1. ЗАГАЛЬНІ ПОЛОЖЕННЯ
   1. Опис предметного середовища

Пневмонія залишається госторою проблемою в Україні і світі. Це зумовлено, її поширеністю, високими показниками смертності, а також значними економічними втратами внаслідок цього захворювання.

Пневмонія — гостре інфекційне захворювання, переважно бактеріальної етіології, яке характеризується вогнищевим ураженням респіраторних відділів легень та наявністю внутрішньоальвеолярної ексудаці[1].

Зазвичай захворювання виникає через ураження бактеріями, рідше вірусами чи іншими мікроорганізмами, наприклад грибки та найпростіші.

В першу чергу хвороба уражає альвеолами, повітряні міхурці.

Вченими виявлено більш 100 видів виявлених збудників запалення легень, лише декілька з них спричиняють більшість випадків пневмонії.

При захворюванні у хворого наявні такі симптоми як кашель, біль у грудях, гарячка, ускладнене дихання, хропіння, озноб.

Серед симптомів частіше спостерігається втома у 90% хворих ,кашель та підвищена температура у 75-79% хворих.

Серед хворих на пневмоніюiї переважають чоловіки - 55%. Захворюваність пневмонією збільшується з віком. Найбільш висока летальність спостерігається серед осіб старше 55 років

У групі ризику люди похилого віку, курці ,алкоголіки: куріння,  також пацієнти ,які мають [імунодефіцит](https://uk.wikipedia.org/wiki/%D0%86%D0%BC%D1%83%D0%BD%D0%BE%D0%B4%D0%B5%D1%84%D1%96%D1%86%D0%B8%D1%82), хронічну обструктивну хворобу легенів, хронічну хворобу нирок та хворобу печінки.

Фактори ризику:

1. Паралельним захворюванням при гострій пневмонiї є запальні захворювання носоглотки та придаткових пазух. Через тещо порушується носове дихання , створюються умови для попадання інфікованого секрету в бронхи.

2. Також фактором ризику є бронхіальна астма, хронічні обструктивних бронхіти, локальні обструкції бронхів пухлиною, стороннім тілом , це призводить до порушення перистальтичних скорочень бронхів а також мукоцилiарного транспорт, а це в свою чергу призводить до затримки слизу.

3. У хворих на алкоголізм порушений глотковий рефлекс, що призводить до періодичної аспірації ротоглоткової флори, це теж підвищує ризик захворювання.

4. Через вдихання токсичних речовин у курців страждає війчастий епiтелій, розвивається функціональна недостатність альвеолярних макрофагів ,вдихання викликає поширені опіки слизової оболонки бронхолегеневого апарату, це підвищує ризик вторинного iнфікування. Виникає порушення дренажної функції , це сприяє бронхогенному поширенню інфекції

Для діагностики застосовують рентгенографію легень і [бактеріологічний посів](https://uk.wikipedia.org/wiki/%D0%91%D0%B0%D0%BA%D1%82%D0%B5%D1%80%D1%96%D0%BE%D0%BB%D0%BE%D0%B3%D1%96%D1%87%D0%BD%D0%B8%D0%B9_%D0%BF%D0%BE%D1%81%D1%96%D0%B2) [мокротиння](https://uk.wikipedia.org/wiki/%D0%9C%D0%BE%D0%BA%D1%80%D0%BE%D1%82%D0%B8%D0%BD%D0%BD%D1%8F), аналіз крові.

 Рентгенологічна картина залежить від фази розвитку запального процесу. В період вираженої клінічної картини хвороби на рентгенограмі виявляють вогнищеві тіні різних розмірів, часто розміщених локалізовано. У випадку сегментарної пневмонії спостерігається гомогенна тінь з чіткими контурами в межах сегменту. [2]

У стадії захворювання «прилив» на рентгенограмах визначається підсилення легеневого малюнку а також зниження прозорості фону через переповнення кров'ю легеневих судин. Якщо у пацієнта на ренгені зона ураження менша за одну долю, діагностика змін стає складнішою. Корінь легені яка є ураженою розширений а також його струткура розмита. При ураженні нижньодольових сегментів спостерігається зниження рухомості куполу діафрагм[3]

У стадії гепатизацiї є гомогенні інтенсивні затемнення, які за щільністю нагадують ателектаз без зміщення органів середостення у бік ураження. Інтенсивність тіні у напрямку до периферiї збільшується. При масивній крупозній пневмонiї із залученням цілої долі легені тінь однорідна на всьому протязі. Найбільш частим для крупозної пневмонiї є ураження 2-3 сегментів (70% хворих). 1-3 сегменти вражаються тільки у 5% хворих. Пневмонiя правосторонньої локалiзацiї спостерігається у 1,7 разів частіше, ніж лівосторонньої. Ураження ділянок легень уздовж міждольових щілин можна діагностувати тільки рентгенологічно - аускультативні симптоми не виявляються, оскільки фокус розташований дуже глибоко. [3]

* 1. Опис процесу діяльності

Дана робота присвячена аналізу захворювань легень за допомогою рентгенівських знімків.

Оскільки це найпоширеніший і доступний спосіб діагностики хвороб легень. З розвитком інформаційних технологій і збільшенням об’ємів інформації постала проблема обробки і аналізу. Оскільки захворювання легень є досить поширеними, а лабораторії в деяких країнах світу не справляються з швидкістю захворюваності – проблема є досить гострою.

Для вирішення її пропонується сервіс розпізнавання пневмонії за рентгенівським знімком.

Раніше до створення даного сервісу знімки міг аналізувати лише експерт – лікар рентгенолог, за рядом ознак він робив висновки щодо захворювання. З появою даного сервісу аналіз може зробити і людина без медичної освіти, для отримання результату потрібно завантажити знімок у систему і алгоритм дасть відповідь. Дане програмне забезпечення може використовуватись експертом для першого аналізу зображення, а бо при великих навантаженнях на систему охорони здоров’я для повноцінного автоматизованого аналізу, та збору статистики про захворюваність. Це пришвидшить процес лікування та діагности захворювання.

Завдяки розробленій системі процес аналізу спроститься і не потребуватиме кваліфікованого лікаря, користувач лише має мати базові знання використання комп’ютера. Це допоможе провезти первинний аналіз перед заключенням лікаря, без участі самого лікаря.

Така система може бути корисна якщо наприклад в лікарні немає лікаря рентгенолога і він може працювати лише декілька днів на тиждень, або на декілька тижнів. Проведення рентгенів не буде призупинятися при відсутності фахівця, а також коли лікар розпочне діяльність, він одразу зможе бачити які знімки з наявними змінами і зможе їх дослідити першочергово.

Або така система може бути корисною якщо існує велике навантаження на лікарню, або на систему охорони здоров’я, пацієнти знімки яких система визначила як хворих, можуть бути оглянуті першочергово.

* 1. Опис функціональної моделі

Спроектуємо функціональну модель системи, опишемо дійових акторів системи і дії, які вони можуть виконувати з системою.

У системі аналізу рентгенівських знімків є один актор – користувач, який проводить аналіз зображення.

Користувач може проводити аналіз рентгенівського знімку, та переглядати збережені результати, а також логінитись і створювати акаунт, переглядати свій вкаунт.

Розглянемо дії, які може виконати користувач системи, представленні на схемі варіантів використання.

Користувач в системі може:

- авторизуватися: користувач може зайти в існуючий аккаунт за допомогою логіну і паролю. Якщо користувач не має акаунта ,він може його створити, ввівши адресу електронної пошти, ім’я користувача, і пароль. Без авторизації користувач не матиме змоги проводити аналіз зображення і переглядати збережені результати.

- переглянути свій профіль: користувач має змогу переглянути профіль, дані які використовувались при реєстрації.

-провести аналіз зображення: користувач може завантажити зображення з файлової системи в дозволеному форматі, відправити дані для аналізу, та отримати розгорнутий результат аналізу.

- продивитись історію досліджень: користувач має можливість передивитись історію досліджень, які він проводив у системі.

* 1. Огляд наявних аналогів

В ході проведеного аналізу не було знайдено аналогів програмного забезпечення з представленою функціональністю, але можна порівняти різні підходи розв’язання даної задачі.

1. В роботі розглядається два методи для визначення пневмотораксу за рентгенівськими знімками.

Перший метод ,що розглядається метод опорних векторів. Риси відокремлюються за допомогою Локального бінарного шаблону. Класифікація рентгенівських зображень  визначається Методом опорних векторів.

Другий метод досліджений в роботі оснований на сегментації по інтенсивності досліджуваного зображення. Для сегментації аномальних областей видаляється фон та шуми, границі ребер визначаються за допомогою оператора Собеля. Розглядається два класи зображень – знімки у яких змін не виявлено і знімки де наявний пневмоторакс.

70% знімків легенів (36 нормальних випадків та 22 випадки пневмотораксу) використовувались для фази тренувань, тоді як 30% знімків легенів (16 нормальних випадків та 10 випадків пневмотораксу) використовувались для фази тестування. Проведено 5 випробувань отриманий  із варіацією точності від 76,9% до 88,4%.[4-5]

1. Дослідження проведено групою Індійських учених.  Станом на березень 2011 року Індія є другою за чисельністю населення країною в світі. Більшість населення проживає в сільських районах і не має доступу до медицини, через це частота тестування населення є досить низькою, що призводить до швидкого поширення захворювання COVID-19 на території Індії. Також великою проблемою є те що на 1 000 000 людей лише 3 рентгенологи, що робить майже неможливим дослідження великої кількості знімків.

Тому групою індійських вчених  була запропонована автоматизована система з розпізнавання пневмонії  , COVID-19 та легень без аномалій за рентгенівськими знімками

Розпізнавання виконується за допомогою KE Sieve алгоритму.

Розглядається три класи зображень: зображення без змін, зображення з пневмонією та з COVID-19 .

 Алгоритм KE Sieve є неітераційним і має можливість інкрементально навчатись.

Для випадків пневмонії отримано точність 99%, для випадку COVID-19 - 100%, для легень без змін 96% [6]

1. Розробка COVID-GAPS, фреймворку для дослідження COVID-19 за рентгенівськими знімками. Фреймворк базується на капсульних мережах - CapsNet.  Архітектура розпізнавача складається з чотирьох згорткових шарів та трьох капсульних шарів. Вхідними даними є 3D рентгенівські знімки. Розпізнавання виконується за двома класами є COVID-19 чи немає.

Для навчання використовувався датасет з чотирма класами зображень: здорові легені, бактеріальна пневмонія, вірусна пневмонія, COVID-19.

Використовуючи набір даних, запропонований COVID-CAPS досяг точності 95,7%, чутливості 90%, специфічності 95,8% та AUC 0,97. [7]

4.    У роботі за допомогою машинного навчання автоматизують процес виявлення різних захворювань на рентгенівських знімках грудної клітки. Досліджується ефективність сегментації легенів та виключення тіней   для аналізу 2D зімків легень методами глибокого навчальння, щоб допомогти рентгенологам виявити підозрілі зміни та новоутвореня у хворих на рак легенів. Точність розпізнавання отримана 99%. [8-9]

Отже, після проведеного аналізу аналогів можемо дійти висновку, що існує багато наукових робіт, досліджень в галузі розпізнавання захворювань за рентгенівськими знімками ,і результати отримані дуже хороші, але не існує якогось додатку який міг би використовуватися лікарями для аналізу , отже потрібно розробити систему, яка дозволить зробити аналіз знімку хворого і зробити висновок про наявність або відсутність змін у легенях.

* 1. Постановка задачі

1.3.1 Призначення розробки

Призначення розробки - розпізнавання пневмонії за рентгенівськими знімками збережених в різних форматах.

1.3.2 Цілі та задачі розробки

Метою розробки є полегшення процесу розпізнавання пневмонії, збільшення точності аналізу при аналізі хворих, надання можливості аналізування даних без участі лікаря.

Для розробки даного програмного забезпечення мають бути вирішені такі проблеми:

* Розробити архітектуру нейронної мережі
* Підтримка можливості зручного перегляду історії зображень
* Підтримка можливості завантажити зображення для аналізу
* Виведення результату в зручному і зрозумілому для користувача навіть без медичної освіти форматі.
* Підтримка аналізу зображень різних розмірів та форматів
* Виведення результату в зручному і зрозумілому для користувача навіть без медичної освіти форматі.
* Підтримка можливості ввійти в систему
* Розробка функціоналу створення акаунту
* Зібрати достатньо великий датасет для навчання та тестування роботи нейронної мережі. Датасет має містити достатню кількість прикладів здорових легень і легень зі змінами.
* Навчання нейронної мережі на прикладах

Висновок до розділу

На даному етапі було описано предметне середовище , досліджені його особливості. Досліджене поняття пневмонії як захворювання, його розповсюдженість і небезпечність для різних категорій населення. Була описана функціональна модель, описані актори, які можуть використовувати систему, були описані дії ,які вони можуть виконувати з системою. Використовуючи цю інформацію були досліджені можливі підходи для розв’язання такої проблеми та аналоги. В ході проведеного дослідження стало зрозуміло що аналогів подібних до даної системи немає. Отже була досліджена актуальність програмного продукту, сформульовано призначення розробки, і досліджені проблеми, які може вирішувати система.

1. ІНФОРМАЦІЙНЕ ЗАБЕЗПЕЧЕННЯ
   1. Вхідні дані

В системі існує два типи вхідних даних : дані для навчання нейронної мережі, та дані користувача. До першої категорії відноситься датасет з зображеннями легень з мітками, на якому навчалася нейронна мережа. До другої категорії відносяться данні користувача, які він вносить при реєстрації а саме : ім’я користувача в системі, адреса електронної пошти, пароль для входу в систему.

Опишемо докладніше першу категорію даних.

Для навчання нейронної мережі потрібен досить великий набір даних, які заздалегідь промарковані. При навчанні нейрона мережа знає до якої категорії відноситься те чи інше зображення. В даній роботі використовувалось навчання нейронної мережі – з учителем.

Проблема збору даних є чи найважливішою при створені класифікатора, оскільки від кількості та якості даних залежить точність роботи нейронної мережі.

Для тренування нейронної мережі було використано

* Зображення здорових легень: 1341 приклади
* Зображення легень з пневмонією: 3875 приклади

Для валідаційного датасету було використано:

* Зображення здорових легень: 8 прикладів
* Зображення легень з пневмонією: 8 прикладів

Вибірка включає в себе достатньо багато прикладів для навчання з обох категорій, але прикладів пневмонії значно більше, що робить датасет незбалансованим, при навчанні нейронної мережі це було враховано. Набір даних містить багато зображень різної якості та розмірів, це допоможе отримати точні результати класифікатора при роботі з даними різної якості кінцевого користувача.

* 1. Вихідні дані

Вихідними даними є об’єкт, що містить значення ймовірності з якою зображення належить до того чи іншого класу.

Такий формат дозволяє оцінити з якою ймовірністю пацієнт має пневмонію.

* 1. Опис структури бази даних

Розглянемо структуру бази даних. База даних містить такі таблиці:

* Images: таблиця містить результати аналізу зображення.
* User: таблиця містить дані користувача.

Опишемо структуру таблиці Images.

Таблиця 2.1 – Опис таблиці Images

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| Назва поля | Тип даних | Опис |
| Id | INTEGER | Унікальний Id запису, первинний ключ в таблиці |
| result | VARCHAR | Результат перевірки зображення |
| conclusion | VARCHAR | Загальні висновки щодо отриманого результату |
| probability | VARCHAR | Вірогідність належності аналізованого зображення до класу пневмонія у відсотках |
| status | VARCHAR | Статус аналізованого зображення, в залежності від вірогідності. |
| Email | VARCHAR | електрона адреса користувача, що проводив аналіз зображеня |
| identifier | VARCHAR | Унікальний ідентифікатор перевірки |
| date | VARCHAR | Дата і час аналізу |

Таблиця 2.2 – Опис таблиці Images

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| Назва поля | Тип даних | Опис |
| id | INTEGER | Унікальний Id запису, первинний ключ в таблиці |
| Назва поля | Тип даних | Опис |
| email | VARCHAR | Електронна адреса користувача |
| password | VARCHAR | Пароль користувача |
| name | VARCHAR | Ім’я користувача в системі |

Висновок до розділу

В даному розділі були описані вхідні дані, їх джерела. Оскільки для класифікації буде використовуватися нейрона мережа, були описані вимоги, яким мають відповідати шукані дані. Також були описані проблеми з які наявні в знайдених даних.

Наряду з вхідними даними, були описані вихідні дані, їх форма, та інформація, яку вони будуть нести кінцевому користувачу при аналізі.

Наприкінці розділу була описана структура бази даних, вміст таблиць та зв’язки між ними.

1. МАТЕМАТИЧНЕ ЗАБЕЗПЕЧЕННЯ
   1. Змістовна постановка задачі

Існує набір даних великого розміру з ренгенівськими знімками. Зображення мають різний розмір та якість. Кожне зображення має ярлик , що означає наявність або відсутність пневмонії на знімках. Необхідно на основі навчальної вибірки створити алгоритм, що зможе за зображенням легенів класифікувати знімок або до класу з наявною пневмонією, або з відсутньою.

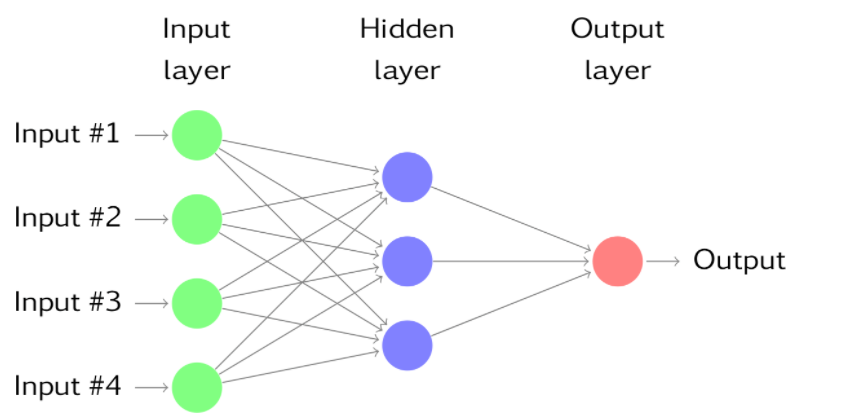
* 1. Математична постановка задачі

Штучна нейрона мережа — це математична модель, що представляє собою систему з’єднаних і взаємодіючих між собою простих процесорів (штучних нейронів).[10]

Такі системи навчаються на прикладах конкретних даних розв’язувати проблему, при використанні не потребують спеціального програмування під конкретну задачу.

Нейронну мережу можна розглядати як мережу «нейронів», які організовані шарами. Вхідні дані формують нижній шар, а прогнози (або результати) - верхній шар. Також можуть бути проміжні шари, що містять приховані нейрони, які і роблять мережу нелінійною.

Рисунок 3.1



На рисуноку 3.1 показано нейронну мережу з чотирма предикторами. Коефіцієнти, які прикріплені предикторів, називаються вагами - . Прогнози отримуються комбінацією вхідних даних. Ваги обираються спочатку рандомно, а потім корегуються за допомогою алгоритму навчання, метою якого є мінімізація функції витрат. Це функція, яка описує відхилення відповіді ,яку видає класифікатор від очікуваного результату.

Нейрони, які утворюють один шар мережі з’днані між собою зв’язками подібними до синапсів. Кожне з'єднання між нейронами передає сигнал від одного нейрону до іншого, а потім штучний нейрон, який отримав сигнал, обробляє його, й потім передає його штучним нейронам, приєднаним до нього синапсами.

Розглянемо найпростішу модель нейрона Рисунок. 3.2.

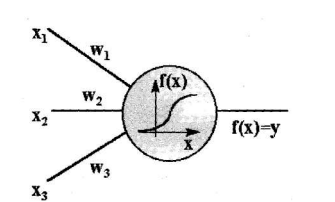


Рисунок 3.2 модель найпростішого нейрона [10]

На рисунку 3.2 зображена модель простого нейрону з трьома входами, кожний вхід має вагу ,,

Нехай до зв’язків надходять імпульси силою - ,,, тоді відповідно до нейрона надходять імпульси - ,,.

Тоді сумарний імпульс, який отримає нейрон



Сила вихідного імпульсу дорівнює



Вибір функції активації залежить від архітектури нейронної мережі.

Алгоритм навчання нейронної мережі -

* 1. Ініціалізувати всі ваги  рандомним чином ,малими числами,

Де  - це вага на шляху між  - нейроном  шару та  – нейроном  – шару.

* 1. Алгоритм прямого розповсюдження
     + - 1. На вхід 0 шару мережі надати приклад з датасету, проставити вхідне значення для кожного нейрону, і мітку для вихідного шару мережі.
         2. Розрахувати загальне вхідне значення від 0 шару до внутрішнього кожного нейрону наступного шару мережі  ,розрахувати вихідне значення  за допомогою функції активації. Повторити процес для інших шарів мережі. Для них вхідним значенням буде вихідне значення передуючого шару.



* 1. Алгоритм зворотного розповсюдження
     + - 1. Розрахувати матрицю з  шару до  отже . Функція витрат



Розрахуємо градієнт для кожної ваги між останнім та передостаннім шаром мережі.



* + - * 1. Розрахувати градієнт для передостаннього шару



* + - * 1. Оновити значення ваг для кожної ваги нейронної мережі



де - швидкість навчання

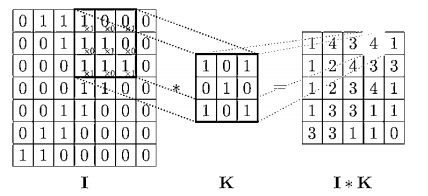
* 1. Повернутися на крок 2 і повторювати алгоритм стільки разів скільки задано ітерацій навчання.

Для розпізнавання буде використовуватись мережа з згортковими шарами.

Ці шари нейронної мережі застосовують до матриці вхідного зображення операцію згортки. Потім передаючи результат згортки до наступного шару нейронної мережі, часто, які є незгортковими. Операція згортки імітує виокремлення ознаки зображення.

Опишемо операцію згортки.

Нехай ми маємо двовимірне зображення  і матрицю розмірності . Матриця  - це фільтр згортки, або рецептивне поле, вона побудована таким чином, що кодує в собі якусь ознаку, яка може бути наявною на шуканому класі зображень. Обчислюється згортка ,накладаючи при цьому фільтр всіма можливими способами і записуючи в результуючу матрицю суму елементів вхідного зображення і фільтра.





Розмір фільтру  обирається в залежності від задачі.

Отже, вхідне значення для нейрону шару  обчислюється за формулою



* 1. Обґрунтування методу розв’язання

Згорткові нейронні мережі — це клас штучних мереж [прямого поширення](https://uk.wikipedia.org/wiki/%D0%9D%D0%B5%D0%B9%D1%80%D0%BE%D0%BD%D0%BD%D0%B0_%D0%BC%D0%B5%D1%80%D0%B5%D0%B6%D0%B0_%D0%BF%D1%80%D1%8F%D0%BC%D0%BE%D0%B3%D0%BE_%D0%BF%D0%BE%D1%88%D0%B8%D1%80%D0%B5%D0%BD%D0%BD%D1%8F), особливість цієї архітектури полягає в тому що для розв’язку задачі використовуються згорткові шари.

Успішність застосування цього алгоритму для розпізнавання образів пов’язана з тим, що згорткові мережі використовують фільтри для розпізнавання окремих ознак. А також, те що обробка конкретної частини зображення проходить незалежно від місця її знаходження.

Операція згортки повторює процес виокремлення деталей оком людини, за допомогою фільтрів, які використовуються для операції згортки.

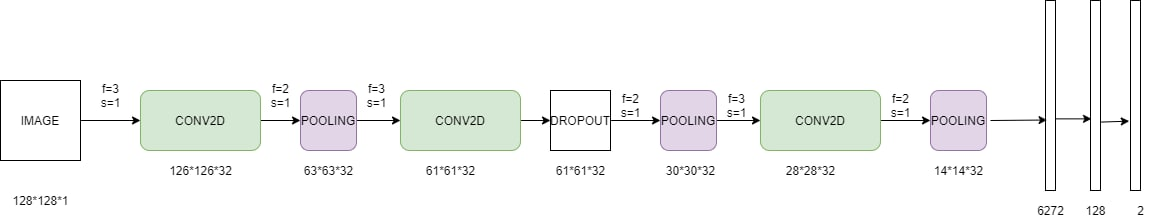
Шар згортки може мати будь-яку кількість фільтрів різного розміру. Фільтри у процесі навчання підбираються під конкретну задачу класифікації. Навчання згорткової мережі - це навчання цих фільтрів, які є вагами для мережі. Таким чином, мережа може повністю розкрити деталі, які є важливими для розпізнавання.

Також алгоритм не потребує такої сильної попередньої обробки зображення, як інші алгоритми розпізнавання зображень.

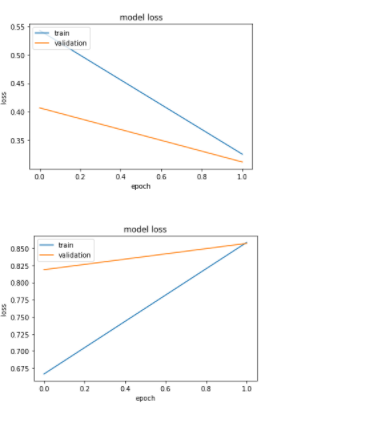
Саме ці відмінності роблять згорткові мережі точними для задачі розпізнавання образів.

* 1. Опис методу розв’язання

Для розв’язання заданої задачі розроблялась і навчались така модель нейронної мережі.



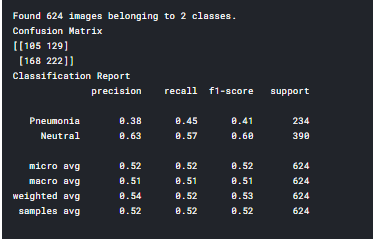
Результати навчання на тестовому та валідаційному датасеті:



Точність розпізнавання та значення функції витрат:



Матриця помилок та звіт класифікації:



Як бачимо точність моделі складає 85%. При навчанні інших моделей було отримано вищу точність, це досягалось за рахунок кращого розпізнавання нормального стану легенів, але було прийняте рішення зупинитись саме на цій моделі, оскільки для задачі важливіше точніше класифікувати випадки з пневмонією.

Висновки:

В даному розділі було сформульовано змістовну постановку задачі. Окреслена проблема, яку має вирішувати класифікатор. Визначена форма вхідних даних, на яких буде навчатися класифікатор. В розділі Математична постановка задачі було визначено поняття нейронної мережі, і її складових. Описано модель штучного нейрона, як складової нейронної мережі. Також було сформульовано алгоритм навчання мережі. Наприкінці пункту було визначено поняття згортки та згорткового шару мережі. В розділі огрунтування методів розв’язання було проаналізовано згорткові мережі, як метод розпізнавання образів. Було наведено переваги цього методу над іншими для розв’язання задачі розпізнавання. Ми дійшли висновку, що така особливість згорткових шарів, як фільтри в згорткових шарах може суттєво вплинути на точність роботи класифікатора, а також великою перевагою стало те що даний алгоритм потребує меншої обробки даних. В Розділі Опис методу розв’язання була описана архітектура нейронної мережі, яка використовувалась для задачі розпізнавання випадків з пневмонією та нормальних випадків. Були наведені результати експериментів на тестовому датасеті, а саме: графік витрат моделі, матриця помилок, звіт класифікації та обраховано значення точності моделі та значення функції помилок.