

Міністерство освіти і науки України
Державний ВНЗ «Національний гірничий університет»

Факультет інформаційних технологій
(факультет)

Кафедра програмного забезпечення комп'ютерних систем
(повна назва)

ПОЯСНЮВАЛЬНА ЗАПИСКА
дипломної роботи

магістра
(назва освітньо-кваліфікаційного рівня)

галузь знань *12 Інформаційні технології*
(шифр і назва галузі знань)

спеціальність *122 Комп'ютерні науки*
(код і назва напряму підготовки)

спеціалізація *Інформаційні управляючі системи та технології*
(код і назва спеціальності)

освітній рівень *магістр*
(назва освітнього рівня)

кваліфікація *інженер з комп'ютерних систем*
(назва кваліфікації)

на тему: *Обґрунтування методики контролю стану струменевого млина
на основі класифікації акустичного сигналу за допомогою
штучної нейронної мережі*

Виконавець:

студент 2 курсу, групи 122м-16-1

(підпис)

Громаков В.В.
(прізвище та ініціали)

Керівники	Посада, прізвище, ініціали	Оцінка	Підпис
проекту	<i>д.т.н., проф. Алексєєв М.О.</i>		
розділів:			
Спеціальний	<i>д.т.н., проф. Алексєєв М.О.</i>		
Економічний	<i>доц. Касьяненко Л.В.</i>		

Рецензент			
-----------	--	--	--

Нормоконтроль	<i>доц. Коротенко Л.М.</i>		
---------------	----------------------------	--	--

Дніпропетровськ
2018

3 ОЧІКУВАНІ НАУКОВІ РЕЗУЛЬТАТИ

Наукова новизна результатів, що очікуються, полягає у:

- вперше було виконано аналіз вихідного сигналу струминного млина на основі використання штучної нейронної мережі;
- вперше було використання штучну нейронну мережу для визначення стану млина.

Практична цінність результатів полягає у:

- проведено чисельний аналіз статистичних характеристик оцінок часових рядів за допомогою штучної нейронної мережі;
- розроблений метод може бути використано у напрямку підвищення ефективності роботи підприємств різних галузей;
- контроль рівня заповнення млина дозволить забезпечити максимальну продуктивність млина та відповідну якість продуктів помолу.

4 ВИМОГИ ДО РЕЗУЛЬТАТІВ ВИКОНАННЯ РОБОТИ

Результати магістерської роботи повинні відповідати вимогам паспорту наукової спеціальності 05.13.06 – «Інформаційні технології».

Результати досліджень мають бути подані у вигляді, що дозволяє безпосереднє використання методики формування класифікаційних ознак інформаційних процесів управління при їх класифікації з метою оцінки функціонального стану об'єкту. Згідно виробничих функцій та професійних задач магістра, які виносяться на кваліфікаційну роботу, повинні бути розроблені програмна документація та відповідні програмні засоби.

5 ЕТАПИ ВИКОНАННЯ РОБІТ

Найменування етапів робіт	Строки виконання робіт (початок – кінець)
Збір інформації для дослідження предметної області	16.10.2017 – 02.11.2017
Дослідження методів для вирішення поставленого завдання	06.11.2017 – 01.12.2017
Експериментальні дослідження	04.12.2017 – 29.12.2017
Економічна частина	15.01.2018 – 23.01.2018

6 РЕАЛІЗАЦІЯ РЕЗУЛЬТАТІВ ТА ЕФЕКТИВНІСТЬ

Економічний ефект від використання розглянутого методу в якості додаткового засобу для моніторингу стану струменевого млина полягає в тому, що покращиться якість роботи млина та зменшаться витрати

Соціальний ефект від реалізації результатів роботи очікується позитивним завдяки підвищенню зручності використання в роботі, підвищенню надійності та легкості у використанні для користувачів.

7 ДОДАТКОВІ ВИМОГИ

Відповідність оформлення:

1. ДСТУ 3008-95. Документація. Звіти у сфері науки і техніки.

Структура і правила оформлення.

2. ЕДИНАЯ СИСТЕМА ПРОГРАММНОЙ ДОКУМЕНТАЦИИ – ГОСТ 19.101-77, ГОСТ 19.102-77, ГОСТ 19.103-77, ГОСТ 19.104-78, ГОСТ 19.105-78, ГОСТ 19.106-78, ГОСТ 19.201-78, ГОСТ 19.202-78, ГОСТ 19.401-78, ГОСТ 19.402-78, ГОСТ 19.404-79

Завдання видав

Алексеев М.О.

Завдання прийняв до виконання

Громаков В.В.

Дата видачі завдання: 16.10.2017 р.

Термін подання дипломного проекту до ДЕК _____

РЕФЕРАТ

Пояснительная записка: 58 с., 3 приложения, 29 рисунков, 50 источников.

Объект исследования: акустический сигнал струйной мельницы в виде временного ряда

Предмет исследований: методы классификации акустического сигнала с помощью искусственной нейронной сети

Цель магистерской работы: исследование метода классификации акустического сигнала с помощью искусственной нейронной сети в струйной мельнице

Методы исследования: при решении поставленных задач выполнен анализ и научное обобщение литературных источников по исходным посылкам исследований.

Научная новизна: впервые выполнен анализ выходного сигнала струйной мельницы с помощью искусственной нейронной сети.

Практическое значение: проведено численный анализ статистических характеристик оценок временных рядов с помощью искусственной нейронной сети, разработан метод, который может быть использован в направлении повышения эффективности работы предприятий различных отраслей, контроль уровня заполнения мельницы позволит обеспечить максимальную производительность мельницы и соответствующее качество продуктов помола.

Область применения: предложенная методика может применяться при анализе состояния различных объектов, функционирование которых сопровождается акустическим сигналом.

Значение работы и выводы: показана возможность использования искусственной нейронной сети для оценки функционального состояния мельницы. Произведен анализ и оптимизация использования временных рядов с использованием искусственной нейронной сети для акустического сигнала мельницы.

Список ключевых слов: временной ряд, искусственная нейронная сеть, струйная мельница.

РЕФЕРАТ

Пояснювальна записка: 58 с., 3 додадків, 29 малюнків, 15 джерел.

Об'єкт досліджень: акустичний сигнал струменевого млина у вигляді часового ряду

Предмет досліджень: методи класифікації акустичного сигналу за допомогою штучної нейронної мережі.

Мета магістерської роботи: дослідження методу класифікації акустична сигналу за допомогою штучної нейронної мережі в струменевому млині

Методи дослідження: при вирішенні поставлених завдань виконано аналіз і наукове узагальнення літературних джерел по вихідним посилам досліджень.

Наукова новизна: вперше виконано аналіз вихідного сигналу струменевого млина за допомогою штучної нейронної мережі.

Практичне значення: проведено чисельний аналіз статистичних характеристик оцінок часових рядів за допомогою штучної нейронної мережі, розроблен метод, який може бути використаний в напрямку підвищення ефективності роботи підприємств різних галузей, контроль рівня заповнення млина дозволить забезпечити максимальну продуктивність млина і відповідну якість продуктів помолу.

Галузь застосування: запропонована методика може застосовуватися при аналізі стану різних об'єктів, функціонування яких супроводжується акустичним сигналом.

Значення роботи і висновки: показана можливість використання штучної нейронної мережі для оцінки функціонального стану млина. Зроблено аналіз і оптимізація використання часових рядів з використанням штучної нейронної мережі для акустичного сигналу млина.

Список ключових слів: часовий ряд, штучна нейронна мережа, струменевий млин.

ABSTRACT

Explanatory note: 58 pages, 3 appendices, 29 images and 50 sources.

Objects of research: the acoustic signal of a jet mill in the form of a time series

Subject of research: methods for classifying an acoustic signal using an artificial neural network

Purpose of the master's work: to study the method of classification of an acoustic signal using an artificial neural network in a jet mill

Methods of research: in the solution of the tasks set, analysis and scientific generalization of the literature on the initial premises of the research was carried out.

Scientific novelty: the analysis of an output signal of a jet mill with the help of an artificial neural network was performed for the first time.

Practical significance: numerical analysis of statistical characteristics of time series estimates with the help of an artificial neural network is carried out, a method is developed that can be used to improve the efficiency of enterprises in different industries, monitoring the fill level of the mill will ensure maximum mill productivity and the corresponding quality of grinding products.

Scope: proposed technique can be used in analyzing the state of various objects, the functioning of which is accompanied by an acoustic signal.

Value of the work and conclusions: it is shown the possibility of using an artificial neural network to assess the functional state of the mill. The analysis and optimization of time series using an artificial neural network for the acoustic signal of the mill is made.

List of keywords: time series, artificial neural network, jet mill.

Зміст

Вступ	10
РОЗДІЛ 1. ДОСЛІДЖЕННЯ ПРЕДМЕТНОЇ ОБЛАСТІ І ПОСТАНОВКА ЗАВДАННЯ	12
1.1 Поняття тимчасового ряду	12
1.1.1 Класифікація часових рядів	13
1.2 Млини струменевої енергії	15
1.2.1 Основні класифікації струменевих млинів	15
1.2.2 Пристрій і принцип роботи.....	16
1.2.3 Переваги та застосування	18
РОЗДІЛ 2. ШТУЧНА НЕЙРОННА МЕРЕЖА.....	19
2.1 Поняття штучної нейронної мережі.....	19
2.2. Градієнтний спуск	20
2.3. Кластеризація	20
2.4. Нейронні мережі з прямим зв'язком	21
2.5. Навчання	22
2.6. Алгоритми навчання нейронних мереж	23
2.7. Практичне застосування нейронних мереж для задач класифікації (кластеризації).....	24
2.8. Мета класифікації	24
2.9. Використання нейронних мереж в якості класифікатора.....	25
2.10. Підготовка вихідних даних.....	26
2.11. Кодування вихідних значень	27
2.12. Класифікатори образів	29
2.13. Динамічні мережі (рекурентні, мережі)	30
2.14. Нейронні мережі з тимчасовою затримкою	31
РОЗДІЛ 3. ЕКСПЕРИМЕНТАЛЬНІ ДОСЛІДЖЕННЯ	32
РОЗДІЛ 4. ЕКОНОМІЧНА ЧАСТИНА	45
4.1 Маркетинговые исследования	45
4.2 Економічний ефект	47
4.3 Висновок.....	47
ПЕРЕЛІК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ.....	48
ДОДАТОК А.	53
ДОДАТОК Б	57
ДОДАТОК В.....	58

Вступ

Актуальність роботи. Серед сучасних подрібнених пристроїв найбільш підходять, з точки зору досягнення на них високої інтенсивності механічної обробки і продуктивності, є струменеві млини. У цих пристроях реалізується режим вільного удару (швидкості зіткнень в них можуть досягати 450 м / с) і одиничних зіткнень, що дозволяє вивчати зміни речовини після кількох потужних ударних впливів. В даний час відомі подрібнювальні пристрої цього класу, що дозволяють переробляти десятки тон сировини на годину, а тому результати досліджень можна безпосередньо використовувати для вирішення практичних завдань.

В рамках дипломного проекту було розглянуто струменеві млини, так як вони мають ряд значних переваг:

- низький рівень споживання електричної енергії
- подрібнення відбувається за рахунок зіткнень частинок матеріалу між собою, забезпечує максимальну чистоту отриманого матеріалу і ефективність для широкого спектра матеріалів;
- можливість молоти термочутливі продукти, наприклад, парафін;
- автоматична система управління, що забезпечує простоту в експлуатації і широкі можливості в налаштуванні обладнання.
- краща дисперсність помолу для всіх сухих методів подрібнення.
- струменеві млини мають приблизно такі ж показники ефективності процесу, як і ударні, але значно простіше конструктивно.

Матеріали, отримані струменевим подрібненням, мають ряд відмінних рис. Подрібнення відбувається через зіткнень часток один з одним. При таких зіткненнях виходять мікрочастинки з гострими гранями, що обумовлює сильне збільшення питомої поверхні. Також значно знижується насипна щільність матеріалу.

В останні десятиліття в світі бурхливо розвивається нова прикладна область математики, що спеціалізується на штучних нейронних мережах (ШНМ).

Актуальність досліджень в цьому напрямку підтверджується масою різних застосувань НМ. Це автоматизація процесів розпізнавання образів, адаптивне управління, апроксимація функціоналів, прогнозування, створення експертних систем, організація асоціативної пам'яті і багато інших додатків. За допомогою НМ можна, наприклад, передбачати показники біржового ринку, виконувати розпізнавання оптичних або звукових сигналів, створювати самонавчаючі системи, здатні керувати автомашиною при парковці або синтезувати мови по тексту.

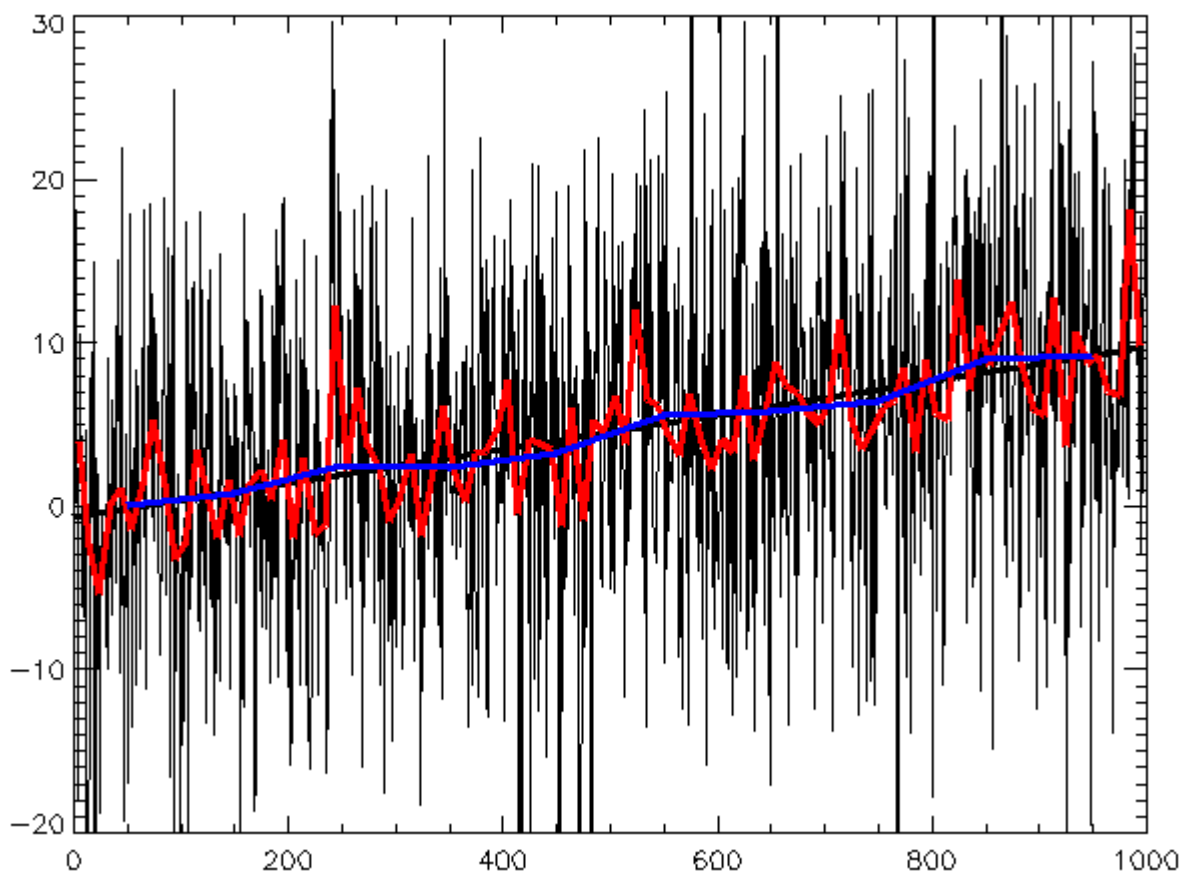
Широке коло завдань, що вирішується НМ, не дозволяє в даний час створювати універсальні, потужні мережі, змушуючи розробляти спеціалізовані НС, що функціонують за різними алгоритмами

РОЗДІЛ 1. ДОСЛІДЖЕННЯ ПРЕДМЕТНОЇ ОБЛАСТІ І ПОСТАНОВКА ЗАВДАННЯ

1.1 Поняття тимчасового ряду

Часовий ряд (або ряд динаміки) – зібраний в різні моменти часу статистичний матеріал про значення будь-яких параметрів (в найпростішому випадку одного) досліджуваного процесу. Кожна одиниця статистичного матеріалу називається виміром або відліком, також допустимо називати його рівнем на вказаний з ним момент часу.

У часовому ряді для кожного відліку має бути зазначено час вимірювання або номер вимірювання по порядку. Часовий ряд істотно відрізняється від простої вибірки даних, так як при аналізі враховується взаємозв'язок вимірювань з часом, а не тільки статистичне різноманітність і статистичні характеристики вибірки.



Мал.1.1. Приклад часового ряду

1.1.1 Класифікація часових рядів

Процеси, перспективи яких необхідно передбачати, найчастіше описуються часовими рядами, тобто послідовністю значень деяких величин, отриманих в певні моменти часу.

Часовий ряд включає в себе два обов'язкові елементи – позначку часу і значення показника ряду, отримане тим чи іншим способом і відповідне зазначеній позначки часу.

Тимчасові ряди розрізняються способом визначення значення, тимчасовим кроком, пам'яттю і стаціонарністю.

Залежно від способу визначення значень часового ряду вони діляться на

- інтервальні тимчасові ряди
- моментні тимчасові ряди

Інтервальний тимчасовий ряд

Інтервальний часовий ряд представляє собою послідовність, в якій рівень явища (значення часового ряду) відносять до результату, накопиченому або знову зробленому за певний інтервал часу. Інтервальним, наприклад, є часовий ряд показника випуску продукції підприємством за тиждень, місяць або рік; обсяг води, скинутої гідроелектростанцією за годину, день, місяць; обсяг електроенергії, виробленої за годину, день, місяць і інші.

Моментний тимчасовий ряд

Якщо ж значення часового ряду характеризує досліджуване явище в конкретний момент часу, то сукупність таких значень утворює моментний тимчасовий ряд. Прикладами моментних рядів є послідовності фінансових індексів, ринкових цін; фізичні показники, такі як температура навколишнього повітря, вологість, тиск, виміряні в конкретні моменти часу, і інші.

Залежно від частоти визначення значень часового ряду, вони діляться на

- рівновіддалені часові ряди
- нерівновіддалені часові ряди

Рівновіддалені тимчасові ряди

Рівновіддалені часові ряди формуються при дослідженні і фіксації значень процесу в наступні один за одним рівні інтервали часу. Більшість фізичних процесів описуються за допомогою рівновіддалених часових рядів.

Нерівновіддалені часові ряди

Нерівновіддалені часовими рядами називаються ті ряди, для яких принцип рівності інтервалів фіксації значень не виконується. До таких рядів відносяться, наприклад, всі біржові індекси в зв'язку з тим, що їх значення визначаються лише в робочі дні тижня.

Залежно від характеру описуваного процесу тимчасові ряди поділяються на:

- часові ряди довгої пам'яті
- часові ряди короткої пам'яті

Часові ряди довгої пам'яті

В цілому, кажучи про часові ряди з довгою пам'яттю, маються на увазі часові ряди, для яких автокореляційна функція убуває повільно (залежність взаємозв'язку між функцією (сигналом) і її зрушеною копією від величини тимчасового зсуву). До часових рядів з довгою пам'яттю відносяться, наприклад, тимчасові ряди біржових індексів.

Часові ряди короткої пам'яті

До часових рядів з короткою пам'яттю відносять часові ряди, автокореляційна функція яких убуває швидко. Швидкість потоку транспорту по

дорогах, а також багато фізичні процеси, такі як споживання електроенергії, температура повітря, відносяться до часових рядів з довгою пам'яттю.

1.2 Млини струменевої енергії

Млин струменевої енергії – це вид млина, в якому немає ударних частинок або агрегатів. Руйнування матеріалу відбувається шляхом зіткнення часток один з одним в потоці повітря або перегрітої пари, а також іноді конструкція передбачає наявність на шляху струменя перегородок для збільшення числа зіткнень.



Мал. 1.2 Млин струменевої енергії

Історія виникнення цього механізму почалася в 1880 році. Саме тоді була запатентована технологія використання потоків газу для дроблення матеріалів. Сам млин струменевої енергії почав розроблятися лише на початку 1925 року.

1.2.1 Основні класифікації струменевих млинів

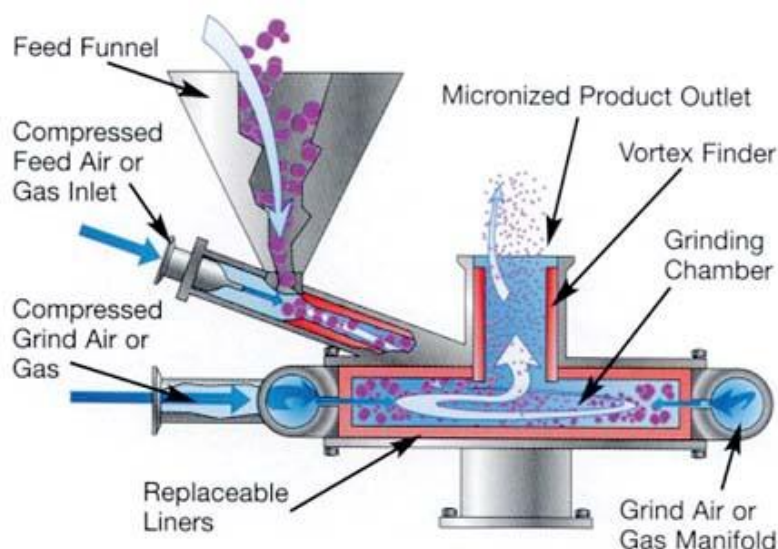
За конструктивними особливостями можна виділити 3 основні типи струменевих млинів:

1. Млини з псевдозрідженим шаром (ємність з сипучим матеріалом має кілька сопел ближче до дна, за допомогою яких і дробиться вихідний матеріал);
2. Кільцеві струменеві млини (кільцева ємність (тор) оснащена соплами, які викликають рух по колу)

3. Спіральні струменеві млини (кільцева ємність з соплами, розташованими під кутом до радіусу)

1.2.2 Пристрій і принцип роботи

У струменевому млині процес дроблення (подрібнення) здійснюється в спеціальній камері. Туди ж подається повітря (стиснений) або нагріте пар. Цей потік змішується з вихідним матеріалом і виходить так званий аерозоль.



Мал. 1.3 Принцип роботи струменевого млина

У процесі входження частинок сировини в потік повітря або газу починаються інтенсивні зіткнення маленьких шматочків між собою. Доведено, що в цей момент подрібнюється до 70% всього матеріалу, а решта 30% доопрацьовуються в процесі руху в потоці.

Крім вище описаних вузлів млин має і інші важливі складові:

Класифікатор

Класифікатор частинок, яким оснащені всі сучасні моделі млинів струменевої енергії, здійснюють відбір частинок потрібної тонини пом'ялу. Цей вузол розташований в корпусі млина, зазвичай у верхній його частині.

На виході з робочої камери стоять поверхні, які направляють потік повітря і забезпечують його рівномірний напрям вгору. У цей момент великі частинки осідають, а більш дрібні спрямовуються вгору. Класифікатор сортує піднімає повітря і видаляє з нього занадто великі частки.

Зовні класифікатор – ротор з лопатками, які розподілені уздовж радіуса його обертання. Дно ротора – особливе кільце, яке здійснює виведення продукту з струменевого млина. Частинки, у яких доцентрові сили достатні, залишають млин. Тобто технічно класифікатор – це центрифуга.

Якщо швидкість обертання ротора у класифікатора збільшити, то розмір часток, вимушених покинути струминну млин зменшиться. Перевагою є те, що такого роду регулювання можна здійснювати під час роботи.

Система аспірації

Потік, який пройшов класифікатор, виявляється в системі аспірації. Ця система містить фільтр, який може пропускати повітря. Відділення частинок матеріалу від потоку здійснюється за рахунок доцентрових сил.

Силова установка

Для отримання стисненого повітря в млинах струменевої енергії використовують двоступеневі компресори.

Для здійснення можливості використовувати замість повітря пар млини оснащують паровим котлом, який функціонує на природному газі, вугіллі або мазуті.

Технічні характеристики

Швидкості вхідних потоків - 400-700 метрів секунду (в деяких моделях досягає 1200 метрів в секунду).

Тиск потоку – 4-45 бар.

Максимальний діаметр вихідних частинок – 1-5 мм.

Швидкість руху лопаток класифікатора - близько 150 метрів в секунду.

1.2.3 Переваги та застосування

Млин струменевої енергії має ряд незаперечних переваг:

1. низький рівень споживання електричної енергії,
2. простота в управлінні, обслуговуванні і заміні вузлів,
3. оперативне переналаштування,
4. безпеку обладнання,
5. продукт виходить високочистим,
6. можливо переробляти речовини, що мають підвищену термочутливість (наприклад, парафін).

Всі перераховані переваги, а головне конструктивні особливості струменевих млинів роблять їх незамінними в виробництві кераміки, пігментів, високообразівних матеріалів. Ефективно працюють вони і у фармацевтичній промисловості.

РОЗДІЛ 2. ШТУЧНА НЕЙРОННА МЕРЕЖА

2.1 Поняття штучної нейронної мережі

Штучна нейронна мережа (ШНМ) — математична модель, а також її програмне або апаратне втілення, побудована за принципом організації та функціонування біологічних нейронних мереж – мереж нервових клітин живого організму. Це поняття виникло при вивченні процесів, що протікають в мозку, і при спробі змодельовати ці процеси. Після розробки алгоритмів навчання одержувані моделі стали використовувати в практичних цілях: в задачах прогнозування, для розпізнавання образів, в задачах управління та ін.

ШНМ є системою з'єднаних і взаємодіючих між собою простих процесорів (штучних нейронів). Такі процесори зазвичай досить прості (особливо в порівнянні з процесорами, використовуваними в персональних комп'ютерах). Кожен процесор подібної мережі має справу тільки з сигналами, які він періодично отримує, і сигналами, які він періодично посилає іншим процесорам. І, тим не менше, будучи з'єднаними в досить велику мережу з керованою взаємодією, такі окремо прості процесори разом здатні виконувати досить складні завдання.

- З точки зору машинного навчання, нейронна мережа являє собою окремий випадок методів розпізнавання образів, дискримінантного аналізу, методів кластеризації та інше.

- З математичної точки зору, навчання нейронних мереж – це багатопараметрична завдання нелінійної оптимізації.

- З точки зору кібернетики, нейронна мережа використовується в задачах адаптивного управління і як алгоритми для робототехніки.

- З точки зору розвитку обчислювальної техніки та програмування, нейронна мережа – спосіб вирішення проблеми ефективного паралелізму.

- А з точки зору штучного інтелекту, ІНС є основою філософської течії коннективізма і основним напрямком в структурному підході з вивчення можливості побудови (моделювання) природного інтелекту за допомогою комп'ютерних алгоритмів.

Нейронні мережі не програмуються в звичному сенсі цього слова, вони навчаються. Можливість навчання – одне з головних переваг нейронних мереж перед традиційними алгоритмами. Технічно навчання полягає в знаходженні коефіцієнтів зв'язків між нейронами. В процесі навчання нейронна мережа здатна виявляти складні залежності між вхідними даними і вихідними, а також виконувати узагальнення. Це означає, що в разі успішного навчання мережа зможе повернути вірний результат на підставі даних, які були відсутні в навчальній вибірці, а також неповних і/або «зашумлених», частково спотворених даних.

2.2. Градієнтний спуск

Градієнтний спуск (англ. gradient descent) — це ітераційний алгоритм оптимізації першого порядку, в якому для знаходження локального мінімуму функції здійснюються кроки, пропорційні протилежному значенню градієнту (або наближеного градієнту) функції в поточній точці. Якщо натомість здійснюються кроки пропорційно самому значенню градієнту, то відбувається наближення до локального максимуму цієї функції; і ця процедура тоді відома як градієнтний підйом (англ. gradient ascent).

Градієнтний спуск відомий також як найшвидший спуск (англ. steepest descent), або метод найшвидшого спуску (англ. method of steepest descent). Градієнтний спуск не слід плутати з методом перевалу для наближення інтегралів.

2.3. Кластеризація

Під кластеризацією розуміється розбиття множини вхідних сигналів на класи, при тому, що ні кількість, ні ознаки класів заздалегідь не відомі. Після навчання така мережа здатна визначати, до якого класу належить вхідний сигнал. Мережа також може сигналізувати про те, що вхідний сигнал не відноситься ні до одного з виділених класів - це є ознакою нових, відсутніх в

навчальній вибірці, даних. Таким чином, подібна мережа може виявляти нові, невідомі раніше класи сигналів. Відповідність між класами, виділеними мережею, і класами, існуючими в предметної області, встановлюється людиною. Кластеризації здійснюють, наприклад, нейронні мережі Кохонена.

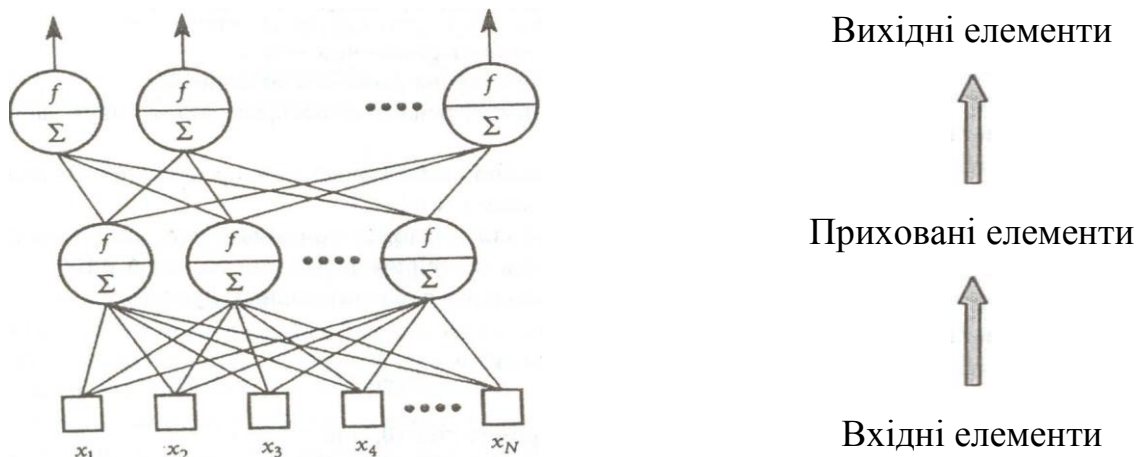
Нейронні мережі в найпростішому варіанті Кохонена не можуть бути величезними, тому їх ділять на гіперслої (Гіперколонка) і ядра (мікроколонки). Якщо порівнювати з мозком людини, то ідеальне кількість паралельних шарів не повинно бути більше 112. Ці шари в свою чергу складають гіперслої (Гіперколонка), в якій від 500 до 2000 мікроколонок (ядер). При цьому кожен шар ділиться на безліч гіперколонок, які пронизують наскрізь ці шари. Мікроколонки кодується цифрами і одиницями з отриманням результату на виході. Якщо потрібно, то зайві шари і нейрони видаляються або додаються. Ідеально для підбору числа нейронів і шарів використовувати суперкомп'ютер. Така система дозволяє нейронних мереж бути пластичними.

2.4. Нейронні мережі з прямим зв'язком

Розглянемо два види нейронних мереж: статичні, які також часто називають мережами з прямим зв'язком (feed-forward), і динамічні, або рекурентні мережі.

Нейронні мережі з прямим зв'язком складаються з статичних нейронів, так що сигнал на виході мережі з'являється в той же момент, коли подаються сигнали на вхід. Організація (топология) мережі може бути різною. Якщо не всі складові її нейрони є вихідними, кажуть, що мережа містить приховані нейрони. Найбільш загальний тип архітектури мережі виходить в разі, коли всі нейрони пов'язані один з одним (але без зворотного зв'язку). У конкретних задачах нейрони зазвичай бувають згруповані в шари.

На мал. 4показана типова схема нейронної мережі з прямим зв'язком з одним прихованим шаром.



Мал. 2.1. Нейронна мережа з прямим зв'язком з одним прихованим шаром (пороги не зазначені)

Цікаво відзначити, що, згідно з теоретичними результатами, нейронні мережі з прямим зв'язком і з сигмоїдній функціями є універсальним засобом для наближення (апроксимації) функцій. Точніше кажучи, будь-яку матеріально значною функцію декількох змінних на компактній області визначення можна як завгодно точно наблизити за допомогою тришарової мережі. При цьому правда, ми не знаємо ні розмірів мережі, яка для цього буде потрібно, ні значень ваг. Більш того, з докази цих результатів видно, що число прихованих елементів необмежено зростає при збільшенні точності наближення. Мережі з прямим зв'язком, дійсно, можуть служити універсальним засобом для апроксимації, але немає ніякого правила, що дозволяє знайти оптимальну топологію мережі для даного завдання.

Таким чином, завдання побудови нейронної мережі є нетривіальною. Питання про те, скільки потрібно взяти прихованих шарів, скільки елементів в кожному з них, скільки зв'язків і які навчальні параметри, в наявній літературі, як правило, трактуються полегшено.

2.5. Навчання

На етапі навчання відбувається обчислення синаптичних коефіцієнтів в процесі вирішення нейронною мережею задач (класифікації, передбачення часових рядів і ін.), в яких потрібний відповідь визначається не за правилами, а

за допомогою прикладів, згрупованих в навчальні множини. Таке безліч складається з низки прикладів із зазначеним для кожного з них значення вихідного параметра, яке було б бажано отримати. Дії, які при цьому відбуваються, можна назвати контрольованим навчанням: "вчитель" подає на вхід мережі вектор вихідних даних, а на вихідний вузол повідомляє бажане значення результату обчислень. Контрольоване навчання нейронної мережі можна розглядати як рішення оптимізаційної задачі. Її метою є мінімізація функції помилок, або невязки, Е на даній безлічі прикладів шляхом вибору значень ваг W . Суть задачі оптимізації стане ясніше, якщо уявити собі графік невязки, що розглядається як функція ваг (ця функція визначена в багатовимірному просторі ваг, де кожному вагового коефіцієнту відповідає своя розмірність). Через нелінійностей функцій активації отримана поверхню в загальному випадку буде дуже складною: поряд з плоскими ділянками на ній будуть локальні мінімуми, сідлові точки, яри.

2.6. Алгоритми навчання нейронних мереж

На етапі навчання відбувається обчислення синаптичних коефіцієнтів в процесі вирішення нейронною мережею задач (класифікації, передбачення часових рядів і ін.), В яких потрібний відповідь визначається не за правилами, а за допомогою прикладів, згрупованих в навчальні множини. Таке безліч складається з низки прикладів із зазначеним для кожного з них значення вихідного параметра, яке було б бажано отримати. Дії, які при цьому відбуваються, можна назвати контрольованим навчанням: «вчитель» подає на вхід мережі вектор вихідних даних, а на вихідний вузол повідомляє бажане значення результату обчислень. Контрольоване навчання нейронної мережі можна розглядати як рішення оптимізаційної задачі. Її метою є мінімізація функції помилок, або невязки, на заданій множині навчання шляхом вибору ваг $\{a_i\}$ і функцій активації $f(v)$.

2.7. Практичне застосування нейронних мереж для задач класифікації (кластеризації)

Рішення завдання класифікації є одним з найважливіших застосувань нейронних мереж. Завдання класифікації представляє собою завдання отнесення зразка до одного з декількох попарно непересічних множин. Прикладом таких завдань може бути, наприклад, завдання визначення кредитоспроможності клієнта банку, медичні завдання, в яких необхідно визначити, наприклад, результат захворювання, рішення задач управління портфелем цінних паперів (продати, купити або «притримати» акції в залежності від ситуації на ринку), задача визначення життєздатних несхильних до банкрутства фірм.

2.8. Мета класифікації

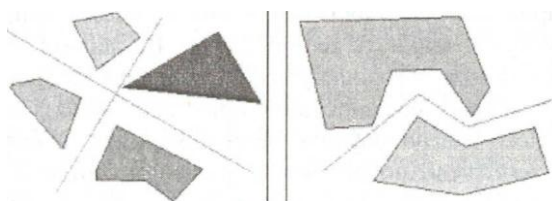
При вирішенні задач класифікації необхідно віднести наявні статичні зразки (характеристики ситуації на ринку, дані медогляду, інформація про клієнта) до певних класів. Можливі кілька способів подання даних. Найбільш поширеним є спосіб, при якому зразок видається вектором. Компоненти цього вектора є різні характеристики зразка, які впливають на прийняття рішення про те, до якого класу можна віднести даний зразок. Наприклад, для медичних завдань в якості компонентів цього вектора можуть бути дані з медичної карти хворого. Таким чином, на підставі деякої інформації про приклад, необхідно визначити, до якого класу його можна віднести. Класифікатор таким чином відносить об'єкт до одного з класів відповідно до визначеного розбиттям N -мірного простору, яке називається простором входів, і розмірність цього простору є кількістю компонент вектора.

Перш за все, потрібно визначити рівень складності системи. В реальних задачах часто виникає ситуація, коли кількість зразків обмежено, що ускладнює визначення складності завдання. Можливо виділити три основні рівні складності.

Перший (найпростіший) - коли класи можна розділити прямими лініями (або гіперплоскостями, якщо простір входів має розмірність більше двох) - так звана лінійна роздільність.

У другому випадку класи неможливо розділити лініями (площинами), але їх, можливо, відокремити за допомогою більш складного поділу - нелінійна роздільність.

У третьому випадку класи перетинаються, і можна говорити тільки про ймовірнісної розделимости.



Мал.2.2. Лінійно и нелінійно розделимые классы

В ідеальному варіанті після попередньої обробки ми повинні по-лучити лінійно роздільна завдання, так як після цього значно спрощується побудова класифікатора. На жаль, при вирішенні реальних завдань ми маємо обмежену кількість зразків, на підставі яких і проводиться побудова класифікатора. При цьому ми не можемо провести таку предобработку даних, при якій буде досягнута лінійна роздільність зразків.

2.9. Використання нейронних мереж в якості класифікатора

Мережі з прямим зв'язком є універсальним засобом апроксимації функцій, що дозволяє їх використовувати в рішенні задач класифікації. Як правило, нейронні мережі виявляються найбільш ефективним способом класифікації, тому що генерують фактично велике число регресійних моделей (які використовуються в рішенні задач класифікації статистичними методами).

На жаль, в застосуванні нейронних мереж в практичних завданнях виникає ряд проблем. По-перше, заздалегідь не відомо, якої складності

(розміру) може знадобитися мережу для досить точної реалізації відображення. Ця складність може виявитися надмірно високою, що потребують складної архітектури мереж. Так, Мінський в своїй роботі «Персептрони» довів, що найпростіші одношарові нейронні мережі здатні вирішувати тільки лінійно роздільні завдання. Це обмеження можна подолати при використанні багатошарових нейронних мереж. У загальному вигляді можна сказати, що в мережі з одним прихованим шаром вектор, відповідний вхідному зразком, перетворюється прихованим шаром в якийсь новий простір, яке може мати іншу розмірність, а потім гіперплоскості, відповідні нейронам вихідного шару, поділяють його на класи. Таким чином, мережа розпізнає не тільки характеристики вихідних даних, але і «характеристики характеристик», сформовані прихованим шаром.

2.10. Підготовка вихідних даних

Для побудови класифікатора необхідно визначити, які параметри впливають на прийняття рішення про те, до якого класу належить зразок. При цьому можуть виникнути дві проблеми. По-перше, якщо кількість параметрів мало, то може виникнути ситуація, при якій один і той же набір вихідних даних відповідає прикладів, які перебувають в різних класах. Тоді неможливо навчити нейронну мережу, і система не буде коректно працювати (неможливо знайти мінімум, який відповідає такому набору вихідних даних). Вихідні дані обов'язково повинні бути несуперечливі. Для вирішення цієї проблеми необхідно збільшити розмірність простору ознак (кількість компонент вхідного вектора, відповідного зразку). Але при збільшенні розмірності простору ознак може виникнути ситуація, коли число прикладів може стати недостатнім для навчання мережі, і вона замість узагальнення просто запам'ятає приклади з навчальної вибірки і не зможе коректно функціонувати. Таким чином, при визначенні ознак необхідно знайти компроміс з їх кількістю.

Далі необхідно визначити спосіб представлення вхідних даних для нейронної мережі, тобто визначити спосіб нормування. Нормировка необхідна,

оскільки нейронні мережі працюють з даними, представленими числами в діапазоні 0..1, а вихідні дані можуть мати довільний діапазон або взагалі бути нечисловими даними. При цьому можливі різні способи, починаючи від простого лінійного перетворення в необхідний діапазон і закінчуючи багатовимірним аналізом параметрів і нелінійної нормування в залежності від впливу параметрів один на одного.

2.11. Кодування вихідних значень

Завдання класифікації при наявності двох класів може бути вирішена на мережі з одним нейроном у вихідному шарі, який може приймати одне з двох значень 0 або 1 в залежності від того, до якого класу належить зразок. При наявності декількох класів виникає проблема, пов'язана з поданням цих даних для виходу мережі. Найбільш простим способом представлення вихідних даних в такому випадку є вектор, компоненти якого відповідають різним номерам класів. При цьому i -я компонента вектора відповідає i -му класу. Всі інші компоненти при цьому встановлюються в 0. Тоді, наприклад, другого класу буде відповідати 1 на 2 виході мережі і 0 на інших. При інтерпретації результату зазвичай вважається, що номер класу визначається номером виходу мережі, на якому з'явилося максимальне значення. Наприклад, якщо в мережі з трьома виходами, ми маємо вектор вихідних значень (0,2; 0,6; 0,4), і бачимо, що максимальне значення має друга компонента вектора, значить клас, до якого належить цей приклад, - 2 .

При такому способі кодування іноді вводиться також поняття впевненості мережі в тому, що приклад відноситься до цього класу. Найбільш простий спосіб визначення впевненості полягає у визначенні різниці між максимальним значенням виходу і значенням іншого виходу, яке є найближчим до максимального. Наприклад, для розглянутого вище прикладу впевненість мережі в тому, що приклад відноситься до другого класу, визначиться як різниця між другою і третьою компонентою вектора і дорівнює $0.6 - 0.4 = 0.2$. Відповідно, чим вище впевненість, тим більша ймовірність того, що мережа

дала правильну відповідь. Цей метод кодування є найпростішим, але не завжди найоптимальнішим способом представлення даних.

Відомі й інші способи. Наприклад, вихідний вектор являє собою номер кластера, записаний в двійковій формі. Тоді при наявності 8 класів нам буде потрібно вектор з 3 елементів, і, скажімо, 3 класу буде відповідати вектор 011. Але при цьому в разі отримання невірної значення на одному з виходів ми можемо отримати невірну класифікацію (невірний номер кластера), тому має сенс збільшити відстань між двома кластерами за рахунок використання кодування виходу за кодом Хеммінга, який підвищить надійність класифікації.

Інший підхід полягає в розбитті завдання з k класами на $k * (k-1) / 2$ підзадач з двома класами (2 на 2 кодування) кожна. Під підзадачею в даному випадку розуміється то, що мережа визначає наявність однієї з компонент вектора. Тобто вихідний вектор розбивається на групи по два компонента в кожній таким чином, щоб в них увійшли всі можливі комбінації компонент вихідного вектора. Число цих груп можна визначити, як кількість неупорядкованих вибірок по два з початкових компонент

$$A_k^n = \frac{k!}{n! (k-n)!} = \frac{k!}{2! (k-2)!} = \frac{k(k-1)}{2}$$

Тоді, наприклад, для завдання з чотирма класами ми маємо 6 виходів (підзадач), розподілених таким чином:

№ підзадач и (выхода)	Компоненты выхода
1	1-2
2	1-3
3	1-4
4	2-3

5	2-4
6	3-4

Де 1 на виході говорить про наявність однієї з компонент. Тоді ми можемо перейти до номера класу по результату розрахунку мережею наступним чином: визначаємо, які комбінації отримали одиничне (точніше близьке до одиниці) значення виходу (тобто які підзадачі у нас активувалися), і вважаємо, що номер класу буде той, який увійшов в найбільшу кількість активованих підзадач (див. таблицю).

№ класу	Акт. виходи
1	1,2,3
2	1,4,5
3	2,4,6
5	3,5,6

Це кодування в багатьох задачах дає кращий результат, ніж класичний спосіб кодування.

2.12. Класифікатори образів

Апріорну щільність ймовірності можна оцінити різними способами. У параметричних методах передбачається, що щільність ймовірності (PDF) є функцією певного виду з невідомими параметрами. Наприклад, можна спробувати наблизити PDF за допомогою гауссових функції. Для того щоб зробити класифікацію, потрібно попередньо отримати оціночні значення для вектора середнього і матриці коваріацій по кожному з класів даних і потім використовувати їх у вирішальному правилі. В результаті вийде поліноміальний вирішальне правило, що містить тільки квадрати і попарні

твори змінних. Вся описана процедура називається квадратичним дискримінантним аналізом (QDA). У припущенні, що матриці коваріацій у всіх класів однакові, QDA зводиться до лінійного дискримінантного аналізу (LDA).

У методах іншого типу - непараметричних - ніяких попередніх припущень про щільність ймовірності не потрібно. У методі «k найближчих сусідів» (kNN) обчислюється відстань між знову надійшли зразком і векторами навчальної множини, після чого зразок відноситься до того класу, до якого належить більшість з k його найближчих сусідів. В результаті цього кордону, що розділяють класи, виходять кусочно-лінійними. У різних модифікаціях цього методу використовуються різні заходи відстані і спеціальні прийоми знаходження сусідів. Іноді замість самого безлічі зразків береться сукупність Центроїд, відповідних кластерів у методі адаптивного векторного квантування (LVQ).

В інших методах класифікатор розбиває дані на групи за схемою дерева. На кожному кроці підгрупа розбивається надвоє, і в результаті виходить ієрархічна структура бінарного дерева. Розділяють кордону виходять, як правило, кусочно-лінійними і відповідають класам, що складається з одного або декількох листя дерева. Цей метод хороший тим, що він породжує метод класифікації, заснований на логічних вирішальних правилах. Ідеї деревовидних класифікаторів застосовуються в методах побудови самонаращуваних нейронних класифікаторів.

2.13. Динамічні мережі (рекурентні, мережі)

Вони побудовані з динамічних нейронів, чия поведінка описується диференціальними або різницевиими рівняннями, як правило, - першого порядку. Мережа організована так, що кожен нейрон отримує вхідну інформацію від інших нейронів (можливо, і від себе самого) і з навколишнього середовища. Цей тип мереж має важливе значення, так як з їх допомогою можна моделювати нелінійні динамічні системи. Це - досить загальна модель, яку потенційно можна використовувати в самих різних додатках, наприклад:

асоціативна пам'ять, нелінійна обробка сигналів, моделювання кінцевих автоматів, ідентифікація систем, завдання управління.

2.14. Нейронні мережі з тимчасовою затримкою

Перед тим, як описати власне динамічні мережі, розглянемо, як мережа з прямим зв'язком використовується для обробки часових рядів. Метод полягає в тому, щоб розбити тимчасовий ряд на кілька відрізків і отримати таким чином статичний зразок для подачі на вхід багатосарової мережі з прямим зв'язком. Це здійснюється за допомогою так званої розгалуженої лінії затримки:



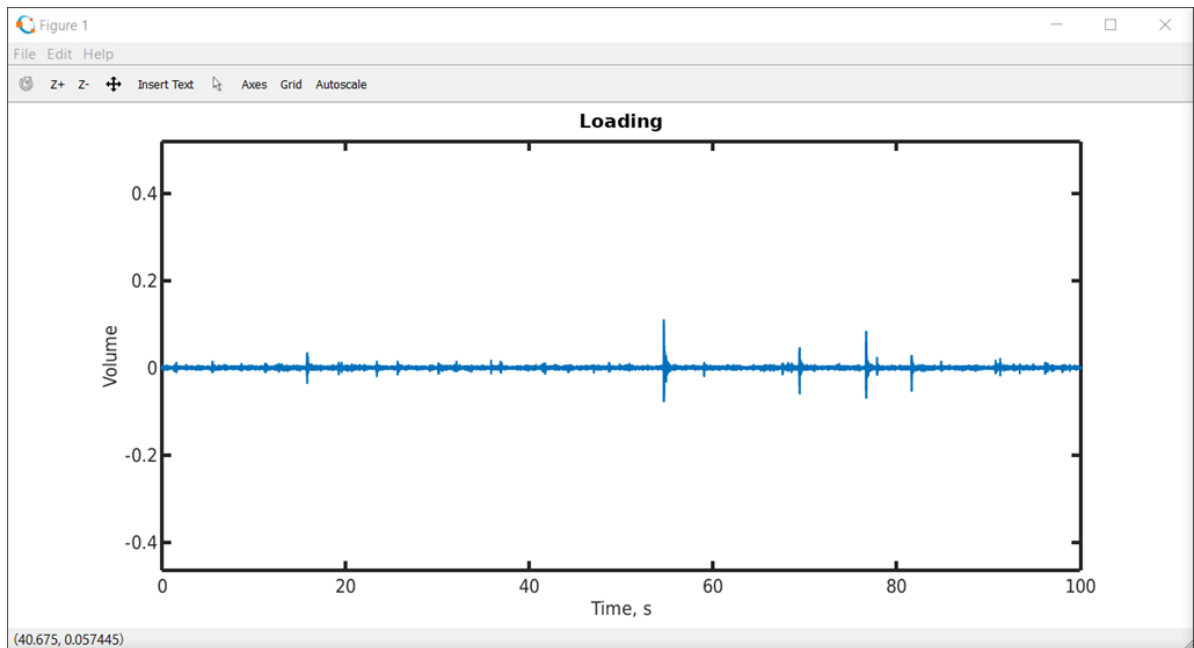
Мал 2.3. Нейронна мережа з тимчасовою затримкою

Архітектура такої нейронної мережі з тимчасовою затримкою дозволяє моделювати будь-яку кінцеву тимчасову залежність.

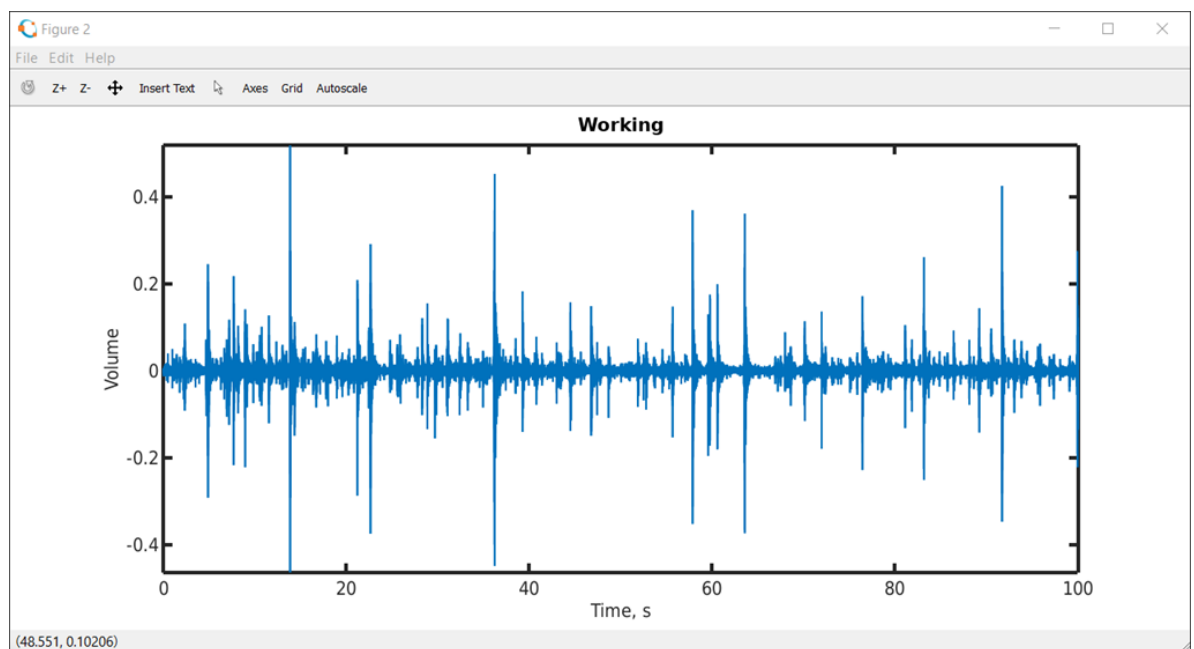
Оскільки рекурентні зв'язки відсутні, така мережа може бути навчена за допомогою стандартного алгоритму зворотного поширення помилки або якогось з його численних варіантів. Мережі такої конструкції успішно застосовувалися в задачах розпізнавання мови, передбачення нелінійних часових рядів і знаходження закономірностей в хаосі

РОЗДІЛ 3. ЕКСПЕРИМЕНТАЛЬНІ ДОСЛІДЖЕННЯ

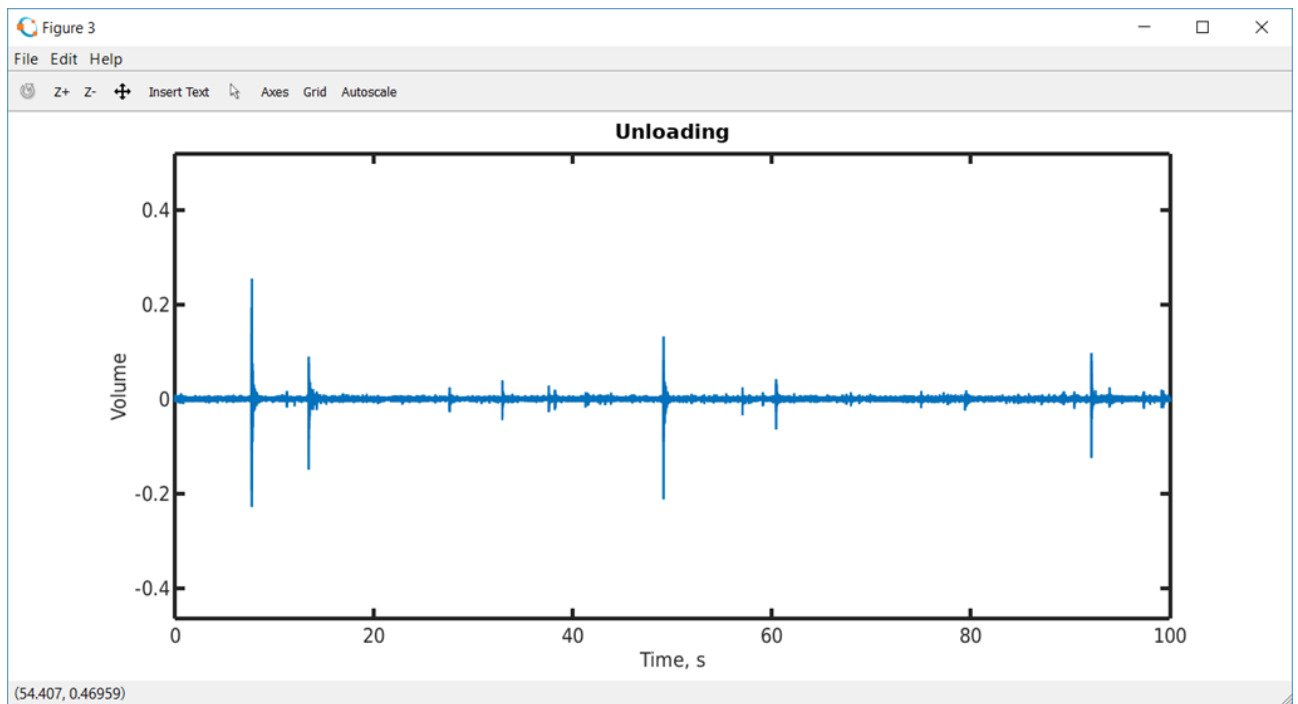
В ході виконання роботи був використаний аудіо-сигнал отриманий під час помолу суміші шлака. Сигнал поділений на 3 частини по 100 секунд, які відповідають трьом станам млина: Завантаження (Loading), Робочий режим (Working) та Розвантаження (Unloading). Частота реєстрації сигналу - 400 1/с



Мал. 3.1. Сигнал завантаження



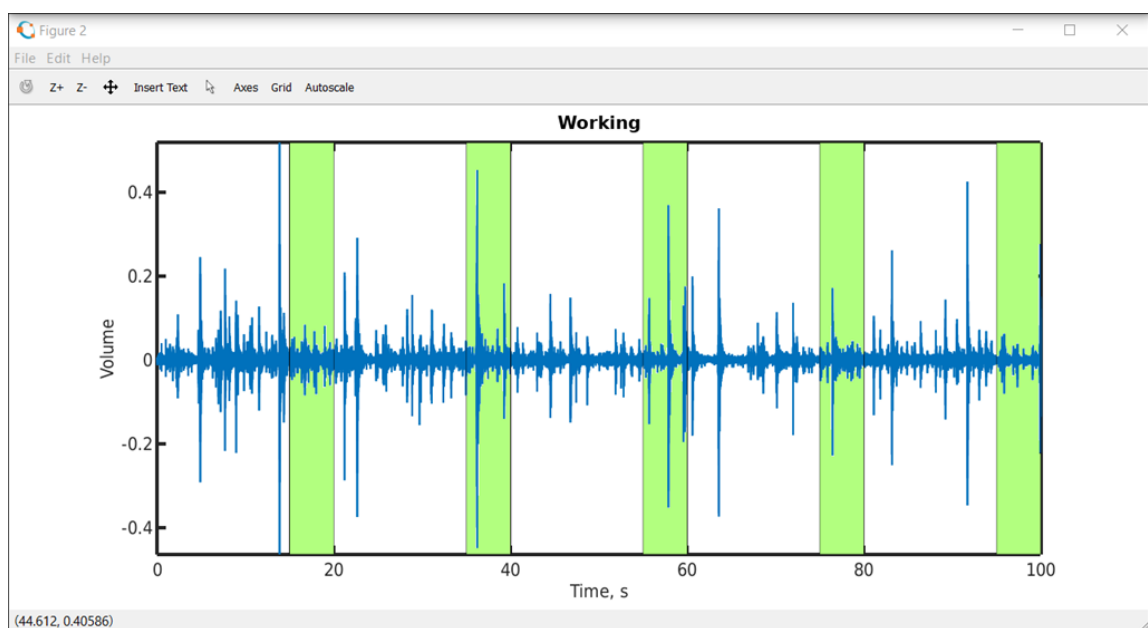
Мал. 3.2. Сигнал робочого режиму



Мал. 3.3. Сигнал розвантаження

За графіками видно, що сигнал отриманий під час роботи млина значно відрізняється від сигналів отриманих під час завантаження і розвантаження, які самі по собі схожі.

Спочатку для навчання використовувалися перші 15 секунд кожного 20 секундного інтервалу. Решту 5 секундних інтервалів намагалися розпізнати.



Мал. 3.4. Білий — зони навчання, зелений — зони розпізнавання

Для розпізнавання використовувалася нейронна мережа зворотної помилки з одним схованим рівнем. Першою спробою було розбиття сигналу на 1 секундні (400 значень) інтервали (далі фрейми). Мережа була ними навчена після чого проведено розпізнавання класів фреймів з ненавчених ділянок. Результат розпізнавання представлений на зображенні.



Мал. 3.5. Розпізнавання фреймів розміром 400 значень

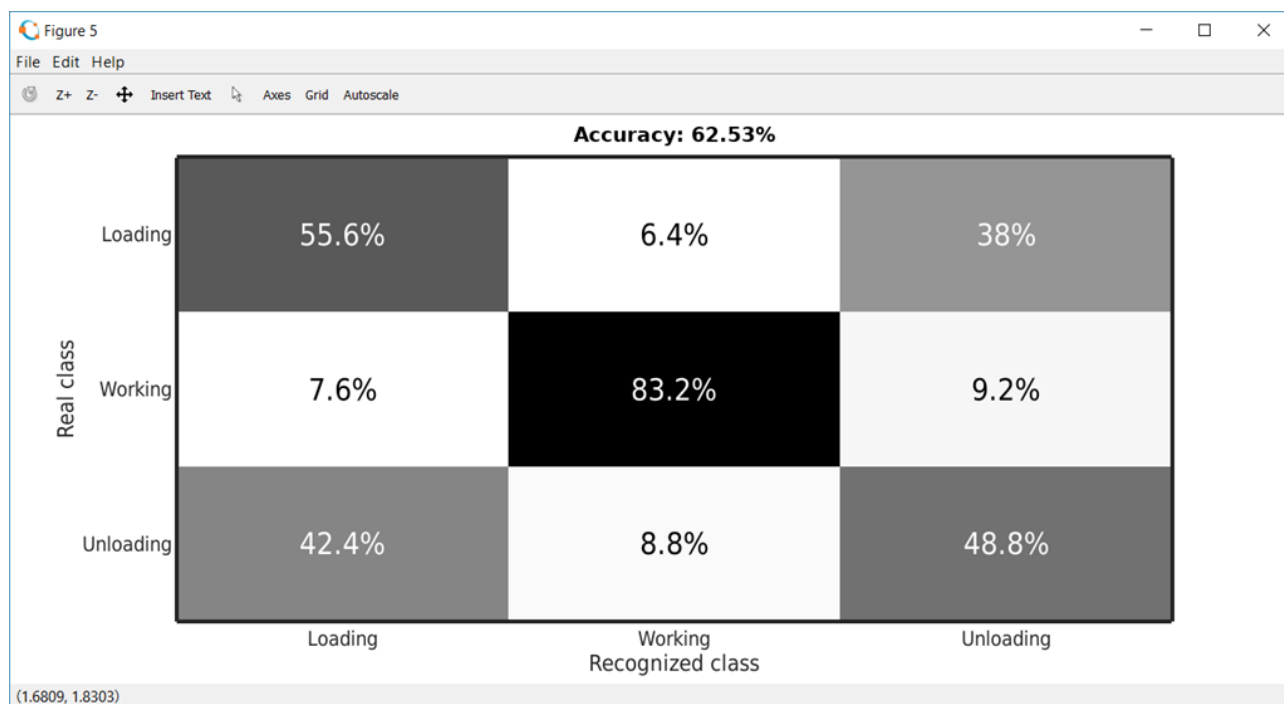
З малюнку видно, що, наприклад, клас Завантаження (Loading) в 56% випадків був визначений як Завантаження, в 4% випадків як Робочий режим (Working) і в 40% випадків як Розвантаження (Unloading).

Як видно з графіку, точність дуже погана (41.33%). Однак це можна припустити, так як розмір навчальної вибірки дуже малий (усього 225, по 75 на клас) і а кількість ознак дуже велика (400). Єдине що можна сказати, так це те, що Завантаження та Розвантаження майже ніколи не розпізнаються як Робочий режим, однак сам Робочий режим так само визначається рідко, хоча і частіше за інших режимів.

Першою спробою поліпшення було зменшення розміру фрейма, і, відповідно збільшення розміру навчальної вибірки. Результати для різних розмірів фреймів:



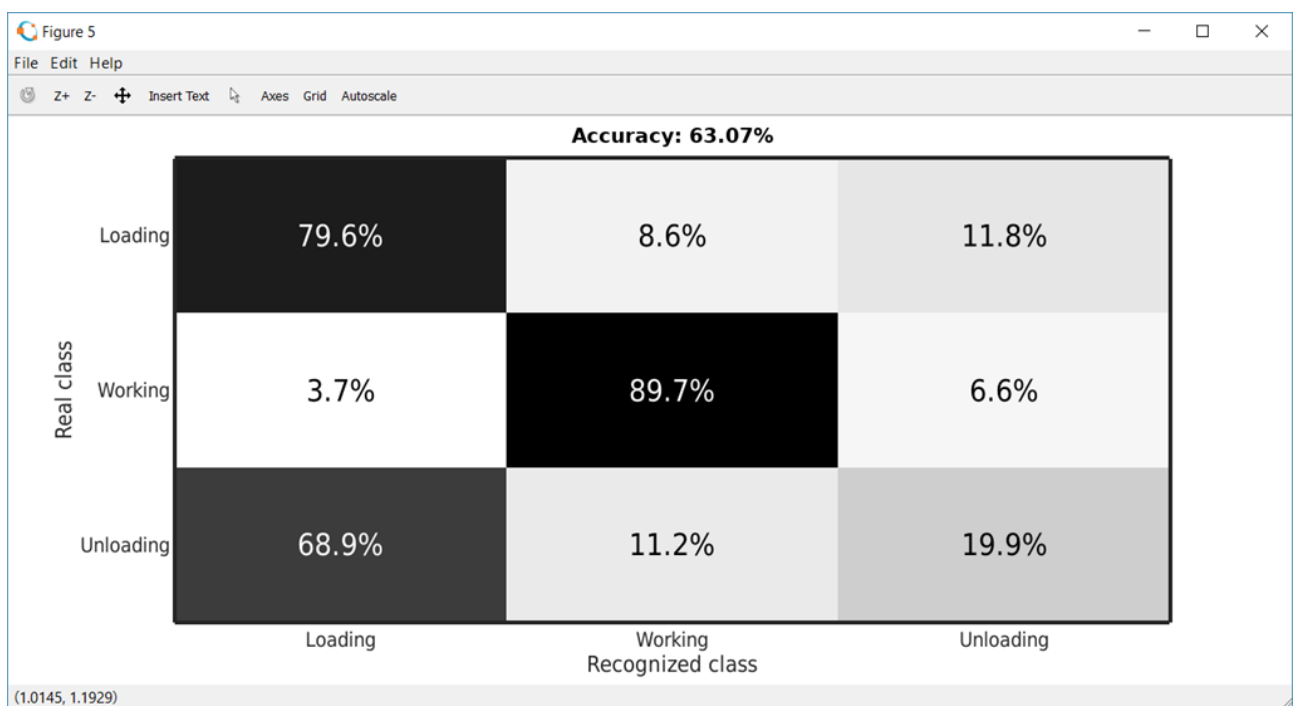
Мал. 3.6. Розпізнавання фреймів розміром 100 значень



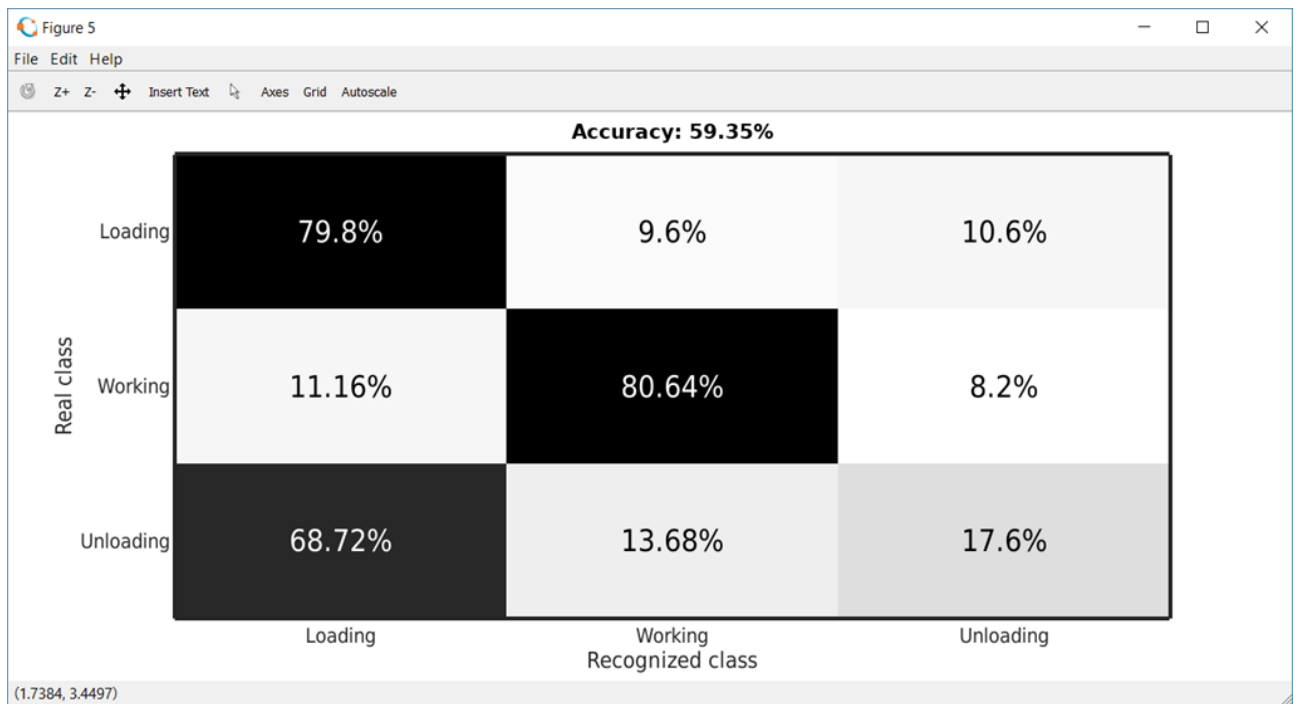
Мал. 3.7. Розпізнавання фреймів розміром 40 значень



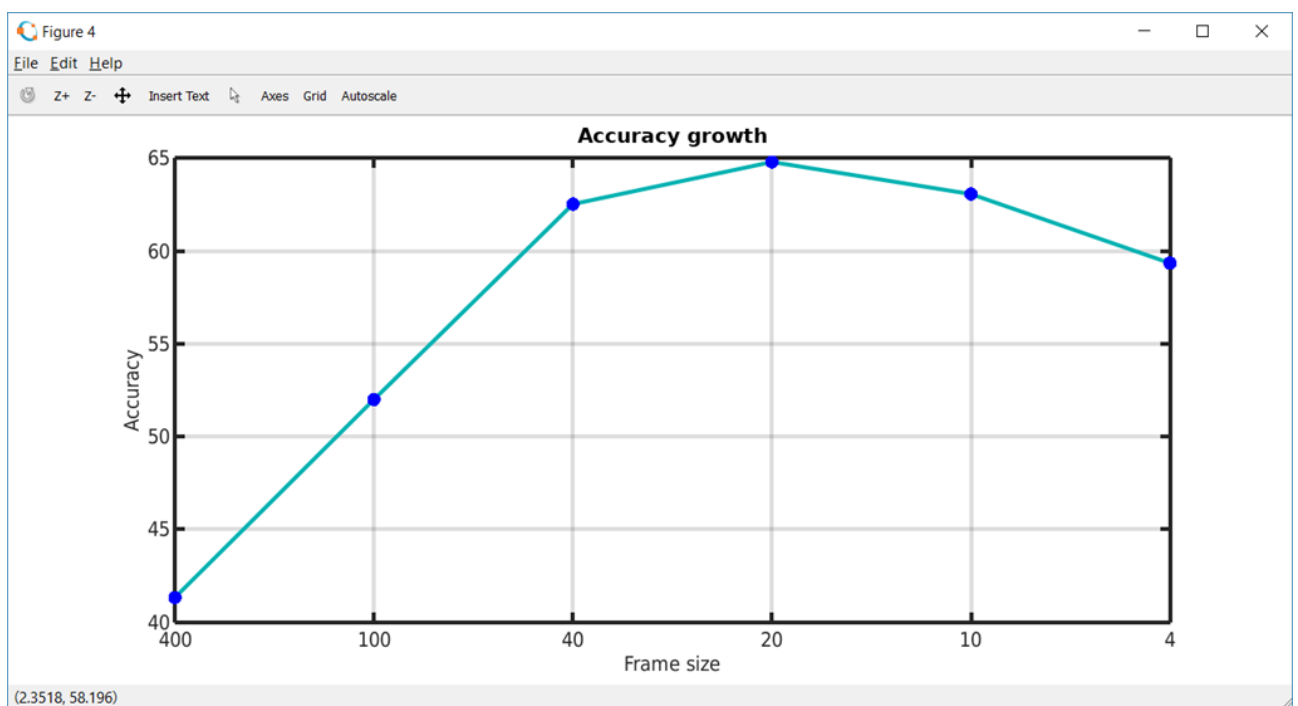
Мал. 3.8. Розпізнавання фреймів розміром 20 значень



Мал. 3.9. Розпізнавання фреймів розміром 10 значень



Мал. 3.10. Розпізнавання фреймів розміром 4 значень

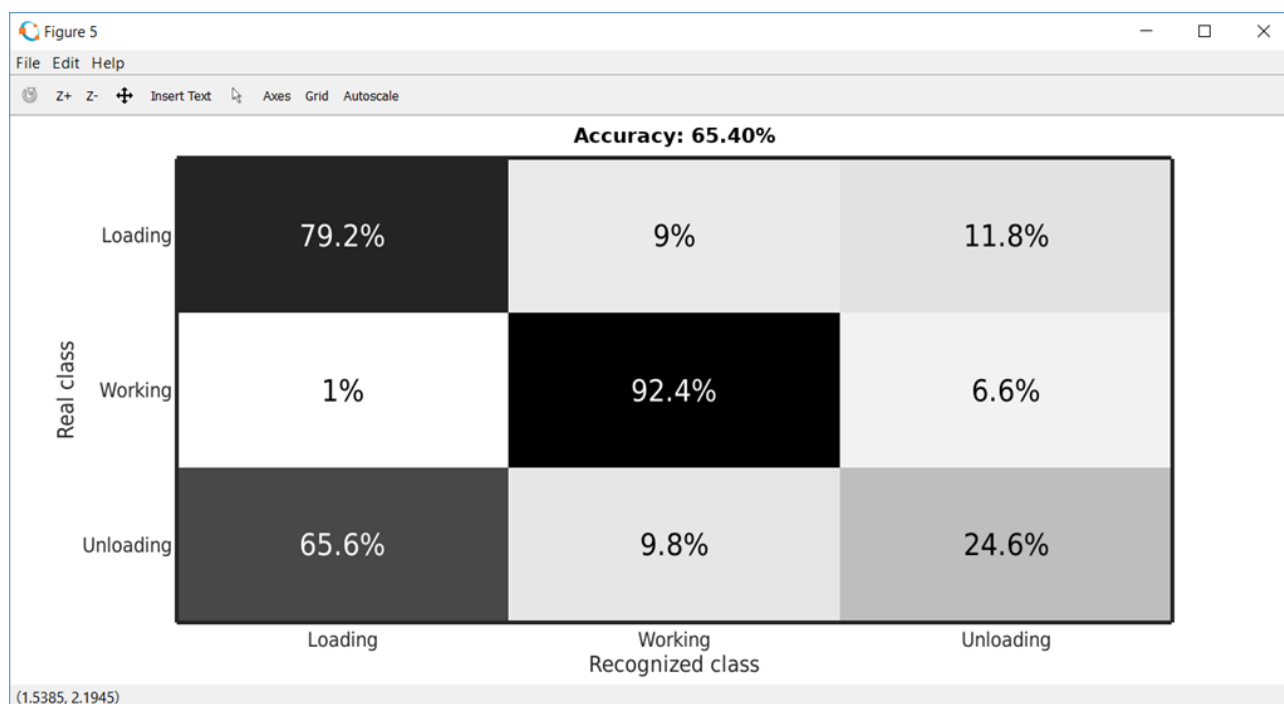


Мал. 3.11. Графік залежності точності розпізнавання від розміру рамки

Дивлячись на зменшення розміру рамки видно як поступово збільшується точність визначення Робочого режиму, яка доходить до 90%.

Кращу точність показав фрейм розміром в 20 значень (0.05 секунди). Однак режим розвантаження все ще важко відрізнити від режиму розвантаження.

Наступним кроком для підвищення точності стало збільшення розміру навчальної вибірки в 2 рази за допомогою зсуву сигналу на половину фрейму.



Мал. 3.12. Розпізнавання фреймів після збільшення навчальної вибірки

Підвищення точності не значне. Режими завантаження і розвантаження все ще не відрізняються.

Наступним кроком стала спроба збільшити кількість захованих рівнів. Кількість нейронів на кожному рівні вважалось за формулою геометричної піраміди:

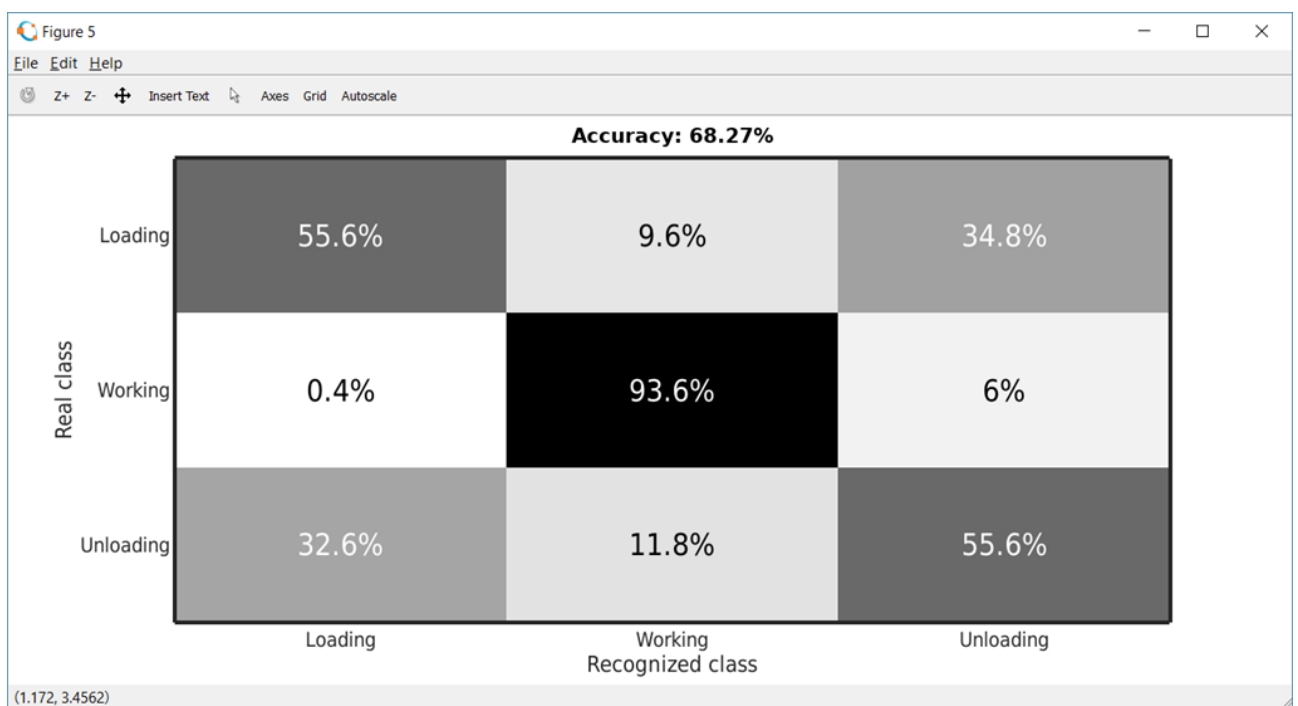
$$r = \sqrt[3]{\frac{n}{m}}$$

$$NHID_1 = mr^2$$

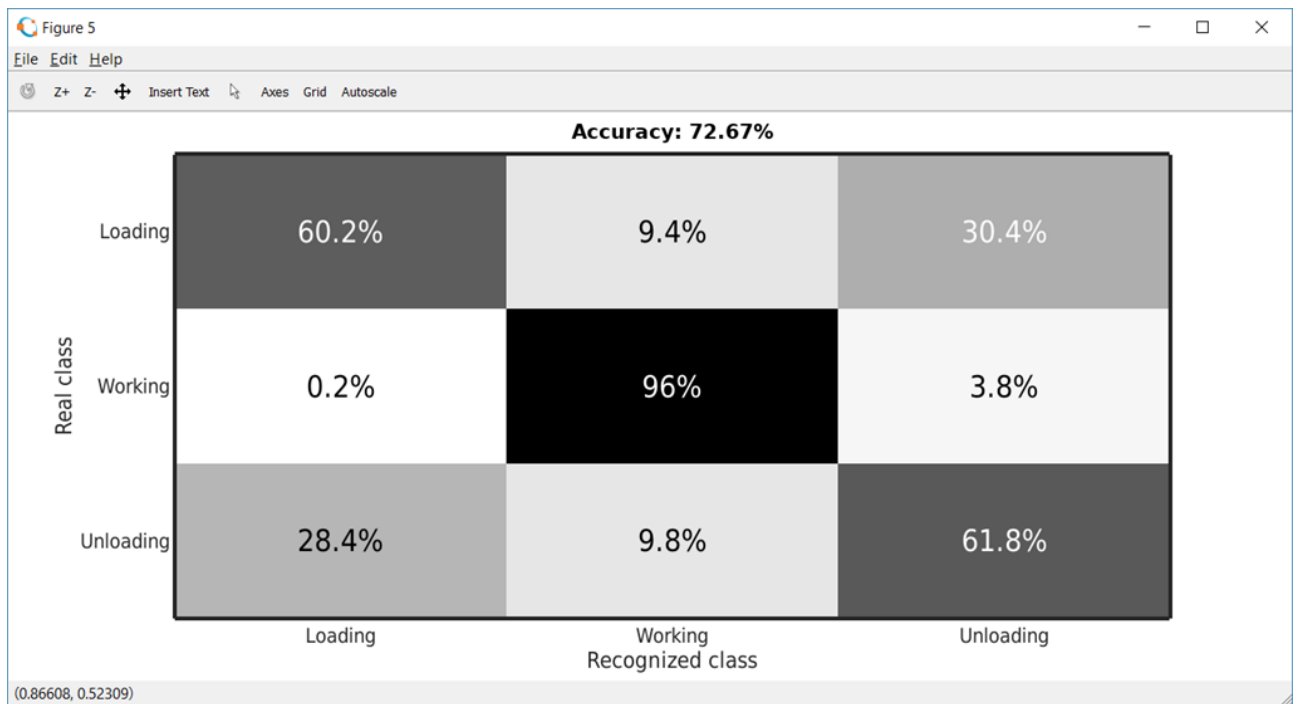
$$NHID_2 = mr$$



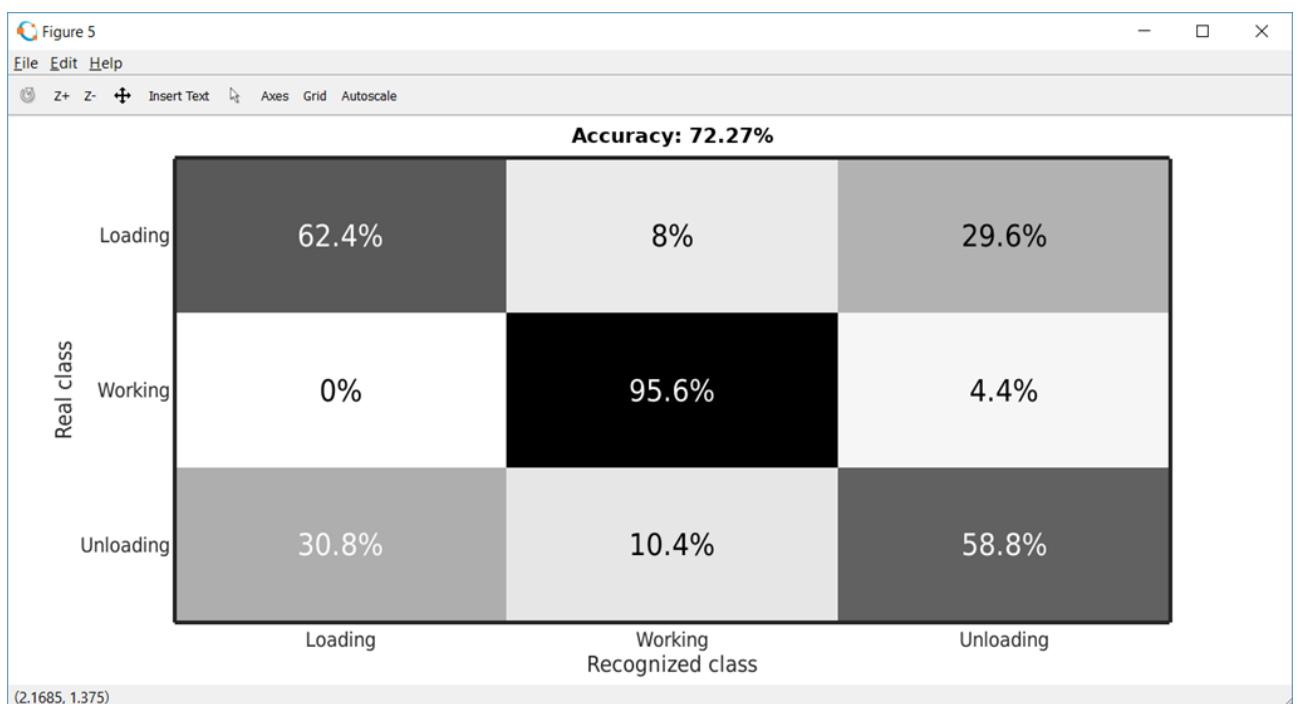
Мал. 3.13. Розпізнавання при 2 прихованих рівнях



Мал. 3.14. Розпізнавання при 3 прихованих рівнях

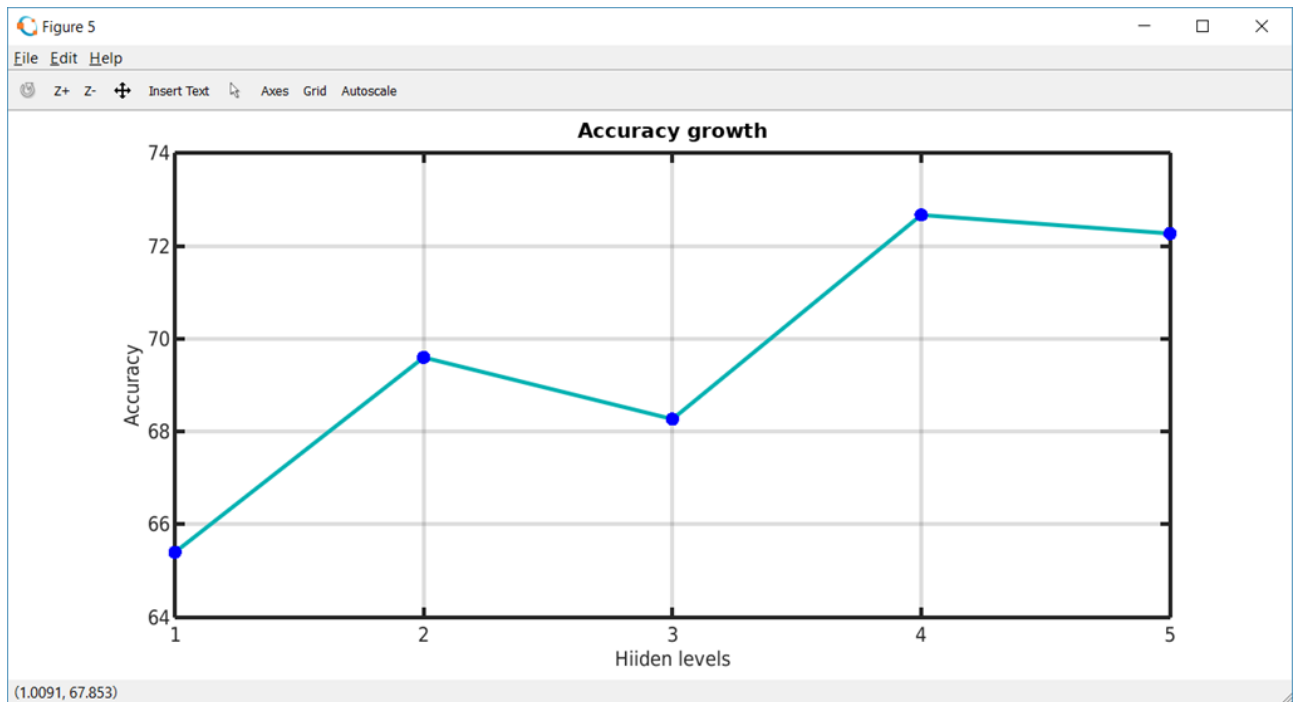


Мал. 3.15. Розпізнавання при 4 прихованих рівнях



Мал. 3.16. Розпізнавання при 5 прихованих рівнях

Після додавання додаткових рівнів нейронів, відмінність між завантаження і розвантаження стало більш помітним. Чим більше рівнів тим довше проходить процес навчання. Однак, для поставленого завдання, швидкість навчання не грає вирішальної ролі.



Мал. 3.17. Залежність точності від кількості прихованих рівнів нейронів

Як показують результати, не вийшло досягти достатньої точності для розпізнавання режимів Завантаження та Розвантаження використовуючи один лише фрейм.

Далі всі сигнали були об'єднані та здвинуті на половину фрейма. Після чого відбулася спроба розпізнати весь отриманий сигнал.

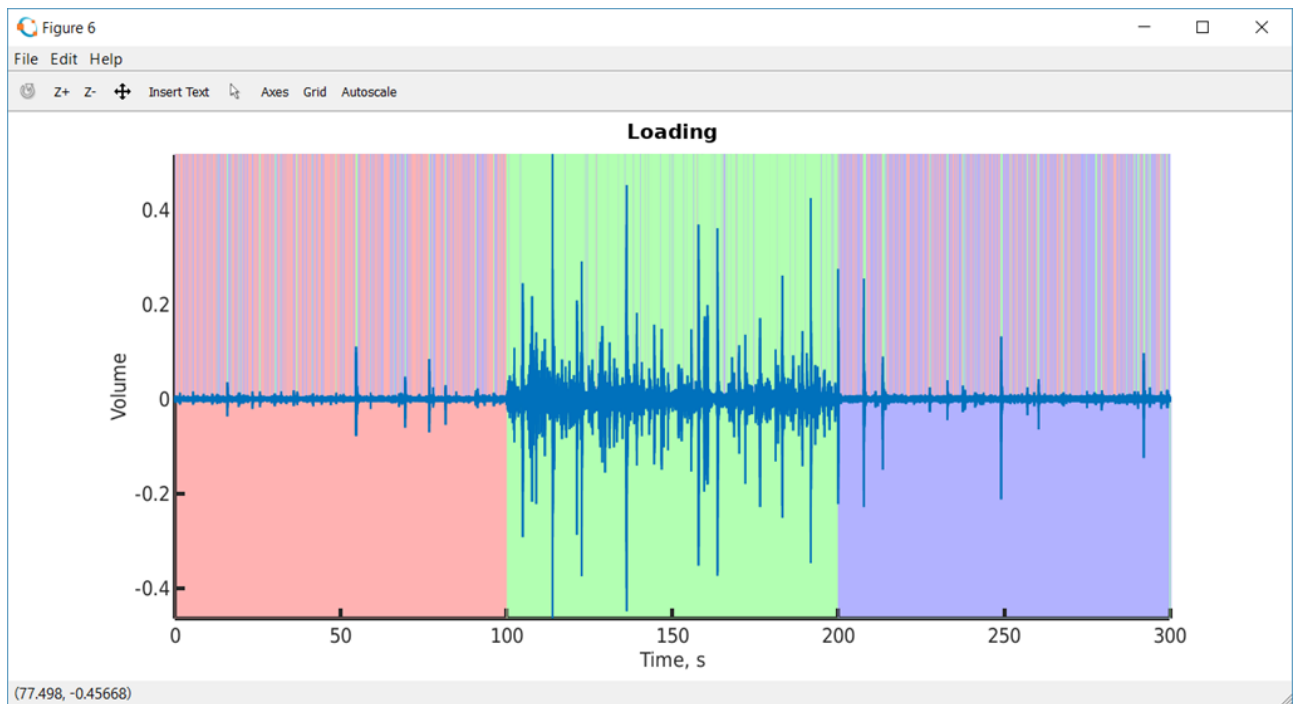
На малюнку кольори відображають різні режими:

Червоний - Завантаження,

Зелений - Робочий режим,

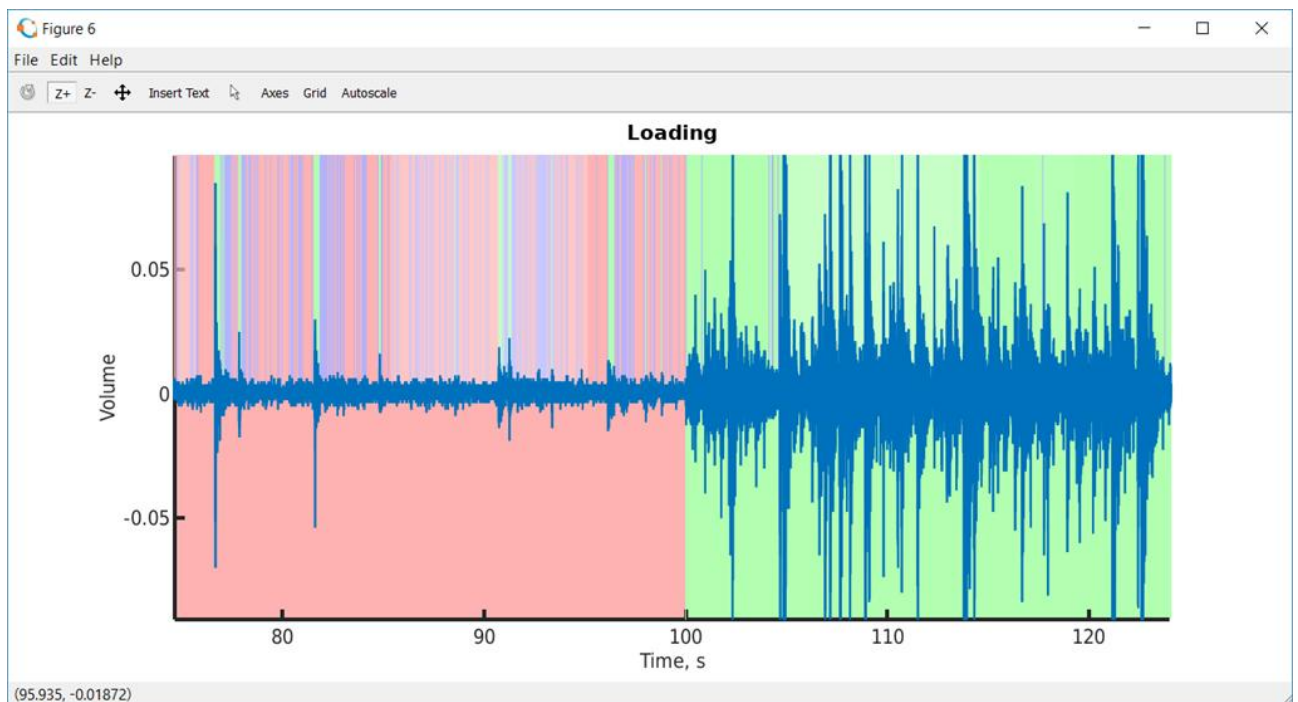
Синій - Розвантаження.

Нижня частина графіка це реальні зони, верхня частина - це розпізнані фрейми.

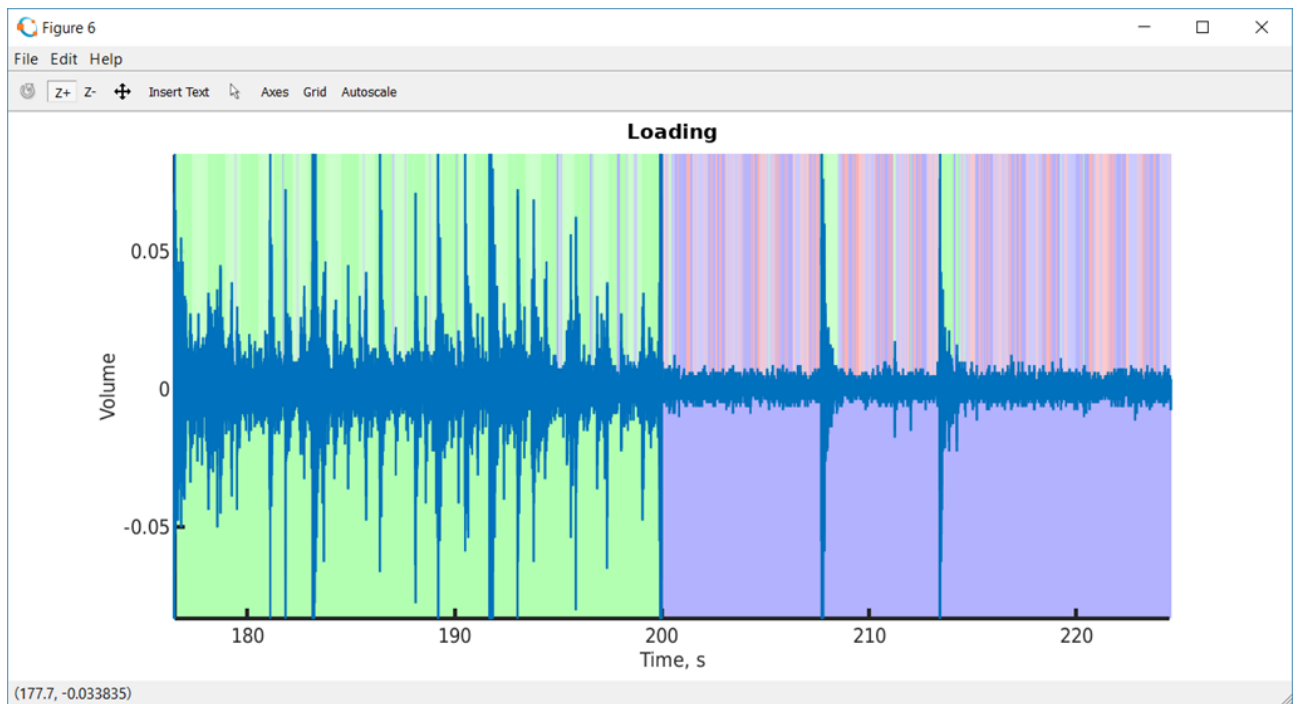


Мал. 3.18. Розпізнані фрейми. Точність 71.33%

При більш детальному розгляді можна помітити що мережа навчилася розпізнавати характерні для Робочого режиму «піки» (зеленим кольором на червоному тлі) а також чітко помітний перехід між зонами.



Мал. 3.19. Перехід від Завантаження до Робочого режиму



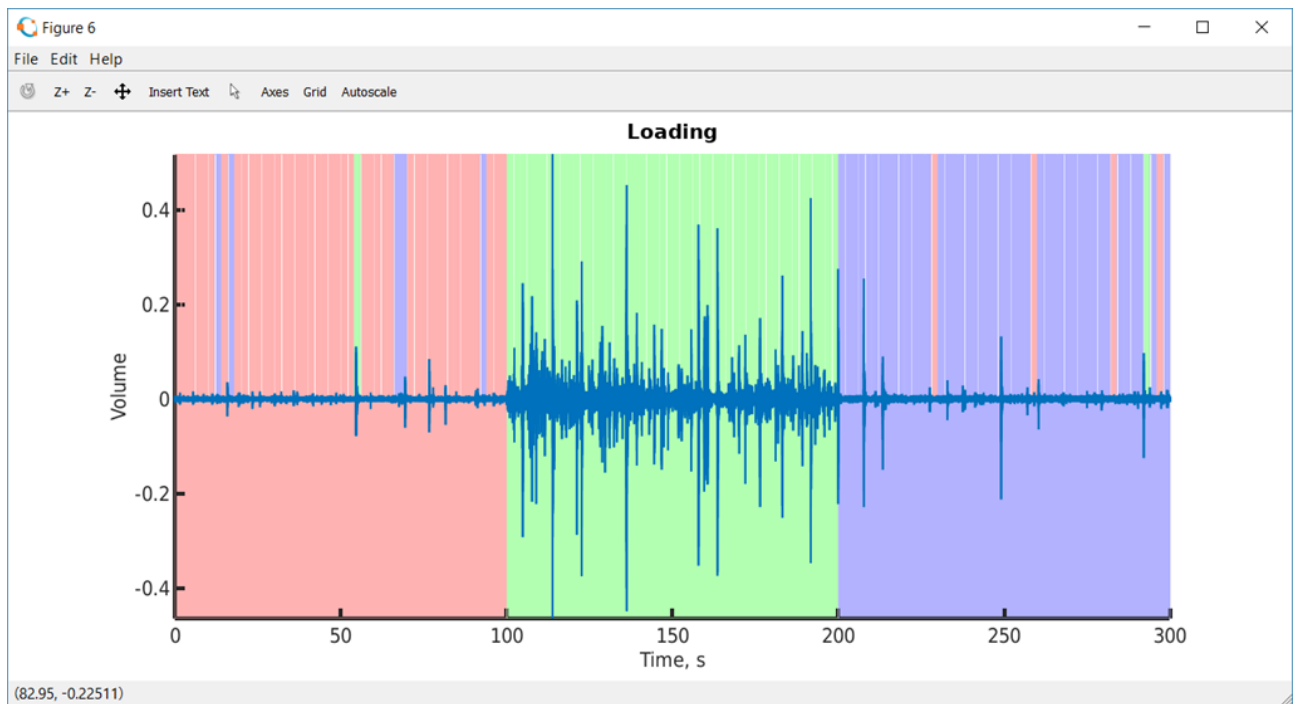
Мал. 3.20 Перехід від Робочого режиму до Розвантаження

Хоча Робочий режим розпізнається добре, загальну точність розпізнавання все ще псують режими Завантаження та Розвантаження, які схожі один на одного.

Для більш точного їх визначення був придуманий наступний метод:

До цього часу робота проводилася з фреймами розміром 20 значень, або 1/20 секунди. Це дуже маленький проміжок часу і здатність реагувати на такі проміжки не потрібна в контексті роботи з млином. Однак, якщо для кінцевого визначення стану використовувати послідовність фреймів, то можна домогтися значного збільшення точності розпізнавання.

Сигнал був поділений на 2 секундні інтервали які складаються з 40 фреймів. Стан млина в цьому 2 секундному проміжку визначався як найчастіше зустрічаємий стан серед цих 40 фреймів. Завдяки цьому, і тому, що ймовірність розпізнавання режимів Завантаження та розвантаження більше 50% вийшло збільшити точність розпізнавання до недосяжних раніше 92.67%.



Мал. 3.21. 92.67% точність розпізнавання 2 секундних інтервалів (прим.: безліч світлих вертикальних ліній — проблема стиснення зображення)

Висновки:

Дивлячись на результати роботи, можна сказати, що навчена штучна нейронна мережа загалом може бути використана для розпізнавання основних станів струменевого млина в межах реального часу. Нейронна мережа має труднощі з розпізнаванням схожих за структурою станів (Завантаження, Розвантаження). Під час виконання роботи був запропонований метод вирішення таких труднощів шляхом збільшення розміру розпізнаваного фрагмента сигналу.

РОЗДІЛ 4. ЕКОНОМІЧНА ЧАСТИНА

4.1 Маркетинговые исследования

Для тонкого подрібнення зернистих матеріалів застосовуються різні типи подрібнювачів: кульові, вібраційні, шаро-кільцеві, колоїдні, струменеві і млини ударно-відбивної дії, що мають широку сферу застосування, наприклад, в:

- гірничорудної промисловості (крейда, вапняк, графіт);
- лакофарбової (барвники, пігменти);
- харчової (крупни, горіхи, злаки),
- подрібненні високо абразивних матеріалів;
- фармацевтиці;
- виробництві кераміки;
- косметичних продуктів і інші.

В рамках дипломного проекту було розглянуто струменеві млини, так як вони мають ряд значних переваг:

- низький рівень споживання електричної енергії
- подрібнення відбувається за рахунок зіткнень частинок матеріалу між собою, забезпечує максимальну чистоту отриманого матеріалу і ефективність для широкого спектра матеріалів;
- можливість молоти термочутливі продукти, наприклад, парафін;
- автоматична система управління, що забезпечує простоту в експлуатації і широкі можливості в налаштуванні обладнання.
- краща дисперсність помолу для всіх сухих методів подрібнення.
- струменеві млини мають приблизно такі ж показники ефективності процесу, як і ударні, але значно простіше конструктивно.

Матеріали, отримані струменевим подрібненням, мають ряд відмінних рис. Подрібнення відбувається через зіткнення часток один з одним. При таких зіткненнях виходять мікрочастинки з гострими гранями, що обумовлює сильне збільшення питомої поверхні. Також значно знижується насипна щільність матеріалу.

Принцип роботи струменевого млина полягає в наступному: подрібнюється матеріал подається в помольну камеру, де підхоплюється струменями енергоносія (як правило, газу) і розганяється ними до високих швидкостей. Рухомі з великою швидкістю частинки стикаються або один з одним, або з відбійною плитою, в результаті чого відбувається їх інтенсивне руйнування. Додаткове подрібнення здійснюється при терті часток один об одного або об стінки помольної камери.

Дисперсність одержуваного продукту в значній мірі визначає якість одержуваних продуктів і впливає на підвищення їх технологічних і споживчих властивостей. Необхідність підвищення дисперсності матеріалів призводить до потреби вдосконалення існуючого та створення нового обладнання і технологій для тонкого і надтонкого подрібнення.

Найбільш перспективним способом тонкого і надтонкого подрібнення до теперішнього часу є спосіб високошвидкісного подрібнення матеріалів, що реалізовується шляхом додання прискорення подрібнюваним часткам за допомогою струменів стисненого повітря, пари або газу.

Використання високих швидкостей, до декількох сотень метрів в секунду в установках газоструйного типу, дозволяє підвищити і регулювати дисперсність одержуваного продукту в дуже широких межах. Крім того, з'являється можливість реально використовувати переваги високошвидкісного виборчого подрібнення багатокomпонентних сумішей матеріалу для отримання продуктів із заданими властивостями

4.2 Економічний ефект

Оскільки в даній дипломній роботі була розглянута тільки можливість використання штучної нейронної мережі, але не було розроблено відповідне програмне забезпечення, розрахунок економічного ефекту, який складається з витрат до впровадження ПО і після нього, неможливий. Тому розглядається тільки соціальний ефект.

В експериментальній частині було проведено дослідження сигналу струменевого млина за допомогою штучної нейронної мережі. Це показало можливість використання даного методу як додатковий засіб моніторингу якості подрібнення продукту на ряду з поточними, що покращує якість помолу, підвищує надійність і якість млинів, а також у зв'язку з тим, що більшу частину роботи буде виконувати комп'ютер, то роботодавцю потрібно меншу кількість персоналу.

4.3 Висновок

До теперішнього часу розроблені елементи теорії і методика розрахунку різних типів струменевих млинів. Дослідження в цій області продовжуються і зараз. Їх метою є підвищення ефективності тонкого подрібнення і зниження вартості подрібнювачів, зменшення питомих енерговитрат, зносу і металоємності млинів, збільшення їх довговічності і зручності експлуатації.

Всебічне вивчення існуючих технологічних процесів і обладнання дозволяє встановити основні їх недоліки, слабкі сторони і намітити раціональні шляхи їх усунення.

ПЕРЕЛІК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ

1. Афанасьев В.Н., Юзбашев М.М./ Анализ временных рядов и прогнозирование: Учебник. — М.: Финансы и статистика, 2001. — 228 с.
2. Горобец В.И./ Оптимизация параметров и разработка способов автоматического регулирования газоструйной мельницы. — М.: Машиностроение, 1965.
3. Борщев В. Я./ Оборудование для измельчения материалов: дробилки и мельницы: учебное пособие. — Тамбов: издательство Тамбовского Государственного Технического Университета, 2004. — 102с.
4. Прядко Н.С./ Информационная технология получения тонкодисперсных материалов струйным измельчением / Н. С. Прядко, Т. М. Буланая, Л. Ж. Горобец, Ю. Г. Соболевская, Н. П. Сироткина.— Системные технологии: региональный межвузовский сборник научных трудов. — Днепропетровск. — 2010. — Вып. 3(58). — С. 40 — 46.
5. Полякова М.В., Любченко В.В./ Структурный анализ временных рядов со скачками среднего значения //Оптимизация управления, информационные системы и компьютерные технологии: Труды Украинской академии экономической кибернетики (Южный научный центр). — Киев-Одесса: ИСЦ, 1999. — Вып.1. — Ч.1. — С. 174 — 179.
6. Сметанин Ю.Г., Ульянов М.В. Пространство обобщенных характеристик для классификации временных рядов: характеристика гармонической сложности // Сборник статей МНТК «Проблемы автоматизации и управления в технических системах» / Под ред. д.т.н., проф. М.А.Щербакова. Пенза: Изд. ПГУ, 2013. С. 125-128.
7. Симиу Э. Хаотические переходы в детерминированных и стохастических системах. М.: Физматлит, 2007. 208 с.
8. Соловйов В.М. Мережні міри складності соціально-економічних систем. Вісник Черкаського університету, сер. «Прикладна математика. Інформатика», № 38 (371), 2015, с.67-79.

9. Горобец Л.Ж./ Интенсификация процесса струйного измельчения на основе анализа акустических параметров / Л. Ж. Горобец, Н. С. Прядко, И. А. Шуляк, Ю. Г. Соболевская.– Вібрації в техніці та технологіях. – 2009. – № 2(54). – С. 15 – 19.
10. Соловйов В.М., Дербенцев В.Д., Шарапов О.Д. Моделювання явищ самоорганізації в фінансово-економічних системах. Міжвідомчий науковий збірник «Моделювання та інформаційні системи в економіці, Київ, КНЕУ, Вип. 70, 2003, с.74-85.
11. Пилов П.И./ Акустические и технологические характеристики процесса измельчения в струйной мельнице / П. И. Пилов, Л. Ж. Горобец, В. Н. Бовенко, Н. С. Прядко.- Известия вузов. Горный журнал. – 2009. – №4. – С. 117 – 121.
12. Шелухин О. И. Мультифракталы. Инфокоммуникационные приложения / М.: Горячая Линия - Телеком, 2011. – 578 с.
13. Тихомиров Г.В./ Прогнозирование и управление экономикой предприятия: Монография. – М.: ОЛМА-ПРЕСС, 2005. – 288с.
14. Мишулина О. А. Статистический анализ и обработка временных рядов. — М.: МИФИ, 2004. — С. 180. — ISBN 5-7262-0536-7.
15. Бокс Дж., Дженкинс Г. Анализ временных рядов, прогноз и управление: Пер. с англ. // Под ред. В. Ф. Писаренко. — М.: Мир, 1974, кн. 1. — 406 с.
16. Якубін О. Л. Застосування «аналізу часових рядів» у сучасній політичній науці: досвід та перспективи// Трибуна. — 2009. — Березень-квітень № 3-4. — С. 19-22
17. Акунов В.И. Современное состояние и тенденции совершенствования молотковых дробилок и мельниц // Строительные и дорожные машины. 1995. -№1.-С. 11-13.
18. Акунов В.И. Струйные мельницы. 2-е изд. М.: Машиностроение, 1967. -257 с.

19. Акунов В.И. Струйные мельницы. Теория. Рациональный типаж. Применение: Автореф. дис. док. техн. наук: 05.02.13 / МИСИ. М., 1989. - 44 с.
20. Акунов В.И. Струйные мельницы. Элементы теории и расчета. М.: Машгиз, 1962.-264 с.
21. Акунов В. И. Экспериментальные исследования установок для тонкого измельчения с противоточными струйными мельницами: Дисс. . канд. техн. наук: 05.02.13 / ВНИИНСМ. М., 1961.-229 с.
22. Андреев С.Е., Товаров В.В., Перов В.А. Закономерности измельчения и исчисления характеристик гранулометрического состава. М.: Metallurgizdat, 1959.-427 с.
23. Баклушин Б.Г., Третьяков В.Н., Лепетуха Г.Б. и др. Гибкая технология приготовления сырьевых шламов с использованием мельниц самоизмельчения // Цемент. 1997.-№ 1.т С. 17-20.
24. Баловнев В.И., Разумов Ю.В., Феднер Л.А. Высокоэффективные мельницы в производстве строительных материалов // Строительные материалы. 1994. - № 8.-С. 7.
25. Баловнев В.И., Бакатин Ю.П., Данилов Р.Г. Новая высокоэффективная роторная мельница с зубчатоподобным зацеплением // Строительные и дорожные машины. 1998. - № 3. - С. 28-29.
26. Данилов Р.Г. Механизм тонкого измельчения в роторных мельницах с зубчатоподобным зацеплением // Строительные и дорожные машины. 1997. -№ 12. - С. 29-31.
27. Дорохов И.Н., Эскин Д.И., Щеголяев Е.В. Исследование струйного измельчения и его перспективы в цементной промышленности // Цемент. 1995. -№ 2.-С. 34-36.
28. Катаев Е.Ф., Богданов В.С., Воробьев Н.Д., Шаблов А.С. Мельницы сверхтонкого измельчения: Учеб. пособие. Белгород: Изд-во БТИСМ, 1988.-87 с.
29. Олевский В.А. Размольное оборудование обогатительных фабрик. М.: Гсюгортехнадзор, 1963. -447 с.

30. Сиденко П.М. Измельчение в химической промышленности. М.: Химия, 1977.-368 с.
31. Соколов Е.Я., Зингер Н.М, Струйные аппараты. 2-е изд. М.: Энергия, 1970. -288 с. ' .
32. Хлудеев В.И., Уваров В.А., Карпачев Д.В., Ярыгин А.А. Струйная мельница с самофутерующейся камерой помола. Патент РФ № 49736. Оpubл. в БИ №34 10.12.05г.
33. Шарапов Р.Р. Шаровые мельницы замкнутого цикла измельчения с повышенной продольной скоростью материала: Автореф. дис. . канд. техн. наук: 05.02.13 / БТИСМ. Белгород, 1996. - 22 с.
34. Афанасьев В.Н., Юзбашев М.М./ Анализ временных рядов и прогнозирование: Учебник. — М.: Финансы и статистика, 2001. — 228 с.
35. Simple Neural Network (Электронный ресурс) / Способ доступа: URL <https://nl.mathworks.com/matlabcentral/fileexchange/64247-simple-neural-network>
36. Джеффри Е. Хинтон. Как обучаются нейронные сети. // В мире науки – 2012. - № 11 - С. 103-107.
37. Лазарев В. М., Свиридов А. П. Нейросети и нейрокомпьютеры. Монография. - М.: Академия, 2011. - 131 с.
38. Нейроматематика / Под ред. Галушкина А. И. - М.: ИПРЖР, 2013. – 307 с.
39. Нечаев В. В., Свиридов А. П., Слесарев Д. А., Симонов В. Л. Слесарева Н. А., Алкадарский С. А. и др. Нечёткие и нейро-нечёткие системы. Учебное пособие и лабораторный практикум на основе Fuzzy Logic Toolbox. Научный редактор – проф. Свиридов А. П. -М.: МИРЭА, 2010. - 111 с.
40. Садовой А. В., Сотник С. Л. Алгоритмы обучения нейронных сетей будущего. [Электронный ресурс]. Режим доступа: <http://www.alicetele.com/~sergei/articles/algo/algo.htm>.
41. Хайкин Саймон. Нейронные сети: Полный курс: Пер. с англ. / С. Хайкин. — М.: Вильямс, 2008. — 1103 с.

42. Короткий С., Нейронные сети: алгоритм обратного распространения.
43. Короткий С., Нейронные сети: обучение без учителя. 3. Artificial Neural Networks: Concepts and Theory, IEEE Computer Society Press, 1992.
44. Уоссермен Ф., Нейрокомпьютерная техника, М., Мир, 1992.
45. Галушкин А.И. Нейроматематика (проблемы развития).- М.: Радиотехника, 2003. – 40 с. (серия «Нейро-компьютеры и их применение»)
46. Дорогой Я.Ю. Применение компактных ячеистых сверточных нейронных сетей для биометрической идентификации человека по лицу // Вісник НТУУ “КПІ”, “Інформатика, управління та обчислювальна техніка”. – 2007. – №46. – С.135-149.
47. Дорогой Я.Ю., Яшин В.Е. Программный комплекс для симуляции многопоточных нейронных сетей // Вісник НТУУ “КПІ”, “Інформатика, управління та обчислювальна техніка”. – 2008. – №49. – С.123-127.
48. Дорогий Я.Ю., Яшин В. Є., Яцук С. В. Застосування багатопотокового симулятора нейронних мереж до задачі розпізнавання облич // Тези 5-ї Міжнародної науково-технічної конференції «Інформаційно-комп’ютерні технології 2010». - Житомир: ЖДТУ, 20-22 травня 2010 року. – С.53-55.
49. Виноградов А.Н., Калугин Ф.В., Недев М.Д., Погодин С.В., Талалаев А.А., Тищенко И.П., Фраленко В.П., Хачумов В.М. Выделение и распознавание локальных объектов на аэрокосмических снимках. – Авиакосмическое приборостроение, № 9, 2007, с.39-45.
50. Использование нейронной сети для определения состояния струйной мельницы (Электронный ресурс) / Способ доступа: URL http://www.rusnauka.com/3_SND_2018/Informatica/1_233064.doc.htm

ДОДАТОК А.

Код використаних функцій

```
%% File main.m -----
%
% Used modified Simple Neural Network by Vahe Tshitoyan
% https://www.mathworks.com/matlabcentral/
% fileexchange/64247-simple-neural-network
%% -----

clear; close all; clc;
addpath(genpath("C:/Dyploma/NETWORK"));

%% Data
valuesPerSecond = 400;
useSteps = false;
bigStep = 20;
smallStep = 5;
chunk = 20;

data = shlak063_page3(:, [2,3,6]);
data = data';

%% Remove test data
if useSteps
    testData = [];
    last = chunk;
    counter = 1;

    while last < columns(data)
        if counter >= valuesPerSecond/chunk*(bigStep-smallStep)
            testData = [testData, data(:, 1+last-chunk:last)];
            data(:, 1+last-chunk:last) = NaN;
        endif

        if counter == valuesPerSecond/chunk*bigStep
            counter = 0;
        else
            counter ++;
        endif

        last += chunk;
    endwhile

    data = snip(data, NaN);
endif

%% Shift
halfChunk = round(chunk/2);
quarterChunk = round(chunk/4);
shifted = [data(:, halfChunk+1:end), data(:, 1:halfChunk)];

if ~useSteps
    testData = [data(:, quarterChunk+1:end), data(:, 1:quarterChunk)];
endif

data = [data, shifted];

[splitData, classes] = splitOnClasses(data, chunk);
[splitTestData, testClasses] = splitOnClasses(testData, chunk);
```

```

%% Learning
modelNN = learnNN(splitData, classes);

%% Predicting
missMatrix = zeros(rows(data), rows(data));
guesses = zeros(1, rows(testClasses));
misses = 0;

for i = 1:rows(testClasses)
    p = predictNN(splitTestData(i, :), modelNN); % the prediction
    missMatrix(testClasses(i), p)++;
    guesses(i) = p;

    if p != testClasses(i)
        misses++;
    endif
endfor

figure(5);
plotConfMat(missMatrix);
plotGuesses(testData, guesses);

%% File plots.m -----

clear; close all; clc;
addpath(genpath("C:/Dyploma/NETWORK"))

%% Data
data = shlak063_page3(:, [2,3,6]);
minY = min(min(data));
maxY = max(max(data));
bigStep = 20;
smallStep = 5;

%% Figures
figure1 = figure(1);
figure2 = figure(2);
figure3 = figure(3);
figures = [figure1, figure2, figure3];

for i = 1:columns(figures)
    figure(figures(i));
    plot((1:rows(data))*0.0025, data(:, i), "linewidth", 2);
    axis ([0, (rows(data))*0.0025, minY, maxY]);
    xlabel ("Time, s", "fontsize", 20);
    ylabel ("Volume", "fontsize", 20);
    set(gca, "linewidth", 4, "fontsize", 20)

    last = bigStep;
    while last <= 100
        rectangle('Position',[last - smallStep,minY,smallStep,maxY-minY],'FaceColor',[0.7,1,0.5]);
        last += bigStep;
    endwhile
endfor

figure(1);
title ("Loading", "fontsize", 20);
figure(2);
title ("Working", "fontsize", 20);
figure(3);
title ("Unloading", "fontsize", 20);

```

```

%% Frame growth
figure(4);
x = [0 1 2 3 4 5];
y = [41.33 52 62.53 64.8 63.07 59.35];
plot(x, y, "linewidth", 4, 'Color', [0,0.7,0.7], 'marker', '.', 'markersize', 40, 'markeredgecolor', [0,0,1]);
title('Accuracy growth', "fontsize", 20);
xlabel ("Frame size", "fontsize", 20);
ylabel ("Accuracy", "fontsize", 20);
set(gca, "linewidth", 4, "fontsize", 20)
xlabel = ['400'; '100'; '40'; '20'; '10'; '4'];
set(gca,'xticklabel',xlabel)

%% Layer growth
figure(5);
x = [0 1 2 3 4];
y = [65.4 69.6 68.27 72.67 72.27];
plot(x, y, "linewidth", 4, 'Color', [0,0.7,0.7], 'marker', '.', 'markersize', 40, 'markeredgecolor', [0,0,1]);
title('Accuracy growth', "fontsize", 20);
xlabel ("Hiiden levels", "fontsize", 20);
ylabel ("Accuracy", "fontsize", 20);
set(gca, "linewidth", 4, "fontsize", 20)
xlabel = ['1'; '2'; '3'; '4'; '5'];
set(gca,'xticklabel',xlabel)

%% File plotGuesses.m -----
function plotGuesses (data, guesses)

    data = [data(1, :), data(2, :), data(3, :)];
    step = columns(data)/columns(guesses)*0.0025

    minY = min(min(data));
    maxY = max(max(data));

    figure(6);

    hold
    axis ([0, (columns(data))*0.0025, minY, maxY]);
    xlabel ("Time, s", "fontsize", 20);
    ylabel ("Volume", "fontsize", 20);
    set(gca, "linewidth", 4, "fontsize", 20)

    colors = [1,0.7,0.7;
              0.7,1,0.7;
              0.7,0.7,1];

    height = (maxY-minY)/2;
    rectangle('Position',[ 0,minY,100,-minY],'FaceColor',colors(1, :), 'EdgeColor', colors(1, :));
    rectangle('Position',[100,minY,100,-minY],'FaceColor',colors(2, :), 'EdgeColor', colors(2, :));
    rectangle('Position',[200,minY,100,-minY],'FaceColor',colors(3, :), 'EdgeColor', colors(3, :));

    % for i = 1:columns(guesses)/20
    %     rectangle('Position',[(i-1)*step,0,step,maxY],'FaceColor',colors(guesses(i), :), 'EdgeColor', colors(guesses(i),
    %));
    % endfor

    all = 0;
    good = 0;
    stepToSecond = 40;
    step *= stepToSecond;
    seconds = columns(guesses)/stepToSecond;
    for i = 1:seconds
        j = i * stepToSecond;

```

```
moda = mode(guesses(1, 1+(j-stepToSecond):j));
all++;
if (moda == 1 && i <= 50) || (moda == 2 && i <= 100 && i > 50) || (moda == 3 && i <= 150 && i > 100)
    good++;
endif
color = colors(moda, :);
rectangle('Position',[i-1]*2,0,2,maxY],'FaceColor',color, 'EdgeColor', color);
endfor

plot((1:columns(data))*0.0025, data, "linewidth", 2);
title ("Loading", "fontsize", 20);
ratio = good/all

endfunction
```


ДОДАТОК Б

Відгук керівника

на дипломний проект магістра на тему:

«Обґрунтування методики контролю стану струменевого млина на основі класифікації акустична сигналу за допомогою штучної нейронної мережі»

студента групи 122м-16-1 Громакова Володимира Вікторовича

1. Мета дипломного проекту – дослідження методу класифікації акустичного сигналу за допомогою штучної нейронної мережі в струменовому млині
2. Обрана тема актуальна у зв'язку з тим, що струменеві млини мають значно велику галузь застосування
3. Тема дипломного проекту безпосередньо пов'язана з об'єктом діяльності магістра напряму 122 «Комп'ютерні науки».
4. Завдання дипломного проекту, що стосуються дослідження методів, віднесені до освітньо-кваліфікаційної характеристики магістра до класу стереотипних, рішення яких заснована на знаково-понятійних уміннях.
5. Практичне значення результатів роботи полягає в проведенні численних аналізів статистичних характеристик оцінок часових рядів за допомогою штучної нейронної мережі
6. Оформлення матеріалів дипломного проекту виконано на сучасному рівні і відповідає вимогам, що пред'являються до робіт даної кваліфікації.
7. Ступінь самостійності виконання дипломного проекту досить висока.
8. Даний дипломний проект заслуговує оцінки «відмінно», а студент Громаков В. В. – присвоєння кваліфікації «інженер з комп'ютерних систем».

Керівник дипломного
проекту магістра,
проф. кафедри ПЗКС

Алексеев М.О

ДОДАТОК В

Рецензія

на дипломний проект магістра на тему:

«Обґрунтування методики контролю стану струменевого млина на основі класифікації акустична сигналу за допомогою штучної нейронної мережі»

студента групи 122м-16-1 Громакова Володимира Вікторовича

До теперішнього часу розроблені елементи теорії і методика розрахунку різних типів струменевих млинів. Дослідження в цій області продовжуються і зараз. Їх метою є підвищення ефективності тонкого подрібнення і зниження вартості подрібнювачів, зменшення питомих енерговитрат, зносу і металоємності млинів, збільшення їх довговічності і зручності в експлуатації.

Останнім часом все більша увага приділяється струменевим млинам, які характеризуються високою чистотою продуктів, великими ступенями сухого подрібнення, малою металоємністю, великою питомою продуктивністю і порівняно низькими питомими витратами. Вони використовуються для тонкого подрібнення зернистих матеріалів і мають широку сферу застосування.

В рецензованій роботі виконано дослідження акустичного сигналу струменевого млини за допомогою штучної нейронної мережі.

Тема дипломного проекту безпосередньо пов'язана з об'єктом діяльності магістра напряму 122 «Комп'ютерні науки».

Студент Громаков В. В. досить добре розібрався в специфіці аналізу часових рядів за допомогою штучної нейронної мережі

З огляду на вищевикладене, можна зробити висновок, що даний проект цілком відповідає вимогам, що пред'являються до кваліфікаційних робіт рівня магістра.

Ступінь опрацювання компонентів даного проекту, дозволяє оцінити роботу на «відмінно» і рекомендувати присвоїти студенту Громакова В. В. кваліфікацію «інженер з комп'ютерних систем».

Рецензент,

