

Міністерство освіти і науки України  
 Національний технічний університет  
 «Дніпровська політехніка»

Факультет інформаційних технологій  
 (факультет)

Кафедра системного аналізу та управління  
 (повна назва)

**ПОЯСНЮВАЛЬНА ЗАПИСКА**  
 кваліфікаційної роботи ступеня магістра

Студента Шестерньова Олега Дмитровича

академічної групи 124М - 24-1

спеціальності 124 Системний аналіз

на тему: «Розробка класифікатора інвестиційних проектів для умов ТОВ ВКФ  
 «Велта»»

Керівники	Прізвище, ініціали	Оцінка за шкалою		Підпис
		рейтинговою	інституційно	
кваліфікаційної роботи	<i>к.т.н., доц. Желдак Т.А.</i>			
розділів:				
Інформаційно- теоретичний	<i>к.т.н. доц. Желдак Т.А.</i>			
Спеціальний	<i>к.т.н. доц. Желдак Т.А.</i>			
Рецензент	<i>д.т.н., проф. Алексєєв М.О.</i>			
Нормоконтроль	<i>к.ф.-м.н, доц. Хом'як Т.В.</i>			

Дніпро,

2024

**ЗАТВЕРДЖЕНО:**  
**завідувач кафедри**  
Системного аналізу і управління  
(повна назва)

\_\_\_\_\_ к.т.н., доц. Т.А. Желдак  
(підпис) (прізвище, ініціали)

« \_\_\_\_\_ » \_\_\_\_\_ 2024 р.

**ЗАВДАННЯ**

**на кваліфікаційну роботу**  
**ступеня магістра**

студенту Шестерньову О.Д. академічної групи 124м-23-1  
**спеціальності 124 Системний аналіз**  
**на тему «Розробка класифікатора інвестиційних проектів для умов ТОВ**  
**ВКФ "Велта"»**

затверджену наказом ректора НТУ «Дніпровська політехніка»  
від «16» жовтня 2024 р. № 1388-с

Розділ	Зміст завдання	Термін виконання
Інформаційно-теоретичний розділ	<i>Розглянути підприємство ТОВ ВКФ «Велта», його основні задачі та функції, економічні та фінансові показники, перспективи розвитку на майбутні роки. Розкрити проблему вибору інвестиційних проектів. Сформулювати задачу дослідження</i>	
Спеціальний розділ	<i>Проаналізовані існуючі методи рішення задач побудови класифікаторів. Розробити універсальний класифікатор інвестиційних проектів на основі теорії нейронних мереж. Виконати навчання мережі та тестування роботи класифікатора</i>	

Завдання видано \_\_\_\_\_

(підпис)

к.т.н., доц. Т.А. Желдак  
(прізвище, ініціали)

Дата видачі завдання: «06» вересня 2024 р.

Завдання прийняла до виконанням \_\_\_\_\_

(підпис)

О.Д. Шестерньов  
(прізвище, ініціали)

Термін подання кваліфікаційної роботи до ДЕК \_\_\_\_\_

## РЕФЕРАТ

Пояснювальна записка: 98 с., 21 рис., 2 табл., 3 додатки, 52 посилання.

Об'єкт дослідження: розподіл інвестицій для підвищення ефективності роботи ТОВ ВКФ «Велта».

Предмет розробки: класифікація інвестиційних проектів на базі проектів, що розробляються на ТОВ ВКФ «Велта».

Ціль дипломної роботи підвищення ефективності та швидкості прийняття рішень стосовно вибору оптимальних інвестиційних проектів шляхом розробки універсального класифікатора інвестиційних проектів.

В інформаційно-аналітичному розділі розглянуто підприємство ТОВ ВКФ «Велта», основні його задачі та функції, економічні та фінансові показники, перспективи розвитку на майбутні роки. В даному розділі була розкрита проблема вибору інвестиційних проектів і була поставлена задача розробки універсального класифікатора інвестиційних проектів.

В спеціальному розділі були проаналізовані існуючі методи рішення задач такого типу. В даному розділі велась розробка універсального класифікатора інвестиційних проектів на основі теорії нейронних мереж, проводилось навчання мережі та тестування роботи класифікатора. Мережа проводить класифікацію, спираючись на наступні критерії: тривалість виконання проекту, повна вартість проекту, необхідний обсяг початкових інвестицій, економічний ефект для споживача, обсяг очікуваних продажів, очікуваний термін роботи проекту, прибуток від реалізації одиниці продукції.

Розробка, навчання та тестування нейронної мережі проводилось з допомогою графічного інтерфейсу NNtool середовища Matlab.

НЕЙРОННІ МЕРЕЖІ, ФУНКЦІЯ АКТИВАЦІЇ, КЛАСИФІКАЦІЯ, МЕТОД ЗВОРОТНЬОГО ПОШИРЕННЯ, ІНВЕСТИЦІЇ, ПРОЕКТ.

## THE ABSTRACT

Explanatory note: 98 pages, 21 figures, 2 tables, 3 appendices, 52 references.

The object of research is the distribution of investments to increase the efficiency of the work of LLC VKF "Velta."

The subject of development: classification of investment projects based on projects developed at LLC VKF "Velta."

The thesis aims to increase the efficiency and speed of decision-making regarding the selection of optimal investment projects by developing a universal classifier of investment projects.

The information and analytical section considers the enterprise LLC VKF "Velta", its main tasks and functions, economic and financial indicators, and development prospects for the coming years. This section reveals the problem of selecting investment projects and sets the task of developing a universal classifier of investment projects.

In a particular section, existing methods for solving problems of this type were analyzed. In this section, a universal classifier of investment projects was developed based on the theory of neural networks, and network training and testing of the classifier were carried out. The network performs classification based on the following criteria: project duration, total project cost, required initial investment, economic effect for the consumer, expected sales volume, expected project life, and profit from sales of a unit of product.

The neural network was developed, trained, and tested using the NNtool graphical interface of the Matlab environment.

NEURAL NETWORKS, ACTIVATION FUNCTION, CLASSIFICATION, BACKPROPAGATION METHOD, INVESTMENT, PROJECT.

## ЗМІСТ

<b>1 ІНФОРМАЦІЙНО-АНАЛІТИЧНИЙ РОЗДІЛ .....</b>	<b>11</b>
1.2 Перелік підрозділів підприємства та їх функції .....	16
1.3 Ресурси та організація виробництва підприємства .....	17
1.4 Перспективи розвитку підприємства .....	19
1.5 Інвестиційна діяльність підприємства .....	22
1.6 Класифікація інвестиційних проєктів.....	24
1.7 Метод аналізу ієрархії .....	30
1.8 Метод зваженого усереднення .....	32
1.9 Нейронні мережі.....	34
1.9.1 Біологічний нейрон.....	38
1.9.2 Штучні нейронні мережі .....	41
1.10 Архітектура нейронних мереж .....	50
1.11 Навчання штучної нейронної мережі.....	53
1.12 Метод зворотнього розповсюдження похибки .....	59
1.13 Постановка задачі дослідження.....	62
<b>2 СПЕЦІАЛЬНИЙ РОЗДІЛ.....</b>	<b>65</b>
2.1 Аналіз інвестиційних проєктів та критеріїв вибору проєкту .....	65
2.2 Аналіз методів рішення задач альтернативного вибору.....	68
2.2.1 Аналіз існуючих методів рішення задач вибору .....	68
2.2.2 Рішення задачі за допомогою нейронних мереж.....	74
2.3 Розробка універсального класифікатора на основі нейронних мереж.....	80
2.3.1 Створення бази даних класифікатора.....	80
2.3.2 Розробка класифікатора на основі нейронних мереж.....	81
2.3.3 Навчання та тестування універсального класифікатора.....	86
<b>ВИСНОВКИ .....</b>	<b>93</b>
<b>СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ.....</b>	<b>95</b>
<b>ДОДАТКИ.....</b>	<b>98</b>
ДОДАТОК А.....	98
ДОДАТОК В.....	100
ДОДАТОК Г .....	103

## ВСТУП

В сучасній Україні гостро стоїть проблема розвитку і розширення бізнесу, розробки нових шляхів збільшення капіталу та інвестування. Зараз швидкими темпами розвивається наука і техніка, багато інноваційних технологій, що потребують розвитку та впровадження. Інвестування - це вкладення капіталу для подальшого його збільшення. Отже, для підприємства це може бути і придбання нових технологій, і розробка свого продукту на базі технічних та технологічних можливостей, доступних йому. Але один і той же проект може для одного підприємства стати прибутковим, а для іншого ні. Це зумовлено різним положенням на ринку, різними економічними та фінансовими можливостями та різними цілями, що переслідують підприємства. Тож, щоб обрати інвестиційний проект, який принесе найбільший прибуток, треба враховувати велику кількість факторів. Існує декілька методів рішення задач такого типу але жоден з них не може врахувати всі аспекти задачі. Більшість з методів є дуже трудомісткими, що збільшує термін прийняття рішення. Також всі існуючі методи дають результат лише з допомогою експертів, які оцінюють проекти по привабливості. Цей суб'єктивний фактор часто призводить до хибного рішення задачі.

**Актуальність** дипломної роботи полягає в розробці такого універсального класифікатора інвестиційних проектів, який не потребує участі експертів предметної області, його робота триває невеликий проміжок часу та є нетрудомістким для виконання та рішення поставлених задач.

**Ціль** дипломної роботи підвищення ефективності та швидкості прийняття рішень стосовно вибору оптимальних інвестиційних проектів шляхом розробки універсального класифікатора інвестиційних проектів.

**Об'єкт** дослідження: розподіл інвестицій для підвищення ефективності роботи ТОВ ВКФ «Велта».

**Предмет** розробки: класифікація інвестиційних проектів на базі проектів, що розробляються на ТОВ ВКФ «Велта».

Для досягнення поставленої цілі були поставлені наступні задачі:

- Проаналізувати інвестиційні проекти, що розробляються на базі науково-виробничого комплексу ВКФ «Велта» державного підприємства «Схід ГЗК», проаналізувати критерії, які характеризують проекти, та обрати ті, що найбільш повно описують інвестиційний проект;
- Проаналізувати методи рішення задач альтернативного вибору;
- Обґрунтувати вид класифікатора на основі нейронної мережі та принципи його роботи;
- Провести навчання та тестування розробленого універсального класифікатора інвестиційних проектів.

Для досягнення поставленої цілі проаналізовані існуючі методи вирішення задач такого типу та нові технології, на базі яких можлива побудова класифікатора інвестиційних проектів. Одним з нових напрямків в науці є нейромодельовання, яке ґрунтується на імітації роботи головного мозку людини.

Нейронні мережі являють собою нову й досить перспективну обчислювальну технологію, що дає нові підходи для дослідження динамічних завдань у фінансовій області. Нейронні мережі відкрили нові можливості в області класифікації та підтримки прийняття рішень.

Оскільки нейронні мережі використовуються для задач класифікації, а поставлена переді мною задача відноситься саме до задач такого типу, тому було прийнято рішення розробити універсальний класифікатор інвестиційних проектів, спираючись на методи розробки нейронних мереж.

**Наукова новизна** полягає в тому, щоб сформулювати набір правил, які могли б бути застосовні при проектуванні систем на базі технології штучних нейронних мереж. На даний момент такого набору правил не існує, а існують лише деякі рекомендації щодо можливого застосування нейронних мереж.

**Практична цінність** досліджень, полягає у формулюванні методик для розробки систем класифікації на базі нейронних мереж, що істотно полегшить й спростить процес класифікації інвестиційних проектів, який в наш час є трудомістким, займає багато часу та коштів.

Провівши аналіз предметної області та специфіки роботи підприємства «СхідГЗК» була виділена база даних інвестиційних проектів, що описуються шістьма критеріями і кожен з них має оцінку ефективності, що виражається 1 або 0. Всього в базі триста проектів, шістдесят відсотків з яких були використані для навчання універсального класифікатора, а сорок для тестування мережі.

Вивчивши всі можливості нейронних мереж для задач класифікації, я розробила власну модель універсального класифікатора інвестиційних проектів.

Тестування розробленої системи, дало 97,5% правильних відповідей, що для задач класифікацій такого типу є дуже високим показником.

**Науковим положенням** роботи є ствердження, що для класифікації інвестиційних проектів ефективним буде використання нейронної мережі з багатошаровою структурою з одним прихованим прошарком (що містить шість нейронів), алгоритм навчання якої заснований на методі зворотнього розповсюдження похибки.

Дана робота була **апробована** на студентській науковій конференції, була визнана актуальною і такою, що задовольняє рівню наукової роботи.

Існує досить багато перспектив для продовження роботи у даному напрямку, оскільки економічна ситуація в країні постійно змінюється, існує можливість зміни напрямку в інвестуванні, при цьому необхідно удосконалювати систему. Існує можливість розробки нових технологій на базі нейронних мереж, що дасть можливість збільшення вірогідності отримання вірного рішення поставленої задачі.



## 1 ІНФОРМАЦІЙНО-АНАЛІТИЧНИЙ РОЗДІЛ

Інвестиції у великі промислові підприємства, зокрема в гірничо-збагачувальні комбінати (ГЗК), супроводжуються низкою специфічних викликів і ризиків. Основна проблематика таких інвестицій полягає в наступному.

ГЗК вимагають значних інвестицій на етапі запуску — це будівництво, закупівля обладнання, інфраструктура для видобутку та переробки корисних копалин. Більшість необхідного обладнання є дорогим і складним у транспортуванні та монтажі. Ці високі капітальні витрати потребують великих кредитних ресурсів або залучення стратегічних інвесторів, що може бути складним через високу ризиковість проектів.

Інвестиції в ГЗК мають довгий період окупності через великі стартові витрати та тривалий час запуску виробництва. Це відлякує потенційних інвесторів, які можуть віддати перевагу проектам з коротшими термінами окупності та швидшим прибутком. ГЗК часто потребують кілька років для досягнення стабільного рівня виробництва, що додає фінансового тиску на інвесторів.

Рентабельність таких підприємств тісно пов'язана з цінами на корисні копалини (залізну руду, мідь, вугілля тощо), які схильні до значних коливань. Зниження цін на світових ринках може суттєво знизити доходи і зробити інвестиції не вигідними. Це особливо ризиковано в умовах економічної нестабільності або кризи, коли попит і ціни на сировину падають.

ГЗК мають значний вплив на довкілля — викиди в повітря, забруднення води, деградація земель. Сучасні екологічні стандарти вимагають від підприємств значних інвестицій у технології для мінімізації шкідливого впливу. Це включає встановлення очисних споруд, заходи з рекультивації земель та утилізації відходів. Інвесторам необхідно враховувати ці витрати, які можуть бути суттєвими і тривалими.

Інвестиції в ГЗК часто стикаються з політичними ризиками, особливо в країнах з нестабільною економікою чи політичною ситуацією. Законодавчі зміни можуть стосуватися правил видобутку, податкового навантаження або умов ліцензування. Зміни у законодавстві можуть суттєво вплинути на рентабельність проекту або навіть призвести до його припинення.

Для повноцінного функціонування ГЗК потрібна розвинена інфраструктура, зокрема транспортна (залізниця, автомобільні шляхи, порти) та енергетична. Відсутність відповідної інфраструктури потребує додаткових витрат на її будівництво або оновлення, що може значно підвищити загальні витрати на проект.

ГЗК є складними підприємствами, які вимагають сучасного обладнання та технологій для ефективного видобутку і переробки корисних копалин. Потреба в інноваціях також додає витрат, адже технологічне відставання може знизити продуктивність і збільшити операційні витрати. Впровадження нових технологій потребує додаткових капіталовкладень і залучення висококваліфікованих спеціалістів.

Великі промислові об'єкти, такі як ГЗК, потребують висококваліфікованого персоналу, особливо інженерів, геологів, екологів і технологів. Нестача кадрів або високі витрати на навчання й підвищення кваліфікації персоналу можуть створювати додаткові труднощі для інвесторів.

Таким чином, інвестиції в гірничо-збагачувальні комбінати є складними через великі початкові витрати, тривалий період окупності, залежність від ринкових умов та високі екологічні стандарти. Ці фактори потребують ретельного планування, оцінки ризиків і надійного фінансового забезпечення, що значно впливає на рішення інвесторів щодо входження в такі проекти.

## 1.1 Характеристика діяльності та структура підприємства ВКФ «Велта»

ДП Східний ГЗК заснований з метою забезпечення потреб атомної промисловості України у сировині – закису-окису урану для виготовлення ядерного палива в необхідних для АЕС обсягах [52].

Сьогодні ДП Східний ГЗК - це один з 28 центрів світу, що добуває уран, серед яких він займає місце в першій половині і є найбільшим у Європі

Постановою уряду від 24 липня 1951р. на базі двох невеликих рудників «Ленінруда» Криворізького басейну - Першотравневого і Жовторічанського був створений Східний гірничо-збагачувальний комбінат. Офіційна передача рудників відбулася 10 серпня 1951 року.

Відрізок часу з 1951 по 1960 рік був періодом становлення уранового гірничо-збагачувального комбінату і перетворення його у флагман атомної промисловості на Україні, період розробки і впровадження гірських робіт, будівництво нових великих шахт, і ремонтно-механічного заводів, ТМЦ, могутньої бази будівельної індустрії.

До складу Східного горно-збагачувального комбінату входять:

- Інгульська шахта;
- Смоленська шахта;
- Ново-константинівська шахта (споруджувана);
- Гідрометалургійний завод (ГМЗ);
- Сірчаноокислотний завод (СКЗ);
- Центральна лабораторія контрольно-вимірювальних приладів і автоматики (ЦЛ КВПіА);
- Виробничо-конструкторський філіал «Велта» (надалі іменованій ВКФ «Велта»);
- Автотранспортне господарство (АТГ);
- Залізничний цех (ЗЦ);
- Ремонтно-будівельна ділянка (РБУ);
- Центральна пило-газова дозиметрична лабораторія (ЦПГДЛ);

- Інформаційно-обчислювальний центр (ІОЦ);
- Ділянка зв'язку;
- Геологорозвідувальна партія (ГРП);
- Проектний відділ.

У листопаді 2023 р. виповнилося 40 років одному з підрозділів ДП Східний ГЗК - ВКФ «Велта».

Виробничо-конструкторський філіал «Велта» є одним з основних підрозділів комбінату. ВКФ «Велта» утворений з метою створення об'єднаної наукової і машино - приладобудівної бази ДП Східний ГЗК, що забезпечує розробку, виготовлення, сервісне обслуговування і ремонт нових зразків машин і устаткування, нестандартних технічних засобів виміру, автоматизованих систем керування технологічними процесами і запасними частинами до них.

За короткий термін ВКФ «Велта» виріс у велику конструкторську організацію з високим науковим потенціалом і сильною виробничою базою для виготовлення досвідчених зразків і невеликих серій складних машин і приладів з високою культурою виробництва і виконувала роботи від дослідження, проектування, виготовлення до монтажу і налагодження великих автоматизованих комплексів.

Машини і прилади, створені р, працюють на території всього колишнього Радянського Союзу від України до Далекого Сходу. З 1992 року діяльність орієнтована в основному на потреби ДП Східний ГЗК.

До 1991 року ДП Східний ГЗК, а разом з ним і ВКФ «Велта» підпорядковуються Міністерству середнього машинобудування. З 1991 по 1998 рік підпорядковуються Державному комітету з атомної енергії, а з 1998 року і донині Східний ГЗК підкоряється Міністерству палива й енергетики України (Державний Департамент ядерної енергетики).

На сьогоднішній день ВКФ «Велта» має ліцензії на право ведення робіт з питань фізичного захисту в частині проектування, виготовлення і постачання приладів охоронної сигналізація, засобів контролю доступу до особливо важливих місць і устаткування АЕС і уранових об'єктів.

ВКФ «Велта» виконує значні обсяги науково - дослідницьких робіт із замовлень АЕС України [52].

Предмет діяльності ВКФ «Велта»:

– випуск продукції ВКФ «Велта» машинобудування і приладобудування для власних потреб підприємства і для сторонніх споживачів;

– надання послуг підрозділам Східний ГЗК по ремонту машин і устаткування, виготовленню запасних частин, нестандартного устаткування, металоконструкцій та ін.;

– виконання науково-дослідних, дослідно-конструкторських робіт зі створення і впровадження засобів фізичного захисту об'єктів; засобів автоматизації і механізації для основних і допоміжних процесів видобутку і переробки уранової руди і для атомних електростанцій по створенню апаратури для контролю радіаційної обстановки;

– розробка, виготовлення і постачання технічних засобів захисту інформації;

– проектування, виготовлення і постачання елементів, необхідних для безпечного функціонування ядерних установок і об'єктів, наданню послуг по їхньому обслуговуванню; проектування, виготовлення й іспит устаткування, призначеного для роботи з радіоактивними відходами по наявних ліцензіях.

Основні задачі ВКФ «Велта»:

–виробництво продукції в об'ємах, установлених плановими показниками і договірними зобов'язаннями;

–забезпечення якості продукції, що випускається , робіт і послуг;

–створення безпечних і здорових умов праці відповідно до законодавства;

–здійснення заходів для охорони природного середовища.

Функції ВКФ «Велта»:

– ВКФ «Велта» здійснює науково-виробничу, господарську і фінансову діяльність;

– ВКФ «Велта» займається організацією робіт з виконання господарських договорів, виробничих планів і керування усіма виробничо-технологічними процесами, забезпечує впровадження нової техніки і технологій;

– ВКФ «Велта» розробляє в межах виробничої програми норми витрати і запасів сировини, матеріалів, енергетичних ресурсів на виробничі і господарські потреби;

– ВКФ «Велта» за рахунок наявних коштів купує у підприємств і організацій усіх форм власності устаткування, матеріали, що комплектують вироби, нормативну документацію і передові технології у встановленому на підприємстві порядку.

На даний час ВКФ «Велта», може випускати близько 5000 найменувань продукції, видів робіт і послуг.

## 1.2 Перелік підрозділів підприємства та їх функції

Підприємство ВКФ «Велта» має дуже розгалужену структуру, де кожен відділ відповідає за свою частину роботи [52].

Ремонтно-будівельний відділ – відповідає за ремонт, реконструкцію приміщень та побудову нових будівель для підприємства.

Охорона праці та навколишньої середовища – займається охороною праці та слідкує за виконанням законів з охорони довколишньої середовища.

Відділ технічного контролю – відділ, що слідкує за якістю продукції, що випускає підприємство, та товарів, що надходять, як матеріали для виробництва.

Відділ автоматизації та механізації виробництва – відділ, який відповідає за впровадження нових технологій для поступової автоматизації та механізації підприємства.

Лабораторія стандартизації і науково-технічної інформації - відділ, що займається написанням стандартів на продукцію, що виготовляє підприємство, тобто, документів, які повністю характеризують товар, його призначення, склад, властивості.

Відділ матеріально-технічного постачання і комплектації – це відділ, що займається замовленням, доставкою нового обладнання на підприємство та веде облік основних фондів підприємства.

Ремонтно-будівельне управління - відділ, що займається управлінням всіх процесів, що відбуваються у ремонтно-будівельному відділі.

Адміністративно-господарська група – цей відділ веде всю поточну документацію, займається пересилкою документів.

Планово-економічне бюро – відділ, що займається плануванням діяльності підприємства.

Бюро організації праці і загробної платні – займається організацією праці на підприємстві та встановлення та надання заробітної платні працівникам.

Планово-диспетчерське бюро – це відділ, що займається транспортом та його управлінням.

Всі відділи, що підпорядковуються головному інженерові, в тій чи іншій мірі займаються саме конструюванням та виготовленням продукції, що випускає підприємство.

### 1.3 Ресурси та організація виробництва підприємства

Конструкторська підготовка виробництва. Протягом 2023 року ДО згідно з планом НІДКР розроблена КД на прилади, засоби автоматизації і контролю, захисту об'єктів і інформації з 11 тем, у тому числі автоматизованим способом по 10 темам; проводилася робота з авторського нагляду за виготовленням дослідних зразків виробів по 7 темам і перегляду стандартів підприємства [52].

Забезпечено приймання КД, конструкторська підготовка і супровід виробництва шахтних клітей. Отримано дозвіл Криворізького ЕТЦ на провадження робіт по виготовленню й експлуатації шахтних клітей.

Виконано розмноження і комплектація КД по 2370 замовленням НІОКР і виробництва.

Проведено конструкторський супровід виробництва НІДКР і промислової діяльності по 640 замовленням; разовим - 52 замовлення.

Бюро САПР розроблена КД автоматизованим способом по 37 темам, замовлення НІОКР і промдіяльності забезпечені комплектами фотошаблонів друкованих плат, фотошаблонів, табличок і трафаретів, підготовлена інформація з 209 плат для виготовлення по кооперації.

Проведено роботи з програмно-технічного супроводу автоматизованої системи ТПП. Виконано роботи з випуску супровідної документації до замовлень за заявками ПДО дослідного виробництва (підготовлена документація на 91 замовлення в рамках ТПП). Виконано роботи з автоматизованої обробки документів по 19 замовленням НІДКР.

Виконано роботи з розвитку і супроводу програмного забезпечення АРМ фахівців підрозділів і введенню в експлуатацію нових робочих місць, в ОТИЗ, ОК, ОМТС, ББУ, ПЭО, проводилося освоєння нових програм (Рсай 2002, Компас).

У 2024 році планується: забезпечити конструкторський супровід виробів відповідно до планів НІДКР і дослідного виробництва; продовжити роботи з переоснащення робочих місць за рахунок упровадження ПК і створення локальної мережі; збільшити обсяги розробки, обліку і збереження КД і ТД автоматизованим способом.

Технологічна підготовка виробництва.

Дослідне виробництво. Протягом року було розроблено типових техпроцесів – 3 од.; - КД на технологічне оснащення - 235 од. Підготовлено технологічну документацію для запуску у виробництво замовлень: - по НІДКР-103 од.; - по пром. Випуску - 528 од.; - по разових замовленнях -50 од.



Організовано ділянку для монтажу друкованих плат з радіоелементів під поверхневий монтаж.

Удосконалено конструкцію вентиля запірною ВЗМ-15. Упроваджено технологічний процес по застосуванню сліпих заклепок. Переведено на машинне проектування 95 % технологічної документації. Виконано модернізацію гальванічної ділянки.

Промислове виробництво. Протягом року було розроблено: типових техпроцесів - 2 од.; - КД на штампувальне оснащення - 49 од.; - КД на технологічне оснащення - 245 од.; - перероблено КД замовника - 71 од.

Підготовлено технологічну документацію для запуску у виробництво замовлень разових -372 од.;- по пром. випуску -96 од.;

Розроблено проекти і технологічну документацію на ремонт 8 кранів; Упроваджена технологія одержання виливків коліс вагонетки ВГ-4М в парних опоках. Упроваджено технологію механізованого наплавлення осей вагонеток і електровозів. Впроваджений у виробництво технологічний процес зняття фасок на аркушах агрегатом ВМ-20.

На 2006 рік планувалося 7 пунктів заходів щодо підвищення технічного рівня підприємства з очікуваним економічним ефектом 102,75 тис. грн. Виконано 6 пунктів заходів з економічним ефектом 52,7 тис. грн. Один пункт не виконаний - індукційна піч придбана наприкінці грудня.

На даний час ВКФ «Велта», може випускати близько 4000 найменувань продукції, видів робіт і послуг.

#### 1.4 Перспективи розвитку підприємства

До основних перспектив розвитку підприємства на найближчий час віднесемо наступні:

- виконання планових завдань по НФІДКР і промдіяності;

- освоєння виробничих потужностей на площадці дослідного виробництва ВКФ «Велта»;
- введення в дослідну експлуатацію пересувного рудо сортувального комплексу (ПРСК) для переробки відвалів Смолинської шахти;
- виготовлення і впровадження легкої бурової установки з імпортом гідроперфоратором;
- виготовлення сепараторів «Ураніт», «Азурит», «Галеніт» для нового пересувного комплексу по переробці гірських відвалів на шахтах;
- виготовлення і впровадження малогабаритної погрузочно-доставочної машини на базі МВН-1ДШ із дизельним приводом;
- виготовлення, іспит і впровадження першої черги механізмів комплексу затарювання готового продукту на ГМЗ;
- розробка і модернізація механізмів електроустаткування комплексу обміну вагонеток для Ново-Константиновської шахти;
- створення базової автоматизованої системи керування технологічними процесами купчастого і блокового вилуговування;
- забезпечення підрозділів комбінату устаткуванням і приладами згідно їхніх заявок;
- розширити обсяги виробництва і реалізації товарної продукції, особливо по договорах з АЕС;
- освоїти серійне виробництво пневмоударників П-110 для сторонніх замовників, удосконалити процес розробки КД і ТД, а також перехід архіву КД на електронні носії;
- провести відновлення і ремонт устаткування в 2024 році на суму -5125,0 тис. грн., у тому числі:
  - а) придбання устаткування на суму - 47450,0 тис. грн, з них: по РМЗ - на суму 41070,0 тис. грн., по ВКФ «Велта» - на суму 6380,0 тис. грн.;
  - б) капітальний ремонт устаткування на суму 3800,0 тис. грн., з них:
    - по РМЗ - на суму 2700,0 тис. грн., по ВКФ «Велта» - на суму 1100,0 тис. грн.;

- забезпечити діючу профілактичну роботу з попередження травматизму на підприємстві;
- забезпечити виконання заходів щодо природоохоронного законодавства;
- підсилити роботу з залучення молодих робітників і фахівців на підприємство;
- продовжити роботу з доведення до нормативу складських запасів матеріалів і комплектуючих;
- особливу увагу приділити реалізації наявних запасів річної продукції і неліквідів;
- виготовлення, монтаж, налагодження і впровадження пересувного рудосортувального комплексу по переробці відвалів уранових руд;
- закінчення виготовлення і впровадження легкого бурового стовпчика з гідроперфоратором і машини допоміжного призначення МВН-1ДШ;
- розробка і модернізація механізмів, електроустаткування, комплексів обміну вагонеток Ново-константинівської шахти;
- надання технічної допомоги при експлуатації імпортного гірничо-шахтного устаткування;
- закінчення виготовлення й іспит першої черги механізмів комплексу погрузки готового продукту на ГМЗ;
- створення базової автоматизованої системи керування технологічними процесами купчастого і блокового вилуговування, у тому числі експериментального устаткування для підземного вилуговування;
- надання технічної допомоги при експлуатації, модернізації, ремонті машин, механізмів, комплексів обміну вагонеток, зарядної техніки, рудосортувального устаткування й апаратури;
- виготовлення для шахт комбінату машин і механізмів;
- збільшення обсягу робіт зі сторонніми організаціями, у т.ч. з АЕС України, урано- і гірничодобувними підприємствами України [52].

## 1.5 Інвестиційна діяльність підприємства

Сучасна економіка переживає нову фазу свого розвитку. Це обумовлено кількома факторами. По-перше, впровадженням у науку сучасних математичних методів. По-друге, поява новітніх комп'ютерних технологій, що зробили можливим дослідження складних явищ і процесів.

Інвестиційна діяльність у тому чи іншому ступені властива будь-якому підприємству. Вона являє собою один з найбільш важливих аспектів функціонування будь-якої комерційної організації. Причинами, що обумовлюють необхідність інвестицій, є відновлення наявної матеріально-технічної бази, нарощування обсягів виробництва, освоєння нових видів діяльності[5].

Під інвестиціями розуміється цілеспрямоване вкладення на певний строк капіталу у всіх його формах у різні об'єкти для досягнення цілей інвесторів(одержання прибутку й (або) досягнення іншого корисного ефекту).

Інвестиція - це усвідомлена відмова від поточного споживання на користь можливого збільшення прибутку в майбутньому, що, як очікується, забезпечить і більше сумарне (тобто поточне й майбутнє) споживання.

Є загальновизнаним той факт, що життєздатність і процвітання будь-якого бізнесу, будь-якої соціально-економічної системи в значній мірі залежить від раціональної інвестиційної політики. Ця політика витратна й ризикова за визначенням. Іншими словами, по-перше, інвестицій не буває без витрат спочатку необхідно вкласти кошти, тобто витратитися, і лише надалі, якщо розрахунки були вірні, зроблені витрати окупляться; по-друге, неможливо вгадати всі обставини, що очікують інвестора в майбутньому,- завжди існує ненульова ймовірність того, що зроблені інвестиції будуть повністю або частково загублені [3].

Інвестиційна діяльність є в деякому значенні змушеним заходом, оскільки будь-який грамотний бізнесмен, керівник, менеджер чітко розуміє, що

інвестиція - це необхідне раціональний (природно, із суб'єктивної точки зору інвестора) рух, що завжди краще, ніж застій, консервація статус-кво.

Інвестиційна діяльність розрізняється залежно від рівня управління, на якому обговорюються її зміст, цільові настанови, способи здійснення, плановані результати. Різниця полягає в інвестиційних можливостях, ступені відповідальності за можливі прорахунки й ін.[2].

Інвестиції можуть також торкатися значних витрат по просуванню товарів на ринок з метою збільшити кількість продажів, і, таким чином, комерційний прибуток від більшого обсягу діяльності.

Інвестиційні операції, тобто операції, пов'язані із вкладенням коштів у реалізацію проектів, які будуть забезпечувати одержання фірмою вигід протягом певного періоду часу, є однією з найважливіших сфер діяльності будь-якої фірми.

Виділяють три види інвестицій залежно від напрямків їх вкладення: фінансові, реальні (капітальні) і нематеріальні[1,3,5].

Фінансові інвестиції являють собою вкладення капіталу в різні види фінансових активів. Це можуть бути акції, облигації й інші цінні папери, що надають можливість брати участь у справах інших підприємств або витягати прибуток від гри на фондовій біржі. До фінансових інвестицій також відносять банківські вкладення на терміновий депозит, різні форми кредитування, придбання вільно конвертованої валюти й т.п.

Реальні (капітальні інвестиції) припускають створення матеріальних об'єктів. До них ставляться вкладення в нерухомість (будинку, спорудження, ділянки землі, транспортна інфраструктура), у виробниче обладнання (верстати, машини, виробничі лінії, технологічні комплекси й т.д.), в оборотні кошти (сировина, матеріали, що комплектують вироби) і т.д.

Нематеріальні інвестиції - це вкладення в такі нематеріальні ресурси, які необхідні для відтворення й розширення капіталу інвестора й не відображаються в балансі його майнових коштів. Вони включають: вкладення в

людські ресурси; в удосконалювання організації праці; придбання патентів, ліцензій, ноу-хау; вкладення в соціальні програми й заходи[1].

## 1.6 Класифікація інвестиційних проектів

Інвестиційні проекти класифікуються по наступних ознаках:

- 1) масштаб проекту;
- 2) термін реалізації проекту;
- 3) призначення інвестицій (підвищення ефективності, розширення виробництва, створення нових виробництв, вихід на нові ринки, інновації, рішення соціальних завдань, виконання вимог законодавства);
- 4) тип передбачуваного ефекту (скорочення витрат, збільшення доходів, зниження ризику виробництва й збуту, нові знання, соціальний ефект);
- 5) тип відносин (незалежність, альтернативність, комплементарність, заміщення);
- 6) тип грошового потоку (ординарність, неординарність);
- 7) сферам діяльності (соціальні, економічні, організаційні, технічні, змішані);
- 8) відношення до ризику (ризиковість, безризиковість);
- 9) по розміру необхідних інвестицій.

З погляду масштабності, проекти діляться на малі проекти й мегапроекти.

Малі проекти допускають ряд спрощень у процедурі проектування й реалізації, формуванні команди проекту. Разом з тим труднощі з виправлення допущених помилок вимагає дуже ретельного визначення об'ємних характеристик проекту, учасників проекту й методів їх роботи, графіка проекту й форм звіту, а також умов контракту.

Мегапроекти - це цільові програми, що містять кілька взаємозалежних проектів, об'єднаних загальною метою, виділеними ресурсами й відпущеним на

їхнє виконання часом. Такі програми можуть бути міжнародними, державними, національними, регіональними[4].

З погляду строку реалізації, проекти діляться на короткострокові, середньостроковими й довгостроковими.

Короткострокові проекти звичайно реалізуються на підприємство з виробництва новинок різного роду, дослідних установках, відбудовних роботах.

На таких об'єктах замовник звичайно йде на збільшення остаточної (фактичної) вартості проекту проти первісної, оскільки найбільше він зацікавлений у якнайшвидшому його завершенні.

Середньо - і довгострокові проекти відрізняються тільки термінами виконання й для них характерне затягування фази первісного планування.

З погляду якості, проекти діляться на дефектні й бездефектні.

Бездефектні проекти як домінуючий фактор використовують підвищену якість. Звичайно вартість бездефектних проектів досить висока й вимірюється сотнями мільйонів і навіть мільярдів доларів[3].

З огляду на фактор обмеженості ресурсів, можна виділити мультипроекти, монопроекти й міжнародні проекти.

Мультипроекти використовують у тих випадках, коли задум замовника проекту належить до кількох взаємозалежних проектів, кожний з яких не має свого обмеження по ресурсах.

Мультипроектном вважається виконання безлічі замовлень (проектів) і послуг у рамках виробничої програми фірми, обмеженої її виробничими, фінансовими, часовими можливостями й вимогами замовників.

У якості альтернативних мультипроектам виступають монопроекти, що мають чітко обкреслені ресурсні, часові й ін. рамки, реалізовані єдиною проектною командою й представляють окремі інвестиційні, соціальні й ін. проекти [1].

Міжнародні проекти звичайно відрізняються значною складністю й вартістю. Їх відрізняє також важлива роль в економіці й політиці тих країн, для яких вони розробляються.

Специфіка таких проектів полягає в наступному: обладнання й матеріали для таких проектів звичайно закупаються на світовому ринку. Звідси - підвищені вимоги до організації, що здійснює закупівлі для проекту. Рівень підготовки таких проектів повинен бути істотно вище, ніж для аналогічних "внутрішніх" проектів.

Розмір необхідних інвестицій. Інвестиційні проекти істотно відрізняються по обсягу необхідних інвестицій, тривалості періоду освоєння капіталовкладень, строку «експлуатації» проекту. На практиці це знаходить висвітлення в класифікації проектів на великий, традиційний і дрібні, причому звичайно як критерій віднесення проекту до тієї або іншої групи береться об'єм капіталовкладень. Безумовно, ця й деякі подібні їй класифікації проектів не є строго визначеними, тобто у відомому сенсі вони досить умовні. Іншими словами, який проект уважати традиційним, а який дрібним – справа підприємства, тобто відповідних строгих критеріїв не може існувати в принципі. Зокрема, градація проектів по об'єму необхідних інвестицій найчастіше залежить від розмірів самої компанії, оскільки очевидно, що в солідній фінансово-промисловій групі й невеликому заводі з виробництва меблів використовувані критерії віднесення аналізованого проекту до великого чи дрібному істотно відрізняються. Незважаючи на відому умовність значення навантаження підрозділу проектів на великі, традиційні й дрібні досить істотна. Справа в тому, що проекти з різних груп, як правило, перебувають у компетенції керівників різного рівня. Так, у великій фірмі є звичайною практика обмеження об'єму капіталовкладень, яким вправі розпоряджатися менеджер того або іншого рівня. А що стосується амбіційних і витратоємних проектів, то рішення про їхню доцільність звичайно приймається на найвищому рівні.



Існують й інші причини, що зумовлюють необхідність розглянутої класифікації; це, зокрема, пошук відповідних джерел фінансування, розходження в оцінці ризику й наслідків у випадку того або іншого розвитку подій на ринку товарів і послуг і т.п. [5].

Для реалізації проектів можуть бути використані наступні джерела інвестицій:

1) власні кошти (прибуток, нагромадження, амортизаційні відрахування, суми, виплачувані страховими органами у вигляді відшкодування за збиток і т.п.);

2) кошти, виділювані вищестоящими холдинговими й акціонерними компаніями, промислово-фінансовими групами на безоплатній основі, а також інші види активів (основні фонди, земельні ділянки, промислова власність і т.п.) і притягнуті кошти від продажу акцій, благодійні й інші внески;

3) асигнування з бюджетів (якщо ці органи керування зацікавлені в інвестуванні коштовних проектів), фондів підприємництва, надавані на безоплатній основі;

4) іноземні інвестиції, надавані у формі фінансової або іншої участі в статутному капіталі спільних підприємств, а також у формі прямих вкладень (у грошовій формі) міжнародних організацій і фінансових інститутів, держав, підприємств й організацій різних форм власності й приватних осіб;

5) різні форми позикових коштів, у тому числі кредити, надавані на поворотній основі.

Призначення інвестиції - це ключова ознака при класифікації проектів, відповідно до якого можна виділити сім основних причин інвестування, а, отже, і груп проектів:

1) інвестиції в підвищення ефективності виробництва;

2) інвестиції в розширення діючого виробництва;

3) інвестиції в створення виробничих потужностей при освоєнні нових сфер бізнесу;

4) інвестиції, пов'язані з виходом на нові ринки збуту;

- 5) інвестиції в дослідження й розробку нових технологій;
- 6) інвестиції переважно соціального призначення;
- 7) інвестиції, здійснювані відповідно до вимог закону.

Інвестиції в підвищення ефективності виробництва.

Логіка даних проектів цілком очевидна. Діяльність будь-якої фірми пов'язана насамперед з отриманням прибутку, що представляє собою перевищення доходів над витратами.

Перший фактор - доходи - з позиції фірми управляємо лише частково, оскільки істотну роль грає конкурентне середовище. Другий фактор - витрати - уже більше керовано, принаймні, шляхом вибору ресурсозберігаючих технологій, більше економічного обладнання, кращої організації праці, підвищення кваліфікації працівників і т.п. можна домогтися відносного скорочення витрат, а отже, підвищення ефективності виробництва. Прикладом подібного інвестиційного проекту може служити, наприклад, проект, пов'язаний із впровадженням нової схеми ресурсопотоків, що дозволяє підвищити оборотність коштів у виробничих запасах[1].

Інвестиції в розширення діючого виробництва. У цьому випадку мова йде про банальне нарощування виробничих потужностей через зростаючу ємність ринків збуту. Докупується аналогічне по технічних характеристиках устаткування, доукомплектується штат працівників, розширюються закупівлі сировини й матеріалів у традиційних постачальників.

Інвестиції в створення виробничих потужностей при освоєнні нових сфер бізнесу. Одним із ключових вимог раціональної організації бізнесу є його диверсифікованість, зміст якої полягає в розвитку в рамках фірми виробництв, що розрізняються видом продукції. Дві основні причини: по-перше, згладжується коливання прибутку по роках (спад в одному секторі економіки може супроводжуватися ростом в іншому) і, по-друге, освоюються нові перспективні сектори, що потенційно обіцяють прибуток у майбутньому. Прикладами подібних проектів є будівництво автомобілебудівною компанією ліній з ремонту колишнім уживанні шин і по виробництву нових покриттів.

Логіка тут очевидна - залежно від платоспроможного попиту населення або перший, або другий проект буде давати відносно більший прибуток, однак у кожному разі потенційні клієнти не будуть загублені незалежно від економічної ситуації [5].

Інвестиції, пов'язані з виходом на нові ринки збуту.

Подібні проекти найчастіше передбачають розширення виробництва (якщо немає перенасиченості виробленою продукцією традиційного ринку), разом з тим вони мають і певну специфіку, Суть її полягає в тому, що при розширенні ринків збуту принципові конструктивні зміни в продукцію не вносяться, але можуть бути некритичні зміни й доробки, обумовлені, наприклад, національними, кліматичними й іншими особливостями нового ринку. Крім того, з'являється необхідність у розвитку коштів доставки, реклами, обслуговування й ін.

Інвестиції в дослідження й розробку нових технологій.

Подібні проекти в сучасному динамічно, що розвивається світі, грають винятково важливу роль. Великі компанії витрачають досить солідні суми на дослідження й розробки, чітко розуміючи, що результат реалізації подібних проектів не є передбачуваним[2].

Інвестиції переважно соціального призначення.

Ціль подібних інвестицій - забезпечення деякої соціальної переваги, хоча досягнення непрямого економічного ефекту не виключається. Приклади подібних проектів - будівництво будинків відпочинку, спортивних центрів й ін. Подібні проекти носять очевидно витратний характер і тому здійснюються або державними й муніципальними органами, або великими фірмами.

Підготовка й реалізація інвестиційного проекту - тривалий й, як правило, дорогий процес, що складається з ряду етапів і стадій.

У міжнародній практиці прийнято розрізняти чотири етапи цього процесу: передінвестиційний етап, етап інвестування, етап експлуатації, етап ліквідації [3].

Будь-який проект за визначенням спрямований у майбутнє, а проект, що має стратегічний характер спрямований у далеке майбутнє. Проблема полягає в тому, що ухвалити рішення щодо початку реалізації проекту потрібно сьогодні. Майбутнє не можна пророчити зі стовідсотковою точністю, а це значить, що рішення доводиться приймати в умовах невизначеності. Невизначеність рано або пізно дозволяється, але не завжди так, як очікувалося. Якщо є можливість того, що інвестиційний проект не досягне поставлених цілей, то говорять про ризик, пов'язаному з реалізацією даного проекту. Адекватне урахування невизначеності дозволяє знизити ризик і прийняти оптимальне рішення.

### 1.7 Метод аналізу ієрархії

Метод аналізу ієрархій - методологічна основа для рішення задач вибору альтернатив за допомогою їх багатокритеріального рейтингування [47].

Метод аналізу ієрархій створений американським вченим Т. Сааті і виріс у даний час у великий міждисциплінарний розділ науки, що має строгі математичні і психологічні обґрунтування і численні додатки.

Основне застосування методу – підтримка прийняття рішень за допомогою ієрархічної композиції задачі і рейтингування альтернативних рішень [50].

Умови обґрунтованого застосування методу. Важливою вимогою, що забезпечує обґрунтованість застосування методу, є кваліфікованість експертів, що приймають участь у створенні структури моделі ухвалення рішення, підготовці даних і в інтерпретації результатів, тобто їхня здатність давати правильну несуперечливу інформацію. Багато в чому обґрунтованість рішення, прийнятого за допомогою ієрархічного аналізу проблеми, зв'язана: з повнотою урахування факторів, що визначають рейтинг рішень; з повнотою урахування зв'язків між метою рейтингування, факторами і можливими рішеннями;

адекватністю формулювань критеріїв для парних порівнянь тим цілям, що переслідуються для побудови моделі.

Алгоритм рішення методу аналізу ієрархій. Першим етапом застосування методу аналізу ієрархій є структурування проблеми вибору у виді ієрархії. У найбільш елементарному виді ієрархія будується з вершини (мети), через проміжні рівні-критерії (техніко-економічні параметри) до самого нижнього рівня, що у загальному випадку є набором альтернатив[50].

Після ієрархічного відтворення проблеми встановлюються пріоритети критеріїв, і оцінюється кожна з альтернатив за критеріями. Елементи задачі порівнюються попарно стосовно їхнього впливу на загальну для них характеристику. Система парних зведень приводить до результату, що може бути представлений у виді обернено симетричної матриці. Якщо  $a_{ij} = \alpha$ , то  $a_{ji} = \frac{1}{\alpha}$ . Якщо елементи мають однакову важливість, то

$$a_{ij} = a_{ji} = 1, a_{ii} = 1$$

Для заповнення всіх інших чарунок використовується та сама шкала, представлена в таблиці 1.1.

Таблиця 1.1 – Шкала важливості

Оцінка	Значення
1	рівна важливість
3	помірна перевага одного над іншим
5	істотна перевага одного над іншим
7	значна перевага одного над іншим
9	дуже сильна перевага одного над іншим
2,4,6,8	відповідні проміжні значення

Необхідно перевірити складені матриці на погодженість:

- складається кожен стовпчик суджень;
- сума кожного стовпця збільшується на величину відповідного компонента нормалізованого вектора пріоритету;
- отримані числа складається і позначають цю суму -  $\lambda_{max}$ .

Індекс узгодженості дорівнює:

$$IU = \frac{\lambda_{max}}{n-1} \quad (1.1)$$

Обчислюється відношення узгодженості:

$$BU = \frac{IU}{k}, \quad (1.2)$$

де  $k$  - число випадкових узгодженостей для матриць, які вказані в таблиці 1.2 [50].

Таблиця 1.2 – Число випадкових узгодженостей матриці

1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15
0,00	0,00	0,58	0,90	1,12	1,24	1,32	1,41	1,45	1,49	1,51	1,48	1,56	1,57	1,59

Величина ВУ повинна бути порядку 10% або менш, щоб бути прийнятною. У деяких випадках допускається ВУ до 20%, але не більш, інакше треба перевірити свої судження. Обчислюємо

$$W_i = \sum_{j=1}^n b_{ij} \cdot W_j', \quad (1.3)$$

де  $b_{ij}$ - елементи нормалізованого вектора пріоритету;  $W_j'$  - пріоритети критеріїв.

Рішенням є  $\max W_i$  [47].

### 1.8 Метод зваженого усереднення

Цей метод застосовується в разі потреби вибору однієї з альтернатив за заданими критеріями з урахуванням їх пріоритетів. Для розрахунків використовується спеціальний математичний апарат, що носить назва теорія нечітких множин. Опишемо нижче базові поняття теорії нечітких множин, застосовуваних у цьому методі [48].

Лінгвістична змінна - це змінна, значення якої визначається набором вербальних характеристик.

Базова шкала - об'єктивна, рівномірна шкала, градуйована в одиницях виміру ознаки об'єкта.

Функція приналежності характеризує вірогідність відповідності лінгвістичної змінної значенню базової шкали. У загальному випадку нечітка множина записується у вигляді:

$$B = \sum_{i=1}^n \frac{x_i}{\mu(x_i)}, \quad (1.4)$$

де  $x_i$  - значення базової шкали,  $\mu(x_i)$  - функція приналежності базової шкали до лінгвістичної змінної, вимірюється в інтервалі від 0 до 1 [49].

Якщо  $\sum \mu(x_i) < \frac{2}{3}$ , то говорять про невизначеності даного значення базової шкали, якщо  $\sum \mu(x_i) > \frac{4}{3}$  - базова шкала перевизначена. В обох випадках важко зробити висновок про приналежність даного значення до лінгвістичній перемінного.

Основним недоліком при описі об'єктів функціями приналежності є суб'єктивність оцінок експертів, а також можлива відмінність масштабів базових шкал [50].

Підсумкова функція приналежності альтернативи до критеріїв, по яких він оцінювався, обчислюється як сума значень функцій приналежності окремих критеріїв помножених на вагу цих критеріїв:

$$M = \frac{1}{\sum_{j=1}^n N_j} \sum_{j=1}^n N_j \mu^j(x_i), \quad (1.5)$$

де  $N_j$  - значимість (вага)  $j$ -го критерію.

Для визначення найкращої альтернативи розрахуємо підсумкову функцію приналежності:

Алгоритм методу:

- 1) Знаходимо підсумкову функцію приналежності для кожної альтернативи по формулі (1.5);
- 2) Обираємо альтернативу з максимальною підсумковою функцією приналежності.

## 1.9 Нейронні мережі

Нейронні мережі являють собою нову й досить перспективну обчислювальну технологію, що дає нові підходи для дослідження динамічних завдань у фінансовій області. Спочатку нейронні мережі відкрили нові можливості в області розпізнавання образів, потім до цього додалися статистичні й засновані на методах штучного інтелекту засоби підтримки прийняття рішень і вирішення задач у сфері фінансів[30]. Здатність до моделювання нелінійних процесів, роботі із зашумленими даними й адаптивність дають можливості застосовувати нейронні мережі для рішення широкого класу фінансових задач. В останні кілька років на основі нейронних мереж було розроблено багато програмних систем для застосування в таких питаннях, як операції на товарному ринку, оцінка ймовірності банкрутства банку, оцінка кредитоспроможності, контроль за інвестиціями, розміщення позик. Додатки нейронних мереж охоплюють найрізноманітніші області інтересів: розпізнавання образів, обробка зашумлених даних, доповнення образів, асоціативний пошук, класифікація, оптимізація, прогноз, діагностика, обробка сигналів, абстрагування, керування процесами, сегментація даних, стиснення інформації, складні відображення, моделювання складних процесів, машинне зір, розпізнавання мови.

Штучні нейромережі є електронними моделями нейронної структури мозку, що, головним чином, вчиться на досвіді. Природній аналог доводить, що безліч проблем, що не піддаються рішення традиційними комп'ютерами, можуть бути ефективно вирішені за допомогою нейромереж [30,31].

Тривалий період еволюції надав мозку людини багато якостей, відсутніх у сучасних комп'ютерах з архітектурою фон Неймана. До них відносяться:

- розподілене подання інформації й паралельні обчислення;
- здатність до навчання й узагальнення;
- адаптивність;
- толерантність до помилок;



– низьке енергоспоживання.

Прилади, побудовані на принципах біологічних нейронів, мають перераховані характеристики, які можна вважати істотним досягненням в індустрії обробки даних [45].

Досягнення в області нейрофізіології дають початкове розуміння механізму природного мислення, де зберігання інформації відбувається у вигляді складних образів. Процес зберігання інформації як образів, використання образів і рішення поставленої проблеми визначають нову область в обробці даних, що, не використовуючи традиційного програмування, забезпечує створення паралельних мереж й їхнє навчання. У лексиконі розроблювачів і користувачів нейромереж присутні слова, відмінні від традиційної обробки даних, зокрема, "поводитися", "реагувати", "самоорганізовувати", "навчати", "узагальнювати" й "забувати".

Вивченню людського мозку - тисячі років. З появою сучасної електроніки, почалися спроби апаратного відтворення процесу мислення. Перший крок був зроблений в 1943 р. з виходом статті нейрофізіолога Уоррена Маккалоха (Warren McCulloch) і математика Уолтера Питтса (Walter Pitts) про роботу штучних нейронів і подання моделі нейронної мережі на електричних схемах [26].

Перерахуємо основні віхи історії нейронних мереж:

1949 р. - опублікована книга Дональда Хебба (Donald Hebb) "Організація поведінки", де досліджена проблематика настроювання синаптичних зв'язків між нейронами.

1950-і рр. - з'являються програмні моделі штучних нейромереж. Перші роботи проведені Натаниелом Рочестером (Nathaniel Rochester) з дослідницької лабораторії ІВМ. І хоча подальші реалізації були успішними, ця модель зазнала невдачі, оскільки швидке зростання традиційних обчислень залишив у тіні нейронні дослідження [25,35-37].

1956 р. - Дартмутський дослідницький інститут штучного інтелекту забезпечив підйом штучного інтелекту, зокрема, нейронних мереж.

Стимулювання досліджень штучного інтелекту розділилося на два напрямки: промислові застосування систем штучного інтелекту (експертні системи) і моделювання мозку.

1958 р. - Джон фон Нейман (John von Neumann) запропонував імітацію простих функцій нейронів з використанням вакуумних трубок.

1959 р. - Бернард Видров (Bernard Widrow) і Марсіан Хофф (Marcian Hoff) розробили моделі ADALINE й MADALINE (Множинні Адаптивні Лінійні Елементи (Multiple ADaptive LINear Elements)). MADALINE діяла, як адаптивний фільтр, що усувають луна на телефонних лініях. Ця нейромережа дотепер у комерційному використанні.

Нейробіолог Френк Розенблатт (Frank Rosenblatt) почав роботу над перцептроном. Одношаровий перцептрон був побудований апаратно й вважається класичною нейромережею. Тоді перцептрон використався для класифікації вхідних сигналів в один із двох класів. На жаль, одношаровий перцептрон був недосконалий і зазнав критики в 1969 р., у книзі Марвіна Мінські нейронні і мережі (Marvin Minsky) і Сеймура Пейперта (Seymour Papert) "Перцептрони".

Ранні успіхи, сприяли перебільшенню потенціалу нейронних мереж, зокрема у світлі обмеженої на ті часи електроніки. Надмірне очікування, що процвітає в академічному й технічному світі, заразило загальну літературу цього часу. Побуювання, що ефект "мислячої машини" відіб'ється на людині увесь час підігрівалося письменниками, зокрема, серія книг Азімова про роботів показала наслідки на моральних цінностях людини, у випадку можливості інтелектуальних роботів виконувати функції людини.

Ці побуювання, об'єднані з невиконаними обіцянками, викликали безліч розчарувань фахівців, що почали критикувати дослідження нейронних мереж. Результатом було припинення фінансування нейронних мережіування. Період спаду тривав до 80-х років.

1982 р. - до відродження інтересу призвело кілька подій. Джон Хопфілд (John Hopfield) представив статтю в національну Академію Наук США. Підхід

Хопфилда показав можливості моделювання нейронних мереж на принципі нової архітектури.

У той же час у Кіото (Японія) відбулася Об'єднана американо-японська конференція по нейронних мережах, які оголосили досягненням п'ятої генерації. Американські періодичні видання підняли цю історію, акцентуючи, що США можуть залишитися позаду, що призвело до росту фінансування мережіування в області нейромереж.

З 1985 р. Американський Інститут Фізики почав щорічні зустрічі - "Нейронні мережі для обчислень".

1989 р. - на зустрічі "Нейронні мережі для оборони" Бернард Видров повідомив аудиторії про початок четвертої світової війни, де полем бою є світові ринки й виробництва.

1990 р. - Департамент програм інноваційних досліджень захисту малого бізнесу назвав 16 основних й 13 додаткових тем, де можливе використання нейронних мереж[46].

Сьогодні, обговорення нейронних мереж відбуваються скрізь. Перспектива їхнього використання здається досить великою, у світлі рішення нетрадиційних проблем й є ключем до цілої технології. На даний час більшість розробок нейронних мереж принципово працюючі, але можуть існувати процесорні обмеження. Дослідження спрямовані на програмні й апаратні реалізації нейромереж. Компанії працюють над створенням трьох типів нейрочипів: цифрових, аналогових й оптичних, які обіцяють бути хвилею близького майбутнього.

Точна робота мозку людини - усе ще таємниця. Проте деякі аспекти цього дивного процесора відомі. Базовим елементом мозку людини є специфічні клітини, відомі як нейрони, здатні запам'ятовувати, думати й застосовувати попередній досвід до кожної дії, що відрізняє їх від інших клітин тіла [21].

Кора головного мозку людини є пласкою, утвореною з нейронів поверхнею, товщиною від 2 до 3 мм площею близько 2200  $cm^2$ , що вдвічі перевищує площу поверхні стандартної клавіатури. Кора головного мозку

містить близько 1011 нейронів, що приблизно дорівнює числу зірок Чумацького шляху. Кожен нейрон пов'язаний з 103 - 104 іншими нейронами. У цілому мозок людини має приблизно від 1014 до 1015 взаємозв'язків.

Сила людського розуму залежить від числа базових компонентів, різноманіття з'єднань між ними, а також від генетичного програмування й навчання.

Індивідуальний нейрон є складним, має свої складові, підсистеми й механізми керування й передає інформацію через велику кількість електрохімічних зв'язків. Нараховують біля сотні різних класів нейронів. Разом нейрони й з'єднання між ними формують недвійковий, нестійкий і несинхронний процес, що відрізняється від процесу обчислень традиційних комп'ютерів. Штучні нейромережі моделюють лише найголовніші елементи складного мозку, що надихає вчених і розроблювачів до нових шляхів рішення проблеми [22].

### 1.9.1 Біологічний нейрон

Біологічний нейрон містить наступні структурні одиниці:

Тіло клітини - сома: містить ядро, мітохондрії (забезпечують клітку енергією), інші органелли, що підтримують життєдіяльність клітини.

Дендрити - вхідні волокна, збирають інформацію від інших нейронів. Активність у дендритах змінюється плавно. Довжина їх звичайно не більше 1 мм.

Мембрана - підтримує постійний склад цитоплазми усередині клітки, забезпечує проведення нервових імпульсів.

Цитоплазма - внутрішнє середовище клітини. Відрізняється концентрацією іонів  $K^+$ ,  $Na^+$ ,  $Ca^{++}$  й інших речовин у порівнянні з позаклітинним середовищем.

Аксон, один або жодного в кожній клітці, - довге, іноді більше метра, вихідне нервове волокно клітини. Імпульс генерується в аксонному горбку.

Аксон забезпечує проведення імпульсу й передачу впливу на інші нейрони або м'язові волокна. Ближче до кінця аксон часто гілкується.

Синапс - місце контакту нервових волокон - передає збудження від клітини до клітини. Передача через синапс майже завжди односпрямована. Розрізняють пресинаптичні та постсинаптичні клітки - по напрямку передачі імпульсу.

Шванновские клітки - специфічні клітини, що майже цілком складаються з мієліна, органічної ізолюючої речовини. Щільно "обмотують" нервові волокна 250 шарами мієліна [24].

Неізольовані місця нервового волокна між шванновськими клітками називаються перехопленнями Ранв'є. За рахунок мієлінової ізоляції швидкість поширення нервових імпульсів зростає в  $5 \cdot 10$  раз і зменшуються витрати енергії на проведення імпульсів. Мієлінізовані волокна зустрічаються тільки у вищих тварин.

У центральній нервовій системі людини налічується від 100 до 1000 типів нервових клітин, в залежності обраного ступеня деталізації. Вони відрізняються картиною дендритів, наявністю й довжиною аксона й розподілом синапсів біля клітини.

Клітини сильно пов'язані між собою. У нейрона може бути більше 1000 синапсів. Близькі по функціям клітини утворюють скупчення, кулясті або паралельні шаруваті. У мозку виділені сотні скупчень. Кора головного мозку - теж скупчення. Товщина кори - 2 мм, площа - біля квадратного фути.

Нейрон отримує сигнали (імпульси) від інших нейронів через дендрити (приймачи) і передає сигнали, сгенеровані тілом клітини, уздовж аксона (передавач), що наприкінці розгалужується на волокна. На закінченнях волокон знаходяться синапси.

Синапс є функціональним вузлом між двома нейронами (волокно аксона одного нейрона й дендрит іншого). Коли імпульс досягає синаптичного закінчення, виробляються хімічні речовини, називані нейротрансмітери. Нейротрансмітери проходять через синаптичну щілину, і залежно від типу

синапса, збуджуючи або гальмуючи здатність нейрона-приймача генерувати електричні імпульси. Результативність синапса настраюється минаючими через нього сигналами, тому синапси навчаються залежно від активності процесів, у яких вони беруть участь. Нейрони взаємодіють за допомогою короткої серії імпульсів. Повідомлення передається за допомогою частотно-імпульсної модуляції [29].

Можна вважати, що при проходженні синапса сила імпульсу міняється в певне число разів, що ми будемо називати вагою синапса. Імпульси, що надійшли до нейрона одночасно по кількох дендритах, підсумовуються. Якщо сумарний імпульс перевищує деякий поріг, нейрон збуджується, формує власний імпульс і передає його далі по аксоні. Важливо відзначити, що ваги синапсів можуть змінюватися згодом, а виходить, змінюється й поведінка відповідного нейрона [28].

Біологічна модель нейрона представлена на рисунку 1.1.

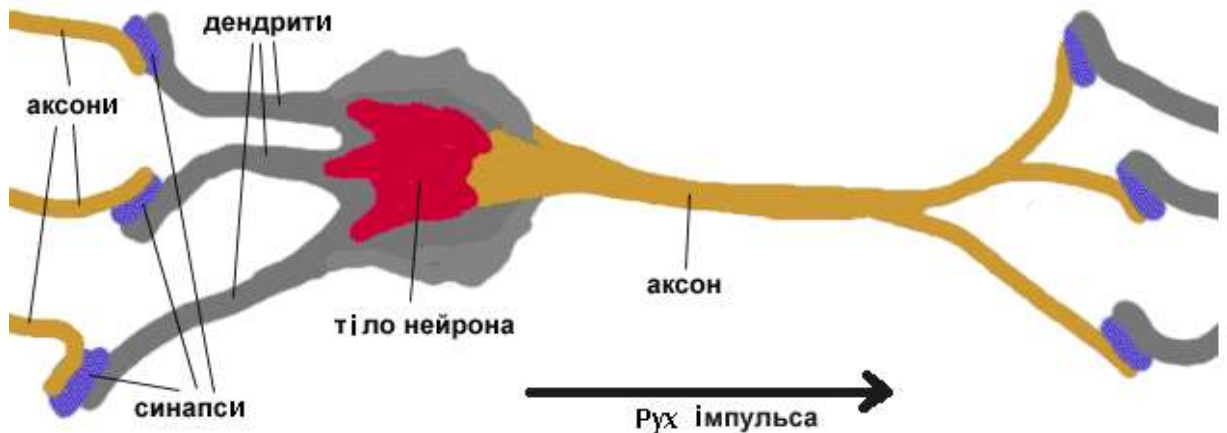


Рис. 1.1 – Біологічна модель нейрона

Найважливіші властивості біологічних неймереж:

1) Паралельність обробки інформації. Кожен нейрон формує свій вихід тільки на основі своїх входів і власного внутрішнього стану під впливом загальних механізмів регуляції нервової системи.

2) Здатність до повної обробки інформації. Всі відомі людині завдання вирішуються нейронними мережами. До цієї групи властивостей ставляться асоціативність (мережа може відновлювати повний образ по його частині), здатність до класифікації, узагальненню, абстрагуванню й безліч інших. Вони до кінця не систематизовані.

3) Самоорганізація. У процесі роботи біологічні нейронні мережі самостійно, під впливом зовнішнього середовища, навчаються рішенням різноманітних завдань. Невідомо ніяких принципів обмежень на складність завдань, розв'язуваних біологічними нейронними мережами. Нервова система сама формує алгоритми своєї діяльності, уточнюючи й ускладнюючи їх протягом життя. Людина поки не зуміла створити систем, що володіють самоорганізацією й самоускладненням. Ця властивість нейронних мереж народжує безліч питань. Адже кожна замкнута система в процесі розвитку спрощується, деградує. Отже, підведення енергії до нейронної мережі має принципове значення .

4) Біологічні нейронні мережі є аналоговими системами. Інформація надходить у мережу по великій кількості каналів і кодується по просторовому принципі: вид інформації визначається номером нервового волокна, по якому вона передається. Амплітуда вхідного впливу кодується щільністю нервових імпульсів, переданих по волокну.

5) Надійність. Біологічні нейронні мережі мають фантастичну надійність: вихід з ладу навіть 10% нейронів у нервовій системі не перериває її роботи. У порівнянні з послідовними ЕОМ, заснованими на принципах фон Неймана, де збій однієї комірки пам'яті або одного вузла в апаратурах приводить до краху системи.

### 1.9.2 Штучні нейронні мережі

Штучні нейронні мережі - сукупність моделей біологічних нейронних мереж. Являють собою мережа елементів - штучних нейронів - зв'язаних між собою синаптичними з'єднаннями. Мережа обробляє вхідну інформацію й у

процесі зміни свого стану в часі формує сукупність вихідних сигналів. Робота мережі складається в перетворенні вхідних сигналів у часі, у результаті чого змінюється внутрішній стан мережі й формуються вихідні впливи.

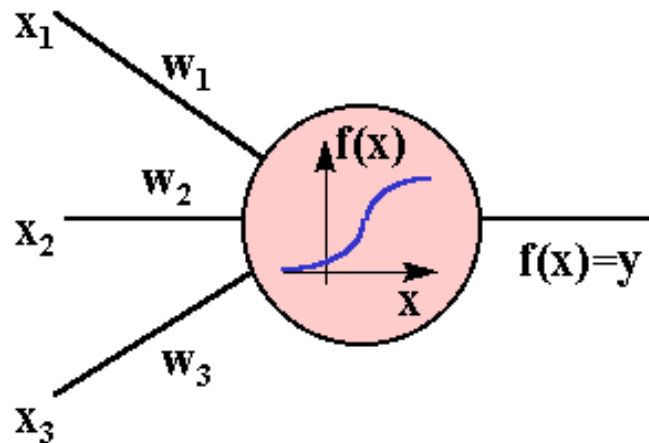


Рис. 1.2 - Математична модель нейрона

На рисунку 1.2 зображена модель нейрона із трьома входами (дендритами), причому синапси цих дендритів мають ваги  $w_1, w_2, w_3$ . До синапсів надходять імпульси сили  $x_1, x_2, x_3$  відповідно, тоді після проходження синапсів і дендритів до нейрона надходять імпульси  $w_1 \cdot x_1, w_2 \cdot x_2, w_3 \cdot x_3$ .

Нейрон перетворить отриманий сумарний імпульс

$$x = w_1 \cdot x_1 + w_2 \cdot x_2 + w_3 \cdot x_3 \quad (1.6)$$

відповідно до деякої передатної функції  $f(x)$ .

Сила вихідного імпульсу дорівнює:

$$y = f(x) = f(w_1 \cdot x_1 + w_2 \cdot x_2 + w_3 \cdot x_3). \quad (1.7)$$

Таким чином, нейрон повністю описується своїми вагами  $w_k$  і передатною функцією  $f(x)$ . Одержавши набір чисел (вектор)  $x_k$  як входи, нейрон видає деяке число  $y$  на виході [37].

Штучні нейронні мережі - набір математичних й алгоритмічних методів для рішення широкого кола завдань.

Характерні риси штучних нейромереж як універсального інструмента для рішення завдань:



1. нейронні мережі дають можливість краще зрозуміти організацію нервової системи людини й тварин на середніх рівнях: пам'ять, обробка інформації, моторика.

2. нейронні мережі - засіб обробки інформації:

а) гнучка модель для нелінійної апроксимації багатомірних функцій;

б) засіб прогнозування в часі для процесів, що залежать від багатьох змінних;

в) класифікатор за багатьма ознаками, що дає розбивку вхідного простору на області;

г) засіб розпізнавання образів;

д) нейронні мережі інструмент для пошуку по асоціаціях;

е) модель для пошуку закономірностей у масивах даних.

3. нейронні мережі вільні від обмежень звичайних комп'ютерів завдяки паралельній обробці й сильній зв'язаності нейронів.

4. У перспективі нейронні мережі повинні допомогти зрозуміти принципи, на яких побудовані вищі функції нервової системи: свідомість, емоції, мислення [33].

Нейронні мережі володіють наступними цінними властивостями:

1. Навченість. Вибравши одну з моделей нейронних мереж, створивши мережу й виконавши алгоритм навчання, ми можемо навчити мережу рішенню завдання, що їй під силу. Немає ніяких гарантій, що це вдасться зробити при обраній мережі, алгоритмі й завданні, але якщо все зроблено правильно, те навчання буває успішним.

2. Здатність до узагальнення. Після навчання мережа стає нечутливою до малих змін вхідних сигналів (шуму або варіаціям вхідних образів) і дає правильний результат на виході.

3. Здатність до абстрагування. Якщо пред'явити мережі кілька перекручених варіантів вхідного образу, то мережа сама може створити на виході ідеальний образ, з яким вона ніколи не зустрічалася.

4. Адаптивність. Нейронні мережі мають здатність адаптувати свої синаптичні ваги до зміни навколишнього середовища. Так нейронна мережа навчена діяти в певному середовищі може бути швидко перенавчена для роботи в іншому середовищі [37].

Далі на рисунку 1.5 приведена розширена модель штучного нейрона.

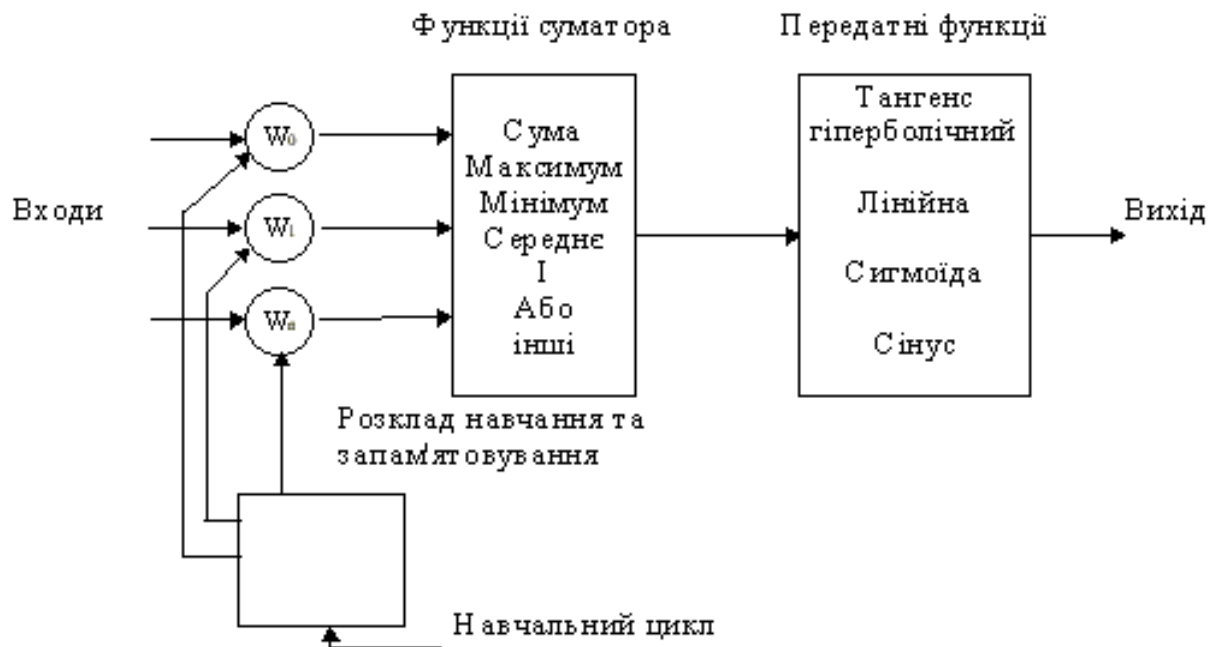


Рис. 1.3 – Розширена модель штучного нейрона

Незалежно від розташування та функціонального призначення, всі штучні нейронні елементи мають спільні компоненти.

Далі приведено сім основних компонент штучного нейрона.

Компонента 1. Вагові коефіцієнти. При функціонуванні нейрон одночасно отримує багато вхідних сигналів. Кожен вхід має свою власну синаптичну вагу, яка надає входу вплив, необхідний для функції суматора елемента обробки. Ваги є мірою сили вхідних зв'язків і моделюють різноманітні синаптичні сили біологічних нейронів. Ваги суттєвого входу підсилюються і, навпаки, вага несуттєвого входу примусово зменшується, що визначає інтенсивність вхідного сигналу. Ваги можуть змінюватись відповідно до навчальних прикладів, топології мережі та навчальних правил [34].

Компонента 2. Функція суматора. Першим кроком дії нейрону є обчислення зваженої суми всіх входів. Математично, вхідні сигнали та відповідні їм ваги представлені векторами  $(x_{10}, x_{20}, \dots, x_{n0})$  та  $(w_{10}, w_{20}, \dots, w_{n0})$ . Добуток цих векторів є загальним вхідним сигналом. Спрощеною функцією суматора є множення кожної компоненти вектора  $x$  на відповідну компоненту вектора  $w$ :  $\text{вхід}1 = x_{10} \cdot w_{10}$ ,  $\text{вхід}2 = x_{20} \cdot w_{20}$ , і знаходження суми всіх добутків:  $x = x_{10} \cdot w_{10} + x_{20} \cdot w_{20} + \dots + x_{n0} \cdot w_{n0}$ . Результатом є єдине число, а не багатоеlementний вектор.

Функція суматора може бути складнішою, наприклад, вибір мінімуму, максимуму, середнього арифметичного, добутку або виконувати інший нормалізуючий алгоритм. Вхідні сигнали та вагові коефіцієнти можуть комбінуватись багатьма способами перед надходженням до передатної функції. Особливі алгоритми для комбінування входів нейронів визначаються обраними мережною архітектурою та парадигмою [36].

В деяких нейромережах функції суматора виконують додаткову обробку, так звану функцію активації, яка зміщує вихід функції суматора відносно часу. На жаль, функції активації на теперішній час обмежено досліджені і більшість сучасних нейронних реалізацій використовують функцію активації "тотожності", яка еквівалентна її відсутності. Цю функцію доцільніше використовувати як компоненту мережі в цілому, ніж як компоненту окремого нейрона.

Компонента 3. Передатна функція. Результат функції суматора є зваженою сумою вхідних сигналів, що перетворюється у вихідний сигнал через алгоритмічний процес відомий як передатна функція. У передатній функції для визначення виходу нейрона загальна сума порівнюється з деяким порогом. Якщо сума є більшою за значення порога, елемент обробки генерує сигнал, в протилежному випадку сигнал не генерується або генерується гальмуючий сигнал.

Види передатних функцій:

Лінійна передатна функція.

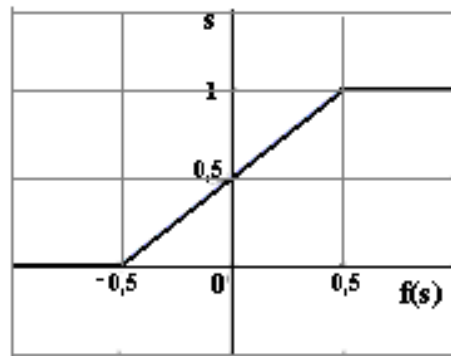


Рис. 1.4 - Лінійна передатна функція

У штучних нейронних мережах із шаруватою структурою нейрони з передатними функціями такого типу, як правило, становлять вхідний шар. Крім простої лінійної функції можуть бути використані її модифікації [31]. Наприклад напівлінійна функція (якщо її аргумент менше нуля, то вона дорівнює нулю, а в інших випадках, поводитья як лінійна) або крокова (лінійна функція з насиченням), яку можна виразити формулою (1.7):

$$f(s) = \begin{cases} 1, & s > 1; \\ 0, & s \leq 0; \\ s, & 0 < s \leq 1 \end{cases} \quad (1.7)$$

при цьому можливий зсув функції по обох осях. Дана функція зображена на рисунку (1.4).

Недоліками крокової і напівлінійної активаційних функцій щодо лінійної можна назвати те, що вони не є диференційовані на всій числовій осі, а значить не можуть бути використані при навчанні по деяких алгоритмах [36].

Гранична передатна функція:

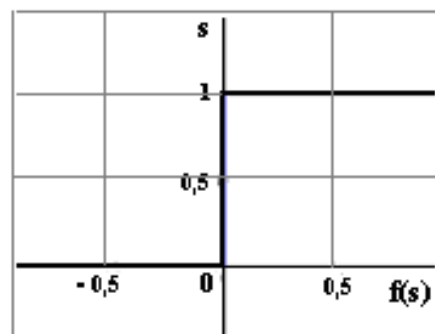


Рис. 1.5 - Гранична передатна функція

Дана функція являє собою перепад. Доти поки зважений сигнал на вході нейрона не досягає деякого рівня  $f(x)$  — сигнал на виході дорівнює нулю. Як тільки сигнал на вході нейрона перевищує зазначений рівень — вихідний сигнал стрибкоподібно змінюється на одиницю. Найперший представник шаруватих штучних нейронних мережах — перцептрон[30] складався винятково з нейронів такого типу. Математичний запис цієї функції представлений формулою (1.8):

$$f(s) = \begin{cases} 0, & s < 0 \\ 1, & s \geq 0 \end{cases} \quad (1.8)$$

де  $w_i$  - ваги синапса;  $S$  - результат підсумовування, математично представлений формулою 1.9.

$$S = \sum_{i=1}^n w_i x_i + b, \quad (1.9)$$

де  $w_i$  - ваги синапса;  $b$  — значення зсуву;  $x_i$  - компонент вхідного вектора;  $n$  — число входів нейрона.

Через те, що дана функція не є диференційованою на всій осі абсцис, її не можна використати в мережах, що навчаються по алгоритму зворотного поширення помилки й інших алгоритмів, що вимагають диференційованості передатної функції.

3. Логістична передатна функція, представлена на рисунку 1.6.

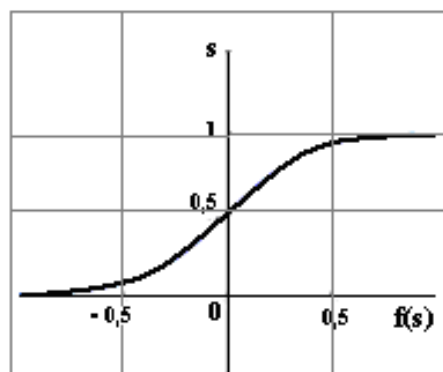


Рис. 1.6 - Логістична передатна функція

Один із самих часто використовуваних, на даний момент, типів передатних функцій. Введення функцій сигмоїдального типу було обумовлено обмеженістю нейронних мереж із граничною функцією активації нейронів — при такій функції активації кожної з виходів мережі дорівнює або нулю, або одиниці, що обмежує використання мереж не в завданнях класифікації. Використання сигмоїдальних функцій дозволило перейти від бінарних виходів нейрона до аналогових[41]. Функції передачі такого типу, як правило, властиві нейронам, що перебувають у внутрішніх шарах нейронної мережі. Математичний вигляд логістичної функції представлений формулою (1.10).

$$f(s) = \frac{1}{1+e^{-As}}. \quad (1.10)$$

Тут  $A$  — це параметр функції, що визначає її крутість. Коли  $A$  прагне до нескінченності, функція вироджується в граничну. При  $A = 0$  сигмоїда вироджується в постійну функцію зі значенням 0,5. Область значень даної функції перебуває в інтервалі  $(0,1)$ . Важливим достоїнством цієї функції є простота її похідної, представлена формулою (1.11):

$$\frac{df(s)}{ds} = Af(s)(1 - f(s)). \quad (1.11)$$

Те, що похідна цієї функції може бути виражена через її значення полегшує використання цієї функції при навчанні мережі по алгоритму зворотного поширення[12]. Особливістю нейронів з такою передатною характеристикою є те, що вони підсилюють сильні сигнали істотно менше, ніж слабкі, оскільки області сильних сигналів відповідають пологим ділянкам характеристики. Це дозволяє запобігти насиченню від більших сигналів[13].

#### Гіперболічний тангенс

Математичний вигляд функції гіперболічного тангенса наведений в формулі (1.12).

$$f(s) = \frac{e^{As} - e^{-As}}{e^{As} + e^{-As}}. \quad (1.12)$$

Використання функції гіперболічного тангенса відрізняється від розглянутої вище логістичній кривої тим, що його область значень лежить в інтервалі  $(-1;1)$ .

Так як вірне наступне співвідношення

$$f\left(\frac{A}{\gamma} s\right) = 2f(s) - 1 \quad (1.13)$$

то обидва графіка відрізняються лише масштабом осей. Похідна гіперболічного тангенса, зрозуміло, теж виражається квадратичною функцією значення; властивість протистояти насиченню також має місце.

Радіально-базисна функція передачі.

Цей тип функцій приймає як аргумент відстані між вхідним вектором й якимсь наперед заданим центром активаційної функції. Значення цієї функції тим вище, ніж ближче вхідний вектор до центра[15]. У якості радіально-базисної можна, наприклад, використати функцію Гаусса, представлену формулою (1.14):

$$f(s) = e^{-s^2}. \quad (1.14)$$

Зрештою, для різних нейромереж можуть вибиратись інші передатні функції. Перед надходженням до передатної функції до вхідного сигналу деколи додають однорідно розподілений випадковий шум, джерело та кількість якого визначається режимом навчання. В літературі цей шум, згадується як "температура" штучних нейронів, яка надає математичній моделі елемент реальності.

Компонента 4. Масштабування. Після передатної функції вихідний сигнал проходить додаткову обробку масштабування, тобто результат передатної функції множиться на масштабуючий коефіцієнт і додається зміщення.

Компонента 5. Вихідна функція. По аналогії з біологічним нейроном, кожний штучний нейрон має один вихідний сигнал, який передається до сотень інших нейронів. Переважно, вихід прямо пропорційний результату передатної функції. В деяких мережевих архітектурах результати передатної функції змінюються для створення змагання між сусідніми нейронами. Нейронам дозволяється змагатися між собою, блокуючи дії нейронів, що мають слабкий сигнал. Змагання (конкуренція) може відбуватись між нейронами, які знаходяться на одному або різних прошарках. По-перше, конкуренція визначає,

який штучний нейрон буде активним і забезпечить вихідний сигнал. По-друге, конкуруючі виходи допомагають визначити, який нейрон візьме участь у процесі навчання.

Компонента 6. Функція похибки та поширюване назад значення. У більшості мереж, що застосовують контрольоване навчання обчислюється різниця між спродукованим та бажаним виходом. Похибка відхилення (біжуча похибка) перетворюється функцією похибки відповідно заданій мережній архітектурі. В базових архітектурах похибка відхилення використовується безпосередньо, в деяких парадигмах використовується квадрат або куб похибки зі збереженням знаку.

Після проходження всіх прошарків біжуча похибка поширюється назад до попереднього прошарку і може бути безпосередньо похибкою або похибкою, масштабованою певним чином залежно від типу мережі (наприклад, похідною від передаточної функції). Це поширюване назад значення враховується в наступному циклі навчання.

Компонента 7. Функція навчання. Метою функції навчання є налаштування змінних ваг з'єднань на входах кожного елемента обробки відповідно до певного алгоритму навчання для досягнення бажаного результату. Існує два типи навчання: контрольоване та неконтрольоване. Контрольоване навчання вимагає навчальної множини даних або спостерігача, що ранжує ефективність результатів мережі. У випадку неконтрольованого навчання система самоорганізовується за внутрішнім критерієм, закладеним в алгоритм навчання.

## 1.10 Архітектура нейронних мереж

Об'єднуючись у мережі, нейрони утворюють системи обробки інформації, які забезпечують ефективну адаптацію моделі до постійних змін з боку зовнішнього середовища. В процесі функціонування мережі відбувається



перетворення вхідного вектора сигналів у вихідний. Конкретний вид перетворення визначається як архітектурою нейромережі так і характеристиками нейронних елементів, засобами керування та синхронізації інформаційних потоків між нейронами. Важливим фактором ефективності мережі є встановлення оптимальної кількості нейронів та типів зв'язків між ними.

При описі нейромереж використовують кілька усталених термінів, які в різних джерелах можуть мати різне трактування, зокрема:

структура нейромережі - спосіб зв'язків нейронів у нейромережі;

архітектура нейромережі - структура нейромережі та типи нейронів;

парадигма нейромережі - спосіб навчання та використання; іноді вміщує і поняття архітектури [34].

На основі однієї архітектури можуть бути реалізовані різні парадигми нейромережі і навпаки.

Серед відомих архітектурних рішень виділяють групу слабозв'язаних нейронних мереж, у випадку, коли кожний нейрон мережі зв'язаний лише із сусідніми. Така архітектура представлена на рисунку 1.7.

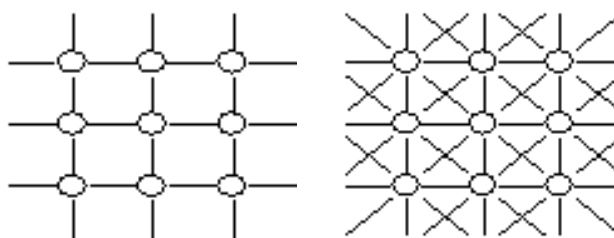


Рис. 1.7 - Слабозв'язані нейромережі

Якщо входи кожного нейрона зв'язані з виходами усіх решти нейронів, тоді мова йде про повнозв'язані нейромережі, архітектура яких представлена на рисунку 1.8.

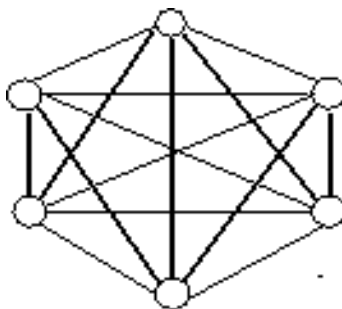


Рис. 1.8 - Повнозв'язна нейромережа

Зрозуміло, що такий поділ носить дещо теоретичний характер. Аналізуючи найбільш відомі на даний час розробки нейромереж, слід зазначити, що самим поширеним варіантом архітектури є багатошарові мережі, архітектура якого проілюстрована на рисунку 1.9. Нейрони в даному випадку об'єднуються у прошарки з єдиним вектором сигналів входів. Зовнішній вхідний вектор подається на вхідний прошарок нейронної мережі (рецептори). Виходами нейронної мережі є вихідні сигнали останнього прошарку. Окрім вхідного та вихідного прошарків, нейромережа має один або декілька прихованих прошарків нейронів, які не мають контактів із зовнішнім середовищем [44].

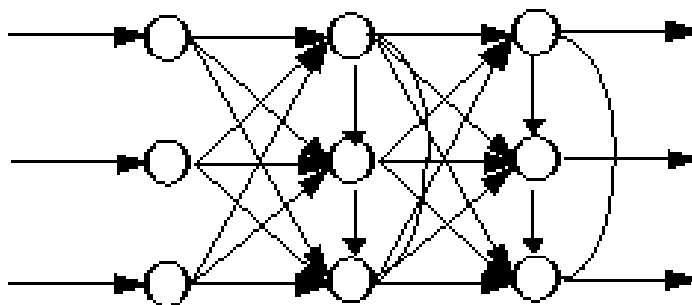


Рисунок 1.9 - Багатошаровий тип з'єднання нейронів

Приведемо головні характеристики даного типу з'єднання:

Зв'язки між нейронами різних прошарків називають проєктивними;

Зв'язки скеровані від вхідних прошарків до вихідних називаються аферентними;

в інакшому випадку, при зворотному напрямку зв'язків - еферентними;

Зв'язки між нейронами одного прошарку відносять до бічних (латеральних) [41, 43-45].

На основі однієї архітектури можуть бути реалізовані різні парадигми нейромережі і навпаки [30,31].

Фактично, по архітектурі зв'язків, більшість відомих нейромереж, що знайшли практичне застосування, можна згрупувати у два великих класи:

Мережі прямого поширення (з односкерованими послідовними зв'язками).

Мережі зворотного поширення (з рекурентними зв'язками).

Мережі прямого поширення відносять до статичних, так як на задані входи нейронів надходить не залежний від попереднього стану мережі вектор вхідних сигналів.

Мережі прямого поширення підрозділяються на одношарові перцептрони і багатшарові перцептрони (мережі)

Рекурентні мережі вважаються динамічними, тому що за рахунок зворотних зв'язків (петель) входи нейронів модифікуються в часі, що призводить до зміни станів мережі.

### 1.11 Навчання штучної нейронної мережі

Головна відмінність і перевага нейромереж перед класичними засобами прогнозування й класифікації полягає в їхній здатності до навчання. На етапі навчання відбувається обчислення синаптичних коефіцієнтів у процесі рішення нейронною мережею задач, у яких потрібна відповідь визначається не за правилами, а за допомогою прикладів, згрупованих у навчальні множини. Так що нейромережа на етапі навчання сама виконує роль експерта в процесі підготовки даних для побудови експертної системи. Передбачається, що правила перебувають у структурі навчальних даних. Для навчання нейронної мережі потрібні навчальні дані. Вони повинні відповідати властивостям

показності й випадковості або послідовності. Все залежить від класу розв'язуваної задачі [43].

Тому якість навчання мережі прямо залежить від кількості прикладів у навчальній вибірці, а також від того, наскільки повно ці приклади описують дану задачу. Процес навчання мережі проілюстрований на рисунку 1.10.

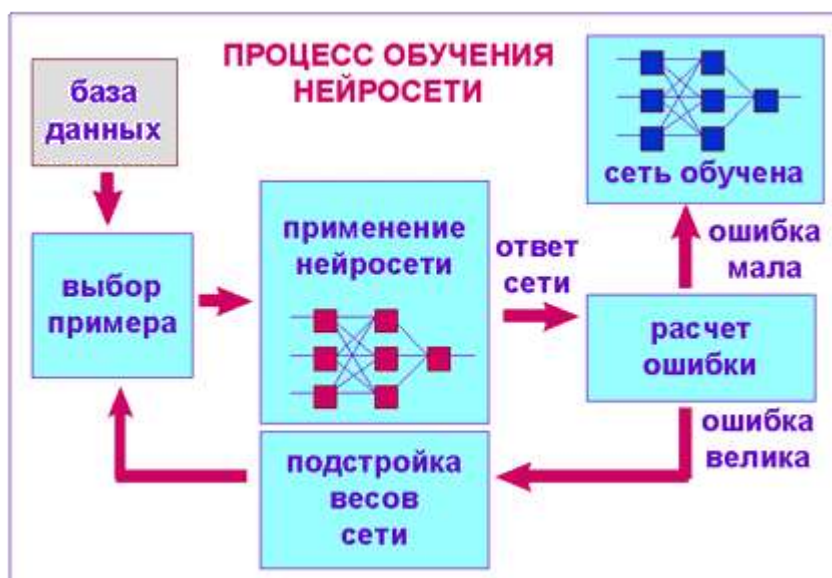


Рис. 1.10 – Модель навчання нейронної мережі

Контрольоване навчання. Величезна більшість рішень отримана від нейромереж з контрольованим навчанням, де фактичний вихід постійно порівнюється з бажаним виходом. Ваги на початку встановлюються випадково, але під час наступних ітерацій коректуються для досягнення близької відповідності між бажаним та біжучим виходом. Створені методи навчання націлені на мінімізації біжучих помилок всіх елементів обробки, яке створюється за якийсь час неперервною зміною синаптичних ваг до досягнення прийнятної точності мережі [43,44].

Перед використанням, нейромережа з контрольованим навчанням повинна бути навченою. Фаза навчання може тривати багато часу, зокрема, у прототипах систем, з невідповідною процесорною потужністю навчання може займати декілька годин. Навчання вважається закінченим при досягненні нейромережею визначеного користувачем рівня ефективності. Цей рівень

означає, що мережа досягла бажаної статистичної точності, оскільки вона видає бажані виходи для заданої послідовності входів. Після навчання ваги з'єднань фіксуються для подальшого застосування. Деякі типи мереж дозволяють під час використання неперервне навчання, з набагато повільнішою оцінкою навчання, що допомагає мережі адаптуватись умов, що повільно змінюються.

Навчальні множини повинні бути досить великими, щоб містити всю необхідну інформацію для виявлення важливих особливостей і зв'язків. Але і навчальні приклади повинні містити широке різноманіття даних. Якщо мережа навчається лише для одного прикладу, ваги старанно встановлені для цього прикладу, радикально змінюються у навчанні для наступного прикладу. Попередні приклади при навчанні наступних просто забуваються. В результаті система повинна навчатись всьому разом, знаходячи найкращі вагові коефіцієнти для загальної множини прикладів. Наприклад, у навчанні системи розпізнавання піксельних образів для десяти цифр, які представлені двадцятьма прикладами кожної цифри, всі приклади цифри "сім" не доцільно представляти послідовно. Краще надати мережі спочатку один тип представлення всіх цифр, потім другий тип і так далі [39-41].

Головною компонентою для успішної роботи мережі є представлення і кодування вхідних і вихідних даних. Штучні мережі працюють лише з числовими вхідними даними, отже, необроблені дані, що надходять із зовнішнього середовища повинні перетворюватись. Додатково необхідне масштабування, тобто нормалізація даних відповідно до діапазону всіх значень. Нормалізація виконується шляхом ділення кожної компоненти вхідного вектора на довжину вектора, що перетворює вхідний вектор в одиничний. Попередня обробка зовнішніх даних, отриманих за допомогою сенсорів, у машинний формат спільна для стандартних комп'ютерів і є легко доступною.

Якщо після контрольованого навчання нейромережа ефективно опрацьовує дані навчальної множини, важливим стає її ефективність при роботі з даними, які не використовувались для навчання. У випадку отримання незадовільних результатів для тестової множини, навчання продовжується.

Тестування використовується для забезпечення запам'ятовування не лише даних заданої навчальної множини, але і створення загальних образів, що можуть міститись в даних [32].

Неконтрольоване навчання. Неконтрольоване навчання може бути великим надбанням у майбутньому. Воно проголошує, що комп'ютери можуть самонавчатись у справжньому роботизованому сенсі. На даний час, неконтрольоване навчання використовується мережах відомих, як самоорганізовані карти (self organizing maps), що знаходяться в досить обмеженому користуванні, але доводячи перспективність самоконтрольованого навчання. Мережі не використовують зовнішніх впливів для коректування своїх ваг і внутрішньо контролюють свою ефективність, шукаючи регулярність або тенденції у вхідних сигналах та роблять адаптацію згідно навчальної функції. Навіть без повідомлення правильності чи неправильності дій, мережа повинна мати інформацію відносно власної організації, яка закладена у топологію мережі та навчальні правила.

Алгоритм неконтрольованого навчання скерований на знаходження близькості між групами нейронів, які працюють разом. Якщо зовнішній сигнал активує будь-який вузол в групі нейронів, дія всієї групи в цілому збільшується. Аналогічно, якщо зовнішній сигнал в групі зменшується, це приводить до гальмуючого ефекту на всю групу.

Конкуренція між нейронами формує основу для навчання. Навчання конкуруючих нейронів підсилює відгуки певних груп на певні сигнали. Це пов'язує групи між собою та відгуком. При конкуренції змінюються ваги лише нейрона-переможця [17,18,22-25].

Оцінки навчання. Оцінка ефективності навчання нейромережі залежить від декількох керованих факторів. Теорія навчання розглядає три фундаментальні властивості, пов'язані з навчанням: ємність, складність зразків і обчислювальна складність. Під ємністю розуміють, скільки зразків може запам'ятати мережа, і які межі прийняття рішень можуть бути на ній сформовані.

Складність зразків визначає число навчальних прикладів, необхідних для досягнення здатності мережі до узагальнення. Обчислювальна складність напряду пов'язана з потужністю процесора ЕОМ [15].

Правила навчання. У загальному використанні є багато правил навчання, але більшість з цих правил є деякою зміною відомого та найстаршого правила навчання, правила Хеба. Дослідження різних правил навчання триває, і нові ідеї регулярно публікуються в наукових та комерційних виданнях. Представимо декілька основних правил навчання.

Правило Хеба. При збудженні одночасно двох нейронів з виходами  $(x_j, y_i)$  на  $t$ -тому кроці навчання вага синаптичного з'єднання між ними зростає, в інакшому випадку – зменшується, тобто:

$$\Delta W_{ij}(k) = r \cdot x_j(k) \cdot y_i(k), \quad (1.15)$$

де  $r$  - коефіцієнт швидкості навчання.

Може застосовуватись при навчанні "з вчителем" і "без вчителя" [15,17].

Правило Хопфілда. Є подібним до правила Хеба за винятком того, що воно визначає величину підсилення або послаблення. "Якщо одночасно вихідний та вхідний сигнал нейрона є активними або неактивними, збільшуємо вагу з'єднання оцінкою навчання, інакше зменшуємо вагу оцінкою навчання" [18].

Правило "дельта". Це правило є подальшою зміною правила Хеба і є одним із найбільш загально використовуваних. Це правило базується на простій ідеї неперервної зміни синаптичних ваг для зменшення різниці ("дельта") між значенням бажаного та біжучого вихідного сигналу нейрона.

$$\Delta W_{ij} = x_{ij}(d_i - y_i). \quad (1.16)$$

За цим правилом мінімізується середньоквадратична похибка мережі. Це правило також згадується як правило навчання Відрова-Хофа та правило навчання найменших середніх квадратів.

У правилі "дельта" похибка отримана у вихідному прошарку перетворюється похідною передатної функції і послідовно пошарово поширюється назад на попередні прошарки для корекції синаптичних ваг.

Процес зворотного поширення похибок мережі триває до досягнення першого прошарку. Від цього методу обчислення похибки успадкувала своє ім'я відома парадигма FeedForward BackPropagation.

При використанні правила "дельта" важливим є неупорядкованість множини вхідних даних. При добре впорядкованому або структурованому представленні навчальної множини результат мережі може не збігтися до бажаної точності і мережа буде вважатись нездатною до навчання [19].

Правило градієнтного спуску. Це правило подібне до правила "дельта" використанням похідної від передатної функції для змінювання похибки "дельта" перед тим, як застосувати її до ваг з'єднань. До кінцевого коефіцієнта зміни, що діє на вагу, додається пропорційна константа, яка пов'язана з оцінкою навчання. І хоча процес навчання збігається до точки стабільності дуже повільно, це правило поширене і є загально використовуване.

Доведено, що різні оцінки навчання для різних прошарків мережі допомагає процесу навчання збігатись швидше. Оцінки навчання для прошарків, близьких до виходу, встановлюються меншими, ніж для рівнів, ближчих до входу [19, 22-24].

Навчання методом змагання. На відміну від навчання Хеба, у якому множина вихідних нейронів може збуджуватись одночасно, при навчанні методом змагання вихідні нейрони змагаються між собою за активізацію. Це явище, відоме як правило "переможець отримує все". Подібне навчання має місце в біологічних нейронних мережах. Навчання за допомогою змагання дозволяє кластеризувати вхідні дані: подібні приклади групуються мережею відповідно до кореляцій і представляються одним елементом.

При навчанні модифікуються синаптичні ваги нейрона-переможця. Ефект цього правила досягається за рахунок такої зміни збереженого в мережі зразка (вектора синаптичних ваг нейрона-переможця), при якому він стає подібним до вхідного приклада. Нейрон з найбільшим вихідним сигналом оголошується переможцем і має можливість гальмувати своїх конкурентів і збуджувати



сусідів. Використовується вихідний сигнал нейрона-переможця і тільки йому та його сусідам дозволяється коректувати свої ваги з'єднань.

$$\Delta W_{ij}(k+1) = W_{ij}(k) + r[x_j - W_{ij}(k)]. \quad (1.17)$$

Розмір області сусідства може змінюватись під час періоду навчання. Звичайна парадигма повинна починатись з великої області визначення сусідства і зменшуватись під час процесу навчання. Оскільки елемент-переможець визначається по найвищій відповідності до вхідного зразку, мережі Кохонена моделюють розподіл входів. Це правило використовується в самоорганізованих картах [25].

### 1.12 Метод зворотнього розповсюдження похибки

Алгоритм зворотного розповсюдження похибки - це ітеративний градієнтний алгоритм навчання, що використовується з метою мінімізації середньоквадратичного відхилення поточного виходу й бажаного виходу багатошарових нейронних мереж.

Алгоритм зворотного розповсюдження використовується для навчання багатошарових нейронних мереж з послідовними зв'язками. Нейрони в таких мережах діляться на групи із спільним вхідним сигналом - шари. На кожен нейрон першого шару подаються всі елементи зовнішнього вхідного сигналу. Всі виходи нейронів  $m$ -го шаруючи подаються на кожен нейрон шаруючи  $m+1$ . Нейрони виконують зважене підсумовування елементів вхідних сигналів. До суми елементів вхідних сигналів, помножених на відповідні синаптичні ваги, додається зсув нейрона. Над результатом підсумовування виконується нелінійне перетворення - функція активації (передатна функція). Значення функції активації є вихід нейрона [18].

Відповідно до методу найменших квадратів, мінімізуючою цільовою функцією помилки нейронної мережі є величина:

$$E(w) = \frac{1}{2} \sum_{j,p} (y_{j,p}^{(N)} - d_{j,p})^2, \quad (1.19)$$

де  $y_{j,p}^{(N)}$  – реальний вихідний стан нейрона  $j$  вихідного шару  $N$  нейронної мережі при подачі на її входи  $p$ -го образу;  $d_{j,p}$  – ідеальний (бажаний) вихідний стан цього нейрона.

Підсумовування ведеться по всіх нейронах вихідного шару й по всім оброблюваним мережею образам [14,23]. Мінімізація ведеться методом градієнтного спуску, що означає підстроювання вагових коефіцієнтів у такий спосіб:

$$\Delta w_{ij}^{(n)} = -\eta \cdot \frac{\partial E}{\partial w_{ij}}. \quad (1.20)$$

Тут  $w_{ij}$  – вагові коефіцієнти синаптичного зв'язку, що з'єднує  $i$ -ий нейрон прошарку  $n - 1$  з  $j$ -им нейроном прошарку  $n$ ,  $\eta$  – коефіцієнт швидкості навчання,  $0 < \eta < 1$ .

Як показано в формулі (1.21):

$$\frac{\partial E}{\partial w_{ij}} = \frac{\partial E}{\partial y_j} \cdot \frac{dy_j}{ds_j} \cdot \frac{\partial s_j}{\partial w_{ij}}. \quad (1.21)$$

Тут під  $y_j$ , як і раніше, мається на увазі вихід нейрона  $j$ , а під  $s_j$  – зважена сума його вхідних сигналів, тобто аргумент активаційної функції. Оскільки множник  $\frac{dy_j}{ds_j}$  є похідною цієї функції по її аргументу, слідує, що похідна активаційна функція повинна бути визначена на всій осі абсцис. У зв'язку із цим функція одиничного стрибка та інші активаційні функції з неоднородностями не підходять для розглянутих нейронних мереж. У них застосовуються такі гладкі функції, як гіперболічний тангенс або класичний сигмоїд з експонентою. У випадку гіперболічного тангенса, який представлений формулою (1.22):

$$\frac{dy}{ds} = 1 - s^2. \quad (1.22)$$

Третій множник  $\frac{ds_j}{dw_{ij}}$ , дорівнює виходу нейрона попереднього шару  $y_j^{(n-1)}$ .

Що стосується першого множника в формулі (1.21), він легко розкладається в спосіб, проілюстрований формулою (1.23):

$$\frac{\partial E}{\partial y_j} = \sum_k \frac{\partial E}{\partial y_k} \cdot \frac{dy_k}{ds_k} \cdot \frac{\partial s_k}{\partial y_j} = \sum_k \frac{\partial E}{\partial y_k} \cdot \frac{dy_k}{ds_k} \cdot w_{jk}^{(n+1)}. \quad (1.23)$$

Тут підсумовування по  $k$  виконується серед нейронів шару  $n + 1$ .

Ввівши нову змінну, представлену формулою (1.24):

$$\delta_j^{(n)} = \frac{\partial E}{\partial y_j} \cdot \frac{dy_j}{ds_j} \quad (1.24)$$

можна одержати рекурсивну формулу для розрахунків величин  $\delta_j^{(n)}$  шару  $n$  з величин  $\delta_k^{(n+1)}$  більше старшого шару  $n + 1$ .

Дана формула має вигляд:

$$\delta_j^{(n)} = \left[ \sum_k \delta_k^{(n+1)} \cdot w_{jk}^{(n+1)} \right] \cdot \frac{dy_j}{ds_j}. \quad (1.25)$$

Для вихідного ж шару, вона представлена наступним чином:

$$\delta_l^{(N)} = (y_l^{(N)} - d_l) \cdot \frac{dy_l}{ds_l}. \quad (1.26)$$

Тепер ми можемо записати (1.20) у розкритому вигляді:

$$\Delta w_{ij}^{(n)} = -\eta \cdot \delta_j^{(n)} \cdot y_i^{(n-1)}. \quad (1.27)$$

Іноді для додання процесу корекції ваг деякої інерційності, що згладжує різкі перегони при переміщенні по поверхні цільової функції, (1.27) доповнюється значенням зміни ваги на попередній ітерації

$$\Delta w_{ij}^{(n)}(t) = -\eta \cdot (\mu \cdot \Delta w_{ij}^{(n)}(t-1) + (1 - \mu) \cdot \delta_j^{(n)} \cdot y_i^{(n-1)}), \quad (1.28)$$

де  $\mu$  – коефіцієнт інерційності;  $t$  – номер поточної ітерації.

Таким чином, повний алгоритм навчання НС за допомогою процедури зворотного розповсюдження будується так:

1. Подати на входи мережі один з можливих образів  $i$  у режимі звичайного функціонування нейронної мережі, коли сигнали поширюються від входів до виходів, розрахувати значення останніх по формулі (1.29)

$$s_j^{(n)} = \sum_{i=0}^M y_i^{(n-1)} \cdot w_{ij}^{(n)}, \quad (1.29)$$

де  $M$  – число нейронів у шарі  $n - 1$  з урахуванням нейрона з постійним вихідним станом  $+1$ , що задає зсув;  $y_i^{n-1} = x_{ij}^n$  –  $i$ -ий вхід нейрона  $j$  про шару  $n$ .

$$y_j^n = f(s_j^n); y_q^0 = I_q, \quad (1.30)$$

де  $f$  – сигмоїд,  $I_q$  –  $q$ -а компонента вектора вхідного образу.

2. Розрахувати  $\delta_i^{(N)}$  для вихідного шару по формулі (1.26).

Розрахувати по формулі (1.27) або (1.28) зміни ваг  $\Delta W^n$  шару  $N$ .

3. Розрахувати по формулах (1.25) і (1.27) (або (1.25) і (1.26)) відповідно  $\delta^n$  і  $\Delta W^n$  для всіх інших шарів,  $n = N - 1, \dots, 1$ .

4. Скорегувати всі ваги в нейронній мережі за формулою (1.31).

$$w_{ij}^{(n)}(t) = w_{ij}^{(n)}(t-1) + \Delta w_{ij}^{(n)}(t) \quad (1.31)$$

5. Якщо помилка мережі істотна, перейти на крок 1. У іншому випадку – кінець.

### 1.13 Постановка задачі дослідження

Всі підприємства в тому чи іншому ступені пов'язані з інвестиційною діяльністю. Будь-яка фірма в результаті свого функціонування стикається з необхідністю вкладення коштів у свій розвиток. У будь-який ефективно діючій фірмі питання управління інвестиційним процесом займає одне із головних місць. Однак, прийняття управлінських рішень по інвестуванню ускладнюється такими факторами, як: множинність доступних проектів; обмеженість фінансових ресурсів, доступних для інвестування; ризик. Ступінь відповідальності за прийняття інвестиційного проекту в рамках цих напрямків різна.

Досить часто рішення приймаються в умовах, коли є ряд альтернативних або взаємно незалежних проектів. У цьому випадку необхідно зробити вибір одного або декількох проектів, ґрунтуючись на якихось критеріях. Очевидно,

що таких критеріїв може бути декілька, а ймовірність того, що якийсь проект буде переважніше інших, як правило, менше одиниці.

В умовах ринкової економіки можливостей для інвестування досить багато. Разом з тим будь-яке підприємство має, як правило, обмежені вільні фінансові ресурси, доступні для інвестування. Тому, необхідно вибирати оптимальний інвестиційний проект.

Досить істотний фактор ризику. Інвестиційна діяльність завжди здійснюється в умовах невизначеності, ступінь якої може значно варіюватися.

Підприємство, про яке йшла мова вище досить велике і сфера його діяльності дуже широка. Існує дуже багато шляхів розвитку, як усього комплексу, так і деяких його підрозділів. Також підприємству постійно потрібна різноманітна заміна застарілого і введення нового обладнання з метою зменшення витрат і збільшення прибутку, розширення спектру роботи підприємства, а також для залучення нових споживачів. Тому керівництво комбінату постійно зіштовхується з проблемою вибору найбільш пріоритетного напрямку розвитку підприємства і вибору найбільш оптимального проекту, який можна здійснити в рамках поточного стану підприємства.

Кількість інвестиційних проектів, що потрапляють до керівництва велика, при цьому вони різні по своєму технологічному виконанню і найчастіше спрямовані на вирішення різних проблем.

Це дуже ускладнює роботу, тому що необхідно щораз оцінювати проекти по великій кількості різних ознак, що мають дуже розрізнені значення. Для людини ця робота трудомістка і займає досить багато часу. В наш час дуже важливо швидко приймати рішення, адже від цього залежить об'єм отриманого прибутку, бо конкуренція зараз дуже велика в будь-якій сфері виробництва.

Отже, враховуючи всі проблеми, пов'язані з інвестуванням та вибором оптимального інвестиційного проекту, буде актуально розробити універсальний класифікатор інвестиційних проектів.

Для розробки такого класифікатору необхідно розв'язати наступні задачі:

- 1) Проаналізувати інвестиційні проекти, що розробляються на базі ВКФ «Велта» державного підприємства «Схід ГЗК», проаналізувати критерії, які характеризують проекти, та обрати ті, що найбільш повно описують інвестиційний проект;
- 2) Проаналізувати методи рішення задач альтернативного вибору;
- 3) Обґрунтувати вид класифікатора на основі нейронної мережі та принципи його роботи;
- 4) Провести навчання та тестування розробленого універсального класифікатора інвестиційних проектів.

## 2 СПЕЦІАЛЬНИЙ РОЗДІЛ

### 2.1 Аналіз інвестиційних проектів та критеріїв вибору проекту

Проекти, на основі яких буде розроблятися та тестуватися універсальний класифікатор, розроблені науково-виробничим комплексом автоматика та машинобудування державного підприємства «СхідГЗК».

Уже відомо, що всі інвестиції поділяються на три види: фінансові, реальні (капітальні) і нематеріальні.

Проекти, що розробляються цим комплексом відносяться до реальних інвестицій, оскільки направлені на створення матеріальних об'єктів, тобто виробниче обладнання, таке як верстати, машини, виробничі лінії, технологічні комплекси й т.д.

Такі проекти мають наступні характеристики:

- прибутки від проекту очікуються за межами поточного року;
- для їх розробки і створення необхідні значні фінансові витрати;
- у пророкуванні результатів таких проектів обов'язково присутні елементи невизначеності й ризику;
- інвестиційні проекти, як правило, пов'язані з досягненням підприємством своїх стратегічних цілей;
- реальні інвестиції впливають на всі аспекти життєдіяльності підприємства.

Проекти, що розробляються на ТОВ ВКФ «Велта» досить різні за своїми технологічними характеристиками, але всі вони розробляються для досягнення певних цілей підприємства.

А саме, для підвищення ефективності виробництва; для розширення діючого виробництва; для створення виробничих потужностей при освоєнні нових сфер бізнесу, а також для освоєння нових ринків збуту, диверсифікації виробництва.

Всі ці проекти досить різні за своїми технологічними характеристиками, за цільовим призначенням, але кожен з них можна описати спільними економічними характеристиками. Саме на основі цих характеристик і буде працювати універсальний класифікатор проектів. Тож, необхідно проаналізувати їх та обрати ті, що найбільш повно описують проект.

До ознак, за якими можна класифікувати інвестиційні проекти відносяться: масштабність, термін реалізації, призначення інвестицій, сфера діяльності, повна вартість проекту, розмір необхідних початкових інвестицій, прибуток від реалізації одиниці продукції, термін роботи проекту.

За масштабністю проекти поділяються на монопроекти та мегапроекти.

До малих проектів відносять всі проекти, що включають в себе розробку лише одного виду продукції чи устаткування, а не цілого комплексу, що включає декілька взаємозалежних проектів. Мегапроекти найчастіше реалізуються в рамках міжнародної діяльності чи на державному рівні. Оскільки на ТОВ ВКФ «Велта» реалізуються лише монопроекти, то масштабність проекту не буде використовуватись як критерій вибору.

За строком реалізації, проекти діляться на короткострокові, середньостроковими й довгостроковими.

При виборі інвестиційного проекту це має дуже велике значення, тому що термін одержання прибутку залежить від терміну розробки і виконання проекту. Від цього залежить також необхідний об'єм інвестицій, оскільки збільшується затратна частина проекту, тобто, оплата праці, використання виробничих потужностей. У залежності від поточних справ підприємства воно може почекати тривалий термін до одержання прибутку, але існує також можливість, що підприємству потрібно в найкоротші строки одержати прибуток від проекту.

Крім цього, більший строк реалізації проекту тим більший ризик, оскільки на Україні досить швидко змінюється політична і економічна ситуація, що також може негативно вплинути на реалізацію та впровадження проекту



Отже тривалість виконання проекту має велике значення при виборі інвестиційного проекту, тому цей показник буде включений до розробки як критерій вибору.

Як раніше було сказано всі проекти підприємства направлені на збільшення виробничих потужностей, розширення виробництва та створення нових технологічних зразків. Такий критерій, як призначення проекту не буде актуальним при виборі оптимального, оскільки всі вони за призначенням відповідають вимогам підприємства.

І такий показник як сфера діяльності теж не буде актуальним для вибору, оскільки всі проекти мають технічну направленість, тому ця характеристика не буде включена в універсальний класифікатор як критерій вибору.

Розмір необхідних інвестицій одна з найважливіших характеристик проекту. Найчастіше грошові ресурси підприємства не дозволяють фінансувати багатомільйонний проект, але завжди є можливість і великих капіталовкладень. Саме тому цей критерій є одним з найважливіших при виборі оптимального інвестиційного проекту.

Необхідний обсяг початкових інвестицій. Зазначена та кількість грошових вкладень у проект, які необхідно для початкової стадії його розробки. Цей критерій необхідний, тому що підприємство не завжди може собі дозволити вкласти відразу дуже велику грошову суму.

Обсяг очікуваних продажів. Зазначена кількість (у штуках на рік) виготовленої продукції, що очікується реалізувати в рамках проекту за першого року його реалізації.

Цей показник прямо зв'язаний з розміром отриманого прибутку від упровадження проекту у виробництво.

Очікуваний термін роботи проекту. Занесена кількість місяців, протягом яких проект буде приносити прибуток. Це один з найважливіших критеріїв вибору, тому він також буде використаний у роботу універсального класифікатора.

Прибуток від реалізації одиниці продукції. Зазначена кількість грошових одиниць (у гривнях) від реалізації однієї одиниці зробленої продукції в рамках проекту. Оскільки отримання прибутку є цілю впровадження і розробки проекту, то цей критерій є обов'язковим для включення його в класифікатор.

Критерії за допомогою яких буде проводитися класифікація проектів:

- Тривалість виконання проекту (місяць);
- Повна вартість проекту (тис. грн);
- Необхідний обсяг початкових інвестицій (тис. грн на рік);
- Обсяг очікуваних продажів (штук на рік);
- Очікуваний термін роботи проекту (місяць);
- Прибуток від реалізації одиниці продукції (грн).

## 2.2 Аналіз методів рішення задач альтернативного вибору.

### 2.2.1 Аналіз існуючих методів рішення задач вибору

Особливості сучасних методів і проблеми оцінки привабливості економічних проектів. Процес прийняття рішень при розгляді будь-яких інвестиційних проектів не є одномоментним актом. Дуже часто це досить довгий і болісний процес. М. Саймон виділяє в ньому три етапи: пошук інформації, пошук і знаходження альтернативних проектів і вибір кращого з них. На першому етапі збирається вся доступна на момент ухвалення рішення інформація: фактичні дані, думка експертів. Там, де це можливо, будуються математичні моделі, проводяться опитування, визначаються погляди на проблему з боку активних груп, що впливають на її рішення. Другий етап пов'язаний з визначенням того, що можна, а що не можна робити в наявній ситуації, тобто з визначенням варіантів ухвалення рішення. І вже третій етап містить у собі порівняння інвестиційних проектів і вибір найкращого варіанта або варіантів рішення. З наведених вище етапів процесу прийняття рішень найбільша увага традиційно приділяється третьому етапу. У сучасній науці,

пов'язаної із практичними задачами прийняття рішень центральне місце займають багатокритеріальні задачі вибору, оскільки вважається, що урахування багатьох критеріїв наближає постановку задачі до реального життя. Широка поширеність багатокритеріальних задач вибору найкращого варіанта з ряду конкуруючих варіантів, можливість урахувати колективні переваги й інтереси активних груп при рішенні таких задач роблять у цей час їх найбільше практично важливим класом задач прийняття рішень.

Методи прийняття рішень на основі множини різнорідних критеріїв досить численні. Найбільш широке поширення серед групи аксіоматичних методів прийняття рішень одержали декомпозиційні методи ухвалення рішення. Основна ідея цієї теорії складається в одержанні кількісних оцінок корисності можливих виходів, які є наслідками процесів прийняття рішень. Стверджується, за допомогою побудованої функції корисності можна оцінити будь-яка кількість альтернатив.

Дані методи володіють рядом недоліків.

По-перше, сама побудова функцій корисності є основною й найбільш трудомісткою процедурою методів теорії корисності.

По-друге, у випадку багатокритеріальності очікувану корисність неможливо представити єдиною кількісною характеристикою, тобто багатомірна функція корисності представляється, як функція часток корисностей. У цьому випадку складність процедури побудови функції корисності зростає багаторазово, тобто процедура побудови функції трудомістка й погано формалізована.

У третій, методи теорії корисності припускають кількісну залежність між виходами й альтернативами, а також погодженість кількісних й якісних характеристик до даного моменту. Все це сильно обмежує застосування методів теорії корисності.

Пропонується використати методи порівняння статистичних гіпотез. Їхній недолік у необхідності досить великого числа даних, які часто відсутні, і одержати які важко або неможливо.

Існує ряд методів прийняття рішень на основі теорії нечітких множин: багатокритеріальний вибір альтернатив на основі перетинання нечітких множин, адитивної згортки, лінгвістичних векторних оцінок й ін. Розглянемо їх докладніше. Максимінна згортка й лінгвістична векторна оцінка є реалізаціями песимістичного підходу, що ігнорує гарні сторони альтернатив, коли кращої вважається альтернатива, що має мінімальні недоліки за всіма критеріями. Адитивна згортка припускає оптимістичний підхід, коли низькі оцінки за критеріями мають однаковий статус у порівнянні з високими. Нечіткий висновок на правилах реалізує евристичний підхід. Існують додаткові проблеми, пов'язані з оцінкою привабливості економічних проектів за багатьма критеріями. Наприклад, незважаючи на існування колегій, правлінь і рад, звичайно є центральна фігура - особа приймаюча рішення, що визначає курс, тактику й стратегію дій на майбутній період. Оскільки при будь-якому способі постановки задачі обґрунтування її рішення по декількох показниках вважається не до кінця формалізованою, і остаточний вибір рішення дотепер здійснюється вольовим актом особи приймаючої рішення. Крім того, оскільки кожен альтернативний економічний проект характеризується рядом параметрів (критеріїв), задача прийняття рішень істотно ускладнюється. При невеликій кількості критеріїв (два, три) задачі порівняння, наприклад, двох проектів досить простий і прозора, а при більшій кількості критеріїв задача стає дуже складною .

Як правило, у найбільш складних ситуаціях вдаються до допомоги експертів, тобто, особа приймаюча рішення усе більше доводиться покладатися на знання й ради різних фахівців, які, як правило, не мають із ним прямих контактів і ніколи не вважалися частиною управлінського апарата. Таким чином, в обмін на більше ємну вхідну інформацію й аналіз наслідків особа приймаюча рішення поступається контролем за найважливішими складового процесу прийняття рішень. Справа може дійти до повної відмови вищого керівництва від контролю за прийняттям рішень.

Щоб цього не відбулося, вище керівництво підприємств (фірм) повинне виробити й удосконалювати вміння використати експертні знання й оцінки. Але тому що досягти рівня знань у різних областях діяльності особі, що приймає рішення, що не уступає рівню знань вузьких фахівців, мабуть, неможливо, те необхідно навчитися оцінювати внесок фахівця, навіть не могли до кінця розібратися в суті проблеми. Приводяться окремі рекомендації з використання експертних знань, наприклад:

1) досвідчені керуючі, що працюють із технічними фахівцями й ученими, повинні давати конкретну оцінку цим експертам, ґрунтуючись на результатах контролю прогнозів фахівців і зіставлення їх з фактичними даними;

2) при прийнятті відповідальних рішень необхідно використати думку великої кількості експертів;

3) використати для присвоєння експертам ваг ієрархічну структуру критеріїв оцінки експертів, якість: порядність, незалежність суджень й ін.

Залучаючи експертів, також необхідно мати у виді, що експерт при проведенні оцінок вільно або мимоволі враховує не обговорені в статусі експертизи ознаки. Тим самим у процес ухвалення рішення вноситься додаткова суб'єктивна складова, пов'язана з думкою експерта.

Ще одним методом рішення таких задач є метод аналізу ієрархій.

Метод дозволяє провести аналіз проблеми. При цьому проблема ухвалення рішення представляється у вигляді ієрархічно упорядкованих:

а) головної мети (головного критерію) рейтингування можливих рішень,  
б) декількох груп (рівнів) однотипних факторів, так чи інакше впливають на рейтинг,

в) групи можливих рішень,

г) системи зв'язків, що вказують на взаємний вплив факторів і рішень.

Метод дозволяє провести збір даних по проблемі. У відповідність з результатами ієрархічної декомпозиції модель ситуації ухвалення рішення має кластерну структуру. Набір можливих рішень і усі фактори, що впливають на пріоритети рішень, розбиваються на відносно невеликі групи –кластери.

Розроблена в методі аналізу ієрархій процедура парних порівнянь дозволяє визначити пріоритети об'єктів, що входять у кожен кластер. Для цього використовується метод власного вектора. Отже, складна проблема збору даних розбивається на ряд більш простих, що вирішуються для кластерів.

3) Метод дозволяє оцінити суперечливість даних і мінімізувати її. З цією метою в методі аналізу ієрархій розроблені процедури узгодження. Зокрема, мається можливість визначати найбільш суперечливі дані, що дозволяє виявити найменш ясні ділянки проблеми й організувати більш ретельне вибіркоче обмірковування проблеми.

4) Метод дозволяє провести синтез проблеми ухвалення рішення.

5) Метод дозволяє оцінити важливість урахування кожного рішення і важливість обліку кожного фактора, що впливає на пріоритети рішень. Відповідно до формулювання задачі прийняття рішень величина пріоритету прямо пов'язана з оптимальністю рішення. Тому рішення з низькими пріоритетами відкидаються як несуттєві. Як відзначено вище, метод дозволяє оцінювати пріоритети факторів. Тому, якщо при виключенні деякого фактора пріоритети рішень змінюються незначно, такий фактор можна вважати несуттєвим для розглянутої задачі.

Ефективність застосування методу. Якщо для прийняття рішень досить використовувати тільки об'єктивні дані, то в змісті точності і швидкості одержання результату більш кращими можуть бути інші методи (наприклад, методи оптимізації цільового критерію).

Метод може бути більш громіздким для ухвалення рішення в простих ситуаціях, через те, що для збору даних потрібно провести багато парних порівнянь. Однак, якщо розглядається масштабна проблема і ціна наслідку неправильного рішення висока, потрібен адекватний інструментарій. Метод аналізу ієрархій дозволяє розбити складну проблему на ряд простих, виявити протиріччя.

Метод аналізу ієрархій не вимагає спрощення структури задачі, апріорного відкидання деяких ознак. Тому він ефективніше інших аналітичних інструментів дозволяє враховувати вплив усіляких факторів на вибір рішення.

Складання структури моделі ухвалення рішення може бути трудомістким процесом. Однак, якщо вона складена, то вона може потім застосовуватися багаторазово. Залишається лише коректувати цю структуру і заповнювати її даними. При цьому рішення типових задач може бути поставлене на потік. Таким чином, застосування методу стає більш ефективним.

Але цей метод має досить багато недоліків.

Недоліком цього методу є його громіздкість при ранжируванні по ряду критеріїв, а, наприклад, у випадку аналізу більше дев'яти альтернатив через обмеження інтелекту людини побудова матриць парних порівнянь стає скрутним. Крім цього, альтернативи можуть надходити експертові для порівняння не одночасно, а через проміжки часу, і в даній ситуації не представляється можливим попарно зрівняти об'єкти. Складність методів порівняння об'єктів щодо стандартів і методів копіювання полягає в наявності декількох стандартів для кожного критерію альтернатив. Необхідно встановлювати відносний ступінь переваги кожного стандарту.

Цей метод дозволяє значно спростити для експерта процедуру ранжирування альтернатив. Однак при використанні запропонованого методу необхідно стежити за організацією експертизи й погодженістю оцінок експерта.

Оцінка узгодженості також дуже трудомісткий процес, що займає велику кількість часу.

Одним з методів рішення задач такого типу можна назвати метод зваженого усереднення.

Цей метод застосовується в разі потреби вибору однієї з альтернатив за заданими критеріями з урахуванням їх пріоритетів. Для розрахунків використовується спеціальний математичний апарат, що носить назва теорія нечітких множин.

Одним з недоліків також є відмінність масштабів базових шкал. Основним недоліком при описі об'єктів функціями приналежності є суб'єктивність оцінок експертів. Негативні сторони цього факту були розкриті вище.

### 2.2.2 Рішення задачі за допомогою нейронних мереж

Через описані вище недоліки традиційних методик в останні роки йде активний розвиток аналітичних систем нового типу. У їхній основі - технології штучного інтелекту, що імітують природні процеси, такі як діяльність нейронів мозку або процес природного добору.

Найбільш популярними й перевіреними із цих технологій є нейронні мережі та генетичні алгоритми.

Застосування апарата нейронних мереж для рішення різних задач науки й техніки обумовлений величезними потенційними можливостями, цих технологій. Існують задачі, рішення яких просто неможливо аналітичними методами, а нейромережі успішно з ними справляються. Навіть у тому випадку, якщо можна знайти рішення за допомогою вже вивчених алгоритмів, нейронні мережі часом дозволяють зробити те ж саме швидше й більш ефективно.

Нейронні мережі в якомусь змісті є імітаціями мозку, тому з їхньою допомогою успішно вирішуються різноманітні "нечіткі" задачі - розпізнавання образів, мови, рукописного тексту, виявлення закономірностей, класифікація, прогнозування.

Переді мною стоїть задача побудови універсального класифікатора оптимальності інвестиційних проектів.

Це є задача класифікація, що є одним з найважливіших застосувань нейронних мереж.

Задача класифікації являє собою задачу віднесення зразка до одному з декількох попарно не пересічних множин. Прикладом таких задач може бути, наприклад, задача визначення кредитоспроможності клієнта банку, медичні задачі, а також задача визначення оптимальності проекту.



При рішенні задач класифікації необхідно віднести наявні статичні зразки (інвестиційні проекти) до певних класів. Можливо кілька способів подання даних. Найпоширенішим є спосіб, при якому зразок представляється вектором. Компоненти цього вектора являють собою різні характеристики зразка, які впливають на ухвалення рішення про те, до якого класу можна віднести даний зразок. Так для моєї задачі це критерії вибору проектів, які були розглянуті в першій главі другого розділу.

Таким чином, на підставі деякої інформації про приклад, необхідно визначити, до якого класу його можна віднести. Класифікатор у такий спосіб відносить об'єкт до одного із класів відповідно до певної розбивки  $N$ -мірного простору, що називається простором входів, і розмірність цього простору є кількістю компонентів вектора.

Насамперед, потрібно визначити рівень складності системи. У реальних задачах часто виникає ситуація, коли кількість зразків обмежена, що ускладнює визначення складності задачі. Можливо виділити три основних рівні складності. Перший (найпростіший) – коли класи можна розділити прямими лініями (або гіперплощинами, якщо простір входів має розмірність більше двох) – так називана лінійна роздільність. Обидва класи проілюстровані на рисунку 2.1. У другому випадку класи неможливо розділити лініями (площинами), але їх можливо відокремити за допомогою більше складного ділення – нелінійна роздільність. У третьому випадку класи перетинаються й можна говорити тільки про імовірнісний роздільності.

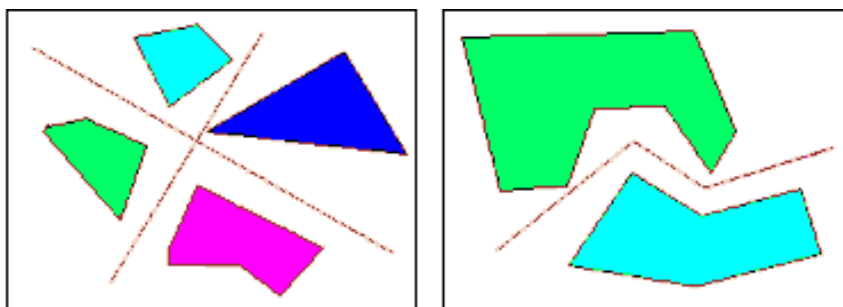


Рис. 2.1- Лінійна та нелінійна роздільність класів

В ідеальному варіанті після попередньої обробки ми повинні одержати лінійно роздільну задачу, тому що після цього значно спрощується побудова класифікатора. На жаль, при рішенні реальних задач ми маємо обмежену кількість зразків, на підставі яких і виробляється побудова класифікатора. При цьому ми не можемо провести таку попередню обробку даних, при якій буде досягнута лінійна роздільність зразків.

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

На жаль, у застосуванні нейронних мереж у практичних задачах виникає ряд проблем. По-перше, заздалегідь не відомо, якої складності (розміру) може знадобитися мережа для досить точної реалізації відображення. Ця складність може виявитися надмірно високою, що зажадає складної архітектури мереж. Найпростіші одношарові нейронні мережі здатні вирішувати тільки лінійно роздільні задачі. Це обмеження переборне при використанні багатошарових нейронних мереж. У загальному виді можна сказати, що в мережі з одним схованим шаром вектор, що відповідає вхідному зразку, змінюється схованим шаром у деякий новий простір, що може мати іншу розмірність, а потім гіперплощини, що відповідають нейронам вихідного шару, розділяють його на класи. У такий спосіб мережа розпізнає не тільки характеристики вихідних даних, але й "характеристики характеристик", сформовані схованим шаром.

Для побудови класифікатора необхідно визначити, які параметри впливають на ухвалення рішення про те, до якого класу належить зразок. При цьому можуть виникнути дві проблеми. По-перше, якщо кількість параметрів мало, те може виникнути ситуація, при якій той самий набір вихідних даних відповідає прикладам, що перебувають у різних класах. Тоді неможливо навчити нейронну мережу, і система не буде коректно працювати (неможливо знайти мінімум, що відповідає такому набору вихідних даних). Вихідні дані

обов'язково повинні бути несуперечливі. Для рішення цієї проблеми необхідно збільшити розмірність простору ознак (кількість компонент вхідного вектора, що відповідає 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 й не зможе коректно функціонувати. Таким чином, при визначенні ознак необхідно знайти компроміс із їхньою кількістю.

Далі необхідно визначити спосіб подання вхідних даних для нейронної мережі, тобто визначити спосіб нормування. Нормування необхідне, оскільки нейронні мережі працюють із 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 багатомірним аналізом параметрів і нелінійним нормуванням залежно від впливу параметрів один на одного.

Задача класифікації при наявності двох класів може бути вирішена на мережі з одним нейроном у вихідному шарі, що може приймати одне із двох значень 0 або 1, залежно 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 подання вихідних даних у такому випадку є вектор, компоненти якого відповідають різним номерам класів. При цьому  $i$ -й компонент вектора відповідає  $i$ -му класу. Всі інші компоненти при цьому встановлюються в 0. Тоді, наприклад, другому класу буде відповідати 1 на 2 виході мережі й 0 на інші.

Інший підхід полягає в розбивці задачі з  $k$  класами на  $k*(k-1)/2$  підзадач із двома класами (2 на 2 кодування) кожна. Під підзадачею у цьому випадку розуміється те, що мережа визначає наявність однієї з компонентів вектора. Тобто вихідний вектор розбивається на групи по двох компонента в кожній таким чином, щоб у них увійшли всі можливі комбінації компонентів вихідного

вектора. Число цих груп можна визначити як кількість неупорядкованих вибірок по двох з вихідних компонентів. З комбінаторики маємо формулу (2.1):

$$A_k^n = \frac{k!}{n!(k-n)!} = \frac{k!}{2!(k-2)!} = \frac{k(k-1)}{2}. \quad (2.1)$$

Правильний вибір об'єму мережі має велике значення. Побудувати невелику і якісну модель часто буває просто неможливо, а більша модель буде просто запам'ятовувати приклади з навчальної вибірки й не робити апроксимацію, що, природно, приведе до некоректної роботи класифікатора. Існують два основних підходи до побудови мережі – конструктивний і деструктивний. При першому з них спочатку береться мережа мінімального розміру, і поступово збільшують неї до досягнення необхідної точності. При цьому на кожному кроці її заново навчають. Також існує так званий метод каскадної кореляції, при якому після закінчення епохи відбувається коректування архітектури мережі з метою мінімізації помилки. При деструктивному підході спочатку береться мережа завищеного об'єму, і потім з неї видаляються вузли й зв'язки, що мало впливають на рішення. При цьому корисно пам'ятати наступне правило: число прикладів у навчальній множині повинне бути більше числа ваг, що настроюють. Інакше замість узагальнення мережа просто запам'ятає дані й втратить здатність до класифікації – результат буде невизначений для прикладів, які не ввійшли в навчальну вибірку.

При виборі архітектури мережі звичайно випробується кілька конфігурацій з різною кількістю елементів. При цьому основним показником є об'єм навчальної множини й узагальнююча здатність мережі. Звичайно використовується алгоритм навчання Back Propagation (зворотного поширення).

Алгоритм навчання методом зворотнього поширення:

1) Робота з даними:

- a) Скласти базу даних із прикладів, характерних для даної задачі;
- b) Розбити всю сукупність даних на дві множини: навчальне й тестове (можлива розбивка на 3 множини: навчальне, тестове й підтверджуюче);

2) Попередня обробка:

- a) Вибрати систему ознак, характерних для даної задачі, і перетворити дані відповідним чином для подачі на вхід мережі (нормування, стандартизація й т.д.). У результаті бажано одержати лінійно відокремлюваний простір множини зразків;
  - b) Вибрати систему кодування вихідних значень (класичне кодування, 2 на 2 кодування й т.д.);
- 3) Конструювання, навчання й оцінка якості мережі:
- a) Вибрати топологію мережі: кількість шарів, число нейронів у шарах і т.д;
  - b) Вибрати функцію активації нейронів;
  - c) Вибрати алгоритм навчання мережі;
  - d) Оцінити якість роботи мережі на основі підтверджуючої множини або іншому критерію, оптимізувати архітектуру (зменшення ваг, проріджування простору ознак);
  - e) Зупинитися на варіанті мережі, що забезпечує найкращу здатність до узагальнення й оцінити якість роботи з тестової множини;
- 4) Використання й діагностика:
- a) З'ясувати ступінь впливу різних факторів на прийняте рішення (евристичний підхід);
  - b) Переконається, що мережа дає необхідну точність класифікації;
  - c) При необхідності повернутися на етап 2, змінивши спосіб подання зразків або змінивши базу даних;
  - d) Практично використати мережу для рішення задач.

Для того, щоб побудувати якісний класифікатор, необхідно мати якісні дані. Будь-який з методів побудови класифікаторів, заснований на нейронних мережах або статистичний, ніколи не дасть класифікатор потрібної якості, якщо наявний набір прикладів не буде досить повним і представницьким для тієї задачі, з якої прийде працювати системі.

## 2.3 Розробка універсального класифікатора на основі нейронних мереж.

### 2.3.1 Створення бази даних класифікатора

Для побудови класифікатора інвестиційних проектів на основі нейронних мереж необхідно мати базу проектів для навчання та тестування системи. Оскільки метою науково-виробничого комплексу автоматизації та машинобудування державного створення об'єднаної наукової і машино-приладобудівної бази для підприємства «Схід ГЗК», то через нього проходить майже всі проекти, які створюються та розробляються на комбінаті. За останній рік підрозділ отримав для аналізу і розробки більше трьохста проектів. Кожен з них пройшов економічний, технічний аналіз і на основі цього приймалися рішення щодо проекту. Багато з них після аналізу були визнані прибутковими, після цього потрапляли в розробку та експлуатацію. Ці проекти приносять постійний прибуток для підприємства. Деякі з проектів після аналізу були визнані неприбутковими, але для їх аналізу було витрачено багато часу, людських та фінансових ресурсів. Але були і проекти, які після проведення аналізу визнавалися ефективними та прибутковими, але не дали очікуваного ефекту. Вони призвели до великих збитків підприємства, деякі до кризових ситуацій, скорочення штату. Отже я маю велику базу інвестиційних проектів, кожному з яких відповідає оцінка, ефективний чи неефективний. Для класифікатора ефективний проект відповідає оцінці 1, а неефективний оцінці 0.

Я маю базу з трьохсот проектів. Для ефективної роботи класифікатора на основі нейронних мереж необхідно поділити цю сукупність проектів на дві множини: навчальна, на основі якої мережа буде навчатися та налаштовувати свої ваги, та тестова множина, на якій буде перевірятися коректність роботи системи. Для рішення задач класифікації рекомендується використовувати базу даних в такому співвідношенні: шістдесят відсотків проектів необхідно використовувати для навчання, а сорок для тестування. Отже для навчання я використаю 180 інвестиційних проектів, а решту 120 для тестування.

В кожній множині проектів є рівна кількість ефективних і неефективних проектів. Тобто в проектах для навчання є дев'яносто проектів, що відповідають критеріям ефективності і дев'яносто неефективні проектів. Для тестової множини теж співвідношення: шістдесят ефективних і неефективних проектів.

Кожен з цих проектів описується шістьма критеріями, що були проаналізовані в попередньому розділі.

Отже, критерії за допомогою яких буде проводитися класифікація проектів: тривалість виконання проекту; повна вартість проекту; необхідний обсяг початкових інвестицій; обсяг очікуваних продажів; очікуваний термін роботи проекту; прибуток від реалізації одиниці продукції.

### 2.3.2 Розробка класифікатора на основі нейронних мереж

Першим етапом для створення такого класифікатора є визначення його структури. Оптимальною структурою для задач класифікації є багатошаровий перцептрон. Багатошаровий перцептрон являє собою повнозв'язну мережу з одним вхідним, одним вихідним й одним або більше прихованими шарами нейронів.

Загальна структура такого перцептрону представлена на рисунку 2.2.

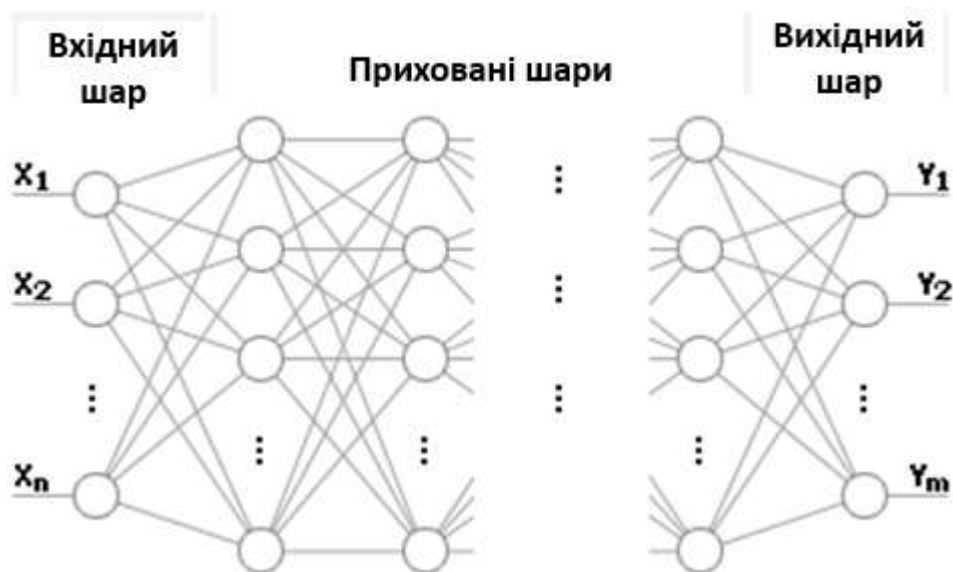


Рис. 2.2 – Модель багатошарового перцептрона

Відомо, що кількість прошарків перцептронів необхідно обирати як можна менше, для зменшення часу роботи системи, а кількість нейронів у прошарках більшою для забезпечення необхідної заданої якості системи

Вхідні елементи для перцептронів будуть представлені у вигляді вектора, кожен з елементів якого буде відповідати одному з критеріїв оцінки проекту, які були представлені вище. Оскільки мається шість критеріїв, то вхідний шар буде мати шість нейронів. На виході система має класифікувати проект як оптимальний чи ні, тобто віднести до одного з двох класів: 1 і 0. Для цього достатньо використати один нейрон для вихідного шару перцептрона.

Складніше визначити кількість нейронів прихованого шару.

Для приблизної оцінки цього числа можна скористатися теоремою Колмогорова-Арнольда й слідством з неї. Відповідно до цих теоретичних результатів у негомогенній двошаровій нейронній мережі для реалізації довільного відображення буде потрібно  $2N$  нейронів у схованому шарі, де  $N$  - розмірність вихідного сигналу або число нейронів останнього шару. Мережа негомогенна, немає ніяких обмежень на передатні функції нейронів. Для гомогенних мереж, у яких передатні функції нейронів фіксовані, дана оцінка є заниженою. Число  $2N$  можна розглядати як нижню границю необхідного числа нейронів схованого шару.

Для більш точної оцінки числа нейронів зі схованих шарів можна скористатися формулою (2.2) для оцінки необхідного числа синаптичних ваг  $N_w$  у багатошаровій мережі із сигмоїдальними передатними функціями [48]:

$$\frac{N_y N_p}{1 + \log_2(N_p)} \leq N_w \leq N_y \left( \frac{N_p}{N_x} + 1 \right) (N_x + N_y + 1) + N_y, \quad (2.2)$$

де  $N_y$  - розмірність вихідного сигналу;  $N_p$  - число елементів навчальної вибірки;  $N_x$  - розмірність вхідного сигналу.

Оцінивши необхідне число ваг, можна розрахувати число нейронів у прихованих шарах за формулою (2.3). Таким чином, число нейронів у двошаровій мережі складе:



$$N = \frac{N_w}{N_x + N_y} . \quad (2.3)$$

При цьому необхідно пам'ятати, що кількість синаптичних зв'язків мережі повинна бути меншою ніж кількість елементів навчальної вибірки.

Інакше замість узагальнення мережа просто запам'ятає дані й втратить здатність до класифікації - результат буде невизначений для прикладів, які не ввійшли в навчальну вибірку.

Отже проаналізувавши вказані методи та врахувавши всі приведені тези, я вирішила що буду користуватися конструктивним підходом побудови мережі. При цьому спочатку я використаю мінімальну можливу кількість нейронів прихованого прошарку і буду її збільшувати, якщо система не буде задовольняти необхідним параметрам в точності і ефективності роботи.

Таким чином, кількість нейронів у прихованому прошарку дорівнює чотирьом.

Наступним етапом у розробці універсального класифікатора є вибір топології мережі, тобто способу навчання.

Нейронні мережі представляють собою адитивну систему, життєвий цикл якої складається з двох незалежних фаз: навчання та робота мережі. Навчання вважається закінченим, коли мережа правильно виконує класифікацію на тестових зразках і подальше навчання не визиває значної зміни синаптичних ваг. Надалі система виконує класифікацію на невідомій їй раніше даних на основі сформованої нею в процесі навчання нелінійної моделі процесу. Мережа успішно працює до тих пір, поки суттєво не зміниться реальна модель процесу. Але після цього мережа може бути доведена з урахуванням нової інформації, при цьому попередня інформація не втрачається, а з'єднується з новою.

Від того, наскільки якісно був виконаний етап навчання, залежить здатність мережі вирішувати поставленні перед нею проблеми під час експлуатації. Теорія навчання розглядає три основні парадигми навчання : навчання з вчителем, без вчителя (самонавчання) та змішана.

Навчання з учителем припускає, що для кожного вхідного вектора існує цільовий вектор, що представляє собою необхідний вихідний вектор. Разом вони називаються навчаючою парою.

В нашому випадку це проекти, значення по цим проектам, та необхідний вихід, класифікація проекту, 1 чи 0.

Але для даної парадигми існує ускладнення. Коли в мережі один прошарок, то алгоритм навчання з вчителем досить очевидний, так як правильне вихідне положення нейронів єдиного прошарку відоме, то настройка синаптичних ваг іде в напрямку мінімізації похибки на виході мережі.

Але наш класифікатор є багатошаровою мережею, а в таких мережах значення нейронів всіх прошарків, крім останнього, невідоме, тому багатошарову мережу неможливо навчити, керуючись лише величинами похибок на виході мережі. Існує декілька варіантів рішення цієї проблеми. Перший, це розробка набору вихідних сигналів для виходів на кожному прошарку, але це дуже складний процес і в нашому випадку це не є доцільним. Інший варіант, це динамічна настройка вагових коефіцієнтів синапсів, в ході якої убираються найслабші зв'язки, а ті зв'язки, що призвели до зменшення похибки залишаються. Для цього метода необхідно проводити дуже велику кількість складних обчислень. Але є третій варіант рішення проблеми. Це використання методу зворотнього розповсюдження похибки.

Нейрони в таких мережах діляться на групи із спільним вхідним сигналом - шари. На кожен нейрон першого шару подаються всі елементи зовнішнього вхідного сигналу. Всі виходи нейронів  $m$ -го прошарку подаються на кожен нейрон прошарку  $m+1$ . Нейрони виконують зважене підсумовування елементів вхідних сигналів. До суми елементів вхідних сигналів, помножених на відповідні синаптичні ваги, додається зсув нейрона. Над результатом підсумовування виконується нелінійне перетворення - функція активації (передатна функція). Значення функції активації є вихід нейрона. Повний алгоритм навчання нейронної мережі за допомогою процедури зворотнього розповсюдження описується в першому розділі даної роботи.

Далі для налаштування оптимальної роботи регулятора необхідно обрати передатну функцію мережі, тобто функцію активацію, що виконує один з основних етапів роботи системи. Адже значення активаційної функції є виходом нейрону.

В першому розділі було розглянуто основні передатні функції такі як, лінійна та напівлінійна передатні функції, гранична, сигмоїдальна функція, гіперболічний тангенс, а також радіально базисна функція передачі.

На даному етапі проектування необхідно обрати функцію активації, яка буде оптимально. Саме для нашої нейронної мережі та нашого алгоритму навчання.

Лінійна та гранична функції активації хоча і є простими в застосуванні, але вони не дозволяють моделювати мережі з неперервними сигналами. Дані функції не мають похідної, це ускладнює використання градієнтних методів навчання мереж. А метод зворотного розповсюдження похибки є саме градієнтним методом. Отже, дані функції не можуть бути використані для розроблюваного мною класифікатора.

Далі розглянемо сигмоїдальні функції, тобто логістичну та функцію гіперболічного тангенсу.

Гладкість та неперервність даних функцій є важливими їх якостями. Для цих функцій легко вирахувати похідні, що виражають формулами (1.11) та (1.22). Це дозволяє їх використовувати для градієнтних методів навчання. Область значень функції гіперболічного тангенсу лежить в інтервалі від -1 до 1.

Логістична сигмоїдальна функція (функція Фермі) симетрична відносно точки виходу 0,5, область значень функції лежить інтервалі від 0 до 1. Це робить рівноправними виходи 0 та 1, що суттєво для роботи мережі.

Дана функція є стискаючою, тобто діапазон сигналів, з якими працює нейрон без насичення, досить широкий. Оскільки значення похідної легко виражається через саму функцію, то швидкий розрахунок похідної значно скорочує час навчання.

### 2.3.3 Навчання та тестування універсального класифікатора

На першому етапі я навчаю нейронну мережу методом зворотного розповсюдження похибки, використовуючи один прихований прошарок з чотирьох нейронів, функцію активації гіперболічний тангенс для прихованого прошарку і на вихідному прошарку лінійна функція.

При тестуванні не було отримано заданої точності і відсоток похибки на тестовій множині складає більше 10%.

Для отримання необхідного результату я змінювала функцію активації на логістичну для прихованого прошарку, функцію тренування, кількість епох.

Але відсоток похибки на тестовій множині залишався рівним 10%.

Оскільки для прихованого прошарку я обрала мінімальну кількість нейронів, яка не задовольняє вимогам системи, то необхідно збільшити кількість нейронів на цьому прошарку. Спочатку я взяла п'ять нейронів, але похибка залишалась занадто велика.

Таким чином, наступним етапом є навчання та тестування мережі з шістьма нейронами прихованого прошарку, функція активації для даного прошарку обрана гіперболічний тангенс, а для вихідного лінійна. Метод навчання залишається незмінним.

Провівши етап навчання та тестування, я отримала кращий результат. Але він все одно не задовольняє вимогам. Оскільки похибка складає 8%.

Для зменшення похибки я використала логістичну сигмоїдальну функцію для нейронів прихованого прошарку. Це значно покращило результат роботи мережі. Отримана похибка складає 6%.

Приведемо вихідні дані для тестової множини на рисунку 2.3.



І хоча маємо достатньо малу похибку і невелику кількість кроків, все ж необхідно протестувати систему з іншими параметрами.

Тож, було обрано функцію тангенсу для прихованого прошарку, а для вихідного прошарку налаштувала сигмоїдальні функцію, залишаючи без змін інші параметри. Така структура для похибку в 4%, що є найкращим варіантом при тестуванні різних моделей класифікатора.

Представимо вихідні дані на рисунку (2.5).

```

Output2 =[[1 1 1 1 1 0.048224 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 0.79325 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 0.99999
1 1 1 1 3.6785e-007 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 4.5244e-005 1 1 1 1 1 1 3.6736e-007 1 1 1 1 0.99996 1
4.5637e-005 4.5633e-005 3.6742e-007 3.6736e-007 0.00022754 3.6736e-007 3.6736e-007
3.6736e-007 3.6736e-007 4.3182e-007 3.6736e-007 3.6736e-007 3.6736e-007 3.6736e-007
3.6736e-007 3.6736e-007 3.6736e-007 3.6736e-007 0.00022753 3.6736e-007 3.6736e-007
3.6736e-007 3.6736e-007 3.6752e-007 3.6736e-007 3.6736e-007 3.6736e-007 3.6736e-007
3.6736e-007 3.6736e-007 3.6738e-007 3.6737e-007 3.6736e-007 3.6737e-007 3.6736e-007
3.6736e-007 3.6736e-007 3.6736e-007 3.6736e-007 3.6736e-007 3.6736e-007 3.6736e-007
3.6736e-007 5.8816e-007 3.6736e-007 3.6736e-007 3.6736e-007 3.6736e-007 4.7797e-005
3.6736e-007 3.6784e-007 3.675e-007 3.6736e-007 4.7761e-007 1.3281e-005 3.6742e-007 3.6819e-
007 3.6736e-007 3.6736e-007 3.6736e-007]]

```

Рис.2.5 – Вихідні дані для другого варіанту мережі

Для отримання подібного результату необхідно було близько восьмидесяти проходжень навчаючих пар через мережу. Даний процес представлений на рис 2.6.

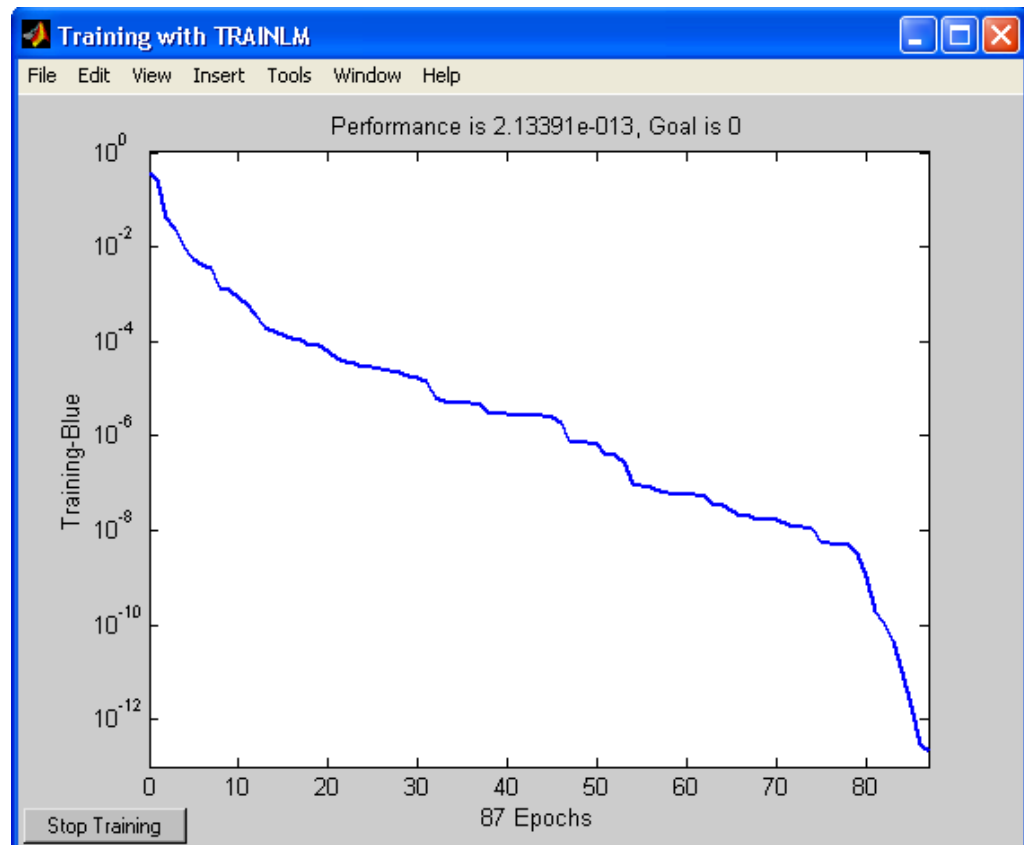


Рис. 2.6 – Процес тренування другої мережі

Середньоквадратична оцінка складає 2.13391e-013.

При цьому ваги мережі настроїлись наступним чином, що проілюстровано на рисунку 2.7.

```

W1 = [0.13556 0.084163 -0.81376 0.1913 -0.17021 -0.031547;0.0049192 -0.06844 -
0.37698 0.067699 0.088479 -0.018324;0.052475 0.021059 -1.2327 0.034152 0.082055 -0.049543;-
0.014833 -0.0010953 0.17699 0.047275 -0.028546 -0.01876;-0.0019112 0.0078168 0.19679
0.042283 -0.17541 -0.018873;-0.097087 0.10647 0.28022 -0.023906 -0.23615 0.042029];
W2 =[-0.19445 -2.4342 -3.2145 -5.603 -2.4111 2.4551];
W3 =[-3.3208; 1.4156; 0.1314; -2.7121; -0.48937; -4.1507];
W4 =[1.4955].

```

Рис. 2.7 – Синаптичні ваги мережі

Цей є найкращий результат роботи класифікатора на даному етапі.

Для покращення результату, для обох прошарків системи, і прихованого, і вихідного було обрано логістичну функцію активації.

Це дало найкращий результат роботи класифікатора: відсоток помилки для тестової множини складає 2,5%, тобто з 120 тестових проектів помиляється система три рази.

Для отримання подібного результату мережі необхідно було провести всі пари навчальної вибірки 97 раз. Процес представлений на рисунку 2.8. При цьому середньоквадратична оцінка складає  $1.15008e-016$ .

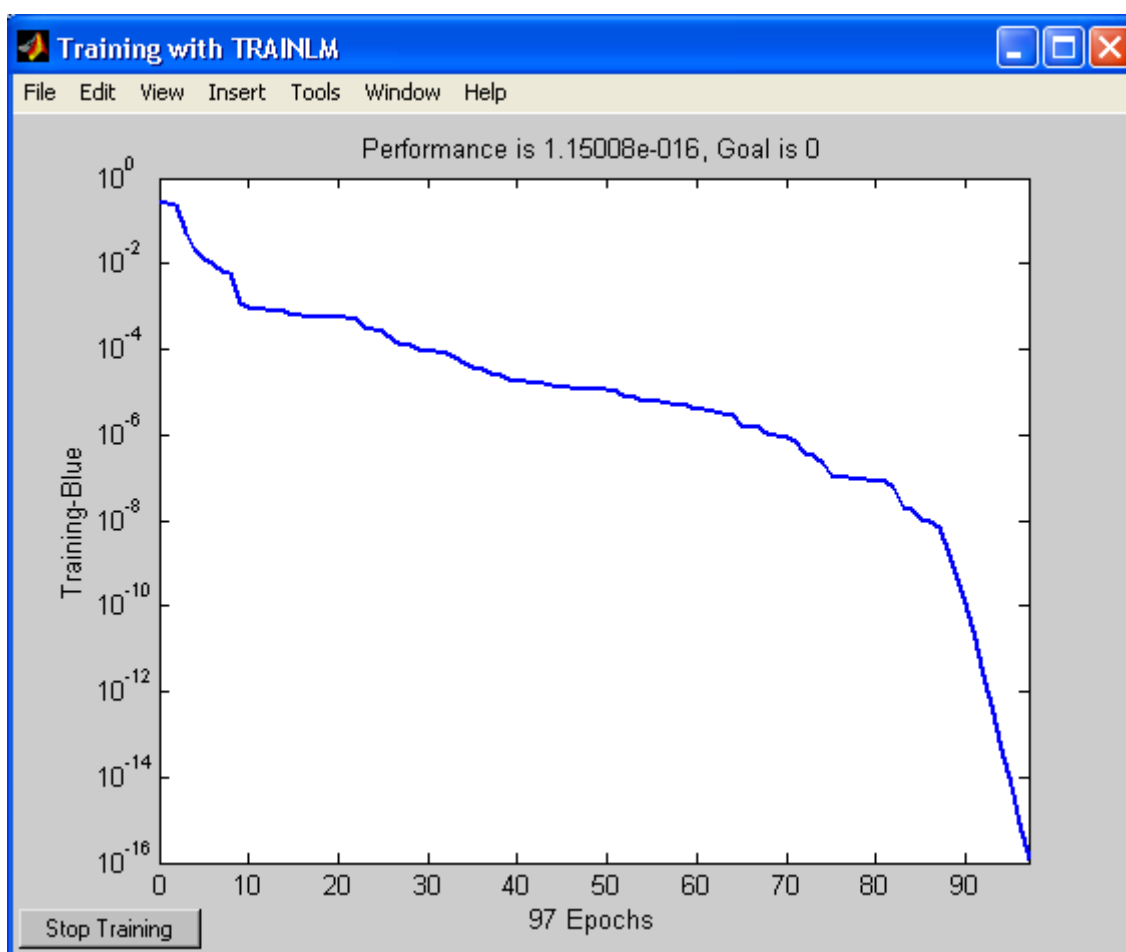


Рис. 2.8 – Процес тренування класифікатора

Вихідний вектор класифікатора представлений на рисунку 2.9.



```

Output 3 = [1 1 1 1 1 0.91256 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 0.9207 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1
1 0.9999 1 1 1 1 8.6238e-009 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 8.7024e-009 1 1 1 1 1 1 1 8.6324e-009
1 1 1 0.99995 0.99359 1 1.3236e-008 8.6319e-009 8.6249e-009 8.6238e-009
8.6238e-009 8.6238e-009 8.6238e-009 8.6238e-009 8.6238e-009 8.6238e-009
8.6238e-009 8.6238e-009 8.6238e-009 8.6238e-009 8.6238e-009 8.6238e-009
8.6238e-009 8.6238e-009 8.6238e-009 8.6238e-009 8.6238e-009 8.6477e-009
8.6238e-009 8.6238e-009 8.6238e-009 8.6238e-009 8.6238e-009 8.6238e-009
8.6238e-009 8.6238e-009 8.6245e-009 8.6238e-009 8.6238e-009 8.6243e-009
8.6238e-009 8.6238e-009 8.6238e-009 8.6238e-009 8.6238e-009 8.6238e-009
8.6238e-009 8.6238e-009 8.6238e-009 8.6238e-009 8.6238e-009 8.6238e-009
8.6238e-009 8.6238e-009 8.6238e-009 8.6238e-009 8.6257e-009 8.628e-009
8.6238e-009 8.6308e-009 8.6238e-009 8.6238e-009 8.6238e-009 8.6238e-009
8.6238e-009 8.6238e-009].

```

Рис. 2.9 – Вихідні дані класифікатора для тестової множини

На рисунку 2.10 приведено, як налаштовані синаптичні ваги класифікатора.

```

Weights1 = [-0.08354 0.7503 -0.11651 0.065308 -0.54138 0.00629; -7.3401 20.7082
15.4074 -4.6057 12.3398 0.10319; -0.0073233 0.35942 -0.68464 0.057965 0.17301 -0.20277;
0.13141 -0.0824 0.60489 0.0037567 -1.3261 -0.00022741; -0.38135 0.27316 -0.44067 -0.11818
0.54742 0.012318; -0.11636 0.23373 0.097151 -0.067381 -0.10396 0.0065875];
Weights2 =[4.3715e-006 1.4741e-014 -1 2.9762e-015 -3.1877e-015 -1.8718e-014];
Weights3 =[0.45716; 10.6818; -1.5819; 11.1691; 4.0539; 44.0575];
Weights4 =[1].

```

Рис. 2.10 – Синаптичні ваги класифікатора

На рисунку 2.11 представлена структура оптимально класифікатора інвестиційних проектів.

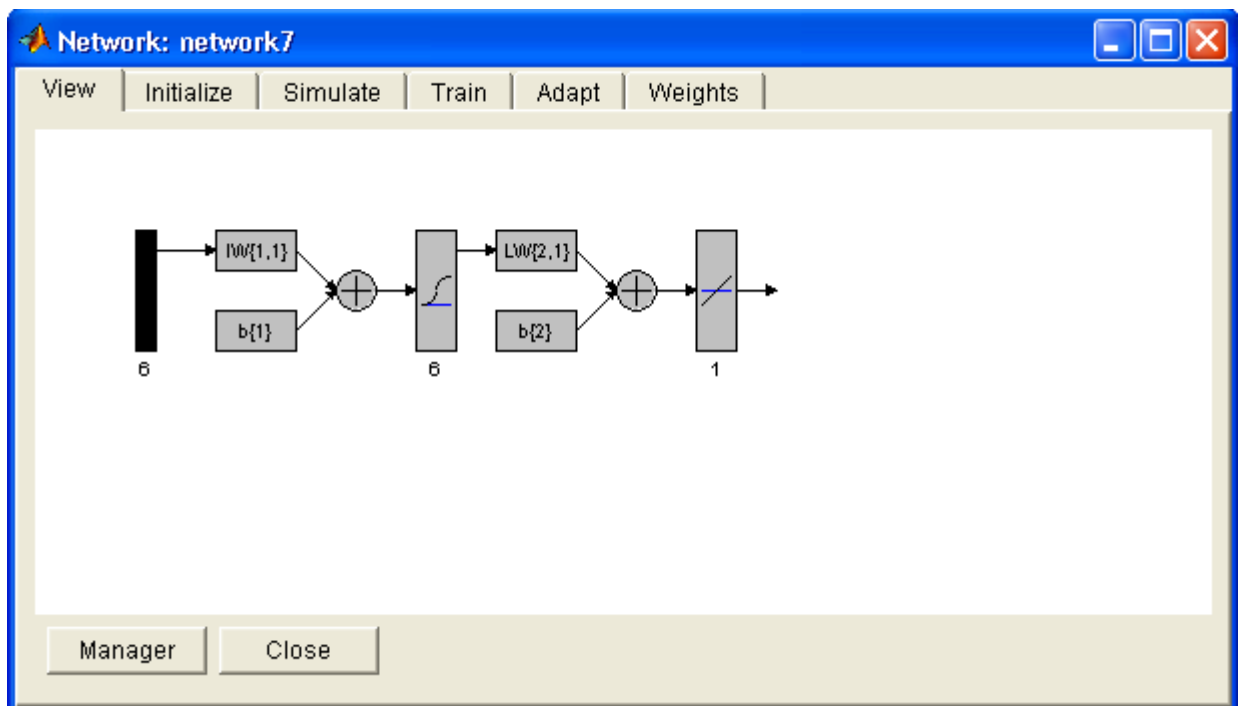


Рис. 2.11 – Структура класифікатора

Опишемо структуру, топологію оптимального класифікатора.

Це багатошаровий перцептрон, який складається з трьох прошарків. Перший прошарок є входним і складається з шести нейронів, що несуть інформацію по інвестиційним проектам.

Другий прошарок є прихованим і складається також з шести нейронів. Передатна функція для цього прошарку є сигмоїдальна логістична функція активації.

Вихідний прошарок системи складається з одного вектора, який класифікує проекти і на виході має оцінку 1 або 0. Для даного прошарку використовується логістична функція активації.

Для навчання мережі використовувався метод зворотного розповсюдження похибки.

Універсальний класифікатор дає адекватний результат, допускаючи лише 2,5% похибки, що є допустимим для мереж такої складності.

## ВИСНОВКИ

В даній роботі було поставлена задача розробки універсального класифікатора інвестиційних проектів на базі виробничо-конструкторського філіалу «Велта» державного підприємства «СхідГЗК».

Ця задача була розв'язана з допомогою новітніх технологій створення нейронних мереж.

Класифікація проектів проводиться на основі семи критеріїв:

Тривалість виконання проекту (місяць);

Повна вартість проекту (тис. грн);

Необхідний обсяг початкових інвестицій (тис. грн на рік);

Обсяг очікуваних продажів (штук на рік);

Очікуваний термін роботи проекту (місяць);

Прибуток від реалізації одиниці продукції (грн).

Для навчання та тестування класифікатора достатньо трьохсот прикладів інвестиційних проектів з відповідними оцінками для них. Для навчальної вибірки достатньо використана 180 проектів з усією сукупності. Решта 120 проектів використовуються для тестування роботи системи.

Для коректної роботи класифікатора необхідно використовувати багатоварову повнозв'язну структуру з прихованими прошарками.

Для класифікації інвестиційних проектів необхідно і достатньо використати один прихований прошарок, що містить шість нейронів. Для вхідного прошарку необхідно шість нейронів, кожен з яких відповідає окремому критерію вибору проектів.

Для поставленої задачі класифікації достатньо, щоб вихідний прошарок нейронів складався з одного нейрона, значення якого може бути одиниця, якщо проект є ефективним, чи нуль, у випадку, коли проект неефективний.

Для коректної роботи системи оптимальним є використання логістичної функції активації і для прихованого прошарку і для прошарку вихідних нейронів.

Для навчання універсального класифікатора ефективним є використання методу зворотного розповсюдження похибки, що дозволяє мінімізувати квадратичну функцію похибки при наявності прихованих прошарків.

Використання наведеної вище структури, архітектури та парадигми нейронної мережі дало можливість розробити універсальний класифікатор інвестиційних проектів.

Після розробки, навчання та тестування мережі, отримано наступний результат:

При проведенні тестування класифікатора відсоток помилки складає 2.5%, тобто з 120 запропонованих проектів система помилилась лише в трьох.

Необхідно зазначити, що всі проекти, бажана оцінка яких є «нуль», отримали вірну відповідь, а помилки система допускала лише в проектах з оцінкою «один». Отже, можна стверджувати, що неефективні проекти не будуть оцінені системою як ефективні. Адже така помилка приведе до втрати коштів підприємства від впровадження неефективного проекту.

Отже, використання розробленого класифікатора дає можливість скоротити час на прийняття рішення та отримати адекватний результат.

Система була розроблена в системі MATLAB, з допомогою вбудованого графічного інтерфейсу користувача NNTool, який дозволяє обирати різноманітні структури нейронних мереж та відповідні їм алгоритми навчання нейронних мереж.

## СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ

1. Ковальов В.В., Іванов В.В. «Інвестиції» Підручник. 2003р. – 135с.
2. Ковальов В.В. «Методи оцінки інвестиційних проектів» 1998р. – 26с
3. Сабов З.А. «Фінансування й інвестиції» 2000р. – 30-31с.
4. Шарп У.Ф. «Інвестиції» 1997р. – 55с.
5. Липсиц, И.В., Коссов В.В. «Інвестиційний проект: методи підготовки й аналізу 1999р. – 203 с.
6. Demuth H., Beale M. Neural Network Toolbox. For Use with MATLAB. The MathWorks Inc. 1992-2000р. – 56с.
7. Решетняк В.Н., Гузик В.Ф., Сидоренко В.Г. "Проектування розподілених інформаційно-обчислювальних систем." Навчальний посібник. Таганрог: ТРТУ ,2006 р. – 401с.
8. Стін Шатт за редакцією М.А. Мазина "Мир комп'ютерних мереж". Київ 2006р. – 362с.
9. Куркулів Ю.А, Луцький Г.М. "Комп'ютерні мережі". Київ "Юніор" 2003 р. – 165с.
10. Попов Э.В. Экспертні системи реального часу.// Відкриті системи, 2005, № 2. – 124с.
11. Попов Э.В. Экспертні системи. (Рішення неформалізованих задач у діалозі з ЕОМ).- Технічна кібернетика, 2005, № 5, С. 5-18.
12. Нейлор К. Як побудувати свою експертну систему. Пер. англ. -М.: Энергоатом издат, 2001. -286 с.
13. Д.Уотермен. Посібник з експертних систем, М. Мир, 2000р. – 235с
14. Florentin J.J. Software Review: KEE // Expert Systems. Vol. 4, No. 2., 2007. P. 18 - 120.
15. В.Н. Убейко. Экспертні системи. - М.: МАІ, 2002р. – 231с.
16. Анил К. Джей Введення в штучні нейронні мережі.// Відкриті системи №04/97 - 74с.

17. Джеффри Е. Хинтон. Як навчаються нейронні мережі.// У світі науки - 2002 - N 11 - N 12 - С. 103-107.
18. С.Короткий, Нейронні мережі: алгоритм зворотного поширення. 2008р – 26с.
19. С.Короткий, Нейронні мережі: основні положення. 2006р. – 59с.
20. Тэнк Д.У., Хопфилд Д.Д. Колективні обчислення в нейроподібних електронних схемах.//У світі науки. 2006. N 2.
21. Minsky M. L, Papert S. 1969. Perceptrons. Cambridge, MA: MIT Press. (Російський переклад: Мінський М. Л., Пейперт С. Перцептрони. - М: Мир. - 2001.р – 123с.)
22. Muller V., Reinhardt J. Neural Networks. An introduction. - Berlin: Springer\*Verlag, 2000. - 266р.
23. Г.К.Вороновский, К.В.Махотило, С.Н.Петрашев, С.А.Сергеев "Генетичні алгоритми, штучні нейронні мережі й проблеми віртуальної реальності", Харків, Основа, 1997 р. – 17с.
24. Авеньян Э.Д. Алгоритми налагодження багат шарових нейронних мереж.//Автоматика й телемеханіка-1995-N 5. С.106-118.
25. Системний аналіз та інформаційні технології в управлінні проектами. И.И. Коваленко, П.И. Бидюк, И.У Баклан. - К.: Економіка й право, 2001.
26. Борисов А.Н., Крумберг О.А., Федоров И.П. Прийняття рішень на основі нечітких моделей: приклади використання; Рига "Знання", 2000, 184 с.
27. Коряшкіна, Л. С., Станіна, О. Д., & Шевченко, Ю. О. (2024). ПРАКТИКУМ 3 ДИФЕРЕНЦІЙНИХ РІВНЯНЬ. <https://ir.nmu.org.ua/handle/123456789/167658>
28. Молоканова, В. М., & Шевченко, Ю. О. (2024). Управління проектною командою. <https://ir.nmu.org.ua/handle/123456789/167646>
29. Звіт про діяльність ТОВ ВКФ «Велта» за 2023 р.
30. Кваліфікаційна робота магістра [Електронний ресурс] : методичні рекомендації для здобувачів ступеня магістра освітньо-професійної програми «Системний аналіз» зі спеціальності 124 Системний аналіз

/ уклад.: Т.А. Желдак, Т.В. Хом'як, А.В. Малієнко ; М-во освіти і науки України, Нац. техн. ун-т «Дніпровська політехніка». – Дніпро : НТУ «ДП», 2024. – 33 с. <https://ir.nmu.org.ua/handle/123456789/167921>

31. Самонавчання складних систем [Електронний ресурс] : методичні рекомендації до виконання практичних робіт для здобувачів ступеня магістра освітньо-професійної програми «Системний аналіз» зі спеціальності 124 Системний аналіз / Т.А. Желдак, К.С. Хабарлак, Д.М. Гаранжа ; М-во освіти і науки України, Нац. техн. ун-т «Дніпровська політехніка». – Дніпро : НТУ «ДП», 2024. – 66 с. <https://ir.nmu.org.ua/handle/123456789/167645>
32. Аналіз та обробка великих даних [Електронний ресурс] : методичні рекомендації до виконання практичних робіт для здобувачів ступеня магістра освітньо-професійної програми «Системний аналіз» зі спеціальності 124 Системний аналіз / М-во освіти і науки України, Нац. техн. ун-т «Дніпровська політехніка». – Дніпро : НТУ «ДП», 2024. – 82 с. <https://ir.nmu.org.ua/handle/123456789/167968>
33. Машинне навчання [Електронний ресурс] : методичні рекомендації до виконання практичних робіт для здобувачів ступеня магістра освітньо-професійної програми «Системний аналіз» зі спеціальності 124 Системний аналіз / уклад.: Т.А. Желдак, О.Б. Владико, А.В. Малієнко, Д.М. Гаранжа ; М-во освіти і науки України, Нац. техн. ун-т «Дніпровська політехніка». – Дніпро : НТУ «ДП», 2024. – 48 с. <https://ir.nmu.org.ua/handle/123456789/167920>
34. Системний аналіз [Електронний ресурс] : методичні рекомендації до виконання практичних робіт для здобувачів ступеня бакалавра зі спеціальності 124 Системний аналіз / уклад.: А.В. Малієнко, О.Б. Владико, С.В. Козир, Д.М. Гаранжа ; М-во освіти і науки України, Нац. техн. ун-т «Дніпровська політехніка». – Дніпро : НТУ «ДП», 2024. – 82с. <http://ir.nmu.org.ua/handle/123456789/167652>

## ДОДАТКИ

## Додаток А

## Відомість матеріалів кваліфікаційної роботи

№ з/п	Позначення	Найменування	Кількість аркушів	Примітки					
1									
2		Документація							
3									
4	САУ.КР.24.22.ПЗ	Пояснювальна записка	107	Формат А4					
5									
6		Демонстраційний матеріал	15	Презентація на CD-R					
7									
8		Копія роботи	1	Диск CD-R					
9									
10									
11									
12									
13									
14									
15									
16									
17									
18									
					САУ.КР.24.22.ДА.ПЗ.				
Змін.	Аркуш	№ докум.	Підпис	Дата					
Розроб.		Шестерньов			<b>Матеріали кваліфікаційної роботи</b>	Літ.	Аркуш	Аркушів	
К. розд.		Желдак							
Керівн.		Желдак							
Н.контр.		Хом'як							
Зав. каф.		Желдак							
						НТУ «ДП», 12; 124М-23-1			



ВІДГУК  
на кваліфікаційну роботу магістра  
студентка групи 124М-23-1 Шестерньова Олега Дмитровича  
спеціальності 124 «Системний аналіз»

Тема кваліфікаційної роботи: «Розробка класифікатора інвестиційних проектів для умов ТОВ ВКФ "Велта"»

Обсяг кваліфікаційної роботи: 98 сторінок.

Мета кваліфікаційної роботи: підвищення ефективності та швидкості прийняття рішень стосовно вибору оптимальних інвестиційних проектів шляхом розробки універсального класифікатора інвестиційних проектів.

Актуальність поставленої задачі полягає в тому, що досить часто постає проблема знаходження оптимального інвестиційного проекту. А оскільки цей процес займає багато часу та є досить трудомістким, то був розроблений універсальний класифікатор на основі нейронних мереж, який здатен значно полегшити вибір та скоротити час на знаходження правильного рішення.

Тема кваліфікаційної роботи безпосередньо пов'язана з об'єктом діяльності магістра спеціальності 124 Системний аналіз - використанням методів та створенням програмних засобів прийняття рішень в умовах невизначеності.

Оригінальність технічних рішень дипломної роботи полягає в розробці програмного комплексу, що замінює своєю роботою живого експерта з даної предметної області.

Практичне значення полягає у зменшенні витрат на консультації з експертом, а також скорочення часу на прийняття рішення.

Висновки підтверджують можливість використання результатів роботи в повсякденній практиці розглянутого підприємства ТОВ ВКФ «Велта», а також у виробничій діяльності великих підприємств, що вирішують задачу вибору інвестиційної діяльності на майбутні періоди.

Оформлення пояснювальної записки та демонстраційного матеріалу до неї виконано згідно з вимогами. Роботу виконано самостійно, відповідно до завдання та у повному обсязі.

У роботі відзначено такі недоліки:

- 1) Пояснювальна записка переобтяжена відомими описами нейронних мереж і методів їх навчання.
- 2) Не виконано порівняння запропонованого рішення з традиційними методами.

Кваліфікаційна робота в цілому заслуговує оцінки: «добре» (85 балів)

З урахуванням висловлених зауважень автор заслуговує присвоєння кваліфікації «магістр з системного аналізу».

Керівник кваліфікаційної роботи,  
К.т.н., доц., зав. каф. САУ

Желдак Т.А.

Таблиця 1 - Данні по проектам, що використовувались як тестова вибірка

№ проекту	Повна вартість проекту, тис. грн.	Необхідний обсяг початкових інвестицій, тис. грн.	Тривалість виконання проекту, місяць	Прибуток від реалізації одиниці продукції, грн	Очікуваний термін роботи проекту, місяць	Обсяг очікуваних продажів, шт	Оцінка проекту
1	2	3	4	5	6	7	8
Проект 1	510	60	17	250	80	9000	1
Проект 2	350	245	19	210	57	600	1
Проект 3	450	265	15	270	93	8600	1
Проект 4	460	270	16	610	85	8500	1
Проект 5	600	230	18	350	90	7000	1
Проект 6	700	100	15	900	150	1400	1
Проект 7	550	170	16	400	70	5000	1
Проект 8	460	110	15	450	75	5000	1
Проект 9	570	235	16	650	125	4800	1
Проект 10	480	30	15	300	150	5500	1
Проект 11	480	230	16	790	58	4600	1
Проект 12	550	270	20	250	92	4600	1
Проект 13	300	100	10	100	70	4000	1
Проект 14	540	235	20	900	85	2600	1
Проект 15	510	240	20	120	98	2600	1
Проект 16	250	130	13	830	124	2600	1
Проект 17	590	290	19	300	85	2600	1
Проект 18	600	200	17	500	120	2500	1
Проект 19	150	50	14	1200	68	2500	1
Проект 20	580	50	13	160	95	2300	1
Проект 21	350	100	13	300	90	2000	1
Проект 22	460	110	14	450	60	2000	1
Проект 23	450	175	16	360	63	2000	1
Проект 24	380	225	18	450	92	2000	1
Проект 25	510	260	17	300	111	3700	1
Проект 26	400	300	12	600	91	5000	1
Проект 27	590	300	11	550	81	5400	1
Проект 28	550	275	14	200	91	8100	1
Проект 29	510	225	15	300	111	5100	1
Проект 30	510	275	13	400	113	6500	1
Проект 31	550	325	26	910	150	1800	1
Проект 32	540	175	14	500	100	2600	1
Проект 33	400	240	20	500	123	6000	1
Проект 34	590	210	19	500	76	5700	1
Проект 35	530	245	17	350	102	5000	1
Проект 36	860	395	15	850	150	500	1
Проект 37	500	155	19	580	88	5400	1
Проект 38	310	150	18	500	112	2600	1
Проект 39	590	150	20	650	119	4700	1

## Продовження таблиці 1

1	2	3	4	5	6	7	8
Проект 40	500	300	20	500	138	4600	1
Проект 41	590	260	18	600	115	8200	1
Проект 42	260	270	14	600	133	6600	1
Проект 43	590	25	13	650	111	3500	1
Проект 44	530	170	17	600	70	4700	1
Проект 45	530	250	19	600	121	6000	1
Проект 46	500	115	19	550	155	2600	1
Проект 47	550	355	21	800	150	850	1
Проект 48	580	175	16	260	119	5400	1
Проект 49	400	125	17	480	98	7400	1
Проект 50	500	200	18	400	122	3600	1
Проект 51	510	180	16	350	133	9400	1
Проект 52	560	225	19	500	59	6400	1
Проект 53	480	225	10	550	122	5900	1
Проект 54	580	130	20	900	104	600	1
Проект 55	350	125	10	530	82	5200	1
Проект 56	450	225	19	550	76	3800	1
Проект 57	700	320	23	300	52	1450	1
Проект 58	700	400	23	700	52	1300	1
Проект 59	700	450	23	650	42	1100	1
Проект 60	700	350	24	750	54	1600	1
Проект 61	1060	675	29	1000	308	799	0
Проект 62	960	575	30	900	208	800	0
Проект 63	860	475	29	800	108	900	0
Проект 64	750	460	26	850	74	500	0
Проект 65	830	455	45	905	41	900	0
Проект 66	1050	580	20	985	30	800	0
Проект 67	790	475	28	960	81	900	0
Проект 68	840	480	29	3590	55	600	0
Проект 69	960	545	56	1295	51	400	0
Проект 70	880	470	45	925	51	700	0
Проект 71	780	495	26	985	92	800	0
Проект 72	980	475	27	985	46	800	0
Проект 73	1050	580	26	1060	90	900	0
Проект 74	830	495	28	1100	50	800	0
Проект 75	850	525	27	1010	55	900	0
Проект 76	810	485	26	905	109	400	0
Проект 77	960	535	29	985	52	700	0
Проект 78	830	490	28	1095	55	900	0
Проект 79	780	530	49	1000	45	800	0
Проект 80	960	495	29	1275	96	600	0
Проект 81	730	525	29	910	55	750	0
Проект 82	1050	525	21	930	35	950	0
Проект 83	850	545	28	1255	53	700	0
Проект 84	720	495	43	1030	49	600	0
Проект 85	910	480	28	1020	50	600	0
Проект 86	750	545	30	925	52	700	0
Проект 87	960	475	27	1025	55	800	0

## Продовження таблиці 1.

1	2	3	4	5	6	7	8
Проект 88	750	520	27	1185	32	500	0
Проект 89	820	580	26	1025	42	300	0
Проект 90	800	510	26	950	83	750	0
Проект 91	800	455	30	900	92	950	0
Проект 92	850	600	32	900	80	750	0
Проект 93	950	515	36	900	117	450	0
Проект 94	900	505	33	850	101	950	0
Проект 95	1000	470	38	900	100	555	0
Проект 96	850	530	36	1200	94	670	0
Проект 97	850	500	29	1000	112	650	0
Проект 98	950	600	30	1400	52	750	0
Проект 99	1040	505	26	880	100	850	0
Проект 100	910	500	32	1400	134	550	0
Проект 101	950	470	35	830	112	350	0
Проект 102	1010	460	36	900	92	750	0
Проект 103	960	560	29	960	74	950	0
Проект 104	800	460	34	900	94	950	0
Проект 105	1300	480	35	1400	118	500	0
Проект 106	970	485	29	1540	133	980	0
Проект 107	9300	1070	27	8600	155	900	0
Проект 108	1540	490	33	860	98	400	0
Проект 109	1450	900	29	900	91	600	0
Проект 110	850	475	12	1000	34	600	0
Проект 111	1500	480	19	900	31	800	0
Проект 112	1310	570	38	800	121	700	0
Проект 113	800	525	26	900	73	500	0
Проект 114	850	515	26	790	44	900	0
Проект 115	740	540	27	780	49	850	0
Проект 116	880	530	27	840	52	850	0
Проект 117	850	540	28	800	50	700	0
Проект 118	900	550	26	1150	123	600	0
Проект 119	1000	460	27	1430	116	900	0
Проект 120	850	550	29	1580	115	500	0

Таблиця 2-Дані по проектам, що використовувались для навчання системи

№ проекту	Повна вартість проекту, тис. грн.	Необхідний обсяг початкових інвестицій, тис. грн.	Тривалість виконання проекту, місяць	Прибуток від реалізації одиниці продукції, грн	Очікуваний термін роботи проекту, місяць	Обсяг очікуваних продажів, шт	Оцінка проекту
1	2	3	4	5	6	7	8
Проект 1	500	230	13	700	122	9800	1
Проект 2	350	290	20	340	105	9500	1
Проект 3	480	210	11	640	124	9400	1
Проект 4	560	175	16	700	110	9300	1
Проект 5	550	285	14	300	95	8600	1
Проект 6	590	115	14	240	95	8500	1
Проект 7	590	275	19	250	108	8300	1
Проект 8	470	180	15	260	88	8300	1
Проект 9	580	225	19	210	85	8200	1
Проект 10	540	225	15	700	111	8100	1
Проект 11	260	125	18	600	127	7600	1
Проект 12	460	280	19	380	85	7500	1
Проект 13	580	230	17	360	119	7500	1
Проект 14	150	295	17	300	57	7500	1
Проект 15	350	290	18	160	77	7300	1
Проект 16	480	240	20	500	89	7200	1
Проект 17	140	215	12	190	82	6900	1
Проект 18	460	130	17	560	88	6600	1
Проект 19	400	200	15	650	87	6500	1
Проект 20	210	225	16	600	110	6500	1
Проект 21	250	240	17	700	104	6400	1
Проект 22	260	300	19	600	100	6400	1
Проект 23	450	200	14	300	93	6300	1
Проект 24	510	160	10	300	150	6000	1
Проект 25	350	210	19	500	144	5900	1
Проект 26	150	170	17	700	129	5900	1
Проект 27	350	225	14	600	82	5900	1
Проект 28	380	130	16	250	88	5800	1
Проект 29	530	240	20	700	105	5800	1
Проект 30	250	225	19	500	89	5600	1
Проект 31	540	180	14	400	80	5600	1
Проект 32	600	290	16	700	108	5600	1
Проект 33	450	150	15	180	85	5600	1
Проект 34	590	175	19	540	95	5600	1
Проект 35	480	125	19	590	87	5600	1
Проект 36	430	175	19	250	81	5600	1
Проект 37	460	225	20	700	80	5600	1
Проект 38	350	100	16	500	168	5500	1
Проект 39	600	150	16	100	102	5500	1

## Продовження таблиці 2

1	2	3	4	5	6	7	8
Проект 40	460	175	17	290	59	5400	1
Проект 41	530	225	12	250	65	5300	1
Проект 42	450	160	10	160	108	5300	1
Проект 43	540	290	17	380	87	5300	1
Проект 44	250	100	17	200	72	5100	1
Проект 45	460	210	15	100	60	5000	1
Проект 46	320	290	15	400	100	4900	1
Проект 47	350	105	29	500	122	4900	1
Проект 48	480	240	17	400	112	4900	1
Проект 49	490	225	17	480	97	4900	1
Проект 50	550	280	15	230	114	4900	1
Проект 51	570	295	16	260	111	4900	1
Проект 52	590	930	20	480	114	4900	1
Проект 53	580	275	20	500	79	4900	1
Проект 54	590	170	12	650	88	4700	1
Проект 55	570	280	17	160	91	4600	1
Проект 56	540	240	16	800	101	4600	1
Проект 57	580	240	14	600	100	4600	1
Проект 58	350	240	16	460	86	4600	1
Проект 59	130	105	12	630	91	4600	1
Проект 60	480	295	20	700	122	4600	1
Проект 61	450	270	20	340	97	4600	1
Проект 62	450	175	12	600	102	4500	1
Проект 63	260	230	13	750	65	4200	1
Проект 64	470	240	11	900	104	3800	1
Проект 65	560	245	13	300	78	3600	1
Проект 66	450	300	15	550	68	3560	1
Проект 67	450	175	17	600	90	3500	1
Проект 68	540	240	19	400	100	3400	1
Проект 69	560	240	19	1300	102	3400	1
Проект 70	580	280	11	500	84	3400	1
Проект 71	600	100	20	600	90	3000	1
Проект 72	360	150	20	600	80	3000	1
Проект 73	150	280	12	600	144	2900	1
Проект 74	490	240	15	350	122	2600	1
Проект 75	560	240	17	200	107	2700	1
Проект 76	260	240	17	200	80	600	1
Проект 77	450	175	15	700	62	2500	1
Проект 78	150	200	16	400	80	2500	1
Проект 79	450	200	20	200	66	500	1
Проект 80	550	200	17	550	130	2400	1
Проект 81	480	230	15	340	98	2400	1
Проект 82	200	150	19	600	114	2300	1
Проект 83	250	150	16	100	60	2000	1
Проект 84	650	350	24	550	45	1500	1
Проект 85	660	350	20	700	42	1500	1
Проект 86	450	280	19	720	130	9500	1
Проект 87	860	240	12	250	95	8600	1

## Продовження таблиці 2

1	2	3	4	5	6	7	8
Проект 88	470	175	15	450	85	8300	1
Проект 89	500	240	14	700	70	8000	1
Проект 90	350	225	20	600	79	7600	1
Проект 91	750	500	31	900	56	700	0
Проект 92	950	455	26	1400	115	500	0
Проект 93	1000	490	29	1150	75	100	0
Проект 94	1100	470	28	1150	85	600	0
Проект 95	1000	490	27	1250	95	500	0
Проект 96	860	470	26	790	105	900	0
Проект 97	730	470	27	1000	48	500	0
Проект 98	850	465	26	1300	67	50	0
Проект 99	800	460	30	7400	40	900	0
Проект 100	720	500	28	1100	28	800	0
Проект 101	730	480	28	1600	41	750	0
Проект 102	850	490	26	1280	47	700	0
Проект 103	750	455	26	1050	52	900	0
Проект 104	800	550	26	1050	24	900	0
Проект 105	750	455	27	1050	52	900	0
Проект 106	790	490	26	1050	50	850	0
Проект 107	650	455	30	1200	52	700	0
Проект 108	780	475	27	1050	52	850	0
Проект 109	780	475	30	1300	48	975	0
Проект 110	750	525	30	1400	33	850	0
Проект 111	850	525	26	1500	50	725	0
Проект 112	720	530	27	1500	27	500	0
Проект 113	960	470	30	1600	30	620	0
Проект 114	780	525	26	1100	49	800	0
Проект 115	850	475	20	950	22	750	0
Проект 116	760	455	28	1200	40	750	0
Проект 117	750	550	27	850	40	700	0
Проект 118	800	455	29	950	37	700	0
Проект 119	800	455	27	1000	48	700	0
Проект 120	750	455	26	1000	48	700	0
Проект 121	900	455	30	1000	52	700	0
Проект 122	750	500	30	1050	50	500	0
Проект 123	950	570	27	950	49	600	0
Проект 124	850	505	26	1000	50	950	0
Проект 125	800	500	29	1200	48	900	0
Проект 126	710	455	27	1600	22	500	0
Проект 127	890	500	26	950	50	950	0
Проект 128	750	540	21	1600	27	950	0
Проект 129	740	475	27	1400	30	950	0
Проект 130	880	500	26	1000	39	900	0
Проект 131	740	480	29	1500	50	900	0
Проект 132	900	515	29	980	48	800	0
Проект 133	760	540	30	1000	47	750	0
Проект 134	800	505	27	1000	36	550	0
Проект 135	860	525	27	1300	49	750	0
Проект 136	750	550	26	1300	38	250	0

## Продовження таблиці 2

1	2	3	4	5	6	7	8
Проект 137	800	510	28	1000	50	300	0
Проект 138	900	530	30	1000	55	700	0
Проект 139	710	540	28	950	39	600	0
Проект 140	730	520	30	1600	50	250	0
Проект 141	730	540	27	1400	52	300	0
Проект 142	900	475	30	1600	46	900	0
Проект 143	900	500	28	1600	52	750	0
Проект 144	850	500	26	1400	78	750	0
Проект 145	800	500	29	1000	60	700	0
Проект 146	800	500	25	1000	24	700	0
Проект 147	750	500	20	1000	28	670	0
Проект 148	750	505	30	1200	50	660	0
Проект 149	850	455	12	800	35	600	0
Проект 150	800	550	29	1000	50	650	0
Проект 151	750	550	31	1500	40	900	0
Проект 152	850	505	30	1600	40	700	0
Проект 153	750	505	26	1000	39	600	0
Проект 154	800	510	28	1000	48	500	0
Проект 155	760	550	29	1060	50	990	0
Проект 156	800	500	28	1000	50	400	0
Проект 157	800	550	26	950	50	600	0
Проект 158	850	470	27	1400	48	600	0
Проект 159	750	470	26	1600	53	700	0
Проект 160	950	475	27	1300	52	900	0
Проект 161	810	680	26	1500	97	900	0
Проект 162	880	470	29	930	39	860	0
Проект 163	770	505	30	1500	55	800	0
Проект 164	800	475	28	1200	48	800	0
Проект 165	840	470	52	1400	50	800	0
Проект 166	850	500	27	1430	49	700	0
Проект 167	900	500	28	950	28	700	0
Проект 168	850	540	30	1450	50	700	0
Проект 169	850	465	22	1200	26	700	0
Проект 170	900	500	24	1000	28	500	0
Проект 171	750	555	26	1100	56	500	0
Проект 172	750	500	30	1500	36	500	0
Проект 173	930	540	27	1400	105	500	0
Проект 174	870	560	26	1500	36	400	0
Проект 175	800	610	28	1300	40	350	0
Проект 176	800	505	28	1300	45	800	0
Проект 177	850	500	26	1250	55	700	0
Проект 178	850	500	32	1150	23	200	0
Проект 179	750	540	29	1400	39	100	0
Проект 180	850	480	24	1100	23	300	0