

МІНІСТЕРСТВО ОСВІТИ І НАУКИ УКРАЇНИ

СУМСЬКИЙ ДЕРЖАВНИЙ УНІВЕРСИТЕТ

КАФЕДРА КОМП'ЮТЕРНИХ НАУК

КВАЛІФІКАЦІЙНА МАГІСТЕРСЬКА РОБОТА

на тему:

**«Інформаційне та програмне забезпечення
інтелектуальної складової системи керування
дистанційним навчанням»**

**Завідувач
випускаючої кафедри**

Довбиш А.С.

Керівник роботи

Шелехов І.В.

Студентка групи ІН.мдн-91С

Томчук І.Г.

СУМИ 2020

Сумський державний університет
(назва вузу)

Факультет ІЗДВН Кафедра Комп'ютерних наук
Спеціальність 122 «Комп'ютерні науки»

Затверджую:
зав. кафедри _____

“ _____ ” _____ 20__ р.

**ЗАВДАННЯ
НА ДИПЛОМНИЙ ПРОЕКТ (РОБОТУ) СТУДЕНТОВІ**

Шомчук Ірині Григорівні
(прізвище, ім'я, по батькові)

1. Тема проекту (роботи) Інформаційне та програмне забезпечення інтелектуальної складової системи керування дистанційним навчанням

затверджую наказом по інституту від “ _____ ” _____ 20__ р. № _____

2. Термін здачі студентом закінченого проекту (роботи) _____

3. Вхідні данні до проекту (роботи) _____

4. Зміст розрахунково-пояснювальної записки (перелік питань, що їх належить розробити)

1) Аналіз проблеми та постановка задачі. 2) Технологія штучних нейронних мереж.

3) Інформаційне та програмне забезпечення

5. Перелік графічного матеріалу (з точним зазначенням обов'язкових креслень) _____

6. Консультанти до проекту (роботи), із значенням розділів проекту, що стосується їх

Розділ	Консультант	Підпис, дата	
		Завдання видав	Завдання прийняв

7. Дата видачі завдання _____

Керівник

(підпис)

Завдання прийняв до виконання

(підпис)

КАЛЕНДАРНИЙ ПЛАН

№ п/п	Назва етапів дипломного проекту (роботи)	Термін виконання проекту (роботи)	Примітка
1	<i>Аналіз проблеми та постановка задачі</i>		
2	<i>Технологія штучних нейронних мереж</i>		
3	<i>Інформаційне та програмне забезпечення</i>		
4	<i>Оформлення кваліфікаційної магістерської роботи</i>		

Студент – дипломник _____

(підпис)

Керівник проекту _____

(підпис)

РЕФЕРАТ

Записка: 40 стор., 14 рис., 1 додаток, 13 джерел.

Об'єкт дослідження — процес проектування та реалізації інформаційного та програмного забезпечення системи керування дистанційним навчанням

Мета роботи — розробка та програмна реалізація інтелектуальних складових системи керування дистанційним навчанням

Методи дослідження — технологія штучних нейронних систем.

Результати — в рамках технологій штучних нейронних мереж проведено розробку та програмну реалізацію інтелектуального компоненту системи керування дистанційним навчанням, що здатний аналізувати якість тестових завдань, за якими виконується оцінка знань студентів дистанційної форми навчання. При цьому було сформовано вхідний математичний опис системи керування дистанційним навчанням, для проведення інтелектуального аналізу якості тестових завдань були обрані нейромережі зустрічного розповсюдження помилки, що складаються з двох шарів: Кохоненна і Гроссберга, як критерій ефективності навчання штучної нейромережі зустрічного розповсюдження помилки використано середньоквадратичну помилку, алгоритм класифікації тестових завдань за рівнем їх якості розроблено на базі оцінки інформативності ознак розпізнавання штучної нейромережі, програмну реалізацію виконано в середовищі для наукових і інженерних розрахунків MATLAB за допомогою спеціалізованого пакету розширення NNToolBox, перевірка працездатності запропонованого алгоритму виконувалася для задачі оцінки якості тестових завдань, що використовувалися для розпізнавання системою дистанційного навчання чотирьох класів знань студентів.

НЕЙРОМЕРЕЖІ ЗУСТРІЧНОГО РОЗПОВСЮДЖЕННЯ ПОМИЛКИ,
ПРОШАРКИ КОХОНЕННА І ГРОССБЕРГА, MATLAB, NNTOOLBOX

ЗМІСТ

ВСТУП	5
1 АНАЛІЗ ПРОБЛЕМИ ТА ПОСТАНОВКА ЗАДАЧІ	6
1.1 Системи керування дистанційним навчанням	6
1.2 Перспективи застосування штучного інтелекту в освіті	14
1.3 Постановка задачі	18
2 ТЕХНОЛОГІЯ ШТУЧНИХ НЕЙРОННИХ МЕРЕЖ	20
2.1 Основні визначення	20
2.2 Математична модель	23
2.3 Алгоритм навчання	27
3 ІНФОРМАЦІЙНЕ ТА ПРОГРАМНЕ ЗАБЕЗПЕЧЕННЯ	29
3.1 Формування вхідних даних	29
3.3 Короткий опис програмної реалізації	30
3.4 Результати фізичного моделювання	33
ВИСНОВКИ	37
СПИСОК ЛІТЕРАТУРИ	38
ДОДАТОК	39

ВСТУП

Однією з основних функцій систем навчання [1-3] є передача знань, пов'язана, зокрема, з поданням знань, обсяг яких стрімко збільшується. Для того щоб досягти освітніх цілей, викладачеві необхідно знайти, переробити, уявити і передати, використовуючи різні методи навчання, такі обсяги інформації і знання, які людські можливості інтелекту часто не дозволяють знайти і обробити, тобто створити знання з знання [4]. Це зачіпає і змістовну, і організаційно-педагогічну компоненти системи навчання. Виникає питання: а чи можливе створення такої моделі кшталту викладача (наприклад, втіленого в образі віртуального викладача), який міг би обробляти знання і досягти подоби людського інтелекту? Це питання пов'язане з багатьма проблемами, починаючи від технічних (проблема програмної реалізації), до методичних (методики, технології навчання), психолого-педагогічних (можливість формувати уявлення про знання або користуватися людською мовою, можливість пройти тест Тюрінга тощо) і філософських (філософія штучного інтелекту) [4, 7]. Існуючі дослідження в області штучного інтелекту (ШІ) утворюють певний фундамент і передумови впровадження елементів ШІ в сфері освіти в цілому [11, 12] і в системах навчання зокрема [7]. При цьому ми маємо на увазі узагальнену модель такої системи, що включає і елемент управління навчанням, навчальним процесом. Слід зазначити, що на сьогоднішній день не існує чіткої теорії в області розробки елементів ШІ для цілей освіти і конкретних сценаріїв їх застосування в педагогічній практиці

1 АНАЛІЗ ПРОБЛЕМИ ТА ПОСТАНОВКА ЗАДАЧІ

1.1 Системи керування дистанційним навчанням

Найбільший досвід впровадження систем електронного навчання LMS (Learning Management System) - у освітніх установах, банків, корпорацій, пов'язаних з телекомунікаціями. А є ніші, де навчання здійснюється або повністю "по-старому", або в кращому випадку, із застосуванням окремих елементів онлайн-навчання (без систематизації)[1, 5].

Враховуючи те, що обсяг інформації зростає, технології динамічно розвиваються, процес навчання, підвищення кваліфікації та розвитку фахівців, особливо, якщо мова йде про технічну галузь, технологічній сфері, організувати непросто.

Потрібна ефективна впорядкована середовище, в якому легко отримати безперешкодний доступ до уроків, презентацій, навчальних програм, курсів, лекцій, тренінгів. І таким середовищем може стати розумна LMS. У багатьох розвинених країнах Заходу, міжнародних корпораціях без LMS процес навчання і розвитку фахівців вже немислимий. У США, Великобританії, Німеччині, Нідерландах на підприємствах різних галузей не просто активно впроваджують LMS, тут йде серйозна боротьба між самими LMS. Розробники зацікавлені вирватися в ТОП, виграти за рахунок надання клієнтам максимально якісного продукту [2, 3].

При наявності функціональної і зручної системи управління навчанням продуктивно можна вирішити цілий ряд завдань [4]:

- Налагодити процес управління навчанням. Тренер, викладач отримує можливість призначати слухачам завдання, цілі курси, тести, домашні завдання, контролювати час вивчення матеріалів і виконання завдань учнями, оцінювати рівень компетенцій. При цьому наставник не витрачає час на формальні завдання, а фокусується на профільному виді діяльності. Завдяки чому це можливо? Час, що витрачається на

виконання завдань, фіксує сама система. Динаміка розвитку (прогрес) також визначається автоматично.

- Скоротити час на донесення інформації.
- Полегшити адаптацію в новому колективі. Дуже часто буває так, що фахівець має високий рівень загальної підготовки в якийсь із галузей (наприклад, в сфері діагностики комерційного транспорту), але не готовий відразу ж працювати за новими стандартами конкретної компанії. З якісної LMS інтеграція з завданнями, системою цінностей компанії відбувається максимально безболісно.
- Зняти територіальні рамки для навчання. Наприклад, добре відомий приклад, коли LMS для фахівців у транспортній сфері, використовується навіть в дорозі. Підвищення технічного рівня експедиторів під час відпочинку прямо в дорозі - це вже не фантастика, це реальність, завдяки якій далекоглядна компанія здатна вижити в непростих умовах жорсткої конкуренції на сучасному ринку.

Іноді можна зустрітися з поняття не LMS, а LCMS. У чому різниця між поняттями? Якщо LMS орієнтована на управління навчанням людей, то у фокусі LCMS - управління контентом. Фактично це своєрідний агрегатор. Він підтягує курси з різних баз знань, а потім вже формує програму під учнів.

Проаналізуємо основні LMS [5-7]:

Looor LMS

Хто використовує? Серед клієнтів компанії - дуже відомі гравці ринку: ASOS, Sky, Discovery, Startupbootcamp, MoneySupermarket & Financial Times,

Переваги

- Система управління навчанням дозволяє легко створювати значні за обсягом, але зручні для сприйняття навчальні ресурси, які допомагають відповісти на практичні питання персоналу, учнів "Як я можу? .." або "Де я можу ..."
- Зручна для створення ресурсів з великою кількістю фото і відео-матеріалів.

- Допомагає мотивувати «на підйом» співробітників, які не готові до очного навчання.
- Полегшує взаємодію персоналу в компанії з питань навчання новим стандартам, інструкціям, розробці програм по взаимообученню. Можливо організовувати онлайн-зустрічі для команд від 5 д 5000 чоловік.
- Універсальна платформа, яка може використовуватися компаніями в різних сферах.
- Інтуїтивно зрозуміла система як для тренерів, так і персоналу.

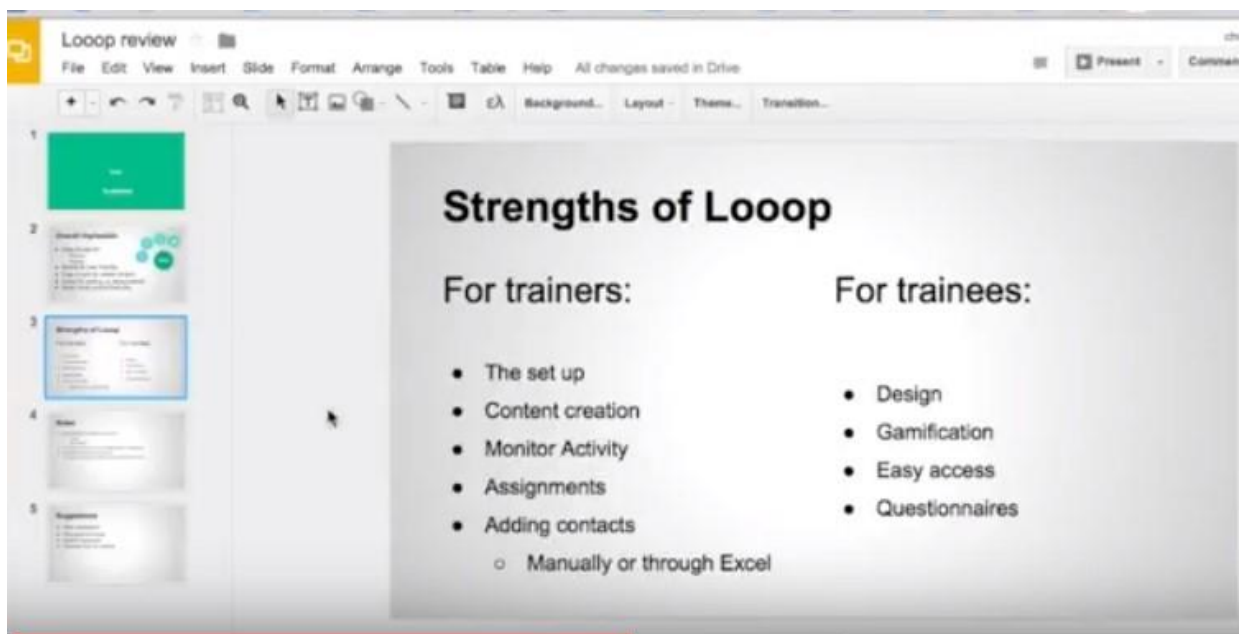


Рисунок 1.1 – Loop LMS

Learn Amp

Платформа рекомендована для компаній, яким важливо організувати процес навчання персоналу, мотивувати його виконувати завдання за стандартами, інструкціями та утримати в колективі. Ядро платформи - кураторська бібліотека. Передбачено широкий інструментарій для відстеження індивідуального прогресу кожного учасника системи. Розроблено потужна аналітика для відстеження показників ефективності, залучення, утримання, навичок. Велика кількість інтеграцій (з чатами, системами HR / HRIS, інтранет, корпоративним SSO).

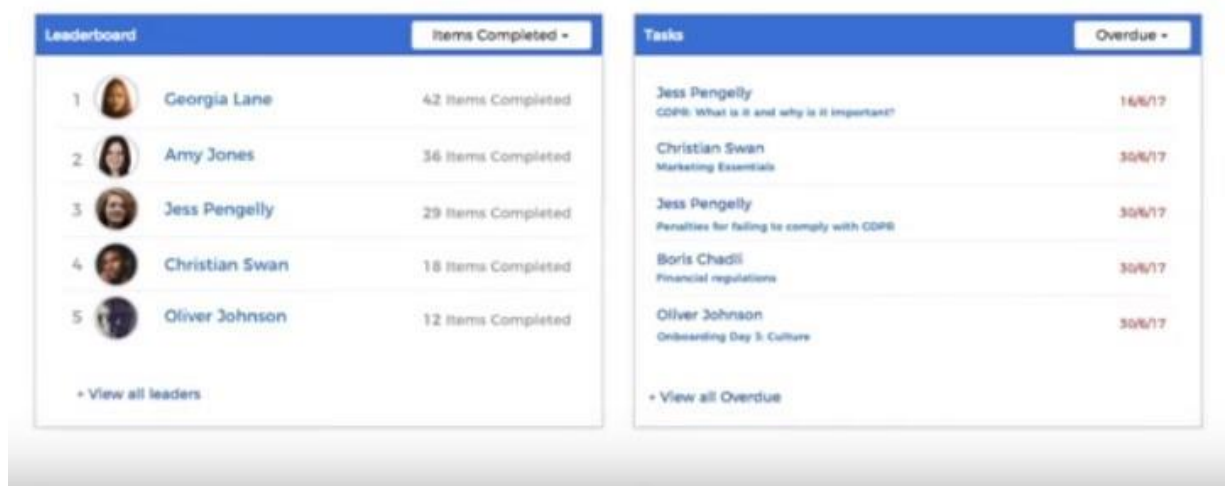


Рисунок 1.2 – Learn Amp

Agylia

Ще одна дуже корисна LMS для комерційних компаній - Agylia. Система електронного навчання ефективна для вирішення наступних завдань:

- Адаптації співробітників в колективі.
- Оптимізації навчання персоналу, пов'язаного з продажами.
- Розвитку лідерських якостей членів команди.

Серед клієнтів, які використовують системи електронного навчання Agylia - такі гіганти, як Microsoft (ця транснаціональна компанія з виробництва і продажу ПО, безумовно, навіть не потребує представлення), Johnson & Johnson (виробництво і реалізація товарів медичного призначення, санітарно-гігієнічної продукції), Pernod Ricard (виробництво і дистрибуція напоїв).

Переваги

- Курси електронного навчання створюються з активним залученням експертів конкретних предметних областей.
- Інтерфейс відповідає найсуворішим вимогам до юзабіліті. Система зручна для роботи як на настільних ПК, ноутбуках, так і смартфонах.
- Створюючи систему, навчання велика увага приділена корпоративному згуртуванню учасників команди. В системі створено потужний

інструментарій для того, щоб мотивувати учасників ділитися знаннями один з одним, брати участь в професійних дискусіях.

Установка системи здійснюється в «хмарі». Поширення можливо за передплатою на різну кількість користувачів.

Перед використанням є можливість отримати безкоштовну демоверсію (Life Demo). Причому при замовленні демоверсії можна відразу вибрати варіант, що враховує масштаби конкретної компанії.

number of learners

1 - 500	▼
1 - 500	
501 - 1,000	
1,001 - 5,000	
5,001 - 10,000	
10,000 +	

Рисунок 1.3 – Agylia

Skolera

Добре на світовому ринку систем електронного навчання відома і система LMS Skolera. Але якщо вище йшлося, в основному, про системи, «заточених» під комерційні компанії, то Skolera - проект, орієнтований, перш

за все, на освітні заклади. Система активно використовується в вузах, коледжах, школах. Крім того, що це навчальна система, це ще і платформа для інтеграції студентів і викладачів, вчителів шкіл та батьків учнів. Навчальні заклади, які встановили Skolera, відзначили спрощення в управлінні навчальним закладом. На даний момент система підтримує досить велику кількість мов, включаючи англійську та російську. За запитом школи, ВНЗ, коледжу надається демоверсія.

NEO

NEO - ще одна LMS, переважно, для шкіл і університетів. Але також система може використовуватися і для освітніх завдань компаній різних сфер діяльності. Можлива установка системи на власний веб-сервер, а також доступ через хмарний сервіс. Для навчальних закладів з кількістю учнів менше 400 систему дистанційного навчання можна замовити безкоштовно. При впровадженні системи для потреб більшої кількості користувачів потрібно платити підписку. Ціна варіюється від кількості користувачів.

Bolt Spark LMS

Продовжує перелік LMS для освітніх установ Bolt Spark LMS.

Про систему - високої думки фахівці в області інформаційних технологій. Справа в тому, що розробники активно попрацювали над функціоналом. Тут є і потужна ігрова платформа, і система розпізнавання осіб, і вбудовані інструменти для проведення вебінарів. Все це дуже подобається учням, а у викладачів з'являються нові стимули для вдосконалення стратегії викладання.

Exam

	Avg attempts to get it right	No. of times answered correctly / incorrectly	Distributions with attempts	Avg time taken per attempt
▶ Which of the following is NOT a pote...	2 attempts		2	16s
▶ What should you do if you think a cu...	1 attempt		2	19s
▶ Which 4 of the following products co...	2.5 attempts		2	17s
▶ Complete the following sentence	1.5 attempts		2	5s
▶ What is the best way of judging a cus...	1 attempt		2	4s
▶ How can you tell a proof of age card ...	1 attempt		2	4s

Рисунок 1.4 – Bolt Spark LMS

Система завантажується тільки з хмари. Версії коробочки немає. У більшості освітніх закладів це не викликає негативу. Але «транспортувати» систему в бізнес-середовище саме через цього аспекту багато хто не наважується: бояться витоку даних.

iSpring Learn

На ринку СНД досить непогано знають LMS iSpring Learn. Популярність системи виник не випадково. Адже це російська розробка. Хоча зараз система переведена вже на більш ніж 100 мов. Спочатку система дистанційного навчання розроблялася як для навчальних закладів, так і навчання персоналу в компаніях. Але на практиці видно: головні клієнти, які використовують або зацікавлені використовувати LMS iSpring Learn - це університети. «Серцем» системи є спеціальний вбудований редактор, який дозволяє створювати лекції, опитування і тести. Спеціальний набір інструментів допомагає істотно скоротити час на створення програм лекцій, презентацій, діалогових тренажерів. Ще одна сильна сторона системи - вбудована система аналітики. За допомогою неї виходить миттєво формувати звіти по активності в сервісі. Багатьом імпонує те, що iSpring Learn - безкоштовна програма. Але на практиці клієнти, які вибирають iSpring Learn, солідарні в єдиній думці: систему можна назвати тільки умовно безкоштовною. Для неї впровадження обов'язково потрібно залучення

фахівців. Безкоштовної (з можливістю запуску без сторонньої допомоги) є тільки 14-денна пробна версія.

MATRIX

MATRIX-це система управління навчанням американської розробки. Навчальна платформа враховує, перш за все, завдання бізнесу.

Система дозволяє компаніям управляти своїми навчальними заходами, створювати і надавати персоналу навчальний контент, проводити атестацію знань співробітників.

Переваги:

- Є модифікації системи для компаній, які відносяться до малого, середнього та великого бізнесу.
- Можлива як установка на власний веб-сервер, так і завантаження в «хмарі».
- На даний момент модулі системи переведені на цілий ряд мов, включаючи французьку, російську, іспанську, арабську, японську, арабську.
- Контент електронного навчання, який збільшує знання і підвищує продуктивність в рамках програм відповідності, ознайомлення та адаптації, лідерства, продажів та інших програм навчання.

TalentLMS

LMS створена для скорочення часу навчання співробітників. Рекомендована, перш за все, для підприємств. Правда, немає деталізації для яких. У підсумку на практиці все одно доводиться витратити час під адаптацію системи під конкретну галузь (наприклад, транспортну, фармацевтичну).

З точки зору юзабіліті, LMS дуже зручна. Добре підходить для великого бізнесу: в тому числі холдингів з великою кількістю філій, де є єдині центри навчання і наставники «на місцях».

Поширення (за заявкою) здійснюється як на платній, так і безоплатній основі. Але безкоштовний варіант актуальний тільки для 5 користувачів. При

цьому «урізано» кількість курсів. Величезний же плюс LMS- багатомовна підтримка

Unicorn LMS

У десятку входить і Unicorn LMS. Ця платформа зручна, перш за все, для бізнесменів. Деякі її знають під старою назвою раніше називався «SkillsServe». Найбільш сильна ланка системи - її високий рівень безпеки і простота управління. Серед недоліків - умови придбання (тільки по підписці).

Близько до лідерів (а, значить, впевнено входять в ТОП-15 LMS) стоять:

- Skillcast LMS для банків, страхових і фінансових організацій.
- Docebo -достойная LMS для рітейлу, IT.
- Totara Learn / UpsideLMS - система, яка затребувана серед творців навчальних курсів.
- Learndash - LMS, створена на движку WordPress. Підходить для малого і середнього бізнесу. Позиціонується як універсальна.

1.2 Перспективи застосування штучного інтелекту в освіті

Навчання в онлайні може стати виключно ефективним завдяки можливості аналізувати дані про учнів і міняти сам процес навчання за результатами цього аналізу [8-9]. Важливо і те, що цифрові технології оточують сучасних школярів і студентів з самого дитинства, а Інтернет - невід'ємна частина їхнього життя.

Вимушений тотальний перехід на віддалене навчання під час пандемії підтвердив очевидне: електронні підручники ще не роблять освіту цифровим, а формальне перенесення стандартної форми уроку в «zoom» не приносить користі. Онлайн-навчання вимагає відповідних методик. Так, дистанційне навчання можна зробити більш ефективним, розширивши контент і створивши нові сценарії. Але існує і додаткова можливість: збирати і оцінювати дані про учнів та їх діяльності - аналізувати їх цифровий слід. А

точніше - міняти сам процес навчання за результатами такого аналізу. Найкоротший шлях від цифрового сліду до трансформації процесу навчання прокладають технології штучного інтелекту [7].

Найбільш просте і зрозуміле використання штучного інтелекту - контроль знань: автоматизована перевірка домашніх робіт, виявлення та виправлення помилок, допомога педагогу в виставленні оцінок. У цій іпостасі він може знайти застосування як в дистанційному, так і в звичайному навчальному процесі. Крім того, інтелектуальні технології допомагають усунути головну проблему при проведенні онлайн-іспитів - списування. Аналізуючи зображення з відеокамер і активність користувача в браузері, засновані на технологіях штучного інтелекту системи визначають, чи самостійно людина виконує тест, і допомагають виключити обман [6-7].

Але набагато цікавіші перспективи відкриває застосування штучного інтелекту не для контролю результатів, а власне для отримання знань і навичок. Можливість розпізнавання тексту і голосу з подальшим аналізом природної мови відразу почали активно використовувати при вивченні іноземних мов. Адже чат-бота можна раз по раз перепитувати, як перекладається одне і те ж слово, - він не буде лаяти за помилки і відсутність прогресу і обов'язково похвалить, коли успіх все-таки буде досягнутий.

Це вкрай важливий аспект навчання, так як страх припуститися помилки і зіткнутися з осудом педагога - найсильніший демотиватор. Робот-наставник не викликає утруднення і допомагає подолати мовний бар'єр. На відміну від живого репетитора, що проводить заняття по Skype, штучний інтелект не бере погодинну оплату, і тому за ті ж гроші можна займатися набагато довше. А уроки з ігровим персонажем вже не сприймаються дитиною як нудний обов'язок. Наприклад, в додатку MyBuddy в якості віртуального репетитора виступає мультиплікаційний робот, разом з яким дитина відпрацьовує діалоги з повсякденного життя, вчить слова і покращує вимову [5-7].

Збираючи великі дані про поведінку учнів в процесі навчання, можна класифікувати їх не тільки за отриманими оцінками, а й за здатністю засвоювати матеріал: хтось швидко починає і швидко втомлюється, а хтось повільно входить в процес, зате розганяється потім. Такі дані дозволяють адаптувати систему навчання з урахуванням особливостей кожного учня.

Адаптивність - самий перспективний напрям застосування штучного інтелекту в освіті, і найчастіше вона поєднується з персоналізацією навчання. Однак професіонали бачать різницю між ними. При адаптивному онлайн-навчанні штучний інтелект використовують для попереднього виявлення і усунення прогалин в знаннях учнів, а при персоналізованому - для коригування матеріалу курсу в залежності від цілей і переваг учня.

Комбінуючи перераховані підходи і технології, грамотні методології здатні сформулювати ефективне освітнє середовище [10].

Можливо найпопулярніший в світі освітній движок на основі штучного інтелекту називається Squirrel.AI - «Білочка» [10]. Розробка з Китаю допомогла набрати максимальний бал на іспитах більш ніж мільйону учнів. Дослідження показали, що «Білочка» повністю замінює школу і вчителів і дозволяє отримувати знання не тільки без втрати їх якості, а й з більшою ефективністю. На підставі діагностичного тесту, що визначає поточний рівень підготовки учня, штучний інтелект складає для кожного персональний курс навчання з десятків тисяч дрібних «порцій знань».

Однак при цьому алгоритм реалізує закладену в нього жорстку концепцію: є єдина правильна траєкторія з «пункту А» в «пункт Б». Якщо учень буде від неї відхилятися, система пояснить, в чому його помилка і як її виправити. І буде пояснювати це до тих пір, поки не поверне його на «шлях істинний».

Західний підхід до розробки індивідуальних освітніх траєкторій в корені відрізняється від китайського. Мається на увазі, що у людини є свобода вибору, він може коригувати свої плани і навіть має право бути «вічним студентом». Якщо, зробивши кілька кроків в бік «пункту Б», учень

розуміє, що категорично не хоче туди йти, йому дають можливість змінити мету. Проаналізувавши цифровий слід і з'ясувавши темп сприйняття інформації, стиль мислення і поведінки людини, система на основі штучного інтелекту розуміє, куди він рухається, і надає йому більше можливостей - в межах, визначених досягнутими їм на даний момент результатами.

Алгоритми штучного інтелекту аналізують поведінку дитини і визначають, скільки і яких завдань потрібно, для того щоб вона засвоїла навичку. Якщо одній дитині потрібно вирішити 30 завдань, щоб навчитися рахувати в межах ста, то іншому - 300. На відміну від стандартного шкільного підходу, така платформа не лише фіксує факт правильного або неправильного рішення задачі, але і бачить всі деталі: де учень помиляється і коли відволікається, що вирішує швидко, а що повільно, чи багато водить мишкою по екрану, скільки разів вирішує одну і ту ж задачу. Система навіть здогадується, коли поруч з дитиною з'являється дорослий. На підставі цього величезного пулу даних вона формує цифровий портрет дитини і варіює пропонуваній йому контент. Штучний інтелект вирішує, яке завдання запропонувати саме цьому учню, розпізнає, коли він відволікся або втомився, стежить за співвідношенням правильних і помилкових рішень, враховує час, витрачений на виконання завдання, і, виходячи з цього, видає наступне завдання. У найближчій перспективі освітній штучний інтелект, підбираючи учневі завдання, буде враховувати всі зібрані дані: наявність шуму, погодні умови, освітленість, дані трекерів, пульс і навіть мозкову активність [7].

У Китаї, наприклад, для фіксації цифрового сліду вже застосовуються, крім іншого, нейроінтерфейси, що дозволяють знімати ритми мозку. Пристрій, схожий на ободок для волосся, стежить за фокусуванням уваги учня, реєструє його розумову активність, показує, коли він перебуває у стресовому стані, перевантажений або стомлений монотонною роботою. У деяких школах використовують нейроінтерфейс при навчанні кількох тисяч учнів, в тому числі молодших класів.

В інших школах стоять фотокамери, регулярно знімають обличчя дітей. Потім нейромережа обробляє ці знімки, відстежуючи емоційну складову навчання. В окремих навчальних закладах задіють пристрої, що вимірюють частоту серцевих скорочень, рівень потовиділення.

З ростом обсягів і розширенням типів даних, що збираються відкриваються нові цікаві можливості для аналізу. Як виглядає типовий відмінник? Що спільного у двієчників? Чим одна школа відрізняється від іншої? Своєрідний «цифровий рентген» дозволяє бачити, що відбувається в процесі навчання з конкретним учнем, школою, містом і регіоном.

Разом з тим спостереження, аналіз і експерименти можуть дати абсолютно несподівані результати. Наприклад, всупереч поширеній думці про те, що при онлайн-навчанні корисно бачити обличчя, в одній з приватних онлайн-шкіл прийшли до іншого висновку. Там помітили, що транслюється з відеокамер інформація заважає учням зосередитися на навчанні, і заборонили їм включати свої камери під час уроків. Після заборони оцінили результат. Він виявився вражаючим: успішність підвищилася в п'ять з половиною разів. Віриться, що експерименти зі штучним інтелектом в освіті можуть дати не менше вражаючі результати.

1.3 Постановка задачі

Метою роботи є розробка та програмна реалізація інтелектуального компоненту системи керування дистанційним навчанням, що здатний аналізувати якість тестових завдань, за якими виконується оцінка знань студентів дистанційної форми навчання. Завдання, що необхідно виконати, для досягнення поставленої мети, сформуємо в рамках технологій штучних нейронних мереж:

1. Сформувати вхідний математичний опис системи керування дистанційним навчанням.
2. Обрати тип та структуру штучної нейромережі, що буде виконувати інтелектуальний аналіз якості тестових завдань.

3. Визначити критерій ефективності навчання штучної нейромережі.
4. Розробити і програмно реалізувати алгоритм навчання класифікації тестових завдань за рівнем їх якості.
5. Перевірити працездатність розробленої системи керування дистанційним навчанням.

2 ТЕХНОЛОГІЯ ШТУЧНИХ НЕЙРОННИХ МЕРЕЖ

2.1 Основні визначення

Вивчення і використання штучних нейронних мереж почалося вже досить давно – на початку 20 століття, але по широку популярність вони отримали дещо пізніше [11]. Пов'язано це, в першу чергу, з тим, що стали з'являтися обчислювальні пристрої, потужності яких були досить великі для роботи зі штучними нейронними мережами. По суті, на даний момент можна легко змоделювати нейронну мережу середньої складності на будь-якому персональному комп'ютері. Нейронна мережа представляє з себе сукупність нейронів, з'єднаних один з одним певним чином. Нейрон являє собою елемент, який обчислює вихідний сигнал (за певним правилом) з сукупності вхідних сигналів. Тобто основна послідовність дій одного нейрона така [12]:

- Прийом сигналів від попередніх елементів мережі
- Комбінування вхідних сигналів
- Обчислення вихідного сигналу
- Передача вихідного сигналу такими елементами нейронної мережі

Між собою нейрони можуть бути з'єднані абсолютно по-різному, це визначається структурою конкретної мережі. Але суть роботи нейронної мережі залишається завжди однією і тією ж. За сукупністю надходять на вхід мережі сигналів на виході формується вихідний сигнал (або кілька вихідних сигналів). Тобто нейронну мережу можна представити у вигляді чорного ящика, у якого є входи і виходи. А всередині цього ящика сидить величезна кількість нейронів.

Оскільки до кожного нейрона можуть приходити кілька вхідних сигналів, то при моделюванні нейронної мережі необхідно задати певний правило комбінування всіх цих сигналів. І досить-таки часто використовується правило підсумовування зважених значень зв'язків. Кожний зв'язок в мережі нейронів можна повністю охарактеризувати за допомогою трьох чинників:

- перший – елемент, від якого виходить зв'язок – x_i
- другий – елемент, до якого зв'язок спрямовано, – y_j
- третій – вага зв'язку – w_{ij} .

Якщо сигналів багато, то вони всі підсумовуються:

$$y_j = \sum_i w_{ij} x_i \quad (2.1)$$

Найчастіше структура зв'язків між нейронами представляється у вигляді матриці W , яку називають ваговій матрицею. Елемент матриці w_{ij} , як і у формулі (2.1), визначає вагу зв'язку, що йде від елемента i до елемента j .

Для кожного елемента мережі є певне правило, відповідно до якого з комбінованого значення елемента обчислюється його вихідне значення. Це правило називається функцією активації. А саме вихідне значення називається активністю нейрона. У ролі функцій активації можуть виступати абсолютно будь-які математичні функції, наведемо як приклад декілька з найбільш часто використовуються [11-12]:

- порогова функція - якщо значення комбінованого введення нижче певного значення (порогу), то активність дорівнює нулю, якщо вище – одиниці,
- логістична функція.

Класифікація нейронних мереж за алгоритмом їх навчання відокремлює:

- нейронні мережі, що здатні до навчання з учителем;
- нейронні мережі, що здатні до навчання без учителя.

Навчання з учителем передбачає, що для кожного вхідного вектора існує цільовий вектор, що представляє собою необхідний вихід. Разом вони називаються навчальною парою. Зазвичай мережа навчається на деякому числі таких навчальних пар. Пред'являється вихідний вектор, обчислюється вихід мережі і порівнюється з відповідним цільовим вектором. Далі ваги змінюються відповідно до алгоритму, які прагнуть мінімізувати помилку. Вектори навчальної множини пред'являються послідовно, обчислюються помилки і ваги підлаштовуються для кожного вектора до тих пір, поки помилка по всьому навчальному масиву не досягне прийняттого рівня. Нейронні мережі, що використовують навчання без учителя. Навчання без вчителя є набагато більш правдоподібною моделлю навчання з точки зору біологічних коренів штучних нейронних мереж. Розвинена Кохоненом і багатьма іншими, вона не потребує цільового вектора для виходів і, отже, не вимагає порівняння з зумовленими ідеальними відповідями. Навчальна множина складається лише з вхідних векторів. Навчальний алгоритм підлаштовує ваги мережі так, щоб виходили узгоджені вихідні вектори, тобто щоб пред'явлення досить близьких вхідних векторів давало однакові виходи. Процес навчання, отже, виділяє статистичні властивості навчальної множини і групує подібні вектори в класи.

Класифікація нейронних мереж по типу настройки ваг ділить їх на:

- мережі з фіксованими зв'язками - вагові коефіцієнти нейронної мережі вибираються відразу, виходячи з умов задачі;
- мережі з динамічними зв'язками - для них в процесі навчання відбувається настройка синаптичних ваг.

Класифікація нейронних мереж по типу вхідної інформації ділить їх на:

- аналогові - вхідна інформація представлена в формі дійсних чисел;
- виконавчі - вся вхідна інформація в таких мережах представляється у вигляді нулів і одиниць

2.2 Математична модель

Розглянемо математичну модель функціонування штучного нейрона [11-13]. У нейрона є кілька вхідних каналів і тільки один вихідний канал. За вхідних каналах на нейрон надходять дані завдання, а на виході формується результат роботи. Нейрон обчислює зважену суму вхідних сигналів, а потім перетворює отриману суму за допомогою заданої нелінійної функції. Множина, що складається з порогового рівня і всіх ваг, називають параметрами нейрона.

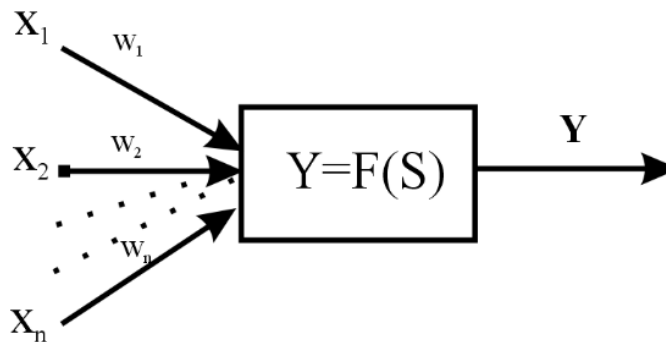


Рисунок 2.1 – Графічне зображення штучного нейрону

Тут введено такі позначення: x_1, x_2, \dots, x_n - вхідний сигнал (патерн), w_1, w_2, \dots, w_n - вагові коефіцієнти, b - поріг нейрона. Спочатку нейрон обчислює зважену суму $s = \sum_i w_{ij}x_i + b$, далі застосовуючи функцію активації $F(s)$ обчислює вихідний сигнал y . Функція активації нейрона - це функція, яка обчислює вихідний сигнал нейрона. На вхід цієї функції подається сума всіх вхідних сигналів і ваг цих сигналів. Розглянемо найбільш часто використовувані функції активації [13].

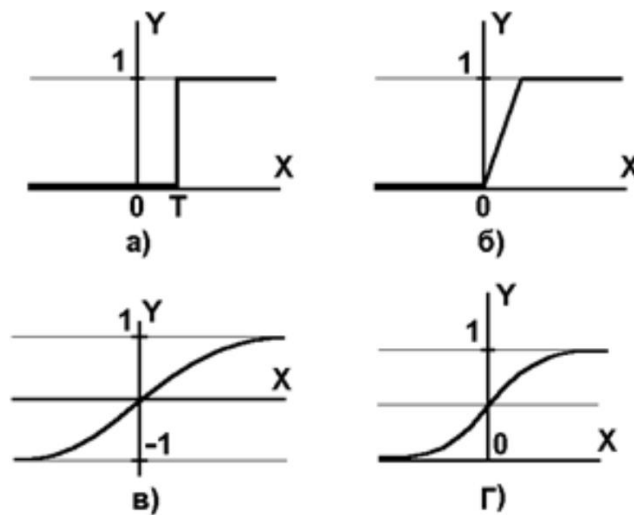


Рисунок 2.2 – Графічне зображення активаційних функцій: а) порогова, б) лінійний поріг, в) сигмоїда, г) гіперболічний тангенс

а) Порогова функція – це кусочно-лінійна функція, значення якої буде мінімально-допустимим, якщо значення на вході менше порогового, інакше – максимально-допустимим.

б) Лінійний поріг – це кусочно-лінійна функція, що характеризується двома лінійними ділянками з мінімально- і максимально-допустимими значеннями і ділянкою, де вона зростає лінійно.

в) Сигмоїдальна функція або сигмоїда (sigmoid) – це монотонно зростаюча диференційована S-подібна нелінійна функція. Сигмоїда дозволяє підсилювати слабкі сигнали і не перенасичуватися від сильних сигналів.

г) Гіперболічний тангенс (hyperbolic tangent, tanh), що на вході має довільне дійсне число, а на виході повертає дійсне число в інтервалі від -1 до 1. Як і сигмоїда, гіперболічний тангенс може перенасичуватися. Однак, на відміну від сигмоїд, вихід даної функції центровано щодо нуля.

Недоліки формального нейрона [12]:

- Передбачається, що нейрон миттєво обчислює свій вихід, тому за допомогою таких нейронів можна моделювати безпосередньо системи з внутрішнім станом.
- Формальні нейрони, на відміну від біологічних, не можуть обробляти інформацію синхронно.

- Немає чітких алгоритмів вибору функції активації.
- Неможливо регулювати роботу всієї мережі.
- Зайва формалізація понять «поріг» і «вагові коефіцієнти». У реальних нейронів поріг змінюється динамічно, залежно від активності нейрона і загального стану мережі, а вагові коефіцієнти змінюються в залежності від проходять сигналів.

Розглянемо одношарову нейронну мережу з багатьма входами [11]:

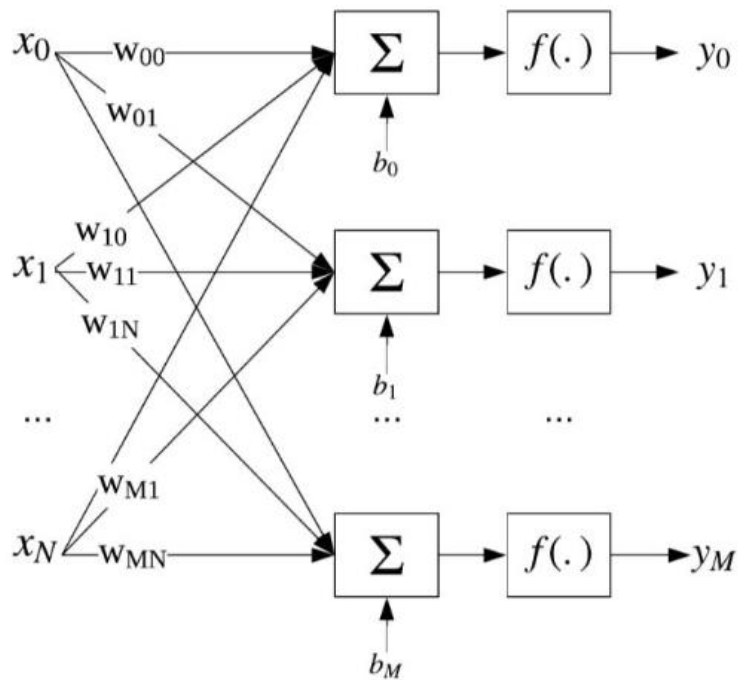


Рисунок 2.3 – Одношарова нейронна мережа

Модель нейронної мережі з одним шаром можна записати у вигляді векторної функції багатьох змінних

$$Y = F(WX + B) \quad (2.2)$$

де $Y = (y_0, y_1, \dots, y_M)^T$ - вектор виходів, F - активаційна функція,
 $B = (b_0, b_1, \dots, b_M)^T$ - вектор зміщень, $X = (x_0, x_1, \dots, x_N)^T$ - вектор входів,
 $W = \begin{pmatrix} w_{00} & w_{01} & \dots & w_{0N} \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ w_{M0} & w_{M1} & \dots & w_{MN} \end{pmatrix}$ - матриця синаптичних вагових коефіцієнтів.

На рис. 2.4 подано структурну схему нейронної мережі з двома шарами [11].

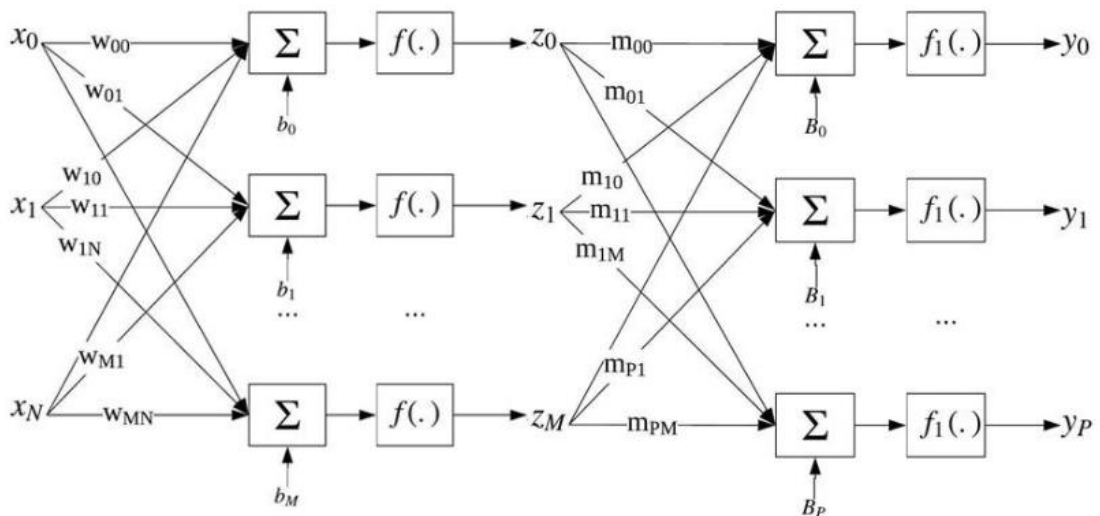


Рисунок 2.4 – Двошарова нейронна мережа

Сучасні нейронні мережі часто мають приховані шари - шари між вхідним і вихідним шарами. Розглянемо модель з одним прихованим шаром [11].

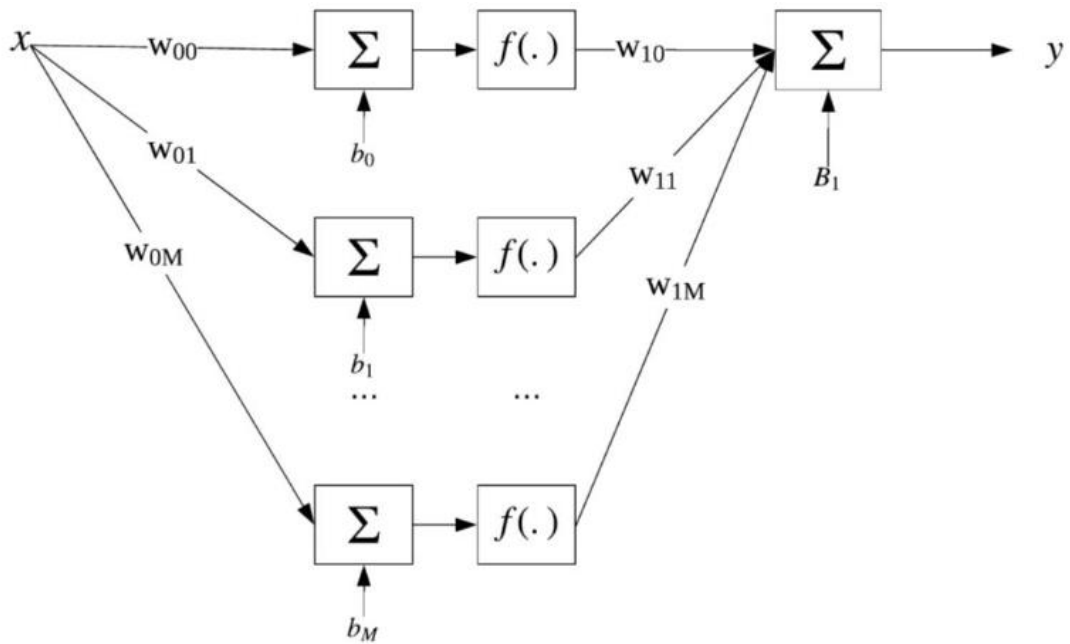


Рисунок 2.5 – Нейронна мережа з прихованим шаром

Математична модель такої нейронної мережі записується у вигляді

$$y = \sum_i w_{1i} f(w_{0i}x + b_i) + B_1 \quad (2.3)$$

2.3 Алгоритм навчання

Мережі зустрічного поширення складаються з вхідного шару простих нейронів, шару нейронів Кохонена і шару нейронів Гроссберга [12-13]. Час навчання мережі зустрічного поширення завданням розпізнавання і кластеризації більш ніж в сто разів менше часу навчання цим завданням мережі зворотного поширення.

Нейрон шару Кохонена [12] з максимальним значенням зваженої суми є переможцем. На його виході формується рівень логічної «1», на інших - логічний «0».

Нейрони шару Гроссберга [12] в результаті видають величини ваг w_{ij} , які пов'язують їх з нейроном-переможцем.

Навчання мережі здійснюється з учителем, але навчання шару Кохонена фактично проходить без вчителя. У процесі навчання мережі

задається набір вхідних векторів і відповідних їм вихідних. В результаті навчання шару Кохонена кожен його нейрон навчається реагувати на якийсь клас образів. При цьому відповідність образу і нейрона не задано учителем, а виходить випадковим чином. Реакція шару Гроссберга на випадковий вектор виходів прошарку Кохонена задається вчителем. Особливість навчання нейронів Гроссберга полягає в тому, що індивідуально настроюється той вхід кожного нейрона, який підключений до активного нейрона шару Кохонена:

$$w_{ij}(t+1) = w_{ij}(t) + \eta(y_i - w_{ij}(t))K_i \quad (2.4)$$

де K_i - вихід i -го нейрона Кохонена.

Таким чином, налаштування ваг, до яких підключені неактивні на черговій ітерації навчання нейрони Кохонена, просто не проводиться. Вага кожного входу нейрона Гроссберга налаштовується, тільки коли активний підключений до цього входу нейрон Кохонена.

Технологія навчання нейронних мереж (НМ) з учителем передбачає наявність двох однотипних множин [11-13]:

- множини навчальних прикладів - використовується для «налаштування» НМ;
- множини контрольних прикладів - використовується для оцінки якості роботи НМ.

Елементами цих двох множин є пари (X, T) , де X - вхідний вектор для навчання НМ; T - бажаний вихідний вектор для X .

Так само визначимо функцію помилки E . Зазвичай це середня квадратична помилка (mean squared error - MSE)

$$E = \frac{1}{P} \sum_{j=1}^P (y_j - t_j)^2, \quad (2.5)$$

де P - кількість оброблених НМ прикладів, y_i - реальний вихід НМ, t_i - бажаний (ідеальний) вихід НМ.

3 ІНФОРМАЦІЙНЕ ТА ПРОГРАМНЕ ЗАБЕЗПЕЧЕННЯ

3.1 Формування вхідних даних

Розв'язання поставленої задачі будемо проводити для чотирьох класів, тобто для оцінки рівня знань студентів на „2”, „3”, „4” і „5” балів. Класи отримані в процесі перевірки знань студентів по дисципліні „Інтелектуальні системи”. Тестові запитання складаються на базі матеріалу, який вивчався студентами дистанційної форми навчання, і складає основу відповідного дистанційного курсу. При цьому однією з умов є невелика (менше 15) кількість тестів, що має розв'язати кожен студент. Відповідь на кожний з тестів оцінювалася за 100 бальною шкалою.

В нашому випадку початковий словник ознак розпізнавання для оцінки функціонального стану знань кожного студента складалася із 28 ознак розпізнавання. Поле допусків на кожну ознаку однакове: верхній нормований допуск 100 балів, нижній 0 балів. Апріорний алфавіт класів розпізнавання складався із чотирьох класів. При цьому базовий клас відповідав функціональному стану знань “2”, . - “3”, . - “4” , а . - “5”. Кількість реалізацій для кожного з класів 40.

3.2 Алгоритм оцінки інформативності ознак розпізнавання

Розглянемо кроки реалізації алгоритму оцінки інформативності ознак розпізнавання в рамках технології штучних нейронних мереж:

1. За алгоритмом навчання нейромережі зустрічного розповсюдження помилки визначаємо оптимальні параметри нейромережі та значення середньоквадратичної помилки для початкового словника ознак розпізнавання (OP) \bar{E}_{ALL}^*
2. Формуємо лічильник OP у словнику, $i = 1$.
3. Видаляємо i - ту ознаку розпізнавання з початкового словника.
4. 1. За алгоритмом навчання нейромережі зустрічного розповсюдження помилки визначаємо оптимальні параметри

нейромережі та значення середньоквадратичної помилки для поточного словника ознак розпізнавання (ОР) \bar{E}_i^* .

5. Обчислюємо інформативність ОР $\Delta P_i = \bar{E}_{ALL}^* - \bar{E}_i^*$.
6. Повертаємо i - ту ознаку розпізнавання в словник.
7. $i = i+1$.
8. Якщо $i \leq N$, виконуємо пункт 3, інакше – 8.
9. Формуємо результуючу таблицю інформативності ознак розпізнавання.
10. Зупин.

Даний алгоритм є одним з елементів процедури спрощення структури нейромереж або їх контрастування [11-12].

3.3 Короткий опис програмної реалізації

Програмна реалізація запропонованого алгоритму виконувалася в середовищі для наукових і інженерних розрахунків MATLAB [13].

Навчальна матриця завантажується з файлів 2.txt, 3.txt, 4.txt, 5.txt, які складається з $n = 40$ рядків з $N = 28$ значень ознак. За назвою файлу визначався номер одного з $m = 4$ класів розпізнавання.

```

for k=2:5
fid=fopen([int2str(k) '.txt']);
fformat=[];
for i=1:28
fformat=[fformat '%g '];
end;
x=fscanf(fid,fformat,[28 Inf]);
P=[P x];
n(k-1)=size(x,2);
T(end+1:end+n+1)=k-1;
end;

```

Для зчитування з файлу використана функція `fscanf ()` з параметрами: ідентифікатор файлу з даними, шаблон рядки даних, розмірність вихідного масиву. Після зчитування формується навчальна матриця P та вектор міток T .

Створення нової нейромережі зустрічного поширення вимагає чотири параметри:

1. матриці мінімальних і максимальних значень ознак розпізнавання (PR),
2. числа прихованих нейронів (S1),
3. вектора з елементами, що вказують частку кожного з класів (PC),
4. величини коефіцієнта навчання (LR);
5. функція навчання (LF)

```
net = newlvq(PR, S1, PC, LR, LF)
```

В роботі формування нейромережі виконувалося за допомогою даної командіровки з такими параметрами.

```
hid_n = 8;
learning_speed = 0.1;
net = newlvq (minmax (P), hid_n, mp, learning_speed);
```

Використовувалися також додаткові параметри нейромережі:

`net.trainParam.show = 5` число епох, після виконання яких виводяться параметри навчання;

`net.trainParam.epochs = 500` - максимальне число епох;

`net.trainParam.goal = 0.02` - значення цільової функції, при досягненні якого процес навчання зупиняється.

Функція навчання нейромережі зустрічного поширення вимагає три параметра:

- 1) сформовану нейросеть;
- 2) навчальну матрицю,

3) перетворений вектор бажаних виходів.

```
t=ind2vec(T);
net=newlvq(minmax(P),8,n/sum(n));
net=train(net,P,t);
```

Функція тестування мережі вимагає два параметри:

- 1) сформовану нейросеть;
- 2) навчальну матрицю.

```
y=sim(net,P);
Y=vec2ind(y);
```

На рис. 3.1 представлена архітектура нейромережі зустрічного поширення, яка була сформована в результаті виконання останньої команди

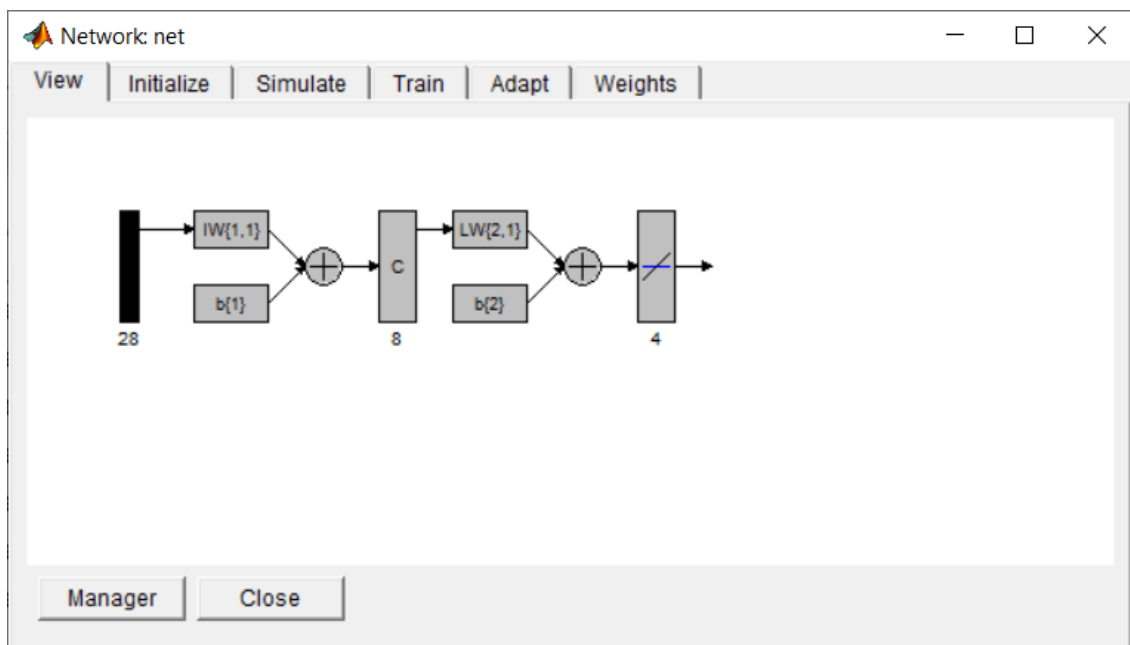


Рисунок 3.1 -Архітектура нейромережі зустрічного поширення

Для обчислення значень точностних характеристик використовуємо такий вираз:

```

for i=1:4
for j=1:4
d(i,j)=mean(Y(find(T==i))==j);
end;
end;

```

Повний код програми наведено в додатку. Результат виводиться в Командне вікно середовища MATLAB. Перегляд і збереження параметрів нейромережі здійснюється за допомогою команди `nntool`, яка викликає вбудований менеджер нейромереж (рис. 3.2).

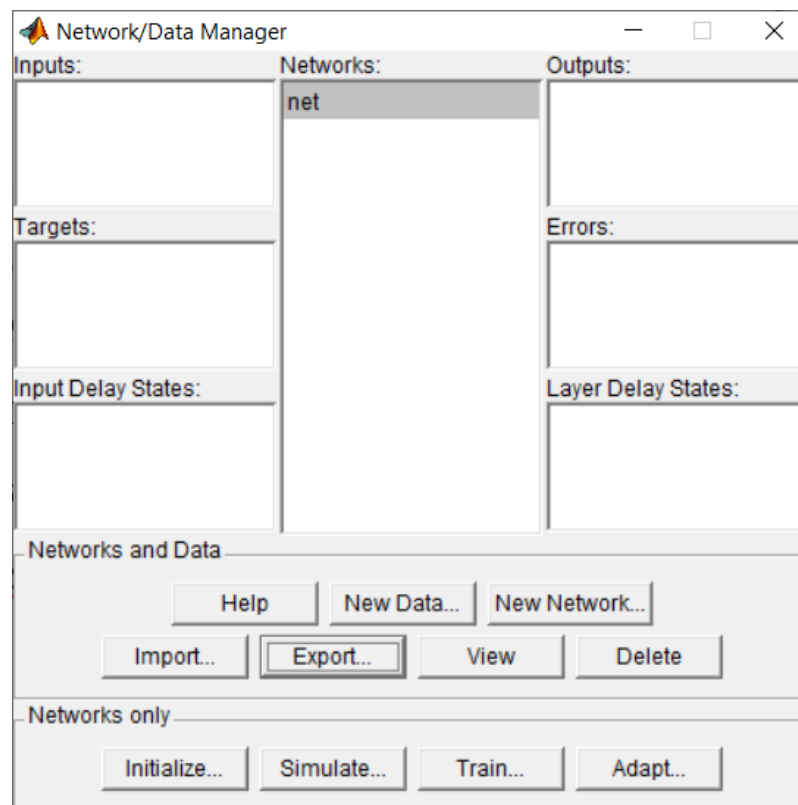


Рисунок 3.2 - Менеджер нейромереж середовища MATLAB

3.4 Результати фізичного моделювання

Спочатку процес навчання нейромережі зустрічного поширення проводився з використанням 28 ознак розпізнавання початкового словника. Динаміка зміни величини помилки класифікації при цьому приведена на рис. 3.3.

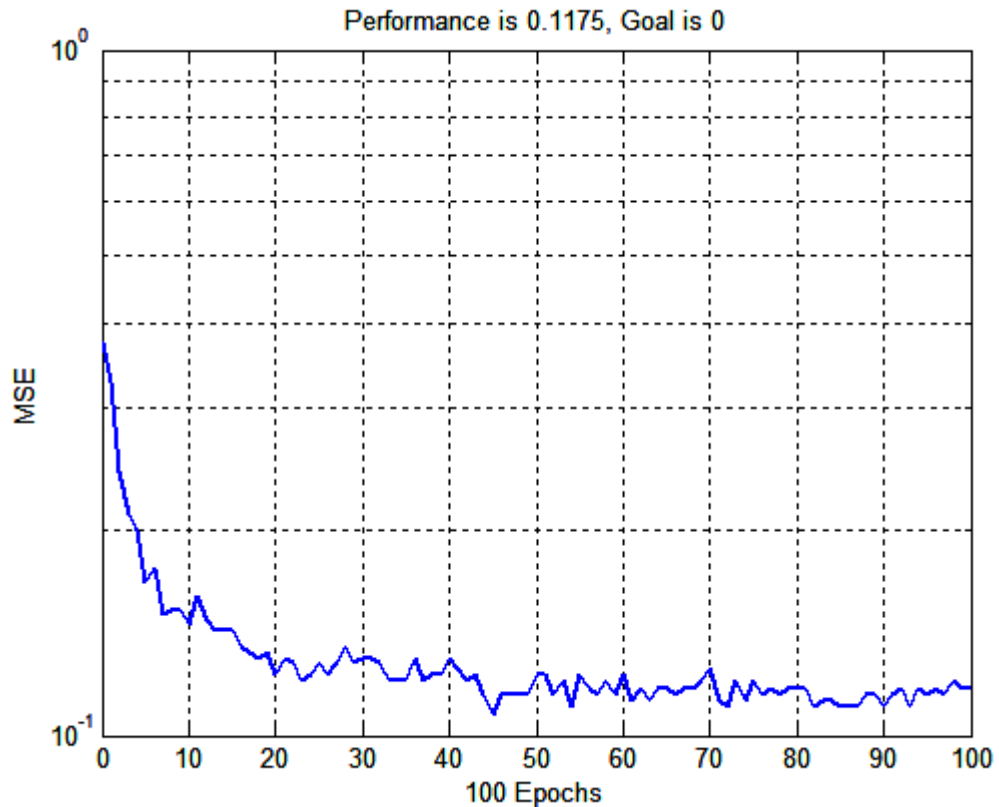


Рисунок 3.3 - Динаміка зміни величини помилки класифікації при навчанні нейромережі зустрічного поширення з використанням початкового словника ознак

Аналіз рис. 3.3 показує, що мінімальне значення середньоквадратичної помилки становить $E = 0,1175$. При цьому точності характеристики приймають значення для першого класу $D_1 = 88\%$, для другого класу $D_2 = 62\%$, для третього класу $D_3 = 78\%$, для четвертого класу $D_4 = 88\%$.

Для оцінки інформативності першої ознаки її було видалено з початкового словника і процес навчання нейромережі зустрічного поширення проводився повторно з використанням 27 ознак розпізнавання, що залишилися. Динаміка зміни величини помилки класифікації при цьому приведена на рис. 3.4.

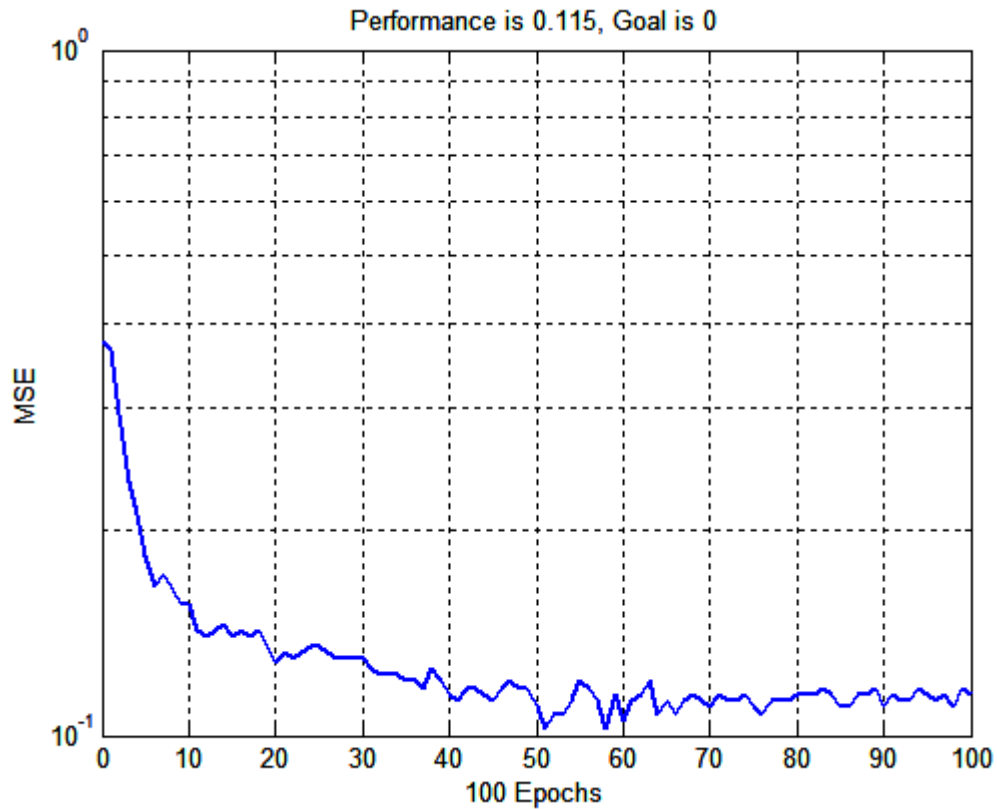


Рисунок 3.4 - Динаміка зміни величини помилки класифікації при навчанні нейромережі зустрічного поширення з використанням початкового словника без першої ознаки

Аналіз рис. 3.4 показує, що мінімальне значення середньоквадратичної помилки становить $E = 0,115$. При цьому точності характеристики приймають значення для першого класу $D_1 = 90\%$, для другого класу $D_2 = 62\%$, для третього класу $D_3 = 78\%$, для четвертого класу $D_4 = 88\%$. Таким чином, першу ознаку не можна вважати інформативною, оскільки при її вилученні зі словника ознак середньо квадратична помилка зменшується.

Результати аналогічної процедури для інших ознак подано на рис. 3.5. При цьому значення точності класифікації P_t визначається як:

$$P_t = \frac{1}{m} \sum_{k=1}^m D_k, \quad (3.1)$$

де m – кількість класів розпізнавання.

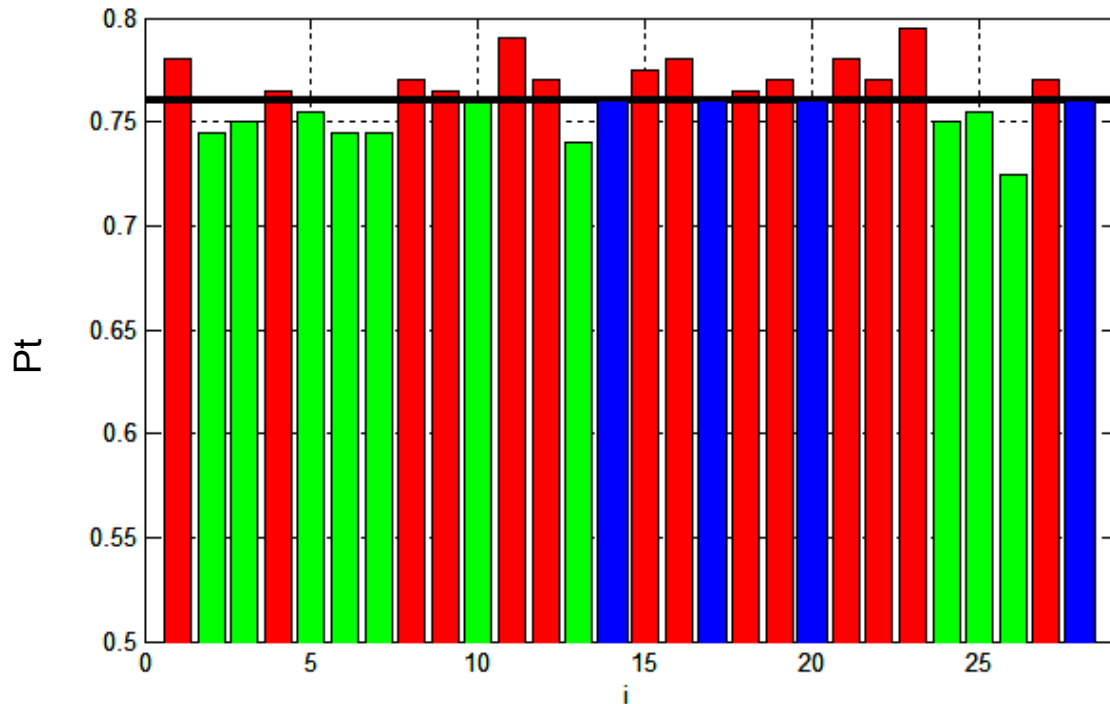


Рисунок 3.5 - Динаміка зміни величини точності класифікації при навчанні неймережі зустрічного поширення з використанням початкового словника без i -тої ознаки

Аналіз рис. 3.5 показує, що 1, 4, 8, 9, 11, 12, 15, 16, 18, 19, 21, 22, 23, 27 не можна вважати інформативними, оскільки при їх вилученні зі словника ознак точність класифікатора зростає, а середньо квадратична помилка зменшується. Крім того, ознаки 14, 17, 20 та 28 також є неінформативними, оскільки при їх вилученні зі словника ознак точність і середньо квадратична помилка не змінюються. Проте ознаки 2, 3, 5, 6, 7, 10, 13, 24, 25, 26 є інформативними, оскільки при їх вилученні зі словника ознак точність класифікатора падає, а середньо квадратична помилка збільшується.

Таким чином, запропонований алгоритм дозволяє класифікувати ознаки розпізнавання, які відповідають тестовим завданням системи дистанційного навчання, і виділити серед них найбільш якісні.

ВИСНОВКИ

В кваліфікаційній магістерській роботі в рамках технологій штучних нейронних мереж було проведено розробку та програмну реалізацію інтелектуального компоненту системи керування дистанційним навчанням, що здатний аналізувати якість тестових завдань, за якими виконується оцінка знань студентів дистанційної форми навчання.

1. Сформовано вхідний математичний опис системи керування дистанційним навчанням.

2. Для проведення інтелектуального аналізу якості тестових завдань були обрані нейромережі зустрічного розповсюдження помилки, що складаються з двох шарів: Кохоненна і Гроссберга.

3. Як критерій ефективності навчання штучної нейромережі зустрічного розповсюдження помилки використано середньоквадратичну помилку.

4. Алгоритм класифікації тестових завдань за рівнем їх якості розроблено на базі оцінки інформативності ознак розпізнавання штучної нейромережі.

5. Програмну реалізацію виконано в середовищі для наукових і інженерних розрахунків MATLAB за допомогою спеціалізованого пакету розширення NNToolBox.

6. Перевірити працездатності запропонованого алгоритму виконувалася для задачі оцінки якості тестових завдань, що використовувалися для розпізнавання системою дистанційного навчання чотирьох класів знань студентів.

СПИСОК ЛІТЕРАТУРИ

1. Picciano Anthony. Online Education: Foundations, Planning, and Pedagogy. – Routledge, 2018. – 212 p.
2. Ghislandi Patrizia (Ed.) E-Learning: Theories, Design, Software and Applications. Second Edition. – ITeXLi, 2016. – 259 p
3. Albert Traver (ed) E-Learning: Methods, Tools and Advances. – College Publishing House, 2017. – 345 p.
4. Klačnja-Milićević Aleksandra, Vesin Boban. E-Learning Systems: Intelligent Techniques for Personalization. – Springer, 2016. – 294 p.
5. Hall Tony. Education, Narrative Technologies and Digital Learning. – Palgrave Macmillan, 2018. – 196 p.
6. Khare Anshuman, Hurst Deborah. On the Line: Business Education in the Digital Age. – Springer, 2018. – 338 p
7. Miguel J. et al. Intelligent Data Analysis for e-Learning: Enhancing Security and Trustworthiness in Online Learning Systems.– Academic Press, 2017. – 184 p.
8. Prendergast Gerard. Hints & Tips for Trainers, Instructors, Professors and Lecturers: With Added Tips for Blended and E-Learning . – Grosvenor House Publishing Limited, 2018. – 166 p.
9. Yang N. eLearning for Quality Teaching in Higher Education: Teachers' Perception, Practice, and Interventions. – Springer, 2020. – 163 p.
10. Катерняк І. Посібник з підготовки та організації електронного навчання. – Київ: Фарбований лист, 2016. – 48 с.
11. Bassis S., Esposito A., Morabito F.C., Pasero E. (eds.) Advances in Neural Networks. Computational Intelligence for ICT. – Springer, 2016. — 525 p.
12. Alanis A., Arana-Daniel N., Lopez-Franco C. (Eds.) Artificial Neural Networks for Engineering Applications. – Academic Press, 2019. – 165 p.
13. Beale M.H., Hagan M.T., Demuth H.B. Neural Network Toolbox Getting Started Guide. – The Mathworks Inc., R2017a. — 140 p.

ДОДАТОК

```

clear;
P=[];
T=[];
for k=2:5
fid=fopen([int2str(k) '.txt']);
fformat=[];
for i=1:28
fformat=[fformat '%g '];
end;
x=fscanf(fid,fformat,[28 Inf]);
P=[P x];
n(k-1)=size(x,2);
T(end+1:end+n+1)=k-1;
end;

t=ind2vec(T);

net=newlvq(minmax(P),10,n/sum(n));
net=train(net,P,t);
y=sim(net,P);
Y=vec2ind(y);
for i=1:4
for j=1:4
d(i,j)=mean(Y(find(T==i))==j);
end;
end;
d

for k=2:28
p=P;
p(k,:)=[];

net=newlvq(minmax(p),10,n/sum(n));

```



```

net=train(net,p,t);
y=sim(net,p);
Y=vec2ind(y);
for i=1:4
    for j=1:4
        d(i,j)=mean(Y(find(T==i))==j);
    end;
end;

k
d
dk(k, :, :)=d;
end;
for k=1:28
pt(k)=mean([dk(k,1,1) dk(k,2,2) dk(k,3,3) dk(k,4,4)]);
end;
pt0=mean([d(1,1) d(2,2) d(3,3) d(4,4)]);
cpt=pt-pt0;
n1=find(cpt>0)
if ~isempty(n1) bar(n1,pt(n1),0.8,'r'); end;
hold on
n1=find(cpt==0)
if ~isempty(n1) bar(n1,pt(n1),0.3,'b'); end;
n1=find(cpt<0)
if ~isempty(n1) bar(n1,pt(n1),0.8,'g'); end;
plot([0 29],[pt0 pt0]);

```