

---

---

МІНІСТЕРСТВО ОСВІТИ І НАУКИ УКРАЇНИ  
Державний заклад  
«Південноукраїнський національний педагогічний університет  
імені К.Д. Ушинського»  
Фізико-математичний факультет

**Т.Л. Мазурок**

# **СИСТЕМИ УПРАВЛІННЯ НАВЧАННЯМ**

**Навчальний посібник  
для здобувачів другого (магістерського) рівня вищої освіти**

Затверджено  
Вченою радою ПНПУ  
ім. К.Д. Ушинського  
Протокол № \_\_\_\_ від \_\_\_\_\_

---

---

Одеса  
ПНПУ ім. К.Д. Ушинського  
2021

УДК 681.335:004.891

ББК 32.97я73

Мазурок Т.Л. Системи управління навчанням: навчальний посібник для здобувачів другого (магістерського) рівня вищої освіти ОПП «Середня освіта (Інформатика Мова та література (англійська))», ОПП «Середня освіта (Інформатика)» спеціальності 014 «Середня освіта (Інформатика)». Одеса: ПНПУ ім. К.Д. Ушинського, 2021. 200 с.

Зміст видання відповідає освітньо-професійній програмі підготовки здобувачів другого (магістерського) рівня вищої освіти ОПП «Середня освіта (Інформатика Мова та література (англійська))», «Середня освіта (Інформатика)» спеціальності 014 «Середня освіта (Інформатика)». Навчальний посібник містить теоретичні основи зі створення основних компонентів систем управління навчанням, основні моделі, методи та основи їх практичної реалізації з використанням сучасних інтелектуальних технологій для створення умов до індивідуалізованого навчання.

Посібник розрахований на здобувачів вищої освіти, які вивчають навчальні дисципліни, що пов'язані з використанням інтелектуальних засобів при створенні автоматизованих систем управління складними системами різного призначення. Посібник буде також корисний науковцям та фахівцям, що займаються дослідженнями та розробками в галузі теорії і практики створення електронних засобів навчання.

**Рецензенти:**

**В. М. Плотніков**, доктор технічних наук, професор, завідувач кафедри інформаційних технологій та кібербезпеки ОНАХТ;

**Л. С. Сметаніна**, кандидат педагогічних наук, доцент кафедри електронного урядування та інформаційних систем ОРІДУ НАДУ при Президентіві України.

© Т.Л. Мазурок, 2021

© Південноукраїнський національний педагогічний  
університет ім. К.Д. Ушинського, 2021

## ЗМІСТ

Передмова .....	5
<b>Вступ</b> .....	<b>7</b>
<b>Розділ 1. Основні задачі та засоби інтелектуального управління навчанням</b>	
1.1 Особливості навчання, як процесу, що управляється .....	13
1.2 Загальна схема управління навчанням .....	21
1.3 Інтелектуальні засоби автоматизації управління .....	27
1.3.1 Управління на основі експертних систем .....	28
1.3.2 Нейромережеві моделі управління .....	31
1.3.3 Використання еволюційних методів в системах управління .	33
1.3.4 Гібридизація засобів управління .....	35
1.4 Синергетична парадигма управління .....	37
1.5 Мультиагентний підхід до управління .....	39
Контрольні питання для самоперевірки .....	40
Практична робота «Робота зі знаннями в інтелектуальному управлінні» .....	41
Практична робота «Штучні нейронні мережі, як засоби управління. Навчання нейронних мереж» .....	57
Теми для самостійного опрацювання .....	76
<b>Розділ 2. Структурно-функціональні схема синергетичної моделі управління індивідуалізованим навчанням</b>	
2.1 Синергетична модель управління навчанням .....	77
2.2 Схема синергетичного управління навчанням .....	99
2.3 Структурно-параметрична модель навчальної дисципліни .....	108
2.4 Структурно-параметрична модель системи міжпредметних зв'язків	118
2.5 Структурно-параметрична модель системи компетенцій .....	126
Практичні завдання .....	131

Контрольні питання для самоперевірки . . . . .	132
Теми для самостійного опрацювання. . . . .	134
<b>Розділ 3. Гібридна модель управління індивідуалізованим навчанням</b>	
3.1 Нейромережева реалізація синергетичної моделі управління . . . . .	135
3.2 Нейро-нечітка модель визначення виду дидактичної системи. . . . .	142
3.3 Нейромережева реалізація системи міжпредметних зв'язків . . . . .	150
3.4 Нечітка кластеризація взаємозв'язків між системою міжпредметних зв'язків та системою компетенцій. . . . .	159
3.5 Кластеризація гомогенних груп осіб, що навчаються. . . . .	167
3.6 Еволюційна модель вибору часу навчання. . . . .	173
3.7 Ієрархічна система нечіткого логічного висновку для визначення ступеня сформованості системи компетенцій. . . . .	183
Практичні завдання. . . . .	187
Контрольні питання для самоперевірки. . . . .	189
Теми для самостійного опрацювання . . . . .	190
Література . . . . .	191
Додатки . . . . .	198
Предметний покажчик. . . . .	200

## Передмова

Процес навчання є одним з найдревніших. В житті кожної людини навчання займає одне з визначних місць. Однак, не зважаючи на безсумнівні досягнення у цій сфері, питання підвищення ефективності процесу навчання, як складного та багатоаспектного процесу, залишається актуальним.

Аналіз досвіду впровадження комп'ютерних засобів навчання підтверджує доцільність їх подальшого розвитку. Втім сучасні електронні засоби навчання не дозволяють суттєво підвищити ефективність навчання. Серед причин цього можна виділити наступні. По-перше, об'єктивні передумови ускладнення навчання, що обумовлені зростанням обсягів навчального матеріалу, пришвидшення процесу оновлення знань, нестабільністю ринку праці. По-друге, зростання дидактичних вимог до самого процесу навчання, які пов'язані із необхідністю створення умов для індивідуалізованого навчання, оптимізації змісту навчання, відображення інтеграційних тенденцій та ін. По-третє, зосередженість переважної більшості популярних систем комп'ютеризованого навчання на задачах формування та передачі контенту – інформаційних блоків, що є відображенням розгляду навчання як інформаційного процесу. Втім такий розгляд навчання є однобічним, спрямованим на вдосконалення розв'язання інформаційно-технологічних задач, що не дозволяє реалізувати замкнутий, спрямований, автоматизований варіант управління. Це стримує повноцінне впровадження індивідуалізованого навчання, актуальність якого неухильно зростає. Інформаційний підхід до навчання залишає засіб управління «ручним», при якому визначення наступного управляючого впливу здійснюється викладачем, в умовах індивідуалізованого навчання призводить до його перевантаження.

Усунення протиріччя між зростанням потреб до суттєвого вдосконалення систем управління навчанням та відсутністю засобів автоматизованого управління навчанням, можливо на основі розвитку кібернетичного підходу,

дидактичне обґрунтування якого розглянуто в працях Тализіної Н.Ф., моделі реалізації запропоновано у працях Вінера Н., Растрігіна Л.О., Верланя А.Ф. та ін.

Педагогічна система, в межах якої здійснюється процес навчання, є складною організаційно-технічною системою, управління якою містить поряд з формалізованими та слабко структурованими задачами в умовах неповної інформації, ще й клас змішаного типу. Це обумовлює випадковість повніших впливів, апріорну неповноту інформації, невизначеність цілей. Тому для автоматизації управління навчальними системами доцільним є використання засобів штучного інтелекту.

Таким чином, впровадження та використання комп'ютерно-орієнтованих систем навчання, пов'язано із інтегруванням знань з педагогіки, когнітивної психології, інформатики, системного аналізу, моделювання, систем штучного інтелекту. У навчальному посібнику розглянуто теоретичні та практичні аспекти інтегрованого підходу до розробки сучасних систем управління навчанням. Посібник містить практичні завдання для кожної теми, контрольні запитання і завдання для самоперевірки, теми для самостійного опрацювання. Він буде корисним для студентів, що навчаються за освітньо-професійними програмами «Середня освіта (Інформатика)», «Середня освіта (Інформатика. Мова та література (англійська)) спеціальності 014 «Середня освіта (Інформатика)». Крім того, посібник буде корисним для всіх фахівців, чия діяльність пов'язана з розробкою систем автоматизованого управління організаційно-технічними системами.

У посібнику використано оригінальні розробки автора з реалізації моделей і методів формування структур автоматизованого управління, що здійснюють перетворення параметрів в умовах невизначеності.

## ВСТУП

Однією з найважливіших передумов підвищення якості освіти є вдосконалення систем автоматизованого управління процесом навчання, спрямоване на створення умов для врахування постійно зростаючих дидактичних вимог, що мають за мету індивідуалізувати зміст та засоби формування компетенцій особистості впродовж життя. Автоматизація управління таким процесом можлива на основі розробки теоретичних та реалізаційних основ створення інтелектуальних інформаційно-управляючих систем навчального призначення.

Сучасний етап реформування професійної вищої освіти України визначається як світовими тенденціями до інтеграції, мобільності людських ресурсів, так і національними проблемами підвищення якості підготовки конкурентно спроможних спеціалістів. Тому серед основних напрямків реформи зазначено сприяння мобільності студентів; забезпечення навчання впродовж життя; сприяння Європейському співробітництву в галузі збереження якості освіти та ін. Реалізація цих завдань потребує вдосконалення навчального процесу з метою проектування навчального середовища для особистісно-орієнтованого підходу до студента та впровадження технологій навчання, які спрямовані на результати (зовнішньо-орієнтовані) та студенто-орієнтовані (в центрі яких знаходиться студент).

Одним з напрямків вдосконалення процесу навчання є впровадження засобів інформаційно-комунікативних технологій (ІКТ) в навчальний процес. Різні аспекти комп'ютеризації освіти висвітлені в працях Гриценка В.І., Довгяло О.М., Жалдака М.І., Козлакової Г.О., Манако А.Ф., Машбиця Ю.І., Роберт І.В. та ін.

Однак, відомі напрямки комп'ютеризації освіти ґрунтуються переважно на інформаційному підході до навчання, залишаючи за суттю «ручний» засіб управління навчанням, який не дозволяє повною мірою індивідуалізувати

цей процес, що суперечить сучасним дидактичним вимогам щодо диференціації навчання.

Втім створення умов для ефективного індивідуалізованого навчання можливо на основі розвитку кібернетичного підходу до створення систем управління навчанням. Розгляд навчання, як процесу, що управляється, є плідною ідеєю, яку було розпочато в працях Вінера Н., Скінера Б.Ф., Паска Г. та ін., дидактично обґрунтовано в працях Талізінної Н.Ф., Беспалька В.П., Атанова Г. А. Подальше вдосконалення кібернетичного погляду на управління навчанням пов'язано із працями Растрігіна Л.О., Еренштейна М.Ч., Соловова О.П., Тодорцева Ю.К. та ін. Однак, протиріччя між постійно зростаючими вимогами до вдосконалення адаптивних засобів управління об'єктами із слабкою структурованістю і високим ступенем невизначеності та відсутністю загальної методології їх автоматизації потребує суттєвого перегляду основ теорії та практики кібернетичного підходу стосовно організаційно-технічних систем на основі застосування сучасної методології системного аналізу щодо теорії управління.

Так, сучасна методологія системного аналізу базується на взаємодоповнюючих підходах – системному, синергетичному та інформаційному, що дозволяє більш глибоко вивчати складні процеси, об'єкти та задачі управління. Основний синергетичний постулат щодо «ненав'язування» ззовні управляючого впливу на основі врахування власних тенденцій саморозвитку об'єкта управління, є вкрай важливим для педагогічних систем, які здійснюють процес навчання. Тому системний аналіз педагогічних систем потребує саме синергетичного підходу, який складає основу для збільшення кількості функцій управління, що підлягають автоматизації.

Педагогічна система є складною організаційно-технічною системою, управління якою містить поряд із формалізованими та слабко структурованими задачами в умовах неповної інформації, ще й клас задач



змішаного типу, які використовують як аналітичні, так і евристичні моделі віддання переваг. Останній клас задач характеризується випадковістю зовнішніх впливів, апріорною неповнотою інформації, невизначеністю цілей. Тому для автоматизації управління навчальними системами доцільним є використання засобів штучного інтелекту. Впровадження інтелектуальних компонентів в системи управління навчанням відображено в працях Брусіловського П., Галєєва І.Х., Довбиша А.С., Маклакова Г.Ю., Петрушіна В.О., Савельєва О.Я., Чмиря І.О., Шаронової Н.В. та ін.

Тому, враховуючи концептуальні зміни у загальній методології автоматизації систем управління, які дозволяють на основі синергетичного підходу і впровадження інтелектуальних компонент розв'язувати слабо структуровані, неформалізовані задачі, та зростання й ускладненість дидактичних вимог щодо подальшої індивідуалізації навчання, вкрай актуальним є наукове обґрунтування і вирішення науково-прикладної проблеми розробки моделей, методів та засобів інформаційного і програмного забезпечення для створення та використання автоматизованої системи управління процесом індивідуалізованого навчання.

Неухильна тенденція до поширення різних форм електронного навчання потребує підготовки майбутніх вчителів до використання сучасних засобів інтелектуального управління. Метою спеціального навчального курсу, що відноситься до професійно-практичної підготовки, є формування теоретичної бази знань студентів з використання сучасних засобів автоматизації для створення та впровадження систем управління навчанням та практичних вмінь та навичок застосування сучасних інформаційних та інтелектуальних технологій для управління індивідуалізованим навчанням в умовах компетентнісного навчання.

До теоретичної бази знань відносяться: уявлення про основні етапи розвитку автоматизованих систем управління навчання, тенденції їх розвитку; знання про загальну структуру управління навчанням, основні

сучасні засоби автоматизації управління; знання про принципи функціонування інтелектуальних навчаючих систем; основи застосування штучних нейронних мереж, генетичних алгоритмів, нечітких знань та експертних систем в задачах управління; знання про особливості синергетичної парадигми управління складними нелінійними системами; знання про типову структуру системи управління навчанням.

До практичних навичок відносяться: навички складання моделей навчальної дисципліни; використовувати різні моделі знань для навчальних систем; навички роботи з нейроімітатором, генетичними алгоритмами, нечіткими знаннями, логічним висновком; збору та обробки експертної інформації; використання нейрон-нечітких мереж для управління ступенем інтегративності навчального матеріалу; розробки інформаційних моделей структури навчальної дисципліни.

Структура навчального посібника відповідає двом взаємопов'язаним частинам курсу: знайомство з основними засобами інтелектуального управління навчанням та реалізаційними основами створення систем автоматизованого управління навчанням.

До основних понять курсу, які визначають предмет вивчення, є системи управління навчанням, штучний інтелект, інтелектуальне управління.

Відоме визначення систем управління навчанням (англ. LMS – Learning Management System) розглядає її як основу систем управління навчальною діяльністю, що використовується для розробки, управління та розповсюдження навчальних онлайн-матеріалів із забезпеченням сумісного доступу. До складу таких систем входять навчальні елементи, які створюються за допомогою візуальних навчальних середовищ. Послідовність вивчення таких елементів задається викладачем в «ручному» режимі. На відмінність від такої трактовки систем управління навчанням на основі інформаційного підходу, в посібнику будемо використовувати поняття автоматизованої системи управління навчанням (АСУ-Н). Під автоматизованою системою управління

навчанням розуміємо програмно-технічний комплекс, який реалізує синергетичну модель управління навчанням засобами гібридизації інтелектуальних компонент з метою забезпечення умов для індивідуалізації навчання. Таким чином, за сутністю, АСУ-Н є блоком інтелектуальної підтримки прийняття рішень, отже є складовою частиною структури типової автоматизованої навчальної системи (АНС). Нагадаємо, що автоматизовані навчаючі системи – АНС (рос. АОС – автоматизированные обучающие системы) – це програмно-технічні комплекси, які містять в собі методичну, навчальну, організаційну підтримку процесу навчання, що здійснюється на базі інформаційних технологій.

Визначення інтелекту, зокрема штучного інтелекту, дозволяє характеризувати його як об'єкт, спосіб та процес. Найбільш поширеним є визначення інтелекту (від лат. intellectus - розуміння, пізнання) як загальна здатність до пізнання та вирішення проблем. Інтелект є вищим засобом вирішення практичних і пізнавальних проблем, чим відрізняється від інстинкту і навичок.

Штучний інтелект (англ. artificial intelligence) – це розділ інформатики, що пов'язаний із вирішенням задач апаратного або програмного моделювання тих видів людської діяльності, які традиційно вважаються інтелектуальними. Система вважається інтелектуальною, якщо в неї реалізовані три базові функції: представлення та обробки знань, функція розсуду, функція спілкування. Найбільший інтерес викликає поняття інтелектуальної системи, як системи, що проявляє здатність до цілеспрямованої поведінки.

Одним з напрямків ефективного використання засобів штучного інтелекту є поява нового наукового напрямку, що сформувався відносно недавно – інтелектуальні системи управління. Інтелектуальні системи управління (ІСУ) – це системи управління, які спроможні до «розуміння» та навчання відносно об'єкту управління, оббурювань, зовнішнього середовища та умов роботи. Основна відмінність інтелектуальних систем – це наявність механізму

системної обробки знань. Головна архітектурна особливість, яка відрізняє інтелектуальні системи управління від традиційних – це механізм отримання, зберігання та обробки знань для реалізації своїх функцій.

Існує декілька сучасних інформаційних технологій, що дозволяють створювати такі системи управління: експертні системи, штучні нейронні мережі, нечітка логіка, генетичні алгоритми та ряд інших. Для розробки інтелектуальних систем управління данні методи мають бути об'єднаними з досягненнями сучасної теорії управління. Інтелектуальні технології між собою розрізняють перед усім , що саме лежить в основі концепції інтелектуальності – вміння працювати з формалізованими знаннями людини (експертні системи, нечітка логіка), або властиві людині прийоми навчання та мислення (штучні нейронні мережі і генетичні алгоритми).

На основі визначення ключових понять курсу, теоретичний матеріал та практичні завдання спрямовані на формування знань, вмінь та навичок застосування засобів штучного інтелекту для здійснення автоматизованого управління навчанням, що обумовлює формування в майбутніх вчителів відповідного набору компетенцій.

## Розділ 1

## ОСНОВНІ ЗАДАЧІ ТА ЗАСОБИ ІНТЕЛЕКТУАЛЬНОГО УПРАВЛІННЯ НАВЧАННЯМ

### Основні поняття і терміни

- |                                |                                     |
|--------------------------------|-------------------------------------|
| – Педагогічна система          | – Інтелектуальне управління         |
| – Система управління навчанням | – Експертні навчальні системи       |
| – Схема управління навчанням   | – Нейронна мережа                   |
| – Автоматизоване управління    | – Синергетична парадигма управління |
| – Засоби автоматизованого      | – Мультиагентний підхід             |

управління

### 1.1 Особливості навчання, як процесу, що управляється

Навчання, як процес взаємопов'язаної діяльності викладачів (викладання) і учнів (учіння), здійснюється в межах педагогічної системи. Педагогічна система складається з двох основних взаємопов'язаних підсистем – підсистеми формування педагогічної задачі і підсистеми педагогічної технології, що гарантовано реалізує поставлену задачу (рис.1.1). До першої групи входять учні, цілі і зміст навчання, що сформований на основі соціального замовлення, до другої – викладачі, методи, засоби і форми навчання, а також навчально-наукова матеріальна база. Методи, форми і засоби навчання утворюють дидактичну систему.

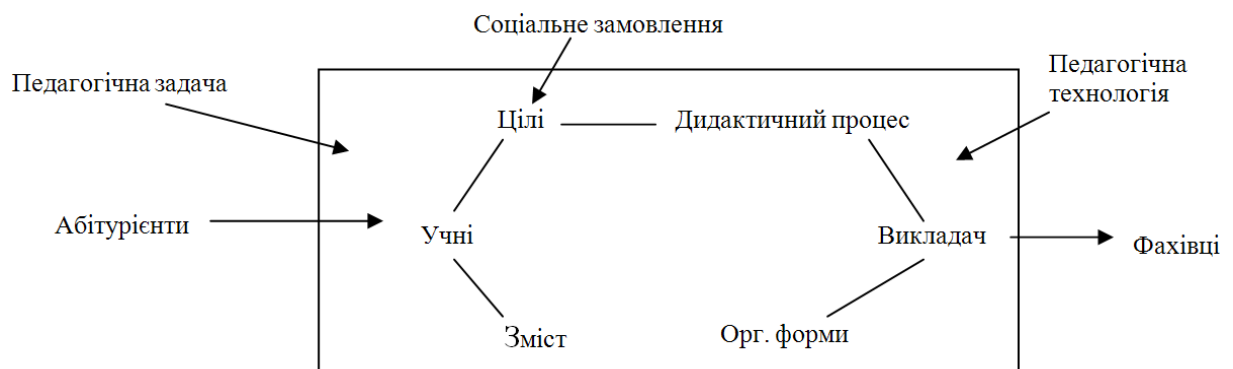


Рисунок 1.1 - Структура педагогічної системи

Теоретичні основи дидактичних систем розробляє галузь педагогіки, що називається дидактикою (греч. *didaktikos* – повчаючий), яка розкриває закономірності засвоєння знань, вмінь та навичок, визначає об'єм та структуру змісту освіти, вдосконалює методи та організаційні форми навчання. Предметом дидактики є дидактичні системи. Для визначення класифікації дидактичних систем розглянемо таку характеристику процесу навчання, як цілісність.

Системою називається впорядкована певним чином множина елементів, що взаємопов'язані між собою і утворюють деяку цілісну єдність. Системність властива багатьом педагогічним об'єктам: навчально-виховному процесу, процесам навчання окремим дисциплінам та ін.

Цілісність визначається філософами, як узгодженість всіх елементів системи, її завершеність, результативність, вдосконалення всіх її компонентів і системи в цілому.

Цілісність процесу навчання також є певним вдосконаленням, високим рівнем розвитку і функціонування. Будь-який педагогічний процес, якщо він забезпечує позитивний результат, є за своєю природою цілісним. Відомо, що система змінює свої властивості, якщо змінюються її елементи. Системоутворюючим фактором педагогічного процесу є його цілі. Процес навчання в своєму генезисі пройшов ряд стадій розвитку – від догматичного, пояснювально-ілюстративного до проблемно-розвиваючого навчання. При цьому рівень цілісності підвищується, у теперішній час високому її рівню відповідає процес проблемно-розвиваючого навчання, сутність якого полягає в підпорядкованості всіх його частин і функцій гармонічному розвитку індивідуальності і соціалізації особистості. Для практичного здійснення цієї задачі необхідним є цілісний підхід до організації навчання за такими основними напрямками: міждисциплінарна узгодженість, що забезпечує досягнення загальної цілі; узгодженість навчаючих дій, кожна з яких повинна працювати на цілі (процес); в єдності освіти і самоосвіти; активна

педагогічна взаємодія між особою, що навчається, і викладачем. Отже цілісність процесу проблемно-розвиваючого навчання характеризується його внутрішньою єдністю, зв'язаністю, високими результатами розвитку, освіти, соціалізації.

Цілісність педагогічного процесу не є властивістю, яка постійно йому притаманна – вона відносна, потребує реалізацію всіх його функцій (навчання, розвитку, соціалізації). Найважливішою функцією процесу навчання признано стимулювання розвитку основних сфер людини і її особистісних якостей. Ця функція є інтегративною, появляється в єдності змістовного, операціонально-процесуального, мотиваційного, організаційного аспектів.

Розгляд будови педагогічного процесу, показав, що цілісний процес має мати наступну структуру: аналіз стану процесу – вибір і формулювання цілі – відбір і застосування педагогічних засобів з врахуванням внутрішніх і зовнішніх умов – аналіз процесу і його результатів. Тому для проектування і організації цілісного процесу викладачеві необхідно оволодіти наступними вміннями:

- діагностичними – вміти визначати вихідний і поточний стан розвитку окремого учня і групи учнів в цілому (діагностувати рівень розвитку, навченості учнів, відношення в колективі);
- педагогічним цілеутворенням – вміти ставити цілі і вирішувати педагогічні задачі;
- здійснювати вибір та застосовувати засоби педагогічного впливу, вміти знайти та застосувати оптимальні в конкретних умовах методи, прийоми та форми навчання;
- планувати і структурувати взаємодію з учнями таким чином, щоб вона гарантувала досягнення цілей, що визначено;

– педагогічною спостережливістю – вмінням фіксувати та аналізувати умови, за якими відбувається процес (якісні зміни, відповідність цілям та ін.).

В умовах персоніфікованого навчання вміння, що наведені, мають бути доповненими вміннями застосовувати сучасні інформаційні, здебільшого інтелектуальні, засоби автоматизації, тобто набувають вигляд компетенцій.

Отже, матеріал посібника спрямований на формування системи компетенцій, що забезпечують вміння застосовувати сучасні засоби автоматизації для проектування і організації цілісного процесу проблемно-розвиваючого персоніфікованого навчання.

В процесі навчання викладач повинен здійснювати дидактичний процес, що є попередньо спроектованим. Такий процес теоретично повинен призводити однозначний, гарантований результат у відповідності до запланованої цілі. Однак, знання щодо природи навчання ще не є вдосконалими, в реальному процесі навчання за різними причинами можливі певні відхилення від запланованого процесу. Тому процес навчання передбачає виконання викладачем спостереження за діяльністю учнів, контролю, корегування помилкового засвоєння, тобто здійснення функцій управління. Управління навчанням з боку викладача має бути не хаотичною і довільною діяльністю по спостереженню, контролю та корекції, а цілком впорядкованою та цілеспрямованою діяльністю, що підпорядкована обраній стратегії – алгоритму управління.

Можливі тільки два засоби управління навчальною діяльністю або два види алгоритму управління: розімкнуте або замкнуте управління. При **розімкнутому** управлінні спостереження, контроль і корекція навчання виконуються за кінцевим результатом, який досягнуто за відносно тривалий період навчання. Недолік такого засобу управління полягає в тому, що пробіли в знаннях залишаються незаповненими із-за браку часу, складності їх виявлення та відсутності уваги до них, що і відбувається в традиційному навчанні. При **замкнутому** управлінні спостереження, контроль і корекція



діяльності учнів по засвоєнню здійснюється після виконання кожного етапу алгоритму функціонування і засвоєння кожного навчального елемента. Такий тип управління неможливо реалізувати в традиційному навчанні, бо відповідна діяльність викладача є фізично та розумово непосильною, а існуючі засоби навчання для цього не призначені. В посібнику будуть розглянутими саме засоби для здійснення замкнутого управління.

За видом інформаційного процесу управління навчанням може враховувати індивідуальні особливості кожної особи або підпорядковувати індивідуальність груповим усередненням. Якщо інформаційний процес враховує індивідуальні особливості учня, то його називають *спрямованим*. При груповому усередненні інформаційних впливів процес називають *розсіяним*.

У зв'язку із розвитком засобів технізації операції управління можуть виконуватись викладачем, що відповідає *ручному* засобу управління, або технічними засобами, тоді управління називається *автоматичним*. Слід зауважити, що більш коректною назвою слід вважати *автоматизоване* управління, бо навіть з врахуванням найбільш оптимістичних тенденцій розвитку систем управління такими складними об'єктами, як організаційно-технічні системи (до яких належать педагогічні системи), залишається значна частка операцій з прийняття рішень, яка орієнтована на взаємодію з людиною. Тому в подальшому буде застосовуватись термін «автоматизоване управління».

Таким чином, три характеристики управління навчанням утворюють різні види дидактичних систем. Відомі монодидактичні системи при їх комбінуванні утворюють комбіновані дидактичні системи (рис.1.2).

Перші шість з наведених на рис.1.2 дидактичних систем не забезпечують зворотного зв'язку, а тільки повідомляють учневі певну інформацію. Всі ці дидактичні системи навіть теоретично не є ефективними. Доведено, що за всіма параметрами якості навчання – це найслабкіші системи управління, що

можуть забезпечити значення коефіцієнту засвоєння не більш як  $K_y = 0,2 - 0,3$ . В дидактичних системах 7-10 можливим є отримання  $K_y = 0,3 - 0,7$ . Але найбільш ефективними дидактично визнані системи, що реалізують замкнуте, індивідуальне за темпом та змістом управління навчанням (дидактичні системи: 11 – репетитор, 12 – системи інтелектуального навчання). До особливостей систем з адаптацією на основі використання засобів штучного інтелекту можна віднести можливість забезпечення процесу навчання всіма рівнями адаптації, тобто пристосовуватись до індивідуальних потреб особи, що навчається, формувати індивідуалізовані послідовності навчального матеріалу, які є непередбаченими, а гнучко визначаються під час навчання.

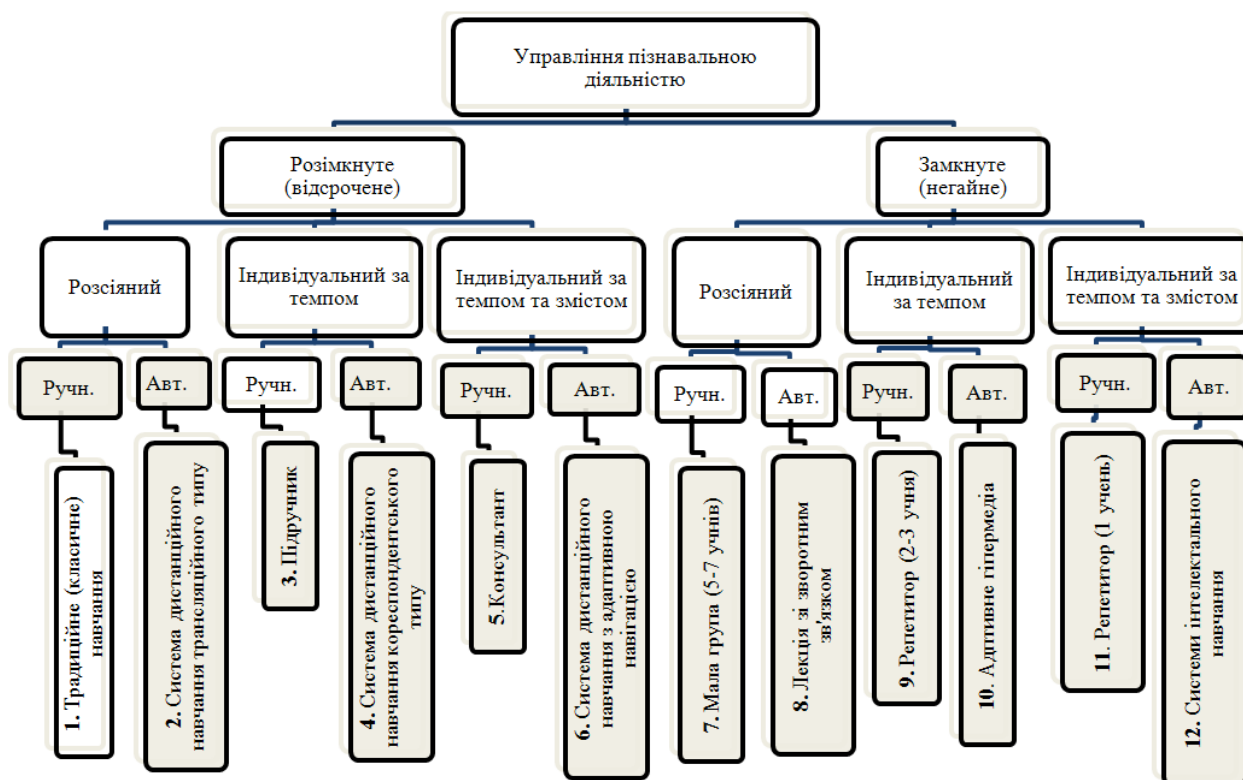


Рисунок 1.2 - Класифікація дидактичних систем

Тільки така система (12) може становити інструментальну основу для індивідуалізованого навчання. Результати аналізу досліджень щодо особливостей індивідуалізованого навчання зведено в таблицю 1.1.

Таблиця 1.1

Порівняльні характеристики традиційного та індивідуалізованого навчання

Елементи педагогічної системи	Традиційне навчання	Індивідуалізоване навчання
<b>Кого навчати?</b>	<i>Випадковим</i> чином сформована група учнів	<i>Гомогенна</i> навчальна група
<b>Навіщо?</b>	Досягнення певних, досить <i>нечітко</i> поставлених предметних цілей	Система <i>діагностично</i> заданих цілей
<b>Чому навчати?</b>	<i>Довільно</i> підібраний зміст	Вибір навчальних дисциплін для вивчення і побудова <i>достатнього</i> і <i>не надлишкового</i> за об'ємом змісту
<b>Як навчати?</b>	Засобами <i>випадковим</i> чином створеного процесу навчання	Засобами замкнутого спрямованого <i>автоматизованого</i> управління

Згідно сучасних педагогічних досліджень на основі аналізу недоліків традиційного навчання, сформульовано план розв'язання педагогічної задачі при індивідуалізованому навчанні, який складається з наступних кроків:

- 1) виявлення *генетичних задатків* та *спрямованості особистості* на певний вид діяльності;
- 2) визначення тих видів *інтелектуальних* та *фізичних здібностей* особи, що навчається, які найбільшою мірою можуть забезпечити успішну працю в тому або іншому виді діяльності;
- 3) визначення *цілей розвитку* інтелектуальних та фізичних здібностей особи, що навчається, на поточному ступені освіти;
- 4) вибір навчальних дисциплін для вивчення і формування їх достатнього та ненадлишкового *змісту*.

В традиційному процесі навчання постановка й реалізація педагогічної задачі здійснюється викладачем (рис.1.3). При комп'ютеризованому навчанні стадія реалізації супроводжується використанням комп'ютерних засобів в якості надання інформації, здійснення тестування, формування й доставки контенту та ін. (рис.1.4). Таким чином, найбільш відповідальний етап, який значною мірою обумовлює ефективність самого процесу навчання, здійснюється викладачем в «ручному» режимі, фактично без будь-яких засобів автоматизації.

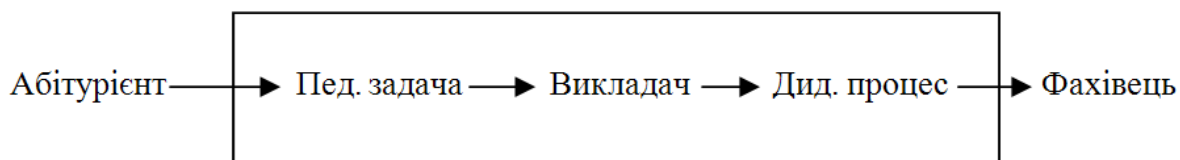


Рисунок 1.3 - Педагогічна система традиційного навчання

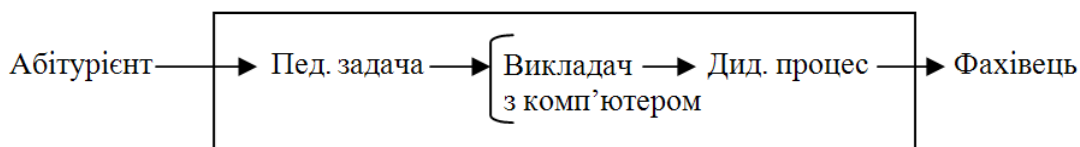


Рисунок 1.4 - Педагогічна система комп'ютеризованого навчання

Для здійснення індивідуалізованого навчання необхідно розділити комп'ютерні засоби на дві частини: комп'ютер, як засіб підтримки інформаційної складової навчання, та комп'ютер, як засіб автоматизованого управління навчанням (АСУ-Н) (рис.1.5).

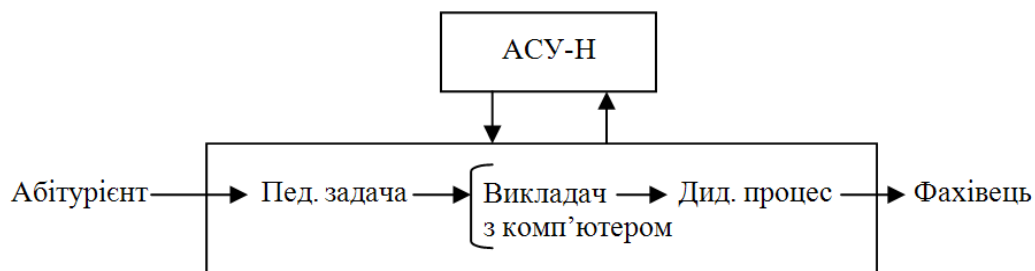


Рисунок 1.5 - Схема автоматизованого управління педагогічною системою

В посібнику розглядаються моделі, методи використання комп'ютерних засобів саме в якості інструментарію автоматизованого управління індивідуалізованим навчанням. Отже, розглянемо формальну постановку загальної задачі управління навчанням в кібернетичному аспекті.

## 1.2 Загальна схема управління навчанням

Під управлінням розуміють процес організації такого цілеспрямованого впливу на об'єкт, в наслідок дії якого цей об'єкт переходить до цільового стану. Об'єктом управління вважають ту частину оточуючого нас світу, стан якої нас інтересує і на яку можна цілеспрямовано впливати, тобто управляти нею. Стан об'єкту змінюється як під впливом середовища, в якому він знаходиться, так і під впливом внутрішніх процесів у самому об'єкті.

Системою управління називають сукупність алгоритмів обробки інформації і засобів їх реалізації, що об'єднанні для досягнення заданих цілей управління в об'єкті.

Задача навчання природним образом формулюється як задача управління. В цьому випадку особа, що навчається, або учень виступають у якості об'єкту управління (ОУ), а викладач, або навчаючий устрій – в якості устрою управління (УУ). Система навчання ідентична загальній системі управління будь-яким об'єктом. Відома узагальнена схема управління, що отримана за кібернетичним підходом (рис.1.6), містить наступні елементи:  $X$  - стан середовища, який впливає на процес навчання;  $X'$  - інформація про середовище  $X$ , що отримана викладачем;  $Y$  - стан учня;  $Y'$  - інформація щодо стану учня, яку викладач отримує під час контрольних заходів;  $D_x$ ,  $D_y$  - відповідні датчики. Втім зазначена схема заснована на «ручному» формуванні управляючих впливів з боку викладача, що не дозволяє здійснювати в повному обсязі індивідуалізацію навчання. Тому модифікована схема автоматизованого управління навчанням, яку взято за

основу в посібнику, в якості устрою управління розглядає взаємодію АСУ-Н із спеціалізованим інформаційним забезпеченням ІнфЗ та викладачем.

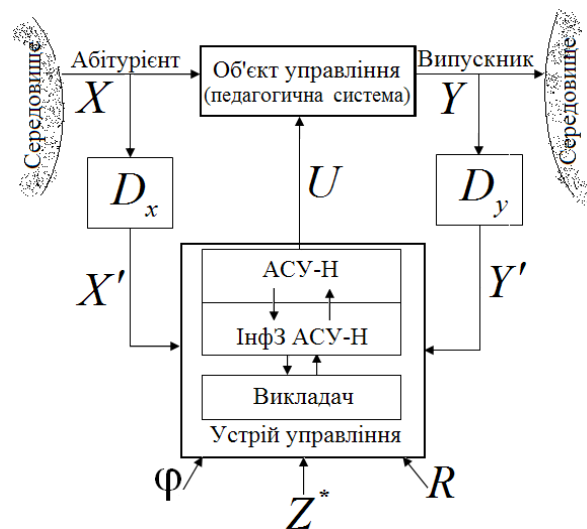


Рисунок 1.6 - Схема управління навчанням

Звичайно вчителю повідомляються цілі навчання  $Z^*$ , ресурси  $R$ , які є в його розпорядженні для навчання, і інформація про стан учня  $Y'$  і його середовища  $X'$ . Задача полягає в наступному: організувати навчання  $U$ , що змінює стан  $Y$  учня таким чином, щоб виконувались цілі навчання  $Z^*$ :  $U = \varphi(X', Y', Z^*, R)$ , де  $\varphi$  - алгоритм навчання. З точки зору управління навчання складається з семи етапів. Розглянемо кожний з них детальніше.

Етап 1. Формулювання цілей навчання. Цей етап пов'язаний із визначенням критеріїв і вимог до них, виконання яких вирішує задачу навчання. Цілі  $Z^*$  навчання в загальному випадку мають вигляд:

$$Z^* : \begin{cases} \varphi_i(S) \geq a_i & (i = 1, K, k_1), \\ \psi_j(S) = b_j & (j = 1, K, k_2), \\ \eta_l(S) \rightarrow extr & (l = 1, K, k_3). \end{cases} \quad (1.1)$$

$\varphi_i$ ,  $\psi_j$ ,  $\eta_l$  - це критерії-функціонали, що визначені на  $S$ -станах об'єкту навчання та його середовища:  $S = \langle X, Y \rangle$ .

Цілі навчання (1.1) є вимогами до вихідних параметрів моделі особи, що навчається. Цілі, що виражені нерівностями, визначають мінімум знань та

навичок, порушення якого неприпустимо. Функціонал  $\varphi_i$  може визначатись на основі бальної шкали оцінювання досягнень учня з оволодіння  $i$ -ю компетенцією. Цілі-рівняння визначають знання та навички, відсутність яких неприпустима. Тоді  $\psi_j=1$  визначає знання, а  $\psi_j=0$  – незнання деякого навчального елемента. Екстремальні цілі пов'язані із тими якостями моделі учня, які доцільно екстремізувати за умов обов'язкового виконання вищевказаних цілей. Вони фактично визначають якість процесу навчання, характеризують спосіб управління. Критерій  $\eta_i$  може визначати навчальні досягнення по бальній шкалі, або, наприклад, час навчання та ін. Формулювання екстремальних цілей навчання  $Z^*$  є суто індивідуальним процесом і не може бути уніфікованим. Індивідуалізація навчання орієнтована саме на досягнення екстремальних цілей.

Етап 2. Етап вилучення об'єкту навчання із середовища. На цьому етапі визначається межа між об'єктом навчання та зовнішнім середовищем. Спираючись на останні педагогічні дослідження, вважаємо за доцільне під об'єктом навчання розглядати гомогенну групу осіб, що навчаються.

Етап 3. Етап структурного синтезу моделі учня. На цьому етапі визначається структура моделі учня. Ця модель є необхідною для синтезу ефективного навчання, бо відомо, що ефективність управління прямо залежить від адекватності моделі, що синтезовано.

Під структурою моделі  $F$ , яка зв'язує стан  $Y$  особи, що навчається, стан середовища  $X$  та навчаючого впливу  $U$

$$Y = F(X, U) \quad (1.2)$$

будемо розуміти:

а) структуру станів середовища  $X$ , тобто змістовний опис його компонент:

$$X = (x_1, K, x_n)$$

б) структуру навчаючого впливу  $U$ , тобто змістовний опис його складових:

$$U = (u_1, K, u_q).$$

в) структуру станів учня в процесі навчання:

$$Y = (y_1, K, y_m)$$

г) структуру оператора  $F$ , тобто його функціональний опис до рівня параметрів:

$$C = (c_1, K, c_k)$$

Це означає, що оператор моделі  $F$  має вигляд пари:

$$F = \langle W, C \rangle$$

де  $W$  - структура моделі  $F$ , а  $C$  - її параметри.

Таким чином, на стадії структурного синтезу моделі учня формується її опис у вигляді:

$$Y = f_1(X, U, C)$$

де  $f_1$  - оператор, параметри  $C$  якого треба визначити на наступних етапах.

Етап 4. Етап параметричного синтезу. Цей етап пов'язаний з визначенням параметрів  $C$  моделі учня. Для цього ви користуєтесь засоби ідентифікації, які визначають параметри за результатами спостережень поведінки учня у відсутності навчання, та засоби різноманітних форм тестування.

Етап 5. Етап синтезу навчання. Цей етап полягає у визначенні порції навчальної інформації  $U^*$ , яка дає змогу досягти цілі навчання.

Якщо цільові функціонали в (1.1) визначені на стані  $Y$  системи навчання і середовища  $X$ , то ціль  $Z^*$  має вигляд:

$$Z^* : \begin{cases} \varphi_i(X, Y) \geq a_i & (i = 1, K, k_1), \\ \psi_j(X, Y) = b_j & (j = 1, K, k_2), \\ \eta_l(X, Y) \rightarrow extr & (l = 1, K, k_3). \end{cases}$$

Тоді, виконуючи підстановку моделі  $F$  (1.2), отримуємо багатокритеріальну задачу оптимізації вигляду:



$$\eta_l(X', F(X', U)) \rightarrow \underset{U \in \Xi}{extr} \quad (l = 1, K, k_3). \quad (1.3)$$

де  $\Xi$  - множина припустимого навчання, що визначається наступними співвідношеннями:

$$\Xi^* : \begin{cases} \varphi_i(X', F(X', U)) \geq a_i & (i = 1, K, k_1), \\ \psi_j(X', U) = b_j & (j = 1, K, k_2), \\ U \in R, \end{cases}$$

де  $R$  - ресурс, що виділено на навчання.

Одним з шляхів вирішення такої задачі є згортка екстремальних цілей (2.3), наприклад у вигляді [62]:

$$Q(X', U) = \sum_{l=1}^{k_3} \beta_l \gamma_l(X', F(X', U))$$

де  $\beta_l > 0$  - вага  $l$ -ї цілі, для чого потрібно знати додаткову інформацію щодо вагомості цих цілей. В результаті отримуємо стандартну варіаційну задачу:

$$Q(X', U) \rightarrow \underset{U \in \Xi}{min} \Rightarrow U^*,$$

де  $Q$  - скалярна функція згортки екстремальних критеріїв навчання,  $U^*$  - оптимальна порція навчальної інформації, яка є оптимальною для конкретного учня, модель якого використана у (1.3). За даною схемою у цьому проявляється індивідуальність навчання.

Етап 6. Етап реалізації навчання. Цей етап на відміну від реалізації управління в технічних системах є найбільш проблемним. Цей етап відповідає процесу опанування учнем певною інформацією, або формуванням навичок, вмінь відповідно до навчального матеріалу  $U^*$ . Ефективність реалізації цього етапу визначається раціональними дидактичними засобами, педагогічною майстерністю викладача при традиційному навчанні, або формою надання навчального матеріалу при електронному навчанні. Всі заходи, що реалізуються на цьому етапі спрямовані на те, щоб виконати наступну оптимізаційну задачу:

$$\|U' - U^*\| \rightarrow \min ,$$

де  $U'$  - інформація, що засвоєна учнем внаслідок навчального впливу  $U^*$ .

Внаслідок навчання учень переходить до стану  $Y$ , який відрізняється від стану, що відповідає  $U^*$ , так як  $U' \neq U^*$ . Крім того, мають місце наступні фактори:

а) наближеність моделі  $F$  учня, тобто:

$$F \neq F^0 ,$$

де  $F^0$  - оператор конкретного учня;

б) неповна або неточна інформація  $X'$  і  $Y'$  щодо стану середовища  $X$  і об'єкта  $Y$ , що призводить до викривлення моделі  $F$ , що синтезується;

в) дрейф характеристик об'єкта навчання  $F^0$ , який призводить до того, що модель учня  $F$  завжди «відстає» від  $F^0$ . Таким чином, учень, як об'єкт управління має наступні особливості, що заважають реалізації управляючого впливу: його модель завжди наближена, відповіді «зашумлені» різноманітними факторами, властивості самого учня інтенсивно змінюються. Всі ці обставини та обмеженість ресурсу управління  $R$  призводять до ітераційного характеру процесу синтезу навчання.

Етап 7. Етап адаптації. Цей етап призначено для корегування системи навчання з урахуванням наведених вище факторів. В загальному випадку адаптація може мати ступеневий характер і складається з наступних кроків:

а) ідентифікація – параметрична адаптація параметрів моделі на основі інформації, що отримано в процесі навчання (так зване навчання з моделлю учня, що адаптується);

б) структурна адаптація моделі учня;

в) адаптація самого об'єкта навчання  $F^0$ , тобто перегляд межі, що визначає об'єкт навчання із зовнішнього середовища. Реалізується встановленням зв'язків із мікросоціальним середовищем учня.

г) адаптація цілей навчання  $Z^*$ , тобто визначення нової множини цілей, що є здатним до досягнення учнем  $F^0$  даною системою навчання.

Таким чином, розгляд системи навчання з точки зору системи, яка управляється дає можливість структурувати процес навчання, формалізувати та визначити рівні адаптації (рис.1.7).

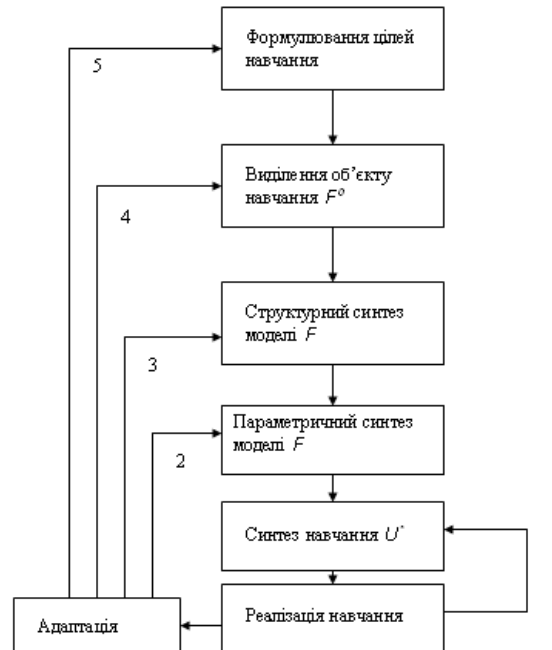


Рисунок 1.7 - Послідовність етапів навчання та рівнів адаптації

Для здійснення багаторівневої адаптації в умовах слабкої структурованості із високим ступенем невизначеності найбільш доцільним є застосування інтелектуальних засобів управління.

### 1.3 Інтелектуальні засоби автоматизації управління

Одним з напрямків ефективного використання засобів штучного інтелекту є поява нового наукового напрямку, що сформувався відносно недавно – інтелектуальні системи управління. Інтелектуальні системи управління (ІСУ) – це системи управління (СУ), які спроможні до «розуміння» та навчання відносно об'єкту управління (ОУ), оббурювань, зовнішнього середовища та умов роботи. Основна відмінність інтелектуальних систем – це наявність

механізму системної обробки знань. Головна архітектурна особливість, яка відрізняє інтелектуальні СУ від традиційних – це механізм отримання, зберігання та обробки знань для реалізації своїх функцій. В основі створення ІСУ лежать два принципи: ситуаційне управління (управління на основі аналізу зовнішніх ситуацій або подій) та використання сучасних інформаційних технологій обробки знань.

Існує декілька сучасних інформаційних технологій, що дозволяють створювати данні СУ: експертні системи, штучні нейронні мережі, нечітка логіка, генетичні алгоритми та ряд інших. Для розробки інтелектуальних СУ данні методи мають бути об'єднаними з досягненнями сучасної теорії управління. Інтелектуальні технології між собою розрізняють перед усім, що саме лежить в основі концепції інтелектуальності – вміння працювати з формалізованими знаннями людини (експертні системи, нечітка логіка), або властиві людині прийоми навчання та мислення (штучні нейронні мережі і генетичні алгоритми). Розглянемо стисло основні можливості інтелектуальних засобів щодо управління.

### **1.3.1 Управління на основі експертних систем**

Найбільш поширеним класом прикладних інтелектуальних систем є експертні системи (ЕС). ЕС – це складні програмні комплекси, що акумулюють знання спеціалістів в конкретних предметних галузях та поширюють цій емпіричний досвід для консультування менш кваліфікаційних користувачів. До характеристик, притаманних ЕС як системам штучного інтелекту можна віднести:

- а) компетентність, тобто здатність приймати рішення, адекватні рішенням професіонала-експерта високого рівня;
- б) здатність будувати «міркування» на основі символічних перетворень;
- в) здатність використовувати як загальні схеми породження рішень, так і окремі;

- г) здатність розв'язувати задачі в реальних предметних областях;
- д) здатність до інтерпретації формулювання запитів і задач;
- е) здатність до аналізу своєї роботи.

Розвиток інженерії знань та методів створення експертних систем визначив архітектуру інтелектуальних навчаючих систем у вигляді сукупності взаємодіючих експертних систем, кожна з яких оперує зі своїм типом знань. Розвиток такого підходу обумовив появу спеціалізованого класу ЕС – експертних навчаючих систем (ЕНС). Під ЕНС розуміють програмну систему, яка реалізує певну педагогічну ціль на основі знань експертів у відповідній предметній галузі, в галузі діагностування знань осіб, що навчаються, та управління навчанням, яка дозволяє демонструвати поведінку на рівні експертів. Взагалі ЕНС підтримує такий чотириланковий цикл навчання:

а) модель керування навчанням пропонує учню чергову навчальну дію, оптимальну з точки зору навчання й моделі учня;

б) якщо це запитання, задача та ін., учень готує відповідь і передає її модулю-експерту в даній предметній області; якщо це інформація, наприклад, розв'язання задачі – вони демонструються за допомогою модуля-експерта;

в) модуль-експерт перевіряє відповідь, порівнюючи її, наприклад, з відповіддю експерта і у випадку неправильної відповіді визначає припущені помилки;

г) за цими помилками модуль аналізу помилок намагається зробити висновок про хибні або неповні знання студента, які породили ці помилки; При цьому використовується і змінюється модель студента, через що результати аналізу враховуються на новому циклі навчання.

Отже, аналіз практичного досвіду використання ЕНС свідчить про те, що поряд із значними перевагами навчання із використанням досвіду експертів-викладачів, отримання логічних висновків для прийняття рішень щодо

формування послідовності навчання, розробка та експлуатація ЕНС пов'язано із значними труднощами, що не дозволило, на нашу думку, використати потенційні можливості технологій ЕС у навчанні повною мірою. Тому розглянемо докладніше доцільність використання ЕС для здійснення управління складними системами.

Одним з нових напрямків, що розвиваються за останній час в теорії управління, є теорія інтелектуальних систем (ІС). У відповідності до ІС визначені, як деякі системи, що об'єднані єдиним інформаційним процесом, та виробляють на основі відомостей і знань за наявності мотивації (цілі) рішення щодо дії і реалізують її раціональним способом. Згідно з структура ІС повинна містити у собі такі елементи (блоки):

- а) динамічна ЕС (ДЕС), що складається з бази знань (БЗ), блока експертної оцінки, блока оцінки станів;
- б) блок прийняття рішень;
- в) блок вироблення управління, що містить блок виконання управління;
- г) блок формування цілі;
- д) блок, що характеризує вплив зовнішнього середовища на ІС.

Центральне місце у ІС посідає динамічна ЕС. ДЕС – це деяке комплексне утворення, яке спроможне оцінювати стан системи і середовища, зіставляти параметри бажаного і реального результатів дії, приймати рішення і виробляти управління, що сприяє досягненню цілі. Для цього ДЕС повинна мати запас знань і методи розв'язання завдань. Тобто, підхід до управління, що засновано на знаннях, є актуальним, блок ЕС є центральним у структурі більшості ІС, але деякі недоліки стримують широке їх використання на практиці. Серед них, найбільш суттєвими є наступні:

- а) такі системи в разі зіткнення із не передбаченою ситуацією або формують повідомлення про помилку, або видають невірні результати;
- б) вони не спроможні самонавчатись, так як це робить людина в процесі розв'язання проблем, що постають.

Тому ще з середини 1980-х років багато дослідників рекомендували використовувати для подолання цих та інших недоліків нейронні мережі. Отже розглянемо особливості використання нейромереж, як засобу управління.

### 1.3.2 Нейромережеві моделі управління

Під штучними нейронними мережами (далі – просто нейронними мережами, НМ) розуміють обчислювальні структури, які складаються з великої кількості однотипних елементів, кожний з яких виконує відносно прості функції. Процеси в штучних НМ іноді асоціюють з процесами, що відбуваються у нервовій системі живих організмів. Апарат НМ, який зазнав за останні роки бурхливого розвитку, спочатку був призначеним для розв’язання задач класифікації, кластеризації та розпізнавання образів, але подальший розвиток цього напрямку значно поширив сферу використання нейромережевого підходу, та він почав використовуватися, зокрема, в задачах управління .

До наступного часу розроблено значну кількість різних типів НМ, що мають свої відмінні особливості. В задачах управління найбільш широке розповсюдження отримали багатошарові НМ прямого поширення, або багатошарові перцептрони – MLP (від Multi Layer Perceptron). Елементарним перетворювачем в розглянутих мережах є штучний нейрон, так званий за аналогією із біологічним прототипом. Такий нейрон має  $n$  входів  $x_1, x_2, \dots, x_n$  і один вихід  $y$ , а його математична модель має опис наступними співвідношеннями (рис.1.8):

$$s = \sum_{j=1}^n w_j \cdot x_j + b,$$

де  $w_1, w_2, \dots, w_n$  - вагові коефіцієнти,

$b$  - постійне зміщення,

$F(s)$  – функція активації, або передаточна функція нейрону.

Відома велика кількість різновидів активаційних функцій.

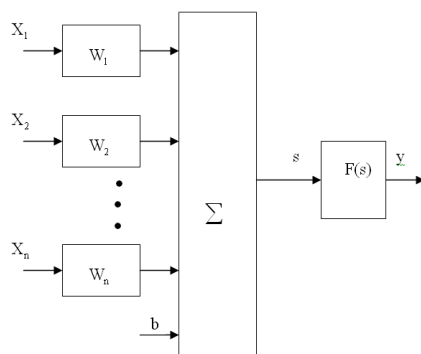


Рисунок 1.8 - Структура штучного нейрону

НМ складається із послідовності зв'язаних між собою нейронів, що утворюють декілька шарів. На рис. 1.9 наведено приклад двошарової НМ.

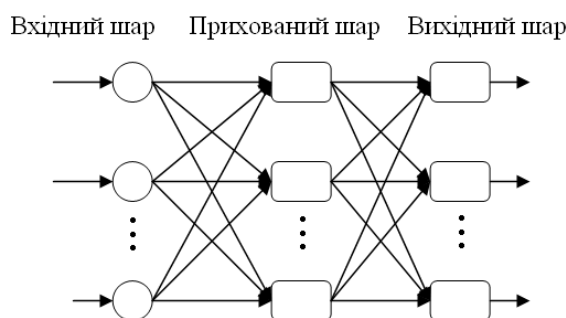


Рисунок 1.9 - Двошарова нейронна мережа

Для того, щоб НМ могла розв'язати задачу, її попередньо необхідно навчити. Сутність навчання полягає в налагодженні важелів нейронів на прикладах навчаючої вибірки. Ефективність використання НМ встановлюється низкою так званих теорем о повноті. Сутність цих теорем полягає в тому, що деяка безперервна функція на зімкнутій обмеженій множині може бути рівномірно наближена функціями, що обчислені НМ при виконанні деяких умов. Таким чином, НМ є універсальним апроксиматором. Серед основних причин використання штучних НМ в системах управління є наступні:

а) НМ можуть реалізовувати будь-які гладкі функції будь-якої складності.



б) Для реалізації НМ систем управління необхідна мінімальна інформація щодо об'єкту управління.

в) При реалізації НМ у вигляді спеціалізованих інтегральних схем можлива паралельна обробка інформації, що, по-перше, значно підвищує швидкість роботи системи, по-друге, підвищує надійність системи.

Одним з перших методів побудови нейромережових систем управління (СУ) був метод, що засновано на "копіюванні" існуючого контролеру. Застосувавши цей метод у 1964 р. Уїдроу назвав його методом створення ЕС за рахунок отримання знань від вже існуючого експерта. Перевагами такої СУ є можливість виконання функції контролеру (за необхідністю) людиною та можливість використання для вироблення ефективного управління НМ відмінну від існуючого контролеру по засобу надання інформації о стані об'єкту управління.

В методі з використанням НМ відсутні обмеження на лінійність системи, він має ефективність в умовах шуму, а також забезпечує після завершення навчання управління в реальному масштабі часу. Нейромережові СУ більш гнучко налагоджуються під реальні умови, створюючи моделі, що є повністю адекватними до завдання, не містять обмежень, які пов'язані зі створенням формальних систем. Крім того, нейромережові СУ не тільки реалізують стандартні адаптивні методи управління, але й пропонують свої алгоритмічні підходу до низки задач, розв'язання яких зазнає труднощів внаслідок неформалізованості. Таким чином, подальший розвиток інтелектуального управління полягає у сполученні традиційного управління із потенційними можливостями використання систем, що базуються на штучних НМ.

### **1.3.3 Використання еволюційних методів в системах управління**

Еволюційні методи, як і НМ, дозволяють вирішувати допоміжні задачі теорії управління, без залучення математичного апарату (понять інтегралу, диференціалу, функції динамічної ланки та ін.).

Сутність еволюційних методів полягає в наступному. На початку створюється множина випадково сформованих об'єктів заданої структури (популяції об'єктів) і функція, що визначає близькість об'єкту до істинного розв'язку (функція ціни). Далі усі еволюційні методи працюють за загальною схемою: визначається ціна об'єктів у популяції, з урахуванням ціни і при внесені елементу випадковості утворюються об'єкти для популяції наступної інтеграції. Даний процес повторюється або до отримання розв'язку, або до завершення часу, що було визначено для отримання рішення. Популяція має «пам'ять», в якій накопичуються кращі результати попередніх ітерацій. В цьому полягає відмінність методів від інших методів випадкового пошуку.

Еволюційні методи є моделлю біологічного процесу еволюції: у популяції йде боротьба за існування: впродовж часу об'єкти вдосконалюються і виживають сильніші.

Широкому розповсюдженню еволюційних обчислень сприяють три причини:

а) евристичні алгоритми для багатьох типів задач довели свою ефективність у порівнянні до інших методів.

б) природній відбір усуває необхідність враховування усіх особливостей розв'язання задачі.

в) високий паралелізм алгоритмів даного типу. Кожний об'єкт популяції може оброблятися незалежно.

Еволюційні методи доцільно використовувати в тих випадках, коли задача є важко формалізованою або необхідно швидко знайти розв'язок для прийняття рішень у реальному часі.

Водночас багато дослідників підкреслюють, що використання генетичних алгоритмів потребує значних зусиль при налагодженні під конкретну задачу параметрів алгоритму.

В наступний час у науковій літературі опубліковано результати багато численних досліджень щодо розробки різних підходів, що базуються на

генетичних алгоритмах (ГА) при розв'язанні оптимізаційних задач, в тому числі й багатокритеріальних, а також задач синтезу й вибору структури НМ. Дослідження показали, що ГА є потужним пошуковим засобом, що дозволяє розв'язувати складні практичні проблеми оптимізації. У зв'язку із потреб значних обчислювальних ресурсів при їх використанні, має сенс використовувати ГА у наступних випадках: при розв'язанні складних багато екстремальних задач великої розмірності; в випадках, коли неможливо сформулювати і використати відомий ефективний алгоритм її розв'язку (аналітичний або евристичний). В задачах управління ГА переважно застосовуються для навчання НМ, вибору їх оптимальної структури та для розв'язання задач багатокритеріальної оптимізації.

### **1.3.4 Гібридизація засобів управління**

Нечітке управління (Fuzzy Control, Fuzzy-управління) – це ще одна із перспективніших інтелектуальних технологій, що дозволяє створювати високоякісні СУ. Передумовою розробки теорії нечітких множин (ТНМ) є принцип несумісності, згідно з яким складність системи і точність, з якою її можна описати традиційними математичними методами за своєю сутністю суперечать один одному. Методи нечіткої логіки дозволяють створювати логіко-лінгвістичні моделі, які відображають загальну смислову постановку задачі, на основі використання якісних представлень, що відповідають «людським» засобам мислення й прийняття рішень.

Аналіз значної кількості публікацій, присвячених нечітким СУ, незважаючи на відсутність єдності в термінології і широкості використання для різних об'єктів, дозволяє визначити обмежену кількість загальних підходів до створення й синтезу нечітких СУ.

Серед причин розповсюдження Fuzzy-управління зазвичай виділяють наступні:

а) особливі якості СУ з нечіткою логікою, зокрема, мала чутливість к зміненню параметрів ОУ.

б) синтез СУ з нечіткою логікою при використанні сучасних засобів апаратної та програмної підтримки більш простий ніж традиційний.

Якщо проаналізувати – в яких галузях використання нечіткої логіки є найбільш переважними, то можна виділити наступні:

а) системи управління, для яких модель ОУ визначається якісно.

б) надання адаптивних властивостей.

в) відтворення дій людини-оператора.

Загальною передумовою для використання нечітких СУ є, з одного боку, наявність невизначеності, яка пов'язана з відсутністю інформації, так і складністю системи і неможливістю або недоцільністю її опису традиційними методами, і, з іншого боку наявність інформації щодо об'єкту, необхідних управляючих впливів та ін. якісного характеру.

Використання гібридної технології (сполучення традиційних методів управління, нечіткої логіки і нейромережевого підходу) дозволяє створювати ефективні СУ. Методи налагодження систем нечіткого виводу за останнє десятиріччя отримало суттєвого розвитку. Розроблено апарат так званих нечітких нейронних мереж. Нечіткі НМ являють собою гібрид між нечіткими системами і НМ. Для нечітких НМ запропонована велика кількість алгоритмів навчання від аналогу зворотного розповсюдження помилки до ГА. Ще більші можливості мають алгоритми самоорганізації нечітких систем, що дозволяють адаптувати не тільки параметри функцій належності, але й кількість продукційних правил. Алгоритми самоорганізації систем нечіткого логічного виводу знаходяться на стадії інтенсивної розробки.

Підсумовуючи стислий огляд сучасних засобів інтелектуального управління складними системами, можна зазначити, що найбільш ефективним є напрямок гібридизації, за допомогою якого вдається отримати більшу частину переваг кожного з засобів, що розглянуто. Сучасний рівень

методології створення систем управління, на жаль, не доведено до рівня технологій, за допомогою яких вдавалось би реалізовувати ефективне управління в незалежності від особливостей систем, що управляються. Однак, використання засобів інтелектуального управління, на наш погляд є єдино можливим для створення автоматизованих систем управління у навчанні, враховуючи складність дидактичних вимог.

За останні роки з'явилися нові фундаментальні напрямки у теорії та техніці управління. Їх розвиток може набути вагомого практичного значення. Одним з цих напрямків є синергетичний підхід до проблем управління, сутність якого на відміну від відомих абстрактно-математичних формулювань, полягає в розв'язанні проблеми синтезу об'єктивних законів управління, які формують внутрішні кооперативні взаємодії між процесами в динамічних об'єктах відповідної природи. На нашу думку, це особливо важливо для такого складного процесу, як навчання. Тому розглянемо основні особливості синергетичного підходу до управління.

#### **1.4 Синергетична парадигма управління**

Синергетичний підхід до управління – це розвиток системного підходу, який дає нові можливості для дослідження управлінської діяльності. Врахування синергетичних закономірностей суттєво змінює традиційні представлення щодо управління. В традиційних системах ефект управляючої дії однозначно та лінійно залежить від величини докладених зусиль. Але в складноорганізованих системах, до яких належить і система навчання, неможна ззовні нав'язувати шляхи розвитку. Необхідно визначити, за допомогою чого і як можна сприяти їх власній тенденції розвитку. Управління складно організованими системами все більш починає засновуватись на формуванні управляючої дії, що узгоджена із сутністю внутрішніх тенденцій систем, що розвиваються.

У властивостях самокерованості і цільовому засобі організації дисипативних нелінійних систем проявляється новий погляд на проблему управління, передбачається тенденція переходу від класичних методів кібернетики до сучасних методів синергетики. У цьому зв'язку перспективним для пошуку об'єктивних законів управління є максимальне врахування природних властивостей об'єкту відповідної природи. Ця принципово нова проблема теорії управління породжує крупні самостійні задачі у тих предметних галузях, до яких належить відповідний об'єкт управління. Останні дослідження нелінійної науки, в тому числі і синергетики, дозволяють сподіватись, що теорія управління, як і інші науки, здатна піти шляхом природності з ціллю переходу на нові концептуальні основи.

Тому при пошуку об'єктивних законів управління необхідно здійснити переніс базових властивостей синергетичних систем на систему управління динамічним об'єктом, що конструюється. Для цього підкреслимо наступні методологічні положення синергетики, які принципово важливі для формування синергетичних основ сучасної теорії управління:

- а) рух системи здійснюється в нелінійній області простору;
- б) система повинна бути відкритою, що рівносильне обміну енергією або речовиною (можливо, інформацією) з зовнішнім середовищем;
- в) кооперативність, когерентність процесів, що відбуваються у системі;
- г) наявність нерівноважної термодинамічної ситуації, згідно з якою приток енергії до системи повинен бути достатнім не тільки для погашення росту ентропії, але й для зменшення, що підвищує порядок у системі;
- д) в системі є декілька шляхів еволюції на фінішних етапах її руху.

Синергетична теорія управління дозволяє по новому поставити, а потім ефективно вирішити багато тяжких проблем управління, які неможливо було розв'язати існуючими методами теорії управління, або які зовсім не ставились завдяки їх особливій складності.

Якщо проаналізувати існуючі засоби реалізації синергетичного управління, то до найбільш відомих відносяться: fuzzy-регулятори, багатопарові нейронні мережі, еволюційні методи, гібридні. Згідно з висновками, ефект синергетики настає при сумісному використанні нечітких методів, нейромережових та еволюційних.

### **1.5 Мультиагентний підхід до управління**

Інтелектуальні мультиагентні системи (МАС) – це один з нових перспективних напрямків штучного інтелекту, який сформовано на основі результатів досліджень в галузі розподілених комп'ютерних систем, мережних технологій розв'язання проблем і паралельних обчислень. В мультиагентних технологіях закладено принцип автономності окремих частин програми (агентів), що суспільно функціонують у розподіленій системі, де водночас здійснюються декілька взаємопов'язаних процесів. Під агентом розуміють автономний штучний об'єкт (комп'ютерну програму), що має активну мотивовану поведінку і спроможне до взаємодії з іншими об'єктами в динамічних віртуальних середовищах. Важливою галуззю використання мультиагентних технологій є моделювання. У цій галузі Д.О. Поспелов виділяє два класи задач. До першого класу він відносить задачі розподіленого управління і задачі планування досягнення цілей, де зусилля агентів спрямовані на розв'язання спільної проблеми і необхідно забезпечити ефективний спосіб кооперації їх діяльності. В задачах другого класу агенти самостійно розв'язують свої локальні задачі, використовуючи спільні, як правило, обмежені ресурси.

Найбільш вагомим внеском у розвиток агентно-орієнтованого підходу є праці таких видатних вчених, як Д.О. Поспелов, М.Л. Цетлін. Великий внесок зробили також праці В.І. Городецького, В.Б. Тарасова, Е.О. Трахтенгерца, В.Г. Редько та ін. Окремі аспекти використання агентного підходу розглянуто в працях І.О. Чмиря, О.П. Мосалова, П.П. Кібякова та ін.

Особливої уваги у зв'язку з тематикою даного дослідження заслуговують праці, в яких розглянуто використання агентного підходу у навчанні. Це праці В.Б. Тарасова, О.І. Федяєва, В.Б. Репкі та ін.. Однак найменш дослідженим питанням є моделювання колективної роботи агентів на основі самоорганізації в якості сталого механізму формування колективної поведінки. Найбільшої актуальності набуває розв'язання даної задачі стосовно навчання, як цілеспрямованого процесу формування системи компетенцій на основі скоординованого та узгодженого врахування міжпредметних зв'язків між навчальними дисциплінами, що вивчаються.

Одним з ефективних напрямків розв'язання даної задачі є використання нейронних мереж для реалізації МАС. Конекціоністські архітектури дозволяють створювати агентів, що самонавчаються. Особливо перспективним є використання мереж зі зворотними зв'язками та нечіткі нейронні мережі.

### **Контрольні питання для самоперевірки**

1. Проаналізуйте переваги та недоліки комп'ютеризованого навчання.
2. Які дидактичні вимоги залишаються неврахованими в комп'ютеризованому навчанні?
3. В чому полягає роль викладача в системах комп'ютеризованого навчання?
4. Яку роль займають функції управління в процесі навчання та які тенденції її зміни в умовах індивідуалізації навчання?
5. В чому полягають основні особливості навчання, як процесу, що управляється?
6. З яких основних елементів складається педагогічна система? Як співвідносяться структури педагогічної та дидактичної систем?
7. За якими ознаками класифікують існуючі дидактичні системи?



8. Які з відомих дидактичних систем є найбільш ефективними? Відповідь обґрунтуйте.

9. Які переваги автоматизованого засобу управління навчанням?

10. Наведіть загальну схему управління та порівняйте її зі схемою управління навчанням. В чому вони співпадають, в чому полягають відмінності?

11. Які адаптивні задачі мають бути розв'язаними в індивідуалізованому навчанні?

12. Які з відомих інтелектуальних засобів, на Вашу думку, найбільш доцільні при створенні автоматизованих систем управління навчанням? Відповідь обґрунтуйте.

13. В чому полягає відмінність синергетичного підходу від кібернетичного при управлінні складними системами?

14. Які з синергетичних принципів є найбільш важливими для управління навчанням?

15. Проаналізуйте відповідність відомих Вам систем управління навчанням сучасним дидактичним вимогам, зробіть висновки щодо напрямків вдосконалення таких систем.

## **Практична робота**

### **«Робота зі знаннями в інтелектуальному управлінні»**

**Мета роботи:** ознайомитись основними поняттями штучного інтелекту, засвоїти технологію й методику побудови знання-орієнтованих систем.

#### **Теоретичні відомості**

Розробка інтелектуальних інформаційних систем або систем, заснованих на знаннях - це один з головних напрямків ШІ. Основною метою побудови таких систем є виявлення, дослідження й застосування знань висококваліфікованих експертів для рішення складних завдань, що виникають на практиці. При побудові систем, заснованих на знаннях (СЗЗ),

використовуються знання, накопичені експертами у вигляді конкретних правил рішення тих або інших завдань. Цей напрямок має на меті імітації людського мистецтва аналізу неструктурованих і слабоструктурованих проблем. У даній області досліджень здійснюється розробка моделей подання, витяги й структурування знань, а також вивчаються проблеми створення баз знань (БЗ), що утворять ядро СЗЗ. Приватним випадком СЗЗ є експертні системи (ЕС).

Інтелектуальна інформаційна система (ІС) заснована на концепції використання бази знань для генерації алгоритмів рішення прикладних завдань різних класів залежно від конкретних інформаційних потреб користувачів.

Для ІС характерні наступні ознаки:

- розвинені комунікативні здібності;
- уміння вирішувати складні завдання, що погано формалізуються;
- здатність до самонавчання;
- адаптивність.

Область дослідження ЕС називають «інженерією знань». Цей термін був уведений Е. Фейгенбаумом і в його трактуванні означає «привнесення принципів і інструментарію з області штучного інтелекту в рішення важких прикладних проблем, що вимагають знань експертів». Інакше кажучи, ЕС застосовуються для рішення неформалізованих проблем, до яких відносять завдання, що володіють однією (або декількома) з наступних характеристик:

- завдання не можуть бути представлені в числовій формі;
- вихідні дані й знання про предметну область мають неоднозначність, неточність, суперечливість;
- цілі не можна виразити за допомогою чітко визначеної цільової функції;
- не існує однозначного алгоритмічного рішення завдання;

– алгоритмічне рішення існує, але його не можна використовувати через велику розмірність простору рішень і обмежень на ресурси (часу, пам'яті).

Головна відмінність ЕС і систем штучного інтелекту від систем обробки даних полягає в тому, що в них використовується символічний, а не числовий спосіб подання даних, а у якості методів обробки інформації застосовуються процедури логічного висновку й евристичного пошуку рішень.

Для класифікації ЕС використовуються наступні ознаки:

- спосіб формування рішення;
- спосіб обліку тимчасової ознаки;
- вид даних і знань, які використовуються;
- число джерел знань, які використовуються.

За способом формування рішення ЕС можна розділити на ті, що аналізують і синтезують. У системах першого типу здійснюється вибір рішення з безлічі відомих рішень на основі аналізу знань, у системах другого типу рішення синтезується з окремих фрагментів знань.

Залежно від способу обліку тимчасової ознаки ЕС поділяють на статичні й динамічні. Статичні ЕС призначені для рішення завдань із незмінними в процесі рішення даними й знаннями, а динамічні ЕС допускають такі зміни.

За видами даних і знань, що використовуються розрізняють ЕС із детермінованими й невизначеними знаннями. Під невизначеністю знань і даних розуміється їх неповнота, ненадійність, нечіткість. ЕС можуть створюватися з використанням одного або декількох джерел знань. Відповідно до перерахованих ознак можна виділити чотири основних класи ЕС (рис. 1.10): що класифікують, що довизначають, що трансформують і мультиагентні ЕС.

	Аналіз	Синтез	
Детермінованість знань	Що класифікують	Що трансформують	Одне джерело знань
Невизначеність знань	Що довизначають	Мультиагентні	Декілька джерел
	Статика	Динаміка	

Рисунок 1.10 - Основні класи експертних систем

*ЕС, що класифікують* вирішують завдання розпізнавання ситуацій. Основним методом формування рішень у таких системах є дедуктивний логічний висновок.

*ЕС, що довизначають* використовуються для рішення завдань із не повністю визначеними даними й знаннями. У таких ЕС виникають завдання інтерпретації нечітких знань і вибору альтернативних напрямків пошуку в просторі можливих рішень. Як методи обробки невизначених знань можуть використовуватись байєсовський ймовірнісний підхід, коефіцієнти впевненості, нечітка логіка.

*ЕС, що трансформують* ставляться до синтезуючих динамічних експертних систем, у яких передбачається повторюване перетворення знань у процесі рішення завдань. В ЕС даного класу використовуються різні способи обробки знань:

- генерація й перевірка гіпотез;
- логіка припущень і умовчань (коли за неповним даними формуються подання про об'єкти певного класу, які згодом адаптуються до конкретних умов ситуацій, що змінюються);
- використання метазнань (більше загальних закономірностей) для

усунення невизначеностей у ситуаціях.

*Мультиагентні системи* — це динамічні ЕС, засновані на інтеграції декількох різнорідних джерел знань. Ці джерела обмінюються між собою одержуваними результатами в ході рішення завдань. Системи даного класу мають наступні можливості:

- реалізація альтернативних міркувань на основі використання різних джерел знань і механізму усунення протиріч;
- розподілене рішення проблем, які декомпозуються на паралельно розв'язувані підзадачі із самостійними джерелами знань;
- застосування різних стратегій виведення висновків залежно від типа розв'язуваної проблеми;
- обробка великих масивів інформації з баз даних;
- використання математичних моделей і зовнішніх процедур для імітації розвитку ситуацій.

Характерною ознакою інтелектуальних систем є наявність знань, необхідних для рішення завдань конкретної предметної області. При цьому виникає природне запитання, що таке знання й чим вони відрізняються від звичайних даних, оброблюваних ЕОМ.

*Даними* називають інформацію фактичного характеру, що описує об'єкти, процеси і явища предметної області, а також їхньої властивості.

*Знання* є більш складною категорією інформації у порівнянні з даними. Знання описують не тільки окремі факти, але й взаємозв'язки між ними, тому знання іноді називають структурованими даними. Знання можуть бути отримані на основі обробки емпіричних даних. Вони являють собою результат розумової діяльності людини, спрямованої на узагальнення його досвіду, отриманого в результаті практичної діяльності.

До *типових моделей подання знань* відносяться логічна, продукційна, фреймова й модель семантичної мережі.

Кожній моделі відповідає своя мова подання знань. Однак на практиці

рідко вдається обійтися рамками однієї моделі при розробці ШІС за винятком найпростіших випадків, тому подання знань виходить складним. Крім комбінованого подання за допомогою різних моделей, звичайно використовуються спеціальні засоби, що дозволяють відбити особливості конкретних знань про предметну область, а також різні способи усунення й обліку нечіткості й неповноти знань.

Логічна модель заснована на системі *вирахування предикатів* першого порядку. Знайомство з логікою предикатів почнемо з вирахування висловлень.

*Висловленням* називається речення, зміст якого можна виразити значеннями: істина (Т) або неправда (F). Наприклад, речення «лебідь білий» і «лебідь чорний» будуть висловленнями. Із простих висловлень можна скласти більш складні:

- «лебідь білий або лебідь чорний»,
- «лебідь білий і лебідь чорний»,
- «якщо лебідь не білий, то лебідь чорний».

У свою чергу, складні висловлення можна розділити на часткові, які зв'язані між собою за допомогою слів: і, або, не, якщо - то. *Елементарними* називаються висловлення, які не можна розділити на частині. Логіка висловлень оперує логічними зв'язками між висловленнями, не вона вирішує питання типу: «Чи можна на основі висловлення А одержати висловлення В?»; «Чи істинно В за умови істинності А?» і т.п. При цьому семантика висловлень не має значення. Елементарні висловлення розглядаються як змінні логічного типу, над якими дозволені наступні логічні операції:

- $\neg$  заперечення (унарна операція);
- $\wedge$  кон'юнкція (логічне множення);
- $\vee$  диз'юнкція (логічне додавання);

- > імплікація (якщо — то);  
 <-> еквівалентність.

Визначення результату висловлень дозволяє формалізувати лише малу частину безлічі міркувань, оскільки цей апарат не дозволяє враховувати внутрішню структуру висловлення, що існує в природних мовах. Розглянемо приклад міркування про Сократа, що став, класичним;

P: «Всі люди смертні»; Q: «Сократ - людина»; R: «Сократ - смертний»;

Використовуючи для позначення висловлень логічні змінні P, Q, R, можна скласти формулу:  $(P \wedge Q) \rightarrow R$ , що може бути інтерпретовано як «Якщо всі люди смертні й Сократ є людиною, то Сократ є смертним». Однак ця формула не є загальновизначною, оскільки відноситься тільки до одного об'єкта (Сократа). Крім того, висловлення R не виводиться з P и Q, тобто, якби ми не сформулювали R заздалегідь, ми не змогли б записати наведену вище формулу.

Щоб здійснити цей примітивний логічний висновок, висловлення Q варто розділити на дві частини: «Сократ» (суб'єкт) і «людина» (властивість суб'єкта) і представити у вигляді відносини «суб'єкт - властивість», які можна записати за допомогою функції «людина (Сократ)».

Очевидно, що властивість конкретного суб'єкта з ім'ям «Сократ» бути «людиною» може бути властиво й ряду інших суб'єктів, що дозволяє замінити константу «Сократ» на деяку змінну, наприклад X. Тоді одержимо запис людина (X), що має внутрішню структуру, тобто значення такого висловлення буде залежати від його компонентів. Записана функція вже не є елементарним висловленням, вона називається предикатом. Приклад предиката: «P більше Q»

Продукційна модель у силу своєї простоти одержала найбільш широке поширення. У цій моделі знання представляються у вигляді сукупності правил типу «ЯКЩО - ТО». Системи обробки знань, що використовують таке подання, одержали назву *продукційних систем*. До складу експертної

системи продукційного типу входять база правил, база фактичних даних (робоча пам'ять) і інтерпретатор правил, що реалізує певний механізм логічного висновку. Будь-яке продукційне правило, що тримається в БЗ, складається із двох частин: антецедента й консеквента.

*Антецедент* являє собою посилку правила (умовну частину) і складається з елементарних пропозицій, з'єднаних логічними зв'язками І, АБО.

*Консеквент* (висновок) включає одне або кілька пропозицій, які виражають або деякий факт, або вказівку на певну дію, підмет виконання. Приклади продукційних правил:

ЯКЩО «двигун не заводиться» І «стартер двигуна не працює», ТО «неполадки в системі електроживлення стартера»;

ЯКЩО «тварина має пір'я», ТО «тварина - птах».

Антецеденти й консеквенти правил формуються з атрибутів і значень, наприклад:

<b>Атрибут</b>	<b>Значення</b>
Двигун	Не заводиться
Стартер двигуна	Не працює
Тварина	Має пір'я
Тварина	Птах

Існують два типи продукційних систем - із прямими й зворотними висновками. Прямі висновки реалізують стратегію «від фактів до висновків». При зворотних висновках висувуються гіпотези ймовірних висновків, які можуть бути підтвержені або спростовані на підставі фактів, що надходять у робочу пам'ять. Існують також системи із двоспрямованими висновками.

Основні переваги продукційних систем пов'язані із простотою подання знань і організації логічного висновку. До недоліків систем продукцій можна віднести наступні:

- відмінність від структур знань, властивих людині;
- неясність взаємовідносин правил;



- складність оцінки цілісного образу знань;
- низька ефективність обробки знань.

При розробці невеликих систем (десятки правил) проявляються в основному позитивні сторони систем продукцій, однак при збільшенні обсягу знань більше помітними стають слабкі сторони.

Фреймова модель подання знань засноване на теорії фреймів М. Мінського, котра являє собою систематизовану психологічну модель пам'яті людини і його свідомості. Ця теорія має досить абстрактний характер, тому тільки на її основі неможливе створення конкретних мов подання знань.

*Фреймом* називається структура даних для подання деякого концептуального об'єкта.

Фрейм має ім'я, що служить для ідентифікації описуваного їм поняття, і містить ряд описів — *слотів*, за допомогою яких визначаються основні структурні елементи цього поняття. За слотами впливають шпації, у які поміщають дані, що представляють поточні значення слотів. Слот може містити не тільки конкретне значення, але також ім'я процедури, що дозволяє обчислити це значення по заданому алгоритму. Наприклад, слот з ім'ям вік може містити ім'я процедури, що обчислює вік людини по даті народження, записаної в іншому слоті, і поточній даті. Процедури, що розташовуються у слотах, називаються зв'язаними або *приєднаними процедурами*. Виклик зв'язаної процедури здійснюється при звертанні до слоту, у якому вона поміщена. Заповнювачами слоту можуть бути також правила продукцій, які використовуються для визначення конкретного значення. У слоті може втримуватись не одне, а кілька значень, тобто в якості структурних складових фреймів можуть використовуватись дані складних типів, а саме: масиви, списки, безлічі, фрейми й т.д. Наприклад, у слоті з ім'ям брат може втримуватись перелік імен, якщо об'єкт, описуваний даним фреймом, має декількох братів. Значення слоту може являти собою деякий діапазон або перелік можливих значень, арифметичне вираження, фрагмент тексту й т.д.

Сукупність даних предметної області може бути представлена безліччю взаємозалежних фреймів, що утворюють єдину фреймову систему, у якій поєднуються декларативні й процедурні знання. Така система має, як правило, ієрархічну структуру, у якій фрейми з'єднані один з одним за допомогою родо-видових зв'язків. На верхньому рівні ієрархії перебуває фрейм, що містить найбільш загальну інформацію, істинною для всіх інших фреймів. Фрейми мають здатність успадковувати значення характеристик своїх батьків. Наприклад, фрейм АФРИКАНСЬКИЙ\_СЛОН успадковує від фрейму СЛОН значення характеристики колір=«сірий». Значення характеристики в дочірньому фреймі може відрізнитися від батьківського, наприклад, значенням даного слота для фрейму АЗІАТСЬКИЙ\_СЛОН є колір=«коричневий».

Над фреймами можна робити деякі теоретико-множинні операції, наприклад об'єднання й перетинання. При об'єднанні фреймів у результуючому фреймі будуть присутні всі слоти, які зустрічалися у вихідних фреймах. У слотах, що не є загальними, будуть збережені вихідні значення. Якщо в поєднуваних фреймах були однойменні слоти, у результуючому фреймі залишиться один слот з таким ім'ям, значення його визначиться в результаті об'єднання значень однойменних слотів. При перетинанні фреймів у результуючому фреймі будуть присутні тільки ті слоти, які були у всіх вихідних фреймах. Обчислити результуючі значення можна двома способами. Перший спосіб полягає в тому, що в результуючому фреймі присутні тільки ті значення, які збігалися у вихідних фреймах. У другому способі результуючі значення знаходять шляхом перетинання значень із вихідних фреймів.

Фреймові системи поділяються на статичні й динамічні, останні допускають зміну фреймів у процесі рішення завдання.

## Приклад фрейму КЕРІВНИК

### Приклад фрейму КЕРІВНИК

Ім'я слота	Значення слота	Тип значення слота
Ім'я	Іванченко О. Є.	Рядок символів
Дата народження	01.01.1965	Дата
Вік	age(дата, дата народження)	Процедура
Спеціальність	Юрист	Рядок символів
Відділ	Відділ кадрів	Рядок символів
Заробітна плата	80000	Число
Адреса	БУДИНОК_АДРЕС	Фрейм

У загальному випадку структура даних фрейму може містити більш широкий набір інформації, у який входять наступні атрибути.

*Ім'я фрейму.* Воно служить для ідентифікації фрейму в системі й повинно бути унікальним. Фрейм являє собою сукупність слотів, число яких може бути довільним. Число слотів у кожному фреймі встановлюється проектувальником системи, при цьому частина слотів визначається самою системою для виконання специфічних функцій (системні слоти), прикладами яких є: слот-показчик батька даного фрейму ( IS-A), слот-показчик дочірніх фреймів, слот для уведення ім'я користувача, слот для уведення дати визначення фрейму, слот для уведення дати зміни фрейму й т.д.

*Ім'я слота.* Воно повинно бути унікальним у межах фрейму. Звичайне ім'я слота являє собою ідентифікатор, що наділений певною семантикою. Як ім'я слота може виступати довільний текст. Імена системних слотів звичайно

зарезервовані, у різних системах вони можуть мати різні значення. Системні слоти служать для редагування бази знань і керування висновком у фреймовій системі.

Показчики спадкування. Вони показують, яку інформацію про атрибути слотів із фрейму верхнього рівня успадковують слоти з аналогічними іменами в даному фреймі. Показчики спадкування характерні для фреймових систем ієрархічного типу, заснованих на відносинах типу «абстрактне - конкретне». У конкретних системах показчики спадкування можуть бути організовані різними способами, і мати різні позначення:

U (Unique) - значення слота не успадковується;

S (Same) - значення слота успадковується;

R (Range) - значення слота повинні перебувати в межах інтервалу значень, зазначених в однойменному слоті батьківського фрейму;

O (Override) - при відсутності значення в поточному слоті воно успадковується із фрейму верхнього рівня, однак у випадку визначення значення поточного слота воно може бути унікальним. Цей тип показчика виконує одночасно функції показчиків U і S.

*Показчик типу даних.* Він показує тип значення слота. Найбільш вживані типи: frame - показчик на фрейм; real - речовинне число; integer - ціле число; boolean - логічний тип; text - фрагмент тексту; list - список; table - таблиця; expression - вираження; lisp - зв'язана процедура й т.д.

*Значення слота.* Воно повинне відповідати зазначеному типу даних і умові спадкування.

*Демони.* Демоном називається процедура, що запускається автоматично при виконанні деякої умови. Демони автоматично запускаються при звертанні до відповідного слоту. Типи демонів пов'язані з умовою запуску процедури. Демон з умовою IF-NEEDED запускається, якщо в момент звертання до слоту його значення не було встановлено. Демон типу IF-ADDED запускається при спробі зміни значення слота. Демон IF-

REMOVED запускається при спробі видалення значення слота. Можливі також інші типи демонів. Демон є різновидом зв'язаної процедури.

*Приєднана процедура.* У якості слота може використовуватись процедура, яка називається службовою в мові Лісп або методом у мовах об'єктно-орієнтованого програмування. Приєднана процедура запускається за повідомленням, переданим з іншого фрейму. Демони й приєднані процедури є процедурними знаннями, об'єднаними разом з декларативними в єдину систему. Ці процедурні знання є засобами керування висновком у фреймових системах, причому з їхньою допомогою можна реалізувати будь-який механізм висновку. Подання таких знань і заповнення ними інтелектуальних систем - досить нелегка справа, що вимагає додаткових витрат праці й часу розробників ШС. Тому проектування фреймових систем виконується, як правило, фахівцями, що мають високий рівень кваліфікації в області штучного інтелекту.

Приклад мережі фреймів наведений на рисунку 1.11.

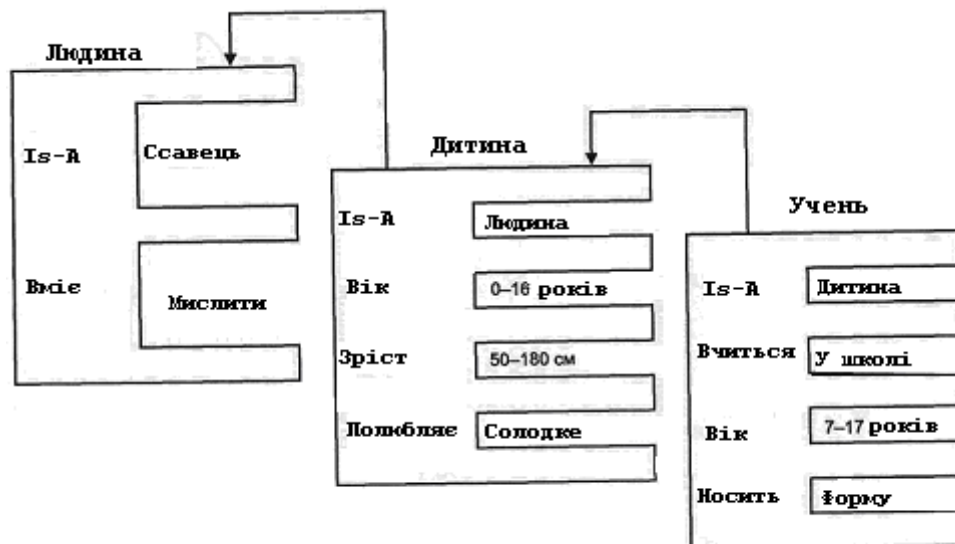


Рисунок 1.11 – Схематичне представлення мережі фреймів

На схемі (рис.1.11) поняття УЧЕНЬ успадковує властивості фреймів ДИТИНА й ЛЮДИНА, які перебувають на більш високих рівнях ієрархії.

Якщо буде задане питання «чи люблять учні солодке?», то треба відповісти «так», тому що цією властивістю володіють всі діти, що зазначено у фреймі ДИТИНА. Спадкування властивостей може бути частковим, наприклад «вік» для учнів не успадковується із фрейму «дитина», тому що явно зазначене у власному фреймі.

В останні роки термін «фреймовий» часто заміняють терміном «об'єктно-орієнтований». Шаблон фрейму можна розглядати як клас, екземпляр фрейму - як об'єкт. Мови об'єктно-орієнтованого програмування (ООП) надають засоби створення класів і об'єктів, а також засоби для опису процедур обробки об'єктів (методи). Мови ООП які не містять засобів реалізації приєднаних процедур, не дозволяють організувати гнучкий механізм логічного виводу, тому розроблені на них програми або являють собою об'єктно-орієнтовані бази даних, або вимагають інтеграції з іншими засобами обробки знань (наприклад, з мовою PROLOG). Існують також спеціалізовані мови подання знань на основі фреймової моделі.

Зазвичай під поняттям *семантична мережа* мають на увазі систему знань деякої предметної області, що має певний зміст у вигляді цілісного образу мережі, вузли якої відповідають поняттям і об'єктам, а дуги — відносинам між об'єктами. При побудові семантичної мережі відсутні обмеження на число зв'язків і на складність мережі. Для того щоб формалізація виявилася можливою, семантичну мережу необхідно систематизувати. Семантичні мережі систематизують функції відносин між поняттями за допомогою наступних ознак:

- безліч - підмножина (типи відносин «абстрактне - конкретне», «ціле - частина», «рід - вид»);
- індекси (властивості, імена прикметники в мові й т.п.);
- кон'юнктивні зв'язки (логічне І);
- диз'юнктивні зв'язки (логічне АБО);
- зв'язки по ВИКЛЮЧАЮЧОМУ АБО;

- відносини «близькості»;
- відносини «подібності - розходження»;
- відносини «причина - наслідок» і ін.

При побудові семантичної мережі відсутні обмеження на число елементів і зв'язків. Тому систематизація відносин між об'єктами в мережі необхідна для подальшої формалізації. Приклад семантичної мережі представлений на рис.1.12.

Для реалізації семантичних мереж існують спеціальні мережні мови: NET, мова реалізації систем SIMER+MIR і ін. Широко відомі експертні системи, що використовують семантичні мережі як мову подання знань: PROSPECTOR, CASNET, TORUS.

Систематизація відносин конкретної семантичної мережі залежить від специфіки знань предметної області і є складним завданням. Особливої уваги заслуговують загальнозначущі відносини, що є присутнім у багатьох предметних областях. Саме на таких відносинах заснована концепція семантичної мережі. У семантичних мережах, так само як при фреймовому поданні знань, декларативні й процедурні знання не розділені, отже, база знань не відділена від механізму висновку.

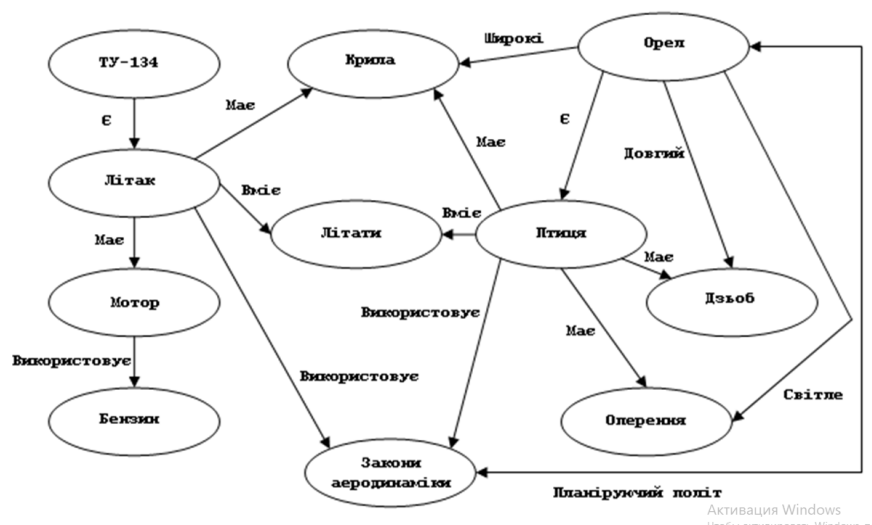


Рисунок 1.12 – Приклад семантичної мережі

Процедура логічного виведення зазвичай являє сукупність процедур обробки мережі. Семантичні мережі набули широкого застосування в системах розпізнавання мови й експертних системах.

### **Варіанти завдань для самостійної роботи**

1. Опишіть за допомогою правил, що потрібно зробити, якщо не відбулося нормальне завантаження комп'ютера.
2. Складіть схему фрейму-сценарію для опису святкування дня народження.
3. Складіть семантичну мережу для опису пристрою ПК.
4. Складіть базовий набір значень лінгвістичної змінної "зручність у роботі" для програмного забезпечення.
5. Складіть семантичну мережу розкладу занять.
6. Складіть базовий набір значень лінгвістичної змінної "професіоналізм".
7. Складіть приклад однорідної бінарної семантичної мережі.
8. Складіть семантичну мережу для годівлі домашніх тварин.
9. Складіть фрейм-сценарій для опису іспиту.
10. Складіть семантичну мережу для здійснення електронного платежу за комунальні послуги
11. Складіть фрейм для опису хижих тварин, що проживають в Африці.
12. Складіть правила продукцій по плануванню проведення зимових канікул для студентів.
13. Складіть рольовий фрейм доставки продуктів додому за замовленням.
14. Складіть правила продукцій поводження в громадських місцях.
15. Складіть базовий набір значень лінгвістичної змінної "психологічний клімат у колективі".
16. Складіть рольовий фрейм по одержанню грошей у банкомату.



17. Складіть семантичну мережу класифікації домашніх тварин.
18. Складіть ситуаційний фрейм аварії на хімічному заводі.
19. Складіть правила продукцій для налагодження програми.
20. Складіть семантичну мережу для класифікації зовнішньої пам'яті ПК.

## **Практична робота**

### **«Штучні нейронні мережі, як засоби управління.**

#### **Навчання нейронних мереж»**

**Мета роботи:** ознайомитись із основними поняттями нейронних мереж.

#### **Теоретичні відомості**

Штучні нейронні мережі являють собою пристрої паралельних обчислень, що складаються з безлічі взаємодіючих простих процесорів. Такі процесори зазвичай прості, особливо в порівнянні із процесорами, які використовуються в персональних комп'ютерах. Кожний процесор подібної мережі має справи тільки із сигналами, які він періодично одержує, і сигналами, які він періодично посиляє іншим процесорам, і, проте, будучи з'єднаними в досить велику мережу з керованою взаємодією, такі локально прості процесори разом здатні виконувати досить складні завдання.

Нейронна мережа є сукупністю елементів, з'єднаних деяким чином так, щоб між ними забезпечувалася взаємодія. Ці елементи, які називаються також нейронами або вузлами, являють собою прості процесори, обчислювальні можливості яких звичайно обмежуються деяким правилом "комбінування вхідних" сигналів і правилом активізації, що дозволяє обчислити вихідний сигнал по сукупності вхідних сигналів. Вихідний сигнал елемента може посилатись іншим елементам по зваженим зв'язкам, з кожною з яких пов'язаний ваговий коефіцієнт або вага. Залежно від значення вагового коефіцієнта переданий сигнал або посилюється, або пригнічується. Елемент нейронної мережі схематично зображений на рис. 1.13.

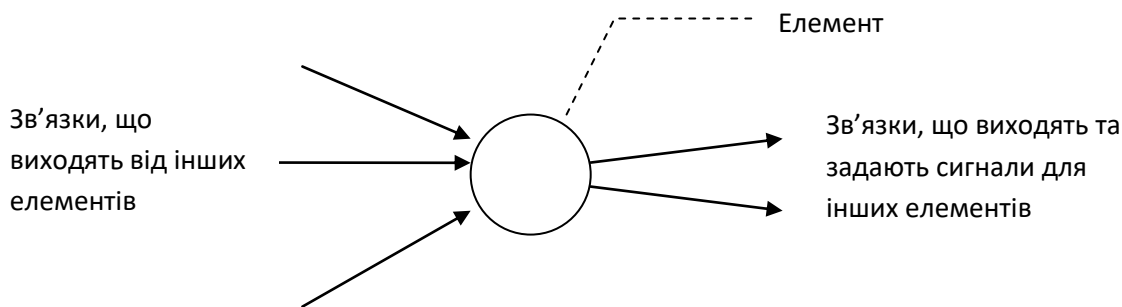


Рисунок 1.13 - Окремий елемент штучної нейронної мережі

Один з найпривабливіших аспектів використання нейронних мереж полягає в тому, що, хоча елементи такої мережі мають дуже обмежені обчислювальні можливості, вся мережа в цілому, поєднуючи велику кількість таких елементів, виявляється здатною виконувати досить складні завдання.

Структура зв'язків відображає деталі конструкції мережі, а саме те, які елементи з'єднані, у якому напрямку працюють з'єднання і який рівень значимості (тобто вага) кожного із з'єднань. Завдання, яке розуміє мережа (або її програма), описується в термінах вагових значень зв'язків, що зв'язують елементи. Структура зв'язків зазвичай визначається у два етапи: спочатку розроблювач системи вказує, які елементи повинні бути зв'язані й у якому напрямку, а потім у процесі фази навчання визначаються значення відповідних вагових коефіцієнтів.

Вагові коефіцієнти можна визначити й без проведення навчання, але найбільша перевага нейронних мереж полягає саме у їх здатності навчатися виконанню завдання на базі тих даних, які мережа буде одержувати в процесі реальної роботи. Для багатьох додатків навчання є не тільки засобом програмування мережі, коли немає достатніх знань про спосіб рішення завдання, які дозволяють виконати програмування в традиційній формі. Єдиною метою навчання є перевірка того, що мережа дійсно зможе навчитися вирішувати поставлені перед нею завдання. Існує безліч різних типів нейронних мереж, але всі розглянуті в даному курсі мережі володіють

рядом загальних характеристик, які можна представити за допомогою наступних абстракцій:

- безліч простих процесорів;
- структура зв'язків;
- правило поширення сигналів у мережі;
- правило комбінування вхідних сигналів;
- правило обчислення сигналу активності;
- правило навчання, що корегує зв'язки.

Безліч простих процесорів. З кожним процесором (тобто обробним елементом мережі) зв'язується набір вхідних зв'язків, по яких до даного елемента надходять сигнали від інших елементів мережі, і набір вихідних зв'язків, по яких сигнали даного елемента передаються іншим елементам. Деякі елементи призначені для одержання сигналів із зовнішнього середовища (і тому називаються вхідними елементами), а деякі - для висновку в зовнішнє середовище результатів обчислень (і тому такі елементи мережі називаються вихідними елементами). Будь-яка обчислювальна машина має хоча б один пристрій уведення (наприклад, клавіатуру), за допомогою якого система одержує дані із зовнішнього середовища, і пристрій висновку (наприклад, монітор), за допомогою якого відображаються результати обчислень. У випадку програмного моделювання реальних процесів на вхідні елементи звичайно подаються вже попередньо підготовлені дані з деякого файлу даних, а не від безпосередньо пов'язаних із зовнішнім середовищем датчиків.

Структура зв'язків відображає те, як з'єднані елементи мережі. В одній моделі (тобто для одного типу мереж) кожний елемент може бути зв'язаний з усіма іншими елементами мережі, в іншій моделі елементи можуть бути організовані в деякої впорядкованій по рівнях (шарах) ієрархії, де зв'язки допускаються тільки між елементами в суміжних шарів, а в третій - можуть допускатися зворотні зв'язки між суміжними шарами або усередині одного

шару, або ж допускати посылка сигналів елементами самим собі. Можливості тут практично нескінченні, але зазвичай для кожної конкретної моделі мережі вказується тип припустимих зв'язків. Кожний зв'язок визначається трьома параметрами: елементом, від якого виходить даний зв'язок, елементом, до якого даний зв'язок спрямований, і числом (звичайно дійсним), що вказує ваговий коефіцієнт (тобто вага зв'язку). Негативне значення ваги відповідає пригніченню активності відповідного елемента, а позитивне значення - посиленню його активності. Абсолютне значення вагового коефіцієнта характеризує силу зв'язку.

Структура зв'язків звичайно представляється у вигляді вагової матриці  $W$ , у якій кожний елемент  $w_{ij}$  представляє величину вагового коефіцієнта для зв'язку, що йде від елемента  $i$  до елемента  $j$  (зверніть увагу на те, що в багатьох публікаціях зв'язки у вагових матрицях передбачаються тими, що йдуть від елемента  $j$  до елемента  $i$ , що, мабуть, варто враховувати при поданні матричних і векторних операцій). Для опису структури зв'язків може використовуватись не одна, а декілька вагових матриць, якщо елементи мережі виявляються згрупованими в шари. На рис. 1.14 і 1.15 пропонуються приклади відображення структури зв'язків у вигляді відповідних матриць.

Матриця ваг є пам'яттю мережі, яка зберігає інформацію про те, як повинне виконуватись завдання.

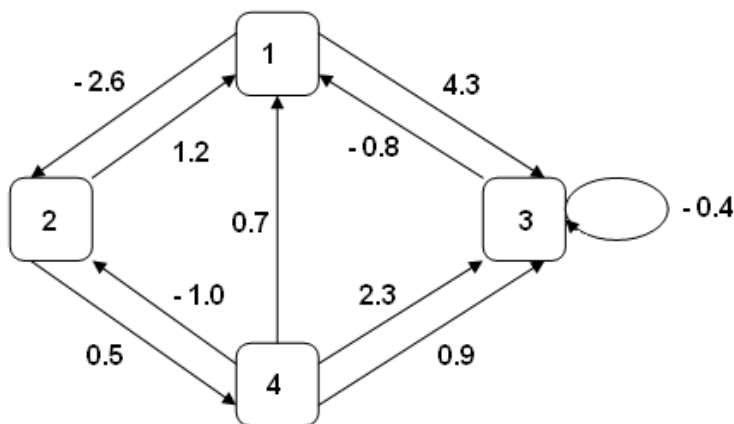
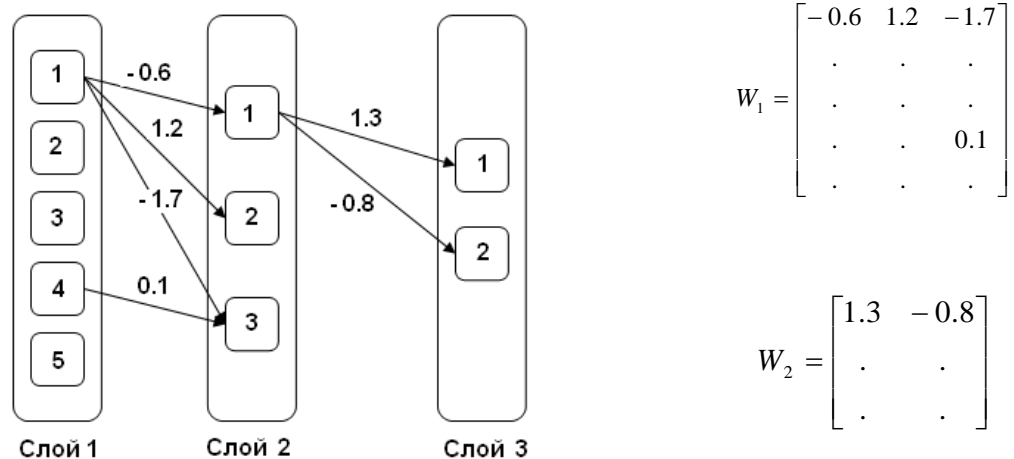


Рисунок 1.14 – Приклад структури зв'язків в нейромережі

$$W = \begin{bmatrix} 0.0 & -2.6 & 4.3 & 0.0 \\ 1.2 & 0.0 & 0.0 & 0.5 \\ -0.8 & 0.0 & -0.4 & 0.9 \\ 0.7 & -1.0 & 2.3 & 0.0 \end{bmatrix}$$

Рисунок 1.15 – Вигляд матриця, що описує мережні зв'язки

У цьому випадку, наприклад, вага зв'язку елемента 3 (рядок 3) з елементом 1 (стовпець 1) позначається символом  $w_{31} = -0.8$



$$W_1 = \begin{bmatrix} -0.6 & 1.2 & -1.7 \\ \cdot & \cdot & \cdot \\ \cdot & \cdot & 0.1 \\ \cdot & \cdot & \cdot \end{bmatrix}$$

$$W_2 = \begin{bmatrix} 1.3 & -0.8 \\ \cdot & \cdot \\ \cdot & \cdot \end{bmatrix}$$

Рисунок 1.16 - Матриці, що описують мережні зв'язки

У цьому випадку для кожного шару є своя окрема матриця.

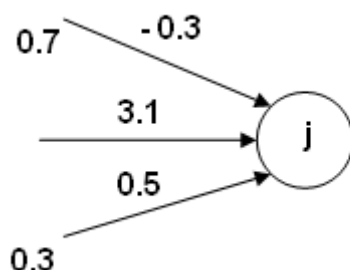
#### Правило поширення сигналів у мережі

У звичайних комп'ютерних програмах використовуються умови, виконання яких визначає початок і кінець різних процесів. Те ж саме вірно й для нейронних мереж. Кожна конкретна модель мережі припускає наявність деякого правила відновлення стану елементів мережі (тобто правила комбінування вхідних сигналів і обчислення вихідного сигналу) і посилки сигналу іншим елементам. При цьому в деяких моделях моменти відновлення елементів обираються випадково, в інших же моделях відновлення деяких груп елементів допускається тільки після відновлення

певних груп інших елементів.

### Правило комбінування вхідних сигналів

Досить часто вхідні сигнали елемента передбачається комбінувати шляхом підсумовування їхніх зважених значень. Приклад цього методу підсумовування показаний на рис. 1.17, де  $net_j$  позначає результат комбінування уведення елемента  $j$ ,  $x_i$  — вихід елемента  $i$ , а  $n$  - число задіяних зв'язків.



$$net_j = \sum_{i=1}^n x_i w_{ij}$$

$$net_j = (0.7 \times (-0.3)) + (0.1 \times 3.1) + (0.3 \times 0.5) = 0.25$$

або у векторному поданні

$$[0.7 \quad 0.1 \quad 0.3] \begin{bmatrix} -0.3 \\ 3.1 \\ 0.5 \end{bmatrix}$$

Рисунок 1.17 – ілюстрація типового методу підсумовування сигналів, що спрямовані до конкретного елемента

Використовуються й інші форми комбінування вхідних сигналів, і іншим методом, що часто зустрічається, є розгляд квадрата різниці між значенням сили зв'язку й значенням переданого по зв'язку сигналу з наступним підсумовуванням таких різниць для всіх вхідних зв'язків даного елемента.

### Правило обчислення сигналу активності

Для всіх елементів є правило обчислення вихідного значення, що передбачається передати іншим елементам або в зовнішнє середовище (якщо мова йде про вихідний елемент, що представляє кінцевий результат обчислень). Це правило називають функцією активності, а відповідне вихідне значення називають активністю відповідного елемента. Активність може представлятися або деяким дійсним значенням довільного виду, або дійсним значенням з деякого обмеженого інтервалу значень (наприклад, з інтервалу  $[0, 1]$ , або ж деяким значенням з певного дискретного набору значень (наприклад,  $\{0, 1\}$  або  $\{+1, -1\}$ ). На вхід функції активності надходить значення комбінованого уведенню даного елемента. Приклади функцій активності наведено нижче.

### Тотожна функція

Функція активності для вхідних елементів може бути тотожною функцією, і це просто означає, що значення активності (сигнал, що посилається іншим елементам) виявляється в точності рівним комбінованому уведенню (рис. 1.18). Вхідні елементи звичайно призначені для розподілу сигналів, що вводяться, між іншими елементами мережі, тому для вхідних елементів звичайно потрібно, щоб вихідний від елемента сигнал був таким же, як і вхідний. На відміну від інших елементів мережі, вхідні елементи мають тільки по одному вхідному значенню. Наприклад, кожний вхідний елемент може одержувати сигнал від одного відповідного йому датчика, розміщеного на фюзеляжі літака. Один цей елемент зв'язується з багатьма іншими елементами мережі, так що дані, отримані від одного датчика, виявляються розподіленими між багатьма елементами мережі. Оскільки вхідні елементи призначені винятково для того, щоб розподіляти сигнали, одержувані із зовнішнього середовища, багато дослідників взагалі не вважають вхідні елементи частиною нейронної мережі.

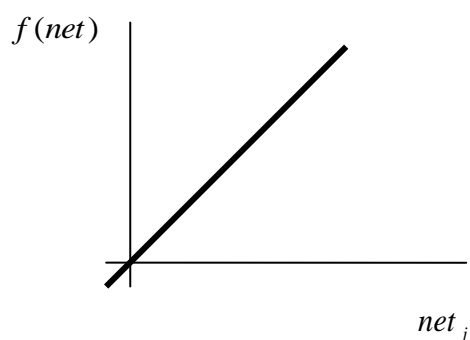


Рисунок 1.18 - Графік тотожної функції

### Порогова функція

У більшості моделей нейронних мереж використовуються нелінійні функції активності. Порогова функція обмежує активність значеннями 1 або 0 залежно від значення комбінованого уведення в порівнянні з деякою межевою (рис. 1.19).

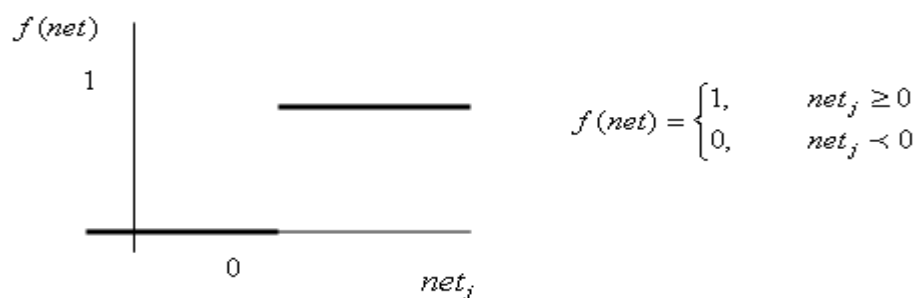


Рисунок 1.19 - Порогова функція

Найчастіше зручніше відняти межеве значення (яке називається зсувом або зрушенням) зі значення комбінованого уведення й розглянути порогову функцію в її математично еквівалентній формі (рис.1.19). Зрушення  $w_0$  у цьому випадку виявляється негативним а значення комбінованого уведення обчислюється за формулою:



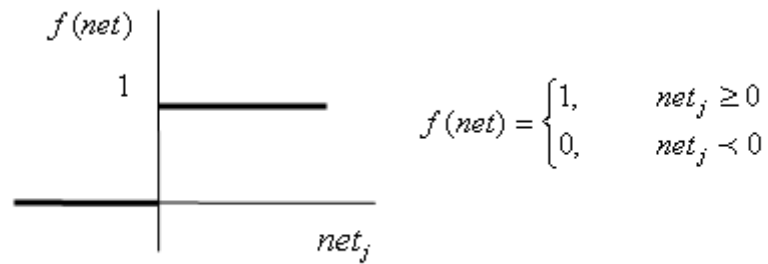


Рисунок 1.20 - Порогова функція із врахованим зсувом

Зрушення звичайно інтерпретується як зв'язок, що виходить від елемента, активність якого завжди дорівнює 1 (рис. 1.20). Комбіноване уведення в цьому випадку можна представити у вигляді:

$$\text{net}_j = \sum_{i=1}^n x_i w_{ij}$$

де  $x_0$  завжди вважається рівним 1

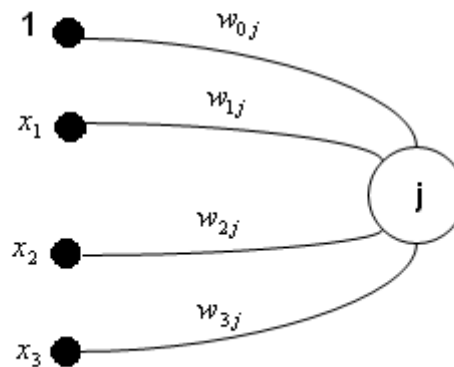


Рисунок 1.21 – Схема комбінування з врахуванням зсуву

Для зручності компоненти зсуву часто інтерпретується як зв'язок з елементом попереднього шару в припущенні, що активність цього елемента завжди дорівнює 1.

### Сигмоїдальна функція

Функцією активності, яка найчастіше використовується є сигмоїдальна функція. Вихідні значення такої функції безупинно заповнюють діапазон від 0 до 1. Прикладом може служити логістична функція, показана на рис.1.22:

$$f(\text{net}) = \frac{1}{1 + \exp(-\text{net})}$$

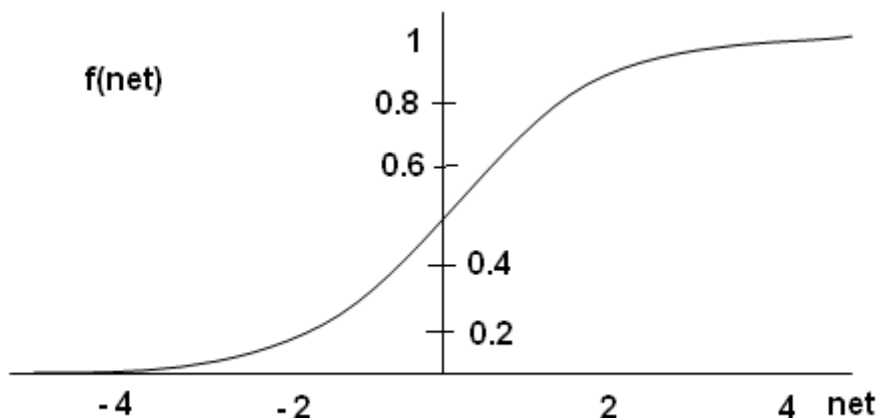


Рисунок 1.22 - Сигмоїдальна функція

**Приклад 1.** Даний приклад ілюструє деякі поняття, що обговорювалися вище. Передбачається, що розглянута тут мережа розуміє відношення XOR. Відношення XOR перетворює пари двійкових вхідних значень в 0 або 1, точне визначення представлено в табл. 1.2.

Таблиця 1.2. Визначення XOR

Вхід		Виведення
X <sub>1</sub>	X <sub>2</sub>	
1	1	0
1	0	1
0	1	1
0	0	0

Модель мережі показана на рис.1.23, і в цьому випадку це мережа із прямим зв'язком, у якій є два вхідних елементи, два схованих елементи й один вихідний елемент. Прямий зв'язок означає, що всі зв'язки можуть іти тільки в напрямку від вхідного шару до вихідного. Сховані елементи

називаються так тому, що вони не одержують даних від зовнішнього середовища безпосередньо й не посилають дані безпосередньо в зовнішнє середовище.

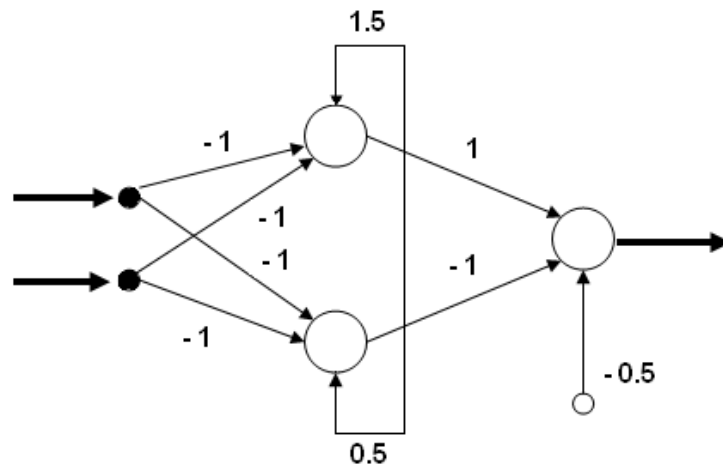


Рисунок 1.23 Мережа для приклада 1

У цьому випадку в ролі зовнішнього середовища можемо виступати ми самі, подаючи різні значення на вхід мережі (тобто вхідним елементам) і спостерігаючи результати, отримані на її виході (тобто на вихідних елементах). Елементи мережі розділені по шарах: вхідний шар містить вхідні елементи, схований шар - сховані елементи, а вихідний - вихідні. Число елементів кожного шару залежить від розв'язуваної проблеми. У нашій випадку значення комбінованого уведення обчислюється за формулою:

$$net_j = \sum_{i=1}^n x_i w_{ij},$$

а виведення визначається як результат застосування граничної функції:

$$f(net) = \begin{cases} 1, & net_j \geq 0 \\ 0, & net_j < 0 \end{cases}$$

Відомо, що для елементів вхідного шару активність представляється значенням, що збігається зі значенням комбінованого уведення. Сигнали поширюються по мережі від вхідного шару до вихідного, так що для кожного конкретного набору значень, що вводяться, послідовність їх обробки буде

наступною: вхідний шар -> схований шар -> вихідний шар. У якості даних, що вводяться, розглянемо першу пару значень уведення з табл. 1.2, а саме пари значень [1, 1]. Для першого схованого елемента зі зсувом 1.5 одержуємо:

$$\text{net} = (x_0 \times 1.5) + (x_1 \times (-1)) + (x_2 \times (-1)) = (1 \times 1.5) + (1 \times (-1)) + (1 \times (-1)) = -0.5$$

тому вихідним значенням елемента буде 0. Для другого схованого елемента зі зсувом 0.5 одержуємо:

$$\text{net} = (x_0 \times 0.5) + (x_1 \times (-1)) + (x_2 \times (-1)) = (1 \times 0.5) + (1 \times (-1)) + (1 \times (-1)) = -1.5,$$

тому вихідним значенням елемента теж буде 0. Для вихідного елемента зі зсувом -0.5 одержуємо:

$$\text{net} = (x_0 \times (-0.5)) + (x_1 \times 1) + (x_2 \times (-1)) = (1 \times (-0.5)) + (0 \times (-1)) + (0 \times (-1)) = -0.5,$$

тому вихідним значенням буде 0. Якщо процедуру повторити для трьох пар, що залишилися, то ми побачимо, що висновок зазначеної мережі відповідає даним з останнього стовпця табл. 1.2.

**Завдання:** виконати обчислення результату вихідного елемента для всіх інших пар значень входу за табл.1.2.

#### Правило навчання, що корегує зв'язки

Одне з головних переваг нейронних мереж полягає в тім, що вони припускають наявність правил, за допомогою яких мережа може програмуватися автоматично. Наприклад, можна розглянути наступну функцію, що реалізує вищенаведене визначення XOR.

```
int XOR (int val_1, int val_2)
{
if (val_1 == 1 && val_2 == 1)
return 0;
if (value_1 == 0 && val_2 == 0)
return 0;
if (val_1 == 1 && val_2 == 0)
```

```

return 1;
if (val_1 == 0 && val_2 == 1)
return 1;
}

```

Не можна сказати, що даний код оптимальний і що дана функція не може бути реалізована інакше. Ми вже бачили, що мережа із приклада 1 виконує аналогічне завдання. Правильне виконання операції XOR залежить від розміщення елементів, вибору функції активності й набору вагових значень. Розміщення елементів зазвичай фіксоване вже на початку навчання й точно так само виявляється заданою функція активності. Тому метою навчання є зміна вагових значень у такий спосіб щоб у результаті одержати необхідні характеристики поведінки мережі.

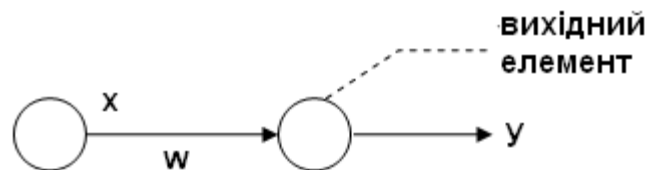


Рисунок 1.24 - Зважений зв'язок двох елементів

Сигнал  $x$  множиться на ваговий коефіцієнт  $w$ . Для вихідного елемента функція активності є тотожною функцією, що означає рівність висновку  $y$  зваженому уведенні.

Типовою формою навчання є кероване навчання, коли для кожного набору даних, що подається в процесі навчання на вхід мережі, відповідний вихідний набір відомий. зазвичай на початку навчання вагові коефіцієнти встановлюються рівними випадковим малим значенням, так що в перший раз при пред'явленні мережі навчального зразка виявляється досить мало ймовірним, щоб мережа зробила вірний висновок. Розбіжність між тим, що дасть мережа, і тим, що для даного навчального набору має бути отримане насправді, становить помилку, що може використовуватись для корегування ваг. Прикладом правила корекції помилок є дельта-правило, яке

також називають правилом Відроу-Хоффа (рис.2.14), де вихідний елемент має активність (тобто вихід)  $y$ , а дійсний вихід повинен бути рівним  $t$ . Помилка  $\delta$  задається наступною формулою:

$$\delta = t - y$$

Сигнал, що приходить до вихідного елемента, позначений через  $x$ . Відповідно до дельта-правила, необхідно внести корекцію  $\Delta w$ , що обчислюється за формулою:

$$\Delta w = \eta \delta x, \text{ де}$$

$\eta$  позначає дійсне число, яке називається нормою навчання. Новий ваговий коефіцієнт встановлюється рівним сумі значень старої ваги й корекції:

$$w = w + \Delta w.$$

В алгоритмі навчання виконанню операцій типу XOR використовується узагальнена версія дельта-правила. На початку навчання вагові коефіцієнти встановлюються рівними малим випадковим значенням; наприклад, з діапазоні  $[-0.3, +0.3]$ . У процесі навчання на вхід мережі подаються зразок за зразком, і в результаті їх обробки вагові коефіцієнти корегуються доти, поки для всіх зразків помилки, що вводяться, не стануть менш за деяке прийняте досить мале значення. У завершення процесу мережа тестується на даних, які не представлені у фазі навчання: у результаті можна оцінити, наскільки добре мережа працює з даними, які в процесі навчання були їй невідомі.

### Навчання нейронної мережі

Якість роботи нейронної мережі сильно залежить від пропонованого їй у процесі навчання набору навчальних даних. Навчальні дані повинні бути типовими для завдання, рішенню якого навчається мережа. Навчання часто виявляється унікальним процесом, коли прийнятні рішення багатьох проблем можуть бути отримані тільки в процесі численних експериментів. Розроблювачам рішення на основі нейронної мережі потрібно виконати наступне:

1. Обрати відповідну модель мережі.

2. Визначити топологію мережі (тобто число елементів і їх зв'язку).
3. Вказати параметри навчання.

Часто розроблювачу необхідно виконати й попередню підготовку даних. Така попередня підготовка може бути зовсім простою - наприклад, переклад за допомогою масштабування значень всіх ознак (тобто змінних) у діапазон від 0 до 1, - а може включати використання й більш складних статистичних процедур. Однак тут варто підкреслити, що довгостроковою метою розробки нейронних мереж є мінімізація необхідності прямого впливу розроблювача на процес знаходження рішення, тому що головною перевагою нейронних мереж є їх потенційна можливість виробляти власні рішення. На практиці кращі результати виходять тоді, коли є чітке розуміння розглянутої проблемної області знань і концептуальне розуміння проблем побудови нейронної мережі. Дані, що використовуються навчання нейронної мережі, зазвичай поділяються на дві категорії: одні дані використовуються для навчання, а інші - для тестування. Насправді реальні якості нейронної мережі виявляються тільки під час тестування, оскільки успішне завершення навчання мережі повинне означати відсутність ознак неправильної роботи мережі під час її тестування. Процес тестування розробляється так, щоб у його ході для даної мережі можна було б оцінити її здатність узагальнювати отримані знання. Узагальнення в цьому випадку означає здатність мережі правильно виконувати завдання з даними, які виявляються хоча й аналогічними даним, що пред'являлися мережі в процесі навчання, але все-таки відмінними від них.

## **Приклад 2**

За схемою (рис.1.25) необхідно виконати наступні дії:

- а. Обчислити комбінований мережний вхід для елемента за схемою і відповідне вихідне значення при використанні порогової функції й вхідного вектора [0.7 2.5].

б. Обчислити вихідне значення, використовуючи у якості функції активності сигмоїдальну функцію. Вхідний вектор залишається таким же, як і в п. а.

в. Обчислити комбінований вхід для мережі з архітектурою (рис.1.25), втім за набором вагових значень  $[-0.2 \ 0.03 \ 1.2]$  і таким самим вхідним вектором, як в п. а).

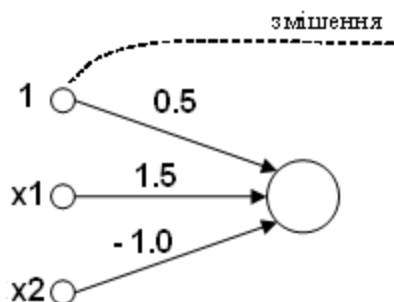


Рисунок 1.25 - Проста нейронна мережа

### Приклад розв'язання задачі

а) Порядок елементів у вхідному векторі говорить про те, що  $x_1 = 0.7$  і  $x_2 = 2.5$ . Таким чином, комбіноване уведення виявляється рівним

$$0.5 + (0.7 \times 1.5) + (2.5 \times (-1)) = -0.95.$$

Комбіноване уведення виявляється негативним, тому вихідне значення дорівнює 0.

б) Активність у випадку сигмоїдальної функції обчислюється по наступній формулі:

$$f(\text{net}) = \frac{1}{1 + \exp(-\text{net})}$$

Комбіноване уведення дорівнює  $-0.95$ , і підстановка цього значення в сигмоїдальну функцію дає вихідне значення  $0.28$ .

в) У вагових матрицях відповідні рядкам індекси вказують на елементи, від яких виходять зв'язки, а індекси, що відповідають стовпцям, вказують на елементи, до яких ці зв'язки спрямовані. Порядок розміщення вагових значень у матриці ваг означає, що зсув дорівнює  $-0.2$ , а для елемента, від



якого виходить зсув, значення активності повинне бути рівним 1. Якщо вхідний вектор позначити  $x$ , а вектор ваг -  $w$ , то комбіноване уведення елемента можна виразити у вигляді:

$$\text{net}_j = xw,$$

за умови, що вхідний вектор включає й значення активності елемента зсуву. Додаючи до вхідного вектора значення активності елемента зсуву, для комбінованого уведення в даному випадку одержуємо

$$\text{net} = [1 \quad 0.7 \quad 2.5] \begin{bmatrix} -0.2 \\ 0.03 \\ 1.2 \end{bmatrix} = (1 \times (-0.2)) + 0.7 \times 0.03 + (2.5 \times 1.2) = 2.82$$

### Приклад 3

Знайти вагові коефіцієнти для моделі нейронної мережі, подібної до наведеної на рис.1.25, і якій відповідає наступне рівняння:

$$2x_2 = -4x_1 + 8$$

### Приклад розв'язання задачі

Для будь-якої точки, що належить до зазначеної прямої, вагові коефіцієнти можна визначити з рівняння:

$$w_0 + x_1 w_1 + x_2 w_2 = 0$$

Звідси одержуємо:

$$x_2 = -x_1 \frac{w_1}{w_2} - \frac{w_0}{w_2}$$

Порівнюючи члени отриманої рівності з коефіцієнтами, зазначеними в умові приклада, маємо

$$-\frac{w_1}{w_2} = -\frac{4}{2}, \quad -\frac{w_0}{w_2} = -\frac{8}{2}$$

Таким чином,  $w_0 = -8$ ,  $w_2 = -2$

### Варіанти завдань для самостійної роботи:

1. Знайти вагові коефіцієнти для моделі нейронної мережі, подібної показаної на рис.1.26 (а) і що представлена наступним рівнянням:  $3x_1=2x_2 - 5$ .

2. Обчислити вихідне значення, використавши у якості функції активності сигмоїдальну функцію. Вхідний вектор [0.5 1.7].

3. Обчислити комбіноване уведення для мережі з архітектурою на рис.1.26 (а), з набором вагових значень [-0.2 0.03 1.2] і вхідним вектором [0.7 2.5].

4. Знайти вагові коефіцієнти для моделі нейронної мережі, подібної показаної на рис.1.26 (а) і що представлена наступним рівнянням:  $2x_2=-4x_1+8$

5. Обчислити комбіноване мережне уведення для елемента на рис.1.26 (б) і відповідне вихідне значення при використанні порогової функції й вхідного вектора [0.9 0.25 -1].

6. Обчислити вихідне значення з використанням в якості функції активності порогову функцію із врахованим зсувом. Вхідний вектор [0.6 1.8].

7. Обчислити комбінований вхід для мережі з архітектурою на 1.26 (а), з набором вагових значень [-0.2 0.03 1.2 ] і вхідним вектором [0.8 3.1].

8. Обчислити комбінований вхід для мережі з архітектурою на рис.1.26 (б), з набором вагових значень [-0.2 0.03 1.2 0.5] і вхідним вектором [0.7 2.5 -1].

9. Знайти вагові коефіцієнти для моделі нейронної мережі, подібної показаної на рис.1.26 (а) і що представлена наступним рівнянням:  $-3x_2=2x_1+4$ .

10. Обчислити комбінований мережний вхід для елемента на 1.26 (в) і відповідне вихідне значення при використанні граничної функції й вхідного вектора [0.1 0.35 ].

11. Обчислити вихідне значення з використанням в якості функції активності тотожної функції. Вхідний вектор [0.7 1.5].

12. Обчислити комбінований вхід для мережі з архітектурою на 1.26 (в), з набором вагових значень  $[-0.02 \ 0.5 \ 1 \ 1.5]$  і вхідним вектором  $[0.8 \ 3.1 \ 1]$ .

13. Знайти вагові коефіцієнти для моделі нейронної мережі, подібної показаній на 1.26 (в) і що представлена наступним рівнянням:  $3x_2=5x -6$ .

14. Обчислити комбінований мережний вхід для елемента на рис.1.26 (в) і відповідне вихідне значення при використанні тотожної функції й вхідного вектора  $[0.1 \ 0.35]$ .

15. Обчислити комбінований вхід для мережі з архітектурою на рис.1.26 (в), з набором вагових значень  $[-0.03 \ 0.1 \ 1.5]$  і вхідним вектором  $[0.5 \ 2.1]$ .

16. Обчислити комбіноване мережне уведення для елемента на рис.1.26 (в) і відповідне вихідне значення при використанні сигмоїдальної функції й вхідного вектора  $[0.1 \ 0.35 \ 0.9]$ .

17. Знайти вагові коефіцієнти для моделі нейронної мережі, подібної показаної на рис.1.26 (в) і що представлена наступним рівнянням:  $-2x_2=5x -6$ .

18. Обчислити комбінований мережний вхід для елемента на рис.1.26 (в) і відповідне вихідне значення при використанні порогової функції й вхідного вектора  $[0.1 \ 1.5 \ 0.35]$ .

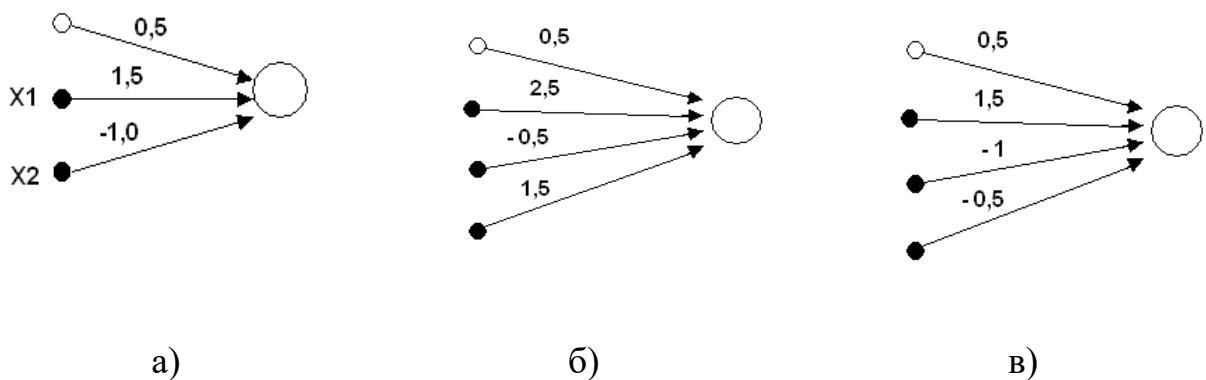


Рисунок 1.26 – Схеми зв'язків штучних нейронів

### Теми для самостійного опрацювання

1. Аналіз систем управління навчанням.
2. Особливості управління педагогічною системою.
3. Інтелектуальні системи управління.
4. Приклади застосування нейронних мереж в управлінні.
5. Приклади розв'язання оптимізаційних задач в управлінні еволюційними методами.
6. Огляд відомих експертних навчальних систем.
7. Роль синергетики в задачах управління.
8. Синергетика в освіті.
9. Нечітке управління.
10. Роль агентів у розв'язанні інтелектуальних задач.

## Розділ 2

## СТРУКТУРНО-ФУНКЦІОНАЛЬНІ СХЕМИ СИНЕРГЕТИЧНОЇ МОДЕЛІ УПРАВЛІННЯ ІНДИВІДУАЛІЗОВАНИМ НАВЧАННЯМ

### Основні поняття і терміни

- |                                |   |
|--------------------------------|---|
| – Синергетична модель навчання | – Структурно-функціональна схема управління навчанням |
| – Вектор стану                 | – Діагностично заданий вектор цілі                    |
| – Вектор інтелекту             | – Модель навчальної дисципліни                        |
| – Вектор управління            | – Модель міжпредметних зв'язків                       |
| – Навчальний елемент           | – Модель системи компетенцій                          |
| – Навчальний блок              |   |

### 2.1 Синергетична модель управління навчанням

У зв'язку зі змінами, що мають місце в теорії управління щодо розширення об'єкту її розгляду від суто технічних систем до організаційно-технічних та соціальних, для яких характерними є нелінійність, дисипативність, динамічність, широке розповсюдження отримав синергетичний підхід в управлінні. Теорія синергетичного управління є сучасною концепцією синтезу та аналізу систем управління багатомірними нелінійними об'єктами в динамічних системах.

Процес навчання є складним соціотехнічним об'єктом, що складається з великої кількості розрізнених підсистем та в загальному випадку не має адекватного формального опису. Тому розглянемо процес навчання з позицій теорії самоорганізації складних впорядкованих систем на основі так званого синергетичного підходу. По-перше, система навчання належить до класу нелінійних систем, тому що, наприклад, зростання управляючого впливу у вигляді об'єму навчального матеріалу, який є необхідним для вивчення, не призводить до однозначного результату у вигляді покращення його засвоєння. Відомо, що складно організованим системам неможливо «нав'язування» шляхів їх розвитку. Необхідно зрозуміти, сприяючи їх

власним тенденціям розвитку, яким чином вивести системи на ці шляхи. Одним з постулатів синергетичного підходу є те, що розвиток, який управляється, приймає форму розвитку, що самоуправляється. По-друге, широке розповсюдження різного роду навчальної інформації в електронних формах, з одного боку, плюралістичний характер шляхів досягнення цілей навчання, з другого боку, об'єктивно призводять до хаосу навчальної інформації. Таким чином, формування індивідуальної стратегії навчання за сутністю є формуванням порядку для кожної особи, що навчається, з хаотичного нагромадження навчальних впливів. Система навчання є дисипативною, тобто відкритою, тому що, в реальному режимі часу обмінюється ресурсами, знаннями та інформацією із зовнішнім середовищем. По-третє, відмінність у формах та ступені інтеграції змісту різних навчальних дисциплін, потребує різноманіття в сполученнях навчальних дисциплін при формуванні системи компетенцій. Якщо в результаті самоорганізації виникає декілька конкуруючих дисипативних структур, то виживає та з них, яка виробляє ентропію з найбільшою швидкістю. В-четвертих, виникнення нових впорядкованих структур здійснюється за біфуркаційним сценарієм, тобто вибір подальшого шляху в точках біфуркації визначається не тільки її історією, але й відповідає новому порядку самоорганізації.

Таким чином, урахування в процесі аналізу «синергетичних» властивостей і відмінностей навчання, дає змогу визначити параметри процесу управління навчанням, адаптованого для конкретної особи, що навчається.

В межах синергетичного підходу розроблено двокласову модель управління навчанням на основі припущення щодо еквівалентності коефіцієнтів забування та умовиводу відповідним коефіцієнтам індивідуальних особливостей. Модель дозволяє знайти зв'язок між двома параметрами управління: кількістю інформації  $S$  та часткою часу, що відведено для накопичення знань  $U$ .

Слідуючи відомій термінології, запишемо:

$$x = \frac{a}{A}, \quad y = \frac{b}{B},$$

де  $a$  - об'єм накопичених знань,

$A$  - повний об'єм знань,

$b$  - об'єм сформованих вмінь,

$B$  - повний об'єм умінь,

$x, y$  - нормовані об'єми знань та вмінь відповідно. Нормуючи кількість інформації і розподіляючи її на два класи (знань та вмінь), отримуємо:

$$S = \frac{a+b}{A+B}, \quad (2.1)$$

або з урахуванням (2.1)

$$S = \frac{Ax + By}{A + B},$$

що рівносильне:

$$S = \frac{A/B}{1 + A/B} x + \frac{1}{1 + A/B} y. \quad (2.2)$$

Відповідно до прийнятих позначень та визначенню  $U$ , отримаємо:

$$U = \frac{A}{A+B},$$

тоді із (2.2) знаходимо:

$$S = Ux + (1-U)y.$$

Це рівняння сумісно із припущенням щодо еквівалентності двох пар коефіцієнтів дає об'єднання двох відомих моделей, тобто

$$S = Ux + (1-U)y, \quad (2.3)$$

$$\frac{dS}{dt} = \frac{h(t)}{1+r} + \frac{c-f}{1+r} S,$$

$$\frac{dx}{dt} = fUy,$$

$$\frac{dy}{dt} = c(1-U)xy,$$

де  $h(t)$  – швидкість надання інформації,

$r$  – коефіцієнт опору дидактичному процесу,

$f$  – коефіцієнт забування,

$c$  – коефіцієнт умовиводу,

$U$  – частка часу, що відведено на накопичення знань,

$S$  – нормована кількість інформації ( $0 < S < 1$ ),

$x$  – нормований об'єм накопичених знань ( $0 < x < 1$ ),

$y$  – нормований об'єм сформованих вмінь ( $0 < y < 1$ ).

Виключаючи  $S$  із системи (2.3), отримуємо двокласову модель (знань та вмінь) управління навчанням з вектором стану  $(x, y)$  і вектором навчання  $(h, U)$ :

$$\frac{dx}{dt} = fUy,$$

$$\frac{dy}{dt} = c(1-U)xy, \quad (2.4)$$

$$\frac{d}{dt}(Ux + (1-U)y) = \frac{h(t)}{1+r} + \frac{c-f}{1+r}(Ux + (1-U)y).$$

Розв'язуючи третє рівняння системи (2.4), отримуємо інваріантне різноманіття в фазовому просторі синергетичного методу управління складними системами, в якому зв'язані координати стану і управління, тобто:

$$(1+r)e^{\alpha t}(Ux + (1-U)y) = \beta + \int e^{-\alpha t} h(t) dt, \quad (2.5)$$

де  $\alpha = \frac{c-f}{1+r}$ ,  $\beta$  – довільні постійні.



Інтерес викликає частковий випадок, при якому швидкість надання інформації постійна ( $h(t) = h_0$ ), а рівняння (2.5) після інтегрування приймає вигляд:

$$Ux + (1-U)y = \frac{e^{-\alpha t}}{1+r} \left( \beta - \frac{h_0}{\alpha} e^{-\alpha t} \right),$$

звідки слідує:

$$y = \frac{1}{1-U} \left( -Ux + \frac{e^{-\alpha t}}{1+r} \left( \beta - \frac{h_0}{\alpha} e^{-\alpha t} \right) \right). \quad (2.6)$$

Тоді підстановка (2.6) у перше рівняння (2.4) призводить задачу управління до аналітичного конструювання скалярного регулятора.

Можливість індивідуалізації процесу управління навчанням ґрунтується на використанні міжпредметних зв'язків на основі урахування індивідуальних характеристик учня, які визначають пам'ять та швидкість формування спрямованих асоціацій. Співвідношення між цими характеристиками визначає вектор інтелекту, який відображає продуктивність навчання за допомогою двох коефіцієнтів:  $f$  – коефіцієнт забування;  $c$  – коефіцієнт умовиводу.

Для визначення внутрішнього змісту вектору інтелекту розділимо всю інформацію, що належить до засвоєння, на два блоки: блок навчальних елементів (НЕ) –  $A$ , блок комплексів –  $B$ . Причому, під блоком комплексів будемо розуміти множину бінарних відношень взаємозв'язків між НЕ, що належать до різних навчальних дисциплін. Кожний елемент блоку НЕ  $a_i$  має свій номер  $i$  у відповідності до моменту часу  $t_i$ , в який учень отримує інформацію щодо цього НЕ. Тобто, множина  $A$  має відношення порядку, що визначається однозначно на основі теореми Геделя, згідно якої в певній системі знань можна поставити задачу, для вирішення котрої потрібно введення нового елемента.

Блок комплексів  $B$  містить результати умовиводів, які засновані на внутрішньопредметних та міжпредметних асоціаціях, що сформовані.

Кожний комплекс має не менш двох елементів множини  $A$ . Побудуємо граф індивідуальної траєкторії навчання ГТ, в якому вершинами є елементи блоку  $A$ . З'єднаємо ребром елементи  $a_i$  і  $a_j$ , якщо вони належать хоча б одному з комплексів. Позначимо це ребро  $b_{ij}$  та його вагу  $q_{ij}$ , що дорівнює кількості комплексів, до яких входять елементи  $a_i$  і  $a_j$ .

Вагу вершини  $a_i$  позначимо  $q_i$  та прийнемо його рівним кількості одиниць в  $i$ -ї строки матриці суміжності. Створений таким чином граф має лінійну укладку, що показано на рис. 2.1, де  $N$  - кількість НЕ.

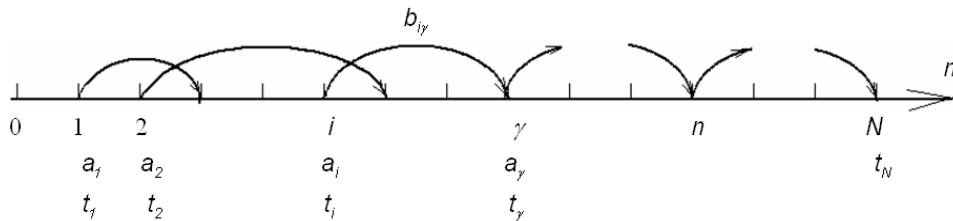


Рисунок 2.1 - Лінійна укладка графу навчання  $ГТ(A, B)$

Надаючи напрямку ребрам графу, отримаємо орієнтований граф, в якому напрямок дуг визначається правилом: якщо  $i < j$ , то дуга  $b_{ij}$  має початок у вершині  $a_i$ , а кінець – у вершині  $a_j$  (рис. 2.2). Для певного моменту часу  $t$  існує таке натуральне число  $n_t$ , що залежить від  $t$ , коли має місце нерівність:

$$t_n \leq t \leq t_{n+1}$$

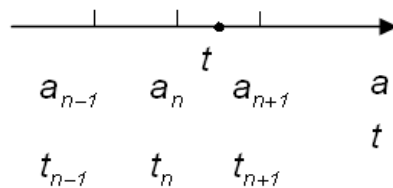


Рисунок 2.2 - Визначення кількості вершин  $n(t)$  за час навчання  $t$

Якщо ввести невагомі дуги, кількість яких дорівнює кількості нулів у матриці суміжності, то загальна кількість дуг за час  $t$  складає:

$$m_t = \sum_{i=1}^{n_t} \sum_{\gamma=n_t-i}^{n_t} q_{ij} \quad (2.7)$$

Тепер можна ввести поняття підграфу навчання  $\Gamma_t$ , який складається з  $n_t$  вершин і  $m_t$  дуг, а також визначити цикломатичне число:

$$K_t = m_t - n_t + l_t,$$

де  $l_t$  - число компонент зв'язку графу  $\Gamma_t$ .

Вершини графу навчання можуть бути двох видів. Деякі з них вважаються початковими і не підлягають визначенню. Другий тип вершин вводиться за допомогою логічних визначень. Існування вершин другого типу показує, що блок пам'яті  $A$  має кореляцію з блоком умовиводу  $B$ . Кожна дуга блоку умовиводу  $B$  відображає певну операцію мислення. Тому вилучення з пам'яті певної вершини блоку  $A$  обумовлює зруйнування однієї або деяких дуг блоку  $B$ , що відповідає видаленню однією або декількох операцій мислення. Звідси також слідує логічний зв'язок між коефіцієнтами  $f$  і  $c$  в рівняннях стану:

$$\begin{aligned} \frac{dx}{dt} &= fuy, \\ \frac{dy}{dt} &= c(1-u)xy, \end{aligned} \tag{2.8}$$

де  $x$  - відносний об'єм накопичених знань, що відповідає відносній кількості вершин у блоці  $A$ ;

$y$  - відносний об'єм сформованих вмій, що відповідає відносній кількості дуг у блоці  $B$ ;

$u$  - частка часу, що відведено накопиченню знань.

Логічному зв'язку між коефіцієнтами  $f$  і  $c$  можна надати аналітичну форму, якщо зафіксувати значення  $u$  і ввести відношення  $tg\varphi = \frac{c}{f}$  ( $\varphi$  - фаза інтелекту). Формула цього зв'язку слідує з системи (2.8):

$$\frac{2uy}{x^2(1-u)} = \frac{c}{f}$$

Відношення  $\frac{c}{f}$  зв'язує евристичну здатність особистості з якістю пам'яті.

Евристичні розсуди часто засновані на індукції, дедукції та аналогії. Блок  $B$ , як і будь-яка інша модель розумової діяльності не може повністю відображати евристичні здатності, так як на результати розумової діяльності впливає підсвідома діяльність. Але, щоб активізувати підсвідому діяльність, необхідними є свідоме зусилля і напруга. Вміння свідомо утримувати напругу при розв'язанні складних задач може бути прийнятим третьою компонентою вектору інтелекту. Однак, в даній постановці розглядається двомірний вектор інтелекту.

Лінійна укладка графу навчання (рис. 2.1) має різні часові інтервали  $\Delta t_i = t_i - t_{i-1}$ , які залежать від календарних планів навчання різним навчальним дисциплінам. Априорно до складання календарного плану послідовності  $\{t_i\}$  в термінах теорії випадкових процесів може інтерпретуватись як пуассонівський потік подій з щільністю ймовірності показового закону розподілу проміжків часу між двома схожими подіями:

$$g(\Delta t) = \lambda e^{-\lambda \Delta t} \quad (2.9)$$

Відповідна функція розподілу дорівнює:

$$G(\Delta t) = 1 - e^{-\lambda \Delta t},$$

а параметр  $\lambda$  має оцінку:

$$\lambda = \frac{N}{t_N},$$

де  $N$  - кількість числа елементів блоку  $A$ ;

$t_N$  - час навчання.

Розподіл числа вершин також має ймовірну природу. Дійсно, на момент часу  $t$  число вершин, що вивчаються за календарним планом, дорівнює  $n_t$ , а число вершин, що засвоєні учнем, є випадковим числом  $a_t$ . Тому відношення  $x_t = a_t / n_t$  можна інтерпретувати як статистичне визначення ймовірності

відношення числа благоприємних виходів до числа випробувань. Аналогічно отримуємо ймовірність засвоєння числа ребер  $b_i$  підграфу  $\Gamma_i$ :

$$y_i = \frac{b_i}{m_i},$$

де  $m_i$  - число ребер підграфу навчання,

$b_i$  - число ребер, що відповідає блокам засвоєних знань.

Таким чином, отримано ймовірну інтерпретація вектору інтелекту  $(x_i, y_i)$  з координатами:

$x_i$  - ймовірність засвоєння елементів, що відповідають вершинам під графу навчання  $\Gamma_i$ ;

$y_i$  - ймовірність засвоєння блоків, що відповідають ребрам під графу навчання  $\Gamma_i$ .

Для обчислення цих ймовірностей сформулюємо гіпотезу забування: зменшення об'єму  $\Delta M$  засвоєного навчального матеріалу пропорційно об'єму  $M$  і приросту часу  $\Delta t$ , тобто

$$\Delta M = -\gamma M \Delta t,$$

або

$$dM = -\gamma M dt,$$

звідки слідує

$$M = M_0 e^{-\gamma t},$$

де  $M_0$  - початковий об'єм засвоєного матеріалу. Надаючи відношенню  $M / M_0$  сенс ймовірності збереження вивченого матеріалу, запишемо:

$$p(t) = e^{-\gamma t} \quad (2.10)$$

Формула (2.10) визначає ймовірність збереження інформації у пам'яті за час  $t$  після її надання. Параметр  $\gamma$  залежить від коефіцієнту забування  $f$ . Використовуючи лінійну укладку підграфу  $\Gamma_i$  і вагові коефіцієнти його вершин, із (2.10) знаходимо:

$$x_t = \frac{\left( \sum_{i=1}^{n_t} q_i e^{-\gamma(t-t_i)} \right)}{\left( \sum_{i=1}^{n_t} q_i \right)} \quad (2.11)$$

Для отримання формули для  $y_t$  зауважимо, що ймовірність збереження у пам'яті ребра  $p_{i\gamma}$  під графу  $\Gamma_t$  зв'язана теоремою множення з ймовірностями збереження його кінців  $p_i$  та  $p_\gamma$ . Тому аналогічно (2.11) з урахуванням (2.7):

$$y_t = \frac{\left( \sum_{i=1}^{n_t} \sum_{j=n_t-i}^{n_t} q_{ij} e^{-\gamma(t-t_i)} e^{-\gamma(t-t_j)} \right)}{\left( \sum_{i=1}^{n_t} \sum_{j=n_t-i}^{n_t} q_{ij} \right)}$$

або (2.12)

$$y_t = \frac{\left( \sum_{i=1}^{n_t} \sum_{j=n_t-i}^{n_t} q_{ij} e^{-\gamma(2t-t_i-t_j)} \right)}{\left( \sum_{i=1}^{n_t} \sum_{j=n_t-i}^{n_t} q_{ij} \right)}$$

Формулы (2.11), (2.12) дають можливість експериментального визначення  $x_t$  і  $y_t$  на основі двох джерел – графу індивідуальної траєкторії навчання і календарному плану занять).

Знайдемо похідні в системі (2.11), (2.12):

$$\frac{dx}{dt} = -\frac{\gamma}{Q_t} \sum_{i=1}^{n_t} q_i e^{-\gamma(t-t_i)} - \frac{x}{Q_t} \cdot \frac{dQ_t}{dt};$$

$$\frac{dy}{dt} = -\frac{2\gamma}{R_t} \sum \sum q_{ij} e^{-\gamma(2t-t_i-t_j)} - \frac{y}{R_t} \cdot \frac{dR_t}{dt}; \quad (2.13)$$

$$Q_t = \sum_{i=1}^{n_t} q_i, \quad R_t = \sum_{i=1}^{n_t} \sum_{j=n_t-i}^{n_t} q_{ij}.$$

Виключивши з (2.13) знаки знаходження суми, отримуємо

$$\begin{aligned}\frac{dx}{dt} &= -\left(\gamma + \frac{d}{dt} Q_i\right)x; \\ \frac{dy}{dt} &= -\left(2\gamma + \frac{d}{dt} R_i\right)y.\end{aligned}\tag{2.14}$$

Рівняння (2.11), (2.12) і (2.14) дозволяють використати систему (2.8) для накопичення статистичних даних вектора інтелекту  $(f, c)$

$$\begin{aligned}f &= \frac{dx}{dt} / u; \\ c &= \frac{dy}{dt} / (1-u)xy.\end{aligned}$$

Формули (2.11), (2.12) і (2.14) містять інтервали  $\Delta t_i$  і коефіцієнт  $\gamma$  гіпотези забування (2.10). Так як розподілення  $\Delta t_i$  має параметр  $\lambda$  в щільності ймовірності (2.9), то компоненти  $f$  і  $c$  залежать від параметрів  $\lambda, \gamma, u$ . Очевидно, що параметр  $\lambda$  залежить від швидкості надання навчального матеріалу, так як він пов'язаний з календарним планом, складання якого є частиною управлінських заходів. Параметр  $u$ , що визначає частку часу засвоєння тезаурусу навчальної програми, відноситься до методики викладання. Тому вибір його значення також є частиною управлінських заходів. Звідси отримуємо трикутник управління навчанням (рис. 2.3). Схема показує, що оптимізація управління навчанням досягається за умов урахування розподілу вектора інтелекту. Без урахування розподілу параметрів  $f$  і  $c$  збільшення інтенсивності занять за рахунок підвищення швидкості надання навчального матеріалу (збільшення параметра  $\lambda$ ) може привести до зворотного ефекту: зниженню компонент вектора стану. З іншого боку, вибір значення параметру  $u$  неможливо здійснити за відсутності інформації щодо кількості вершин і дуг графу навчання. Графоаналітичний метод оптимізації управляючих параметрів  $\lambda$  і  $u$  слід здійснювати на основі щільності ймовірності  $w(f, c)$ , що дозволяє обчислити довірчі ймовірності компонент  $x$  і  $y$  вектору станів знань та вмінь.

Експериментальне визначення значень  $f$  і  $c$  у конкретного учня здійснюється за допомогою спеціально розроблених тестів.



Рисунок 2.3 - Трикутник управління навчанням

Отже, система рівнянь (2.8), (2.10), (2.11), (2.13) утворює математичну модель, що реалізує графоаналітичний метод синергетичного управління процесом навчання.

Для своєчасного формування управляючих впливів необхідно мати модель прогнозування значень його параметрів. Параметри, які характеризують пам'ять та мислення, в силу стохастичності їх природи для конкретної особи, що навчається, можуть бути розглянутими як випадкові величини. Отже, модель прогнозу вектора інтелекту створимо на основі дослідження ймовірності двомірної випадкової величини. В табл.2.1 узагальнено аналогії основних параметрів, які характеризують інтелектуальні здібності різного характеру.

Відомо, що змістовні значення кожної пари координат мають взаємозв'язок. Для вирішення задачі прогнозування в межах циклу управління навчанням необхідно якісно визначити цей взаємозв'язок за допомогою коефіцієнту кореляції, оскільки в загальному випадку в задачі прогнозування  $\alpha$  і  $\beta$  - випадкові величини.

Таблиця 2.1

Змістовні інтерпретації вектора інтелекту

Система координат	Координати	
	$\alpha$	$\beta$



Технологічна	Пам'ять	Мислення
Сигнальна	Перша сигнальна система	Друга сигнальна система
Інформаційна	Пам'ять	Швидкодія
Сенсорна	Вербальна	Просторова
Діалектична	Зміст	Форма

Тоді матриця коваріацій  $K$  визначається наступним чином:

$$K = \begin{pmatrix} \sigma_{\alpha}^2 & k_{\alpha\beta} \\ k_{\alpha\beta} & \sigma_{\beta}^2 \end{pmatrix}, \quad (2.15)$$

де  $\sigma_{\alpha}^2$  - дисперсія розкиду випадкових значень параметру пам'яті  $\alpha$  ;

$\sigma_{\beta}^2$  - дисперсія розкиду випадкових значень параметру пам'яті  $\beta$  ;

$k_{\alpha\beta}$  - коваріація між  $\alpha$  і  $\beta$  .

Значення дисперсії визначаються як математичне сподівання квадрату відхилень від математичного сподівання параметрів інтелекту:

$$\sigma_{\alpha}^2 = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (\alpha_i - \alpha_0)^2 ; \sigma_{\beta}^2 = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (\beta_i - \beta_0)^2, \quad (2.16)$$

де математичні сподівання випадкових величин  $\alpha_0$  і  $\beta_0$  визначаються як середнє їх випадкових значень:

$$\alpha_0 = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \alpha_i ; \beta_0 = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \beta_i, \quad (2.17)$$

де  $N$  - кількість випробувань, що визначається за законом Ст'юдента.

У зв'язку з необхідністю врахування різних форм навчання (індивідуальної та групової), вектор інтелекту може бути відповідно індивідуальним та груповим. Вичерпною характеристикою безперервної двомірної випадкової величини є щільність ймовірності. Базуючись на припущенні нормального закону розподілу випадкової величини двомірного вектора інтелекту, можна записати вираз для знаходження його сумісної щільності ймовірності:

$$\varphi(\alpha, \beta) = \frac{1}{2\pi\sqrt{|K|}} \exp\left[-\frac{(Z-Z_0)'K^{-1}(Z-Z_0)}{2}\right], \quad (2.18)$$

де  $Z = (\alpha, \beta)$  - вектор інтелекту,  $Z_0 = (\alpha_0, \beta_0)$  - центр розсіювання.

Після підстановки значень елементів матриці в рівняння (2.18) отримуємо наступний вираз:

$$\varphi(\alpha, \beta) = \frac{1}{2\pi\sigma_\alpha\sigma_\beta\sqrt{1-\rho^2}} \exp\left(\frac{1}{2(1-\rho^2)}\left(\left(\frac{\alpha-\alpha_0}{\sigma_\alpha}\right)^2 - 2\rho\left(\frac{\alpha-\alpha_0}{\sigma_\alpha}\right)\left(\frac{\beta-\beta_0}{\sigma_\beta}\right) + \left(\frac{\beta-\beta_0}{\sigma_\beta}\right)^2\right)\right) \quad (2.19)$$

Зауважимо, що

$$\left(\frac{\alpha-\alpha_0}{\sigma_\alpha}\right)^2 - 2\rho\left(\frac{\alpha-\alpha_0}{\sigma_\alpha}\right)\left(\frac{\beta-\beta_0}{\sigma_\beta}\right) + \left(\frac{\beta-\beta_0}{\sigma_\beta}\right)^2 = K^2, \quad (2.20)$$

де  $\varphi_{\alpha,\beta}$  - щільність розподілу вектора інтелекту,

$\rho$  - коефіцієнт кореляції, що визначається наступним чином:  $\rho = \frac{k_{\alpha,\beta}}{\sigma_\alpha\sigma_\beta}$ .

Геометрично щільність розподілу ймовірностей  $\varphi_{\alpha,\beta}$  має вигляд поверхні, що зображено на рис. 2.4.

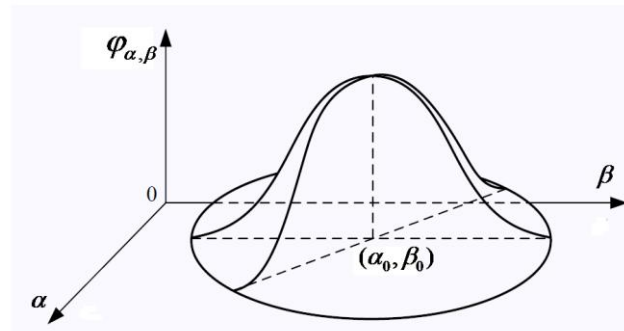


Рисунок 2.4 - Поверхня щільності розподілу ймовірностей

Лінії рівного рівня двомірної щільності ймовірності, що визначаються рівнянням  $\varphi(\alpha, \beta) = c$ ,

де  $c$  - певна константа, утворюють еліпси у площині  $\alpha\beta$ , які мають назву еліпсів розсіювання.

Для характеристики регресії площ перетину поверхні еліпсами розсіювання введемо коефіцієнт подібності  $k$  (рис. 2.5):

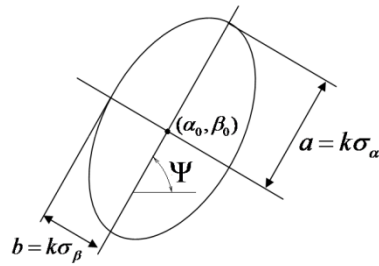


Рисунок 2.5 - Еліпс розсіювання кореляції параметрів вектору інтелекту

На основі геометричних міркувань (рис.2.5) можна визначити наступні співвідношення:

$$b = k\sigma_{\beta}; a = k\sigma_{\alpha},$$

де  $a, b$  - велика та мала півосі еліпсу відповідно.

Кут  $\psi$ , що утворений між осями симетрії еліпсу та осями координат відображує кореляційну залежність між параметрами  $\alpha$  і  $\beta$ . На основі (рис. 2.5) можна також записати вираз для визначення кута:

$$\operatorname{tg} \psi = \rho \frac{\sigma_{\beta}}{\sigma_{\alpha}}; \psi = \operatorname{arctg} \left( \rho \frac{\sigma_{\beta}}{\sigma_{\alpha}} \right).$$

Ймовірність  $p(\alpha, \beta)$  попадання випадкової точки з координатами  $(\alpha, \beta)$  в область  $D$  визначимо шляхом подвійного інтегрування від щільності:

$$p(\alpha, \beta \in D) = \iint_{\alpha, \beta \in D} \varphi(\alpha, \beta) d\alpha d\beta \quad (2.21)$$

де  $D$  - внутрішня область еліпсу розсіювання.

Для переходу до полярної системи координат виконуємо заміну:

$$\alpha = \alpha_0 + \sigma_{\alpha} r \cos \psi; \beta = \beta_0 + \sigma_{\beta} r \sin \psi. \quad (2.22)$$

Звідки отримуємо:

$$\frac{\alpha - \alpha_0}{\sigma_{\alpha}} = r \cos \psi; \frac{\beta - \beta_0}{\sigma_{\beta}} = r \sin \psi. \quad (2.23)$$

Тоді вираз (2.21) приймає вигляд:

$$p = \iint \varphi(\alpha(r, \psi), \beta(r, \psi)) \frac{\partial(\alpha, \beta)}{\partial(r, \psi)} dr d\psi = \iint \varphi \sigma_{\alpha} \sigma_{\beta} r dr d\psi \quad (2.24)$$

Після підстановки (2.23) в (2.24), отримуємо:

$$\begin{aligned}
p(\alpha, \beta \in D) &= \frac{1}{2\pi\sigma_\alpha\sigma_\beta\sqrt{1-\rho^2}} \iint \exp\left(-\frac{1}{2(1-\rho^2)}(r^2 \cos^2 \psi - 2\rho r^2 \cos \psi \sin \psi + r^2 \sin^2 \psi)\right) \sigma_\alpha \sigma_\beta r dr d\psi = \\
&= \frac{1}{2\pi} \sqrt{1-\rho^2} \int_0^{2\pi} d\varphi \int_a^b e^{-\frac{1-\rho \sin 2\psi}{2(1-\rho^2)} r^2} r dr = \frac{1}{2\pi\sqrt{1-\rho^2}} \int_0^{2\pi} \left( \frac{-2(1-\rho^2)}{2(1-\rho \sin 2\psi)} e^{-\frac{1-\rho \sin 2\psi}{2(1-\rho^2)} r^2} \right) \Big|_a^b d\psi = \\
&= \frac{\sqrt{1-\rho^2}}{2\pi} \int_0^{2\pi} \left( e^{-\frac{k^2\sigma_\beta^2}{2(1-\rho^2)}(1-\rho \sin 2\psi)} - e^{-\frac{k^2\sigma_\alpha^2}{2(1-\rho^2)}(1-\rho \sin 2\psi)} \right) \frac{1}{1-\rho \sin 2\psi} d\psi.
\end{aligned}$$

Для обчислення інтегралу у полярних координатах знаходимо якобіан-перетворення на основі обчислення диференціалів:

$$\begin{aligned}
d\alpha &= \sigma_\alpha \cos \psi dr - \sigma_\alpha r \sin \psi d\psi = \sigma_\alpha (\cos \psi dr - r \sin \psi d\psi) \\
d\beta &= \sigma_\beta (\sin \psi dr + r \cos \psi d\psi) = \sigma_\beta (\sin \psi dr + r \cos \psi d\psi)
\end{aligned} \tag{2.25}$$

$$d\alpha d\beta = \sigma_\alpha \sigma_\beta [\cos \psi \sin \psi (dr^2 - r^2 d\psi^2) + r(\cos^2 \psi - \sin^2 \psi) dr d\psi] = r \sigma_\alpha \sigma_\beta \cos 2\psi dr d\psi$$

Тоді якобіан приймає вигляд:

$$\frac{\partial(\alpha, \beta)}{\partial(r, \psi)} = \begin{vmatrix} \frac{\partial \alpha}{\partial r} & \frac{\partial \alpha}{\partial \psi} \\ \frac{\partial \beta}{\partial r} & \frac{\partial \beta}{\partial \psi} \end{vmatrix} = \begin{vmatrix} \sigma_\alpha \cos \psi - \sigma_\alpha r \sin \psi \\ \sigma_\beta \sin \psi + \sigma_\beta r \cos \psi \end{vmatrix} = \sigma_\alpha \sigma_\beta r (\cos^2 \psi + \sin^2 \psi) = \sigma_\alpha \sigma_\beta r.$$

Звідкіля формула подвійного інтегралу в полярних координатах:

$$p = \iint f(\alpha(r, \psi), \beta(r, \psi)) \frac{\partial(\alpha, \beta)}{\partial(r, \psi)} dr d\psi = \iint f \sigma_\alpha \sigma_\beta r dr d\psi.$$

Остаточно отримуємо формулу для знаходження ймовірності приналежності параметрів вектора інтелекту в область еліпсу розсіювання  $D$ :

$$p(\alpha, \beta \in D) = \frac{\sqrt{1-\rho^2}}{2\pi} \int_0^{2\pi} \left( e^{-k_\beta(1-\rho \sin 2\psi)} - e^{-k_\alpha(1-\rho \sin 2\psi)} \right) \frac{1}{1-\rho \sin 2\psi} d\psi, \tag{2.26}$$

$$\text{де } k_\alpha = \frac{k^2\sigma_\alpha^2}{2(1-\rho^2)}; \quad k_\beta = \frac{k^2\sigma_\beta^2}{2(1-\rho^2)};$$

Щільність ймовірності групового вектора інтелекту визначимо на основі нормального закону розподілу двомірної випадкової величини:

$$\varphi(U, V) = \frac{1}{2\pi\sqrt{|G|}} \exp\left[-\frac{(W - W_0)G^{-1}(W - W_0)}{2}\right] \tag{2.27}$$

де  $W = (U, V)$  - груповий вектор інтелекту,  $W_0 = (U_0, V_0)$  - центр розсіювання.

Математичні сподівання групових показників інтелекту визначаються як середні значення випадкових величин:

$$U = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \alpha_i; \quad V = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \beta_i, \quad (2.28)$$

де  $N$  - кількість осіб, що навчаються у групі;

$i$  - числовий ідентифікатор конкретної особи;

$G$  - матриця коваріацій;

$G^{-1}$  - обернена матриця коваріацій.

Визначення матриці коваріацій здійснюється за формулою (2.16), щільність розподілу групового вектора інтелекту за формулою (2.17), довірча ймовірність прогнозу визначається виразом (2.26).

Процеси саморозвитку особи, що навчається, обумовлені специфікою мислення людини, яке полягає в прискоренні знаходження нових знань та формування вмінь на основі вже отриманих. Тому на основі рівняння Фоккера-Планка-Колмогорова для марківських дифузійних процесів з коефіцієнтом дифузії  $D$ , з врахуванням нормального закону розподілу ймовірності для  $\alpha$  отримаємо:

$$P_t = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma_t}} \cdot \exp\left(-\frac{\alpha}{2\sigma_t^2}\right),$$

що дозволяє отримати прогнозовану ймовірність параметрів інтелекту з врахуванням процесів саморозвитку особи.

Таким чином, отримано математичні моделі, за допомогою яких можна визначити довірчі інтервали і довірчі ймовірності індивідуального та групового векторів інтелекту. Однак, в реалізації схеми управління (рис. 2.3) істотне значення має також можливість прогнозу вектору стану. Для визначення вектору станів необхідно розглянути модель графу навчання, так як прогноз вектору станів базується на визначенні вершин (навчальних

елементів – НЕ) і взаємозв'язків між ними (внутріпредметних і міжпредметних зв'язків).

Граф навчання (ГН) є орієнтованим графом, що зображує множину точок-вершин, які відповідають НЕ дисципліни, з'єднані між собою дугами-стрілками. Для прогнозування значень вектора стану учня після вивчення навчального матеріалу за час  $t$  застосуємо теорему множення, розглядаючи ймовірність збереження в пам'яті відповідних вершин графу як ймовірності сумісних подій, які визначають ймовірність збереження в пам'яті взаємозв'язків між НЕ:

$$p_{ij}(t) = p_i(t)p_j(t) \quad (2.29)$$

де  $t$  - момент контролю станів навчання;

$p_i(t), p_j(t)$  - ймовірності збереження відповідно  $i$ -х і  $j$ -х вершин в момент часу  $t$ ;

$p_{ij}(t)$  - ймовірність збереження дуги  $(i, j)$  в момент  $t$ .

Відомо, що ймовірність збереження у пам'яті НЕ визначається за експоненціальним законом:

$$p_i(t) = p(q_i) = e^{-\lambda(t-t_i)} \frac{q_i}{\sum_{i=1}^n q_i}, \quad (2.30)$$

де  $t_i$  - момент вивчення  $i$ -ї вершини, при чому  $t > t_i$ ;

$q_i$  - вага  $i$ -ї вершини, що характеризує кількість вхідних дуг;

$n$  - загальна кількість вершин;

$\lambda$  - параметр інтелекту, який характеризує забування.

Тоді, після підстановки (2.30) в (2.29), отримуємо:

$$p_{ij}(t) = \frac{e^{-\lambda(2t-t_i-t_j)} q_i q_j}{\left( \sum_{i=1}^n q_i \right)^2}. \quad (2.31)$$

Рівняння (2.31) дозволяє на основі даних матриці інцидентій та побудованого на її даних графу навчання, обчислити прогнозоване значення ймовірності збереження у пам'яті взаємозв'язків між двома НЕ.

В процесі планування навчання відбувається групування НЕ, що вивчаються на одному занятті. Тому введемо поняття конфігурації, під яким будемо розуміти в подальшому групу вершин, які вивчаються на  $k$ -му занятті. Визначимо для кожної конфігурації прогнозовані значення ймовірностей збереження в пам'яті НЕ, взаємозв'язків між ними. Для цього спочатку визначимо загальні вагові коефіцієнти вершин і дуг, що входять у конфігурацію:

$$Q_{1k} = \sum_{i=i_k}^{i_k+l_k-1} q_i; \quad Q_{2k} = \sum_{i=i_k}^{i_k+l_k-1} \sum_{j>i}^{i_k+l_k-1} q_{ij}, \quad (2.32)$$

де  $Q_{1k}$  - вагові коефіцієнти всіх вершин  $k$ -ої конфігурації;

$Q_{2k}$  - вагові коефіцієнти всіх дуг  $k$ -ої конфігурації;

$k$  - номер конфігурації;

$i_k$  - номер першої вершини  $k$ -ї конфігурації;

$l_k$  - кількість вершин  $k$ -ї конфігурації;

$q_{ij}$  - вага дуги, що з'єднує вершини  $i, j$ , причому  $q_{ij} = q_i + q_j$ .

Тоді для визначення відповідних ймовірностей отримуємо:

$$p_{1k} = e^{-\lambda(t-t_k)}; \quad p_{2k} = e^{-2\lambda(t-t_k)}; \quad (2.33)$$

де  $p_{1k}(t)$  - ймовірність збереження вершин  $k$ -ї конфігурації за час  $t-t_k$ ;

$p_{2k}(t)$  - ймовірність збереження дуг  $k$ -ї конфігурації за час  $t-t_k$ ;

$t_k$  - час проведення занять з  $k$ -ою конфігурацією;

$t$  - момент часу здійснення контролю.

Таким чином, формули (2.32), (2.33) дозволяють прогнозувати ймовірнісні показники вектору станів учня, що відповідають запам'ятовуванню НЕ (вершин графа навчання) та взаємозв'язків між ними (дугами графа).

У відповідності до структури загальної схеми управління навчанням, конфігурації можуть бути поєднаними у різного роду блоки (теми, розділи, модулі, навчальні дисципліни). Тому викликає інтерес також прогнозування параметрів вектору стану для блоків конфігурацій. Для цього виразимо відповідні ймовірності збереження інформації о вершинах і дугах, які об'єднані в блоці конфігурації:

$$x_t(m, n) = \frac{\sum_{k=m}^{m+n-1} e^{-\lambda(t-t_k)} Q_{1k}}{\sum_{k=m}^{m+n-1} Q_{1k}} ; y_t(m, n) = \frac{\sum_{k=m}^{m+n-1} e^{-\lambda(t-t_k)} Q_{2k}}{\sum_{k=m}^{m+n-1} Q_{2k}}, \quad (2.34)$$

де  $m$  - номер першої конфігурації в  $k$ -му блоці;

$n$  - кількість конфігурацій в  $k$ -му блоці.

Тоді, можна виразити сумісну щільність ймовірності збереження вершин і дуг ГН наступним чином:

$$p = \frac{1}{2\pi\sqrt{|H|}} \iint_D \exp\left(-\frac{1}{2}(B - B_0)^T H^{-1}(B - B_0)\right) dx dy, \quad (2.35)$$

де  $B = (x, y)$  - вектор станів після вивчення блоку конфігурацій;

$B_0 = (x_0, y_0)$  - вектор станів, що відповідає його центру розсіювання;

$H = \begin{pmatrix} \sigma_x^2 & k_{xy} \\ k_{xy} & \sigma_y^2 \end{pmatrix}$  - матриця коваріацій між компонентами  $x, y$ ;

$\sigma_x^2, \sigma_y^2$  - дисперсії випадкових величин  $x, y$ ;

$k_{xy}$  - коваріація.

Довірча ймовірність прогнозу для блоку конфігурацій визначається за допомогою подвійного інтегралу:

$$p_D = \frac{1}{2\pi\sigma_x\sigma_y\sqrt{1-\rho_{xy}^2}} \int_a^b dx \int_{y_1(x)}^{y_2(x)} \exp\left(-\frac{G(x, y)}{1-\rho_{xy}^2}\right) dy, \quad (2.36)$$

де  $D$  - область інтегрування внутрішніх точок еліпсу розсіювання.

Визначення границь інтегрування щільності довірчої ймовірності на основі методу обчислення подвійного інтегралу виконуємо за формулами:



$$a = x_0 - \frac{c\sigma_x}{\sqrt{1-\rho_{xy}^2}}; \quad b = x_0 + \frac{c\sigma_x}{\sqrt{1-\rho_{xy}^2}} \quad (2.37)$$

Границі довірчих інтервалів еліпсу розсіювання визначимо за формулами:

$$y_1(x) = y_0 + \sigma_y \left( \frac{\rho_{xy}(x-x_0)}{\sigma_x} - \sqrt{c^2 - \frac{3(x-x_0)^2}{4\sigma_x^2}} \right);$$

$$y_2(x) = y_0 + \sigma_y \left( \frac{\rho_{xy}(x-x_0)}{\sigma_x} + \sqrt{c^2 - \frac{3(x-x_0)^2}{4\sigma_x^2}} \right). \quad (2.38)$$

Щільності довірчої ймовірності прогнозу вектору стану після вивчення блоку конфігурацій визначимо за формулою подвійного інтегрування:

$$p = \frac{1}{2\pi\sigma_x\sigma_y\sqrt{1-\rho_{xy}^2}} \int_a^b dx \int_{y_1(x)}^{y_2(x)} \exp\left(-\frac{G(x,y)}{1-\rho_{xy}^2}\right) dy. \quad (2.39)$$

Таким чином, отримано залежності, за допомогою яких можна визначити ймовірні характеристики двомірного вектору  $(x, y)$  на основі вхідних даних методу прогнозування навченості (рис. 2.6):  $h, U, T, t, w$ , де  $h$  - швидкість надання навчальної інформації,  $U$  - частка часу на вивчення тезаурусу,  $T$  - тезаурус,  $t$  - час,  $w$  - тестовий параметр інтелекту, ПН – програма навчання, ГН – граф навчання. Комп'ютерні експерименти з визначення прогнозу стану навченості виконувались на основі використання функцій Statistics Toolbox пакету MATLAB. Передача вхідних даних, що підготовлені у файлах з поширенням \*.xlsx, до системи MATLAB здійснювалась з використанням підключення через надбудови ExcelLink, що дозволяють сумісно працювати з двома пакетами.

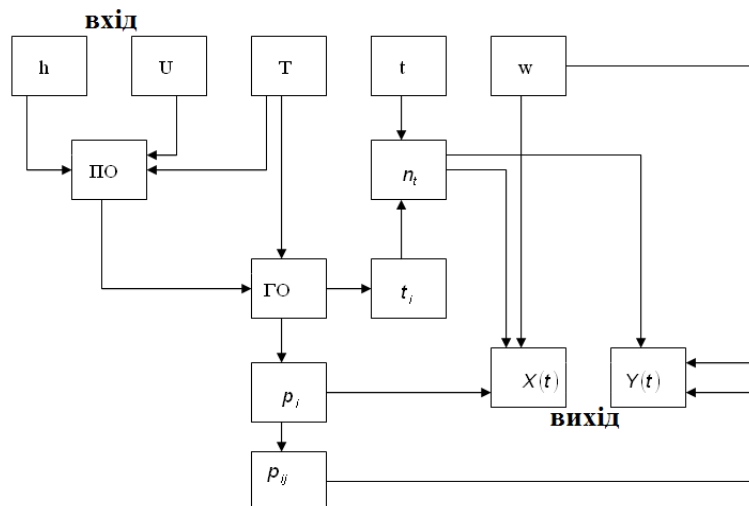


Рисунок 2.6 - Схема алгоритму обчислень вектору станів

Графічна візуалізація еліпсів розсіювання і поверхонь щільності ймовірностей реалізовано з використанням графічних команд візуалізації у вигляді каркасної (команда `mesh`) і суцільної (команда `surface`) поверхонь. Команда `meshgrid` використовується для перетворення області визначення векторів в матриці вузлів поверхні. Одна з отриманих поверхонь зображена на рис. 2.7.

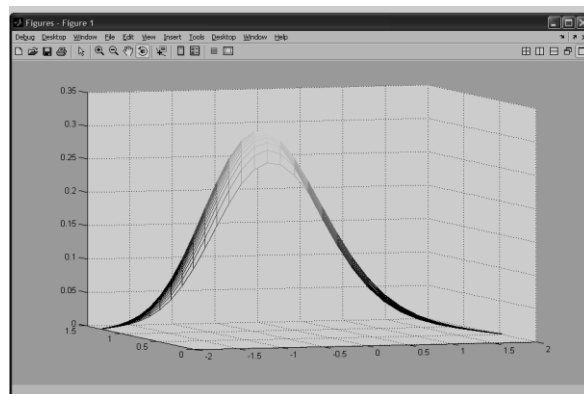


Рисунок 2.7 - Поверхня розподілу щільності ймовірності вектора інтелекту

Отже, отримано математичні моделі прогнозування параметрів вектору інтелекту та векторів стану для осіб та груп, що навчаються. Моделі дозволяють визначити довірчі ймовірності досягнення локальних та кінцевих цілей навчання як за однією навчальною дисципліною, так і для різних конфігурацій.

## 2.2 Схема синергетичного управління навчанням

Як відомо, до задач управління в загальному випадку відносяться цілепокладання, стабілізації, виконання програми, слідкування та оптимізації. Сукупність функцій управління, що виконується в системі при змінах середовища називають циклом управління. Виконуючи цикл за циклом, система наближується до сформульованої мети.

Процес навчання можна представити сукупністю уніфікованих циклічних дій щодо управління наступними елементами змісту педагогічної системи: навчальний елемент — навчальна дисципліна — компетенція — набір (система) компетенцій.

Розглянемо особливості управління щодо кожного рівня.

Управління процесом навчання НЕ (АСУ НЕ) здійснюється за уніфікованою схемою (рис. 2.8).

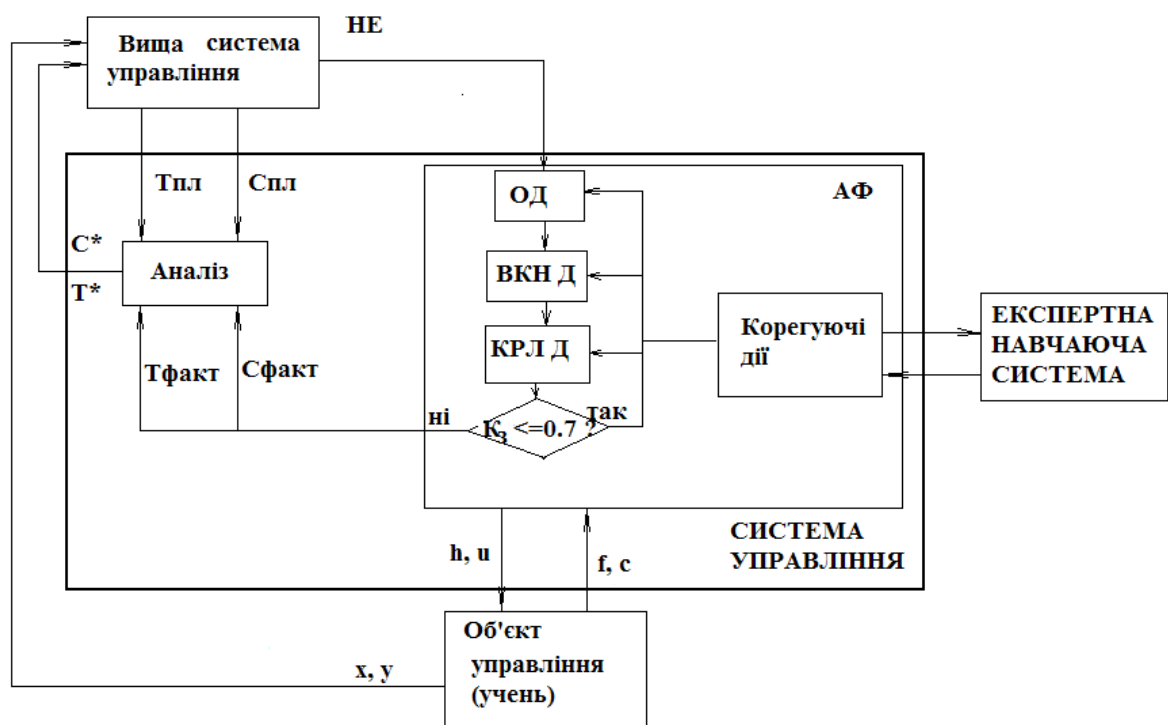


Рисунок 2.8 - Схема управління процесом навчання АСУ НЕ

Контроль за успішністю визначається згідно до діагностично заданого вектора цілі  $C$ :

$$C = \{N_{HE}, U, A, Y, K_3, K_H\}, \quad (2.40)$$

де  $N_{HE}$  - кількість навчальних елементів (НЕ);

$U$  - рівень засвоєння НЕ;

$A$  - показник ступеня абстракції НЕ;

$У$  - показник ступеня усвідомлення засвоєння НЕ;

$K_3$  - коефіцієнт засвоєння НЕ;

$K_H$  - коефіцієнт навички засвоєння НЕ.

Всі складові вектору цілі можуть бути надані у чисельному вигляді.

Згідно з дидактичними рекомендаціями ціль навчання може бути сформульована наступним чином: вивчити навчальні елементи (НЕ), що задані, на рівні засвоєння діяльності  $U$  з коефіцієнтом засвоєння  $K_3$ , ступенем абстракції  $A$ , коефіцієнтом навички  $K_H$  на рівні усвідомлення  $У$ . Таке формулювання цілі навчання називають діагностичним.

Розрізняють чотири рівня засвоєння діяльності  $U$  :

I. Знання – «знайомства». Якщо людина володіє знаннями I рівня, то вона може виконувати наступні розумові дії: упізнавати, розрізняти та класифікувати основні НЕ бази знань певної навчальної дисципліни.

II. Знання – «копії». Якщо людина може відтворювати елементи бази знань по пам'яті та на цій основі розв'язувати прості типові завдання (у 1 – 2 дії), то вважають, що вона володіє знаннями II рівня.

III. Знання – «вміння». В тому випадку, коли учень може розв'язувати завдання, що вимагають використання декількох типових методів, самостійно складає алгоритм розв'язання задачі та реалізує його, вважають, що це прояв знань III рівня.

IV. Знання – «трансформації». Вищим можливим рівнем засвоєнням є творче сприйняття інформації щодо певної діяльності (дослідницька та винахідницька діяльність). Таким чином,  $U \in \{1,2,3,4\}$ .

Коефіцієнт засвоєння  $K_3$  обчислюється за виразом:

$$K_3 = \frac{P_{оп}}{C_{од}}, \quad (2.41)$$

де  $P_{оп}$  - кількість суттєвих операцій діяльності, що виконані правильно при перевірці засвоєння;

$C_{од}$  - кількість запропонованих учневі суттєвих операцій діяльності.

Отже,  $0 \leq K_3 \leq 1$ .

Розрізняють надання НЕ особі, що навчається на чотирьох ступенях абстракції (А):

- I. Феноменологічний – опис НЕ природною мовою, тобто «описовий виклад».
- II. Якісна теорія - опис у термінах та символах відповідної науки.
- III. Кількісна теорія - опис за допомогою математичних моделей науки.
- IV. Аксиоматична теорія – системний, узагальнений опис на сучасному рівні знань науки.

Коефіцієнт навички обчислюється за виразом:

$$K_H = \frac{T_B}{T_V}, \quad (2.42)$$

де  $T_B$  - час, який є необхідним для спеціаліста (викладача) для виконання певної діяльності;

$T_V$  - час, який потрібен для виконання цієї ж діяльності учневі.

Рівень усвідомленості (У) – це засіб аргументації при виконанні певної дії. Розрізняють чотири рівня усвідомленості:

*нульовий* - дію виконано за вивченим правилом або алгоритму без спроможності учня аргументувати його вибір та обґрунтувати наукові основи;

*перший* (предметний) – вибір засобу дії аргументується закономірностями, правилами й поняттями, що належать до навчальної дисципліни;

*другий* (міжпредметний) – учень сприймає окремі дисципліни навчального плану як різні сторони одного й того самого об'єкту. В аргументації учень спирається на низку суміжних дисциплін та алгоритми, що надаються ними для діяльності;

*третій* (системний) – учень аналізує об'єкти, процеси, явища методами системного аналізу. Отже,  $Y \in \{0, 1, 2, 3\}$ .

За таким засобом формалізації навчання можна визначити дві основні структури об'єкту управління. В структурі об'єкту управління «один викладач – декілька учнів» викладач здійснює функції вимірювання (ВМ) результатів навчання кожного учня, порівнює із завданням  $C$ , приймає рішення щодо необхідного управляючого впливу (УВ) та здійснює його, тобто виконує (ВКН). В такій системі автоматизація процесів управління сприяє усуванню інформаційного перевантаження викладача. Функції автоматизованої системи управління в цьому випадку наступні:

а) отримання вхідної інформації від вищої АСУ (управління навчанням навчальній дисципліні) – ідентифікатор НЕ (назва або шифр), вектор діагностично заданої цілі  $C$ , час вивчення НЕ;

б) отримання вхідної інформації від моделі учня – значення параметрів вектору інтелекту:  $f$  - коефіцієнта забування та  $c$  - коефіцієнту умовиводу;

в) забезпечення виконання навчальних дій за обраним сценарієм, до обов'язкових етапів якого належать орієнтовні дії (ОД), виконавча діяльність (ВКН Д), контрольний етап (КРЛ Д), дії щодо корегування;

г) виконання допоміжних обчислень щодо успішності досягнення мети - формування вектору  $C_{\text{факт}}$  та передача цих параметрів до моделі учня;

д) передача до вищої АСУ інформації щодо вектора стану ( $x$  – відносний об'єм накопичених знань;  $y$  - відносний об'єм накопичених вмій).

Отже, управління процесом навчання НЕ визначає розподіл часу навчання  $t_n$ , який в загальному випадку, на основі теорії поетапного формування знань та вмій можна надати у наступному вигляді:

$$t_n = \{t_{\text{ОД}}, t_{\text{ВКНД}}, t_{\text{КРЛД}}, t_{\text{КОРД}}\}, \quad (2.43)$$

де  $t_n$  - час навчання одному навчальному елементові;

$t_{\text{ОД}}$  - час виконання орієнтуючих дій;

$t_{ВКНД}$  - час виконання виконуючих дій;

$t_{КРЛД}$  - час виконання контролюючих дій ;

$t_{КОРД}$  - час виконання корегуючих дій.

До особливості вхідних, вихідних та параметрів, що управляються, можна віднести їх слабку формалізацію, відсутність засобів точного вимірювання, евристичний характер взаємозв'язків між досягненнями учнів та дій щодо розподілу часу. Тому найбільш ефективним засобом управління такою схемою є нейро-нечітке управління, переваги якого розглянуто у розділі 1. Автоматизація управління процесом навчання НЕ за рахунок використання інтелектуалізації спрямована на отримання індивідуалізованого розподілу часу, врахування особливостей вектору інтелекту учня, тобто покращення якості управлінських рішень не спричиняючи при цьому перевантаження викладача.

Блок управління цим процесом є складовою частиною усіх інших рівнів навчання. Найбільша ефективність може бути досягнута за умов зв'язку із ЕНС, висновком якої є рекомендації щодо корегування.

*Управління навчанням навчальної дисципліни* реалізується блоком АСУ НД. Цей блок відрізняється від попереднього тим, що містить процедури визначення припустимих послідовностей вивчення НЕ, оптимізації вибору наступного навчального елемента на основі врахування логічних взаємозв'язків, обмежень за часом (рис. 2.9).

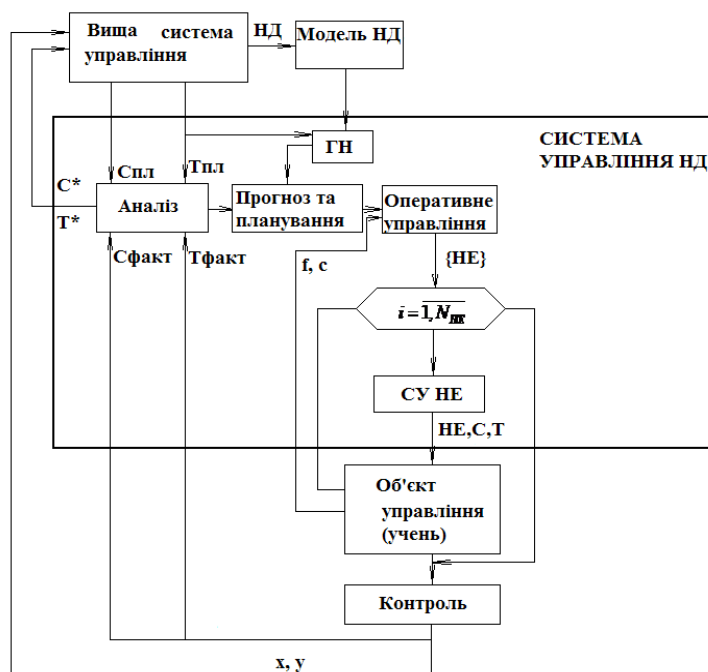


Рисунок 2.9 - Схема управління процесом навчання АСУ НД

До основних функцій системи управління навчанням навчальної дисципліни (АСУ НД) належать наступні:

а) отримання вхідної інформації від вищої АСУ (управління навчанням компетенції) – логічної структури НД: перелік HE із вектором діагностично заданої цілі  $C$ , час вивчення НД;

б) визначення послідовності (в загальному випадку декількох послідовностей) HE, вивчення яких становить загальну мету вивчення НД;

в) прогнозування досяжності мети за відведений час конкретним учнем на основі його характеристик засвоєння матеріалу;

г) планування послідовності HE на основі врахування обмеженості ресурсів (наприклад, часу);

д) підтримка процесу оперативного управління, як циклічного процесу послідовного виклику АСУ HE;

е) виконання контролю щодо успішності досягнення мети - формування вектору  $C_{факт}$ , реального часу навчання  $T_{факт}$  та передача цих параметрів до блоку аналізу;



є) передача до вищої системи інформації щодо вектора стану ( $x$  – відносний об’єм накопичених знань;  $y$  – відносний об’єм накопичених вмій);

ж) визначення розходження між плановими та фактичними показниками процесу:

Крім особливостей процесу управління НЕ до особливостей управління НД слід віднести процедури прогнозування та планування, які доцільно здійснювати на основі використання засобів інтелектуального управління.

$$C^* = \frac{C_{пл} - C_{факт}}{C_{пл}}; T^* = \frac{T_{пл} - T_{факт}}{T_{пл}}. \quad (2.44)$$

Основою для прийняття рішень щодо формування оптимальної послідовності НЕ є інформація, що отримана у експертів-викладачів. Ця інформація є нечіткою, характеризує ступінь логічного взаємозв’язку між НЕ. Тому процедури прогнозу та планування потребують застосування інтелектуальних компонент перетворювачів інформації.

*Управління процесом формування компетенції* є по відношенню до попередньо розглянутої АСУ НД – вищою системою. Структурно-функціональна схема управління процесом формування компетенції АСУ КМП (рис. 2.10) містить виклик підлеглих АСУ НД тих дисциплін, вивчення яких призводить до формування певної компетенції. Особливістю даної схеми є взаємозв’язок між системою міжпредметних зв’язків та моделлю компетенції, що здійснює відповідний інтелектуальний перетворювач на основі нейро-нечіткої кластеризації.

Основні функції, що виконує АСУ КМП, є наступні:

- а) отримання від вищої системи управління ідентифікатора компетенції, що формується;
- б) визначення на основі моделі компетенцій ідентифікаторів відповідних навчальних дисциплін, цілей, термінів навчання;

в) визначення найбільш доцільних міжпредметних зв'язків для формування певної компетенції, передача до графу навчання значення коефіцієнта інтеграції  $K_{int}$ ;

г) прогнозування досяжності компетенції за визначений час;

д) планування векторів цілей та часу навчання за кожною навчальною дисципліною, їх корегування на основі використання міжпредметних зв'язків та перерозподіл;

е) формування індивідуальної послідовності НЕ на основі врахування вектору інтелекту моделі учня;

є) виклик підлеглих систем АСУ НД для кожної з зазначених навчальних дисциплін;

ж) здійснення регулювання ступенем взаємозв'язків під час формування індивідуальної траєкторії навчання;

з) контроль сформованості певної компетенції, визначення фактичних показників часу, досягнення мети, вектору стану  $(x, y)$ .

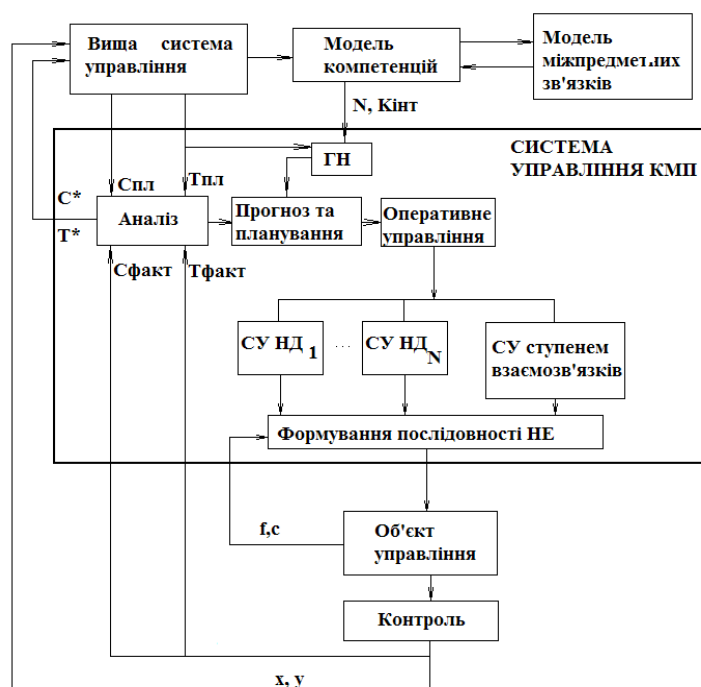


Рисунок 2.10 - Схема управління процесом формування компетенції АСУ КМП

Управління процесом формування системи компетенцій (СКМП) здійснюється на основі послідовності викликів підлеглих систем управління

АСУ КМП з використанням інтелектуального перетворювача, який для кожного кванту часу формує оптимальну з точки зору врахування параметрів вектору інтелекту вказівку щодо формування певної компетенції. Таким чином, система управління формуванням системи компетенцій (АСУ СКМП) здійснює перетворення вхідної інформації щодо цілі, часу навчання в інформацію щодо оптимізації вибору системи АСУ КМП, тобто працює як перемикач (рис. 2.11).

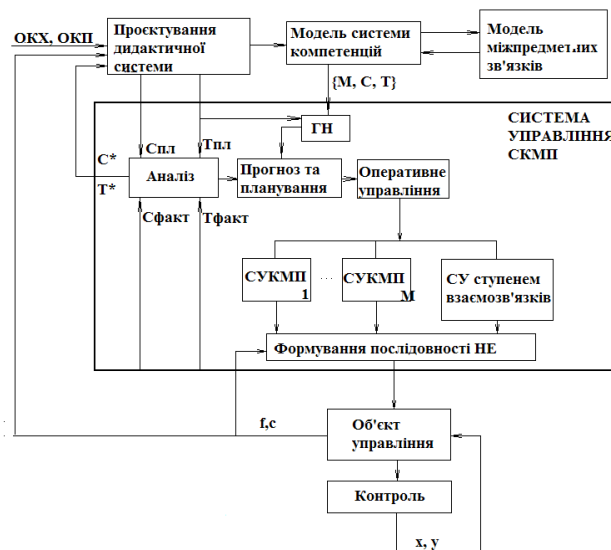


Рисунок 2.11 - Управління процесом формування АСУ СКМП

АСУ СКМП виконує наступні основні функції, що визначають її структуру:

- визначення вимог до дидактичної системи, що проєктується для формування системи компетенцій згідно до ОКХ, ОКП;
- формування змісту для реалізації процесу формування набору компетенцій  $\{M\}$ ;
- визначення системи міжпредметних зв'язків, які за розсудом експертів є найбільш доцільними при формуванні певних компетенцій;
- виклик підпорядкованих систем АСУ КМП та системи управління ступенем взаємозв'язку;
- формування індивідуальної послідовності НЕ;

е) оптимізація індивідуалізованого розподілу часу на вивчення взаємопов'язаних навчальних дисциплін, що формують компетенції;

є) передача до надсистеми (по сутності – зовнішньому середовищу, яке формує вимоги до системи компетенцій) результат розходження з діагностично поставленою ціллю навчання та часом навчання.

Таким чином, реалізація управління всім цілісним процесом навчання, як процесом що управляється, здійснюється на основі вкладеної структури викликів підлеглих систем управління, що реалізують навчання згідно ієрархії об'єктів навчання. Детальний опис кожної з систем, особливості вхідних та вихідних даних кожної з них, дозволяють зробити наступні висновки щодо доцільності автоматизації основних процедур та розробки інструментарію для їх автоматизації.

### **2.3 Структурно-параметрична модель навчальної дисципліни**

Модель синергетичного управління, визначає необхідність у формуванні графа навчання, тобто послідовності НЕ, врахування знань експертів–викладачів відповідної навчальної дисципліни щодо системи доцільних взаємозв'язків між НЕ. Саме структурна модель навчального матеріалу є основою управління, бо відповідь на дидактичне питання «чому навчати?» є визначною для відповіді «як навчати?».

Основу інформаційних освітніх систем складають моделі предметних галузей. Існує багато підходів до їх створення, процес формування загальних підходів знаходиться на експериментальному етапі. Однак, аналіз існуючих підходів відображає загальну тенденцію до створення ієрархічних моделей, елементами якої є відповідні навчальні елементи (НЕ).

Верхній ступінь ієрархії являє собою курс, нижня – окреме поняття теми. Для засвоєння понять курсу необхідно включити до структури понять як теоретичний матеріал (ТМ), так і матеріал для його практичного засвоєння (задачі, вправи, лабораторні дослідження та ін.) - ПМ. Принцип уніфікованості

навчального елементу висуває до найбільш значущого останній рівень ієрархії – окреме поняття теми.

$$\langle \text{HE} \rangle :: \langle \text{TM} \rangle \mid \langle \text{PM} \rangle$$

З точки зору урахування міжпредметних зв'язків опишемо загальну структуру відповідних навчальних елементів монопредметного курсу:

$$\langle \text{TM} \rangle :: \langle \text{OM} \rangle \langle \text{DM} \rangle, \langle \text{PM} \rangle :: \langle \text{OM} \rangle \langle \text{DM} \rangle,$$

де OM – основний матеріал відповідного навчального елементу;

DM – допоміжний (міжпредметний) матеріал з іншого монопредметного курсу, що є зовнішнім по відношенню до OM.

В структурі навчального курсу одним з основних відношень є «частина - ціле», яке можна описати теоретико-множинною операцією об'єднання  $N = \bigcup_{i \in I} N_i$ , де  $i$  – пробігає індексну множину  $I$ , що уявляє собою сукупністю частин  $N_i$  в ціле -  $N$ .

За багатократним вкладенням операцій об'єднання структурну модель монопредметного курсу зручно надати у вигляді графу  $L = (X, U, P)$ , в якому множина вершин  $X \neq \emptyset$  та ребер  $U$ ,  $U \cap X \neq \emptyset$ , відображають структуру об'єднання, а інцидентор  $P$  буде визначать впорядкування трійок елементів  $x, y, u$ ,  $x, y \in X, u \in U$ . Для дерева (рис. 2.12)  $\forall u \exists x, y \{ P(x, y, u) \wedge \forall x', y', [P(x', u, y') \Rightarrow (x = x', y = y')] \}$ ;  $\exists x, y \{ x \neq y \wedge P(x, y, u) \wedge \neg P(y, u, x) \}$ .

Інцидентність дуг  $u$  вершині  $x$  визначається двомісними предикатами:

а) Для дуги  $u$ , що сходиться з вершини  $x$ :  $I^+(x, u) \Leftrightarrow I_i^+(x, u) \Leftrightarrow \exists z P(x, u, z)$

;

б) Для дуги, що входить у вершину  $x$ :  $I^-(x, u) \Leftrightarrow I_i^-(x, u) \Leftrightarrow \exists z P(z, u, x)$ .

Ребра  $u$  та  $v$  є суміжними, якщо існує хоча б одна вершина  $x$ , яка інцидентна їм обом:  $k(u, v) \Leftrightarrow \exists x [I(x, u) \wedge I(x, v)]$ .

Граф, що розглянуто, є основою для побудови інформаційної моделі структури монопредметного курсу. Структурний опис – це ієрархічна система «навчальна дисципліна – розділ (підрозділ, тема, модуль) - HE». Але

структурний опис не є вичерпним, так як параметри навчальних елементів є різними. Тому виникає необхідність поряд із структурним у параметричному опису моделі.

При параметричному наповненні моделей необхідно відобразити можливі і доцільні взаємозв'язки між НЕ, що утворюють зміст навчання.

*Структурна модель* монопредметної навчальної дисципліни складається з послідовності уніфікованих навчальних блоків, що забезпечують зв'язок логічного викладання матеріалу. Граф навчання утворюється з навчальних блоків за певними правилами.

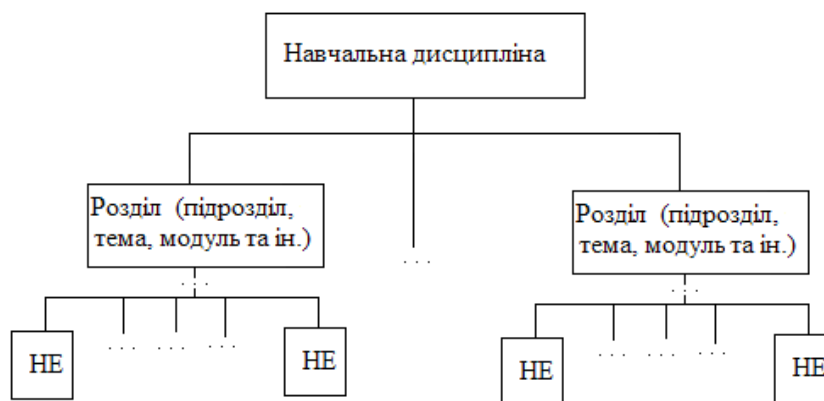


Рисунок 2.12 - Структура монопредметної навчальної дисципліни

В процесі формування послідовності навчання перед усе повинні бути врахованими логічні зв'язки між НЕ. Вхідною інформацією для блока управління вивченням НД є множина НЕ із відповідними параметрами, що характеризують досягнення цілі. Одним з шляхів підвищення адаптації навчального матеріалу до потреб особи, що навчається, є формування індивідуальної послідовності НЕ. Цілеустримленість визначається на основі управління ступенем взаємозв'язків.

Розглянемо формальний опис параметричної складової моделі НД. Нехай задана скінченна множина НЕ  $LE = \{l_i\}, i = \overline{1, N_{HE}}$ , нечітке відношення  $\mu_{R_{LE}} : LE \times LE \rightarrow M$ , яке відображає суб'єктивну міру експерта-викладача щодо взаємозв'язку між двома НЕ та задається функцією належності.  $M$  - лінгвістична змінна, за допомогою якої експерти мають можливість оцінити

ступінь взаємозв'язку між НЕ засобами природної мови. Нечіткі множини  $A_1, A_2, A_3, A_4, A_5$  відповідають нечітким змінним  $\alpha_1 =$  «відсутній»,  $\alpha_2 =$  «слабкий»,  $\alpha_3 =$  «середній»,  $\alpha_4 =$  «високий»,  $\alpha_5 =$  «дуже високий». Графіки функцій належності нечітких множин, що відповідають нечітким змінним для лінгвістичної змінної  $T$  - «ступінь взаємозв'язку» наведено на рис. 2.13. Множина термів  $T(M)$  лінгвістичних значень  $M$  наступна:

$$T = \{ \text{відсутній, слабкий, середній, високий, дуже високий} \}.$$

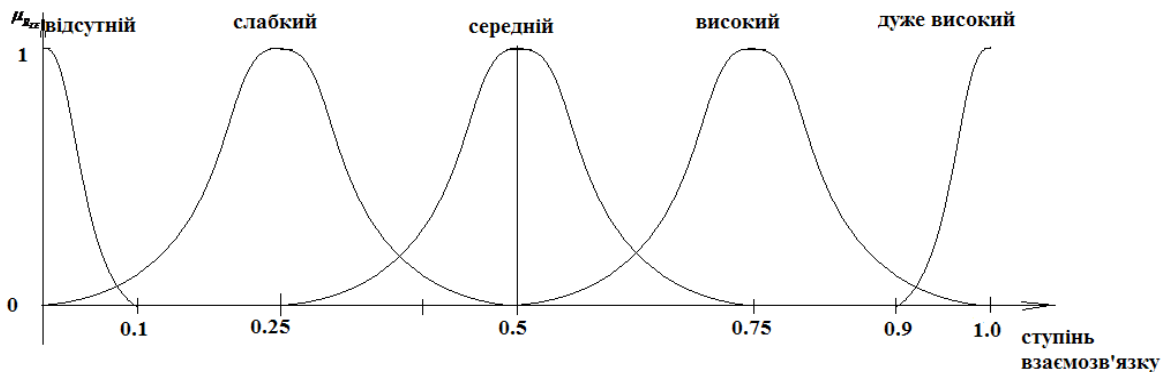


Рисунок 2.13 - Значення нечітких множин та їх функції належностей

Використання НМ обумовлюється відсутністю точного вимірювання показника ступеня взаємозв'язку та суб'єктивним характером його отримання.

Функції належностей (рис. 2.13) аналітично мають опис S-, Z- та П-образних сплайн-функцій наступним чином:

$\alpha_1$  - «відсутній» на основі Z-образної функції:

$$f_z(x; a, b) = \begin{cases} 1, & \text{якщо } x < a, \\ \frac{1}{2} + \frac{1}{2} \cos\left(\frac{x-a}{b-a} \pi\right), & \text{якщо } a \leq x \leq b, \\ 0, & \text{якщо } x > b, \end{cases} \quad (2.45)$$

де  $a = 0, b = 0,1$ ;

$\alpha_5$  - «дуже високий» на основі S-образної функції:

$$f_s(x; a, b) = \begin{cases} 0, & \text{якщо } x < a, \\ \frac{1}{2} + \frac{1}{2} \cos\left(\frac{x-b}{b-a} \pi\right), & \text{якщо } a \leq x \leq b, \\ 1, & \text{якщо } x > b, \end{cases} \quad (2.46)$$

де  $a = 0,9$ ,  $b = 1,0$ ;

$\alpha_2$  - «слабкий»,  $\alpha_3$  - «середній»,  $\alpha_4$  - «високий» - на основі П-образної функції:

$$f_n(x; a, b, c, d) = f_s(x; a, b) \cdot f_z(x; c, d), \quad (2.47)$$

де значення параметрів  $a, b, c, d$ , що отримані на основі евристичних міркувань, зведено у таблицю 2.2.

Таблиця 2.2

Значення параметрів функцій належності

	$a$	$b$	$c$	$d$
$\alpha_2$	0	0,25	0,25	0,5
$\alpha_3$	0,25	0,5	0,5	0,75
$\alpha_4$	0,5	0,75	0,75	1,0

Окрім нечітко заданого ступеня взаємозв'язків необхідно врахувати напрям зв'язку за допомогою відповідного знаку. Таким чином, елементи матриці інцидентій нечіткого графа  $G(LE, R_{LE})$  утворюються за наступною формулою:

$$a_{ij} = \begin{cases} -\mu_{R_{LE}}, & \text{якщо } i > j \text{ у відношенні } A_i A_j, \\ 0, & \text{якщо дуга } A_i A_j \text{ не існує, або якщо } i = j, \\ \mu_{R_{LE}}, & \text{якщо } i < j \text{ у відношенні } A_i A_j. \end{cases} \quad (2.48)$$

Усі вершини нечіткого графа  $G(LE, R_{LE})$  розподіляються на чотири типа вершин в залежності від їх ролі в створенні структури навчальної дисципліни: базові, транзитні, кінцеві (цільові), автономні. З формальної точки зору умови ідентифікації можуть бути записані наступним чином:

$$S_1 > 0; S_2 = 0; S_3 > 0 \quad (2.49)$$



$$S_1 > 0; S_2 > 0; S_3 \geq 0 \quad (2.50)$$

$$S_1 > 0; S_2 = 0; S_3 = 1 \quad (2.51)$$

$$S_1 = 0; S_2 = 0; S_3 > 0, \quad (2.52)$$

де  $S_i$ ,  $i = 1, 2, 3$  - кількість вершин, що визначається відповідно за такими формулами:

$$S_1 = \sum_{j>i} \text{count}(a_{ij}), \quad (2.53)$$

$$S_2 = \sum_{i>j} \text{count}(a_{ij}), \quad (2.54)$$

$$S_3 = \sum_{i=j} \text{count}(a_{ij}), \quad (2.55)$$

де *count* - функція, що визначає кількість вершин,

Графічна інтерпретація відмінності вказаних видів вершин показано на рис. 2.23.

Утворення послідовностей НЕ таким чином зводиться до процедури формування навчальних логічних блоків, початок яких є множиною базових вершин, кінець послідовності містить кінцеві вершини, між ними, в загальному випадку, може бути множина транзитних вершин, припустимо додавання автономних вершин при наявності додаткового навчального часу. Навчальні логічні блоки (НЛБ) є наслідком застосування логічного виведення, повинні характеризуватися повною виводимістю.

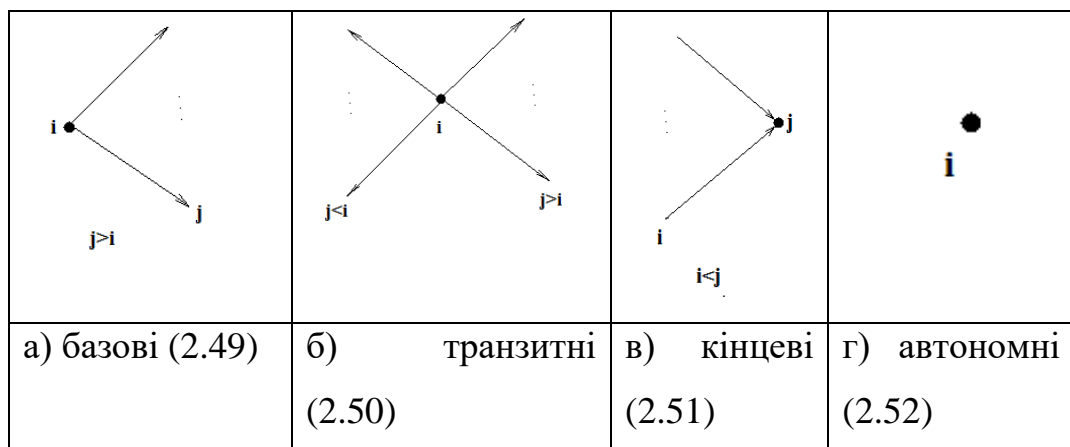


Рисунок 2.14 - Види вершин нечіткого графу

Ця проблема обумовлює необхідність визначення методу визначення істинності висновку в нечіткому правилі продукції. Відомими є, наприклад, наступні методи визначення функції належності результату композиції нечітких відношень: max-min-композиція або нечітка згортка, max-prod-композиція, min-max-композиція, max-max-композиція та ін. Однак, найбільш частіше використовуються методи max-min-композиції.

За аналогією із звичайними продукційними системами важливим компонентом системи нечітких продукцій є схема виведення висновку. Так, прямий метод виведення реалізується шляхом перетворень окремих фактів проблемної галузі у конкретні значення функцій належності умов нечітких продукцій.

Отже, застосування прямого логічного виведення в системі нечітких продукцій, за допомогою яких представимо факти про доцільність зв'язків, дозволять отримати логічно виведену послідовність НЕ із зазначенням функції належності взаємозв'язку між базовим і кінцевим НЕ, або у разі відсутності логічного виведення – припинення процесу, звертання до ОПР (особи, що приймає рішення) для розв'язання протиріччя

В якості основи реалізації нечіткого логічного виведення обрано нечіткий алгоритм Ларсена, в якому нечітка імплікація моделюється з використанням оператора множення. Алгоритм складається з трьох основних кроків:

1. Введення нечіткості за алгоритмом Мамдані, тобто знаходження ступеня істинності для передумов кожного правила:  $A_1(x_0)$ ,  $A_2(x_0)$ ,  $B_1(y_0)$ ,  $B_2(y_0)$ .

2. Логічний висновок. Знаходження рівнів «відсічення» для передумов кожного з правил з використанням операції логічного множення (min):

$$\begin{aligned}\alpha_1 &= A_1(x_0) \wedge B_1(y_0); \\ \alpha_2 &= A_2(x_0) \wedge B_2(y_0).\end{aligned}\tag{2.56}$$

Потім визначення часткових вихідних нечітких підмножин:  $\alpha_1 C_1(z)$ ,  $\alpha_2 C_2(z)$ .

3. Знаходження результуючої нечіткої підмножини з функцією належності

$$\mu_{\Sigma}(z) = C(z) = (\alpha_1 C_1(z)) \vee (\alpha_2 C_2(z)). \quad (2.57)$$

В загальному випадку для  $n$  правил:  $\mu_{\Sigma}(z) = C(z) = \bigvee_{i=1}^n (\alpha_i C_i(z))$ .

4. Знаходження чіткого значення.

Набір правил призначений для формування можливих послідовностей НЕ за наступною структурою: базові НЕ, транзитні, кінцеві. Автономні НЕ можуть бути приєднаними за умов наявності ресурсів (часу) за розсудом викладача в ручному режимі.

З метою уніфікованого опису та подальшого об'єднання (згідно до принципу збільшення дидактичних одиниць), введемо поняття **навчального блоку**. Як свідчать численні педагогічні дослідження, процес вивчення взаємозв'язаних понять має значні переваги, серед яких, перед усім, зазначимо скорочення часу навчання за рахунок зберігання у пам'яті необхідних знань та формування цілісного сприйняття навчальної інформації учнем.

В загальному випадку, під навчальним блоком можна розуміти будь-які структурні угруповання: теми, модулі, розділи, підрозділи та ін.

*Визначення.* Навчальним блоком (НБ) назвемо нечіткий спрямований граф, що має одну з трьох типів вершин (базові, транзитні або кінцеві), кожна з яких може бути виведеною з базової, або є базовою. Формально, навчальний блок можна визначити наступним чином:

$$NB = \{B_i, TR_{jk}, C_l\}, \quad (2.58)$$

де  $NB$  - навчальний блок;

$B_i$  - базовий НЕ;  $i$  - номер базового НЕ;

$TR_{jk}$  - транзитний НЕ;  $j$  - номер шару;  $k$  - номер транзитного НЕ  $j$ ;

$C_l$  - цільовий НЕ;  $l$  - номер цільового НЕ.

Наступним етапом формування доцільної послідовності НЕ є визначення порядку вивчення НЕ в межах кожної з груп. Формалізувати цей процес можна на основі припущення про те, що зменшення терміну між часом вивчення НЕ, пов'язаних більшим ступенем взаємозв'язку сприяє більш ефективному процесу навчання з урахуванням особистих характеристик пам'яті.

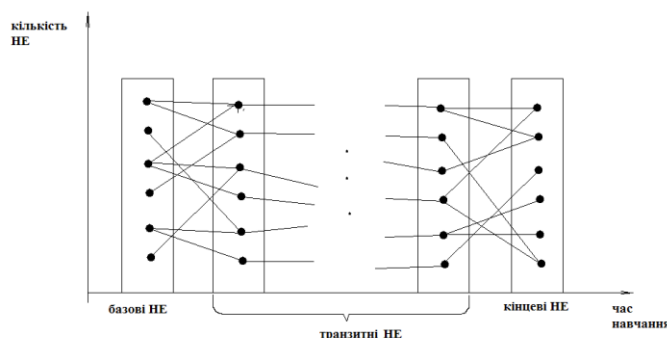


Рисунок 2.15 - Схема формування логічно-пов'язаних навчальних блоків

Визначення ступня взаємозв'язку НБ можна визначити на основі застосування операції композиції нечітких відношень. Якщо аналіз нечіткого графу  $G(LE, R_{LE})$  на основі формул (2.45) – (2.52) привів до розбиття множини  $LE$  таким чином, що

$$LE = LE_B \cup LE_T \cup LE_K \cup LE_A, \quad (2.59)$$

де  $LE_B$  - множина базових вершин;

$LE_T$  - множина транзитних вершин;

$LE_K$  - множина кінцевих вершин;

$LE_A$  - множина автономних вершин,

то розглянемо нечіткі відношення  $R_{BT} : LE_B \times LE_T \rightarrow [0,1]$  між базовими та транзитними вершинами,  $R_{TK} : LE_T \times LE_K \rightarrow [0,1]$  - між транзитними та кінцевими вершинами. Тоді на основі застосування (max-min)-композиції отримуємо вираз для знаходження нечіткого відношення  $R_{BK} : LE_B \times LE_K \rightarrow [0,1]$  - між базовими та кінцевими вершинами:

$$\mu_{R_{BT} \circ R_{TK}}(l_B, l_K) = \max_{l_T} \min \{ \mu_{R_{BT}}(l_B, l_T), \mu_{R_{TK}}(l_T, l_K) \}, \quad (2.60)$$

де  $l_B, l_T, l_K$  - відповідні вершини з множин базових, транзитних та кінцевих.

З огляду на те, що множина транзитних вершин  $LE_T$ , в свою чергу, має подібну структуру з трьох шарів, утворюючи наступні підмножини:  $LE_{T_1}$  - підмножина транзитних вершин, які з'єднані безпосередньо із базовими;  $LE_{T_2}$  - підмножина транзитних вершин, що мають вхідні та вихідні зв'язки тільки із транзитними;  $LE_{T_3}$  - підмножина транзитних вершин, що мають зв'язок безпосередньо із кінцевими. Таким чином:

$$LE_T = LE_{T_1} \cup LE_{T_2} \cup LE_{T_3}. \quad (2.61)$$

Тоді, на основі відповідних нечітких відношень між вершинами транзитних шарів  $R_{12} : LE_{T_1} \times LE_{T_2}$ ;  $R_{23} : LE_{T_2} \times LE_{T_3}$ ;  $R_{13} : LE_{T_1} \times LE_{T_3}$ , отримуємо аналогічно (2.60):

$$\mu_{R_{12} \circ R_{23}}(l_{T_1}, l_{T_3}) = \max_{l_{T_2}} \min \{ \mu_{R_{12}}(l_{T_1}, l_{T_2}), \mu_{R_{23}}(l_{T_2}, l_{T_3}) \}, \quad (2.62)$$

Візуалізація композиційних перетворень на основі формул (2.60), (2.62) наведено на рис. 2.16, де показано сутність «склеювання» вершин транзитних шарів.

На основі послідовного здійснення операцій нечіткої композиції над утвореними підмножинами нечіткого графу HE, отримаємо структурно-параметричну модель монопредметної навчальної дисципліни.

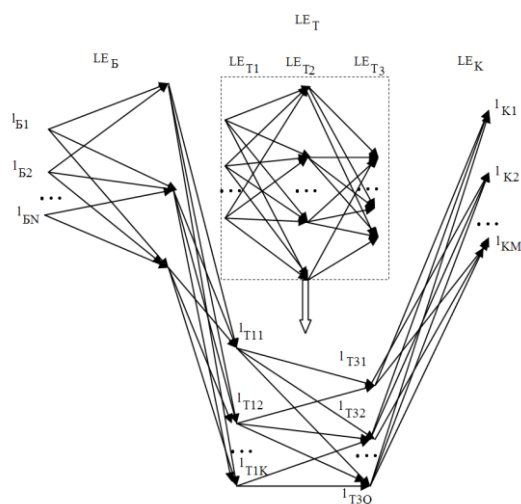


Рисунок 2.16 - Схема нечітких композиційних перетворень

Однак, в умовах поглиблення інтеграційних тенденцій необхідно при формуванні ГН врахувати доцільні МПЗ. Тому розглянемо також структурно-параметричну модель системи міжпредметних зв'язків.

#### 2.4. Структурно-параметрична модель системи міжпредметних зв'язків

Процес планування та реалізації міжпредметних зв'язків (МПЗ), як дидактично обумовлений процес, пов'язаний із створенням дидактичної моделі МПЗ в навчальній темі. Для цього необхідно провести два структурно-логічних аналізи змісту навчальних дисциплін: внутрішній та зовнішній. Внутрішній – це структурно-логічний аналіз змісту теми, що вивчається, на предмет виявлення її ведучих положень та основних зв'язкоутворюючих елементів. Зовнішній – це структурно-логічний аналіз змісту тем інших навчальних дисциплін з метою визначення ступеня перекриття їх змісту із змістом теми, що вивчається, та знаходження «опірних» міжпредметних знань, які необхідно використати, щоб науково та всебічно розглянути ведучі положення певної теми основної навчальної дисципліни.

Здійснення цих двох етапів є задачею погано формалізованою, функціонально пов'язано із двома процесами – змістовним аналізом

структури теми з боку викладача та виконання певних інформаційних перетворень, які значною мірою можуть бути автоматизовані за умов розробки відповідних моделей та методів їх обробки. Крім того, слід зазначити, що внутрішній структурно-логічний аналіз фактично може бути здійсненим на основі структурно-параметричного опису навчальної дисципліни за відповідними рівнями ієрархії. Зовнішній аналіз – за сутністю співпадає з процесом формування структурно-параметричної моделі міжпредметних зв'язків. Дидактично обумовлено, що найбільш ефективним є використання МПЗ саме системно, тобто планомірно на протязі всього процесу навчання, а не випадково. Тому в подальшому будемо вживати поняття саме системи (СМПЗ).

Отже, вхідними даними для створення моделі СМПЗ є результати, що отримано внаслідок обробки моделі монопредметної навчальної дисципліни. Таким чином, маємо за кожним рівнем ієрархії структури НД впорядковану за ступенем логічних взаємозв'язків послідовність навчальних об'єктів. Розглянемо загальний вигляд початкових даних для створення моделі СМПЗ для рівня навчальної теми. Початкові данні становлять послідовність навчальних об'єктів двох дисциплін -  $LE1$  та  $LE2$ , тобто:  $LE1 = \{l_1\}, i = 1 \text{K } m$ ;  $LE2 = \{l_1\}, j = 1 \text{K } n$ . Слід зауважити, що  $LE1$  - множина навчальних об'єктів основної НД,  $LE2$  - допоміжної НД. Такий розподіл функцій між НД є відносним, дійсний в межах організації МПЗ.

Заповнення таблиці здійснюється експертом-викладачем, є відображенням його суб'єктивних міркувань щодо необхідності відображення взаємозв'язків між двома НЕ, що належать різним НД. Таким чином формується нечітке відношення  $R1R2 = \{ \langle l_1, l_2 \rangle; \mu_{R1R2} \langle l_1, l_2 \rangle \}$ , де функція належності  $\mu_{R1R2}$  бінарного нечіткого відношення кількісно виражає ступінь впевненості експерту в наявності зв'язку між НЕ, що розглядаються. Нечітке відношення  $LE1 R LE2$  задає нечіткий дводольний граф (рис. 2.17).

Сформована таблиця є результатом впорядкування НЕ кожної з НД, що визначає послідовність стовпчиків та рядків таблиці (результат внутрішнього аналізу), та заповнення експертами-викладачами значень функції належності

$$\mu_{R1R2}.$$

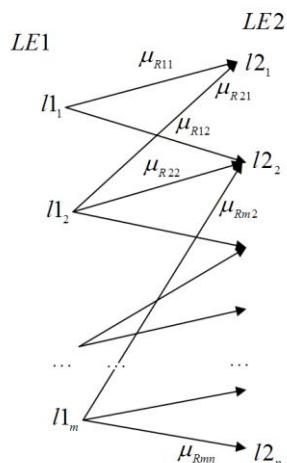


Рисунок 2.17 - Схема нечіткого орграфу відношення  $LE1 R LE2$

Подальший аналіз спрямовано на вирішення двох наступних дидактично обумовлених задач зовнішнього аналізу – визначення ступеня «перекриття» НЕ з НД; знаходження опірних міжпредметних знань.

Для визначення характеристики ступеня «перекриття», що використовується в дидактиці, в подальшому будемо застосовувати коефіцієнт інтегрування НД  $k_{int}$ . За сутністю цей коефіцієнт можна визначити на основі локальних ступенів вершин нечіткого орграфу. Однак, з дидактичних позицій, при кількісному визначенні показника інтеграції необхідно врахувати не тільки кількість взаємозв'язків, але й коефіцієнт рівномірності, відстань від головної діагоналі. У зв'язку із нечіткістю даних, якими зручно оперувати викладачеві, та нечітким характером розсудів, що становлять набір правил логічного виведення щодо визначення показника інтеграції, в якості математичного апарату застосуємо нечітку логіку. В якості вхідних та вихідних даних застосуємо точні кількісні показники, тому система нечіткого виводу містить фазифікатор на вході та дефазифікатор на виході.



Найбільш відомими є наступні моделі нечіткого виведення: Мамдані, Сугено, Ларсена, Цукамото. Вибір конкретної моделі остаточно залежить від характеру прикладної задачі. Для задачі формалізації визначення показника інтеграції навчального матеріалу суттєвими є наступні моменти:

а) визначення всіх критеріїв здійснюється в єдиному діапазоні, тобто не потребує процедури масштабування, отже не має необхідності у застосуванні моделі Ларсена;

б) всі функції належності є однорідними. Тому не має необхідності застосовувати модель Цукамото;

в) результатом висновку є проста нечітка множина, визначення якої не пов'язано із обчисленням функціоналів. Тобто, не має необхідності в застосуванні моделі Сугено.

Таким чином, розсудом від протилежного, оберемо в якості основної моделі алгоритм нечіткого виведення Мамдані.

Математичний опис взаємозв'язку між вхідними  $X = (x_1, x_2, \dots, x_n)$  та вихідними  $Y$  даними визначається базою правил наступного формату:

$$\begin{aligned}
 & (x_1 = a_{1,j_1}) \text{ И } (x_2 = a_{2,j_1}) \text{ И } \dots \text{ И } (x_n = a_{n,j_1}) \text{ ИЛИ} \\
 & (x_1 = a_{1,j_2}) \text{ И } (x_2 = a_{2,j_2}) \text{ И } \dots \text{ И } (x_n = a_{n,j_2}) \text{ ИЛИ} \\
 & \text{ЕСЛИ } \dots \text{ ТО } y = d_j, j = \overline{1, m},
 \end{aligned} \tag{2.63}$$

де  $a_{i,jp}$  - лінгвістичний терм, за яким оцінюється змінна  $x_i$  в строчці з номером  $jp$  ( $p = \overline{1, k}$ );

$k_j$  - кількість строк-кон'юнкцій, в яких вихід  $y$  визначається вихідним лінгвістичним термом  $d_j$ ;

$m$  - кількість термів, що використовуються для лінгвістичної оцінки вихідної змінної.

За допомогою операцій  $\vee$  (діз'юнкція або ІЛИ),  $\wedge$  (кон'юнкція або І) можна представити базу правил у більш компактному вигляді:

$$\bigvee_{p=1}^{k_j} \left( \bigwedge_{i=1}^n x_i = a_{i,jp} \right) \rightarrow y = d_j, j = \overline{1, m}. \quad (2.64)$$

Логічний висновок за алгоритмом Мамдані здійснюється у чотири етапи:

1) Фазифікація – визначення функцій належності для вхідних та вихідних даних;

2) Логічне виведення – значення функції належності для передумов кожного правила застосовується до висновку кожного правила. В якості правила використовується операція логічного мінімуму (min).

3) Агрегація – об'єднання всіх нечітких підмножин для формування однієї нечіткої множини для кожної вихідної змінної. Для цього використовується операція логічного максимуму (max).

4) Дефазифікація – приведення до чіткості (наприклад, методом центру ваги).

Для визначення вхідних змінних, які висловлюють думку викладача щодо міжпредметних зв'язків, введемо наступні лінгвістичні змінні:

– «Ступінь перекриття», що містить три терми: {«низький» (Н), «середній» (С), «високий» (В)}. Для визначення поняття «ступінь перекриття» розглянемо  $\alpha$ -перетин нечіткого відношення  $R1R2_\alpha = \{ \langle l1_i, l2_j \rangle : \mu_{R1R2} \langle l1_i, l2_j \rangle \geq \alpha \}$ , де на основі евристичних міркувань приймемо  $\alpha = 0.5$ . Таким чином, при визначенні «перекриття» будуть враховані тільки такі взаємозв'язки, ступінь належності яких не менш ніж 0.5. Отже, ступінь перекриття визначаємо за наступною формулою:

$$S_p = \frac{\text{card}(R1R2_\alpha)}{m \times n}. \quad (2.65)$$

– «Ступінь рівномірності»: містить ті ж самі три терми: {«низький» (Н), «середній» (С), «високий» (В)}. Ступінь рівномірності визначаємо за наступним виразом:

$$S_r = \frac{1}{m} \sum_{j=1}^n \left| \mu_{R1R2} - \overline{\mu_{R1R2}} \right|. \quad (2.66)$$

– «Ступінь узгодженості». Терми, що його визначають теж: {«низький» (Н), «середній» (С), «високий» (В)}. При визначенні цього показника маємо на увазі, що найкращим варіантом розташування взаємопов'язаних елементів з точки зору узгодженості за часом, є головна діагональ матриці міжпредметних зв'язків. В цьому випадку вивчення взаємопов'язаних елементів в загальному випадку є синхронізованим. Чим більш відстань між елементами, для яких  $\mu_{R1R2} \neq 0$ , тим вище ступінь неузгодженості, який уповільнює здійснення інтегрованого навчання. Отже, обчислення ступеня узгодженості здійснюємо за наступним виразом:

$$S_u = \frac{\text{card} \{ \mu_{Rij} / \mu_{Rij} > 0, i = j \}}{\text{card} \{ \mu_{Rij} / i = j \}}. \quad (2.67)$$

Вихідна лінгвістична змінна «Коефіцієнт інтеграції» є дидактично значущим. Однак, в педагогічних дослідженнях відсутні кількісні показники його градації, втім розрізняють переважно три рівні, змістовна сутність яких певним чином не співпадає. Здебільшого прийнятим є варіант виділення наступних рівнів інтеграції: епізодичні МПЗ – інтегроване навчання (на основі систематичного використання МПЗ) – інтегративні курси. Тому застосуємо в якості термів теж три значення: {«низький» (Н), «середній» (С), «високий» (В)}.

Діапазони значень всіх вхідних та вихідних змінних становлять множину  $E = [0, 1]$ . В якості функції належності використаємо стандартну симетричну гаусову функцію, яка задається наступною формулою:

$$\mu(u) = \exp\left(-\frac{(u-b)^2}{2c^2}\right), \quad (2.68)$$

де  $b$  - координата максимуму функції належності;

$c$  - коефіцієнт концентрації.

Параметри термів для даної функції наведено в таблиці 3.3.

Таблиця 2.3

## Параметри функцій належності

Лінгвістична змінна	Терми	Діапазони		Ширина	Центр	$b$	$c$
$S_p, S_r, S_u, k_{int}$	Н	0	0,5	0,5	0,25	0	0,1699
	С	0,25	0,75	0,5	0,5	0,5	0,1699
	В	0,5	1	0,5	0,75	1,0	0,1699

Графічне зображення функцій належності у візуальному вікні пакету Fuzzy Logic Toolbox системи Matlab наведено на рис. 2.18.

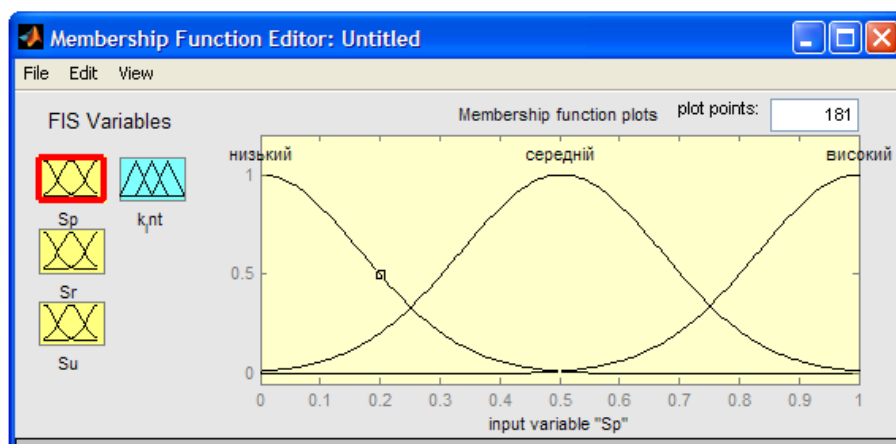


Рисунок 2.18 - Функції належностей лінгвістичних змінних

Для отримання вихідної змінної використовуються продукційні правила для нечітких змінних. При їх складанні треба виконати вимоги повноти та несуперечливості. В даній задачі необхідно сформулювати 27 правил ( $3^3 = 27$ ). Для формалізації складання правил застосуємо принцип призначення ваги кожному з термів вхідних лінгвістичних змінних. Призначимо терму Н вагу – 1, терму С – 2, терму В – 3. На основі евристичних міркувань зазначимо, що мінімальна вага (3) буде у кон'юнкції  $H \wedge H \wedge H$ , а максимальна (9) – у кон'юнкції  $B \wedge B \wedge B$ . Визначимо вагові діапазони наступним чином:

- ваговий діапазон (3-4) відповідає набору кон'юнкцій для змінної Н;
- ваговий діапазон (5-7) відповідає набору кон'юнкцій для змінної С;
- ваговий діапазон (8-9) відповідає набору кон'юнкцій для змінної В.

Тоді, на основі призначених вагових діапазонів, можна представити правила встановлення вихідної змінної у вигляді 3-розрядних векторів наступним чином: для наборів ННН, ННС, НСН, СНН – для терму Н вихідної змінної; ВВВ, ВВС, СВВ, ВСВ – для терму В, всі останні – для терму С.

Модель визначення коефіцієнту інтеграції, як узагальненого показника, що кількісно оцінює МПЗ за розсудом викладача базової НД показано на рис. 2.19.

Структурно-параметрична модель системи міжпредметних зв'язків, що розглянута, визначає інтегрування двох навчальних дисциплін без врахування ієрархічної вкладеності. Для врахування певних рівнів вкладеності «НД – Розділ(Підрозділ, модуль та ін.) - НЕ» послідовно виконуються аналогічні дії.

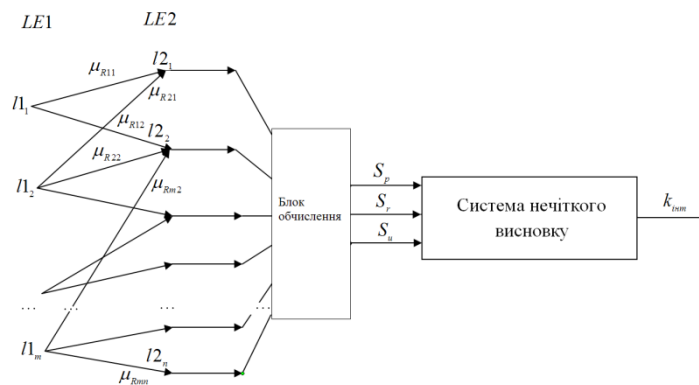


Рисунок 2.19 - Схема визначення коефіцієнту інтегрування

Використання СМПЗ є особливо доцільним в процесі формування компетенцій. Тому вкрай актуальним і нерозв'язаним раніше є дослідження взаємозв'язку між системою МПЗ та СКМП. Розглянемо загальну структурну модель СКМП та роль СМПЗ у її формуванні, а також потрібні для цього перетворення.

## 2.5 Структурно-параметрична модель системи компетенцій

Важливим етапом системного аналізу процесу навчання є створення структурної моделі компетенцій. В загальному вигляді модель компетенцій має вигляд:

$$\{S\} = S_1 \otimes S_2 \otimes S_3 \otimes K \otimes S_n, \quad (2.69)$$

де  $S_i$  – підсистема компетенції;  $n$  – кількість видів компетенцій;  $\otimes$  – знак узагальненого добутку (теоретико-множинної або логічної відповідності).

З іншого боку, модель компетенцій можна надати у вигляді ієрархічної функціональної структури (рис. 2.20), що складається з підсистем, компонентів та вимірюваних елементів. Модель системи компетенцій побудована на основі предметно-діяльнісного (спеціального) аспекту розгляду компетенцій, що відображає необхідні знання, вміння та навички. Джерелом професійних вимог до випускників ВНЗ, наприклад, є стандарти освіти у вигляді освітньо-кваліфікаційних характеристик (ОКХ) та освітньо-професійних програм (ОПП).

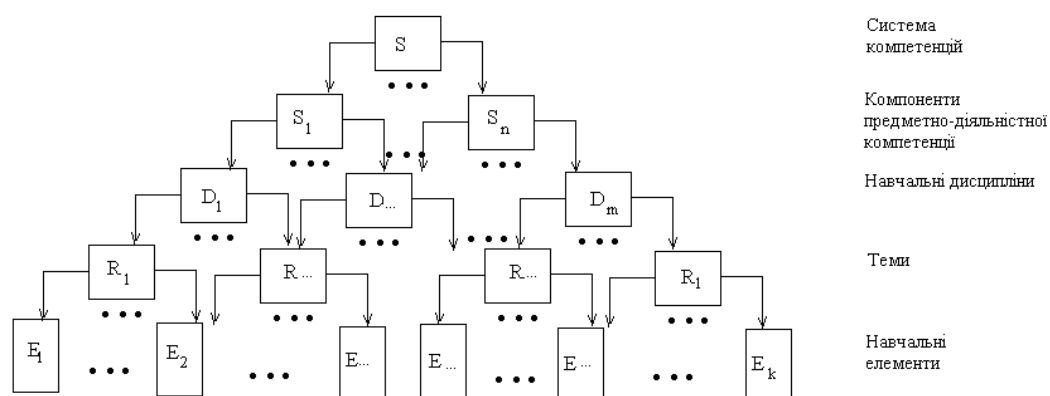


Рисунок 2.20 - Модель компетенцій у вигляді ієрархічної структури

Вимоги до компонентів предметно-діяльнісної компетенції:

$$S_i = \{S_v / v = \overline{1, k_i}\}$$

На основі заданої множини  $S_i$  необхідно побудувати послідовність перетворень:

$$F_{sd}: S_i \rightarrow \prod_{d=1}^m D_d; F_{dr}: D_d \rightarrow \prod_{r=1}^l R_r; F_{re}: R_r \rightarrow \prod_{e=1}^k E_e$$

Особливістю розглянутої ієрархічної системи є те, що в умовах традиційного монопредметного навчання при формуванні конкретних компонентів  $S_i$  беруть участь підмножини множин  $D, R, E$ . Так для  $D$ :

$$D_d = \left( \prod_{j=1}^{m_1} R_j \right) \prod_{j=1}^{m_2} \left( \prod_{j=1}^{m_2} R_j \right) \prod_{j=1}^{m_d} \left( \prod_{j=1}^{m_d} R_j \right),$$

причому

$$m_1 \prod m_2 \prod \prod m_d = m.$$

Аналогічно для  $R$ :

$$R_r = \left( \prod_{j=1}^{l_1} E_j \right) \prod_{j=1}^{l_2} \left( \prod_{j=1}^{l_2} E_j \right) \prod_{j=1}^{l_r} \left( \prod_{j=1}^{l_r} E_j \right)$$

де  $l_1 \prod l_2 \prod \prod l_r = l$ .

Однак, формування компетенцій являє собою процес, що заснований на поглибленні інтегрованих форм навчання. Однією з найбільш поширених форм інтеграції є СМПЗ. Тому параметрична складова моделі системи компетенцій визначається саме ступенем інтегрування навчальних дисциплін.

В наслідок визначення коефіцієнтів інтегрування  $k_{im}$  між усіма можливими парами НД, що входять до певної компетенції  $S_i$  згідно структурної моделі системи компетенцій (рис. 2.20), отримуємо вектор коефіцієнтів інтеграції (або вектор інтеграції – ВІ):

$$KS_i = \{k_1, k_2, \dots, k_j, \dots, k_{ns}\}, \quad (2.70)$$

де  $k_j$  - коефіцієнт інтеграції між парою НД,

$$j = 1 \dots ns, \quad ns = (m^2 - m)/2,$$

$m$  - загальна кількість НД ( $D$ ).

Таким чином, вектори  $KS_i$ , де  $i = 1 \dots n$ ,  $n$  - загальна кількість компетенцій, що утворює СКМП, утворюються з тих елементів матриці (рис. 2.21), що знаходяться понад головною діагоналлю. Це визначається симетричністю утворення коефіцієнтів інтегрування та вимогою антирефлексії.

	$D_1$	$D_2$	$D_3$	$D_4$	...	$D_m$
$D_1$	0	$k_1$	$k_2$	...	...	...
$D_2$		0	...	...	$k_j$	...
$D_3$			0	...	...	...
$D_4$				0	...	...
...					0	$k_{ns}$
$D_m$						0

Рисунок 2.21 - Загальний вигляд матриці формування вектору інтеграції

Аналізуючи аналогічним чином кожен з компетенцій, що формується, в загальному випадку отримаємо матрицю наступного вигляду, що змістовно відображає кожен з компетенцій (рядки матриці) вектором інтеграції:

$$SI = \begin{bmatrix} s_{11} & s_{12} & \text{K} & s_{1ns} \\ s_{21} & s_{22} & \text{K} & s_{2ns} \\ \text{K} & \text{K} & \text{K} & \text{K} \\ s_{N1} & s_{N2} & \text{K} & s_{Nns} \end{bmatrix}, \quad (2.71)$$

де  $N$  - кількість компетенцій,

$ns$  - кількість характеристик кожної компетенції,

$$s_{ij} = k_j, \quad i = \overline{1, N}, \quad j = \overline{1, ns}.$$

Для ідентифікації інтуїтивно очікуваної та дидактично обумовленої залежності між вектором інтеграції та системою компетенцій, що формуються, доцільно виконати аналіз матриці (2.71) для встановлення груп компетенцій з найбільш «спорідненими» міжпредметними взаємозв'язками.

У зв'язку з тим, що зазвичай кількість груп розбиття не відома, то для ініціювання початкового розміщення центрів кластерів, оберемо метод так званої «гірської» кластеризації, який запропоновано Р. Ягером і Д. Филевим.

Так як певні компетенції можуть входити до різних груп, то за основу моделі обрано саме нечітку кластеризацію, при якій для кожного вектору інтеграції визначимо  $\mu_{ik}$ , де  $\mu_{ik}$  - дійсне значення, що показує ступінь належності  $s_i$  до кластеру  $j$ .



З огляду на зазначені особливості, сформуємо схему здійснення нечіткої кластеризації з попереднім визначенням центрів класів.

**Етап 1.** Ініціювання початкового розміщення центрів класів

Крок 1. Формування потенційних центрів кластерів. Для цього проводиться дискретизація простору вхідних ознак  $[0, 1]$  на  $t$  інтервалів проводячи через точки розбиття прями, що паралельні координатним осям. Отримуємо «решітковий» гіперкуб. Вузли такої решітки відповідають центрам потенційних кластерів. Нехай  $q_r$  - це кількість значень, які можуть приймати центри класів за координатою  $r$ . Тоді кількість можливих кластерів визначається за формулою:

$$Q = \prod_{r=1, N} t_r \quad (2.72)$$

Крок 2. Обчислення потенціалу центрів кластерів за наступною формулою:

$$P(Z_h) = \sum_{k=1, N} \exp(-\alpha \cdot D(Z_h, SI_i))$$

де  $Z_h$  - потенційний центр кластеру  $h$ ,  $h = \overline{1, Q}$ ;

$\alpha$  - додатна константа;

$D(Z_h, SI_i)$  - відстань між потенційним центром кластеру  $i$  об'єктом кластеризації в евклідовому просторі, що обчислюється за формулою:

$$D(Z_h, SI_i) = \sqrt{\|Z_h - SI_i\|}. \quad (2.73)$$

Крок 3. Пікова функція  $m(Z_h)$  обчислюється для кожного вузла виразом:

$$m(Z_h) = \sum \exp\left\{\frac{-\|Z_h - SI_i\|^2}{2\sigma^2}\right\}, \quad (2.74)$$

де  $\sigma$  - довільна константа, в даному випадку приймаємо  $\sigma = 1$ , так як вплив цього коефіцієнту на кінцеві пропорції між піковою функцією і потенційним центром є незначним. Величина  $m(Z_h)$  розглядається як оцінка висоти пікової функції. Її значення обчислюються для всіх потенційних центрів.

Крок 4. Визначення першого центру за найбільшим значенням  $m(Z_h)$ .

Крок 5. Вибір наступних центрів. Для цього з метою виключення першого центру та вузлів, що розташовані в близькості до нього, перевизначити пікову функцію за рахунок видалення від неї функції Гауса з центром  $Z_1$ :

$$m_{new}(Z_h) = m(Z_h) - m(Z_1) \exp\left\{-\frac{\|Z_h - Z_1\|^2}{2\sigma^2}\right\}. \quad (2.75)$$

Крок 5 повторюється із наступним центром і т.д. Цей процес завершується з локалізацією всіх центрів. На цьому завершується перший етап, результатом якого є попереднє визначення кількості  $Q$  та центрів кластерів  $Z_h$ , де  $h = \overline{1, Q}$ .

## **Етап 2.** Нечітка кластеризація.

Крок 1. Для початкового нечіткого розбиття  $N$  об'єктів на  $Q$  кластерів заповнити матрицю належності  $U$  розмірністю  $N$  на  $Q$ ,  $U_{ij} \in [0,1]$ . Значення  $U_{ij}$  є результатом фазифікації на основі визначення експертами функцій належності лінгвістичної змінної «ступінь впливу між предметного взаємозв'язку на формування компетенції» (рис.2.22). Лінгвістична змінна утворює терм-множину наступних значень:

$$T_u = \{\text{низький, нижче за середній, середній, вище за середній, високий}\}.$$

Аналітичний опис функцій визначається формулами (2.45) – (2.47), параметри формул – даними таблиці 2.2.

Крок 2. Визначити значення критерію нечіткої похибки на основі значень матриці  $U$  з використанням евклідової метрики:

$$E^2(SI, U) = \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^Q U_{ik} \|SI_i - Z_h^*\|^2, \quad (2.76)$$

де  $Z_h^* = \sum_{i=1}^N U_{ik} SI_i$  - центр нечіткого кластеру  $h$ .

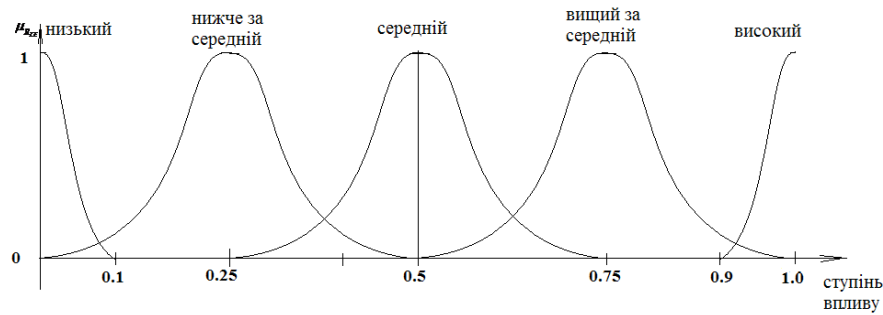


Рисунок 2.22 - Значення нечітких множин та їх функції належностей

Крок 3. Перегрупування об'єктів з метою зменшення цього значення критерію нечіткої похибки.

Крок 4. Повернення до кроку 2 до тих пір, поки зміни матриці  $U$  не стануть незначними.

Таким чином, сформовано структурну модель компетенцій та метод її параметричного наповнення вектором інтеграції з метою дослідження взаємозв'язку між системами МПЗ і КМП. Подальше вдосконалення нечіткого розбиття множини компетенцій та заснований на цьому механізм формування індивідуальних стратегій навчання розглянемо в наступному розділі в межах синтезу гібридної системи управління.

### Практичні завдання

1. На основі даних, що отримані під час асистентської практики, визначити вхідні параметри синергетичної моделі управління навчанням на основі формул (2.1) – (2.6).

2. Для навчальної дисципліни, за якою відбувалось проходження асистентської практики, визначити структуру графу навчання.

3. Визначити параметри вектору стану на основі графу навчання, календарного плану занять за формулами (2.11), (2.12).

4. Визначити довірчі інтервали та довірчі ймовірності індивідуальних векторів інтелекту для трьох студентів з групи на основі накопичених даних під час асистентської практики за формулами (2.15) – (2.28).

5. Визначити довірчі інтервали та довірчі ймовірності групового вектору інтелекту для групи студентів на основі накопичених даних під час асистентської практики за формулами (2.16), (2.17), (2.26), (2.28).

6. Сформувати конфігурацію на основі групування НЕ, що вивчаються на одному занятті. Визначити щільність довірчої ймовірності прогнозу вектору стану після вивчення блоку конфігурацій за формулами (2.34) – (2.39).

7. Побудувати еліпси розсіювання і поверхні щільності ймовірностей з використанням графічних команд візуалізації у вигляді каркасної і суцільної поверхонь на основі використання пакету Matlab. Для передачі вхідних даних використати надбудову до Excel – ExcelLink.

8. Визначити коефіцієнт інтегрування для міжпредметних зв'язків між двома взаємопов'язаними навчальними дисциплінами.

9. Сформувати матрицю формування вектору інтеграції для заданої системи компетенцій.

10. Визначити групу компетенцій з найбільш спорідненими між предметними взаємозв'язками за алгоритмом нечіткої кластеризації з попереднім визначенням центрів класів.

### **Контрольні питання для самоперевірки**

1. У чому полягає доцільність розгляду управління навчанням на основі синергетичного підходу? Відповідь обґрунтуйте.

2. З яких основних елементів складається синергетична модель управління навчанням?

3. Яким чином можна визначити параметри вектору інтелекту?

4. В чому полягає сутність графоаналітичного методу прогнозування параметрів вектору інтелекту та вектору стану для індивідуального та групового навчання?

5. Що розуміють під навчальним елементом?

6. З яких елементів формується навчальний блок? З якою метою введено поняття навчального блоку в структуру графа навчання?

7. Яким чином можна визначити кожен складову діагностично заданого вектору цілі?

8. Які функції виконує кожний з рівнів загальної схеми управління навчанням?

9. Прокоментуйте, чому схема автоматизованого управління навчанням реалізує управління «за відхиленням»? За якими параметрами здійснюється контроль за розходженням між плановими та фактичними показниками?

10. В чому полягає схожість та відмінність між різними рівнями загальної схеми управління навчанням?

11. Наведіть приклади конкретного наповнення моделі навчальної дисципліни. Чим обумовлено використання нечітких множин для формування моделі?

12. Які види вершин зустрічаються в нечіткому графі навчального матеріалу?

13. Яким чином можна отримати структурно-параметричну модель монопредметної навчальної дисципліни?

14. Як визначити вхідні змінні для висловлення думки викладача щодо міжпредметних зв'язків на основі лінгвістичних змінних?

15. Чому в процесі індивідуалізованого навчання важливим є взаємозв'язок між системами міжпредметних зв'язків та системою компетенцій?

### **Теми для самостійного опрацювання**

1. Синергетична парадигма управління навчанням.
2. Визначення параметрів інтелекту особи, що навчається.
3. Порівняння різних підходів до створення моделі особи, що навчається.
4. Основні операції над нечіткими множинами.

5. Поняття лінгвістичної змінної.
6. Нечітке логічне виведення.
7. Нечіткі композиційні перетворення.
8. Особливості застосування інструменту Fuzzy Logic Toolbox пакету Matlab для нечіткого логічного виведення.
9. Особливості організації та планування міжпредметних зв'язків.
10. Особливості компетентнісного навчання. Засоби вимірювання ступеня досяжності компетенцій.

## Розділ 3

## ГІБРИДНА МОДЕЛЬ УПРАВЛІННЯ ІНДИВІДУАЛІЗОВАНИМ НАВЧАННЯМ

### Основні поняття і терміни

- |   |  |
|---|--|
| <ul style="list-style-type: none"> <li>– <i>Нейромережева модель синергетичного управління</i></li> <li>– <i>Визначення виду дидактичної системи</i></li> <li>– <i>Нейро-нечітка модель</i></li> <li>– <i>Асоціативний механізм міжпредметних зв'язків</i></li> <li>– <i>Нейронна мережа Хопфілда</i></li> <li>– <i>Нечітка кластеризація</i></li> <li>– <i>Субтрактивна кластеризація</i></li> </ul> | <ul style="list-style-type: none"> <li>– <i>Кластерний аналіз матриці формування компетенцій</i></li> <li>– <i>Гомогенні групи осіб, що навчаються</i></li> <li>– <i>Навчання шару Кохонена</i></li> <li>– <i>Еволюційна модель вибору</i></li> <li>– <i>Ієрархічна система нечіткого логічного висновку</i></li> <li>– <i>Визначення ступеня сформованості системи компетенцій</i></li> </ul> |
|---|--|

### 3.1 Нейромережева реалізація синергетичної моделі управління

Декомпозиція структурно-функціональної схеми СУН обумовила особливість її реалізації на основі синтезу перетворювачів інформації щодо основних параметрів управління. Наскрізним для усього процесу навчання є реалізація синергетичної моделі управління. Тому розглянемо особливості її реалізації.

Так як теорія синергетичного управління є сучасною концепцією синтезу та аналізу систем управління багатомірними нелінійними об'єктами у динамічних системах, а одним з універсальних засобів формування управляючих впливів є нейронні мережі, то перспективним є об'єднання концепцій синергетичного та нейромережевого управління в динамічних системах [1].

Основною метою нейромережевої реалізації є відтворення на виході навченої нейронної мережі параметру управління. Апроксимацію нелінійних

безперервних функцій можна виконати за допомогою двошарової нейромережі. Для того, щоб сконструювати алгоритм навчання нейромережі, яка забезпечить належну якість процесу на виході, на основі поєднання динамічних процесів управління нелінійним об'єктом і налагодження багат шарової мережі, доцільно використати стандартний алгоритм зворотного розповсюдження помилки, підбираючи функцію узагальненої похибки навчання  $\sigma$ . В загальному випадку синтез структури і алгоритмів навчання містить вибір архітектури мережі, функціоналу навчання і мети управління, складання розширеної системи диференціальних рівнянь, вибір узагальненої похибки  $\sigma$  навчання й синтез алгоритму управління.

На основі співвідношень (2.4) – (2.6) можна визначити, що управління навчанням у вигляді оптимального співвідношення між знаннями та вміннями для кожного учня визначається п'ятьма параметрами:  $f, c, x, y, \lambda$ . Тому в якості елементів вхідного шару розглянемо ці п'ять змінних. Структура трьохшарової нейронної мережі наведено на рис. 3.1.

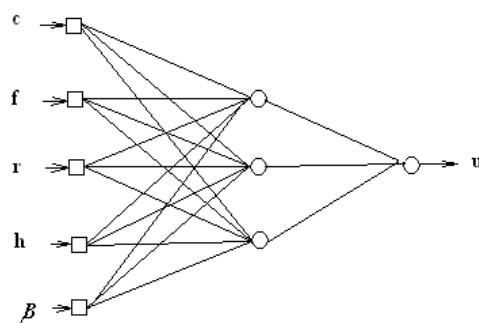


Рисунок 3.1 - Структура нейронної мережі синергетичного управління навчанням

При визначенні кількості нейронів проміжного шару було використано евристичне правило [2], на основі якого ця кількість становить половину сумарної кількості входів та виходів. Функцією активації обрано гіперболічну тангенціальну. В якості функції навчання обрано функцію, що реалізує метод зворотного розповсюдження (алгоритм Левенберга-Марквардта), яка забезпечує максимальну швидкодію.



Існує велика кількість програмних продуктів, які реалізують нейромережеву архітектуру. Простим та доступним є пакет Neural Networks Toolbox (нейронні мережі) математичної системи Matlab, розробленої фірмою MathWorks. В склад пакету входить спеціальна функція NEWFF для створення багат шарових нейронних мереж прямої передачі з заданими функціями навчання й налагодження, які використовують метод зворотного розповсюдження помилки [2]. Розглянемо на прикладі використання даної функції для реалізації нейромережевого управління синергетичною моделлю навчання.

Як відомо, функція `newff` призначена для створення багат шарових нейронних мереж прямого передавання сигналу з заданими функціями навчання та налагодження, які використовують метод зворотного розповсюдження помилки. Функція `net` формує багат шарову нейронну мережу, має наступний синтаксис [2]:

$$net = newff(PR, [S1 S2 K SN1], \{TF1 TF2 K TFN1\}, btf, blf, pf), \quad (3.1)$$

де вхідні аргументи:

$PR$  - масив розміру  $R \times 2$  мінімальних та максимальних значень для  $R$  векторів входу;

$S_i$  - кількість нейронів в шарі  $i$  ;

$TF_i$  - функція активації шару  $i$  ; за умовчанням - `tan sig` ;

$btf$  - функція навчання, що реалізує метод зворотного розповсюдження, за умовчанням `trainlm` ;

$blf$  - функція налагодження, яка реалізує метод зворотного розповсюдження, за умовчанням `learnqdm` ;

$pf$  - критерій якості навчання, за умовчанням `mse` ;

вихідні аргументи:

$net$  - об'єкт класу `network object` багат шарової нейронної мережі.

За алгоритм навчання обрано алгоритм LM Левенберга-Марквардта [3], який реалізує наступну стратегію для оцінок матриці Гессе [4]. За припущенням, що функціонал визначається як сума квадратів похибок, що є характерним при навчанні нейронних мереж з прямою передачею, гессіан може бути наближено обчислено як:

$$H \cong J^T J, \quad (3.2)$$

а градієнт обчислюється за формулою:

$$g = J^T e, \quad (3.3)$$

де  $J = \frac{\partial J}{\partial W}$  - матриця Якобі похідних функціонала похибки за налагодженим параметрам;  $e$  - вектор похибок мережі. Матриця Якобі може бути обчисленою на основі стандартного методу зворотного розповсюдження похибки, що суттєво просте обчислення матриці Гессе.

Алгоритм LM використовує апроксимацію гессіана наступного вигляду:

$$x_{k+1} = x_k - (J^T J + \mu I)^{-1} J^T e_k. \quad (3.4)$$

Якщо коефіцієнт  $\mu$  дорівнює 0, то отримуємо метод Ньютона з наближенням гессіана у формі (3.2); якщо значення  $\mu$  велике, то отримуємо метод градієнтного спуску з маленьким кроком. Оскільки метод Ньютона має більшу точність та швидкість сходи мості біля мінімуму задача полягає в тому, щоб в процесі мінімізації як можна швидше перейти до метода Ньютона. З цією метою параметр  $\mu$  зменшують після кожної успішної ітерації та збільшують тільки тоді, коли пробний крок показує збільшення функціоналу похибки. Така стратегія забезпечує зменшення похибки після кожної ітерації алгоритму. Функція `trainlm` реалізує алгоритм LM Левенберга-Марквардта в системі Matlab, характеризується наступними параметрами, що задаються за умовчанням:

`net.trainParam`

`ans=`

```

epochs:      100
goal:        0
max_fail:    5
mem_reduc:   1
min_grad:    1.0000e-010
mu:          0.0010
mu_dec:      0.1000
mu_inc:      10
mu_max:      1.0000e+010
show:        25
time:        Inf

```

Параметр  $\mu$  – це початкове значення коефіцієнту  $\mu$ . Це значення помножується або на коефіцієнт  $\mu\_dec$ , якщо функціонал похибки зменшується, або на коефіцієнт  $\mu\_inc$  – якщо функціонал похибки збільшується. У випадку, коли  $\mu$  перевищує значення  $\mu\_max$ , алгоритм зупиняється. Параметр  $mem\_reduc$  дозволяє економити об'єм потрібної пам'яті.

Для зменшення розмірності в наведеному прикладі обмежимо розгляд двома векторами параметрів моделей осіб, що навчаються. Вхідні данні для моделювання та навчання багатошарової нейромережі наведено в таблиці 3.1.

Таблиця 3.1 Вхідні данні

	P					T
	c	f	x	y	$\lambda$	
1	0,1	0,2	0,3	20	50	0,3
2	0,2	0,3	0,4	25	30	0,4

До вхідних аргументів функції `newff` відносяться: масив входу P, строки якого являють собою різні варіанти значень параметрів моделі учня  $f, c, x, y, \lambda$ , які отримано на основі опитування експертів; вектор цілей T;

інформація щодо структури шарів мережі; мінімальні й максимальні значення для R векторів входу. Задаємо наступні навчаючі послідовності:

```
P=[0.1 0.2; 0.2 0.3; 0.3 0.4; 20 25; 50 30];
```

```
T=[0.3 0.4];
```

Архітектура нейронної мережі: трьохшарова мережа з прямою передачею сигналу; перший шар – 5 нейронів, другий (схований) шар – 3 нейрони; вихідний шар – 1 нейрон. Функції активації першого та другого шарів – сигмоїдальна нелінійна функція гіперболічного тангенсу `tansig`, третього шару – лінійна тотожна `purelin`. Тоді формування багатошарової нейронної мережі має вигляд:

```
net=newff([0 1; 0 1; 0 1; 20 80; 0 100], [5 3 1], {'tansig','tansig','purelin'},  
'trainlm');
```

```
gensim(net);
```

Виконаємо моделювання мережі, визначимо вектор виходу Y для кожного з варіантів вхідних даних та побудуємо графік виводу (рис.3.2.):

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

```
plot(T,Y)
```

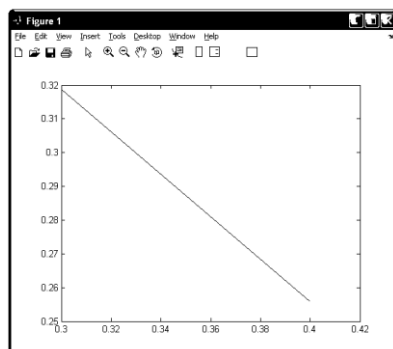


Рисунок 3.2 - Графік відповідності виходу й цілі

Навчимо мережу на протязі 50 циклів (рис.3.3):

```
net.trainParam.epochs = 50;
```

```
net=train(net,P,T);
```

Характеристика точності навчання показано на рис.3.3, усталена середньоквадратична похибка складає приблизно  $7,7 \cdot 10^{-33}$ .

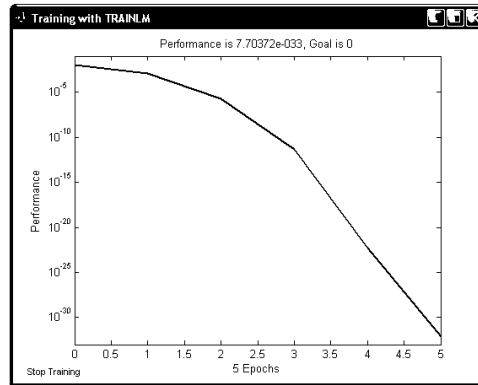


Рисунок 3.3 - Графік навчання нейронної мережі

Виконаємо моделювання сформованої трьохшарової мережі із використанням навчаючої послідовності входу:

$Y = \text{sim}(\text{net}, P);$

$\text{plot}(T, Y);$

Результати моделювання наведено на рис.3.4, де верхня лінія відповідає співвідношенню між виходами й цілями після навчання, а верхня – до навчання, свідчить про добре відображення вхідної послідовності у вихідну.

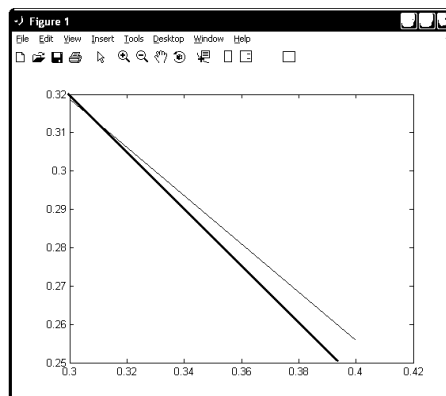


Рисунок 3.4 - Графіки відповідності виходу й цілі до та після навчання

Таким чином, виконано формування й навчання нейронної мережі, на основі якої можна отримувати значення частки часу, що доцільно відвести накопиченню знань, що відповідає визначенню співвідношення між формуванням знань та вмінь для кожного конкретного учня. Особливістю запропонованої схеми є використання синергетичного підходу, що базується на урахуванні внутрішнього розвитку об'єкту (вектору інтелекту учня) при виборі навчаючих впливів.

### 3.2. Нейро-нечітка модель визначення виду дидактичної системи (ДС)

Проектування технології навчання полягає в постановці дидактичної задачі (ДЗ) та формуванні дидактичної системи, тобто системи методів, засобів та форм навчання, які адекватні умовам та закономірностям учіння. З восьми відомих, згідно сучасній класифікації [5], [6], найбільш ефективною є система адаптивного програмного навчання. Така система здійснює циклічне спрямоване автоматичне управління навчанням. Основу функціонування даної системи складає спеціальна адаптивна програма, що керує навчальною діяльністю особи, що навчається. Система повинна здійснювати спрямований інформаційний процес, вирішуючи задачі адаптації процесу навчання до основних параметрів моделі учня. Вдосконалення інформаційного процесу в бік індивідуалізації не тільки за темпом, а й по змісту, призводить до поширення моно дидактичних систем до дванадцяти за рахунок додавання систем дистанційного навчання трансляційного, кореспондентного типів, системи дистанційного навчання з адаптивною навігацією, системи штучного інтелекту [7]. США забезпечують замкнуте управління пізнавальною діяльністю, яке індивідуалізоване за темпом та змістом на основі автоматизації засобів управління. Однак, на практиці монодидактичні системи застосовуються рідко. Звичайно навчальний процес будується таким чином, що синтезується певна полідидактична система, використання якої здійснює управління пізнавальною діяльністю учнів. При цьому, у відповідності з властивістю емерджентності, комбінована система може отримати властивості, які перевищують якості систем, з що входять до неї.

Зазвичай в схемах управління навчанням в якості об'єкта управління розглядається учень, або його модель [8]. Однак, аналіз закономірностей навчання показує, що можливості підвищення якості навчання знаходяться в строгій залежності від ДС, що застосовується. У зв'язку із практичною неоглядністю кількості комбінованих систем, а також у зв'язку із необхідністю постійного супроводу процесу навчання адаптаційними

процесами щодо вибору оптимальної дидактичної системи, їх проектування потребує від викладача високого рівня професіоналізму та значних часових та інтелектуальних витрат. Тому вважаємо за доцільне дослідити можливість використання інтелектуальних технологій для автоматизації формування управляючого впливу у вигляді визначення доцільної ДС для поточної педагогічної ситуації в процесі навчання.

Для формування структурно-параметричної моделі ДС визначимо основну мету функціонування ДС, сукупність елементів, що її складають, параметри взаємозв'язків між ними. Дидактичну систему утворюють методи, форми та засоби навчання. В автоматизованому навчанні діяльність викладача з вибору раціональних методів, форм та засобів навчання реалізується у вигляді змісту, структури, алгоритму функціонування комп'ютерних засобів навчання. Для формалізованого опису процесу створення ДС, розглянемо макромодель процесу навчання (рис.3.5).

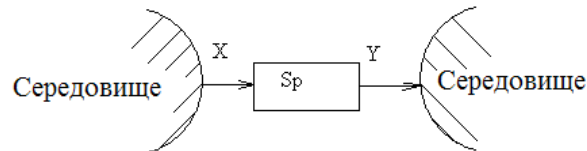


Рисунок 3.5 - Макромодель процесу навчання

Педагогічна система (ПС)  $Sp$  є перетворювачем стану середовища  $X$  в стан об'єкту  $Y$ , де  $X$  – вхідні данні, що характеризують рівень навченості, мотивацію, когнітивні здібності учня (наприклад, вступ абітурієнта до ВНЗ),  $Y$  – вихідні данні, що характеризують досягнутий рівень навченості (наприклад, посадових компетенцій випускника ВНЗ). З середовища можна виділити суб'єкт управління, який є джерелом мети для об'єкта. В широкому сенсі суб'єктом є суспільство, що формує за допомогою відповідних інституцій соціальні вимоги до якості оволодіння випускниками певними посадовими компетенціями, які регламентуються освітніми стандартами. Так, уявимо, що суб'єкт формулює свою мету  $Z$ , реалізація якої в об'єкті призводить до задоволення потреб суб'єкта:

$$Y \in Z \quad (3.5)$$

Педагогічна система є середовищем, в якому за певною технологією реалізується процес навчання. В структурі ПС можна визначити елементи, що утворюють дві взаємозв'язані групи: групу елементів, що формулюють дидактичну задачу, і групу елементів, що утворюють педагогічну технологію, яка гарантовано вирішує цю задачу.

Структура ПС в співвідношенні із ДС показано на рис.3.6. Дидактична система складається з методів, форм і засобів навчання.

Функція ДС полягає у визначенні наступних характеристик управління:

1. вид управління, під яким розуміють реакцію на пізнавальну діяльність;
2. вид інформаційного процесу;
3. засіб управління.

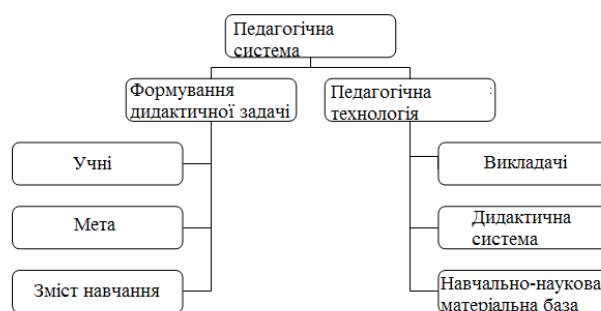


Рисунок 3.6 - Структура педагогічної системи

На основі дидактичного аналізу постановки задачі визначимо основні елементи, що утворюють ДС, яка проектується. До них відносяться множини методів навчання  $\{m_1, m_2, \dots, m_k\}$ , форм навчання  $\{f_1, f_2, \dots, f_l\}$ , засобів навчання  $\{s_1, s_2, \dots, s_m\}$ , множина монодидактичних систем  $\{ds_1, ds_2, \dots, ds_n\} \in DS$  і множина навчальних елементів (НЕ)  $\{le_1, le_2, \dots, le_n\}$ , вивчення яких передуватиме вивченню поточного навчального елементу  $le_{n+1}$ , для навчання якому проектується ДС.

Взаємозв'язки між елементами (рис.3.7) утворюють множину вагових коефіцієнтів, які відповідають ступеню доцільності вибору методів, форм та



засобів навчання – для проміжного шару, множину бінарних значень, на основі яких встановлюється тип монопредметної ДС.

Таким чином, формальна модель утворення ДС має вигляд структурно-параметричного опису у вигляді спрямованого зваженого графу, ваги якого визначаються на основі знань експертів – викладачів-«предметників» для вихідного шару. Структура, що представлена, з оглядом на відсутність аналітичних залежностей відображення взаємозв'язків між вертикальними шарами, доцільно реалізувати у вигляді багатошарової нейронної мережі. Вхідний шар утворює сумарну характеристику множини навчальних елементів, що передують вивченню НЕ, вивчення якого розглядається:

$$\sum_{i=1}^n le_i = \sum_{i=1}^n a_i + \sum_{i=1}^n b_i + \sum_{i=1}^n c_i + \sum_{i=1}^n Kn_i, \quad (3.6)$$

де  $n$  - кількість НЕ, що входять до ДС, що проектується;

$a$  - ступень абстракції НЕ ( $a \in \{1, 2, 3, 4\}$ );

$b$  - рівень засвоєння НЕ ( $b \in \{1, 2, 3, 4\}$ );

$c$  - ступінь усвідомленості засвоєння (алгоритмічний, внутрішньопредметний, міжпредметний, системний);

$Kn$  - коефіцієнт автоматизації або навички ( $0 \leq Kn \leq 1$ ).

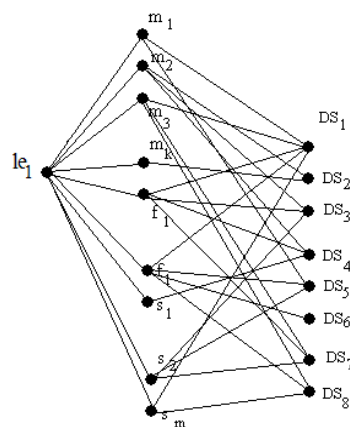


Рисунок 3.7 - Структурна схема визначення типу ДС

На структурній схемі ДС (рис.3.7) вхідний шар умовно позначений узагальненою характеристикою  $le_i$ . Але правила, що складені на основі

міркувань експертів щодо доцільних форм, методів та засобів навчання для переводу моделі особи, що навчається, зі стану навченості  $le_n$  у стан навченості  $le_{n+1}$ , містять чисельні значення кожного з параметрів НЕ, мають наступний вигляд:

$$\text{ЯКЩО } e_i = \alpha_1 \text{ I } e_{n+1} = \alpha_2, \text{ ТО } m = \beta_1 \text{ I } f = \chi_1 \text{ I } s = \delta_1 (F_j) , \quad (3.7)$$

де  $e_i, e_{n+1}$  - найменування лінгвістичної змінної, що відповідає характеристикам НЕ (3.2) для початкового та поточного НЕ відповідно;

$\alpha_1, \alpha_2$  - значення лінгвістичних змінних відповідних характеристик початкового та поточного НЕ відповідно;

$m, f, s$  - найменування лінгвістичних змінних, що відповідають елементам дидактичної системи (методам, формам та засобам навчання);

$\beta_i, \chi_i, \delta_i$  - значення лінгвістичних змінних, що висловлюють назви методів, форм та засобів навчання відповідно;

$F_j (j \in \{1, 2, K, n\})$  - коефіцієнти впевненості або вагові коефіцієнти відповідних правил, що виражають ступень впевненості експерта щодо взаємозв'язку.

Вхідні елементи проміжного шару є об'єднанням множин елементів ДС:  $\{m_1, m_2, K, m_k\} \cup \{f_1, f_2, K, f_l\} \cup \{s_1, s_2, K, s_m\}$ , що мають бінарний вираз синаптичних важелів. Навчання нейронної мережі по визначенню виду ДС здійснюється на основі набору правил продукцій, які відображають розсуд експерта – спеціаліста в галузі дидактики з приводу відповідності трійки  $(m_k, f_l, s_m)$  однієї з восьми (або дванадцяти – в разі дистанційного навчання) відомих дидактичних систем -  $DS$ . Правила мають наступний вигляд:

$$\begin{aligned} &\text{ЯКЩО } (m = \beta_1 \text{ I } f = \chi_1 \text{ I } s = \delta_1) \text{ АБО } (m = \beta_1 \text{ I } f = \chi_2 \text{ I } s = \delta_1) \\ &\text{АБО } K, \text{ ТО } DS = ds_1 (F_j), \end{aligned} \quad (3.8)$$

де  $DS$  - ім'я лінгвістичної змінної для присвоєння одного з її значень, що відповідають монодидактичній системі.

У зв'язку з тим, що думки експертів, на основі яких формулюються правила, не можуть бути висловлені точними чисельними значеннями, то вони створюють систему нечітких правил. Для здійснення класифікації дидактичної ситуації, що склалася, з точки зору визначення доцільної ДС, ґрунтовним є вибір нейро-нечіткої мережі [9]. До безперечних переваг такого підходу відноситься здатність до навчання, що притаманна нейромережам, водночас із можливістю модифікації нечітких правил прийняття рішень. Крім того, синтез вказаних інтелектуальних засобів дозволяє виконати первісне проектування нейронної мережі на основі експертних оцінок з подальшим оцінюванням коректності функціонування такої системи. Для співставлення ДС, що проектуються, використовується система показників ефективності: рівень засвоєння, швидкість виконання дії, трудомісткість, вартість, стабільність (розкид результатів), час навчання. У випадку незадовільних значень наданих показників ефективності, правила можуть бути уточненими.

Нейро-нечітка модель формування ДС для навчання поточного НЕ, що запропонована, складає основу для генерації послідовності монодидактичних систем. Така послідовність є полідидактичною ДС, а правила щодо відповідності конкретній дидактичній ситуації можуть бути добавленими в нечітку базу знань. Таким чином, розроблена модель та її нейро-нечітка реалізація дозволяють автоматизувати доволі складний та трудомісткий процес вибору ДС.

Для реалізації інформаційної підсистеми, що виконує генерацію послідовності монодидактичних систем, використано пакет Fuzzy Logic Toolbox, що входить до складу системи Matlab [10]. За допомогою редактора нечітких нейронних мереж ANFIS Editor здійснюється створення структури нечіткої нейронної мережі, перегляд структури, налагодження її параметрів, перевірка якості функціонування мережі.

На рис. 3.8 показана структура нейро-нечіткої мережі, за допомогою якої за вхідними змінними  $a$ ,  $b$ ,  $c$ ,  $K_n$ , що є параметрами НЕ дидактичної задачі,

на основі бази нечітких правил визначається вид дидактичної системи. В якості вихідних даних мережі розглянуто вісім базових монодидактичних систем.

Для виконання логічної кон'юнкції застосовується метод мінімального значення, для виконання логічної диз'юнкції – метод максимального значення. В якості метода виведення висновку (активізації логічного виведення в кожному з нечітких правил) обрано метод мінімального значення. В якості метод агрегування обрано метод максимального значення, а методом дефазифікації – centroid.

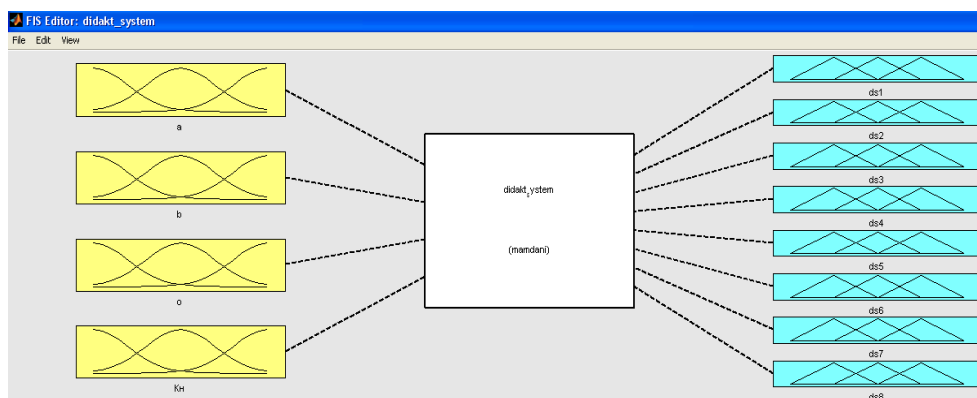


Рисунок 3.8 - Структура нейро-нечіткої мережі з визначення типу ДС

За допомогою редактора функцій належності введено значення вхідних лінгвістичних змінних. Сформовано нечіткі правила, що складені на основі опитування експертів. На рис. 3.9 наведено один з результатів роботи програми перегляду поверхні нечіткого висновку. Програма дозволяє на основі загального аналізу оцінити вплив зміни значень вхідних нечітких змінних на значення вихідних нечітких змінних.

Запропонована модель а її реалізація до визначення вида ДС на основі нечіткого виведення дозволяє автоматизувати один з найбільш складних етапів створення педагогічної системи. Послідовність рекомендованих ДС утворює полідидактичну систему. Оцінка її ефективності є основою для поповнення бази нечітких правил відсутніми відомостями щодо взаємозв'язку між вхідними та вихідними параметрами.

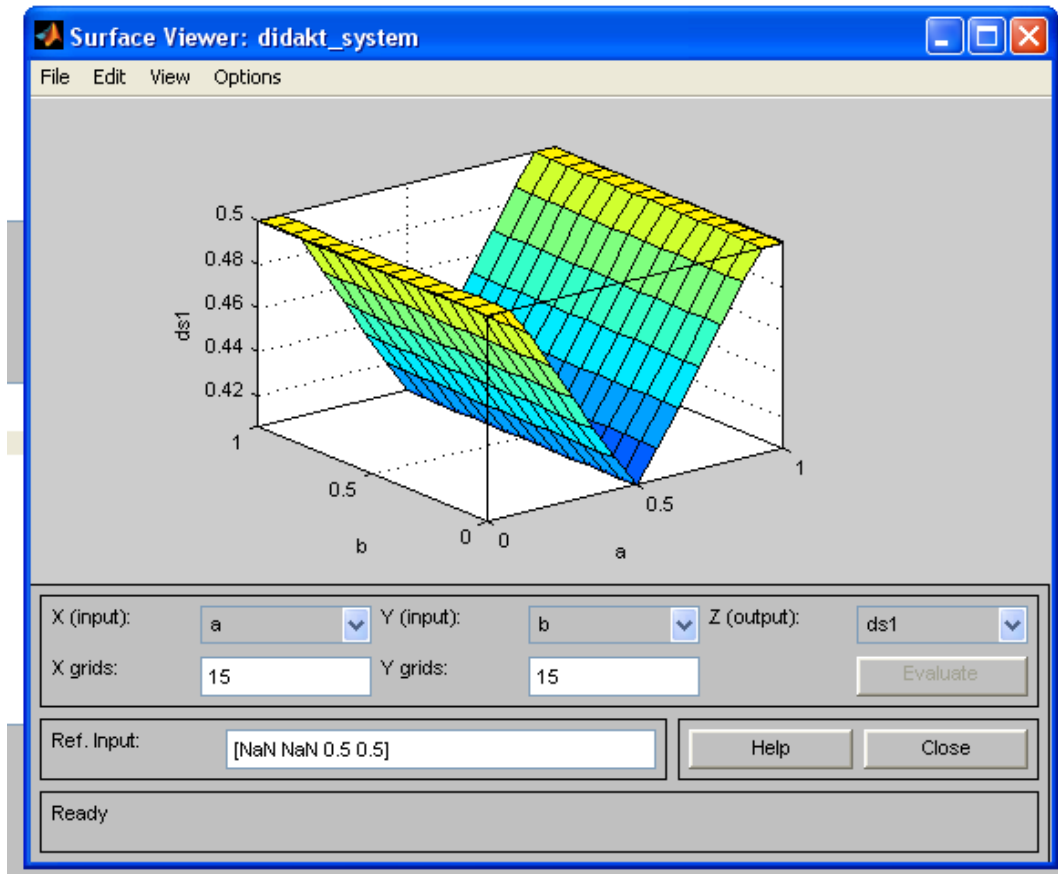


Рисунок 3.9 - Поверхня нечіткого висновку для розробки нечіткої моделі

Комп'ютерні експерименти, що проводились в Південноукраїнському національному педагогічному університеті ім. К.Д. Ушинського (м. Одеса), підтвердили можливість генерації послідовностей ДС у відповідності до дидактичної задачі для кожного НЕ. Експерименти проводились для проектування ДС, що реалізовувалась в системі управління навчанням дистанційного курсу «Методика викладання інформатики». Отримані результати дозволяють не тільки ефективно управляти самостійною роботою студентів, але й здійснювати інтелектуальну підтримку викладача в «безкомп'ютерному» навчанні [11].

Практична значущість реалізації даного підходу визначається важливістю адекватного формування ДС для підвищення якості навчання за рахунок об'єктивного врахування сукупності нечітко визначених факторів, які впливають на результативність процесу навчання.

### 3.3. Нейромережева реалізація системи міжпредметних зв'язків

Згідно моделі системи міжпредметних зв'язків (рис.2.19), яка є основою для визначення коефіцієнту інтеграції відповідної структурної одиниці навчання, сформуємо нейронну мережу, що є моделлю системи міжпредметних зв'язків.

Теорія формування міжпредметних структур навчальних знань базується на психолого-педагогічних дослідженнях закономірностей асоціативного процесу, що має місце при використанні міжпредметних зв'язків [12]. Тому пропонується формалізувати міждисциплінарний об'єкт навчання на основі впровадження моделі асоціативного мислення.

Таким чином, задача полягає в створенні моделі системи міжпредметних зв'язків, як основи для реалізації інтегративного підходу в управлінні навчанням з використанням асоціативного мислення.

Аналіз існуючих підходів до моделювання навчальних курсів відображає загальну тенденцію до створення ієрархічних моделей, елементами якої є відповідні навчальні елементи. Вершиною ієрархії є курс, або НД, найнижчим елементом – окреме поняття теми. Принцип уніфікації навчального елемента визначає найбільш вагомим саме останній рівень ієрархії – навчальний елемент.

Модель опису процесу асоціативного мислення розглядається нами як ланцюг, який зв'язує логічну модель і модель нейронної мережі, що відповідає тенденції у розвитку систем штучного інтелекту до створення гібридних систем [13].

Асоціативний механізм є подібним до встановлення міжпредметних зв'язків. Головна відмінність результату полягає в високому рівні суб'єктивізму та фрагментарності встановлення зв'язків «вручну» з боку викладача. Застосування логічного підходу зменшує частку суб'єктивізму за рахунок формування правил на основі набуття знань від експертів, однак не вирішує питання відтворення цілісності структури міжпредметних зв'язків.

Дослідження роботи мозку [14-16] визначили, що найбільш важлива можливість і його структурна особливість полягає в зберіганні великих об'ємів інформації не окремими нейронами, а нейронними групами (ансамблями). Найбільш сильним обмеженням є неприпустимість одночасної активності великої кількості нейронних ансамблів. Наслідком цього обмеження є проблеми сприйняття-видимості явищ та процесів, розриви в цілісному сприйнятті, перемикання та активізація уваги та інші традиційні проблеми навчання.

В ансамблях нейронів частина (підгрупа) нейронів сильно пов'язана між собою (рис.3.10). Ця підгрупа – ядро, відповідає за стійку частину образу, поняття, яка відображає в мозку людини конкретний об'єкт реального світу.

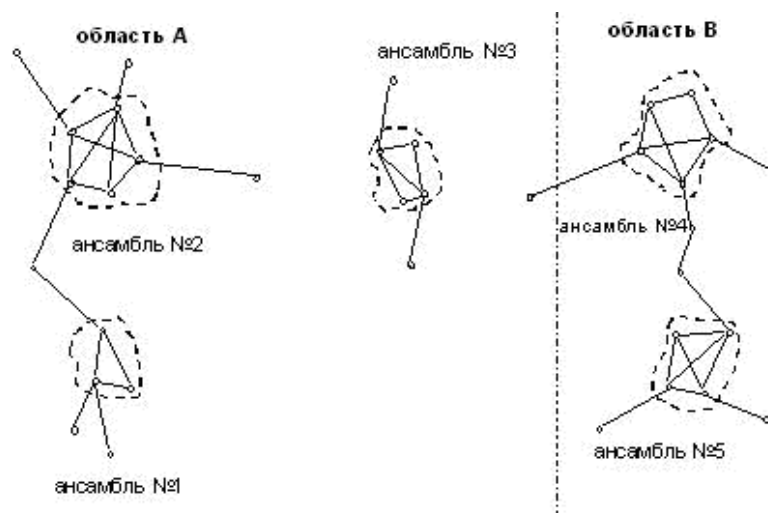


Рисунок 3.10 - Ансамблі асоціативного механізму

Але існування тільки стійких частин призвело б до статичності віртуального образу світу, що не припускає розвитку. Мінливість та розвиток забезпечується за рахунок частини слабо зв'язаних нейронів – бахроми. Тоді робота механізму асоціацій полягає в об'єднанні одного активного ансамблю з іншим, в наслідок чого здійснюється замикання областей (рис.3.11).

Ядра ансамблів нейронів складного образу формуються в наслідок багатократного надання складових образів, що аналогічно за своєю суттю використанню НЕ при вивченні різних навальних дисциплін.

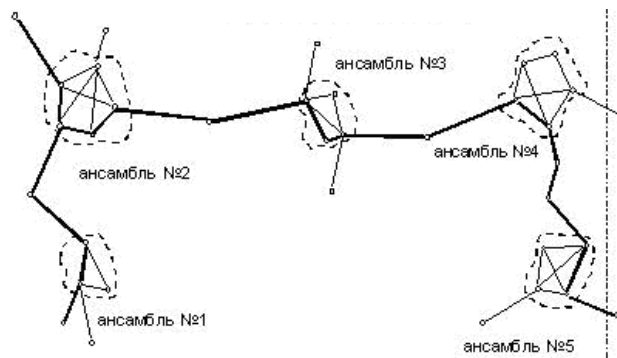


Рисунок 3.11 - Об'єднання областей А і В

Тому особливий інтерес викликає процес пошуку зв'язаних асоціативно з даним образом інших образів, які прив'язані к іншим предметним областям. Такий процес в природних інтелектуальних системах реалізується в корі головного мозку і становить основу всієї розумової діяльності живої істоти [15].

Ефективність різних форм інтегрованого навчання проявляється в формуванні на рівні уявної моделі (в свідомості учня) певних наборів асоціацій, які допомагають йому в подальшій професійній діяльності відновити за неповними даними весь образ за асоціативно обумовленими зв'язками. Тому модель системи міжпредметних зв'язків доцільно сформулювати на основі моделі асоціативного мислення [17]. Таким чином, формування еталонних образів у вигляді наборів асоціацій здійснюється на основі вилучення знань щодо об'єктивно існуючих зв'язків між відповідними навчальними дисциплінами. Ця система асоціацій, в свою чергу, є відображенням інтегративних зв'язків в науці. Подальше використання моделі пов'язано із встановленням відповідних наборів коефіцієнтів інтеграції, що забезпечують відтворення потрібного образу. Крім того, асоціації, які не активуються за визначений час, тобто залишаються без підкріплення, можуть бути знищені.

Припустимо, що множина ознак  $X = \{a_i\} | i = 1, N_a$  задає опис стану об'єкта в деякий момент часу  $t$ ,  $N_a$  - кількість ознак. В загальному випадку ознаки з множини  $X$  є числами, що визначені на метричних шкалах. Однак, в окремих



випадках, ознаки можуть бути бінарними. Множина комбінацій значень ознак на множині  $X$  становить  $B_o = \{B_j\} | B_j = \{b_{ij}\} | j = 1, N_o, i = 1, N_a$ , де  $N_o$  - кількість образів. Множина реальних (тобто не з повним набором ознак)  $B = \{B_{kj}\} | j = 1, N_o, k = 1, N_a$ . Нехай образ, що ініціює асоціативний пошук, позначимо  $P$ , образ-результат асоціативного пошуку -  $R$ .

Пара образів  $(B, R)$  є асоціацією  $A$  або  $A(B, R)$ , предикат  $\Xi(B_a, R_a, T_a)$  описує встановлення  $R_a | R_a \subseteq R$  за  $B_a | B_a \subseteq B$ , де  $B_a$  - початковий образ асоціативного пошуку,  $R_a$  - кінцевий образ асоціативного пошуку,  $T_a$  - час асоціативного пошуку. Будемо вважати, що асоціативний пошук є елементарним, тобто використовує тільки одну асоціацію, що міститься в базі знань, тому для системи с дискретним часом елементарний пошук відповідає одному кроку часу пошуку  $(T_a) = 1$ .

Для реалізації моделі асоціативного пошуку застосуємо функціонування нейронної мережі Хопфілду [18]. Нейронна мережа Хопфілду є мережею автоасоціативної пам'яті, яка реалізує відображення та відновлення за часткою образу найближчого до нього еталонного. За архітектурою – це рекурентна одношарова мережа, в якій вихід кожного нейрона з'єднаний з входами всіх останніх нейронів (рис.3.12). Початковий стан мережі визначається вхідним вектором, кінцевим станом – стан рівноваги мережі, в наслідок чого встановлюється вихідний відновлений зразок. Стан рівноваги встановлюється за умови досяжності в мережі мінімуму функції енергії.

На стадії ініціювання мережі вагові коефіцієнти встановлюються наступним чином:

$$w_{ij} = \begin{cases} \sum_{k=0}^{m-1} x_i^k x_j^k, & i \neq j \\ 0, & i = j \end{cases}, \quad (3.9)$$

де  $i, j$  - індекси, відповідно, передсинаптичного та постсинаптичного нейронів,  $x_i^k, x_j^k$  -  $i$ -ий та  $j$ -ий елементи вектора  $k$ -го зразка.

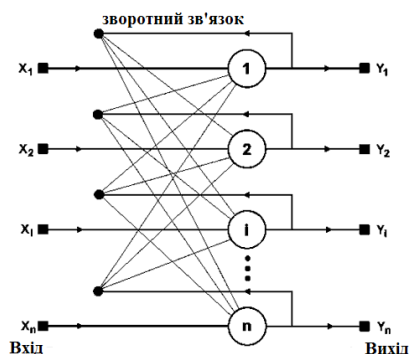


Рисунок 3.12 - Структурна схема мережі Хопфілда

Алгоритм функціонування мережі Хопфілду складається з наступних кроків:

Крок 1. На входи мережі подається невідомий сигнал.

Крок 2. Обчислюється новий стан нейронів:

$$s_j(p+1) = \sum_{i=0}^{n-1} w_{ij} y_i(p), \quad j = 0, n-1, \quad (3.10)$$

та нові значення аксонів:

$$y_j(p+1) = f[s_j(p+1)] \quad (3.11)$$

де  $p$  - номер ітерації;

$f$  - лінійна функція активації з насиченням.

Крок 3. Перевірка наявності змін вихідних значень аксонів за останню ітерацію. Якщо «так» - перехід до кроку 2, інакше – кінець. При цьому вихідний вектор є зразком, що найкращим чином поєднується з вхідними даними.

Таким чином, за скінченну кількість ітерацій (тактів часу) мережа з довільного початкового стану приходить до стану стійкої рівноваги, що називається атрактором.

Проектування мережі Хопфілду – це процес створення рекурентної мережі із множиною точок рівноваги, таких, що при наданні початкових умов мережа перейде в стан спокою в одній з них. Властивість рекурсії проявляється в тому, що вихід мережі подається на вхід. До особливостей

метода синтезу мережі Хопфілду є зменшення паразитних точок рівноваги в процесі налагодження під час комп'ютерних експериментів.

Для комп'ютерної реалізації системи міжпредметних зв'язків, як моделі відбиття еталону асоціативного мислення обрано засоби інструменту Neural Networks Toolbox (NNT) пакету Matlab [18].

Архітектуру модифікованої мережі Хопфілда наведено на рис.3.13 [2].

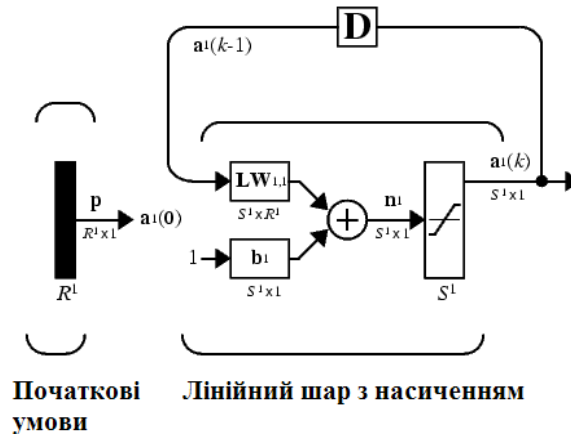


Рисунок 3.13 - Архітектура мережі Хопфілду

Вхід  $p$  встановлює значення початкових умов. В мережі використовується лінійна функція активації з насиченням  $satlins$ , яка описується наступним чином:

$$a = satlins(n) = \begin{cases} -1, & n < -1; \\ n, & -1 \leq n \leq 1; \\ 1, & n > 1. \end{cases} \quad (3.12)$$

В NNT реалізовано алгоритм синтезу на основі методу проектування модифікованих мереж Хопфілда у вигляді підфункції  $solvehop2(t)$  М-функції  $newhop$ .

Якщо задано множину цільових точок рівноваги, що надано матрицею  $T$ , то функція  $newhop$  повертає матрицю ваг та вектор зміщень для рекурентного шару мережі Хопфілда. При цьому гарантується, що точки стійкої рівноваги будуть відповідати цільовим векторам, але можуть з'явитись паразитні точки. В процесі синтезу мережі кількість таких небажаних точок зводиться до мінімуму.

Нехай задано  $Q$  цільових векторів, що утворюють матрицю  $T$  розміру  $S \times Q$ :

$$T = [t_1, t_2, \dots, t_{Q-1}, t_Q]. \quad (3.13)$$

Утворимо нову матрицю  $Y$  розмірністю  $S \times Q - 1$  наступного вигляду:

$$Y = [t_1 - t_Q, t_2 - t_Q, \dots, t_{Q-1} - t_Q] \quad (3.14)$$

Розклад матриці  $Y$  за сингулярними числами:

$$Y = \sum_{i=1}^S \sigma_i u_i v_i^T. \quad (3.15)$$

Отримуємо матриці:

$$TP = \sum_{i=1}^K u_i u_i^T, \quad TP = \sum_{i=K+1}^S u_i u_i^T, \quad (3.16)$$

де  $K$  - ранг матриці  $Y$ .

Тоді динамічна система має наступне представлення:

$$x' = T_\tau x + (E - T_\tau)t_Q, \quad (3.17)$$

де  $T_\tau$  - матриця вигляду  $TP - \tau TM$ ;  $\tau$  - динамічний параметр (в алгоритмі прийнято рівним 10);  $E$  - одинична матриця.

Для системи (3.17) обчислимо дискретну модель:

$$x_k = \Phi x_{k-1} + Ft_Q, \quad (3.18)$$

де  $\Phi$  - перехідна матриця вигляду  $e^{T_\tau h}$ ;  $F$  - матриця передачі входу вигляду  $F = (c_1 TP + c_2 TM)(E - T_\tau)$ ,  $c_1 = e^h - 1$ ,  $c_2 = (1 - e^{-th})/\tau$ ;  $h$  - такт дискретності (в алгоритмі прийнятий рівним 0,15 с).

Відповідна матриця ваг рекурентного шару і вектор зміщення обчислюються наступним чином:

$$\begin{cases} W = \Phi; \\ b = Ft_Q. \end{cases} \quad (3.19)$$

Мережа, що спроектована, може бути перевірена векторами входу на приналежність вершинам гіперкубу, визначити області тяжіння цих точок, знайти паразитні точки, якщо вони є.

Розглянемо створення модифікованої мережі Хопфілда з 9 нейронами, визначимо в якості профілів інтегрування набори даних, що мають стійку рівновагу в наступних точках тривимірного простору (3 стабільні рівноваги – за стовпчиками):

$$T = [1 \ -1 \ -1; 1 \ 1 \ 1; -1 \ 1 \ 1]'$$

Проектування мережі здійснюється з використанням М-функції *newhop* :

```
net=newhop(T);
```

Перевіримо, чи належать вершини мережі Хопфілда:

```
Ai=T;
```

```
[Y,Pf,Af]=sim(net,4,[],Ai)
```

Отримуємо:

```
>> Y
```

```
Y =
```

```

     1     1    -1
    -1     1     1
    -1     1     1
```

Дійсно, стійкі положення рівноваги мережі знаходяться в зазначених точках.

Розрахуємо ваги та зміщення модифікованої мережі Хопфілда:

```
W=net.LW{1,1}
```

```
b=net.b{1,1}
```

```
>> W
```

```
W =
```

```

    1.1618    0.0000   -0.0000
    0.0000    0.6925    0.4694
   -0.0000    0.4694    0.6925
```

```
>> b
b =
1.0e-016 *
-0.1797
0.0000
0.0000
```

Перевіримо поведінку мережі при випадкових початкових умовах:

```
a={rands(3,1)};
[y,Pf,Af]=sim(net,{1 10},{},a);
record=[cell2mat(a) cell2mat(y)];
start=cell2mat(a);
hold on
plot3(start(1,1), start(2,1),start(3,1), 'bx', record(1,:), record(2,:), record(3,:))
color='rgbmy';
for i=1:25
    a={rands(3,1)};
    [y,Pf,Af]=sim(net,{1 10},{},a);
    record=[cell2mat(a) cell2mat(y)];
    start=cell2mat(a);
    plot3(start(1,1), start(2,1),start(3,1), 'kx', record(1,:), record(2,:),
record(3,:),color(rem(i,5)+1))
end
```

Результат перевірки роботи мережі Хопфілда при випадкових початкових умовах представлений на рис. 3.14:

Таким чином, отримуємо в якості інструментарію для перетворення інформації щодо доцільних взаємозв'язків між НД, яка представлена бінарними значеннями цільових точок, в інформацію щодо коефіцієнтів інтеграції, які забезпечують потрібний рівень взаємозв'язків. Запропонований метод моделювання системи міжпредметних зв'язків має

теоретичне підґрунтя, що засновано на аналогії асоціативного мислення, дозволяє навіть у відсутності «задачника» налагодити мережу, визначити потрібні вагові коефіцієнти, що відповідають ступеню взаємозв'язку. Це є важливим елементом у синтезованій системі управління індивідуалізованим навчанням.

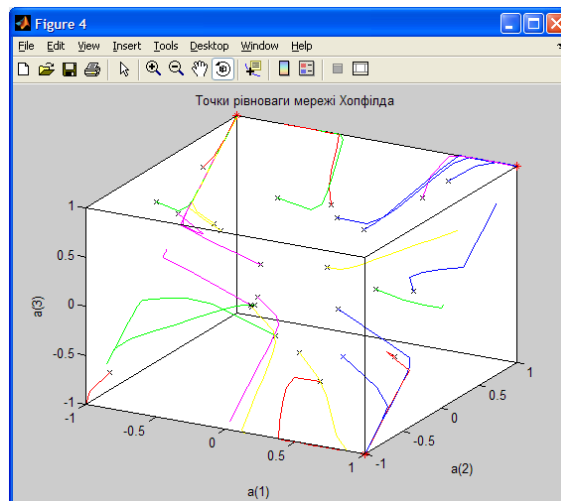


Рисунок 3.14 - Результат перевірки роботи мережі

Однак, для формування індивідуалізованих стратегій навчання, необхідно мати не тільки модель системи міжпредметних зв'язків, але й відповідний інструментарій забезпечення й керування взаємодією з системою компетенцій. Тому розглянемо метод формування нечітких правил для встановлення причинно-наслідкових правил між цими системами.

### **3.4 Нечітка кластеризація взаємозв'язків між системою міжпредметних зв'язків та системою компетенцій**

Одним з важливих елементів СУ КМП (рис.2.10), СУ СКМП (рис.2.11) є налагодження взаємодії між системою міжпредметних зв'язків та системою компетенцій. З оглядом на специфіку цього відношення, яка полягає у відсутності точних вимірів відповідних характеристик, суб'єктивності оцінки відношення, апріорно визначений його нелінійний характер, а також спираючись на запропоновані моделі, розглянемо реалізацію нечіткої

кластеризації, як основу для синтезу нечітких правил щодо встановлення причинно-наслідкових зв'язків між двома системами.

Дослідження та розробка нечіткої системи будемо здійснювати за допомогою інструментарію Fuzzy Logic Toolbox програми Matlab.

Для знаходження центрів кластерів в Matlab існує функція `subclust`, яка призначена для здійснення так званої субтрактивної кластеризації та має наступний синтаксичний опис [19]:

$$[\text{centers}, \text{sigmas}] = \text{subclust}(X, \text{radii}, \text{xBounds}, \dots, \text{options}).$$

Дана функція обчислює центри кластерів даних за вдосконаленим гірським алгоритмом субтрактивної кластеризації. Кількість кластерів визначається під час роботи алгоритму по здійсненню розподілу даних. Функція `subclust` може мати до чотирьох вхідних аргументів, перші два з них – обов'язкові:

1. `X` – данні для кластерного аналізу. Кожний рядок матриці `X` задає один об'єкт кластеризації;

2. `radii` – вектор, що визначає розміри кластерів по кожній координаті. Координати вектора `radii` повинні знаходитись в діапазоні  $[0, 1]$  у зв'язку із тим, що при кластеризації данні `X` масштабуються на одиничний гіперкуб. Рекомендовано назначати значення `radii` з діапазону  $[0,2 \ 0,5]$ . Крім того, у випадку рівнозначних координат, `radii` задається скаляром.

3. `xBounds` – матриця діапазонів зміни вхідних даних, яка необхідна для масштабування матриці `X` на одиничний гіперкуб. Кожний рядок задає зміну даних з однієї координати. Якщо цей аргумент не задано, то відповідні діапазони обчислюються за фактичними значеннями матриці `X`.

4. `options` – вектор параметрів кластерного аналізу:

`options(1)` – коефіцієнт подавлення. Чим більше його значення, тим більше сусідніх елементів буде належати кластерові. За умовчанням дорівнює 1,25;

`options(2)` – коефіцієнт прийняття. Чим більше його значення, тим більше кластерів буде знайдено. За умовчанням дорівнює 0,5;



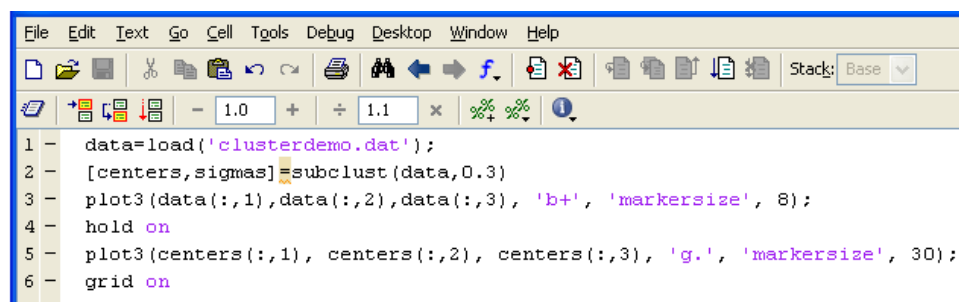
options(3) – коефіцієнт відторгнення. Чим менше його значення, тим більше віддалених один від одного кластерів може бути знайдено. Значення коефіцієнта відторгнення повинно бути менше значення коефіцієнта прийняття. За умовчанням дорівнює 0,15;

options(4) – управління виводом на екран поточних результатів кластерного аналізу. Якщо встановлено нульове значення, то вивід поточних результатів подавлено.

Функція subclust може мати до двох вихідних аргументів:

1. centers – матриця центрів кластерів, що знайдені. Кожний рядок матриці представляє координати центру одного кластеру;
2. sigmas – вектор радіусів кластерів.

Виклик вбудованої в Matlab функції кластеризації та візуалізація отриманих результатів записано в скрипт Cluster.m (рис.3.15).



```

1 - data=load('clusterdemo.dat');
2 - [centers,sigmas]=subclust(data,0.3);
3 - plot3(data(:,1),data(:,2),data(:,3),'b+', 'markersize', 8);
4 - hold on
5 - plot3(centers(:,1), centers(:,2), centers(:,3), 'g.', 'markersize', 30);
6 - grid on

```

Рисунок 3.15 - Зміст скрипта Cluster.m.

В цьому скрипті дані для кластеризації надано у вигляді файлу clusterdemo.dat. У зв'язку із тим, що зазвичай для користувачів більш зручним є накопичення даних в електронних таблицях (наприклад, за допомогою програми MS Excel), то вважаємо за доцільне використання інтерфейсу для доступу до ресурсів середовища Matlab з середовища електронних таблиць. Такий інтерфейс зв'язку (Excel Link) розроблений фірмою MathWorks, входить до складу програмних продуктів середовища Matlab [19]. Він забезпечує можливість обміну даними між робочими областями розглянутих систем та

дозволяє реалізовувати команди Matlab, не виходячи з середовища MS Excel. На рис. 3.16 показано схему взаємодії MS Excel і системи Matlab.

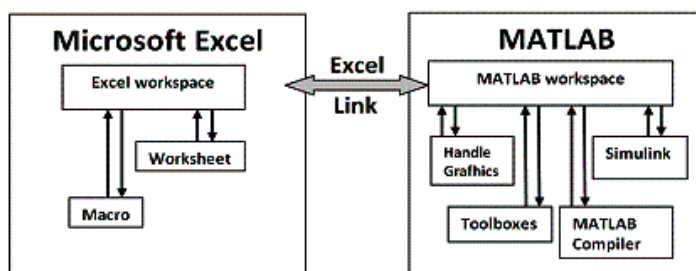


Рисунок 3.16 - Схема взаємодії MS Excel і системи Matlab

Запуск інтерфейсу здійснюється за наступним алгоритмом:

1. Виклик MS Excel.
2. В меню сервіса Tools вибрати підменю настройки Add-Ins та опцію обзору Browse.
3. В MATLAB\Toolbox\Exlink знайти шлях до файлу exclink.xla та обрати його.

Після цього стає доступним нове підменю, серед опцій якого є функції для здійснення взаємозв'язку між даними. Так, для того, щоб передати таблицю даних для кластеризації оберемо функцію putmatrix (вставити в матрицю), вкажемо її ім'я в Matlab (рис.3. 17).

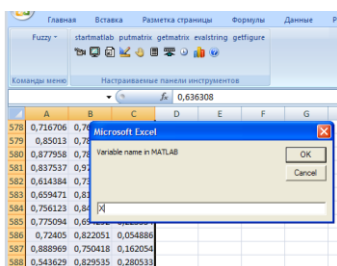


Рисунок 3.17 - Імпорт даних з таблиці MS Excel

Тоді в скрипті може використовуватись замість файлу матриця X. Для наведеного набору даних (табл. А.1) наслідком кластеризації є отримання в командному вікні Matlab координат трьох кластерів та їх радіуси:

centers =

0.2220 0.5937 0.8113

```

0.5914  0.1721  0.4872
0.7797  0.8191  0.1801
sigmas =
0.1142  0.1193  0.1350.

```

Графічне відображення результатів кластеризації наведено на рис.3.18, де центри знайдених кластерів вказано кружечками.

Далі, за результатами кластеризації можна синтезувати нечіткі правила, які зв'яжуть вхід із виходом, тобто забезпечать ідентифікацію взаємозв'язку між коефіцієнтами інтеграції між парами НД та ступенем досяжності відповідних компетенцій.

Для генерування з даних, що отримані в наслідок субтрактивної кластеризації, системи нечіткого висновку – Fuzzy Inference System (FIS) призначена функція `genfis2`. Функція генерує із даних нечітку систему типу Сугено з використанням субтрактивної кластеризації. Слід зазначити, що у зв'язку з тим, що в даній постановці маємо данні з однією вихідною змінною, то результат виконання функції може розглядатися к вхідна нечітка система для ANFIS-навчання [20]. Екстракція нечітких правил здійснюється в два етапи. По-перше функція `subclust` знаходить посилки нечітких правил. По-друге, за методом найменших квадратів обчислюються висновки правил. В наслідок чого отримуємо систему нечіткого висновку з базою правил, що охоплює всю предметну галузь.

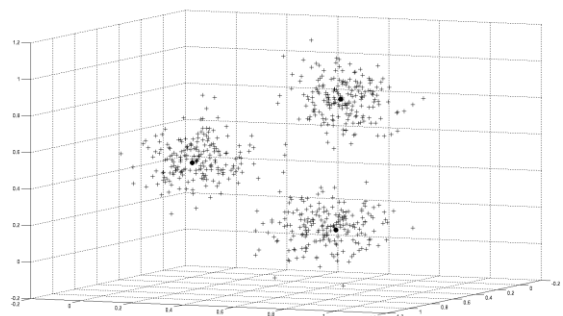
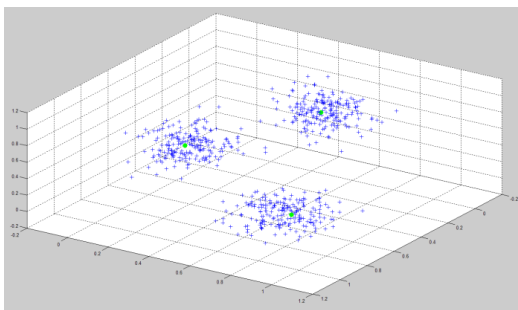


Рисунок 3.18 - Результати кластеризації

Функція `genfis2` може мати до п'яти наступних вхідних параметрів, перші три з яких є обов'язковими:

$fis=genfis2(Xin, Xout, radii, xBounds, options)$ ,

1.  $Xin$  - матриця, кожний рядок якої містить значення вхідних змінних;
2.  $Xout$  – матриця, кожний рядок якої містить значення вихідних змінних;
3.  $radii$  – вектор, що визначає «області впливу» центрів кластерів по кожній вхідній змінній. Якщо значення задано скаляром, то всі координати вважаються рівноважними;
4.  $xBounds$  – матриця діапазонів змін даних для їх масштабування. Якщо аргумент не заданий, то діапазони обчислюються за фактичними значеннями матриць  $Xin, Xout$ ;
5.  $options$  – вектор параметрів кластерного аналізу, інформацію о яких наведено в описі функції `subclust`.

На основі аналізу освітньо-професійної програми підготовки бакалаврів за напрямком 0925 «Автоматизація та комп'ютерно-інтегровані технології» [21], наприклад, можна визначити, що система компетенцій складається з приблизно 75 компетенцій, що містяться в таблиці змістовних модулів під відповідними шифрами. Згідно рекомендованому переліку навчальних дисциплін, формування СКМП здійснюється на основі вивчення понад 40 навчальних дисциплін. За таких умов, в загальному випадку, на основі (3.39) матриця кластеризації має розмірність  $100 \times 780$ , т. я.  $ns = (40^2 - 40)/2 = 780$ .

Однак, обробка всієї матриці таких значних обсягів не є доцільною, бо формування СКМП при стаціонарному навчанні здійснюється на протязі 8 навчальних семестрів. Припускаючи рівномірний розподіл формування компетенцій та відповідне вивчення забезпечуючи їх дисциплін, отримуємо розмірність матриці  $12 \times 98$ .

Таблиці даних для кластеризації наведено в табл. Б.1. Результати кластеризації для матриці вигляду (2.71), рядки якої відповідають формуванню дванадцяти компетенцій (шифри ПФ.Е.01, ПР.О.01, ПФ.Е.02, ПР.Р.02, ПФ.Д.04, ПР.Р.04, ПФ.Е.05, ЗР.Р.05, ПФ.Д.01, ПР.О.01, ПФ.С.01, ПП.О.01) [21]. Наприклад, ПФ.Е.01 відповідає компетенції – «**вміння** при

експлуатації системи автоматизації ... проведення метрологічного контролю за розробленням, виробництвом, станом, застосуванням засобів вимірювання, за впровадженням та додержанням метрологічних норм та правил; ...». Столпчики матриці утворюють вектор коефіцієнтів інтеграції між десятьма навчальними дисциплінами з циклу професійної та практичної підготовки, серед яких – метрологія, технологічні вимірювання та прилади, технічні засоби автоматизації, електроніка та електромеханіка та ін. (табл. Б.1).

В результаті кластеризації отримано координати центрів класів та вектор їх радіусів:

```
centers =
    0.3351    0.5344    0.4833
    0.7103    0.2428    0.3422
    0.6786    0.7919    0.5798
    0.4851    0.2340    0.8299
    0.1865    0.8790    0.7869
    0.8684    0.6804    0.1959
    0.1793    0.1428    0.3024
    0.8551    0.5927    0.9440
    0.2128    0.7710    0.1419
    0.9168    0.1544    0.8025
    0.1238    0.1136    0.7248
    0.5398    0.4233    0.0044

sigmas =
    0.1765    0.1766    0.1762
```

Графічна візуалізація розподілу центрів класів наведено на рис. 3.19. За результатами кластеризації можна визначити, міжпредметні зв'язки між якими навчальними дисциплінами мають споріднені кількісні ознаки для формування розглянутих компетенцій.

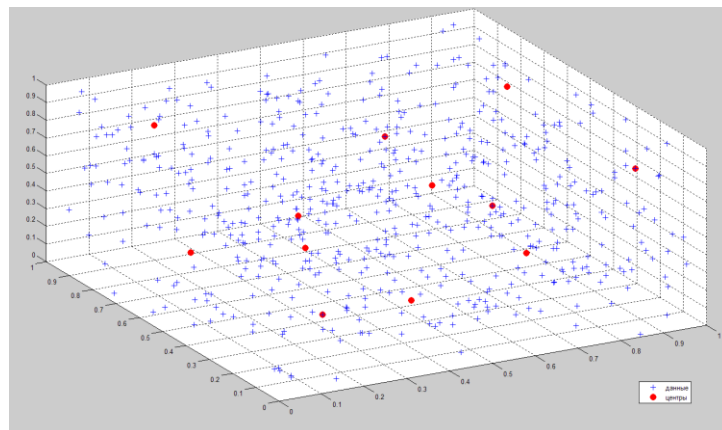


Рисунок 3.19 - Результати кластерного аналізу матриці формування компетенцій бакалаврів

Подальшу генерацію правил нечіткого виводу будемо здійснювати на основі використання функції `genfis2` з наступними параметрами:

$$\text{fis}=\text{genfis}(X,Y,0.5),$$

де  $X$  – матриця коефіцієнтів інтеграції між парами десяти НД

$Y$  - вектор-стовбець, що відповідає ступеню досяжності відповідної компетенції на основі експертних оцінок.

На основі попередньої кластеризації кількість правил нечіткої бази знань становить дванадцять. Відповідна структура нейрон-нечіткої мережі, що є результатом генерації редактору ANFIS, наведено на рис. 3.20.

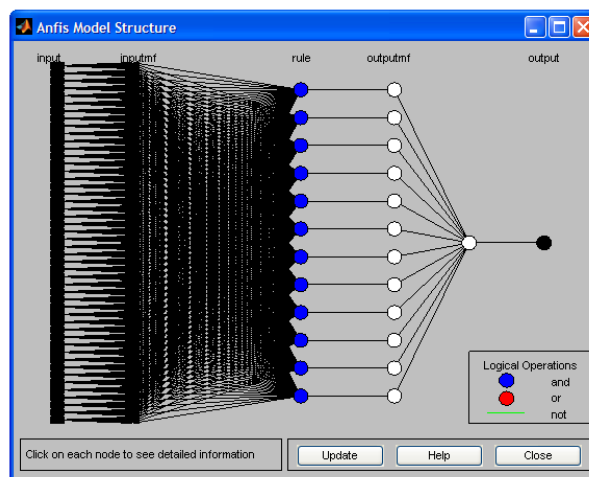


Рисунок 3.20 - Структура нейронної нечіткої мережі ANFIS

Таким чином, за рахунок попередньої кластеризації вдалось значно ефективніше застосувати генерацію нечітких правил, кількість яких співпадає з кількістю кластерів.

Отримана система дозволяє ідентифікувати характер взаємозв'язку між матрицею коефіцієнтів інтеграції та ступенем досягнення компетенції, який задається функцією Гауса (рис.2.22).

Вид однієї з поверхонь, що характеризує залежність вихідної змінної від двох (з сорока восьми) вхідних змінних наведено на рис.3.21.

Залежність «вхід-вихід» є важливою компонентою у схемі управління індивідуалізованим навчанням [22].

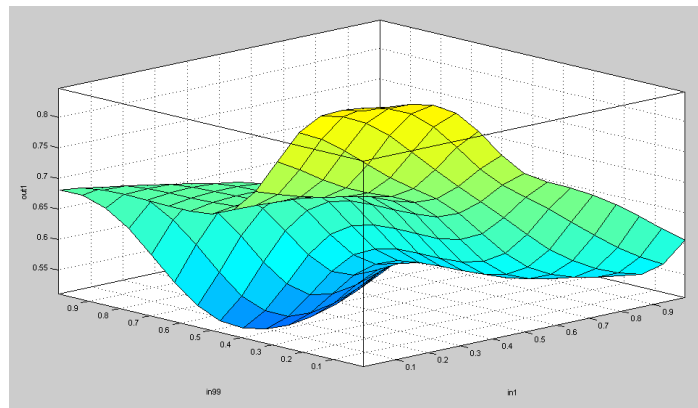


Рисунок 3.21 - Графічний вид залежності вихідної змінної від двох вхідних

Підхід, що запропоновано, пов'язаний із реалізацією обробки матриці коефіцієнтів інтеграції з метою формування нечітких правил продукцій для визначення інтеграцій, які найбільш доцільно сприяють формуванню відповідних компетенцій.

### **3.5 Кластеризація гомогенних груп осіб, що навчаються**

Поширення різноманіття управляючих впливів, з одного боку, нові можливості щодо врахування особливостей та здібностей учнів при формуванні груп (навіть віртуальних) – з другого, обумовлюють актуальність розгляду питання моделей та їх реалізацій для визначення груп осіб, що навчаються, як об'єкту управління в АСУ-Н.

Дидактично обумовлено, що найбільш результативним є навчання особистості за індивідуально обумовленими цілями, для досягнення яких здійснюється відбір змісту навчання [5]. Тобто, визначення об'єкту управління в АСУ-Н за умов групового навчання, передбачає наявність автоматизованої процедури розподілу учнів до так званих гомогенних груп. Відомим є визначення конкретних значень двох параметрів діагностично заданої цілі навчання (рівня засвоєння, ступеня абстракції) в залежності від групи діяльності за Шпрангером [23], інтелектуального компоненту за Гарднером [24]. В наступний час визначають вісім компонент діяльності,

вісім різних форм інтелекту. Таблиця цілей навчання [12] наведена у табл. В1.

Визначення зазначених характеристик особистості здійснюється на основі обробки результатів спеціальних тестів. Результатом тестування, як правило, є певна кількість балів. В залежності від цієї кількості визначається схильність до діяльності або переважна інтелектуальна компонента.

Аналіз особливостей розподілу учнів на гомогенні групи, співвіднесення його із відомими інтелектуальними засобами розв'язання задач групування або кластеризації, дозволяють обрати в якості найбільш доцільного інструментарію розв'язку даної задачі використання нейронних мереж, що самоорганізуються. Властивість самоорганізації є однією з найбільш привабливих властивостей нейронних мереж. Такою властивістю притаманна нейронній мережі, що запропоновано Т. Кохоненом [25]. Нейронні мережі, що самоорганізуються, можуть бути навченими визначеною групою (кластерами) векторів входу, які мають деякі спільні властивості.

Розрізняють мережі з невпорядкованими нейронами, які називають шарами Кохонена, та мережі з впорядкованими нейронами, які називають картами Кохонена. Кількість нейронів в мережі визначається кількістю класів. Так як в постановці даної задачі впорядкування даних не передбачається в зв'язку з особливістю вимірювання відповідних характеристик, то далі будемо розглядати саме шар Кохонена [2], архітектуру якого показано на рис. 3.22.

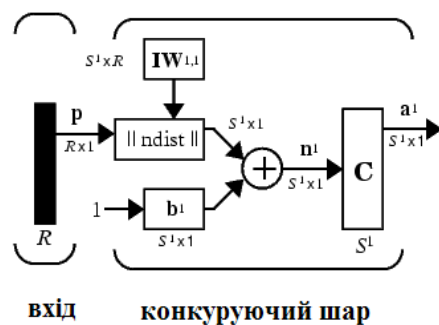


Рисунок 3.22 - Архітектура шару Кохонена



Шар Кохонена – це шар конкуруючого типу, оскільки в ньому застосовано конкуруючу функцію активації. Конкуруюча функція активації аналізує значення елементів вектора  $n'$  та формує виходи нейронів, які дорівнюють 0 для всіх нейронів, крім одного – переможця, який має на вході найбільше значення. Функція активації описується таким чином:

$$a_i^1 = \begin{cases} 1, i = i^*, i^* = \arg(\max n_i^1) \\ 0, i \neq i^* \end{cases} \quad (3.20)$$

Постановка задачі. Необхідно спроектувати та навчити мережу для розподілу учнів на групи за результатами психологічного тестування, що виражається двома чисельними значеннями. Сформуємо та навчимо мережу для розподілу на 8 класів масиву з двоелементних векторів. Припущення полягає в тому, що вектори характеристик є двоелементними. Це зроблено для можливості надання графічної інтерпретації. Зауважимо, що, наприклад, для вищої освіти, діяльна компонента визначена, єдина для кожної спеціальності.

Формування мережі. Для формування мережі застосуємо М-функцію `newsc`, яка входить в склад `Neural Network Toolbox` пакету `Matlab`.

Вхідні данні є масивом, який формується, як правило, засобами електронних таблиць. Тому імпортування даних з `Excel` до `Matlab` здійснюється з використанням функції інтерфейсу `putmatrix(P)`. Матриця `P` має наступну розмірність: рядків – 2, стовбців – за кількістю учнів. Припустимо, що кількість учнів – 72 особи. При формуванні шару Кохонена задаються наступні параметри:

`net=newsc(PR, S, KLR, CLR),`

де `PR` –  $R \times 2$  матриця мінімальних та максимальних значень для  $R$  вхідних елементів;

`S` – кількість нейронів;

`KLR` – швидкість навчання (за замовчуванням =0.01);

`CLR` – параметр швидкості налагодження (за замовчуванням =0.001).

Тоді, `net=newc([0 10; 0 5], 2);`

Початкові значення елементів матриці ваг знаходяться як центри інтервалів вхідних значень за допомогою функції `midpoint`. Перевірка може бути здійснена таким чином:

`wts=net.IW{1,1}.`

Характеристики мережі можна отримати за допомогою:

`net.layers{1}.`

Характеристики зміщень можна отримати за допомогою:

`net.biases{1}.`

Таким чином, мережу сформовано. Однак, зараз треба її навчити розв'язанню задачі кластеризації даних. Кожний нейрон блоку `compnet` конкурує за право відповіді на вектор входу. Якщо всі зміщення дорівнюють 0 у нейрона, вага якого найбільш близька до вектора входу, то цей нейрон одержує перемогу, повертає на виході значення 1, всі інші – 0.

Навчання шару Кохонена. Навчання здійснюється за правилом Кохонену, яке полягає в налагодженні елементів матриці ваг[2]:

$${}_iLW^{1,1}(q) = {}_iLW^{1,1}(q-1) + \alpha(p(q) - {}_iLW^{1,1}(q-1)) \quad (3.21)$$

Це рекурентне співвідношення забезпечує корегування рядка  $i$  матриці ваг шляхом додавання зваженої різниці вектора входу і значення рядка на попередньому кроці. Налагодження параметрів мережі за правилом Кохонена реалізовано у вигляді М-функції `learnk`.

Задаємо навчання на протязі 500 циклів:

`net.trainParam.epochs=500;`

`net=train(net,P);`

`w=net.IW{1}`

`bn=net.b{1}`

`cn=exp(1)./bn`

Отримуємо наступні результати навчання:

```

TRAINR, Epoch 0/500
TRAINR, Epoch 25/500
TRAINR, Epoch 50/500
TRAINR, Epoch 75/500
TRAINR, Epoch 100/500
TRAINR, Epoch 125/500
TRAINR, Epoch 150/500
TRAINR, Epoch 175/500
TRAINR, Epoch 200/500
TRAINR, Epoch 225/500
TRAINR, Epoch 250/500
TRAINR, Epoch 275/500
TRAINR, Epoch 300/500
TRAINR, Epoch 325/500
TRAINR, Epoch 350/500
TRAINR, Epoch 375/500
TRAINR, Epoch 400/500
TRAINR, Epoch 425/500
TRAINR, Epoch 450/500
TRAINR, Epoch 475/500
TRAINR, Epoch 500/500
TRAINR, Maximum epoch reached.

```

$w =$		$bn =$	$cn =$
6.8598	2.8488	21.9838	0.1236
1.4085	1.8876	21.5708	0.1260
6.4505	1.0151	22.0933	0.1230
3.7464	1.7159	21.6508	0.1256
0.3324	1.7067	21.9630	0.1238
7.6415	2.6484	22.0523	0.1233
5.1896	1.5562	21.3244	0.1275
5.8339	3.6407	21.3631	0.1272

Як показують таблиці, центри кластеризації визначились за розподілом по восьми областям (рис.3.23), центри показано кружечками.

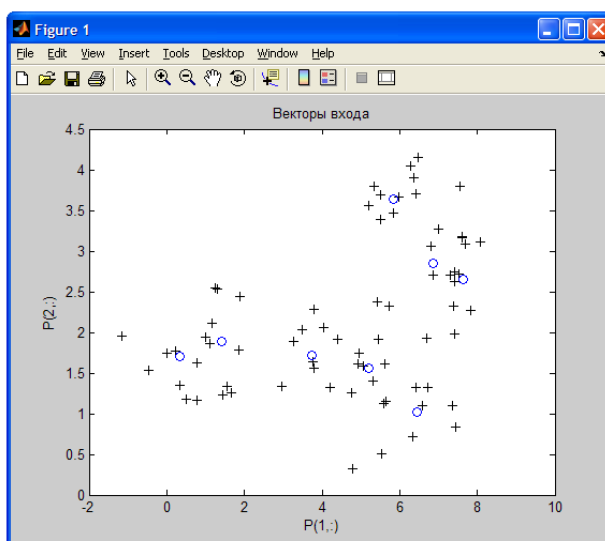


Рисунок 3.23 - Результати кластеризації гомогенних груп  
Виконаємо моделювання мережі після навчання:

```
a=sim(net,p);
ac=vec2ind(a).
```

За результатами кластеризації вхідного потоку розподіл учнів по гомогенним групам показано на діаграмі (рис.3.24):



Рисунок 3.24 - Діаграма розподілу учнів по гомогенним групам

Відхилення параметрів активності нейронів, що містяться в матриці  $sn$ , показано на рис.3.25.

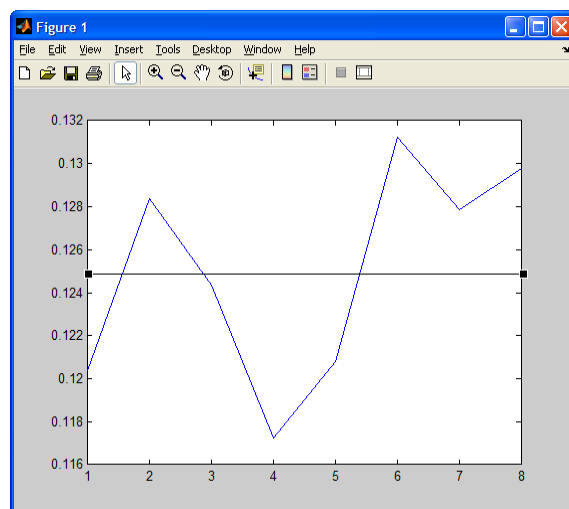


Рисунок 3.25 - Графік відхилень параметрів активності нейронів

Таким чином, сформовано, проведено навчання та показано на прикладі використання шару Кохонену для розв'язання задачі розподілу учнів на гомогенні групи за двома характеристиками. В моделі синергетичного управління вектор інтелекту враховує такі показники, як пам'ять та швидкість умовиводу. Критерії розподілу та засоби їх визначення мають властивість змінюватись згідно результатам психолого-педагогічних

досліджень, але даний метод дозволяє автоматизувати процес виявлення гомогенних груп, як об'єкту управління в АСУ-Н.

До переваг використання шару Кохонена є можливість навчання мережі без «вчителя» за рахунок самоорганізації, що є доцільним в системі автоматизованого управління навчанням. Крім того, слід зазначити, що деякі з параметрів учнів можуть змінюватись в часі, тому для здійснення динамічного перерозподілу на групи використання даного методу є доцільним та зручним.

### **3.6 Еволюційна оптимізація часу навчання**

Здійснення процесу навчання є послідовність цілеспрямованих дій щодо вивчення навчальних елементів в певній послідовності. Така послідовність має вигляд множини навчальних блоків, що складаються за моделлю, яка розглянута в п.2.3. Таким чином утворюються множини нечітких спрямованих графів. Врахування міжпредметних зв'язків здійснюється на основі моделі, що розглянута в п. 2.4.

Однак, багатоваріантна можливість взаємного розташування навчальних блоків, узгодженість їх за між предметними зв'язками, постають актуальним питання оптимізації часу, як потрібного ресурсу для здійснення процесу навчання. Таким чином, задача формування траєкторії навчання є оптимізаційною задачею. Визначимо постановку такої задачі та метод її розв'язку.

Постановка задачі оптимізації послідовності навчальних блоків за часом.

Як відомо, для формулювання оптимізаційної задачі необхідно ідентифікувати залежність

$$Y = F(X, Z), \quad (3.22)$$

де  $X = (x_1, x_2, \dots, x_n)$  - вектор вхідних змінних, який характеризує властивості зовнішнього середовища, яке здійснює вплив на функціонування моделі;

$Z = (z_1, z_2, \dots, z_r)$  - вектор внутрішніх змінних, який характеризує стан окремих елементів моделі;

$Y = (y_1, y_2, \dots, y_m)$  - вектор вихідних змінних, який характеризує властивості моделі в цілому та визначає ступінь виконання її призначення.

В сучасних умовах одним з найбільш критичних ресурсів при навчанні є час. Тому найкраща послідовність навчальних елементів (блоків) визначається за критерієм потрібного часу. При цьому необхідно врахувати логічно обумовлені внутрішні та між предметні зв'язки. Для зручності призначимо за одиницю часу в даній постановці задачі час, що потрібний на вивчення одного навчального елемента, як константу -  $\tau$ .

Така задача має аналогію з відомою задачею комівояжера, метод розв'язку якої полягає в повному переборі всіх варіантів. Задовільні результати дає метод віток і меж [26], метод послідовного аналізу варіантів [27], пошук оптимального шляху за допомогою нейронної мережі Хопфілду [28]. Однак, за допомогою останнього методу оптимальний варіант отримують приблизно тільки в 50% обчислень, точність перших методів також не є високою, що визначається ймовірним попаданням в локальні оптимуми [29]. Тому в якості базового методу оптимізації розглянемо еволюційний метод визначення траєкторії, оптимізованої за часом навчання.

Складові елементи моделі (3.22) мають наступний опис:

$Y$  - час, що потрібний на вивчення  $x$  навчальних блоків;

$X$  - вектор, що задає структуру навчальних блоків (кількість, розподіл кількості НЕ в кожному з блоків);

$Z$  - вектор, який визначає взаємозв'язки внутрішні між НБ та між предметні (описуються відповідними матрицями).

Для ідентифікації залежності (3.22) розглянемо основні міркування для обчислення цільової, або fitness-функції. На основі загальних розсудів можна визначити наступну залежність:

$$Y = \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^{m_i} m_{ij}, \quad (3.23)$$

де  $m$  - кількість навчальних блоків,

$m_j$  - кількість навчальних елементів в  $j$ -му блоці.

Однак, при цьому не враховуються наступні особливі ситуації, які впливають на розрахунок часу при вивченні двох навчальних дисциплін – припустимо, НД1, НД2. Визначимо три такі ситуації:

Ситуація 1. Послідовне вивчення двох блоків. Позначимо НБ1 – навчальний блок, що відноситься до НД1, НБ2 – до НД2. Початок вивчення НБ2 точно співпадає з завершенням вивчення НБ1 (рис.3.26 а). Тоді формула (3.23) має вигляд:

$$Y_{12} = m_1 + m_2. \quad (3.24)$$

Ситуація 2. За рахунок міжпредметних зв'язків деякі навчальні елементи вивчаються одночасно (в межах одного навчального блоку), при цьому час вивчення скорочується. В цьому випадку формула (3.23) дещо змінюється (рис. 3.26 б):

$$Y_{12} = m_1 + m_2 - \Delta_{12}, \quad (3.25)$$

де  $\Delta_{12}$  - час, за який водночас вивчаються навчальні елементи з НБ1, НБ2. Зауважимо, що це значення є сумарним по блоку в цілому, може складатись з декількох відрізків часу.

Ситуація 3. Між закінченням вивчення НБ1, початком вивчення НБ2 є деякий проміжок часу. Це негативно впливає на час засвоєння, оскільки має місце забування матеріалу НБ1. Тоді формула (3.23) потребує наступного уточнення:

$$Y_{12} = m_1 + m_2 + \Delta_{12}, \quad (3.26)$$

де  $\Delta_{12}$  - час, який додатково потрібно витратити для реалізації міжпредметних зв'язків. В загальному випадку між вивченням блоків НБ1, НБ2 може здійснюватись вивчення  $p$  блоків (рис.3.26 в). Для врахування

«штрафу» за розрив між взаємопов'язаними НБ введемо коефіцієнт розриву  $\zeta$ , який збільшується в залежності від кількості блоків  $p$ . Тоді:

$$\Delta_{12} = \sum_{i=1}^p n_i \zeta_i, \quad (3.27)$$

де  $i$  - номер блоку розриву.

Узагальнюючі всі три ситуації, отримаємо уніфіковану формулу для визначення часу вивчення двох НБ, між якими є міжпредметний зв'язок:

$$Y_{12} = m_1 + m_2 - \Delta_{12}, \quad (3.28)$$

$$\text{де } \Delta_{12} = \begin{cases} 0, \text{ якщо } \{l_1\} \cap \{l_2\} = \emptyset; \\ \sum_{i=1}^n \Delta_i, \text{ якщо } \{l_1\} \cap \{l_2\} \neq \emptyset; \\ - \sum_{i=1}^p n_i \zeta_i, \text{ якщо } |Y(m_2) - Y(m_1)| > 0, \end{cases}$$

де  $l_1, l_2$  - кількість навчальних елементів відповідно у блоках  $m_1, m_2$ .

Отже, вектор  $Z = \{Z_1, Z_2\}$ , де  $Z_1$  визначає вектор, що задає можливі варіанти послідовностей навчальних елементів, що утворюють відповідні НБ на основі матриці суміжності графа змісту;  $Z_2$  - визначає матрицю міжпредметних зв'язків. Зазначимо, що вектор  $Z_1 = \{z_i \mid \rho(i+1) > \rho(i)\}$ , де  $\rho(i)$  - локальні ступені  $i$ .

Графічна інтерпретація можливих ситуацій розташування термінів навчання блоків НБ1 та НБ2 наведено на рис.3.26.

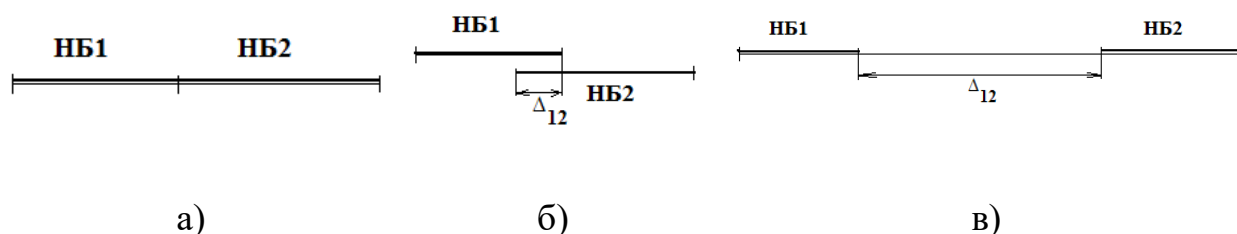


Рисунок 3.26 – Основні випадки взаємного розташування термінів вивчення навчальних блоків НБ1, НБ2

Для подальшого застосування матриці  $Z_2$  в моделі (3.22) необхідно виконати наступні перетворення:



1. На основі матриці міжпредметних зв'язків  $M = \|\mu_{kij}\|$  перейти до бінарної матриці  $M^* = \|m_{ij}\|$  на основі формули перетворення:

$$m_{ij} = \begin{cases} 1, & \text{якщо } \mu_{kij} > 0, \\ 0, & \text{в протилежно му випадку.} \end{cases} \quad (3.29)$$

2. Матрицю  $M^*$  перетворити на матрицю  $T = \|t_{ij}\|$  ущільнення часу вивчення взаємопов'язаних НЕ:

$$t_{ij} = \Delta_{ij}, \quad (3.30)$$

де  $\Delta_{ij}$  визначається за (3.28).

Враховуючи (3.24) – (3.30), отримуємо вираз для знаходження часу потрібного для вивчення будь-яких двох НБ:

$$Y_{i,i+1} = m_i + m_{i+1} - \Delta_{i,i+1}. \quad (3.31)$$

Тоді, для вивчення  $m$  НБ, отримуємо наступний вираз fitness-функції:

$$Y = \sum_{i=1}^{m-1} Y_{i,i+1} \rightarrow \min. \quad (3.32)$$

Оптимізацію задачі пошуку необхідно провести відповідно до обмежень, що задані векторами послідовностей вивчення НБ з різних НД -  $Z_1(LE1)$ ,  $Z_2(LE2)$  та матрицею міжпредметних зв'язків  $M$ .

Таким чином, fitness-функція (або функція виживання) визначається як результат наступної залежності:

$$Y = F(LE1, LE2, m, Z_1(LE1), Z_2(LE2), M). \quad (3.33)$$

Для розв'язання оптимізаційної задачі (3.32) необхідно поряд із fitness-функцією сформулювати вибірккову сукупність, яка складається з множини векторів  $X_1, X_2, \dots, X_p$ , де  $p$  - кількість ненульових елементів матриці формування векторів інтеграції. Згідно з теорією генетичного алгоритму визначено відповідні терміни. Хромосома є вектором з вибіркової сукупності. Кожна хромосома має структуру бінарної строки (рис.3.27):

1	0	1	0	1	1	0	...	0	0	0	1	0	1	0	1	...	1
0	1	1	0	0	1	0	...	0	0	1	0	0	1	0	0	...	0
1	0	1	0	0	0	1	...	0	0	1	1	0	1	0	1	...	0
1	0	0	1	0	1	0	...	0	0	1	1	0	0	1	0	...	0
0	0	1	0	1	1	0	...	0	0	1	0	0	1	0	0	...	0
1	0	1	1	1	0	0	...	0	0	1	1	0	1	1	1	...	0

Рисунок 3.27 - Структура набору хромосом

Кожна хромосома  $X_i | i = \overline{1, p}$  складається з  $n$  біт – генів, причому  $l_1 + l_2 = n$ . Кожен ген відповідає наявності (1) або відсутності (0) в змісті навчання відповідного НБ. Крім того, позиція або локус  $X_i(j) | j = \overline{1, n}$  визначає номер НБ за порядком в траєкторії навчання. Враховуючи, що звичайні переборні варіанти пов'язані зі значними ресурсними витратами, генетичний алгоритм є найбільш доцільним засобом оптимізації даної постановки задачі [30].

Мета оптимізації: знайти таку послідовність хромосом, яка для усього набору (при формуванні СКМП) забезпечує мінімальний час навчання при обмеженнях, що обумовлені внутрішніми та міжпредметними зв'язками.

#### Основні параметри ГА:

1. Чисельність популяції – потужність безлічі рішень  $p$  визначається кількістю ненульових елементів матриці формування векторів інтеграції, що змістовно відповідає кількості пар між НД при низхідному застосуванні ГА (від формування КМП).

2. Довжина бінарного кодування (довжина генотипу) визначається як сума кількості структурних утворень (НБ або НЕ) з різних НД:  $n$ .

3. Кількість рішень, що генерується на кожній ітерації співпадає з чисельністю популяції -  $p$ .

4. Ймовірність використання оператора локальної зміни рішень (мутації)  $p_m = 0,001$ .

5. Метод селекції - турнірний [9], т. я. він на відміну від методу рулетки є ефективним саме в задачах мінімізації, а також дозволяє запобігти

передчасній збіжності алгоритму. При турнірній селекції всі особи популяції розділяються на підгрупи з подальшим вибором в кожній з них особи з найкращою пристосованістю на основі детермінованого вибору (з ймовірністю 1).

6. Тип оператора глобального пошуку (кросовера) – одноточковий кросовер з детермінованим локусом в батьківських хромосомах. Це пов'язано з структурою хромосоми, яка визначена специфікою задачі, тобто позиція локусу  $j^* = l_1 + 1$ , якщо утворення хромосоми починається з НБ1.

7. Тип оператора локальної зміни (мутації) – ймовірний двоступеневий: спочатку визначається випадковим чином хромосома для мутації, потім випадковим чином визначається локус, ген якого піддається зміні на протилежне (0 на 1 та навпаки). Ймовірність мутації на основі практичних рекомендацій, що підтверджені комп'ютерними експериментами, обрано  $p_m = 0,001$ .

8. Процедура відбору – елітарна стратегія. Такий метод обрано тому, що практичне моделювання засвідчило переваги саме елітного відбору, т. я. саме за таким методом не губляться оптимальні вектори-рішення [29]. Зі всіх видів відбору тільки для елітного теоретично доказано, що ітераційний процес пошуку оптимального рішення сходиться. Елітна стратегія гарантовано залишає хромосому з найменшим значенням функції пристосованості в нову популяцію.

9. Критерій завершення процесу пошуку оптимального рішення є виконання однієї з наступних умов:

- досягнення необхідного значення fitness-функції (орієнтовне значення може бути визначено на основі прогнозування, за розсудом експертів або на основі аналізу статистичних даних);
- вибіркова популяція складається з однакових елементів;
- для любого значення  $\varepsilon > 0: |Y_i - Y_j| < \varepsilon, \forall i, j, i \neq j$ .

Блок-схема модифікованого генетичного алгоритму з визначеними параметрами наведено на рис. 3.28.

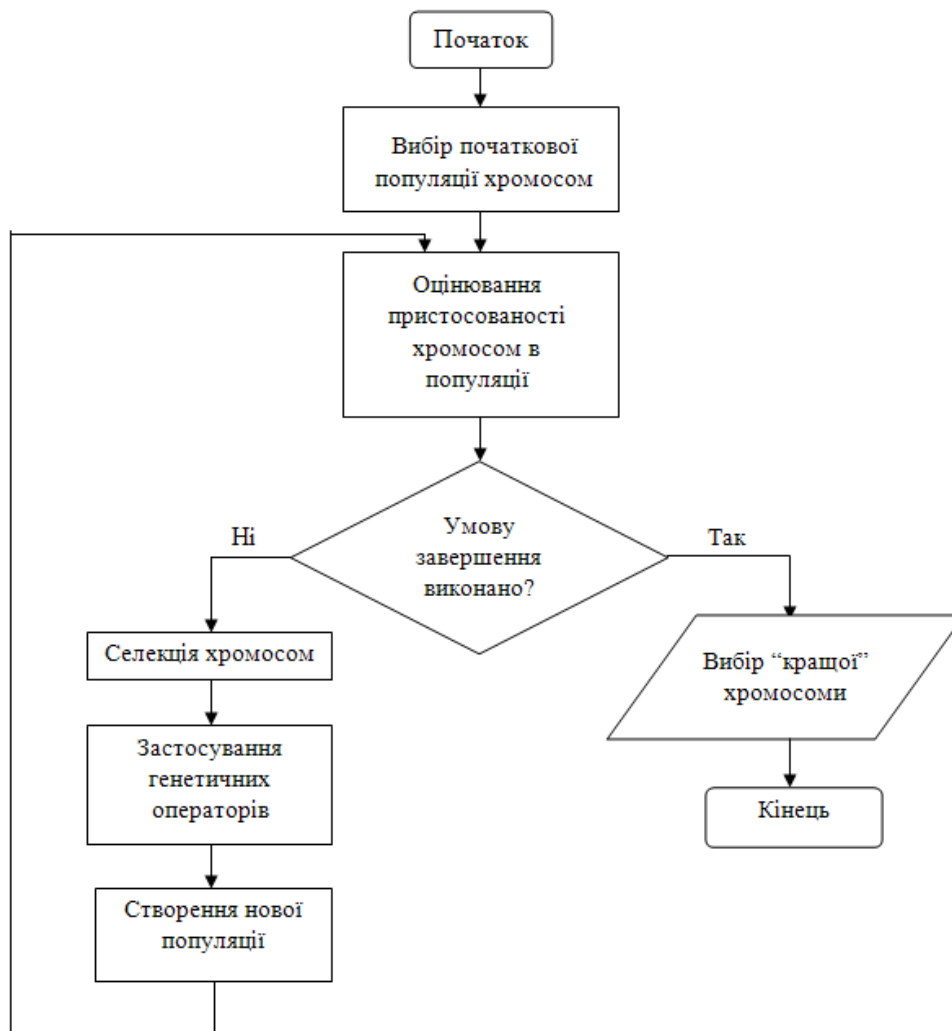


Рисунок 3.28 - Блок-схема ГА

Реалізація ГА. На основі співставлення основних параметрів ГА з особливостями інструментарію найбільш вживаних пакетів прикладних програм з засобами оптимізації, для проведення комп'ютерних експериментів по налагодженню параметрів було обрано програмний продукт FlexTool [31].

Тестовий приклад, що підтверджує працездатність запропонованого методу з визначеними параметрами, проводився на наступних даних:

Розмірність популяції =15;

ймовірність кросоверу=0.7;

ймовірність мутації=0.001;

довжина хромосоми=20 (10 від НБ НД1, 10 від НБ НД2).

Таким чином, найкраще рішення шукається в просторі рішень, що складається з  $20!$  можливих перестановок.

В умові завершення ГА використовується наближене значення нижньої границі мінімального часу вивчення зазначених двох блоків («Основні етапи складання частотного словника» навчальної дисципліни «Лексикографія», «Функції роботи з текстом в Excel» навчальної дисципліни «Інформаційні технології» для формування компетенцій автоматизованого складання частотного словника) на основі досвіду викладачів без врахування можливого ущільнення часу за рахунок міжпредметних зв'язків:  $Y_{\min} = 8$  академічних годин, що приблизно відповідає часу вивчення 16 навчальних елементів.

Результати, що отримані під час комп'ютерного експерименту наведено на рис.3.29.

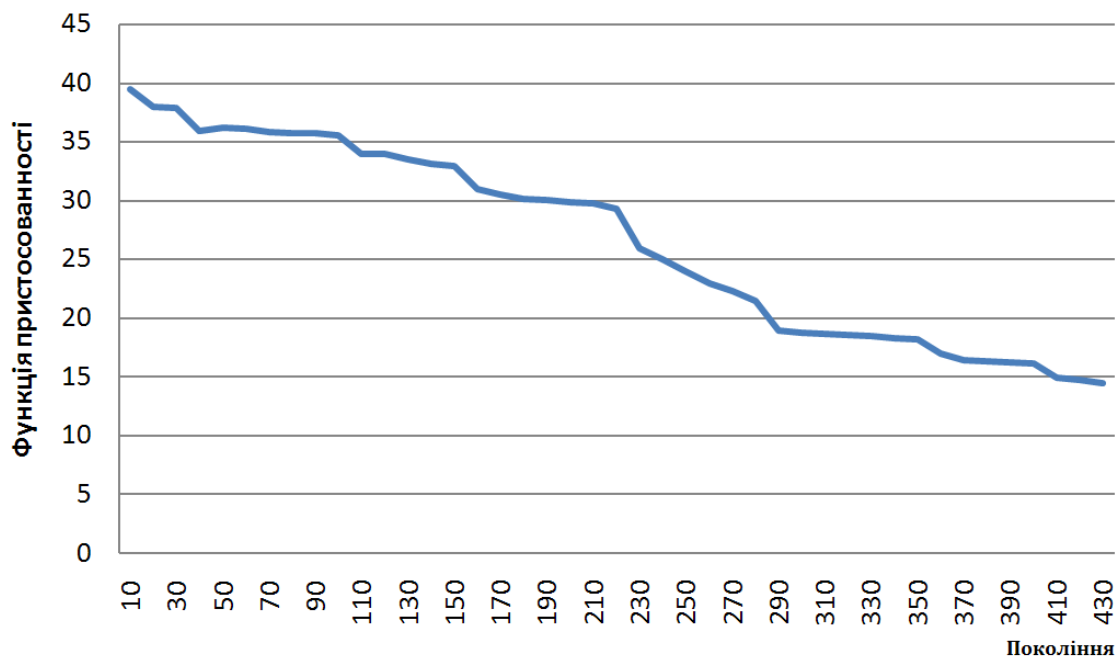


Рисунок 3.29 - Результати роботи ГА з мінімізації часу навчання

Аналіз отриманих результатів підтвердив доцільність використання ГА з визначеними шляхом комп'ютерних експериментів параметрами для оптимізації траєкторій навчання у вигляді послідовності НЕ за часом. Зазначимо, що даний підхід може бути застосованим для інших видів ресурсів, яких потребує навчання.

Враховуючи модель процесів накопичення та дисипації знань, доцільно врахувати у формулі визначення часу (3.32) індивідуальні характеристики, зокрема коефіцієнт гіпотези забування  $\gamma$  (2.9), який характеризує залежність зростання потрібного часу для засвоєння певних НЕ від розриву часу між вивченням взаємозв'язаних із ними НЕ.

Отже, сформовано модель оптимізації часу навчання та її реалізація засобами ГА з експериментально визначеними параметрами. До особливостей моделі слід віднести можливість врахування системи як внутрішніх, так і міжпредметних зв'язків в умовах компетентнісного підходу.

Найбільш доцільним є використання даного методу на етапі аналізу процесу навчання перед прийняттям рішень щодо управління засобами відповідної АСУ-Н в залежності від рівня змісту матеріалу, що засвоюється. Схема застосування оптимізаційного ГА – є спадною (від рівня СКМП до рівня НБ). В той час, як обчислення кількості підрядних навчальних елементів для визначення основних компонентів (3.32) здійснюється навпаки – «знизу - догори» від рівня НЕ.

Але для всебічного аналізу ефективності процесу навчання, та вироблення на його основі управляючих впливів, крім інформації щодо ресурсів, необхідним є визначення ступеня досяжності цілі навчання.

Тому розглянемо задачу ідентифікації ступеня сформованості СКМП, як діагностично визначеної цілі навчання на основі системи нечіткого логічного висновку.

### 3.7 Ієрархічна система нечіткого логічного висновку для визначення ступеня сформованості СКМП

Управлінський аспект важливості вдосконалення системи встановлення рівня досяжності компетенції полягає в тому, що під час здійснення навчання необхідною є поточна інформація щодо результативності навчання, як основа для формування управлінських впливів з боку АСУ-Н, так і для інформування особи, що навчається з метою визначення коректив для покращання результативності навчання.

У зв'язку з тим, що діагностично визначена ціль навчання є вектором (2.40) із різнорідними даними, аналітичний вираз впливу яких на ступінь сформованості системи КМП, не встановлений, то розглянемо в якості інструменту формування інтегральної оцінки систему нечіткого логічного висновку.

Розглянемо основний елемент визначення результативності навчання НЕ. Загальний вигляд моделі багатомірної залежності «вхід-вихід» можна визначити наступним чином:

$$Y = F(x_1, x_2, x_3, x_4, x_5), \quad (3.34)$$

де  $Y = C$  - показник ступеня досяжності цілі навчання;

$x_1 = U$  - рівень засвоєння НЕ;

$x_2 = A$  - показник ступеня абстракції НЕ;

$x_3 = V$  - показник ступеня усвідомлення засвоєння НЕ;

$x_4 = K_3$  - коефіцієнт засвоєння НЕ;

$x_5 = K_H$  - коефіцієнт навички засвоєння НЕ.

Якщо визначити для лінгвістичної оцінки змінних використовувати по чотири терми, то максимальна кількість правил для надання залежності (3.34) за допомогою однієї бази знань буде складати  $4^5 = 1024$ . Тому доцільно використати ієрархічну базу знань з міркувань компактності. Крім того, застосування ієрархічної нечіткої бази знань дозволяє подолати «прокляття

розмірності». Це обумовлене тим, що в оперативній пам'яті людини може водночас зберігатись не більш ніж  $7 \pm 2$  понять-признаків [32]. Тому представимо модель системи (3.34) за допомогою трьох баз знань, які описують залежності  $y_1 = f_1(x_4, x_5)$ ,  $y_2 = f_2(x_1, x_2)$ ,  $Y = f_3(y_1, y_2, x_3)$  (рис.3.30).

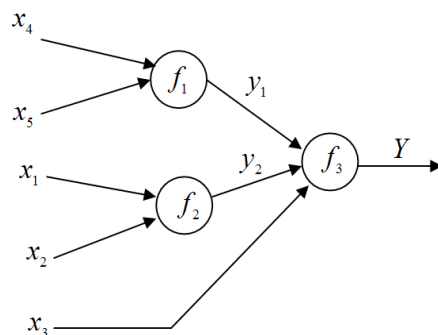


Рисунок 3.30 - Ієрархічна система нечіткого логічного висновку

Для бази знань, що описує ту ж залежність, максимальна кількість правил буде складати:  $4^2 + 4^2 + 4^3 = 96$ , для адекватного опису зазвичай достатнім є 2-3% від загальної кількості, тобто 20-30 правил [2].

Застосуємо лінгвістичні змінні за 4 рівнями:  $x_4, x_5$  - початковий (ПЧ), середній (СР), достатній (ДС), високий (ВС);  $x_1, x_2$  - 1, 2, 3, 4;  $x_3$  - 0, 1, 2, 3. Оскільки ці показники мають якісний характер, то при оцінюванні показників експерт може тільки на інтуїтивному рівні оцінити його рівень. Тому застосуємо відомий принцип термометру [33] в оцінці якісних змінних. Зручність цього підходу полягає в тому, що він дозволяє розглядати різні за природою лінгвістичні змінні на єдиній універсальній множині  $U = [\underline{u}, \bar{u}]$  (рис.3.31).

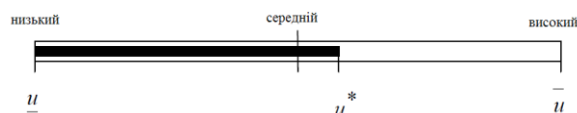


Рисунок 3.31 - Оцінка змінної  $u$  за принципом термометру

Рекомендації по оцінюванню часткових показників допомагають знизити суб'єктивність оцінки, розробляються з урахуванням дидактичних міркувань [5].



Припустимо, що лінгвістичні змінні  $x_1 \div x_5$ ,  $Y$  оцінюються нечіткими термами: початковий (ПЧ), середній (СР), достатній (ДС), високий (ВС), які визначені за допомогою функцій належності (рис.3.32).

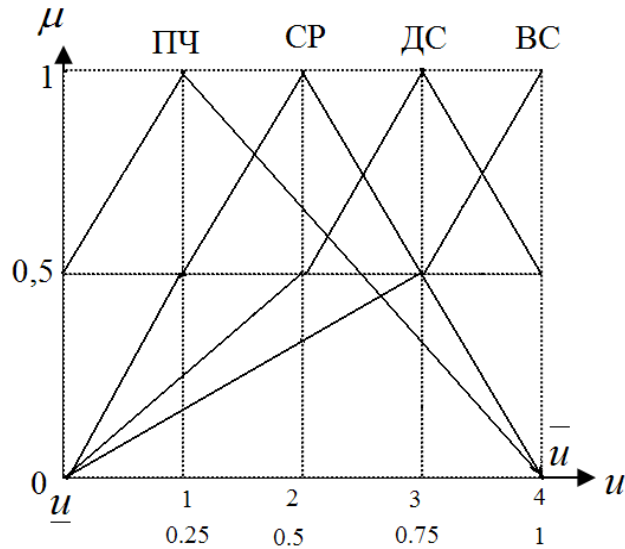


Рисунок 3.32 - Функції належності нечітких термів

При нечіткому висновку за ієрархічною базою знань процедури дефазифікації і фазифікації для проміжних змінних  $y_1, y_2$  не виконуються. Результат логічного висновку  $y$  вигляді нечіткої множини напряму передається в машину нечіткого висновку наступного рівня ієрархії.

Експертні лінгвістичні висловлення, що відображають зв'язок між факторами  $x_1 - x_5$  та ступенем досяжності цілі навчання  $Y$  надано в табл. 3.2.

Таблиця 3.2 Фрагмент бази знань

№п/п	$x_1$	$x_2$	$y_1$	$x_4$	$x_5$	$y_2$	$x_3$	$Y$
1	1	1	1	ПЧ	СР	ПЧ	0	СР
2	2	1	1	ВС	СР	СР	1	СР
...	...	...	...	...	...	...	...	...
20	4	4	4	ВС	ВС	ВС	3	ВС

На основі розширення інструменту Fuzzy Logic Toolbox шляхом створення двох процедур: визначення результату висновку за проміжною базою знань  $y$

вигляді нечіткої множини за формулою (3.35); передачі ступеня належності  $\mu_{d_j}(y)$ ,  $j = \overline{1, m}$  в машину нечіткого висновку наступного рівня ієрархії.

$$\tilde{y} = \left( \frac{\mu_{d_1}(y)}{\tilde{d}_1}, \frac{\mu_{d_2}(y)}{\tilde{d}_2}, \dots, \frac{\mu_{d_m}(y)}{\tilde{d}_m} \right), \quad (3.35)$$

де  $\mu_{d_j}(y)$  - ступень належності результату нечіткому терму  $\tilde{d}_j$ ,  $j = \overline{1, m}$ ,  $m$  - кількість термів. В якості проміжної нечіткої системи використано систему нечіткого висновку Сугено [2]. Нечіткий висновок за ієрархічною базою знань здійснює функція hier\_evalfis.

Приклад. Знайдемо ступінь досягнення цілі навчання  $Y$ , якщо вхідні змінні мають наступні значення (табл.3.3):

Таблиця 3.3 Вхідні змінні

$x_1$	$x_2$	$x_3$	$x_4$	$x_5$
1	1	0	1	2
1	2	1	4	2

Для знаходження вихідної змінної використаємо наступну програму в системі Matlab:

```

fis_file_names={'y1.fis', 'y2.fis', 'Y.fis'};
tree_list=[2 2; 3 3];
prepare_tree(fis_file_names, tree_list)
X1=[1 1 0 1 2]
out1=hier_evalfis(X1, FIS-list, input_list, tree_list,1)
X2=[1 2 1 4 2]
out2=hier_evalfis(X2, FIS-list, input_list, tree_list,1)
[out1 out2]

```

В результаті отримуємо наступні значення вихідної змінної  $Y$ :

```

ans=
1,3602

```

2,4301

Таким чином, сформовано модель для визначення ступеня досяжності цілі навчання, досліджено засоби реалізації, проведено комп'ютерні експерименти щодо підтвердження працездатності даного підходу.

Отримано механізм визначення результативності навчання згідно вектору цілей, який дозволяє особам, що навчаються, оперативно прогнозувати навчальні досягнення в визначеннях не оцінок, а саме результативності; викладачеві дозволяє своєчасно контролювати результативність навчання; для АСУ-Н дозволяє отримувати інформацію щодо управлінських дій в межах синергетичної моделі .

### **Практичні завдання**

1. Підготувати вхідні данні для навчання нейромережі за зразком, що наведений у табл. 3.1. Виконати навчання нейромережі з використанням пакету Neural Networks Toolbox математичної системи Matlab.

2. Виконати графічну візуалізацію процесу навчання (див. рис. 3.3) та проаналізувати отримані результати.

3. Для фрагменту навчальної дисципліни сформувати множини методів, форм та засобів навчання, множину навчальних елементів. Побудувати структурну схему визначення типу ДС для обраного фрагменту. За допомогою редактору нечітких нейронних мереж ANFIS Editor виконати моделювання нейро-нечіткої мережі та здійснити її налагодження. Оцінити вплив зміни значень вхідних змінних на значення вихідних за отриманою поверхнею нечіткого висновку.

4. Спроектувати модель системи міжпредметних зв'язків у вигляді модифікованої нейронної мережі Хопфілда на основі застосування інструменту Neural Networks Toolbox (NNT) пакету Matlab. Виконати перевірку поведінки мережі при випадкових початкових умовах.

5. Визначити коефіцієнт інтеграції, що є необхідним для забезпечення потрібного рівня взаємозв'язків між заданими навчальними блоками двох обраних навчальних дисциплін. Проаналізувати отриманий результат для даних власної моделі.

6. Виконати імпорт даних з таблиці MS Excel для кластеризації в пакет Matlab. Знайти центри кластерів за допомогою метода субтрактивної кластеризації. Проаналізувати отримані результати.

7. На основі результатів, що отримані у завданні 6, згенерувати нечіткі правила для забезпечення ідентифікації взаємозв'язку між парами НД та ступенем досяжності відповідних компетенцій. При формуванні даних кластеризації застосувати освітньо-професійну програму підготовки бакалаврів за напрямком 0403 «Системні науки та кібернетика».

8. Визначити для групи осіб, що навчаються, з використанням набору тестів компонент діяльності за Шпрангером та форму інтелекту за Гарднером (див. табл. В.1). Тестування виконати за наступними тестами: для визначення особистості, на схильність до конфліктного поведіння (тест Томаса), тест на визначення інтересів особистості, вербальний тест Айзенка.

9. Спроекувати та навчити мережу для розподілу учнів за результатами психологічного тестування, що отримані в наслідок розв'язання завдання 8. Для формування мережі з шаром Кохонену застосувати інструмент Neural Network Toolbox пакету Matlab. Виконати навчання та моделювання мережі після навчання. Відобразити результати кластеризації за допомогою діаграми. Проаналізувати отримані результати. Які припущення мають місце в моделі розподілу?

10. Підготувати вхідні данні для розв'язання оптимізаційної задачі з пошуку стратегії навчання, яка відповідає мінімальному часу навчання при обмеженнях внутрішніх та міжпредметних зв'язків. Вхідні данні представити у вигляді бінарної строки, утвореної з ненульових елементів матриць формування векторів інтеграції. На основі застосування програми FlexTool

застосувати генетичний алгоритм та налагодити його параметри. Оцінити кількість застосованих поколінь для отримання оптимального розв'язку та рівень зменшення показника функції пристосованості.

### **Контрольні питання для самоперевірки**

1. Поясніть структуру нейронної мережі синергетичного управління навчанням. В яких випадках можливі зміни у структурі мережі, що розглядається?

2. За якими параметрами встановлюється тип монопредметної дидактичної системи? Порівняйте процедуру встановлення викладачем «ручним» засобом та за допомогою автоматизованої процедури. В чому відмінності, оцініть недоліки і переваги зазначених засобів.

3. Наведіть приклади правил продукцій для нейро-нечіткої моделі по визначенню типу ДС. Які з відомих Вам методів інженерії знань найбільш доцільні для отримання знань від викладачів-експертів для формування таких правил?

4. З яких основних кроків складається алгоритм функціонування мережі Хопфілду? В яких випадках мережа Хопфілда з довільного початкового стану приходять до стану стійкої рівноваги (атрактору)?

5. В чому проявляється аналогія між системою міжпредметних зв'язків та моделлю асоціативного мислення? Які припущення мають місце в застосуванні такої аналогії?

6. Яким чином можна здійснити перевірку мережі Хопфілда при випадкових початкових умовах?

7. Яким чином визначається кількість кластерів за вдосконаленим гірським алгоритмом субтрактивної кластеризації?

8. Поясніть послідовність здійснення екстракції нечітких правил в задачі нечіткої кластеризації взаємозв'язків між системами міжпредметних зв'язків та компетенцій. Оцініть розмірність кластеризації при складанні нової

навчальної дисципліни, нового робочого плану. В чому полягають переваги автоматизації цього процесу?

9. В чому полягає особливість архітектури шару Кохонена? Чому саме цю архітектуру доцільно використовувати для розподілу учнів на гомогенні групи? В яких формах навчання, на Вашу думку, найбільш доцільним є розподілення на групи саме таким засобом?

10. Поясніть переваги застосування генетичного алгоритму для розв'язання оптимізаційної задачі з пошуку стратегії з мінімальним часом. Які припущення мають місце в моделі оптимізації? Запропонуйте декілька варіантів усунення цих припущень або зменшення похибки, що отримана.

### **Теми для самостійного опрацювання**

1. Синергетичний метод управління складними організаційно-технічними системами.
2. Основні напрямки синергетики освіти.
3. Управління індивідуалізованим навчанням в дистанційному навчанні.
4. Автоматизація розподілу учнів по гомогенним віртуальним групам.
5. Особливості психологічного тестування в електронному навчанні.
6. Розробка структурно-функціональної схеми редактора міжпредметних зв'язків.

## Література

### Основні джерела

1. Мазурок Т.Л. Системи управління навчанням: навчальний посібник. Одеса: ПНПУ ім. К.Д. Ушинського, 2013. 160 с. (Протокол №8 28.03.2013 Вченої ради ун-ту).
2. Плотніков В.М., Мазурок Т.Л. Некласичні логіки нечітких даних: навч. посібн. Одеса: ОДАХ, 2011. 182 с. (Гриф МОН №1/11-4518 від 03.06.2011).
3. Лозович О.М., Мазурок Т.Л. Системи штучного інтелекту: посібник до виконання лабораторних робіт. Одеса: ОДАХ, 2011. 100 с.
4. Мазурок Т.Л., Селіванова А.В. Системи штучного інтелекту: посібник до виконання контрольних робіт. Одеса: ОДАХ, 2008. 50 с.
5. Гаврилова Т.А., Хорошевский В.Ф. Базы знаний интеллектуальных систем. СПб.: Санкт-Петербург: 200. 384 с.
6. Гаврилова Т.А., Червинская К.Р. Извлечение и структурирование знаний для экспертных систем. Москва: Радио и связь, 1992. 200 с.
7. Пасічник В.В. Організація баз даних та знань: підручник для студентів ВНЗ. – Київ: ВНУ, 2006. 384 с.
8. Руденко О.Г. Штучні нейронні мережі: навчальний посібник. Харків: Компанія СМІТ, 2006. 404 с.
9. Терехов В.А. Нейросетевые системы управления. Москва: ВШ, 2002. 183 с.
10. Медведев В.С., Потёмкин В.Г. Нейронные сети. Matlab. Москва: ДИАЛОГ-МИФИ, 2002. 496 с.
11. Hagan M.T., Menhaj M. Training feedforward networks with the Marquardt algorithm. *IEEE Transactions on Neural Networks*. 1994. Vol.5., №6. P.989-993.
12. Хайкин С. Нейронные сети: полный курс. Москва: Изд.дом «Вильямс», 2006. 1104 с.
13. Беспалько В.П. Образование и обучение с участием компьютеров (педагогика третьего тысячелетия). Москва: МПСИ, 2002. 325 с.

14. Информатизация образования: направления, средства, технологии / под общ. ред. С.И. Маслова. Москва: Издательство МЭИ, 2004. 868 с.
15. Brusilovsky P., Peylo C. Adaptive and Intelligent Web-based Educational Systems. *International Journal of Artificial Intelligence in Education*. 2003. №13. P.156–169.
16. Костюкова Т.П., Философа Е.И. Математическая модель обучаемого в электронных учебных курсах. *Новые технологии в образовании: научн.-техн. журнал*. Воронеж: Научная книга. 2006. №1. С.105-107.
17. Рутковская Д., Пилиньский М., Рутковский Л. Нейронные сети, генетические алгоритмы и нечёткие системы. Москва: Горячая линия – Телеком, 2006. 452 с.
18. Леоненков А.В. Нечёткое моделирование в среде Matlab и fuzzyTEACH. Санкт-Петербург: БХВ – Петербург, 2003. 736 с.
19. Мазурок Т.Л. Интеллектуальное построение автоматизированных дидактических систем. *Education Technology & Society*. 2008. №11(3). С.368-374.
20. Самарин Ю.А. Очерки психологии ума. Москва: Изд-во АПН РСФСР, 1962. 268 с.
21. Гаврилов А.В. Модель ассоциативного мышления. Системы искусственного интеллекта. Новосибирск: НГТУ, 1993. С.10-14.
22. Стохастические нейроподобные сети с ассамблеевой организацией / Н.М. Амосов, Л.М. Касаткина, Куссуль Э.М., Касаткин А.М. Киев: Ин-т кибернетики им. М.В. Глушкова, 1989. 30 с.
23. Соколов В.Н. Нейронные механизмы памяти и обучения. Москва: Наука, 1981. 144 с.
24. Кужель С.С., Кужель О.С. Информационные технологии – средство развития системного мышления. *Educational Technology & Society*. 2002. №5. P.264-275.



25. Гаврилов А.В., Новицкая Ю.В. Архитектура «двухполушарной» экспертной системы. *Межвуз. сб. «Кибернетика и ВУЗ. Интеллектуальные информационные технологии»*. 1994. вып. 28. С.15-23.
26. Hopfield J. Neural Networks and physical systems with emergent collective computational abilities. *Proceedings of the National Academy of Science, USA*, 1982. Vol.79. P.2554-2558.
27. Штовба С.Д. Проектирование нечётких систем средствами Matlab. Москва: Горячая линия – Телеком, 2007. 288 с.
28. Сетлак Г. Интеллектуальные системы поддержки принятия решений. Киев: Логос, 2004. 251 с.
29. Мазурок Т.Л., Тодорцев Ю.К. Нейромережева реалізація інтелектуальної підтримки прийняття рішень в автоматизованому управлінні навчанням. *Системні дослідження та інформаційні технології*. 2011. №3. С.88-101.
30. Шпрангер Э. Психология личности. Тексты. Москва: Мир, 1982. 256 с.
31. Аткинсон Р.Л., Аткинсон Р.С., Смит Э.Е., Бем Д.Дж., Нолен-Хоэксеми С. Введение в психологию / под общ.ред. Зинченко В.П. Санкт-Петербург: Прайм-Еврознак 2007.
32. Kohonen T. *Self-Organization and Associative Memory*. Berlin: Springer-Verlag, 1987.
33. Новиков Ф.А. Дискретная математика для программистов. Санкт-Петербург: Питер, 2002. 304 с.
34. Павлов А.А. Алгоритмическое обеспечение сложных систем управления. Киев: Вища школа, 1989. 166 с.
35. Омату С., Хадид М., Юсоф Р. Нейроуправление и его приложения. Москва: ИПРЖР, 2000. 272 с.
36. Снитюк В.Е., Быченко А.А., Джулай А.Н. Эволюционные технологии принятия решений при пожаротушении. Черкассы: Маклаут, 2008. 268 с.

37. Курейчик В.М. Теория и практика эволюционного моделирования. Таганрог, 2003. 432 с.
38. FlexTool, Flexible Intelligence Group, L.L.C., Tuscaloosa, AL35486-1477, USA.
39. Miller G.A. The Magic Number Seven Plus or Minus Two: Some Limits on Our Capacity for Processing Information. *Psychological Review*. 1956. №63. P.81-97.
40. Мітюшкін Ю.І., Мокін Б.І., Ротштейн О.П. Soft Computing: ідентифікація закономірностей нечіткими базами знань. Вінниця: УНІВЕРСУМ-Вінниця, 2002. 145 с.

#### Допоміжні джерела

1. Люггер Дж.Ф. Искусственный интеллект. Стратегии и методы решения сложных проблем. Москва: Вильямс, 2003. 864 с.
2. Башмаков А.И., Башмаков И.А. Разработка компьютерных учебников и обучающих систем. Москва: Филин, 2003. 616 с.
3. Когаловский М.Р. Перспективные технологии информационных систем. Москва: ДМК Пресс, 2003. 288 с.
4. Башмаков А.И., Башмаков И.А. Интеллектуальные информационные технологии: Учебное пособие. Москва: Изд-во МГТУ им. Н.Э. Баумана, 2005. 304 с.
5. Атанов Г.А. Обучение и искусственный интеллект, или основы современной дидактики высшей школы. Донецк: Изд-во ДООУ, 2004. 504 с.
6. Анфилатов В.С., Емельянов А.А., Кукушкин А.А. Системный анализ в управлении. Москва: Финансы и статистика, 2003. 368 с.
7. Згуровський М.З., Панкратова Н.Д. Основи системного аналізу. Київ: ВНУ, 2007. 544 с.
8. Гладун В.П. Партнёрство с комп'ютером. Київ: Port-Royal, 2000. 128 с.

9. Когнитивное управление в интеллектуальных обучающих системах / А.Ф. Верлань, М.Ф. Ус, А.В. Пискун, В.А. Федорчук; под ред. А.Ф. Верлань. Черкассы: ЧИУ, 2002. 104 с.
10. Рассел С. Искусственный интеллект. Современный поход Москва: Изд.дом «Вильямс», 2007. 1408 с.
11. Пупков К.А. Интеллектуальные системы. Москва: МГТУ им. Н.Э. Баумана, 2003. 348 с.
12. Чалий О.В. Синергетичні принципи освіти та науки. Київ: АТ «Випол», 2000. 253 с.
13. Белова Л.А. Логико-математические основы управления учебными процессами высших учебных заведений: Монография. Харьков: Восточно-региональный центр гуманитарно-образовательных инициатив, 2001. 272 с.
14. Проектування інформаційних систем: Посібник / за ред. В.С. Пономаренка. Київ: Видавничий центр «Академія», 2002. 488 с.
15. Лысенко Ю.Г., Иванов Н.Н, Минц А.Ю. Нейронные сети и генетические алгоритмы: учебное пособие. Донецк: ООО «Юго-Восток, Лтд», 2003. 265 с.
16. Гнатієнко Г.М., Снитюк В.Є. Експертні технології прийняття рішень: монографія. Київ: ТОВ «Маклаут», 2008. 444 с.
17. Ерёмкин А.И. Система межпредметных связей в высшей школе. Харьков: ХГУ, 1984. 151 с.
18. Федорец Г.Ф. Межпредметные связи в процессе обучения. Ленинград: ЛПИ им. А.И. Герцена, 1985. 87 с.
19. Максимова В.Н. Межпредметные связи в совершенствовании процесса обучения. М.: Просвещение, 1987. 147 с.
20. Воробьёв А.В. Модель преодоления интервала междолжностных компетенций. *Educational Technology & Society*. 2006. №9. Р.260-264.
21. Кудрявцев В.Б. Моделирование процесса обучения. *Интеллектуальные системы*. 2006. т.10. вып.1-4. С.189-270.

22. Рыбина Г.В. Обучающие интегрированные экспертные системы: некоторые итоги и перспективы. *Искусственный интеллект и принятие решений*. 2008. №1. С.22-46.

23. Гагарін О.О., Титенко С.В. Дослідження і аналіз методів та моделей інтелектуальних систем безперервного навчання. *Наукові вісті НТУУ "КПІ"*. 2007. № 6(56). С. 37-48.

### **Internet-джерела**

1. URL: <http://aied.inf.ed.ac.uk/> (дата звернення 20.03.2021 р).
2. URL: <http://aied.inf.ed.ac.uk/aiedsoc.html> (дата звернення 20.03.2021 р).
3. URL: <http://ifets.ieee.org/russian/> (дата звернення 20.03.2021 р).
4. URL: <http://www.aaai.org/> (дата звернення 20.03.2021 р).
5. URL: <http://dict.linux.org.ua/> (дата звернення 20.03.2021 р).
6. Електронний каталог бібліотеки ПНПУ ім. К.Д. Ушинського. URL: <https://unilib.library.pdpu.edu.ua/search.php> (дата звернення 20.03.2021 р).
7. URL: <http://aied.inf.ed.ac.uk/> - International Journal of Artificial Intelligence in Education (IJAIED) (дата звернення 20.03.2021 р).
8. URL: <http://aied.inf.ed.ac.uk/aiedsoc.html> - International Artificial Intelligence in Education Society (дата звернення 20.03.2021 р).
9. URL: <http://ifets.ieee.org/> / - образовательные технологии и общество (дата звернення 20.03.2021 р).
10. URL: <http://www.aaai.org/> - International Artificial Intelligence in Education Society (дата звернення 20.03.2021 р).

## ДОДАТКИ

## Додаток А

Набір даних для нечіткої кластеризації

Таблиця А.1 – Матриця даних

X[I,1]	X[I,2]	X[I,3]	X[I,4]	X[I,5]	X[I,6]	X[I,7]	X[I,8]	X[I,9]	X[I,10]	X[I,11]	X[I,12]
0,64	0,21	0,61	0,64	0,21	0,61	0,64	0,21	0,61	0,64	0,21	0,61
0,60	-0,02	0,58	0,60	-0,02	0,58	0,60	-0,02	0,58	0,60	-0,02	0,58
0,59	0,17	0,49	0,59	0,17	0,49	0,59	0,17	0,49	0,59	0,17	0,49
0,51	0,19	0,39	0,51	0,19	0,39	0,51	0,19	0,39	0,51	0,19	0,39
0,38	0,14	0,58	0,38	0,14	0,58	0,38	0,14	0,58	0,38	0,14	0,58
0,39	0,24	0,42	0,39	0,24	0,42	0,39	0,24	0,42	0,39	0,24	0,42
0,61	0,06	0,64	0,61	0,06	0,64	0,61	0,06	0,64	0,61	0,06	0,64
0,50	0,09	0,58	0,50	0,09	0,58	0,50	0,09	0,58	0,50	0,09	0,58
0,63	0,09	0,32	0,63	0,09	0,32	0,63	0,09	0,32	0,63	0,09	0,32
0,49	0,13	0,30	0,49	0,13	0,30	0,49	0,13	0,30	0,49	0,13	0,30
0,72	0,31	0,87	0,72	0,31	0,87	0,72	0,31	0,87	0,72	0,31	0,87
0,59	0,24	0,47	0,59	0,24	0,47	0,59	0,24	0,47	0,59	0,24	0,47
0,49	0,32	0,54	0,49	0,32	0,54	0,49	0,32	0,54	0,49	0,32	0,54
0,46	0,03	0,54	0,46	0,03	0,54	0,46	0,03	0,54	0,46	0,03	0,54
0,56	0,21	0,45	0,56	0,21	0,45	0,56	0,21	0,45	0,56	0,21	0,45
0,51	0,38	0,48	0,51	0,38	0,48	0,51	0,38	0,48	0,51	0,38	0,48
0,66	0,25	0,66	0,66	0,25	0,66	0,66	0,25	0,66	0,66	0,25	0,66
0,65	0,30	0,56	0,65	0,30	0,56	0,65	0,30	0,56	0,65	0,30	0,56
0,51	0,04	0,57	0,51	0,04	0,57	0,51	0,04	0,57	0,51	0,04	0,57
0,79	0,24	0,59	0,79	0,24	0,59	0,79	0,24	0,59	0,79	0,24	0,59
0,41	0,33	0,62	0,41	0,33	0,62	0,41	0,33	0,62	0,41	0,33	0,62
0,55	0,31	0,46	0,55	0,31	0,46	0,55	0,31	0,46	0,55	0,31	0,46
0,44	0,21	0,43	0,44	0,21	0,43	0,44	0,21	0,43	0,44	0,21	0,43
0,87	0,18	0,47	0,87	0,18	0,47	0,87	0,18	0,47	0,87	0,18	0,47
0,41	0,25	0,45	0,41	0,25	0,45	0,41	0,25	0,45	0,41	0,25	0,45
0,48	0,21	0,48	0,48	0,21	0,48	0,48	0,21	0,48	0,48	0,21	0,48
0,50	0,37	0,57	0,50	0,37	0,57	0,50	0,37	0,57	0,50	0,37	0,57
0,65	0,21	0,44	0,65	0,21	0,44	0,65	0,21	0,44	0,65	0,21	0,44
0,67	0,10	0,39	0,67	0,10	0,39	0,67	0,10	0,39	0,67	0,10	0,39
0,81	0,16	0,53	0,81	0,16	0,53	0,81	0,16	0,53	0,81	0,16	0,53

## Додаток Б

Данні для кластеризації формування компетенцій

Таблиця Б.1 – Матриця коефіцієнтів інтеграції

	<b>D1</b>	<b>D2</b>	<b>D3</b>	<b>D4</b>	<b>D5</b>	<b>D6</b>	<b>D7</b>	<b>D8</b>	<b>D9</b>	<b>D10</b>
<b>D1</b>	0	0	0	0	0,3	0,3	0,5	0,3	0,3	0,5
<b>D2</b>		0	0,5	0,3	0	0	0,3	0,3	0,3	0,5
<b>D3</b>			0	0,5	0	0	0,3	0,3	0,3	0,5
<b>D4</b>				0	0	0	0,5	0,5	0,3	0,5
<b>D5</b>					0	0,3	0,2	0,2	0,3	0,2
<b>D6</b>						0	0,2	0,3	0,1	0,2
<b>D7</b>							0	0,7	0,2	0,5
<b>D8</b>								0	0,2	0,5
<b>D9</b>									0	0,3
<b>D10</b>										0

Таблиця Б.2 – Умовні позначення НД

Позначення	Назва НД
D1	Метрологія
D2	Технологічні вимірювання та прилади
D3	Технічні засоби автоматизації
D4	Електроніка та електромеханіка
D5	Електроніка та мікросхемотехніка
D6	Мікропроцесорна техніка
D7	Теорія автоматичного управління
D8	Виробничі процеси та обладнання об'єктів автоматизації
D9	Технічні засоби автоматизації
D10	Основи комп'ютерно-інтегрованого управління

## Додаток В

## Параметри діагностично заданої цілі навчання

Таблиця В.1 – Матриця цілей навчання

Діяльність за Шпрангером	Природнича	Економічна	Естетична	Соціальна	Політична	Релігійна	Індустріальна	Інформаційна
Інтелектуальний компонент за Гарднером	Цілі навчання (рівень засвоєння/ступінь абстракції)							
Лінгвістичний	1/В	1/А	2/В	2/В	2/В	2/В	1/А	1/А
Музичний	1/А	-	2/В	1/А	1/А	2/В	-	1/В
Логіко-математичний	2/В	2/В	1/А	1/А	1/А	1/А	1/А	2/В
Просторовий	1/А	1/А	2/А	1/А	1/А	1/А	2/В	2/В
Кінестетичний	-	-	2/А	-	-	-	2/А	1/А
Міжособистісний	-	1/А	2/А	2/А	2/В	2/В	1/А	1/А
Суспільний	-	1/А	2/А	2/В	2/В	2/В	-	-
Прогностичний	2/В	2/В	1/А	2/В	2/В	1/А	2/В	2/В
Імаджінативний	2/В	2/В	2/А	2/В	2/В	1/А	2/А	2/В

## Предметний покажчик

- Вектор інтеграції 95
- Вектор інтелекту 49,52,58,61,142
- Вектор стану 56,64
- Вектор управління 56
- Генетичний алгоритм 44,55
- Граф навчання 62,65,78
- Графоаналітичний метод 56
- Дидактична система 112,114
- Еволюційна модель 143
- Ієрархічна система 78,153,154
- Кластеризація гомогенних груп 137
- Коефіцієнт інтеграції 91,95,158
- Конфігурація 63
- Мережа Хопфілда 124-127,157
- Модель компетенцій 94,99
- Модель прогнозу 56,57,61-66,72
- Навчальний блок 84,145
- Нейро-нечітка мережа 112,117
- Нейронна мережа 32,123
- Нечітка кластеризація 98,129
- Педагогічна система 6,8,113,114
- Синергетична модель управління 45
- Система міжпредметних зв'язків 120,122,125,128,129,143
- Система управління 75
- Структурно-параметрична модель дидактичної системи 76,86,94
- Структурно-параметрична модель
  - навчальної дисципліни 76



- системи міжпредметних зв'язків 86,93

- системи компетенцій 94

Ступінь сформованості системи компетенцій 153

Трикутник управління навчанням 55,56

Управління процесом навчання

- навчальному елементу 67,71

- навчальній дисципліні 72

- формування компетенції 73,74

- системи компетенцій 75

Функції належності 82,88-92,155

Шар Кохонена 138,139