

МІНІСТЕРСТВО ОСВІТИ І НАУКИ, МОЛОДІ ТА СПОРТУ УКРАЇНИ

Державний заклад

«Південноукраїнський національний педагогічний університет

імені К.Д. Ушинського»

Інститут фізики та математики

Т.Л. Мазурок

СИСТЕМИ УПРАВЛІННЯ НАВЧАННЯМ

**Навчальний посібник
для магістрів напрямку підготовки
«Системні науки та кібернетика»**

Затверджено
Вченою радою ПНПУ ім. К.Д.
Ушинського
Протокол № 8 від 28.03.2013

Одеса
ПНПУ ім. К.Д. Ушинського
2013

УДК 681.335:004.891

ББК 32.97я73

Мазурок Т.Л. Системи управління навчанням: навчальний посібник для студентів освітньо-кваліфікаційного рівня «магістр» напряму підготовки «Системні науки та кібернетика». – Одеса: ПНПУ ім. К.Д. Ушинського, 2013. – 168 с.

Зміст видання відповідає освітньо-професійній програмі підготовки магістрів з напряму «Системні науки та кібернетика».

Навчальний посібник містить теоретичні основи автоматизації систем управління навчанням, основні моделі, методи та основи їх практичної реалізації з використанням сучасних інтелектуальних технологій для індивідуалізованого навчання.

Посібник розрахований на студентів та магістрів, які вивчають курси, що пов'язані з інтелектуальними інформаційними системами. Він буде також корисний фахівцям в області теорії і практики створення електронних засобів навчання.

Рецензенти: О.В. Крапівна, О.К. Ширшков

© Т.Л. Мазурок, 2013

© Південноукраїнський національний педагогічний
університет ім. К.Д. Ушинського, 2013

ЗМІСТ

Передмова	5
Вступ	7
Розділ 1. Основні задачі та засоби інтелектуального управління навчанням	
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
Теми для самостійного опрацювання	41
Література	42
Розділ 2. Структурно-функціональні схема синергетичної моделі управління індивідуалізованим навчанням	
2.1 Синергетична модель управління навчанням.	45
2.2 Схема синергетичного управління навчанням.	67
2.3 Структурно-параметрична модель навчальної дисципліни.	76
2.4 Структурно-параметрична модель системи міжпредметних зв'язків	86
2.5 Структурно-параметрична модель системи компетенцій.	94
Практичні завдання	99
Контрольні питання для самоперевірки	100
Теми для самостійного опрацювання.	102
Література.	102

Розділ 3. Гібридна модель управління індивідуалізованим навчанням

3.1	Нейромережева реалізація синергетичної моделі управління	105
3.2	Нейро-нечітка модель визначення виду дидактичної системи.	112
3.3	Нейромережева реалізація системи міжпредметних зв'язків	120
3.4	Нечітка кластеризація взаємозв'язків між системою міжпредметних зв'язків та системою компетенцій.	129
3.5	Кластеризація гомогенних груп осіб, що навчаються.	137
3.6	Еволюційна модель вибору часу навчання.	143
3.7	Ієрархічна система нечіткого логічного висновку для визначення ступеня сформованості системи компетенцій.	153
	Практичні завдання.	157
	Контрольні питання для самоперевірки.	159
	Теми для самостійного опрацювання	160
	Література	160
	Додатки	165
	Предметний покажчик.	168

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 напрямками «Інформатика», «Комп'ютерні науки», «Прикладна математика» та інших фахівців в галузі створення автоматизованих систем управління, інтелектуальних систем управління.

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 Талізної 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 управління | – 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.

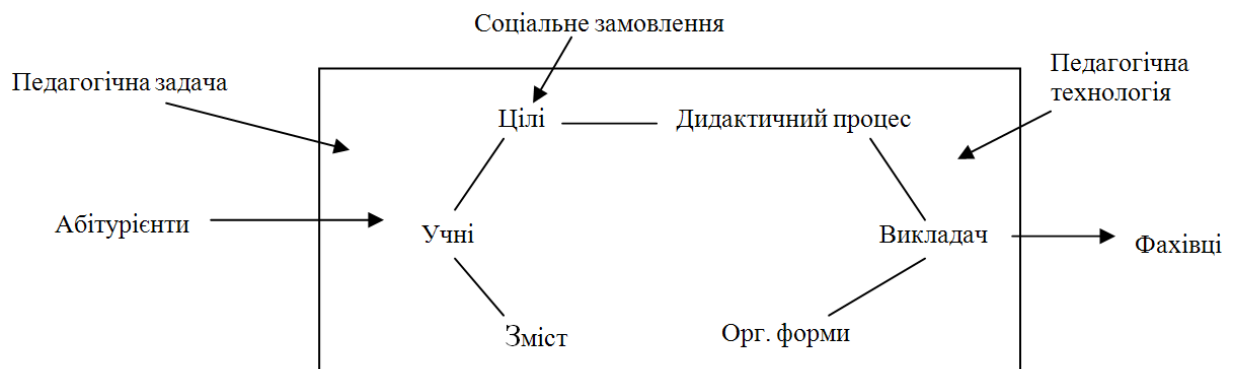


Рисунок 1.1 - Структура педагогічної системи

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.

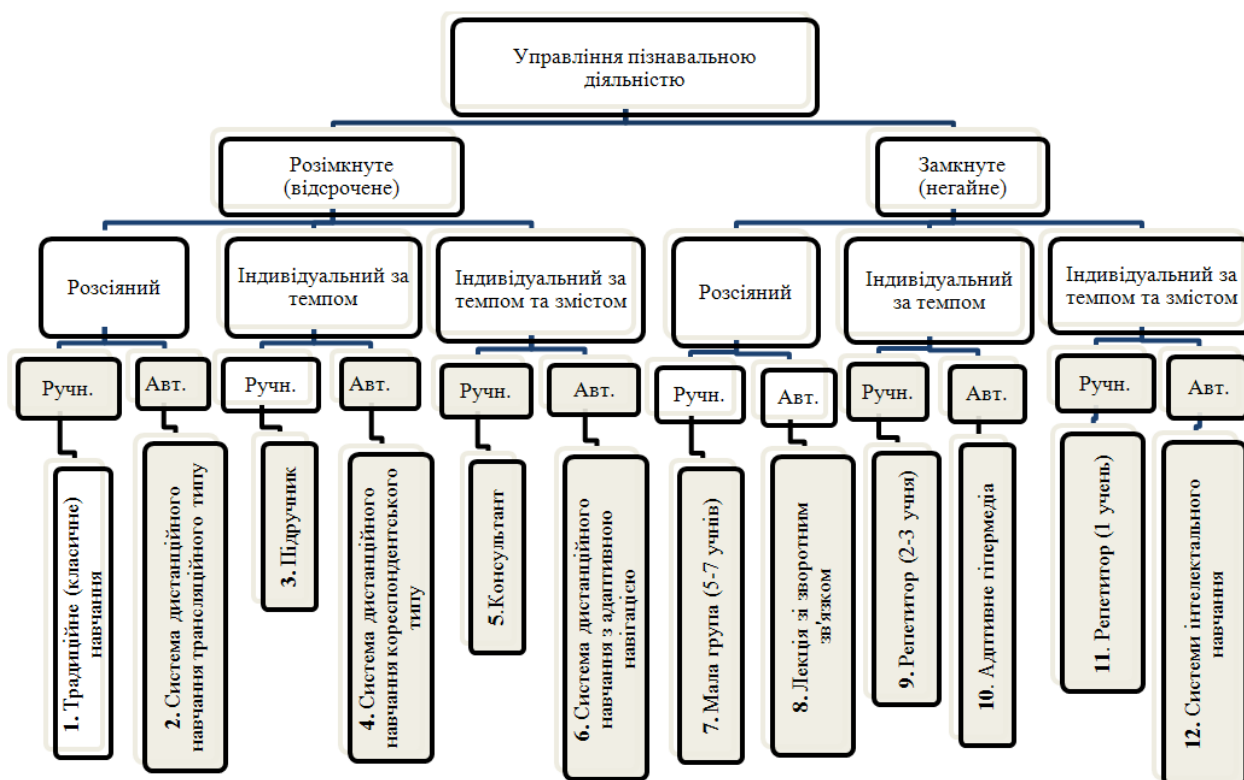


Рисунок 1.2 - Класифікація дидактичних систем

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
Кого навчати?	<i>Випадковим</i> чином сформована група учнів	<i>Гомогенна</i> навчальна група
Навіщо?	Досягнення певних, досить <i>нечітко</i> поставлених предметних цілей	Система <i>діагностично</i> заданих цілей
Чому навчати?	<i>Довільно</i> підібраний зміст	Вибір навчальних дисциплін для вивчення і побудова <i>достатнього</i> і <i>не надлишкового</i> за об'ємом змісту
Як навчати?	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.

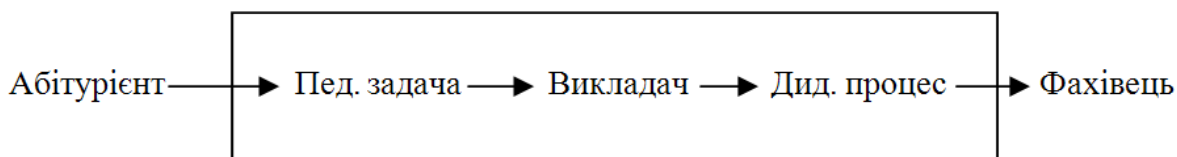


Рисунок 1.3 - Педагогічна система традиційного навчання

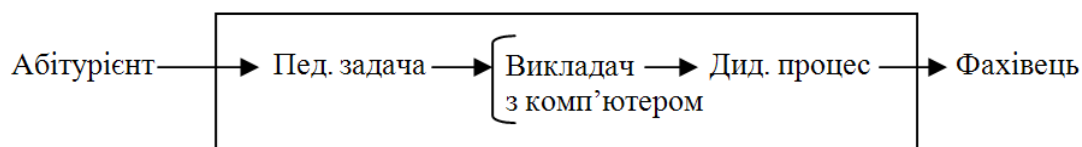


Рисунок 1.4 - Педагогічна система комп'ютеризованого навчання

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).

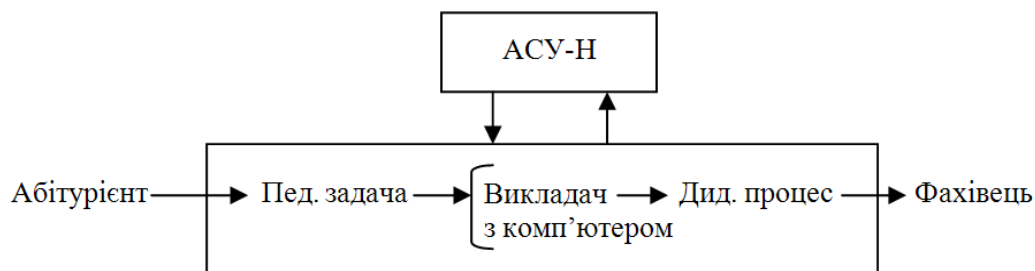


Рисунок 1.5 - Схема автоматизованого управління педагогічною системою

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.

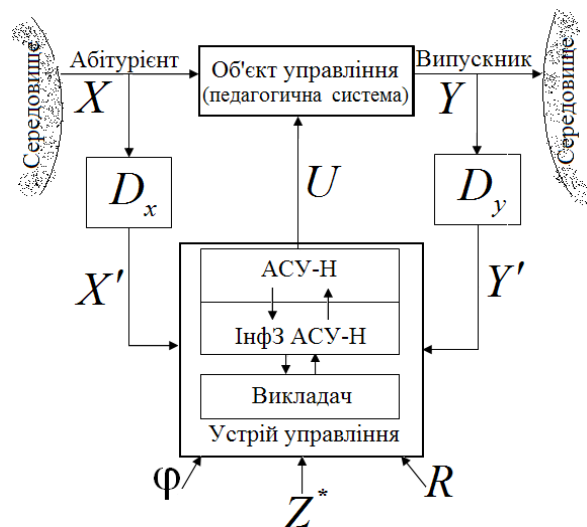


Рисунок 1.6 - Схема управління навчанням

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 φ - 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:

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

φ_i , ψ_j , η_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 φ_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 елементу. 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 η_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:

$$X = (x_1, \dots, x_n)$$

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

$$U = \langle u_1, \dots, u_q \rangle$$

в) структуру станів учня в процесі навчання:

$$Y = \langle y_1, \dots, y_m \rangle$$

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

$$C = \langle c_1, \dots, c_k \rangle$$

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:

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

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

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

де Ξ - множина припустимого навчання, що визначається наступними співвідношеннями:

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

де R - ресурс, що виділено на навчання.

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

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

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

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

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).

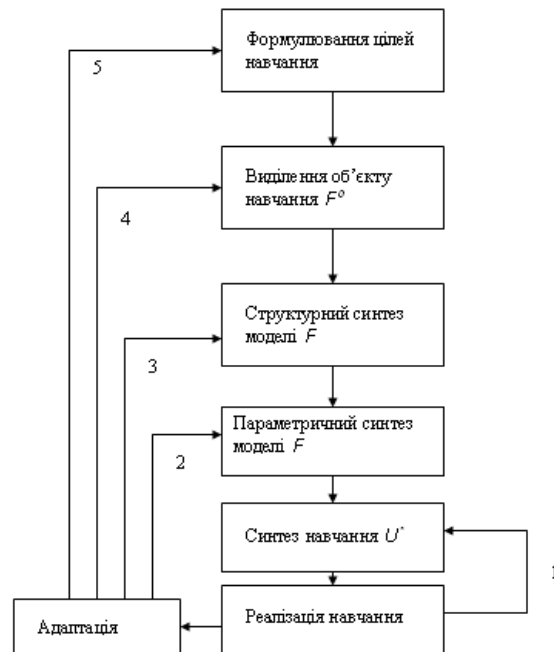


Рисунок 1.7 - Послідовність етапів навчання та рівнів адаптації

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,

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

Відома велика кількість різновидів активаційних функцій.

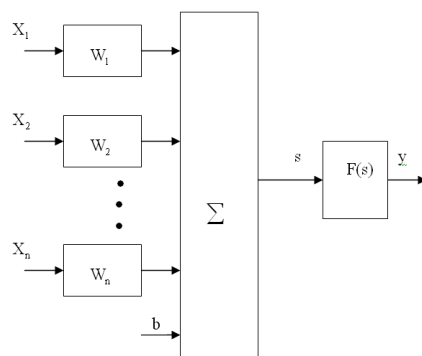


Рисунок 1.8 - Структура штучного нейрону

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

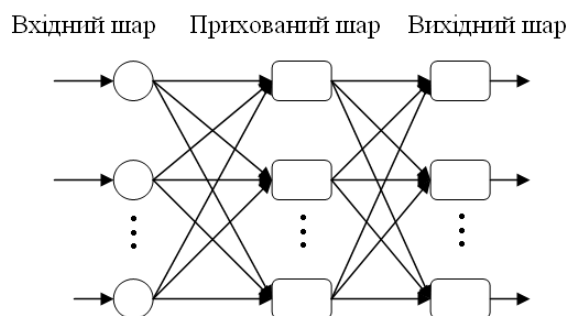


Рисунок 1.9 - Двошарова нейронна мережа

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 вираховування 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, багат шарові 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.

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.

Література

Основні джерела

1. Андрейчиков А.В. Интеллектуальные информационные системы / А.В. Андрейчиков, О.Н. Андрейчикова. – М.: Финансы и статистика, 2004. – 424 с.
2. Анфилатов В.С., Емельянов А.А., Кукушкин А.А. Системный анализ в управлении / В.С. Анфилатов, А.А. Емельянов, А.А. Кукушкин. – М.: Финансы и статистика, 2003. – 368 с.
3. Атанов Г.А. Обучение и искусственный интеллект, или основы современной дидактики высшей школы / Г.А. Атанов, И.Н. Пустынникова. – Донецк: Изд-во ДОУ, 2004. – 504 с.
4. Башмаков А.И. Интеллектуальные информационные технологии / А.И. Башмаков, И.А. Башмаков. – М.: Изд-во МГТУ им. Н.Э. Баумана, 2005. – 304 с.
5. Башмаков А.И. Разработка компьютерных учебников и обучающих систем / А.И. Башмаков, И.А. Башмаков. – М.: Инф.-изд. дом «Филинь», 2003. – 616 с.
6. Беспалько В.П. Образование и обучение с участием компьютеров (педагогика третьего тысячелетия) / В.П. Беспалько. – М.: МПСИ, 2002. – 325 с.
7. Информатизация образования: направления, средства, технологии / под общ. ред. С.И. Маслова. – М.: Издательство МЭИ, 2004. – 868 с.
8. Князева Е.Н. Человек, конструирующий себя и своё будущее / Е.Н. Князева, С.П. Курдюмов. – М.: КомКнига, 2007. – 232 с.

9. Курейчик В.М. Теория и практика эволюционного моделирования / В.М. Курейчик. – Таганрог, 2003. – 432 с.
10. Петрушин В.А. Экспертно-обучающие системы / В.А. Петрушин. – К.: Наукова думка, 1992. – 196 с.
11. Пупков К.А. Интеллектуальные системы / К.А. Пупков, В.Г. Коньков. - М.: МГТУ им. Н.Э. Баумана, 2003. – 348 с.
12. Рассел С. Искусственный интеллект. Современный поход / С. Рассел, П. Норвиг. - М.: Изд.дом «Вильямс», 2007. – 1408 с.
13. Растрингин Л.А. Адаптивное обучение с моделью обучаемого / Л.А. Растрингин, М.Х. Эренштейн. – Рига: Зинатне, 1988. – 160 с.

Допоміжні джерела

1. Джарратано Дж. Экспертные системы: принципы разработки и программирование / Дж. Джарратано, Г. Райли — М.: Издательский дом «Вильямс», 2006. — 1152 с.
2. Джексон П. Введение в экспертные системы / П. Джексон — М.: Издательский дом «Вильямс», 2001. — 624 с.
3. Каллан Р. Основные концепции нейронных сетей / Р. Каллан. – М.: Издательский дом Вильямс, 2001. – 287 с.
4. 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.
5. Колесников А.А. Синергетические методы управления сложными системами: Теория системного синтеза / А.А. Колесников. – М.: КомКнига, 2006. – 240 с.
6. Комашинский В.И. Нейронные сети и их применение в системах управления и связи / В.И. Комашинский, Д.А. Смирнов. - М.: Горячая линия – Телеком, 2003, – 94 с.

7. Круглов В.В. Искусственные нейронные сети. Теория и практика / В.В. Круглов, В.В. Борисов. – М.: Горячая линия - Телеком, 2002. – 382 с.
8. Люггер Дж.Ф. Искусственный интеллект. Стратегии и методы решения сложных проблем / Дж.Ф. Люггер – М.: Изд.дом «Вильямс», 2003. – 864 с.
9. Пугачёва Е.Г. Самоорганизация социально-экономических систем / Е.Г. Пугачёва, К.Н. Соловьев. – Иркутск: изд-во БГУЭП, 2003. – 172 с.
10. Редько В.Г. Эволюция, нейронные сети, интеллект: модели и концепции эволюционной кибернетики / В.Г. Редько. – М.: УРСС, 2005. – 224 с.
11. Рутковская Д. Нейронные сети, генетические алгоритмы и нечёткие системы / Д. Рутковская, М. Пилиньский, Л. Рутковский. – М.: Горячая линия – Телеком, 2006. – 452 с.
12. Тарасов В.Б. От многоагентных систем к интеллектуальным организациям: философия, психология, информатика / В.Б. Тарасов. – М.: Эдиториал УРСС, 2002. – 352 с.
13. Терехов В.А. Нейросетевые системы управления / В.А. Терехов. – М.: ВШ, 2002. – 183 с.
14. Усков А.А., Кузьмин А.В. Интеллектуальные технологии управления. Искусственные нейронные сети и нечёткая логика / А.А. Усков, А.В. Кузьмин. – М.: Горячая Линия – Телеком, 2004. – 143 с.
15. Хайкин С. Нейронные сети: полный курс / С. Хайкин. – М.: Изд.дом «Вильямс», 2006. – 1104 с.

Розділ 2

СТРУКТУРНО-ФУНКЦІОНАЛЬНІ СХЕМИ СИНЕРГЕТИЧНОЇ МОДЕЛІ УПРАВЛІННЯ ІНДИВІДУАЛІЗОВАНИМ НАВЧАННЯМ

Основні поняття і терміни

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

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, записуємо:

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

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:

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

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 – 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 $\alpha = \frac{c-f}{1+r}$, β - 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 елементу.

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 приймемо 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.

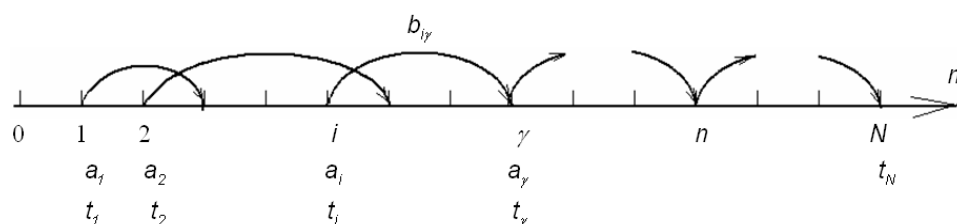


Рисунок 2.1 - Лінійна укладка графу навчання $ГТ(A, B)$

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:

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

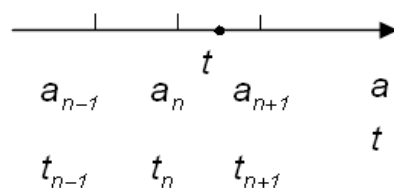


Рисунок 2.2 - Визначення кількості вершин $n(t)$ за час навчання t

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

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

Тепер можна ввести поняття підграфу навчання Γ_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 Γ_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 видалення 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:

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

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

u - відносний об'єм сформованих вмінь, 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 $tg\varphi = \frac{c}{f}$ (φ - фаза інтелекту). Формула цього зв'язку слідує з системи (2.8):

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

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 двовірний 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 пуасоновський 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 λ 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_t підграфу Γ_t :

$$y_t = \frac{b_t}{m_t},$$

де m_t - число ребер підграфу навчання,

b_t - число ребер, що відповідає блокам засвоєних знань.

Таким чином, отримано ймовірну інтерпретація вектору інтелекту $\langle x_t, y_t \rangle$ з координатами:

x_t - ймовірність засвоєння елементів, що відповідають вершинам під графу навчання Γ_t ;

y_t - ймовірність засвоєння блоків, що відповідають ребрам під графу навчання Γ_t .

Для обчислення цих ймовірностей сформулюємо гіпотезу забування: зменшення об'єму ΔM засвоєного навчального матеріалу пропорційно об'єму M і приросту часу Δt , 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:

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

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

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

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

$$y_t = \frac{\left(\sum_{i=1}^{n_t} \sum_{j=n_t-i}^{n_t} q_{ij} e^{-\gamma \leftarrow t_i} e^{-\gamma \leftarrow t_j} \right)}{\left(\sum_{i=1}^{n_t} \sum_{j=n_t-i}^{n_t} q_{ij} \right)} \quad (2.12)$$

або

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

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):

$$\begin{aligned}
\frac{dx}{dt} &= -\frac{\gamma}{Q_t} \sum_{i=1}^{n_t} q_i e^{-\gamma \Delta t_i} - \frac{x}{Q_t} \cdot \frac{dQ_t}{dt}; \\
\frac{dy}{dt} &= -\frac{2\gamma}{R_t} \sum \sum q_{ij} e^{-\gamma (\Delta t_i - t_i - t_j)} - \frac{y}{R_t} \cdot \frac{dR_t}{dt}; \\
Q_t &= \sum_{i=1}^{n_t} q_i, \quad R_t = \sum_{i=1}^{n_t} \sum_{j=n_t-i}^{n_t} q_{ij}.
\end{aligned} \tag{2.13}$$

Виключивши з (2.13) знаки знаходження суми, отримуємо

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

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

$$\begin{aligned}
f &= \frac{dx}{dt} \Big/_{uy}; \\
c &= \frac{dy}{dt} \Big/_{-u \overline{xy}}.
\end{aligned}$$

Формули (2.11), (2.12) і (2.14) містять інтервали Δt_i і коефіцієнт γ гіпотези забування (2.10). Так як розподілення Δt_i має параметр λ в щільності ймовірності (2.9), то компоненти f і c залежать від параметрів λ, γ, u . Очевидно, що параметр λ 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 λ) 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 λ 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 α і β - випадкові величини.

Таблиця 2.1

Змістовні інтерпретації вектора інтелекту

Система координат	Координати	
	α	β
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 σ_{α}^2 - дисперсія розкиду випадкових значень параметру пам'яті α ;

σ_{β}^2 - дисперсія розкиду випадкових значень параметру пам'яті β ;

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

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 α_0 і β_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:

$$\varphi(\alpha, \beta) = \frac{1}{2\pi\sqrt{|K|}} \exp\left[-\frac{(\alpha - \alpha_0, \beta - \beta_0) K^{-1} (\alpha - \alpha_0, \beta - \beta_0)}{2}\right], \quad (2.18)$$

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,

ρ - 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.

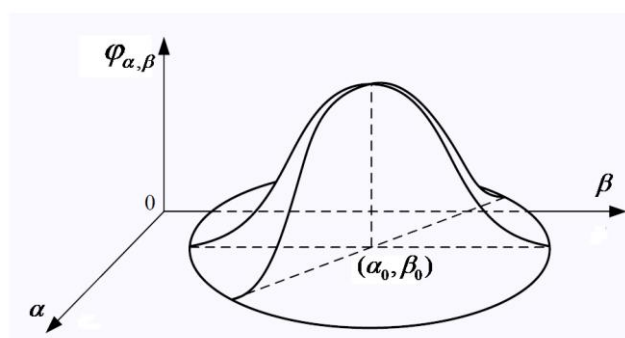


Рисунок 2.4 - Поверхня щільності розподілу ймовірностей

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):

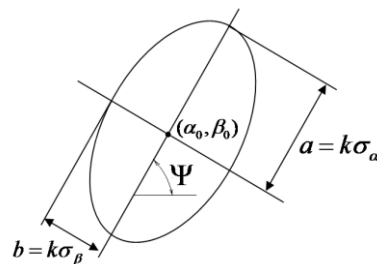


Рисунок 2.5 - Еліпс розсіювання кореляції параметрів вектору інтелекту

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 ψ , що утворений між осями симетрії еліпсу та осями координат відображує кореляційну залежність між параметрами α і β . На основі (рис. 2.5) можна також записати вираз для визначення кута:

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

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

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

де D - внутрішня область еліпсу розсіювання.

Для переходу до полярної системи координат виконуємо заміну:

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

Звідки отримуємо:

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

Тоді вираз (2.21) приймає вигляд:

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

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

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

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

$$d\alpha = \sigma_\alpha \cos \psi dr - \sigma_\alpha r \sin \psi d\psi = \sigma_\alpha (\cos \psi dr - r \sin \psi d\psi)$$

$$d\beta = \sigma_\beta (\sin \psi dr + r \cos \psi d\psi) = \sigma_\beta (\sin \psi dr + r \cos \psi d\psi) \quad (2.25)$$

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

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:

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

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

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

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

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

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

де $W = (U, V)^T$ - груповий вектор інтелекту, $W_0 = (U_0, V_0)^T$ - 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 α отримаємо:

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

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, p_j - 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:

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

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;

λ - параметр інтелекту, який характеризує забування.

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

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

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:

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

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:

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

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

$B_0 = (x_0, y_0)^T$ - 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 ;

σ_x^2, σ_y^2 - дисперсії випадкових величин x, y ;

k_{xy} - коваріація.

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

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

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:

$$\begin{aligned} y_1 &= y_0 + \sigma_y \left(\frac{\rho_{xy}(x_0 - x_0)}{\sigma_x} - \sqrt{c^2 - \frac{3(x_0 - x_0)^2}{4\sigma_x^2}} \right); \\ y_2 &= y_0 + \sigma_y \left(\frac{\rho_{xy}(x_0 - x_0)}{\sigma_x} + \sqrt{c^2 - \frac{3(x_0 - x_0)^2}{4\sigma_x^2}} \right). \end{aligned} \quad (2.38)$$

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

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

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.

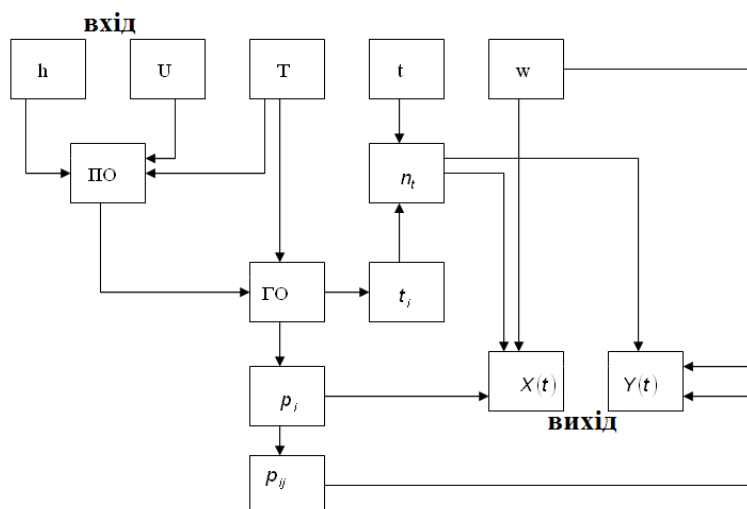


Рисунок 2.6 - Схема алгоритму обчислень вектору станів

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.

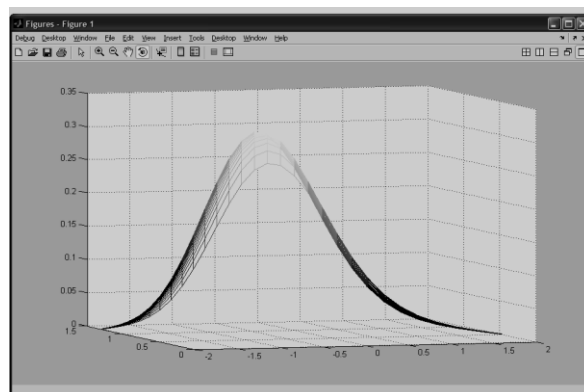


Рисунок 2.7 - Поверхня розподілу щільності ймовірності вектора інтелекту

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).

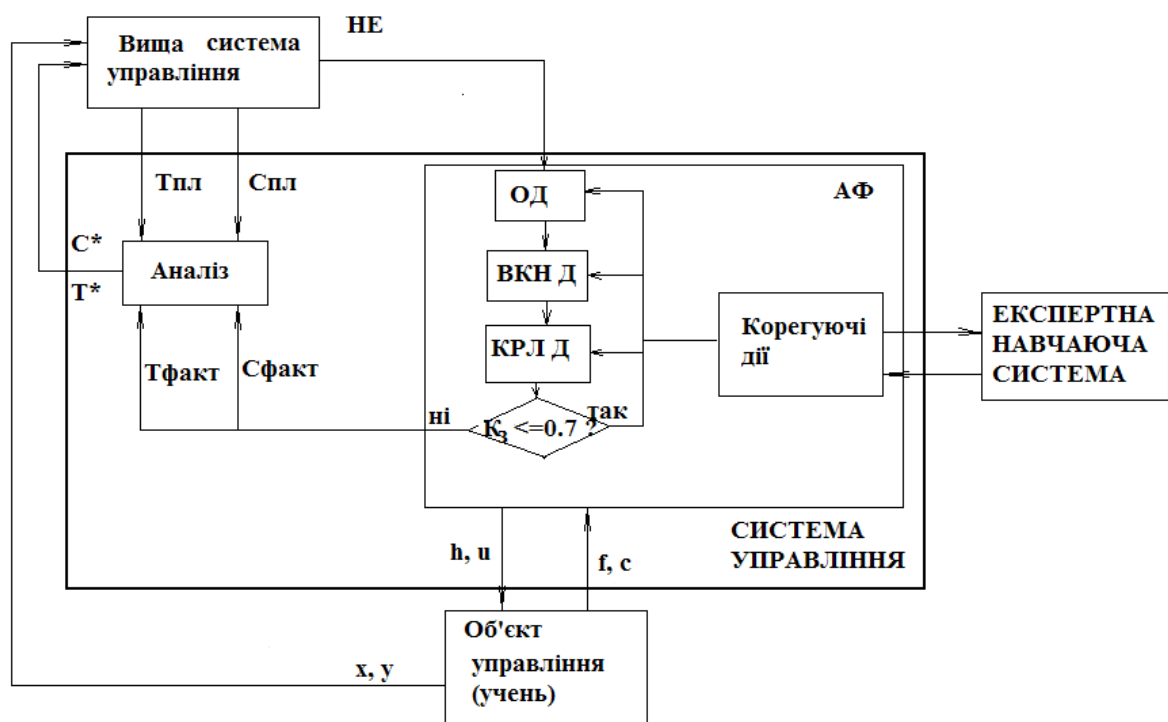


Рисунок 2.8 - Схема управління процесом навчання АСУ НЕ

Контроль за успішністю визначається згідно до діагностично заданого вектора цілі **С**:

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

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

U - рівень засвоєння НЕ;

A - показник ступеня абстракції НЕ;

Y - 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 Y . 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, $U \in \{2,3,4\}$.

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, $U \in \{1, 2, 3\}$.

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 $C_{факт}$ 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 вмінь).

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

$$t_n = t_{од}^1, t_{ВКНД}, t_{КРЛД}, t_{КОРД} \quad (2.43)$$

де t_n - час навчання одному навчальному елементові;

$t_{од}$ - 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 елементу на основі врахування логічних взаємозв'язків, обмежень за часом (рис. 2.9).

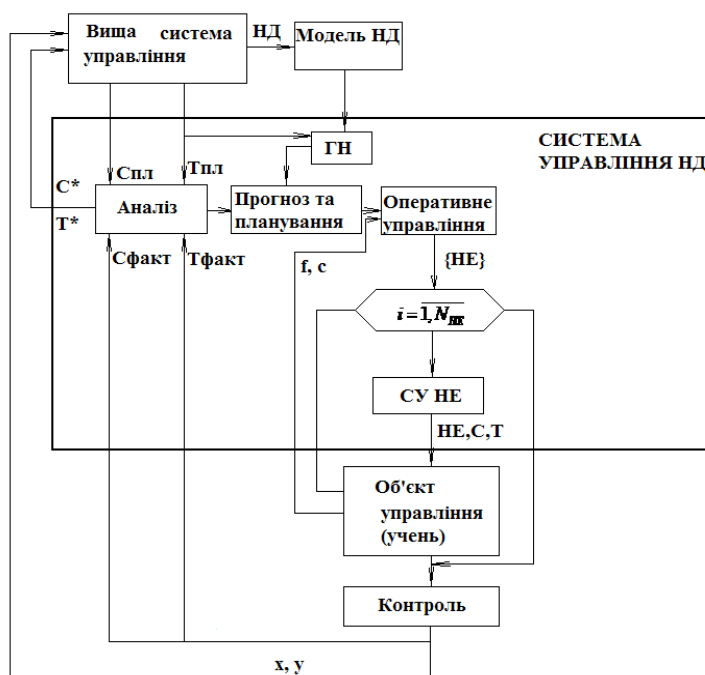


Рисунок 2.9 - Схема управління процесом навчання АСУ НД

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 НЕ із вектором діагностично заданої цілі C , час вивчення НД;

б) визначення послідовності (в загальному випадку декількох послідовностей) НЕ, 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 НЕ на основі врахування обмеженості ресурсів (наприклад, часу);

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

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 вмінь);

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) .

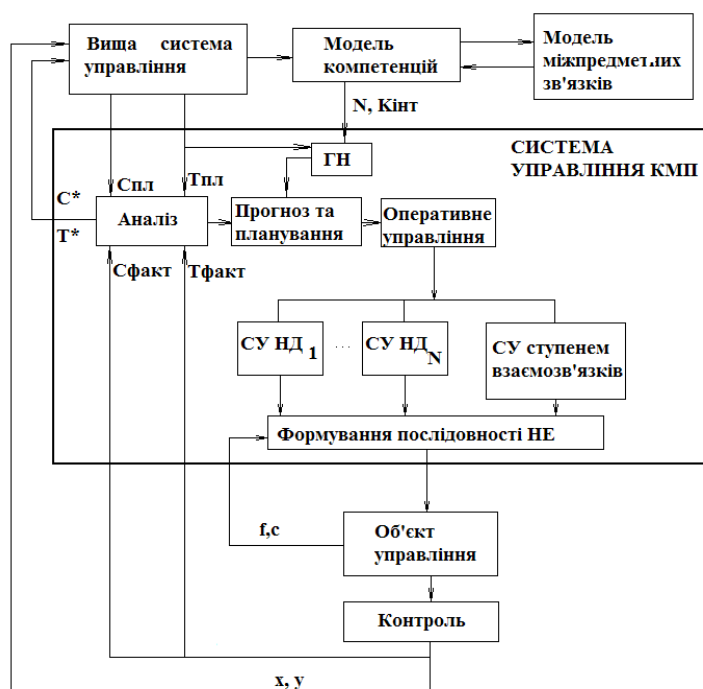


Рисунок 2.10 - Схема управління процесом формування компетенції АСУ КМП

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).

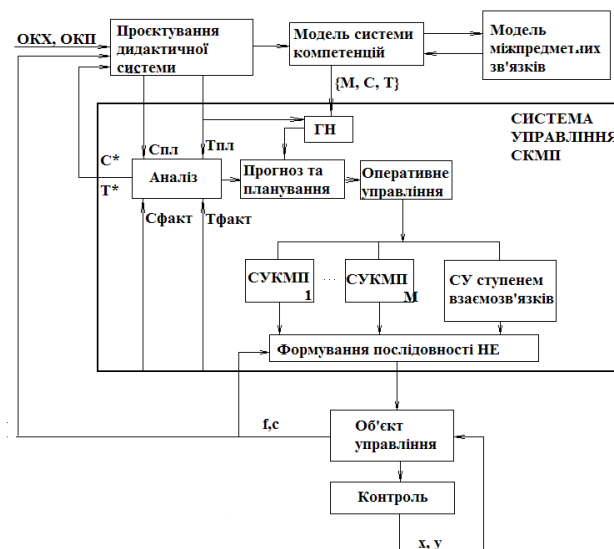


Рисунок 2.11 - Управління процесом формування АСУ СКМП

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

- визначення вимог до дидактичної системи, що проектується 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;

- д) 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 впорядковування трійок елементів x, y, u , $x, y \in X, u \in U$. Для дерева (рис. 2.12) $\forall u \exists x, y \in X, u \in U \wedge P(x, y, u) \wedge \neg P(y, x, u)$
 $\forall x', y', u \in U, P(x', y', u) \Rightarrow x = x', y = y'$; $\exists x, y \in X, u \in U \wedge P(x, y, u) \wedge \neg P(y, x, u)$.

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) - НЕ». 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.

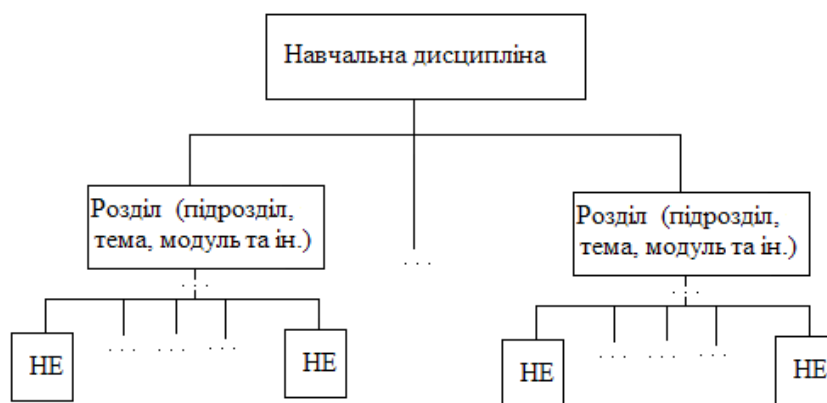


Рисунок 2.12 - Структура монопредметної навчальної дисципліни

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 $LE = \{1, \dots, N_{HE}\}$, 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 $T \in M$ лінгвістичних значень M наступна:

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

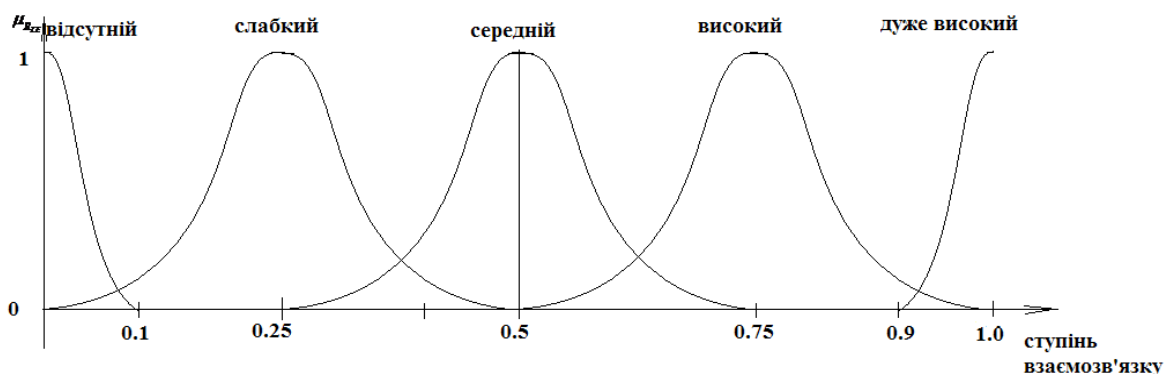


Рисунок 2.13 - Значення нечітких множин та їх функції належностей

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:

α_1 - «відсутній» на основі Z-образної функції:

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

де $a = 0$, $b = 0,1$;

α_5 - «дуже високий» на основі S-образної функції:

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

де $a = 0,9$, $b = 1,0$;

α_2 - «слабкий», α_3 - «середній», α_4 - «високий» - на основі П-образної функції:

$$f_n \llbracket a, b, c, d \rrbracket = f_s \llbracket a, b \rrbracket f_z \llbracket c, d \rrbracket, \quad (2.47)$$

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
α_2	0	0,25	0,25	0,5
α_3	0,25	0,5	0,5	0,75
α_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 $G \llbracket E, R_{LE} \rrbracket$ 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 $G(E, R_{LE})$ розподіляються на чотири типи 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:

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

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

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

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.

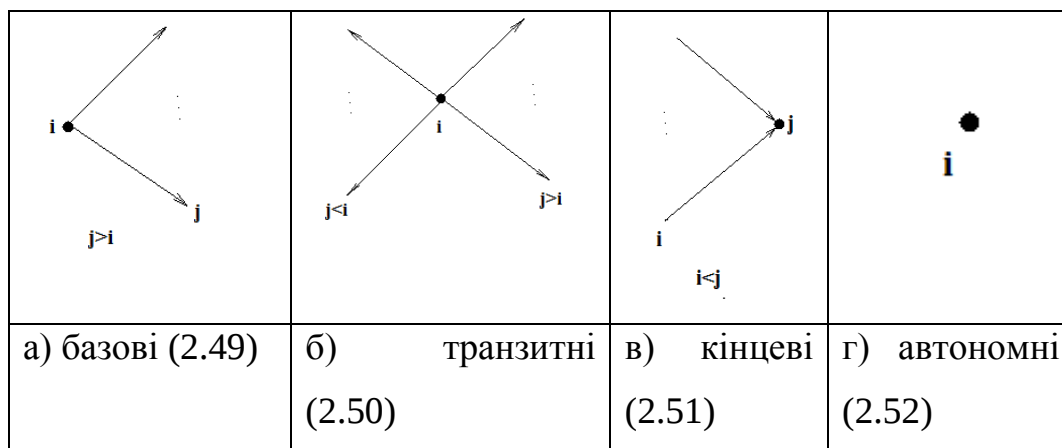


Рисунок 2.14 - Види вершин нечіткого графу

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: $A_1 \in [0, 1]$, $A_2 \in [0, 1]$, $B_1 \in [0, 1]$, $B_2 \in [0, 1]$.

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

$$\begin{aligned}\alpha_1 &= A_1(x_0) \wedge B_1 \in [0, 1]; \\ \alpha_2 &= A_2(x_0) \wedge B_2 \in [0, 1].\end{aligned}\quad (2.56)$$

Потім визначення часткових вихідних нечітких підмножин: $\alpha_1 C_1 \in [0, 1]$, $\alpha_2 C_2 \in [0, 1]$.

3. Знаходження результуючої нечіткої підмножини з функцією належності

$$\mu_{\Sigma} \in [0, 1] = C \in [0, 1] = \alpha_1 C_1 \in [0, 1] \cup \alpha_2 C_2 \in [0, 1]. \quad (2.57)$$

В загальному випадку для n правил: $\mu_{\Sigma} \in [0, 1] = C \in [0, 1] = \bigvee_{i=1}^n \alpha_i C_i \in [0, 1]$.

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.

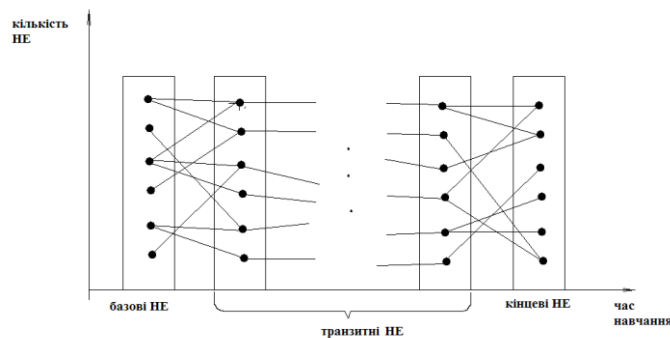


Рисунок 2.15 - Схема формування логічно-пов'язаних навчальних блоків

Визначення ступня взаємозв'язку НБ можна визначити на основі застосування операції композиції нечітких відношень. Якщо аналіз нечіткого графу $G(E, R_{LE})$ 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_{T1} - підмножина транзитних вершин, які з'єднані безпосередньо із базовими; LE_{T2} - підмножина транзитних вершин, що мають вхідні та вихідні зв'язки тільки із транзитними; LE_{T3} - підмножина транзитних вершин, що мають зв'язок безпосередньо із кінцевими. Таким чином:

$$LE_T = LE_{T1} \cup LE_{T2} \cup LE_{T3}. \quad (2.61)$$

Тоді, на основі відповідних нечітких відношень між вершинами транзитних шарів $R_{12} : LE_{T1} \times LE_{T2}$; $R_{23} : LE_{T2} \times LE_{T3}$; $R_{13} : LE_{T1} \times LE_{T3}$, отримуємо аналогічно (2.60):

$$\mu_{R_{12} \circ R_{23}}(l_{T1}, l_{T3}) = \max_{l_{T2}} \min \{ \mu_{R_{12}}(l_{T1}, l_{T2}), \mu_{R_{23}}(l_{T2}, l_{T3}) \} \quad (2.62)$$

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 НЕ, отримаємо структурно-параметричну модель монопредметної навчальної дисципліни.

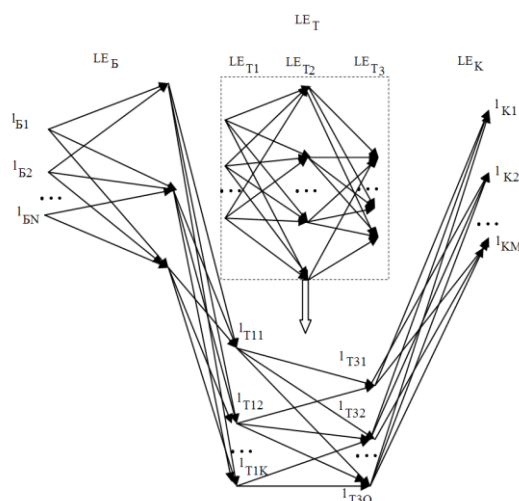


Рисунок 2.16 - Схема нечітких композиційних перетворень

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: $LE1 = \{A_i, i=1...m\}$; $LE2 = \{A_j, j=1...n\}$. 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 $R1R2 = \langle l1_i, l2_j \rangle; \mu_{R1R2} \langle l1_i, l2_j \rangle$, де функція належності μ_{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 впорядковування НЕ кожної з НД, що визначає послідовність стовпчиків та рядків таблиці (результат внутрішнього аналізу), та заповнення експертами-викладачами значень функції належності μ_{R1R2} .

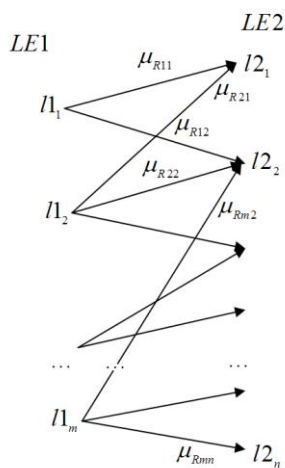


Рисунок 2.17 - Схема нечіткого орграфу відношення $LE1 R LE2$

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 використається 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 протівного, оберемо в якості основної моделі алгоритм нечіткого виведення Мамдані.

Математичний опис взаємозв'язку між вхідними $X = \langle x_1, x_2, \dots, x_n \rangle$ та вихідними у даних визначається базою правил наступного формату:

$$\begin{aligned}
 & \langle x_1 = a_{1,j1} \rangle \text{ И } \langle x_2 = a_{2,j1} \rangle \text{ И } \dots \text{ И } \langle x_n = a_{n,j1} \rangle \text{ ИЛИ} \\
 & \langle x_1 = a_{1,j2} \rangle \text{ И } \langle x_2 = a_{2,j2} \rangle \text{ И } \dots \text{ И } \langle x_n = a_{n,j2} \rangle \text{ ИЛИ} \\
 & \text{ЕСЛИ } \dots \dots \dots \text{ ИЛИ} \\
 & \langle x_1 = a_{1,jk} \rangle \text{ И } \langle x_2 = a_{2,jk} \rangle \text{ И } \dots \text{ И } \langle x_n = a_{n,jk} \rangle \\
 & \text{ТО } y = d_j, j = \overline{1, m},
 \end{aligned} \tag{2.63}$$

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 α -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:

$$S_p = \frac{\text{card } \mathbf{R1R2}_\alpha}{m \times n}. \quad (2.65)$$

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

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

– «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:

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

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:

$$\mu_{\mathcal{A}}(x) = \exp\left(-\frac{(x-b)^2}{2c^2}\right), \quad (2.68)$$

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.

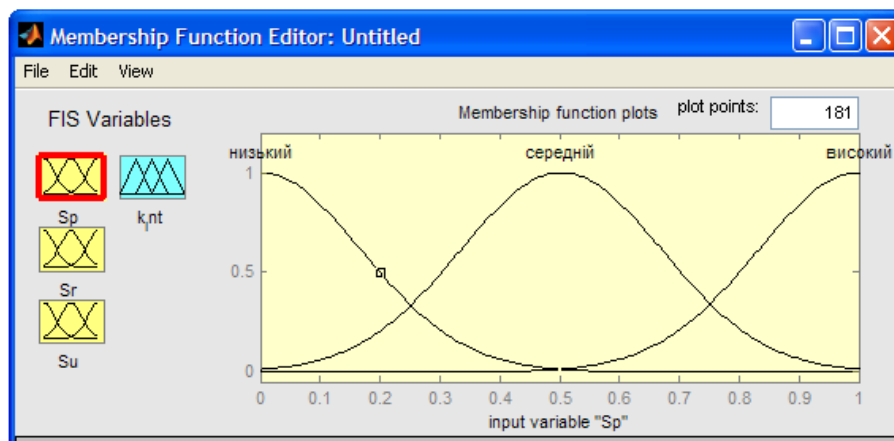


Рисунок 2.18 - Функції належностей лінгвістичних змінних

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.

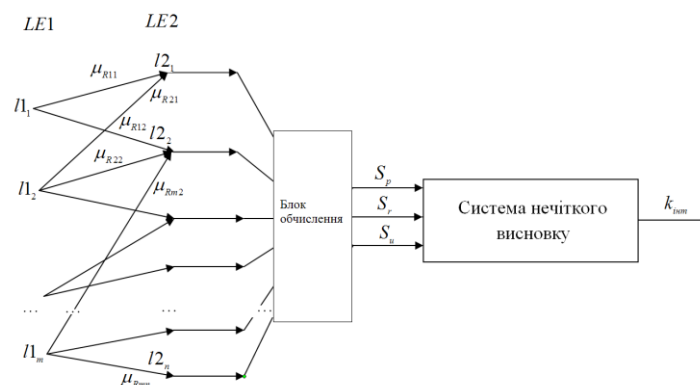


Рисунок 2.19 - Схема визначення коефіцієнту інтегрування

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:

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

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).

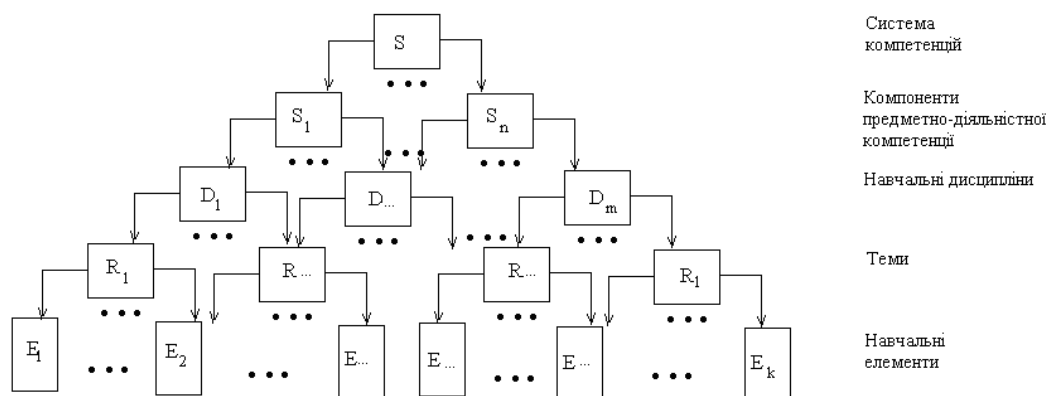


Рисунок 2.20 - Модель компетенцій у вигляді ієрархічної структури

Вимоги до компонентів предметно-діяльнісної компетенції:

$$S_i = \{ \xi_v | v = \overline{1, k_i} \}$$

На основі заданої множини S_i необхідно побудувати послідовність перетворень:

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

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

$$D_d = (\bigcup_{j=1}^{m_1} R_j) \cup (\bigcup_{j=1}^{m_2} R_j) \cup \dots (\bigcup_{j=1}^{m_d} R_j),$$

причому

$$m_1 \cup m_2 \cup \dots \cup m_d = m.$$

Аналогічно для R :

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

де $l_1 \cup l_2 \cup \dots \cup l_r = l$.

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_{int} 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):

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

де k_j - коефіцієнт інтеграції між парою НД,

$$j = 1 \dots ns, \quad ns = \binom{n^2 - m}{2},$$

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

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

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 μ_{ik} , де μ_{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 прямі, 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:

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

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

α - додатна константа;

$D(Z_h, SI_i)$ - відстань між потенційним центром кластеру i об'єктом кластеризації в евклідовому просторі, що обчислюється за формулою:

$$D(Z_h, SI_i) = \sqrt{\|Z_h - SI_i\|^2}. \quad (2.73)$$

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 σ - 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 $m(\mathbf{z}_h)$ розглядається як оцінка висоти пікової функції. Її значення обчислюються для всіх потенційних центрів.

Крок 4. Визначення першого центру за найбільшим значенням $m(\mathbf{z}_h)$.

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 $\mathbf{z}_1$:

$$m_{new}(\mathbf{z}_h) = m(\mathbf{z}_h) - m(\mathbf{z}_1) \exp\left\{-\frac{\|\mathbf{z}_h - \mathbf{z}_1\|^2}{2\sigma^2}\right\}. \quad (2.75)$$

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 $\mathbf{z}_h$, 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:

$$E^2(I, U) = \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^Q U_{ik} \|SI_i - Z_h^*\|^2, \quad (2.76)$$

де $Z_h^* = \sum_{i=1}^N U_{ik} SI_i$ - центр нечіткого кластеру h .

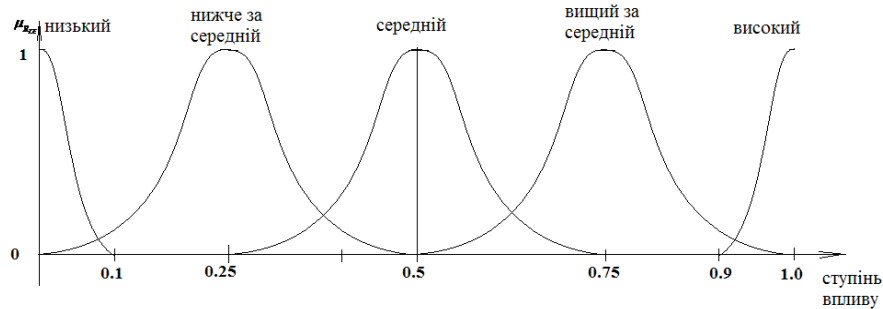


Рисунок 2.22 - Значення нечітких множин та їх функції належностей

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.

Література

Основні джерела

1. Леоненков А.В. Нечёткое моделирование в среде Matlab и fuzzyTEACH / А.В. Леоненков. – СПб.: БХВ – Петербург, 2003. – 736 с.
2. Сетлак Г. Интеллектуальные системы поддержки принятия решений / Г. Сетлак. – К.: Логос, 2004. – 251 с.
3. Колесников А.А. Синергетические методы управления сложными системами: Теория системного синтеза / А.А. Колесников. – М.: КомКнига, 2006. – 240 с.
4. Пугачёва Е.Г. Самоорганизация социально-экономических систем / Е.Г. Пугачёва, К.Н. Соловьёв. – Иркутск: изд-во БГУЭП, 2003. – 172 с.
5. Дьяконов В.П. MATLAB. Анализ, идентификация и моделирование систем. Специальный справочник / В.П. Дьяконов. – СПб.: Питер, 2001. – 448 с.

6. Павлов А.Н. Принятие решений в условиях нечёткой информации: учебное пособие / А.Н. Павлов, Б.В. Соколов. – СПб.: ГУАП, 2006. – 72 с.
7. Зайченко Ю.П. Нечёткие модели и методы в интеллектуальных системах / Ю.П. Зайченко. – К.: Издательский дом «Слово», 2008. – 344 с.
8. Федорец Г.Ф. Межпредметные связи в процессе обучения / Г.Ф. Федорец. – Л.: ЛГПИ, 1983. – С.8-18.
9. Штовба С.Д. Проектирование нечётких систем средствами Matlab / С.Д. Штовба. – М.: Горячая линия – Телеком, 2007. – 288 с.
10. Медведев В.С. Нейронные сети. Matlab6 / В.С. Медведев, В.Г. Потёмкин. – М.: ДИАЛОГ-МИФИ, 2002. – 496 с.
11. Дьяконов В. Математические пакеты расширения MATLAB. Специальный справочник / В. Дьяконов, В. Круглов. – СПб.: Питер, 2001. – 400 с.
12. Василюк Ю., Останин А. Совместное использование Excel и Matlab для решения финансовых задач [Электронный ресурс] / Ю. Василюк, А. Останин
Режим доступа: http://www.rusnauka.com/34_NOBG_2008/34_NOBG.htm

Допоміжні джерела

1. Чалий О.В. Синергетичні принципи освіти та науки / О.В. Чалий. – К.: АТ «Випол», 2000. – 253 с.
2. Гайдес М.А. Эволюция с позиций синергетики и общей теории систем [Электронный ресурс] / М.А. Гайдес Режим доступа: <http://filosofia.ru/70516>.
3. Шабров О.Ф. Развитие сложных систем: кибернетика или синергетика? / О.Ф. Шабров // Анализ систем на рубеже тысячелетий: теория и практика: тезисы Международной научно-технической конференции. – М.: Интеллект, 1997. – С.26-28.
4. Дружинин В.Н. Структура психометрического интеллекта и прогноз индивидуальных достижений //Интеллект и творчество: Сб. науч. тр. /РАН Ин-т психологии. – М., 1990. – С. 5 – 29.

5. Мазурок Т.Л. Синергетическая модель индивидуализированного управления обучением / Т.Л. Мазурок // Математичні машини і системи. – 2010. - №3. – С.124-134.
6. Эрдниев П.М. О структуре дидактической единицы усвоения знаний / П.М. Эрдниев // Вестник высшей школы. – 1968. - № 10. – С.58-72.
7. Гринберг М. На пути к пониманию / М. Гринберг // Открытые системы. – 2004. - №5. – С.63-68.
8. Система дифференцированного Интернет-обучения ГЕКАДЕМ [Электронный ресурс] / Режим доступа: <http://www.hecadem.irk.ru>.
9. Курганская Г.С. Модель представления учебного материала в системе дифференцированного Интернет-обучения [Электронный ресурс] / Режим доступа: <http://www.hecadem.irk.ru/theory/index.htm>.
10. Кривуля Г.Ф. Нечёткая логика в экспертной оценке ИКТ-компетентностей / Г.Ф. Кривуля, А.С. Шкиль, Д.Е. Кучеренко, Е.В. Гаркуша // Вестник ХНТУ. – 2011. - №2(41). – С.13-22.
11. Гаврилов А.В. Модель ассоциативного мышления / А.В. Гаврилов // Системы искусственного интеллекта. – Новосибирск: НГТУ, 1993. – С.10-14.
12. Соколов В.Н. Нейронные механизмы памяти и обучения / В.Н. Соколов. – М.: Наука, 1981. – 144 с.
13. Кужель С.С. Информационные технологии – средство развития системного мышления / С.С. Кужель, О.С. Кужель // Educational Technology & Society. – 2002. - №5. – P.264-275.
14. Hopfield J. Neural Networks and physical systems with emergent collective computational abilities / J. Hopfield // Proceedings of the National Academy of Science, USA, 1982. – Vol.79. – P.2554-2558.
15. Hopfield J. Neural Computations of decisions in optimization problems / J. Hopfield, D. Tank // Biological Cybernetics, 1985. – Vol.52. – P.141-152.