

**MODEL OF IMPROVING PRACTICAL SKILLS
IN COMPUTER ENGINEERING**

**МОДЕЛЬ ОТРИМАННЯ ПРАКТИЧНИХ ВМІНЬ
З КОМП'ЮТЕРНОЇ ІНЖЕНЕРІЇ**

Halyna Kyrychek¹

DOI: <https://doi.org/10.30525/978-9934-26-406-1-4>

Abstract. The paper proposes a multi-level approach to teaching network disciplines using network modeling and emulation systems from the standpoint of learning and testing knowledge. The application of the modular principle allows you to create models of maximally adequate networks and obtain more reliable results. The purpose of the study is to establish the connection between the introduction of simulation modeling systems and emulation of network objects into the educational process and improving the quality of knowledge acquisition and obtaining practical skills. The object of the research is the process of building a model of obtaining practical skills on the example of studying network disciplines. The subject is models, methods and software tools for improving the quality of acquiring knowledge and skills in the learning process. The main tasks are the adaptation of the participants of the educational process to the growing flow of knowledge, free orientation in the arrays of knowledge, application of specialized systems to improve practical skills, and the ability to quickly find and use all available resources. Acquiring practical skills in the training of highly qualified specialists in computer engineering is an important direction of using modeling systems, emulation and design in order to increase the effectiveness of training, as well as the application of calculations in modeling the operation of real objects. Other methods of learning, which are based on visualization of the functionality of the object being studied, can guarantee better assimilation of theoretical knowledge and improvement of the level of practical skills when studying technologies of data transmission systems. Implementation

¹ Candidate of Technical Sciences, Associate Professor,
Associate Professor of the Department of Computer Systems and Networks,
Zaporizhzhia Polytechnic National University, Ukraine

methods of modeling the working of objects, using intelligent calculations, understanding physical processes in the environment of transmission and use of artificial intelligence, improve the quality of acquired knowledge related to the design and implementation of data transmission systems for different purposes. The author considered the time distribution regularities for the assimilation of knowledge by the participants of the educational process. It is shown that the acquisition of knowledge and skills is quite well described by the exponential law for small volumes and the gamma distribution for masses of knowledge. The examples show the confirmation of theoretical assumptions by experimental data. The stages of combining the model of the learning process for obtaining knowledge with the process of improving its quality and obtaining practical skills when applying simulation modeling systems are defined.

1. Вступ

На даний час підтримка якості освіти є важливим та актуальним завданням проведення навчання та отримання знань всіма учасниками навчального процесу [1]. Процес надання знань та наукової діяльності в університетах потребує оновлення і впровадження засобів, які підвищують рівень практичних вмінь тих, хто навчається [2]. Вже немає проблем з доступом до ресурсів, тому що кожний навчальний заклад має вільний доступ до мережі Інтернет, курсів, навчальних презентацій та наукових статей [1; 3]. Але створення умов переходу до нового рівня навчання та застосування нових підходів, зокрема STEM освіти на основі інформаційних технологій, потребує все частішого застосування спеціалізованих систем для різних дисциплін, включаючи ті, що пов'язані з мережевими технологіями [4].

Отримання практичних вмінь, при підготовці висококваліфікованих фахівців з комп'ютерної інженерії, є важливим напрямком використання систем моделювання, емуляції та проектування з метою підвищення ефективності навчання [1], а також застосування обчислень при здійсненні діагностики та моделюванні роботи реальних об'єктів [5]. Інші підходи до навчання, які базуються на візуалізації функціональності об'єкта, що вивчається, може гарантувати краще засвоєння теоретичних знань і покращення рівня практичних вмінь при вивченні технологій систем передачі даних. Проведення моделю-

вання роботи об'єктів, використання інтелектуальних обчислень [6], розуміння фізичних процесів у середовищі передачі та використання штучного інтелекту [7], підвищують якість засвоєних знань, пов'язаних з проектуванням та впровадженням систем передачі даних різного призначення [8]. Час отримання та передачі потрібного обсягу даних кожному з учасників навчального процесу, залежить від місця її зберігання та швидкості передачі, а також факторів, які мають випадковий характер [9]. Побудова сучасної ефективної системи забезпечення якості навчального процесу, вирішує проблему об'єднання традиційної та більшості віддалених форм навчання, надання інформації вчасно, оперативно та повно, задовольняючи потреби принципово нового рівня здобуття та узагальнення знань, їх поширення та використання. Окрім того, хмарні обчислення є серйозним проривом у секторі інформаційних технологій. Вони відіграють важливу роль у задоволенні зростаючих потреб у віддалених сховищах та інфраструктурі, надаючи достатньо потужні засоби, які можна використовувати як платформу для забезпечення навчального процесу. Винятковими можливостями хмари є її здатність надавати віддалено, через мережу, дуже потрібні для організації процесу навчання ресурси, такі як апаратні засоби та системне програмне забезпечення [10].

Метою дослідження є встановлення зв'язку між впровадженням в навчальний процес систем імітаційного моделювання та емуляції мережевих об'єктів і підвищенням якості засвоєння знань та отриманням практичних вмінь. Об'єктом дослідження є процес побудови моделі отримання практичних вмінь на прикладі вивчення мережевих дисциплін. Предметом є моделі, методи та програмні засоби підвищення якості отримання знань та вмінь в процесі навчання. Основними є завдання адаптації учасників навчального процесу до зростаючого потоку знань, вільного орієнтування в масивах знань, застосуванні спеціалізованих систем для покращення практичних вмінь, а також можливість швидко знаходити та використовувати всі наявні ресурси [6].

Вирішення наведених проблем є трудомістким завданням, яке потребує значних витрат [2]. Питання про черговість та доцільність проведення тих чи інших заходів потребує створення математичної моделі, яка дозволить кількісно оцінити вплив потоку знань на навчальний процес [11]. Модель навчання спирається на поняття

«інтенсивності» навчання та умов, у яких якість навчання залишається постійною, що дозволяє розглядати навчання з позиції ланцюгів Маркова [12; 13]. У межах такої моделі вплив потоків знань на навчальний процес проявляється у значеннях параметрів.

Компанія Cisco, вже довгий час, є великим гравцем на ринку мережевого обладнання. Відкриті курси, доступні системи моделювання та емуляції мережевих процесів, дозволяють змоделювати і відтворити реальні події, які відбуваються у складних мережах різних технологій та стандартів, дослідити функціональність протоколів та визначити затримки при передачі кадрів між мережами [6]. Використання математичного моделювання для дослідження та створення критичних ситуацій в мережі, надає можливість інженерам терміново вирішувати складні завдання в ситуаціях з реальними мережами. Застосування систем імітаційного моделювання та емуляції дозволяють, в процесі вивчення мережевих дисциплін, використовувати функціональність доповненої реальності при побудові мереж різного призначення, а також вивчення команд налаштування мережевих пристроїв, їх конфігурації та застосування цих вмінь у реальних системах передачі даних розподілених мереж, включаючи технології як бездротових так і кабельних підключень [7]. На даний час, достатньо поширеними при використанні в навчальному процесі є засоби імітаційного моделювання та емуляції мереж, які є вільним програмним забезпеченням. До таких, умовно безкоштовних систем, відносяться GNS3 та, доступний учасникам СНА, програмний засіб Cisco Packet Tracer. Вони є гнучкими і достатньо потужними, підтримують різні базові мережеві технології, кінцеві і мережні пристрої локальних і глобальних мереж, дозволяючи моделювати системи передачі даних будь-якої складності [8]. При цьому сам процес отримання знань та вмінь при імітації такого складного обчислювального елемента як мережа, складається з безлічі відносно простих і тісно пов'язаних між собою етапів [9].

2. Моделювання процесу отримання знань

Найпростіша модель отримання знань ґрунтується на припущенні, що ймовірність $\Delta k(t)$ отримання деякого обсягу знань у нескінченно малому проміжку часу Δt є пропорційною величині цього проміжку [14]. Це дозволяє записати:

$$\Delta k(t) = k(t + \Delta t) - k(t) = [1 - k(t)]k\Delta t, \quad (1)$$

де $k(t)$ – ймовірність того, що за час t отримано певний обсяг знань; v – коефіцієнт пропорційності, який відображає інтенсивність отримання знань та визначає рівень ефективності систем моделювання для забезпечення практичної складової навчального процесу [15].

Переходячи до межі $\Delta t \rightarrow 0$, отримуємо диференціальне рівняння:

$$dk(t) = [1 - k(t)]v dt, \quad (2)$$

рішення якого має вигляд:

$$k(t) = 1 - e^{-vt}. \quad (3)$$

Щільність розподілу часу, отримання елемента практичної складової знання, визначається виразом:

$$p_k(t) = \frac{dk(t)}{dt} = ve^{-vt}, \quad (4)$$

тобто підпорядковується експоненційному закону. Моделі Маркова залишаються одними з найпопулярніших моделей, які використовуються для оцінки послідовних і часових даних завдяки їх ефективності в оцінці параметрів і виконанні висновків [16; 17].

Використання такого поняття, як агент оцінюється за моделлю ланцюга Маркова, де одиничний крок Маркова можна представити як якийсь середнє значення, яке враховує будь-які моделі навчання, включаючи різні умови та обмеження. І такий підхід пропонує кращу стратегію дослідження, можливість постійного навчання та прийняття індивідуальних уподобань при використанні спеціалізованих програм та систем моделювання [18]. При цьому, як приклад, виконується симуляція в реальному часі в середовищі імітаційного моделювання, яка враховує реальні параметри об'єкта.

Тому, якщо отримання певного обсягу практичних вмінь описується експоненційним законом, то отримання масиву знань, що є сукупністю α обсягів знань, які описуються експоненційним законом, призводить до гамма-розподілу [14], тобто:

$$p(t) = \frac{v^\alpha}{\Gamma(\alpha)} t^{\alpha-1} e^{-vt}, \quad (5)$$

де $\Gamma(\alpha) = \int_0^\infty t^{\alpha-1} e^{-t} dt$ є гамма-функцією Ейлера.

Для довільного часу T , витраченого на отримання певного обсягу знань, ймовірність $K(T)$ отримання практичних вмінь визначається виразом:

$$K(T) = \int_0^T p(t) dt = \frac{v^\alpha}{\Gamma(\alpha)} \int_0^T t^{\alpha-1} e^{-vt} dt. \quad (6)$$

Очікуваний час отримання практичних вмінь дорівнює:

$$\bar{T} = \int_0^\infty tp(t) dt = \frac{v^\alpha}{\Gamma(\alpha)} \int_0^\infty t^\alpha e^{-vt} dt = \frac{\alpha}{v}. \quad (7)$$

Як правило, час на отримання знань T_0 обмежено і воно пропорційно очікуваному часу T :

$$T_0 = \eta \bar{T} = \eta \frac{\alpha}{v}, \quad (8)$$

де η – коефіцієнт пропорційності [19]. У цьому випадку маємо:

$$K(T_0) = \int_0^{\frac{\eta\alpha}{v}} p(t) dt = \frac{v^\alpha}{\Gamma(\alpha)} \int_0^{\frac{\eta\alpha}{v}} t^{\alpha-1} e^{-vt} dt. \quad (9)$$

Після внесення v^α під знак інтеграла, заміни змінної $z = v \cdot t$ та зміни меж інтегрування отримаємо:

$$K(T_0) = \frac{1}{\Gamma(\alpha)} \int_0^{\eta\alpha} z^{\alpha-1} e^{-z} dz = I(\eta, \alpha). \quad (10)$$

З цього маємо, що можливість отримання практичних вмінь у разі виділення часу пропорційно очікуваному \bar{T} і не залежить від значення v .

Якщо за заданий час T_0 бажаний обсяг практичних вмінь не отримано, необхідно надати додатковий час T_0 . Цей час також потрібно виділяти пропорційно очікуваному часу отримання знань [3].

У цьому підході кожна послідовність описується певним ланцюгом Маркова, а потім для кожної моделі оцінюється її ймовірність генерувати окрему послідовність. Потім створена послідовність порівнюється з фактичною послідовністю [20]. Експерименти, які проводяться з набором даних послідовностей отримання вмінь показують, що цей підхід можна успішно використовувати для моделювання всього процесу навчання. Якщо вважати, що обсяг додаткових знань однаковою мірою зачіпає кожен порцію, кількість елементів α залишиться таким, а зміниться тільки значення v . Відповідно до отриманого виразу (10), ймовірність отримання практичних вмінь за додатковий час не зміниться. Однак успіх цієї стратегії значною мірою залежить від співпраці між учасниками навчального процесу. Весь процес використовує регулярність отримання теоретичних знань та практичних вмінь для підви-

шення продуктивності навчання [21]. Оскільки сам процес демонструє високу ймовірність повторюваності, включаючи регулярне проведення лекційних та практичних занять, а також контакти під час навчальної діяльності, можна передбачити та спрогнозувати, яким є основний час для засвоєння знань і отримання вмінь, а який знадобиться додатковий.

Спираючись на це, отримаємо наступний вираз:

$$T_0 = \frac{v^\alpha}{\Gamma(\alpha)} T_0^\alpha \frac{1}{v} * e^{-vT_0} + \left(\frac{\alpha}{v} - T_0\right) [1 - K(T_0)]. \quad (11)$$

Після підстановки T_0 з формули (8) з урахуванням (10) отримаємо:

$$T_0 = \frac{1}{v\Gamma(\alpha)} (\eta\alpha)^\alpha e^{-\eta\alpha} + (1 - \eta) \frac{\alpha}{v} [1 - K(\eta, \alpha)]. \quad (12)$$

Якщо вважати, що додатковий час виділяється також пропорційно до очікуваного часу, то відношення δ додаткового часу на отримання практичних вмінь до часу, виділеного на початковий обсяг вмінь, дорівнює:

$$\delta = \frac{(\eta\alpha)^\alpha}{\Gamma(\alpha + 1)} e^{-\eta\alpha} + (1 - \eta) [1 - K(\eta, \alpha)]. \quad (13)$$

З отриманого рівняння маємо, що відношення додаткового часу на навчання до початкового часу є постійною величиною, якщо вважати, що $\eta = const$ і $\alpha = const$, то в цих умовах процес отримання практичних вмінь може описуватися ланцюгами Маркова [22]. В основі описаної моделі лежить гіпотеза про гамма-розподіл часу отримання знань [13]. Перевірка цієї гіпотези у реальних умовах має певні труднощі.

Розглянемо найпростіші процеси отримання обмеженого об'єму знань учасниками навчального процесу із двох можливих джерел, це лекційні та практичні заняття [2; 3]. За основу візьмемо отримання певного обсягу знань за однакових умов доступу до них 60 учасників експерименту з реєстрацією часу отримання вмінь. І-тий учасник даного експерименту при отриманні розуміння окремого поняття піднімав руку, фіксував час та повідомляв його спостерігачеві за експериментом [5]. Така реалізація процесу отримання знань пройшла без особливих труднощів і дозволила мати певний статистичний матеріал за часом отримання необхідних знань та вмінь з двох різних джерел, а саме теоретичної та практичної частин [4]. Отримані результати зафіксовані в наведених нижче таблицях 1 і 4, і за цими даними складено підсумкові

таблиці 2 і 5, які містять частоти потрапляння у відповідні часові інтервали. На рисунках 1 і 2 представлені, відповідно, гістограма частот часу отримання знань з теоретичних джерел та гістограма частот часу отримання знань з практичних джерел, які є кривими гамма-розподілу [21].

Таблиця 1

Час отримання певного обсягу знань з теоретичних джерел

i	t_p , сек	i	t_p , сек	i	t_p , сек	i	t_p , сек	i	t_p , сек	i	t_p , сек
1	168	11	384	21	120	31	192	41	204	51	240
2	204	12	198	22	192	32	246	42	288	52	90
3	198	13	426	23	210	33	204	43	114	53	216
4	228	14	210	24	90	34	378	44	336	54	168
5	132	15	168	25	288	35	156	45	204	55	150
6	204	16	288	26	168	36	306	46	294	56	288
7	114	17	216	27	336	37	336	47	126	57	270
8	336	18	216	28	120	38	222	48	258	58	114
9	162	19	288	29	270	39	210	49	426	59	264
10	90	20	90	30	252	40	114	50	384	60	168

Таблиця 2

Частота потрапляння у часові інтервали

$t_k < t \leq t_{k+1}$	$0 < t \leq 90$	$90 < t \leq 180$	$180 < t \leq 270$	$270 < t \leq 360$	$360 < t \leq 450$
n_k	4	16	24	11	5

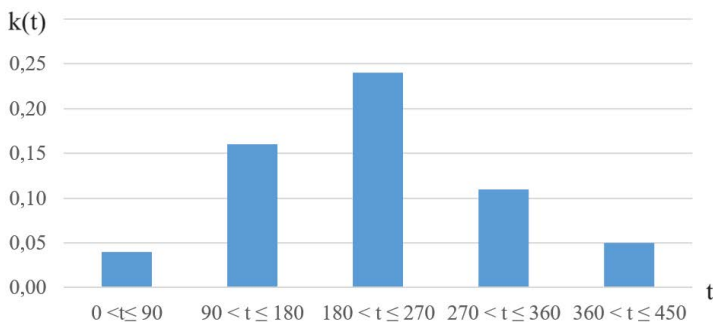


Рис. 1. Гістограма частот часу отримання знань з теоретичних джерел

Для значень:

$$v = 1.28 \text{ та } \alpha = 5.0 \quad (14)$$

ймовірна щільність розподілу дорівнює

$$p(t) = \frac{1.28^{5.0}}{\Gamma(5)} t^{4.0} e^{-1.28t} \quad (15)$$

Для порівняння теоретичного та експериментального розподілів скористаємося критерієм Пірсона [23].

Визначимо ймовірність попадання значень часу у межі інтервалів:

$$P(t_k < t \leq t_{k+1}) = \int_{t_k}^{t_{k+1}} p(t) dt \quad (16)$$

Знаходимо очікувану кількість подій n'_k , що припадають на кожен інтервал

$$n'_k = N * P(t_k < t \leq t_{k+1}), \quad (17)$$

де N – кількість проведених спостережень.

Визначимо значення χ_{cn}^2 , яке знаходиться за формулою:

$$\chi_{cn}^2 = \sum_k \frac{(n_k - n'_k)^2}{n'_k} \quad (18)$$

Результати розрахунків зведемо до таблиці 3.

Таблиця 3

Оцінка спостережуваного χ_{cn}^2

$t_k < t \leq t_{k+1}$	n_k	$P(t_k < t \leq t_{k+1})$	n'_k	$\frac{(n_k - n'_k)^2}{n'_k}$
$0 < t \leq 90$	4	0.046	2.74	$\frac{1.26^2}{2.74} = 0.575$
$90 < t \leq 180$	16	0.294	17.65	0.155
$180 < t \leq 270$	24	0.342	20.50	0.599
$270 < t \leq 360$	11	0.199	11.94	0.074
$360 < t \leq 450$	5	0.082	4.90	0.002

$$\chi_{cn}^2 = 1.405.$$

Число ступенів свободи визначається виразом:

$$k - r - 1 = 2, \quad (19)$$

де $k = 5$ – кількість інтервалів після об'єднання; $r = 2$ – кількість параметрів, що оцінюються під час вибірки (14).

З таблиці критичних точок розподілу $\chi_{кр}^2$ за рівнем важливості 0.05 та числу ступенів свободи, що дорівнює 2, знаходимо критичну точку правосторонньої критичної області:

$$\chi_{кр}^2(0.05, 2) = 6.0. \quad (20)$$

Так як $\chi_{сн}^2 < \chi_{кр}^2$, то немає підстав відкидати гіпотезу про гамма-розподіл та дані спостережень узгоджуються із цією гіпотезою [24].

Дослідимо час отримання певного обсягу знань з практичних джерел навчального процесу. Отримані дані зведемо до таблиці 4.

Таблиця 4

Час отримання певного обсягу знань з практичних джерел

i	t _i , сек	i	t _i , сек	i	t _i , сек	i	t _i , сек	i	t _i , сек	i	t _i , сек
1	66	11	144	21	48	31	72	41	84	51	90
2	84	12	78	22	72	32	90	42	114	52	36
3	78	13	114	23	90	33	84	43	42	53	84
4	114	14	84	24	30	34	120	44	132	54	60
5	54	15	60	25	108	35	60	45	84	55	78
6	84	16	108	26	60	36	114	46	114	56	114
7	42	17	84	27	132	37	126	47	42	57	102
8	150	18	84	28	48	38	84	48	102	58	54
9	60	19	102	29	102	39	84	49	174	59	108
10	30	20	30	30	96	40	42	50	150	60	60

Таблиця 5

Частота потрапляння у часові інтервали

t _k < t ≤ t _{k+1}	0 < t ≤ 36	36 < t ≤ 72	72 < t ≤ 108	108 < t ≤ 144	144 < t ≤ 180
n _k	4	18	24	11	3

Для даних, наведених у таблиці 4, використовуємо значення: $\nu = 0.344$ та $\alpha = 3.921$. (21)

Звідси ймовірна щільність розподілу дорівнює:

$$p(t) = \frac{0.344^{3.921}}{\Gamma(3.921)} t^{2.921} e^{-0.344t}. \quad (22)$$

Дані для порівняння теоретичного та експериментального розподілів за критерієм Пірсона [23] зведемо до таблиці 6.

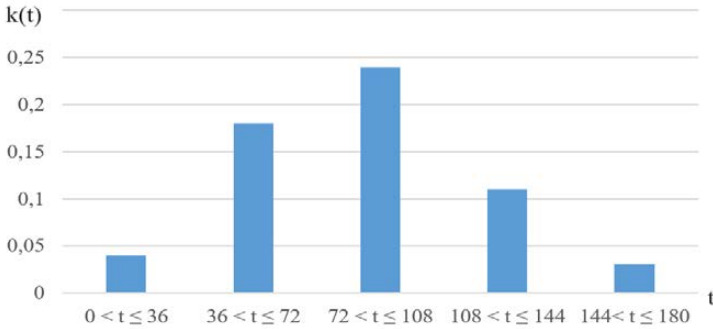


Рис. 2. Гістограма частот часу отримання знань з практичних джерел

Таблиця 6

Оцінка спостережуваного χ_{cn}^2

$t_k < t \leq t_{k+1}$	n_k	$P(t_k < t \leq t_{k+1})$	n'_k	$\frac{(n_k - n'_k)^2}{n'_k}$
0 < t ≤ 36	4	0.097	5.80	0.557
36 < t ≤ 72	18	0.303	18.19	0.078
72 < t ≤ 108	24	0.282	16.92	3.854
108 < t ≤ 144	11	0.172	10.32	0.045
144 < t ≤ 180	3	0.085	5.11	0.870

$$\chi_{cn}^2 = 5.404$$

Число ступенів свободи дорівнює:

$$k - r - 1 = 2. \quad (23)$$

Відповідно до значення критичної точки правосторонньої критичної області (20) також маємо $\chi_{cn}^2 < \chi_{кр}^2$, тобто немає підстав відкидати і в цьому випадку гіпотезу про гамму-розподіл та дані спостережень також узгоджуються з цією гіпотезою [21].

Модель процесу отримання знань, заснована також на тому, що можливість отримання знань у нескінченно малому інтервалі часу пропорційна цьому інтервалу. При цьому передбачалося, що обсяг знань, які пропонуються для засвоєння, отриманий [22; 25]. Оскільки процес отримання є невід'ємною частиною навчання, то навчання можна розглядати як добуток двох подій: «отримання потрібного обсягу знань»

і «засвоєння знань, або отримання вмінь». Ймовірність навчання P_n дорівнює добутку ймовірності отримання потрібного обсягу знань P_s на ймовірність засвоєння знань, або отримання вмінь P_a :

$$P_n = P_s P_a. \quad (24)$$

Даний вираз можна використовувати у випадку, коли час, який виділяється на процес надання знань та час на засвоєння цих знань, задаються незалежно один від одного [8; 23]. Причому, якщо виділення часу здійснюється пропорційно до очікуваного, всі складові виразу (24) прийматимуть постійні значення.

Якщо надається загальний час на отримання знань та їх засвоєння, щільність розподілу часу на навчання $p_n(t)$ є композицією щільності розподілу часу на отримання знань $p_k(t)$ та щільності розподілу часу на їх засвоєння $p_s(t)$:

$$p_n(t) = p_k(t) * p_s(t), \quad (25)$$

де * – символ композиції.

Щільність розподілу часу на засвоєння знань, має вигляд:

$$p_s(t) = \lambda e^{-\lambda t}. \quad (26)$$

Щільність розподілу величини $t = t_k + t_s$ визначається виразом:

$$p_n(t) = \int_{-\infty}^{\infty} p_k(x) p_s(t-x) dx. \quad (27)$$

Підстановка щільності розподілу (4) і (26) до (27) з урахуванням того, що при $\tau < 0$ маємо $p_k(\tau) = 0$ та $p_s(t-\tau) = 0$ при $\tau > t$ призводить до узагальненого закону Ерланга 1-го порядку [23]:

$$p_n(t) = \frac{v\lambda(e^{-v t} - e^{-\lambda t})}{\lambda - v}. \quad (28)$$

При $v = \lambda$, після розкриття невизначеності маємо:

$$p_n(t) = \lambda^2 t e^{-\lambda t}. \quad (29)$$

Умови, за яких процес отримання вмінь можна описувати ланцюгами Маркова, вимагають подальших досліджень [26]. Якщо вважати, що засвоєння теоретичних знань та отримання практичних вмінь незалежні один від одного, то можна скористатися виразом (25), а кожен із процесів описувати ланцюгами Маркова.

3. Вплив систем моделювання

Отримання вмінь при вивченні технологій, стандартів, протоколів та складних процесів, що відбуваються в мережах передачі даних є практично неможливим без застосування систем моделювання, емуляції та проектування цих мереж [6; 7]. Застосування реального обладнання потребує великих коштів. Це пов'язано з використанням спеціальних мережових пристроїв та їх постійного оновлення. Практичне застосування мережових та кінцевих пристроїв потребують постійної заміни обладнання, систем та підходів до їх налаштування [5]. Студенти проектують мережі різного призначення під конкретні завдання, тому їх рішення потребують практичних вмінь і повинні бути оптимальними [4]. Тому при викладанні дисциплін, пов'язаних з мережними технологіями доцільно застосовувати засоби імітаційного моделювання. При цьому є багато програмних засобів з моделювання мереж передачі даних будь-якої складності та типу [6].

Спираючись на те, що процес навчання у сучасних освітніх курсах повинен ґрунтуватися на забезпеченні зв'язків із отриманням теоретичних знань та швидкому паралельному доступі до практичних вмінь, при вивченні того чи іншого модуля, маємо завдання правильного вибору потрібних систем [27].

Виходячи з того, що більш доступним для використання в навчальному процесі є засоби моделювання мереж, які представлені вільним програмним забезпеченням і, в деяких випадках, мають кращу функціональність за їх комерційні аналоги, це є такі системи, як GNS3, NS3 та доступна учасникам CNA система імітаційного моделювання Cisco Packet Tracer. Всі ці системи підтримують і дозволяють моделювати мережі будь-якого рівня складності є гнучкими і потужними [6; 7; 27].

Проведемо дослідження етапів отримання практичних вмінь, шляхом побудови узагальненої моделі складної мережі в процесі вивчення команд налаштування її окремих об'єктів [28]. Визначимо наступні стани, у яких може перебувати процес побудови складної мережі:

S_{1-0} – вихідний стан мережі;

S_{1-1} – вибір одного кінцевого пристрою;

S_{1-2} – позитивний результат налаштування одного кінцевого пристрою;

S_{1-3} – вибір обраної кількості (множини) кінцевих пристроїв (x);

S_{1-4} – негативний результат налаштування одного кінцевого пристрою;

- S_{2-1} – вибір одного мережевого пристрою;
- S_{2-2} – позитивний результат налаштування одного мережевого пристрою;
- S_{2-3} – вибір обраної кількості (множини) мережевих пристроїв (y);
- S_{2-4} – негативний результат налаштування одного мережевого пристрою;
- S_{3-1} – вибір фізичного середовища та об'єднання обраних пристроїв;
- S_{3-2} – позитивний результат налаштування мережевого сегменту;
- S_{3-3} – налаштування визначеної множини мережевих сегментів (z);
- S_{3-4} – негативний результат загальних налаштувань складної мережі;
- S_+ – позитивний результат загальних налаштувань складної мережі;

Розглянемо можливі переходи між станами в процесі вибору та налаштуванні окремих кінцевих пристроїв, кожний з яких відображає:

$S_{1-0} \rightarrow S_{1-1}$ – роботу із вибору одного кінцевого пристрою, ймовірність переходу дорівнює 1;

$S_{1-1} \rightarrow S_{1-2}$ – позитивний результат після налаштування одного кінцевого пристрою, ймовірність переходу визначається складністю завдання форми пошуку і дорівнює p_{1z} ;

$S_{1-1} \rightarrow S_{1-0}$ – помилковий результат після налаштування одного кінцевого пристрою, при цьому операція по налаштуванню повторюється, ймовірність переходу дорівнює $1 - p_{1z}$;

$S_{1-2} \rightarrow S_{1-3}$ – одержання результатів після налаштування одного кінцевого пристрою, ймовірність переходу дорівнює 1;

$S_{1-3} \rightarrow S_+$ – позитивний результат налаштування одного кінцевого пристрою, залежить від правильності введених команд та дорівнює p_{1A} ;

$S_{1-3} \rightarrow S_{1-4}$ – негативний результат налаштування одного кінцевого пристрою, ймовірність переходу дорівнює $1 - p_{1A}$.

Аналогічні переходи маємо для мережевих пристроїв та сегментів мереж, для яких вихідним станом є негативний результат з налаштувань кінцевого обладнання [6; 7].

Цей процес побудови складної мережі, можна представити у вигляді матриці переходів:

$$P = \begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 1 - p_{1z} & 0 & p_{1z} & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & p_{1A} & 1 - p_{1A} \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}. \quad (30)$$

Процес побудови складної мережі описується першими трьома станами. Для нього матриця переходів має вигляд:

$$P_{1z} = \begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 \\ 1-p_{1z} & 0 & p_{1z} \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}. \quad (31)$$

Останній із станів є поглинаючим. Матриці переходів до входу в поглинаючий стан Q_{1z} і переходів у поглинаючий стан R_{1z} мають відповідний вигляд:

$$Q_{1z} = \begin{bmatrix} 0 & 1 \\ 1-p_{1z} & 0 \end{bmatrix}; \quad R_{1z} = \begin{bmatrix} 0 \\ p_{1z} \end{bmatrix}. \quad (32)$$

Для оцінки кількості моментів часу, проведених процесом у тому або іншому стані, маємо фундаментальну матрицю $N = (E - Q)^{-1}$:

$$N_{1z} = \begin{bmatrix} 1 & -1 \\ -(1-p_{1z}) & 1 \end{bmatrix}^{-1} = \begin{bmatrix} \frac{1}{p_{1z}} & \frac{1}{p_{1z}} \\ \frac{1-p_{1z}}{p_{1z}} & \frac{1}{p_{1z}} \end{bmatrix}. \quad (33)$$

Елемент $n_{i,j}$ матриці N дає очікувану кількість моментів часу, який проводить процес у стані j до входу в поглинаючий стан за умови, що він почався в стані i . У нашому випадку, кількість моментів часу, проведених у станах S_{1-0} і S_{1-1} однакове й дорівнює $\frac{1}{p_{1z}}$.

Також ймовірність влучення у відповідний поглинаючий стан дозволяє оцінити наступна матриця $B = N * R$:

$$B_{1z} = \begin{bmatrix} \frac{1}{p_{1z}} & \frac{1}{p_{1z}} \\ \frac{1-p_{1z}}{p_{1z}} & \frac{1}{p_{1z}} \end{bmatrix} * \begin{bmatrix} 0 \\ p_{1z} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 \\ 1 \end{bmatrix}, \quad (34)$$

тобто результат вибору обладнання є завжди. Ймовірність якісного налаштування $p_{1,z}$ обраних об'єктів залежить від засвоєння та правильного введення команд [23; 29]. Якщо вважати, що ймовірність якісного налаштування одного кінцевого пристрою пропорційна кількості задіяних пристроїв, то це приведе до експоненціального закону, відповідно до якого ймовірність правильного налаштування пристроїв дорівнює:

$$p_{1z} = e^{-\lambda v_{1z}} \text{ та } p_{1A} = e^{-\lambda v_{1A}}, \quad (35)$$

де λ є коефіцієнтом пропорційності, а v_{1z} і v_{1A} , відповідно, є обсягами роботи при виборі кінцевих пристроїв та при їх налаштуванні [6; 7].

Загальні витрати на налаштування одного пристрою із урахуванням усунення помилок дорівнюють:

$$V_{1z} = v_{1z} \frac{1}{p_{1z}}. \quad (36)$$

Обсяг витрат на налаштування всіх кінцевих пристроїв дорівнює:

$$V_1 = V_{1z} + v_{1A} = v_{1z} \frac{1}{p_{1z}} + v_{1A}. \quad (37)$$

Аналогічно можна одержати обсяги витрат на вибір і налаштування мережного обладнання та сегментів складної мережі [10]. Вони відповідно дорівнюють:

$$V_2 = V_{2z} + v_{2A} = v_{2z} \frac{1}{p_{2z}} + v_{2A}; \quad (38)$$

$$V_3 = V_{3z} + v_{3A} = v_{3z} \frac{1}{p_{3z}} + v_{3A}. \quad (39)$$

Ймовірність одержання позитивного результату налаштування визначається ймовірністю того, що воно є успішним та завершеним для кінцевого пристрою, або у випадку відсутності позитивного результату, налаштування є успішним для мережевого обладнання, або у випадку відсутності позитивного результату налаштування успішно завершене для сегментів мережі або для всієї складної мережі:

$$P_+ = p_{1A} + (1 - p_{1A})p_{2A} + (1 - p_{1A})(1 - p_{2A})p_{3A}. \quad (40)$$

Ймовірність негативного результату налаштування, як протилежної події дорівнює:

$$P_- = 1 - P_+. \quad (41)$$

4. Модель отримання знань та вмінь

Звичайно, активізація природного інтелекту учасників процесу навчання за допомогою програмного забезпечення, при вирішенні поставлених завдань передбачає використання масивів знань, середовищ моделювання і баз даних та може здійснюватися за допомогою

інтелектуальних обчислень, до яких відносяться обчислення, засновані на онтологічному, подієвому і когнітивному моделюванні [3; 5]. Онтології, які відносяться до однієї предметної області, зазвичай використовуються при підтримці кількох альтернативних напрямків [6; 7]. При застосуванні систем імітаційного моделювання та емуляції, звертаємо увагу на загальні і проміжні онтології, які характерні для напрямків, пов'язаних з системами передачі даних і є онтологіями верхнього рівня опису знань [10; 14]. При визначенні впливу масивів знань, середовищ моделювання і баз даних на забезпечення загальних вмінь, наведемо модель отримання знань та вмінь у вигляді структури навчального процесу (рис. 3).

Якщо розглянути у якості обчислювального елемента мережу передачі даних, то імітація такого об'єкту складається з великої кількості достатньо простих елементів, які мають задані характеристики та тісно пов'язані один з одним [30]. Ці елементи, при їх об'єднанні, і забезпечують фінальні обчислювальні параметри. Зазвичай для мереж передачі даних такими параметрами є пропускна здатність каналів зв'язку, якість сигналу тощо [6; 8]. Тому в процесі навчання, для більш якісного та скорішого розуміння всієї мережної функціональності при застосуванні середовищ імітаційного моделювання та емуляції мереж,

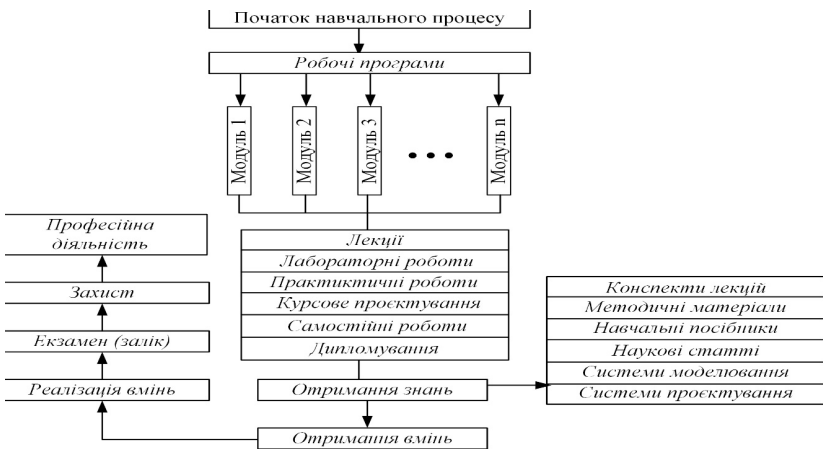


Рис. 3. Модель отримання знань та вмінь

будь-який елемент цієї моделі представимо як багаторівневу систему, що забезпечує виконання важливих когнітивних функцій кожного окремого елемента [31]. Також візьмемо до уваги те, що етапи побудови кожного з сегментів мережі в процесі моделювання спираються на використання окремих об'єктів моделювання, їх станів, покровоного об'єднання, а також станів самих процесів та ймовірності переходів між станами [32]. Всі етапи в процесі моделювання мереж, як раз і дозволяють виконувати всі ці умови. Тому, в процесі отримання практичних вмінь, кожен із студентів безпосередньо спостерігає за станами каналів зв'язку і оцінює наступні з параметрів: стан каналу зв'язку, затримки в каналі зв'язку, параметри завантаженості тощо [4; 8]. Всі ці параметри передаються безпосередньо на вхід контролера який, спираючись на базу заданих правил, оцінює пропускну здатність каналу зв'язку і встановлює ймовірність передачі даних в цьому каналі, або сукупності каналів зв'язку на шляху передачі [10].

Для кращого розуміння та наочності, всі загальні співвідношення представляються у вигляді структурованих множин: $\{O\}$ – є множиною онтологій (визначає основні характеристики об'єктів); $\{KM\}$ – є множиною когнітивних моделей (визначає вихідні характеристики об'єднаних об'єктів); $\{PM\}$ – є множиною подієвих моделей (варіанти налаштувань, які залежать від технологій, розташування або об'єднання пристроїв в мережі); $\{P\}$ – є множиною визначень прецедентів; $\{R\}$ – є множиною повідомлень для прийняття рішень при проведенні обчислювального процесу; $\{FR\}$ – є множиною яка формує рекомендації; $\{M\}$ – є множиною програмних модулів підтримки обчислювальних дій; $\{E\}$ – є множиною експертів, які вивчають процес; $\{OPR\}$ – є множиною осіб, які приймають остаточні рішення [6; 7].

Також, в процесі отримання вмінь, на базі практичного використання систем імітаційного моделювання та емуляції, учасниками навчального процесу використовується вбудований модуль тестування із завданнями різних рівнів складності. При тестуванні студенти перевіряють параметри налаштування мережевих пристроїв, доступність кінцевих вузлів та наявність зв'язків між сукупністю сегментів складної мережі [12]. Такий підхід сприяє не формальному підходу до виконання завдань, так як студенти не прив'язані до звичайних послідовних дій (рис. 4). При цьому, як ми вже розглянули вище, сам процес

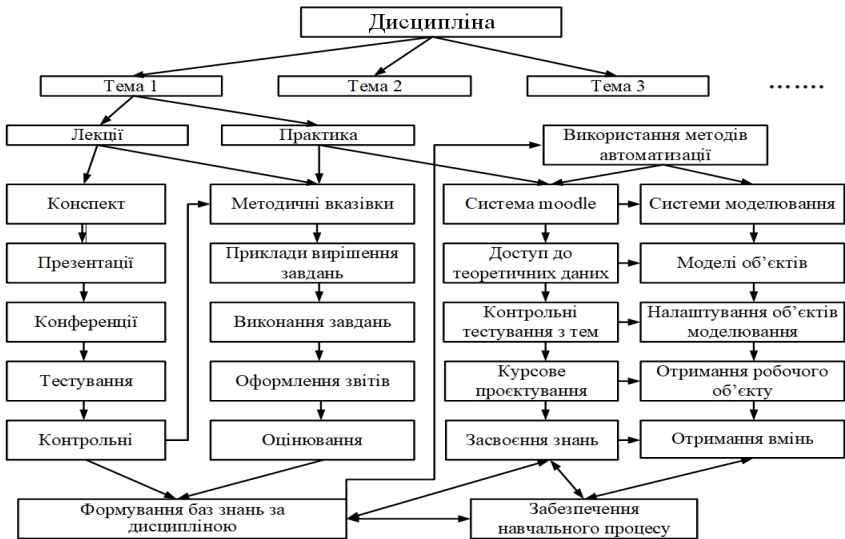


Рис. 4. Модель отримання вмій

навчання припускає наявність станів і ймовірностей переходів між цими станами [3].

Вплив систем імітаційного моделювання та емуляції на процес навчання (якщо прикладом є отримання вмій в системах передачі даних) є вирішенням питань з підвищення рівня знань та вмій [6; 10]. Таке завдання пов'язане зі створенням математичної моделі, яка об'єднає сам процес отримання знань із вірогідністю впливу на нього застосування середовищ імітаційного моделювання [8].

Реалізація та використання міжпредметних та міждисциплінарних курсів та модулів з тієї чи іншої освітньої програми, формування предметно-просторового середовища у вишах, застосування в процесі навчання різних варіантів робочих та навчальних програм, а також методів навчання, орієнтованих на використання інформаційних технологій, мультимедіа та віддаленого доступу, дозволяють впроваджувати алгоритми управління сучасним освітнім процесом, які представлені у вигляді схем формування знань та вмій за допомогою використання спеціальних програмних засобів у навчальному процесі.

Як правило, вивчення кожної дисципліни включає широкий спектр робіт, які складаються з лекцій, семінарів, контрольних, самостійних, тестових, лабораторних, практичних і курсових робіт. А отримання кваліфікації за спеціальністю, множену цих робіт, а також захист бакалаврських та магістерських робіт, проходження практики, проведення наукових і науково-практичних досліджень. Кожне завдання потребує самостійної роботи з масивами знань та практичної роботи із застосуванням спеціальних програмних засобів, з подальшим засвоєнням знань і отриманням вмінь.

Окрім того, відхід від традиційних понять при забезпеченні навчального процесу у вищих навчальних закладах України підвищує їхню конкурентоспроможність та затребуваність випускників ІТ-спеціальностей на ринку праці. Технології оренди (SaaS) програмного забезпечення, які дозволяють використовувати робочі програми, встановлені на віддалених серверах, за допомогою веб-браузера, допомагають знизити витрати на проведення навчального процесу. На цьому етапі розвитку інформаційних систем дедалі більше уваги приділяється зберіганню даних. Також актуальним є вирішення завдань масштабування потужності серверів, можливості збільшення доступних об'ємів для баз даних та забезпечення стійкості до втрати навчальних масивів даних. Windows Azure є однією з систем, які надають можливість вирішення всіх вищеназваних завдань, надаючи розробнику засоби реалізації необхідного функціоналу під час роботи із хмарними сервісами. Платформа як послуга є моделлю хмарних сервісів, що використовується для розробки та розгортання додатків на абстрактному устаткуванні. PaaS рішення дозволяють студентам реалізовувати свої проекти, не турбуючись про складність налаштування пристроїв [10].

Звернемо увагу на те, що при застосуванні засобів імітаційного моделювання та емуляції систем передачі даних в процесі навчання, кожний елемент моделі об'єкта можна представити як багаторівневу систему. Процес моделювання кожного сегменту мережі з урахуванням його функціональності та структури, припускає наявність об'єктів моделювання, їх станів, схем об'єднання цих об'єктів та ймовірностей переходів між станами. Етапи, які реалізують модель мережі, дозволяють виконати ці умови. Кожен із студентів може спостерігати за станом каналу і оцінювати параметри мережі: стан каналів зв'язку

та затримки, які виникають в середовищі передачі, параметри завантаженості каналів зв'язку, оцінювати пропускну здатність каналів і встановити ймовірність передачі даних. Виходячи з вище зазначеного оцінимо вплив систем імітаційного моделювання на підвищення якості навчання.

Раніш ми вже визначились, що ймовірність $\Delta k(t)$ засвоєння елемента знань у малому проміжку часу Δt пропорційна величині цього проміжку. Вплив середовищ імітаційного моделювання змінює цю ймовірність. Цю зміну будемо враховувати коефіцієнтом η , тобто:

$$\Delta k(t) = k(t + \Delta t) - k(t) = [1 - k(t)]\eta\lambda\Delta t, \quad (42)$$

де за $k(t)$ приймаємо ймовірність того, що елемент знань за час t засвоєний; λ є коефіцієнтом пропорційності, що відображає інтенсивність засвоєння знань або отримання вмій; а η є коефіцієнтом, який враховує вплив систем імітаційного моделювання на λ . Переходячи до межі $\Delta t \rightarrow 0$, маємо диференціальне рівняння, рішення якого призводить до експоненційного закону розподілу. Щільність розподілу часу засвоєння елемента знань з урахуванням впливу систем моделювання визначається наступним виразом:

$$p_k(t) = \frac{dk(t)}{dt} = \eta\lambda e^{-\eta\lambda t}, \quad (43)$$

тобто підпорядковується експоненційному закону. Засвоєння певного обсягу знань або отримання вмій, що є сукупністю α елементів вмій, призводить до гамма-розподілу, який у даному випадку має вигляд:

$$p(t) = \frac{(\eta\lambda)^\alpha}{\Gamma(\alpha)} t^{\alpha-1} e^{-\eta\lambda t}. \quad (44)$$

Ймовірність $K(T)$ отримання вмій визначається виразом:

$$K(T) = \int_0^T p(t) dt = \frac{(\eta\lambda)^\alpha}{\Gamma(\alpha)} \int_0^T t^{\alpha-1} e^{-\eta\lambda t} dt. \quad (45)$$

При цьому очікуваний час на отримання вмій дорівнює:

$$T_e = \int_0^\infty tp(t) dt = \frac{(\eta\lambda)^\alpha}{\Gamma(\alpha)} \int_0^\infty t^\alpha e^{-\eta\lambda t} dt = \frac{\alpha}{\eta\lambda}. \quad (46)$$

При виділенні часу на навчання T_n , пропорційно очікуваному часу на отримання вмій T_e , маємо:

$$T_n = \mu T_e = \mu \frac{\alpha}{\eta \lambda}, \quad (47)$$

де α – коефіцієнт пропорційності [19]. У цьому випадку маємо:

$$K(T_n) = \int_0^{\frac{\alpha}{\eta \lambda}} p(t) dt = \frac{(\eta \lambda)^\alpha}{\Gamma(\alpha)} \int_0^{\frac{\alpha}{\eta \lambda}} t^{\alpha-1} e^{-\eta \lambda t} dt. \quad (48)$$

Після внесення $(\eta \lambda)^\alpha$ під знак інтеграла, заміни змінної $z = \eta \lambda * t$ та зміни меж інтегрування отримаємо, що:

$$K(T_n) = \frac{1}{\Gamma(\alpha)} \int_0^{\mu \alpha} z^{\alpha-1} e^{-z} dz = K(\mu, \alpha). \quad (49)$$

І, як ми вже визначилися, за сталості ∞ і α маємо сталість ймовірності отримання вмінь, що дозволяє описувати навчання як процес Маркова [24].

Таким чином, вплив систем імітаційного моделювання пов'язаний з виразом (46) та впливає на очікуваний час отримання вмінь [3]. З іншого боку, робота із цими системами в процесі моделювання мережових з'єднань потребує певних витрат T_{cm} , що має відобразитися у загальних витратах на навчання. У свою чергу, як ми вже визначились, процес навчання має ітераційний характер, що призводить до багаторазового звернення до отриманих вже моделей або до самих систем моделювання [6]. Тому подання процесу засвоєння знань у вигляді поглинаючого ланцюга Маркова надає можливість оцінити очікувану кількість ітерацій [22]:

$$n_{11} = \frac{1}{1-F}; \quad (50)$$

де $F = (1-K_0)\bar{A} + K_0(1-A)$, K_0 – ймовірність засвоєння знань або отримання вмінь; A і \bar{A} – ймовірності якісної перевірки засвоєних та незасвоєних знань або отримання чи не отримання вмінь відповідно [24].

Загальні витрати T_{cm} на роботу із системою імітаційного моделювання чи емуляції визначаються виразом:

$$T_{\Sigma cm} = T_{cm} * n_{11}. \quad (51)$$

Таким чином, вплив систем імітаційного моделювання на процес навчання визначається на кожному етапі двома величинами η та T_{cm} .

Відповідно до різних рівнів засвоєння знань та отримання практичних вмінь в процесі підготовки мережових інженерів, системних адміністраторів чи кваліфікованих мережових фахівців зі спеціальності 123 Комп'ютерна інженерія, системи моделювання та проєктування відіграють дуже важливу роль на кожному рівні [6; 7].

Зазвичай, чим вищий рівень засвоєння знань та отримання практичних вмінь тим потрібно вивчати та випробувати більше різних видів і типів технологій, стандартів та протоколів, включаючи фізичні середовища передачі даних, мережові моделі, стеки протоколів, базові мережові технології, методи модуляції та кодування, засоби комутації, адресації та маршрутизації, тому вплив вище зазначених систем є незаперечним [3; 32]. Тому пріоритети систематизації елементів обладнання, моделей сегментів або їх сукупності, налаштування цих елементів згідно завдань проєктування, як мети другого рівня, виходять з матриць за парними порівняннями щодо цілей та завдань, а отримані стовпці пріоритетів зважуються потім за допомогою стовпця пріоритетів другого рівня, що дозволяє отримати в результаті стовпець пріоритетів, як кінцевий результат третього рівня, що пов'язаний із загальною схемою мережі.

Виходячи з отриманих обчислень та з метою підвищення якості навчання потрібно розглянути та включити в реалізацію даної схеми наступні етапи отримання вмінь та заходи щодо їх виконання:

- залучення студентів до формування баз знань та моделювання простих об'єктів, оскільки підвищення якості інженерної освіти неможливе без активного ставлення до навчання;

- активне застосування дистанційних (дуальних) форм організації навчання (лекції, практичні та лабораторні роботи, тестування, залік тощо);

- мультимедійне подання ресурсів, впровадження інформаційних технологій та застосування спеціальних систем для підвищення практичних вмінь і творчого підходу до виконання завдань;

- використання активних методів навчання, проведення дистанційних олімпіад та конкурсів, віртуальних семінарів, які об'єднують студентів різних регіонів та країн;

- застосування програмного та хмарного середовищ для збереження звітів, реалізованих моделей, вирішених завдань та кваліфікаційних робіт для створення навчальних масивів даних;

– забезпечення якісного зворотного зв'язку, який передбачає проведення консультацій та електронну доставку документів у відповідь на віртуальний запит студента, включаючи інтерактивну взаємодію студентів та викладачів;

– розробка, збереження та застосування так званих шпаргалок для студентів, які допомагають скоротити час на засвоєння теоретичних знань та отримання практичних вмінь, створивши систему найважливіших тез не тільки з окремих питань, а із всієї дисципліни, мотивуючи отримання системи знань та поглибленого вивчення дисципліни;

– застосування підходів до навчання у вишах з позиції використання засвоєних знань та отриманих вмінь, як навичок в професійній роботі, домагаючись основної мети – організації продуктивної професійної діяльності студентів, яка базується на отриманих знаннях, а також створення активного пізнавального інтересу, потреби у вивченні дисциплін (як основних так і вибіркових), з орієнтацією на майбутню професійну діяльність студентів;

– підтримка дослідницької роботи та самонавчання, як процесу постійного пошуку та формування нових завдань та цілей, методом додавання до всіх видів самостійної роботи проблемних задач, які сприяють закріпленню знань, вмінь та проведення самоконтролю;

– застосування навичок самостійної роботи, виходячи з того, що власні позитивні результати викликають певні позитивні емоції, які породжують додаткову мотивацію до навчання, окрім того, для кращого засвоєння матеріалу, кожний студент застосує індивідуальні прийоми виконання роботи. Тому чим оригінальнішою є форма завдань на самостійну роботу, тим вище ймовірність застосування творчого підходу, на подолання труднощів для отримання результату, що і веде до підвищення ефективності навчання;

– створення електронних курсів, враховуючи важливу роль включення до презентацій наочного матеріалу у вигляді таблиць, графіків, схем, рисунків, тощо, які полегшують розуміння матеріалу, а також є ключем до його запам'ятовування. Розбиття тексту на короткі елементи полегшує пошук відповіді на питання та сприяє побудові логічних ланцюжків;

– підтримка зацікавленості студентів та посилення їх внутрішньої мотивації, використовуючи оптимальне поєднання групових та індивідуальних форм навчання;

– створення та підтримка єдиної системи відкритої освіти, яка передбачає застосування дистанційних технологій та курсів на їх платформі, а також надання викладачам і студентам доступу до структурованих баз знань, спеціального ліцензійного програмного забезпечення, обчислювальних систем, систем моделювання, емуляції та проектування, тощо, що значно підвищить якість самих навчальних послуг.

Виходячи з наведених заходів, маємо систематизований підхід до застосування сукупності моделей, форм та методів для підвищення якості навчального процесу. Все це веде до зростання ефективності навчання за рахунок зменшення часу на всі обов'язкові етапи, включаючи: отримання і засвоєння знань та отримання вмінь (рис. 5). Окрім того весь загальний процес має бути керованим на кожному з етапів навчання та мати, як внутрішні елементи і засоби керування так і зовнішні. Ці засоби спираються на елементи автоматизації процесу засвоєння, проведення тестування, захисту та оцінювання, використовуючи прозорі методи контролю засвоєних знань та отриманих вмінь.

Проведення досліджень з цього напрямку, враховуючи забезпечення підготовки висококваліфікованих спеціалістів в області інформаційних технологій, а конкретно в межах цього дослідження фахівців з комп'ютерної інженерії є дуже актуальним і потребує розгляду зазначених питань. Системний підхід до вирішення цих питань дозволяє розглядати весь процес отримання знань, як сукупність більш дрібних елементів, таких як:

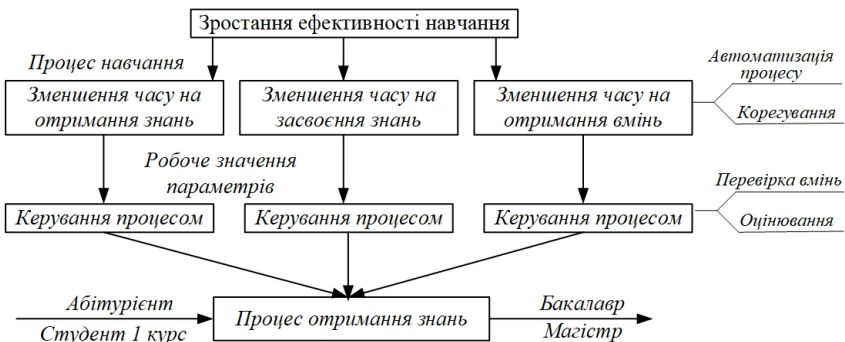


Рис. 5. Зростання ефективності навчання

- опанування практичних вмінь та підготовка до самоосвіти;
- навчання творчості та розвиток творчого потенціалу студентів;
- поєднання вищої освіти з профорієнтацією;
- використання різноманітних форм організації навчання;
- застосування цілісної системи баз знань;
- використання сучасних програмних і технічних засобів навчання;
- забезпечення постійної мотивації учасників навчального процесу.

Використання усіх зазначених методів в процесі навчання підвищує загальну якість отримання знань та вмінь учасниками освітнього процесу. Застосування спеціалізованого програмного забезпечення та засобів моделювання, емуляції та проектування, зменшує час на отримання вмінь та збільшує ймовірність підготовки висококваліфікованих фахівців з комп'ютерної інженерії.

5. Висновки

Формування практичних вмінь та практичного використання отриманих знань в процесі моделювання мереж передачі даних різної складності, із застосуванням систем імітаційного моделювання та емуляції, з урахуванням взаємозв'язку усіх елементів мереж, призводять до розвитку критичного мислення і отримання нових компетенцій студентами, а також до створення конкурентоспроможних мереж, які використовують більш сучасні технології. Студенти отримують фахові знання та вміння вивчаючи інженерні характеристики проміжного та кінцевого обладнання мереж, фізичну природу середовищ передачі даних, проводячи математичні розрахунки пропускної здатності каналів зв'язку, моделюючи складні мережі, включаючи самоорганізовані та децентралізовані мобільні мережі, mesh-мережі, а також інтеграцію цих технологій при забезпеченні мобільності клієнтів та працівників розподілених підприємств. У цьому підході кожна послідовність описується певним ланцюгом Маркова, а потім для кожної моделі оцінюється її ймовірність генерувати окрему послідовність. Потім створена послідовність порівнюється з фактичною послідовністю. Експерименти, які проводяться з набором даних послідовностей отримання вмінь показують, що цей підхід можна успішно використовувати для моделювання всього процесу навчання.

В роботі розглянуто застосування методів підвищення якості засвоєння знань та отримання вмінь в процесі вивчення дисциплін з напрямку

мереж передачі даних, при застосуванні інтелектуальних обчислень для підтримки прийняття рішень з урахуванням вимог сучасних мереж. Поєднання теоретичних знань, логічних висновків та практичних умінь є основою більш ефективного засвоєння здобувачами освіти складного теоретичного матеріалу. Автором зазначено, що успіх цієї стратегії значною мірою залежить від співпраці між учасниками навчального процесу. Весь процес використовує регулярність отримання теоретичних знань та практичних вмінь для підвищення продуктивності навчання. Оскільки сам процес демонструє високу ймовірність повторюваності, включаючи регулярне проведення лекційних та практичних занять, а також контакти під час навчальної діяльності, можна передбачити та спрогнозувати, яким є основний час для засвоєння знань і отримання вмінь, а який знадобиться додатковий.

Окрім того, застосування систем імітаційного моделювання та систем емуляції роботи усіх видів устаткування з позиції засвоєння та перевірки знань, дозволяє створювати моделі максимально адекватних мереж і отримувати більш достовірні результати. Швидкий розвиток інформаційних технологій потребує наявності висококваліфікованих мережевих інженерів. Підвищення рівня теоретичних знань і врахування впливу на отримання практичних вмінь, при застосуванні спеціалізованих систем для вивчення мережевих дисциплін, гарантує зміна підходів до навчання. Використання інтелектуальних обчислень, онтологічний підхід та його використання при викладанні студентам дисциплін, пов'язаних з розробкою складних мереж передачі даних за допомогою використання систем імітаційного моделювання, посилює ймовірність підвищення якості вивчення цих дисциплін.

Також в роботі запропоновано багаторівневий підхід до викладання мережевих дисциплін при використанні систем моделювання та емуляції мереж з позиції засвоєння та перевірки знань. Застосування модульного принципу дозволяє створювати моделі, максимально адекватних мереж і отримувати більш достовірні результати. Розглянуто закони розподілу часу засвоєння знань учасниками навчального процесу. Показано, що отримання знань та вмінь досить добре описується експоненційним законом для малих обсягів та гамма-розподілом для масивів знань. На прикладах показано підтвердження теоретичних припущень експериментальними даними. Визначено етапи

об'єднання моделі навчального процесу з отримання знань із процесом підвищення його якості та отримання практичних вмінь при застосуванні систем імітаційного моделювання. Як ми бачимо з порівняння таблиць, впровадження в навчальний процес спеціалізованих систем моделювання та емуляції, забезпечує зменшення часових витрат на засвоєння знань для більшості учасників навчального процесу.

Список літератури:

1. Козуля Т. В., Шаронова Н. В., Козуля М. М., Святкін Я. В. Формування знань-орієнтованих баз даних для визначення комплексної методики ідентифікації якості складних систем. *Східноєвропейський журнал передових технологій*. 2016. Т. 1. № 2(79). С. 13–21. DOI: <https://doi.org/10.15587/1729-4061.2016.60590>
2. Рудьковський О. Р., Киричек Г. Г. Програмний комплекс з підтримки розподіленої взаємодії мережевих пристроїв та додатків. *Вчені записки ТНУ ім. В. І. Вернадського. Серія «Технічні науки»*. 2021. Вип. 32(71). № 2. С. 229–234. DOI: <https://doi.org/10.32838/2663-5941/2021.2-1/36>
3. Киричек Г. Г. Керування інформаційними потоками на всіх рівнях ієрархії отримання знань. *Радіoeлектроніка, інформатика, управління*. 2010. № 1. С. 70–78.
4. Schmidt M., Fulton L. Transforming a Traditional Inquiry-Based Science Unit into a STEM Unit for Elementary Pre-service Teachers: A View from the Trenches. *Journal of Science Education and Technology*. 2016. Vol. 25(2). P. 302–315. DOI: <https://doi.org/10.1007/s10956-015-9594-0>
5. Fok A. W., Wong H. S., Chen, Y. S. Hidden Markov Model Based Characterization of Content Access Patterns in an e-Learning Environment. *2005 IEEE International Conference on Multimedia and Expo*. IEEE. 2005. P. 201–204. DOI: <https://doi.org/10.1109/ICME.2005.1521395>
6. Киричек Г. Г. Онтологічний підхід до мережевих технологій з використанням систем імітаційного моделювання. *Обчислювальний інтелект (результати, проблеми, перспективи): праці міжнародної науково-практичної конференції, 12-15 травня 2015 р. Київ-Черкаси, 2015*. С. 77–78.
7. Tiahunova M., Tronkina O., Kirichek G., Skrupsky S. The Neural Network for Emotions Recognition under Special Conditions. *In CEUR Workshop Proceedings*. 2021. Vol. 2864. P. 121–134. DOI: <https://doi.org/10.32782/cmisp/2864-11>
8. Лошаков Є. С., Алексеев С. В. Аналіз засобів моделювання комп'ютерних мереж. *Системи обробки інформації*. 2012. Вип. 5. С. 94–97.
9. Tiahunova M., Kyrychek H., Bohatyrova T., Moshynets D. System and method of automatic collection of objects in the room. *In CEUR Workshop Proceedings*. 2021. Vol. 3077. P. 174–186.
10. Rashid A., Chaturvedi A. Cloud computing characteristics and services: brief review. *International Journal of Computer Sciences and Engineering*. 2019. Vol. 7(2). P. 421–426. DOI: <https://doi.org/10.26438/ijcse/v7i2.421426>

11. Киричек Г. Г., Гаркуша В. Ю. Віртуалізація хостів на основі Proxmox VE в умовах надлишкового використання ресурсів. *Вчені записки ТНУ імені В. І. Вернадського. Серія «Технічні науки»*. 2021. Вип. 32 (71). № 1. С. 78–84. DOI: <https://doi.org/10.32838/2663-5941/2021.1-1/13>

12. Paxinou E., Kalles D., Panagiotakopoulos, C. T., Verykios, V. S. Analyzing sequence data with Markov chain models in scientific experiments. *SN Computer Science*. 2021. Vol. 2. P. 1–14. DOI: <https://doi.org/10.1007/s42979-021-00768-5>

13. Tadayon, M., Pottie, G. J. Predicting Student Performance in an Educational Game Using a Hidden Markov Model. *IEEE Transactions on Education*. 2020. Vol. 63 (4). P. 299–304. DOI: <https://doi.org/10.1109/TE.2020.2984900>

14. Rabiner L. R. A tutorial on hidden Markov models and selected applications в speech recognition. *Proceedings of the IEEE*. 1989. Vol. 77 (2). P. 257–286. DOI: <https://doi.org/10.1109/5.18626>

15. Киричек Г. Г., Щетинін М. О. Конфігурація серверів з використанням Ansible. *Publishing House «Baltija Publishing»*. 2021. С. 15–17. DOI: <https://doi.org/10.30525/978-9934-26-126-8-5>

16. Alghamdi R. Hidden Markov models (HMMs) and security applications. *International Journal of Advanced Computer Science and Applications*. 2016. Vol. 7(2). P. 39–47. DOI: <https://doi.org/10.14569/IJACSA.2016.070205>

17. Almutiri T., Nadeem F. Markov models applications in natural language processing: a survey, *Int. J. Inf. Technol. Comput. SCI*. 2022. Vol. 2. P. 1–16. DOI: <https://doi.org/10.5815/ijitcs.2022.02.01>

18. Li Y. Research on Evaluation of Teaching Process of Public Physical Education in Universities Based on Markov Model. *Advances in Computational Vision and Robotics. ICCVR 2023. Learning and Analytics in Intelligent Systems*. 2023. Vol. 33. P. 169–177. DOI: https://doi.org/10.1007/978-3-031-38651-0_17

19. Myers D. S., Wallin L., Wikström P. An introduction to Markov chains and its applications within finance, *MVE220 Financial Risk: Reading Project*. 2017. P. 26.

20. Witteveen D., Attewell P. College completion puzzle: A hidden Markov model approach. *Research in Higher Education*. 2017. Vol. 58. P. 449–467. DOI: <https://doi.org/10.1007/s11162-016-9430-2>

21. Yao L., Wang J., Chen A., Wang Y. V2X routing in a VANET based on the hidden Markov model. *IEEE Trans Intell Transp Syst*. 2017. Vol. 19(3). P. 889–899. DOI: <https://doi.org/10.1109/TITS.2017.2706756>

22. Wheeler R., Narendra K. Decentralized learning in finite Markov chains. *IEEE Transactions on Automatic Control*. 1986. Vol. 31(6). P. 519–526. DOI: <https://doi.org/10.1109/TAC.1986.1104342>

23. Norris J. R. Markov chains. Cambridge university press. *Cambridge university press*. 1998. No. 2.

24. Sharko M., Petrusenko N., Gonchar O., Vasylenko N., Vorobyova K., Zakryzhevska I. Information Support of Intelligent Decision Support Systems for Managing Complex Organizational and Technical Objects Based on Markov Chains. *In CEUR Workshop Proceedings*. 2022. Vol. 3171. P. 986–998.

25. Hao Y., Orlitsky A., Pichapati V. On learning markov chains. *Advances in Neural Information Processing Systems*. 2018. P. 31. DOI: <https://doi.org/10.5555/3326943.3327003>

26. Zeng Y. Evaluation of physical education teaching quality in colleges based on the hybrid technology of data mining and hidden markov model. *International Journal of Emerging Technologies in Learning (iJET)*. 2020. Vol. 15(1). P. 4–15. DOI: <https://doi.org/10.3991/ijet.v15i01.12533>

27. Animate RSA, Robinson K. Changing education paradigms. URL: https://www.youtube.com/results?search_query=Changing+education+paradigms.2010

28. Rudkovskiy O., Kirichek G. Interaction support system of network applications. In *CEUR Workshop Proceedings*. 2020. Vol. 2832. P. 11–23.

29. Kirichek G., Skrupsky S., Tiahunova M., Timenko A. Implementation of web system optimization method. In *CEUR Workshop Proceedings*. 2020. Vol. 2608. P. 199–210. DOI: <https://doi.org/10.32782/cmisp/2608-16>

30. Cruz-Martín A., Fernández-Madrigal J. A., Galindo C., González-Jiménez J., Stockmans-Daou C., Blanco-Claraco J. L. A LEGO Mindstorms NXT approach for teaching at data acquisition, control systems engineering and real-time systems undergraduate courses. *Computers & Education*. 2012. Vol. 59(3). P. 974–988. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.compedu.2012.03.026>

31. Qarkaxhija J. Using Cloud Computing as an Infrastructure Case Study- Microsoft Azure. *Technium: Romanian Journal Of Applied Sciences And Technology*. 2020. Vol. 2(3). P. 93–100. DOI: <https://doi.org/10.47577/technium.v2i3.473>

32. Wriggers, P., Siplivaya, M., Zhukova, I., Kapysh, A., Kultsov, A. Integration of a case-based reasoning and an ontological knowledge base in the system of intelligent support of finite element analysis. *Computer Assisted Mechanics and Engineering Sciences*. 2007. Vol. 14(4). P. 753–765.

References:

1. Kozulia T. V., Sharonova N. V., Kozulia M. M., Sviatkin Ya. V. (2016). Formuvannia znan-oriietovanykh baz danykh dlia vyznachennia kompleksnoi metodyky identyfikatsii yakosti skladnykh system [The formation of knowledge-oriented databases for the determination of a complex methodology for identifying the quality of complex systems]. *Skhidnoievropeiskiy zhurnal peredovykh tekhnolohii – East European journal of advanced technologies*, vol. 1, no. 2(79), pp. 13–21. DOI: <https://doi.org/10.15587/1729-4061.2016.60590> (in Ukrainian)

2. Rudkovskiy O. R., Kyrychek H. H. (2021). Prohramnyi kompleks z pidtrymky rozpodilenoii vzaieמודii merezhevykh prystroiv ta dodatktiv [A software complex supporting the distributed interaction of network devices and applications]. *Scientific notes of TNU named after V. I. Vernadskyi. Series "Technical Sciences"*, vol. 32(71), no. 2, pp. 229–234. DOI: <https://doi.org/10.32838/2663-5941/2021.2-1/36> (in Ukrainian)

3. Kyrychek H. H. (2010). Keruvannia informatsiinymy potokamy na vsikh rivniakh iierarkhii otrymannia znan [Management of information flows at all levels

of the knowledge acquisition hierarchy]. *Radioelektronika, informatyka, upravlinnia – Radio electronics, informatics, management*, vol. 1, pp. 70–78. (in Ukrainian)

4. Schmidt M., Fulton L. (2016). Transforming a Traditional Inquiry-Based Science Unit into a STEM Unit for Elementary Pre-service Teachers: A View from the Trenches. *Journal of Science Education and Technology*, vol. 25(2), pp. 302–315. DOI: <https://doi.org/10.1007/s10956-015-9594-0>

5. Fok A. W., Wong H. S., Chen, Y. S. (2005). Hidden Markov Model Based Characterization of Content Access Patterns in an e-Learning Environment. *2005 IEEE International Conference on Multimedia and Expo*, IEEE, pp. 201–204. DOI: <https://doi.org/10.1109/ICME.2005.1521395>

6. Kyrychek H. H. (2015). Ontolohichniy pidkhid do merezhevykh tekhnolohii z vykorystanniam system imitatsiinoho modeliuвання [Ontological approach to network technologies using simulation modeling systems]. *Computational intelligence (results, problems, prospects): proceedings of the international scientific and practical conference*, May 12-15, 2015, Kyiv-Cherkasy, pp. 77–78. (in Ukrainian)

7. Tiahunova M., Tronkina O., Kirichuk G., Skrupsky S. (2021). The Neural Network for Emotions Recognition under Special Conditions. *In CEUR Workshop Proceedings*, vol. 2864, pp. 121–134. DOI: <https://doi.org/10.32782/cm15/2864-11>

8. Loshakov Ye. S., Aleksieiev S. V. (2012). Analiz zasobiv modeliuвання kompiuternykh merezh [Analysis of computer network modeling tools]. *Systemy obrobky informatsii – Information processing systems*, vol. 5, pp. 94–97. (in Ukrainian)

9. Tiahunova M., Kyrychek H., Bohatyrova T., Moshynets D. (2021). System and method of automatic collection of objects in the room. *In CEUR Workshop Proceedings*, vol. 3077, pp. 174–186.

10. Rashid A., Chaturvedi A. (2019). Cloud computing characteristics and services: brief review. *International Journal of Computer Sciences and Engineering*, vol. 7(2), pp. 421–426. DOI: <https://doi.org/10.26438/ijcse/v7i2.421426>

11. Kyrychek H. H., Harkusha V. Yu. (2021). Virtualizatsiia khostiv na osnovi Proxmox VE v umovakh nadlyshkovoho vykorystannia resursiv [Virtualization of hosts based on Proxmox VE in conditions of excessive use of resources]. *Scientific notes of TNU named after V.I. Vernadskyi. Series "Technical Sciences"*, vol. 32(71), no.1, pp. 78–84. DOI: <https://doi.org/10.32838/2663-5941/2021.1-1/13> (in Ukrainian)

12. Paxinou E., Kalles D., Panagiotakopoulos, C. T., Verykios, V. S. (2021). Analyzing sequence data with Markov chain models in scientific experiments. *SN Computer Science*, vol. 2, pp. 1–14. DOI: <https://doi.org/10.1007/s42979-021-00768-5>

13. Tadayon, M., Pottie, G. J. (2020). Predicting Student Performance in an Educational Game Using a Hidden Markov Model. *IEEE Transactions on Education*, vol. 63 (4), pp. 299–304. DOI: <https://doi.org/10.1109/TE.2020.2984900>

14. Rabiner L. R. (1989). A tutorial on hidden Markov models and selected applications в speech recognition. *Proceedings of the IEEE*, vol. 77 (2), pp. 257–286. DOI: <https://doi.org/10.1109/5.18626>

15. Kyrychek H. H., Shchetinin M. O. (2021). Konfiguratsiia serveriv z vykorystanniam Ansible [Configuring servers using Ansible]. *Publishing House "Baltija*

Publishing”, pp. 15–17. DOI: <https://doi.org/10.30525/978-9934-26-126-8-5> (in Ukrainian)

16. Alghamdi R. (2016). Hidden Markov models (HMMs) and security applications. *International Journal of Advanced Computer Science and Applications*, vol. 7(2), pp. 39–47. DOI: <https://doi.org/10.14569/IJACSA.2016.070205>

17. Almutiri T., Nadeem F. (2022). Markov models applications in natural language processing: a survey, *Int. J. Inf. Technol. Comput. SCI*, vol. 2, pp. 1–16. DOI: <https://doi.org/10.5815/ijitcs.2022.02.01>

18. Li Y. (2023). Research on Evaluation of Teaching Process of Public Physical Education in Universities Based on Markov Model. *Advances in Computational Vision and Robotics. ICCVR 2023. Learning and Analytics in Intelligent Systems*, vol. 33, pp. 169–177. DOI: https://doi.org/10.1007/978-3-031-38651-0_17

19. Myers D. S., Wallin L., Wikström P. (2017). An introduction to Markov chains and its applications within finance, *MVE220 Financial Risk: Reading Project*, 26.

20. Witteveen D., Attewell P. (2017). College completion puzzle: A hidden Markov model approach. *Research in Higher Education*, vol. 58, pp. 449–467. DOI: <https://doi.org/10.1007/s11162-016-9430-2>

21. Yao L., Wang J., Chen A., Wang Y. (2017). V2X routing in a VANET based on the hidden Markov model. *IEEE Trans Intell Transp Syst*, vol. 19(3), pp. 889–899. DOI: <https://doi.org/10.1109/TITS.2017.2706756>

22. Wheeler R., Narendra K. (1986). Decentralized learning in finite Markov chains. *IEEE Transactions on Automatic Control*, vol. 31(6), pp. 519–526. DOI: <https://doi.org/10.1109/TAC.1986.1104342>

23. Norris J. R. (1998). Markov chains. Cambridge university press. *Cambridge university press*, no. 2.

24. Sharko M., Petrusenko N., Gonchar O., Vasylenko N., Vorobyova K., Zakryzhevska I. (2022). Information Support of Intelligent Decision Support Systems for Managing Complex Organizational and Technical Objects Based on Markov Chains, *In CEUR Workshop Proceedings* vol. 3171, pp. 986–998.

25. Hao Y., Orlitsky A., Pichapati V. (2018). On learning markov chains. *Advances in Neural Information Processing Systems*, 31. DOI: <https://doi.org/10.5555/3326943.3327003>

26. Zeng Y. (2020). Evaluation of physical education teaching quality in colleges based on the hybrid technology of data mining and hidden markov model. *International Journal of Emerging Technologies in Learning (iJET)*, vol. 15(1), pp. 4–15. DOI: <https://doi.org/10.3991/ijet.v15i01.12533>

27. Animate R. S. A., Robinson K. (2010). Changing education paradigms. Available at: https://www.youtube.com/results?search_query=Changing+education+paradigms

28. Rudkovskiy O., Kirichek G. (2020). Interaction support system of network applications, *In CEUR Workshop Proceedings*, vol. 2832, pp. 11–23.

29. Kirichek G., Skrupsky S., Tiahunova M., Timenko A. (2020). Implementation of web system optimization method. *In CEUR Workshop Proceedings*, vol. 2608, pp. 199–210. DOI: <https://doi.org/10.32782/cmis/2608-16>

30. Cruz-Martín A., Fernández-Madrigal J. A., Galindo C., González-Jiménez J., Stockmans-Daou C., Blanco-Claraco J. L. (2012). A LEGO Mindstorms NXT approach for teaching at data acquisition, control systems engineering and real-time systems undergraduate courses. *Computers & Education*, vol. 59(3), pp. 974–988. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.compedu.2012.03.026>

31. Qarkaxhija J. (2020). Using Cloud Computing as an Infrastructure Case Study- Microsoft Azure. *Technium: Romanian Journal Of Applied Sciences And Technology*, vol. 2(3), pp. 93–100. DOI: <https://doi.org/10.47577/technium.v2i3.473>

32. Wriggers, P., Siplivaya, M., Zhukova, I., Kapysh, A., Kultsov, A. (2007). Integration of a case-based reasoning and an ontological knowledge base in the system of intelligent support of finite element analysis. *Computer Assisted Mechanics and Engineering Sciences*, vol. 14(4), pp. 753–765.