КИЇВСЬКИЙ НАЦІОНАЛЬНИЙ УНІВЕРСИТЕТ
ІМЕНІ ТАРАСА ШЕВЧЕНКА

ФАКУЛЬТЕТ КОМП'ЮТЕРНИХ НАУК ТА КІБЕРНЕТИКИ

Кафедра математичної інформатики

«ЗАТВЕРДЖУЮ»
Заступник декана
з навчальної роботи
__________ Олена КАШПУР
«12» лютого 2021 року

РОБОЧА ПРОГРАМА НАВЧАЛЬНОЇ ДИСЦИПЛІНИ
ОСНОВИ РОЗПІЗНАВАННЯ ОБРАЗІВ

для студентів

(шифр і назва)
спеціальність **122 «Комп'ютерні науки»**
(шифр і назва спеціальності)
освітній рівень **бакалавр**
(молодший бакалавр, бакалавр, магістр)
освітня програма **«Інформатика»**
(назва освітньої програми)
вид дисципліни **вибіркова**
вибірковий блок **"Інтелектуальні інформаційні технології"**

Форма навчання	**денна**
Навчальний рік	**2021/2022**
Семестр	**8**
Кількість кредитів ECTS	**3**
Мова викладання, навчання та оцінювання	**українська**
Форма заключного контролю	**залік**

Викладачі: к.т.н.,доцент Рябоконь Д.І.

Пролонговано: на 20__/20__ н.р. __________(___________) «__»___ 20__р.
(підпис, ПІБ, дата)

на 20__/20__ н.р. __________(___________) «__»___ 20__р.
(підпис, ПІБ, дата)

КИЇВ – 2021

Розробники: Рябоконь Д.І., доц. кафедри математичної інформатики, канд. техн. наук.

ЗАТВЕРДЖЕНО
Завідувач кафедри математичної інформатики
_________________ Василь ТЕРЕЩЕНКО

Протокол № 6 від «11» 02 2021 р.

Схвалено Гарантом освітньо-професійної програми «Інформатика»
«11» лютого 2021р. _______________ Людмила ОМЕЛЬЧУК

Схвалено науково-методичною комісією факультету комп'ютерних наук та кібернетики

Протокол від «11» лютого 2021 року № 7

Голова науково-методичної комісії ___________________ Людмила ОМЕЛЬЧУК
«11» лютого 2021 року

1. Мета дисципліни – отримання базових теоретичних знань і практичних навичок у напрямку розпізнавання образів, необхідних для подальшої дослідницької і прикладної роботи.

2. Попередні вимоги до опанування або вибору навчальної дисципліни:

Студент повинен знати: оптимізаційні методи статистичного розпізнавання, що базуються на теорії статистичних рішень, найпоширеніші статистичні моделі об′єктів розпізнавання, методи автоматичного налагодження (навчання) алгоритмів розпізнавання, методи самонавчання алгоритмів розпізнавання, розв’язні підкласи задач структурного розпізнавання та алгоритми їх розв’язку.

Студент повинен вміти: ефективно застосовувати набуті методи для розв′язку задач розпізнавання для різноманітних статистичних моделей та проведення наукових досліджень за фахом.

3. Анотація навчальної дисципліни:

Навчальна дисципліна «Основи розпізнавання образів» є складовою вибіркового блоку “Інтелектуальні інформаційні технології” освітньо-професійної програми «Інформатика» за першим (*бакалаврським*) рівнем вищої освіти *галузі знань* 12 «Інформаційні технології» *спеціальності 122* «Комп'ютерні науки».

У курсі передбачено 3 *частини*, 3 *контрольні роботи*. Завершується дисципліна заліком в 8 семестрі.

4. Завдання (навчальні цілі):

Основними завданнями дисципліни «Сучасні технології машинного навчання» є набуття знань, умінь та навичок (компетентностей) на рівні новітніх досягнень в області машинного навчання відповідно до освітньої кваліфікації бакалавр з комп’ютерних наук. Зокрема, розвивати здатність використовувати інтелектуальні інформаційні технології.

5. Результати навчання за дисципліною:

Результат навчання (1. знати; 2. вміти; 3. комунікація; 4. автономність та відповідальність)		**Форми (та/або методи і технології) викладання і навчання**	**Методи оцінювання та пороговий критерій оцінювання (за необхідності)**	**Відсоток у підсумковій оцінці з дисципліни**
Код	**Результат навчання**			
РН1.1	Знати поняття байєсівської теорії статистичних рішень, двоїстості у небайєсівських задачах розпізнавання, стратегія, що мінімізує ймовірність хибного розпізнавання, Персептрон.	Лекція, самостійна робота	Активна робота на лекції, усні відповіді. Контрольна робота 1,2, 3 (60% правильних відповідей)	17%
РН 1.2	Знати підхід.Г.Роббінса. Задача Г.Роббінса та алгоритм її розвязку, навчання та самонавчання у розпізнаванні образів, алгоритми мінімізації емпіричного ризику на тестовій множині прикладів, алгоритм Козинця.			18%

РН 2.1	Вміти аналізувати практичні задачі з метою визначення оптимального методу машинного навчання для їх розв'язання.	Лекція, самостійна робота	Активна робота на лекції, усні відповіді. Контрольна робота 1,2, 3 (60% правильних відповідей)	10%
РН 2.2	Вміти реалізувати відібрані шляхом аналізу задачі методи та алгоритми розпізнавання образів.			40%
РН 2.3	Вміти застосовувати програмні засоби розробки систем			10%
РН4.1	Відповідально ставитися до виконуваних робіт, нести відповідальність за їх якість	Лекція, самостійна робота	Активна робота на лекції, усні відповіді. Контрольна робота 1,2, 3 (60% правильних відповідей)	5%

6. Співвідношення результатів навчання дисципліни із програмними результатами навчання

Результати навчання дисципліни **Програмні результати навчання**	**1.1**	**1.2**	**2.1**	**2.2**	**2.3**	**4.1**
ПРН20.1. Знати і застосовувати методи інтелектуального аналізу даних та штучного інтелекту, що включають методи комп'ютерної лінгвістики та комп'ютерного зору.	+		+	+	+	
ПРН21.1. Знати методи машинного навчання для розв'язання прикладних задач, основні поняття та принципи роботи штучних нейронних мереж.		+	+	+	+	+
ПРН22.1. Знати та уміти застосовувати методи та алгоритми обчислювальної геометрії та комп'ютерної графіки	+	+	+	+	+	

7. Схема формування оцінки
7.1 Форми оцінювання студентів
- семестрове оцінювання

1.Активна робота на лекції, усні відповіді: *РН1.1, РН1.2* – 10 балів/6 бали;

2. Контрольна робота 1: РН 1.1, РН1.2, РН2.1, РН2.2, РН2.3, РН4.1 — 30 балів/18 балів.

3. Контрольна робота 2: РН 1.1, РН1.2, РН2.1, РН2.2, РН2.3, РН4.1 — 30 балів/18 балів.

4. Контрольна робота 3: РН 1.1, РН1.2, РН2.1, РН2.2, РН2.3, РН4.1 — 30 балів/18 балів.

- підсумкове оцінювання (у формі залік):

- Залікові бали визначаються як сума оцінок/балів за всіма успішно оціненими результатами навчання, передбаченими даною програмою.
- Оцінки нижче від мінімального порогового рівня не додаються.
- Мінімальний пороговий рівень для сумарної оцінки за всіма компонентами становить 60% від максимально можливої кількості балів.

Частина 1.

Теоретичні питання. Байесівська теорія статистичних рішень. Спостереджувані параметри і приховані стани обєкта. Статистична модель обєкта. Стратегія розпізнавання. Штраф і ризик стратегії. Мінімізація ризику. Загальний вид байесівських стратегії розпізнавання обєкта з двома можливими станами. Детермінований характер байесівських стратегій. Стратегія, що мінімізує ймовірність хибного розпізнавання. Стратегія розпізнавання при можливій відмові від розпізнавання. Низка конкретних прикладів мінімізації ризику. Теорія двоїстості у небайесівських задачах розпізнавання. Задача Неймана-Пірсона і її узагальнення. Мінімаксна задача розпізнавання. Задача Вальда. Складена задача статистичних рішень. Узагальнена задача Неймана-Пірсона для випадку двох небезпечних станів. Узагальнена задача Неймана-Пірсона для двох нормальних станів. Узагальнена задача Неймана-Пірсона для двох небезпечних і двох нормальних станів.

Практичні заняття

Задача 1.1. Побудувати стратегію вирішення байесівської задачі з функцією штрафів обчислювальна складність якої не залежить від Δ і лінійно залежить від n. [1, стор. 33-34]

$$w\left(k,k^*\right)=\begin{cases}1, \text{ якщо } \left|k-k^*\right|>\Delta \\ 0, \text{ якщо } \left|k-k^*\right|\le\Delta\end{cases},\quad k,k^*=1,2,...,n$$
,

Задача 1.2. Побудувати стратегію вирішення байесівської задачі з функцією штрафів обчислювальна складність якої пропорціональна не n^2, а n. [1, стор. 33]

$$w\left(k,k^*\right)=\left|k-k^*\right|,\ k,k^*=1,2,...,n,$$

$$w\left(k,k^*\right)=\left|k-k^*\right|^2,\ k=1,2,...,n,\ k^*\in R$$

Задача 1.3. Нехай X - множина зображень, $K=\{0,1,\dots,9\}$ - множина цифр, $\overline{x}=\left(x_1,x_2,\dots,x_n\right)$, $x_i\in X$ - послідовність зображень, $\overline{k}=\left(k_1,k_2,\dots,k_n\right)$, $k_i\in K$ - прихована послідовність цифр на цих зображеннях. Відомо, що імовірність пари $\overline{x},\overline{k}$

дорівнює $\overline{p}\left(\overline{x},\overline{k}\right)=\prod_{i=1}^{n}p\left(x_i,k_i\right)$, де $p\left(x,k\right)$ - імовірність, задана для кожного зображення $x\in X$ і кожної цифри $k\in K$. Побудувати обчислювально ефективну стратегію, яка за заданою послідовністю $\overline{x}=\left(x_1,x_2,\dots,x_n\right)$ приймає рішення про суму $\sum_{i=1}^{n}k_i$. [1, стор. 27-32]

Задача 1.4. Узагальнена задача Неймана-Пірсона для випадку двох небезпечних станів. Побудувати стратегію, що мінімізує імовірність хибної тривоги за умови, що імовірність пропуска як однієї, так і другої небезпеки не перевищує заданої величини.

Задача 1.5. Узагальнена задача Неймана-Пірсона для двох нормальних станів. Побудувати стратегію, таку, що імовірність пропуска небезпеки не перевищує заданої величини і при цьому мінімізується оцінка зверху імовірності хибної тривоги.

Задача 1.6. Узагальнена задача Неймана-Пірсона для двох небезпечних і двох нормальних станів. Побудувати стратегію, таку, що імовірність пропуска кожної з двох небезпек не перевищує заданої величини і при цьому мінімізується оцінка зверху імовірності хибної тривоги.

Частина 2.

Теоретичні питання. Емпіричний байесів підхід Роббінса. Задача Роббінса та алгоритм її розв'язку. Монотонний характер алгоритму та властивість його нерухомих точок. Дві статистичні моделі об'єктів. Найвірогідніші оцінки параметрів моделі з незалежними ознаками. Найвірогідніші оцінки параметрів нормальної випадкової величини. Навчання та самонавчання у розпізнаванні образів. Алгоритм самонавчання та його конкретизація для двох статистичних моделей розпізнавання. Монотонний характер алгоритмів самонавчання.

Практичні заняття

Задача 2.1. Нехай X - скінчена множина значень випадкової величини x з імовірностями $p\left(x\right)$, $x\in X$, які апріорі невідомі. Нехай $\left(x_1,x_2,\dots,x_n\right)$ - випадкова вибірка спостереджень випадкової велини x. Знайти найвірогідніші оцінки $p^*\left(x\right)$ імовірностей $p\left(x\right)$,

$$\left(p^*\left(x\right)\middle|x\in X\right)=\underset{\left(p\left(x\right)\middle|x\in X\right)}{argmax}\sum_{i=1}^{n}\log p\left(x_i\right),$$ [1]

Задача 2.2. Нехай $\overline{x}=\left(x_1,x_2,\dots,x_m\right)$ - m-вимірний випадковий вектор, компоненти x_i якого належать скінченій множині X, такий, що $p\left(\overline{x}\right)=\prod_{i=1}^{n}p_i\left(x_i\right)$, де імовірності $p_i\left(x_i\right)$ апріорі невідомі. Нехай $\overline{x}^1,\ \overline{x}^2,\ \dots,\ \overline{x}^n$ - випадкова вибірка реалізацій випадкового вектора $\overline{x}$. [1, стор.]

Знайти найвірогідніші оцінки $p_i^*\left(x\right)$ імовірностей $p_i\left(x\right)$,

$$\left(p_i^*(x)\middle|\ i=1,2,\ldots,n;\ x\in X\right)=\underset{\left(p_i(x)\middle| i=1,2,\ldots,n; x\in X\right)}{argmax}\ \sum_{i=1}^{n}\log\overline{p}\left(\overline{x}^i\right)$$ [1].

Задача 2.3. Нехай x - випадкова величина з дійсними значеннями, така, що

$$p(x)=\frac{1}{\sqrt{2\pi}\ \sigma}e^{-\frac{(x-\mu)^2}{2\sigma^2}},$$

де параметри μ і σ апріорі невідомі. Нехай $(x_1,x_2,\ldots,x_n)$ - випадкова вибірка реалізацій випадкової величини x. [1] . Знайти найвірогідніші оцінки μ^*, σ^* параметрів μ і σ,

$$\left(\mu^*,\sigma^*\right)=arg\max_{\mu,\sigma}\sum_{i=1}^{n}\log p\left(x_i\right).$$

Задача 2.4. Нехай x - випадкова величина з дійсними значеннями, така, що $p(x)=c\cdot e^{-|x-\mu|}$,

де параметр μ апріорі невідомий. Нехай $(x_1,x_2,\ldots,x_n)$ - випадкова вибірка реалізацій випадкової величини x. Знайти найвірогіднішу оцінку μ^* параметра μ,

$$\mu^*=arg\max_{\mu}\sum_{i=1}^{n}\log p\left(x_i\right).$$ [1]

Задача 2.5. Нехай $K=\{1,2\}$ - множина станів певного обєкта, який знаходиться у стані 1 з імовірністю q_1, а в стані 2 – з імовірністю q_2. Ймовірності q_1 і q_2 апріорі невідомі. Перебуваючи у стані $K=\{1,2\}$, об'єкт генерує вектор $\overline{x}=(x_1,x_2,\ldots,x_m)$ з імовірністю

$$p\left(\overline{x}/k\right)=\prod_{i=1}p_i\left(x_i/k\right).$$

Кожна компонента вектора $\overline{x}$ набуває значення з заданої скінченої множини. Імовірності $p_i(x/k)$ апріорі невідомі. Нехай $\overline{x}^1,\ \overline{x}^2,\ \ldots,\ \overline{x}^n$ - виборка випадкових значень вектора $\overline{x}$ із суміші

$$p\left(\overline{x}\right)=\sum_{k=1}^{2}q_k\cdot p\left(\overline{x}/k\right).$$

Побудувати алгоритм самонавчання, тобто пошуку значень q_1^*, q_2^*, $i=1,2,\ldots,m$; $p_i^*(x/k)$, $x\in X$, $K=\{1,2\}$, що максимізують величину

$$\sum_{j=1}^{n}\log\sum_{k=1}^{2}q_k\cdot p\left(\overline{x}^j/k\right)=\sum_{j=1}^{n}\log\sum_{k=1}^{2}q_k\cdot\prod_{i=1}^{m}p_i\left(x_i^j/k\right).$$ [1, стор. 273-276]

Задача 2.6. Нехай $K=\{1,2\}$ - множина станів певного обєкта, який знаходиться у стані 1 з імовірністю q_1, а в стані 2 – з імовірністю q_2. Імовірності q_1 і q_2 апріорі невідомі. Перебуваючи у стані $K=\{1,2\}$ обєкт генерує гаусову випадкову величину x з розподілом $p(x/k)=\frac{1}{\sqrt{2\pi}}e^{-\frac{1}{2}(x-\mu_k)^2}$. Математичні сподівання μ_1 і μ_2 апріорі невідомі. Нехай $(x_1,x_2,\dots,x_n)$ - вибірка випадкових реалізацій величини x із суміші $p(x)=\sum_{k=1}^{2}q_k\cdot p(x/k)$.

Побудувати алгоритм самонавчання, тобто пошуку значень q_1^*, q_2^*, μ_1^*, μ_2^*, що максимізують імовірність

$$\sum_{i=1}^{n}\log\sum_{k=1}^{2}q_k\cdot p(x_i/k).$$ [1, стор. 271-273]

Задача 2.7. Нехай $K=\{1,2\}$ - множина станів певного обєкта, який знаходиться у стані 1 з імовірністю q_1, а в стані 2 – з імовірністю q_2. Імовірності q_1 і q_2 апріорі невідомі. Перебуваючи у стані $K=\{1,2\}$ обєкт генерує випадкову величину x з розподілом $p(x/k)=c\cdot e^{-|x-\mu_k|}$. Математичні сподівання μ_1 і μ_2 апріорі невідомі. Нехай $(x_1,x_2,\dots,x_n)$ - вибірка випадкових реалізацій величини x із суміші

$$p(x)=\sum_{k=1}^{2}q_k\cdot p(x/k).$$

Побудувати алгоритм самонавчання, тобто пошуку значень q_1^*, q_2^*, μ_1^*, μ_2^*, що максимізують імовірність

$$\sum_{i=1}^{n}\log\sum_{k=1}^{2}q_k\cdot p(x_i/k).$$ [1, стор. 271-273]

Частина 3.

Теоретичні питання. Мінімізація емпіричного ризику на тестовій множині прикладів. Алгоритм Козинця та доведення його збіжності. Персептрон і теорема Новікова. Модифікація алгоритмів Козинця і персептрона для випадку розпізнавання обєктів з кількістю станів, більше 2. Модифікація алгоритмів для налагодження нелінійних дискримінантних функцій. Принципи викривлення-спрямлення ознакового простору. Принципи безпомилкового навчання алгоритмів розпізнавання.

Практичні заняття.

Задача 3.1. Нехай $\overline{x}=(x_1,x_2,\dots,x_n)$ - n-вимірний вектор, компоненти якого набувають значення з множини дійсних чисел, а $\overline{\alpha}_1,\ \overline{\alpha}_2,\ \dots,\ \overline{\alpha}_m$ - n-вимірні вектори, що називаються еталонами. Нехай існує стратегія виду $k^* = arg\,\max\limits_k \langle \bar{\alpha}_k, x \rangle$, Еталони $\bar{\alpha}_1,\ \bar{\alpha}_2,\ \ldots,\ \bar{\alpha}_m$, що визначають цю стратегію, апріорі невідомі. Нехай задані m скінчених тестових множин $X_1,\ X_2,\ \ldots,\ X_m$. Побудувати алгоритм, що за тестовими множинами визначає еталони так, що для всіх $k^* \in \{1, 2, \ldots, m\}$ і для всіх $x \in X_{k^*}$ виконується відношення $k^* = arg\,\max\limits_k \langle \bar{\alpha}_k, x \rangle$. [1, стор. 193-195].

Задача 3.2. Нехай X_1 і X_2 - дві скінчені підмножини n-вимірного простору. Знайти таку сферу, що містить у собі одну з цих підмножин і не перетинає іншу. [1, стор. 95-97]

Задача 3.3. Нехай X_1 і X_2 - дві скінчені підмножини n-вимірного простору. Знайти такий еліпсоїд, що містить у собі одну з цих підмножин і не перетинає іншу. [1, стор. 95-97]

7.2 Організація оцінювання:

Обов'язковим є виконання завдань, винесених на самостійну роботу, лабораторних робіт та контрольних робіт за графіком робочої програми.

Терміни проведення форм оцінювання:

1. *Контрольна робота 1: до 5 тижня семестру.*
2. *Контрольна робота 2: до 9 тижня семестру.*
3. *Контрольна робота 3: до 18 тижня семестру.*

Студент має право на однократне перескладання кожної контрольної роботи із можливістю отримання максимально 90% початково визначених за цю контрольну роботу балів. Термін перескладання визначається викладачем.

Студент має право здавати лабораторні роботи після закінчення визначеного для них терміну, але з втратою двох балів за кожен тиждень, який пройшов з моменту закінчення терміну її здачі.

7.3 Шкала відповідності оцінок

Зараховано / Passed	60-100
Не зараховано / Fail	0-59

8. Структура навчальної дисципліни. Тематичний план лекційних та лабораторних занять

№ п. п.	Назва лекції	Кількість годин		
		Лекції		Самост. робота
Частина 1 Основи теорії статистичних рішень стосовно задач розпізнавання образів				
1	Байесівська теорія статистичних рішень. Спостереджувані параметри і приховані стани обєкта. Статистична модель обєкта. Стратегія розпізнавання. Штраф і ризик стратегії. Мінімізація ризику. [1, ст. 15-26]	2		4
2	Загальний вид байесівських стратегій розпізнавання обєкта з двома можливими станами. Детермінований характер байесівських стратегій. [1, стор. 17-21]	2		4
3	Стратегія, що мінімізує ймовірність хибного розпізнавання. Стратегія розпізнавання при можливій відмові від розпізнавання. Низка конкретних прикладів мінімізації ризику. [1, стор. 22-24]	2		4
4	Теорія двоїстості у небайесівських задачах розпізнавання. [1, стор. 45-72]	2		4
5	Задача Неймана-Пірсона і її узагальнення. Мінімаксна задача розпізнавання. Задача Вальда. Складена задача статистичних рішень. [1, стор. 45-72]	1		4
	Контрольна робота № 1	1		
Частина 2 Навчання і самонавчання алгоритмів розпізнавання				
6	Емпіричний байесів підхід.Г.Роббінса. Задача Г.Роббінса та алгоритм її розвязку. Монотонний характер алгоритму та властивість його нерухомих точок. [1, стор. 240-247, 266-268]	2		6
7	Дві статистичні моделі об’єктів. Найвірогідніші оцінки параметрів моделі з незалежними ознаками. Найвірогідніші оцінки параметрів нормальної випадкової величини. [1, стор. 93-97]	2		6
8	Навчання та самонавчання у розпізнаванні образів. Алгоритм самонавчання та його конкретизація для двох статистичних моделей розпізнавання	2		4
9	Монотонний характер алгоритмів самонавчання. [1, стор. 254-260]	1		4
	Контрольна робота № 2	1		
Частина 3 Автоматичне налагодження алгоритмів розпізнавання				
10	Мінімізація емпіричного ризику на тестовій множині прикладів. [1, стор. 129-130]	2		4
11	Алгоритм Козинця та доведення його збіжності. [1, стор. 186-188]	2		4
12	Персептрон и теорема Новікова. [1, стор. 189-191]	2		4
13	Модифікація алгоритмів Козинця і персептрона для випадку розпізнавання обєктів з кількістю	2		4

	станів, більше 2. Модифікація алгоритмів для налагодження нелінійних дискримінантних функцій. Принципи викривлення-спрямлення ознакового простору. [1, стор. 193-195, 95-97]			
14	Принципи безпомилкового навчання алгоритмів розпізнавання. [1, стор. 145-150]	1		4
	Контрольна робота № 3	1		
	ВСЬОГО/ TOTAL	**28**		**60**

Загальний обсяг 90 *год.,* в тому числі:
Лекції – ***28*** год..
Консультації - ***2*** *год.*
Самостійна робота/ Individual work **- 60** *год.*

9. Рекомендовані джерела*:*

1. М.Шлезингер, В.Главач. Десять лекций по статистическому и структурному распознаванию. – К.: Наук. думка, 2004. - 545 с.

2. Шлезингер М.И., Гигиняк В.В. Решение (max,+)-задач структурного распознавания с помощью их эквивалентных преобразований //. Управляющие системы и машины.- 2007, № 1 , с. 3 - 15.

3. Шлезингер М.И., Гигиняк В.В. Решение (max,+)-задач структурного распознавания с помощью их эквивалентных преобразований II //. Управляющие системы и машины.- 2007, № 2 , с. 5 - 17.

4. М.И.Шлезингер. Математические средства обработки изображений. – К.: Наук. думка, 1989. - 198 с.

5. Шлезингер М.И, Флах Б. Бимодулярные задачи состоятельной разметки и их решение http://irtc.org.ua/image/Files/Schles/Schlesinger-BimodularRus.pdf