

**МІНІСТЕРСТВО ОСВІТИ І НАУКИ УКРАЇНИ**  
**Сумський державний університет**  
Факультет електроніки та інформаційних технологій  
Кафедра комп'ютерних наук

«До захисту допущено»

В.о. завідувача кафедри

\_\_\_\_\_ Ігор ШЕЛЕХОВ  
(підпис)

---

**КВАЛІФІКАЦІЙНА РОБОТА**  
**на здобуття освітнього ступеня магістр**

зі спеціальності 122 - Комп'ютерних наук,  
освітньо-наукової програми «Інформатика»  
на тему: Інформаційна технологія машинного навчання системи календарного  
планування для організаційно-виробничого комплексу  
здобувача групи ІН.м-1 Ін Грицини Андрія Сергійовича

Кваліфікаційна робота містить результати власних досліджень.  
Використання ідей, результатів і текстів інших авторів мають посилання на  
відповідне джерело.

\_\_\_\_\_ Андрій ГРИЦИНА  
(підпис)

Керівник, професор, д.т.н, професор

Анатолій ДОВБИШ

\_\_\_\_\_ (підпис)

**Суми – 2023**

**Сумський державний університет**  
Факультет електроніки та інформаційних технологій  
Кафедра комп'ютерних наук  
Спеціальність «Інформатика»

«Затверджую»

В.о. завідувача кафедри

Ігор ШЕЛЕХОВ

\_\_\_\_\_  
(підпис)

**ЗАВДАННЯ НА КВАЛІФІКАЦІЙНУ РОБОТУ**  
**на здобуття освітнього ступеня магістр**

зі спеціальності 122 - Комп'ютерних наук, освітньо-наукової програми

«Інформатика»

здобувача групи ІН.м-1 ІІн Грицини Андрія Сергійовича

1. Тема роботи: : «Інформаційна технологія машинного навчання системи календарного планування для організаційно-виробничого комплексу»  
затверджую наказом по СумДУ від \_\_\_\_\_
2. Термін здачі здобувачем кваліфікаційної роботи \_\_\_\_\_
3. Вхідні дані до кваліфікаційної роботи \_\_\_\_\_
4. Зміст розрахунково-пояснювальної записки (перелік питань, що їх належить розробити) *1) Аналіз проблеми предметної області, постановка й формування завдань дослідження. 2) Огляд сучасного стану та тенденцій розвитку систем об'ємно-календарного планування у різних галузях виробництва. 3) Розробка автоматизованої системи об'ємно-календарного планування організаційно-технологічного комплексу. 4) Аналіз результатів комп'ютерного моделювання.*
5. Перелік графічного матеріалу (з точним зазначенням обов'язкових креслень) \_\_\_\_\_
6. Консультанти до проекту (роботи), із значенням розділів проекту, що стосується їх

Розділ	Консультант	Підпис, дата	
		Завдання видав	Завдання прийняв

7. Дата видачі завдання « \_\_\_\_ » \_\_\_\_\_ 20 \_\_\_\_ р.

Завдання прийняв до  
виконання

Керівник

\_\_\_\_\_  
(підпис)

\_\_\_\_\_  
(підпис)

### КАЛЕНДАРНИЙ ПЛАН

№ п/п	Назва етапів кваліфікаційної роботи	Термін виконання	Примітка
1	<i>Аналіз проблеми предметної області, постановка й формування завдань дослідження</i>	<i>03.04.23</i>	
2	<i>Огляд сучасного стану та тенденцій розвитку систем об'ємно-календарного планування у різних галузях виробництва</i>	<i>04.04-10.04.23</i>	
3	<i>Дослідження інформаційно-екстремальної інтелектуальної технології аналізу даних</i>	<i>11.04-14.04.23</i>	
4	<i>Розробка автоматизованої системи об'ємно-календарного планування організаційно-технологічного комплексу</i>	<i>15.04-01.05.23</i>	
5	<i>Аналіз результатів комп'ютерного моделювання</i>	<i>02.05-04.05.23</i>	
6	<i>Оформлення пояснювальної записки до кваліфікаційної роботи</i>	<i>05.05-12.05.23</i>	

Здобувач вищої освіти

\_\_\_\_\_  
(підпис)

Керівник

\_\_\_\_\_  
(підпис)

## АНОТАЦІЯ

**Записка:** 68 стор., 11 рис., 2 табл., 2 додатки, 32 джерела.

**Актуальність теми роботи** ґрунтується на підвищенні функціональної ефективності системи підготовки об'ємно-календарного плану виробництва шляхом придання адаптивності на основі машинного навчання та розпізнання образів.

**Об'єкт дослідження** – планування для організаційно-виробничого комплексу.

**Мета роботи** – створення інформаційної технології машинного навчання системи календарного планування для організаційно-виробничого комплексу.

**Методи дослідження** – методи системного аналізу та ІЕІ-технології; методи теорії інформації для оцінки ефективності автоматизованої системи; методи теорії ймовірностей і математичної статистики.

**Результати** – проведено аналіз сучасного стану та розвитку розвитку комп'ютерно-інтегрованих технологій керування функціонально-технологічними процесами, розроблено інформаційне, алгоритмічне та програмне забезпечення автоматизованої системи об'ємно-календарного планування організаційно-технологічного комплексу.

ІНФОРМАЦІЙНО-ЕКСТРЕМАЛЬНЕ МАШИННЕ НАВЧАННЯ,  
ІНФОРМАЦІЙНИЙ КРИТЕРІЙ,  
НАВЧАЛЬНА МАТРИЦЯ,  
ВИРІЩАЛЬНІ ПРАВИЛА,  
ОБ'ЄМНО-КАЛЕНДАРНИЙ ПЛАН,  
ОРГАНІЗАЦІЙНО-ТЕХНОЛОГІЧНИЙ КОМПЛЕКС.



## ЗМІСТ

Перелік умовних скорочень.....	6
ВСТУП.....	7
1. АНАЛІЗ ПРОБЛЕМИ.....	10
1.1 Сучасний стан та перспективи розвитку комп'ютерно-інтегрованих технологій керування функціонально-технологічними процесами .....	10
1.2 Опис метода формування плану підготовки виробництва.....	14
1.3 Аналіз методів машинного навчання та розпізнавання образів.....	25
1.4 Формалізована постановка задачі інформаційного синтезу системи об'ємно-календарного планування для організаційно-виробничого комплексу .....	32
2 ОПИС МЕТОДУ ДОСЛІДЖЕННЯ .....	35
2.1 Основні положення інформаційно екстремальної інтелектуальної технології аналізу даних .....	35
2.2 Оцінка функціональної системи машинного навчання .....	38
2.3 Формування вхідної матриці системи розпізнавання.....	45
2.4 Визначення мінімального обсягу навчальної вибірки.....	47
3 ІНФОРМАЦІЙНЕ, АЛГОРИТМІЧНЕ ТА ПРОГРАМНЕ ЗАБЕЗПЕЧЕННЯ СИСТЕМИ ОБ'ЄМНО-КАЛЕНДАРНОГО ПЛАНУВАННЯ ОРГАНІЗАЦІЙНО-ТЕХНОЛОГІЧНОГО КОМПЛЕКСУ .....	49
3.1 Вхідний математичний опис автоматизованої системи календарного планування створено за архівними даними ТОВ «Вінницька Птахофабрика» ..	49
3.2 Функціональна категорійна модель класифікаційного прогнозування.....	50
3.3 Алгоритм класифікаційного прогнозування .....	55
3.4 Короткий опис програми.....	57
3.5 Результати комп'ютерного моделювання .....	59
ВИСНОВКИ .....	64
СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ .....	65
ДОДАТОК А .....	69
ДОДАТОК Б.....	79

## ПЕРЕЛІК УМОВНИХ СКОРОЧЕНЬ

ІЕІ – інформаційно-екстремальні інтелектуальні технології;

ПЗ – програмне забезпечення;

КІС – комп'ютерно-інтегрована система;

СУБД – система управління базами даних;

ШНМ – штучна нейронна мережа;

РО – розпізнавання образів;

КФЕ – критерій функціональної ефективності;

СКД – система контрольних допусків;

ПП – план продаж;

ПГВ – план–графік відгрузки;

ГП – готова продукція;

НФ – напівфабрикат;

ПГУ – план–графік убою;

ТУМ – тарапакувальний матеріал;

ЦО – центральний офіс;

CutList – можливі варіанти різання тушки на частини із зазначенням % виходу кожної частини. Варіанти різання та % виходу напівфабрикатів залежать від ваги тушки та її якісних характеристик;

БП – бізнес–процес;

ОУВ – оперативне управління виробництвом;

НЗВ – незавершене виробництво;

ТП – техноогічний процес;

РЦ – робочі центри;

ММО – м'ясо механічної обвалки.

## ВСТУП

Застосування інтелектуальної технології у системі планування виробництва дозволяє точніше та швидше приймати рішення, оскільки така технологія моделює когнітивні процеси природнього інтелекту при формуванні та прийнятті класифікаційних рішень. Дослідження організації підготовки плану виробництва у науково-технічній літературі було виствітлено у ідеях та наукавих здобутках Павленка П.М., Яблочнікова Є.І., Вишневського В.П., Васильєва В.І., Акіменко В.В. та інших вчених. Науково-методологічні питання підвищення функціональної ефективності системи підготовки виробництва залишаються актуальними через багату варіативність та неконтрольованість виробничих процесів та факторів. Придання адаптивності на основі машинного навчання та розпізнання образів є ефективним шляхом підвищення функціональної ефективності системи підготовки об'ємно-календарного плану виробництва. Тема кваліфікаційної роботи магістра, яка присвячена розробці інформаційної технології машинного навчання системи календарного планування для організаційно-виробничого комплексу є актуальною, тому що допоможе підвищити функціональну ефективність системи підготовки плану виробництва через застосування адаптивності на основі машинного навчання та розпізнання образів.

Метою дослідження є створення інформаційної технології об'ємно-календарного планування організаційно-технологічного процесу.

Для досягнення мети були окреслені такі завдання:

- провести аналіз сучасного стану та розвитку розвитку комп'ютерно-інтегрованих технологій керування функціонально-технологічними процесами;
- отримати вхідний математичний опис складових календарного плану технологічного процесу;



- розробити інформаційне, алгоритмічне та програмне забезпечення автоматизованої системи об'ємно-календарного планування організаційно-технологічного комплексу.

Об'єктом дослідження є планування виробництва на організаційно-технологічному комплексі.

Предметом дослідження є методи моделювання, інформаційне, алгоритмічне та програмне забезпечення автоматизованої системи об'ємно-календарного планування організаційно-технологічного комплексу.

Методи дослідження базуються на методах і принципах системного аналізу та ІЕІ-технології для побудови оптимальних в інформаційному розумінні вирішальних правил; методах та характеристиках теорії інформації для оцінки ефективності автоматизованої системи об'ємно-календарного планування; методах теорії ймовірностей і математичної статистики для оцінки випадкових величин.

Наукова новизна: вперше створено інформаційну технологію об'ємно-календарного планування організаційно-технологічним процесом на ТОВ «Вінницька Птахофабрика»; розроблено ПЗ автоматизованої системи планування організаційно-технологічного комплексу за даними ТОВ «Вінницька Птахофабрика».

Практичне значення одержаних результатів полягає у формуванні методологічної основи проектування системи планування виробництвом, створенні системи планування виробництвом на організаційно-технологічному комплексі., що функціонує за довільних початкових умов та знаходиться під впливом неконтрольованих факторів.

Всі основні наукові результати, які винесено на захист, отримані здобувачем особисто, а саме: вхідний математичний опис, алгоритм інформаційно-екстремального машинного навчання системи календарного планування та програмний інструментарій побудови системи календарного планування.

Робота складається зі вступу, аналізу публікацій, постановки задачі дослідження, вибір методики та інструментів для рішення поставленої проблеми, опису програмного забезпечення інформаційної системи, висновків, списку використаних джерел та додатків.

## 1. АНАЛІЗ ПРОБЛЕМИ

### 1.1 Сучасний стан та перспективи розвитку комп'ютерно-інтегрованих технологій керування функціонально-технологічними процесами

Автоматизація виробничих процесів має безпрецедентний вплив на промисловість і суспільство [1]. Але слід пам'ятати, що лише тому, що ми можемо автоматизувати певну функцію, її автоматизація не обов'язково буде вигідною. Крім того, той факт, що автоматизація певної функції є бажаною в одній компанії, не означає, що автоматизація подібної функції буде бажаною або матиме подібний ефект в іншій організації. Хоча підвищення продуктивності та ефективності є очевидною ціллю, необхідно також враховувати зміни в навичках, необхідних для робочої сили.

Комп'ютерно-інтегрована система (КІС) — це архітектура для інтеграції інженерних, маркетингових і виробничих функцій за допомогою інформаційних технологій. У широкому сенсі КІС передбачає інтеграцію всіх бізнес-процесів від постачальника до кінцевого споживача. КІС можна використовувати як стратегію для планування ресурсів підприємства для загального рівня інтеграції. Це вказує на взаємозв'язок між реінжинірингом бізнес-процесів та комп'ютерно-інтегрованим виробництвом із метою досягнення корпоративної інтеграції та управління для підвищення продуктивності та якості. Мотивація для КІС ґрунтується на передбачуваній потребі обробної промисловості реагувати на зміни швидше, ніж у минулому. КІС обіцяє багато переваг, зокрема збільшення використання машини, скорочення запасів незавершеного виробництва, підвищення продуктивності оборотного капіталу, зменшення кількості верстатів, зменшення витрат на оплату праці, скорочення часу виконання робіт, стабільнішу якість продукції, менше робочого простору та зменшення витрати на налаштування [2].

На проблеми інтеграції та адаптивності зазвичай впливають такі фактори, як бізнес-стратегія, виробнича стратегія, наявність кваліфікованих працівників, спеціалістів із програмного забезпечення, складність матеріального потоку, шаблон потоку інформації та процеси прийняття рішень, продукт і складність процесів, діяльність постачальників/закупівель, поведінкові проблеми тощо. Більшість опублікованих звітів зосереджуються на технологічних і експлуатаційних питаннях на надто ранньому етапі розвитку КІС. Проте роль стратегічних, організаційних питань і питань поведінки необхідно приділяти належній увазі для покращення інтеграції та адаптивності КІС. Тому, усвідомлюючи роль таких управлінських питань у покращенні інтеграції та адаптації, впровадження КІС обговорювалося з посиланням на стратегічні, організаційні, технологічні, поведінкові та операційні питання [3,4].

Інтеграція та адаптивність є ключовими питаннями процесу впровадження КІС. Таким чином, доцільно обговорити основні елементи інтеграції та адаптивності КІС і те, як ці питання слід враховувати під час впровадження КІС. Інтеграції систем часто заважає опір конвергенції діяльності різних функцій у бізнесі. Організаційна інтеграція та усунення відомчих бар'єрів виявляються більш складними. На підтримку критичної ролі, яку люди відіграють в успіху КІС, найпоширенішою рекомендацією, яку можна знайти в майже всій новітній літературі, є гостра потреба в освіті та навчанні щодо впровадження КІС. Це може навіть означати перевизначення обов'язків від верхівки до низів організації. Дослідження в області проектування та впровадження КІС в основному проводилися в області виробництва. Однак основні проблеми в КІС безпосередньо пов'язані з інформаційними системами [5].

Більш систематичний підхід до класифікації та перегляду попередніх досліджень може забезпечити чітке уявлення про проблеми впровадження КІС, вважаючи інтеграцію та адаптивність ключовими питаннями. Тому попередні дослідження питань інтеграції та адаптивності КІС були розглянуті в у цьому

розділі, виходячи з характеру основних питань, таких як стратегічні перспективи, технологічні, операційні, поведінкові та організаційні питання.

Виробнича стратегія впровадження КІС повинна повністю відповідати меті бізнес-стратегії. Крім того, існує потреба у узгодженні між виробничою стратегією, такою як впровадження КІС, і бізнес-стратегією, щоб досягти повного потенціалу та переваг впровадження КІС. Характеристики компанії з точки зору капіталу, кваліфікованих працівників, складності потоку матеріалів, типів макета тощо слід враховувати під час проектування та впровадження КІС [6].

Основна увага має бути зосереджена не лише на інтеграції, а на одночасному запровадженні гнучкості як невід'ємної частини процесу інтеграції. Більшість компаній-виробників починають застосовувати КІС у своїх компаніях, оскільки компанії розуміють важливість КІС, що має ширший спектр можливостей впровадження для виробництва продуктів швидше, дешевше, гнучкіше та ефективніше [7–9].

Тенденції розвитку «розумного виробництва» можна відслідкувати, спираючись на дослідження та інтеграцію технологій у різних країнах. У 2011 році «Індустрія 4.0» була названа німецькою стратегічною ініціативою з виведення Німеччини на провідний ринок і постачальника передових виробничих рішень. Німеччина має ідеальні умови, щоб стати світовим лідером у інноваційних виробничих технологіях, що базуються на Інтернеті, наданні послуг і стандартизації. Технологічне лідерство та бачення Німеччини у сфері виробництва, автоматизації та вбудованих систем на основі програмного забезпечення, а також її історично безпечні промислові мережі закладають наріжний камінь для довгострокового успіху проекту Smart Manufacturing. Уряд Німеччини оголосив про Індустрію 4.0 для створення розумних фабрик, які є остаточною реалізацією розумного виробництва [10,11]. Це комбінований проект, який залучає приватний сектор, уряд і наукові кола. Концепція розумного виробництва була вперше оголошена у Німеччині. У підсумковому

звіті про розумне виробництво зазначено, що воно створює нові цінності. Інтеграція існуючих систем або платформ, таких як MES (Manufacturing Execution Systems), ERP (Enterprise Resource Planing) і CRM (Customer Relationship Management), а також побудова магістралі даних, ефективно керує складними системами та забезпечує різноманітні функції, які можна використовувється для додатків. Розумне виробництво розвивається не лише для реалізації розумних фабрик, але й у наступних сферах для досягнення інновацій у їхніх загальних умовах, таких як персонал і закони:

- стандартизація та еталонна архітектура;
- управління складними системами;
- комплексна широкопasmово інфраструктура для розумної промисловості;
- безпека та захист;
- організація та дизайн роботи;
- навчання та постійний професійний розвиток;
- нормативна база;
- ефективність використання ресурсів [12–14].

США планують дослідницькі розробки та виконують програми для виробництва. Цю розробку та програми також називають передовим виробництвом або розумним виробництвом. Вони покликані стимулювати відродження виробництва. Програми досліджень і розробок, пов'язані з виробництвом у США, зосереджені на ключових технологічних завданнях, включаючи інтернет речей, великі дані, аналітику даних, CPS (Child Protective Services), системну інтеграцію, стійке виробництво та адитивне виробництво.

Оскільки індустрія 4.0 приділяє все більше уваги, інтелектуальне виробництво стає все більш важливим у розвитку сучасної промисловості та економіки. Інтелектуальне виробництво вважається ключовою майбутньою перспективою як у дослідженнях, так і в застосуванні, оскільки воно забезпечує додаткову вартість продуктів і систем завдяки застосуванню передових технологій до традиційних продуктів у виробництві та послугах [15–17].

## 1.2 Опис метода формування плану підготовки виробництва

Для отримання плану виробництва використовуються дані плану продажу (щорічний, тримісячний ковзний) та ПГВ (місячний, щоденний). ПГВ є первинним джерелом для ПП. По ПП і ПГВ (торг. група, стан продукції, вид плану продажу, вага) формуються дані для плану виробництва на період. Для формування об'ємно-календарного плану необхідні такі ресурси:

- масив потреби ДП, НФ та сировини на період;
- потреба у персоналі;
- завантаження обладнання (за виробничими календарями);
- потреба у матеріалах.

Для формування оперативного плану до зазначених ресурсів додається масив з критеріїв оптимізації плану. Алгоритм розрахунку та балансування ПГВ перевіряє дані ПГУ ітераційним методом для перевірки забезпеченості плану виробництва. ПГВ будується із плану продажів на день з урахуванням терміну відвантаження для Замовника. З напівфабрикатів збираються ДП. Розрахунок балансу виконується через дані щодо сировини. Формування масиву на період зображено на рис. 1.1.

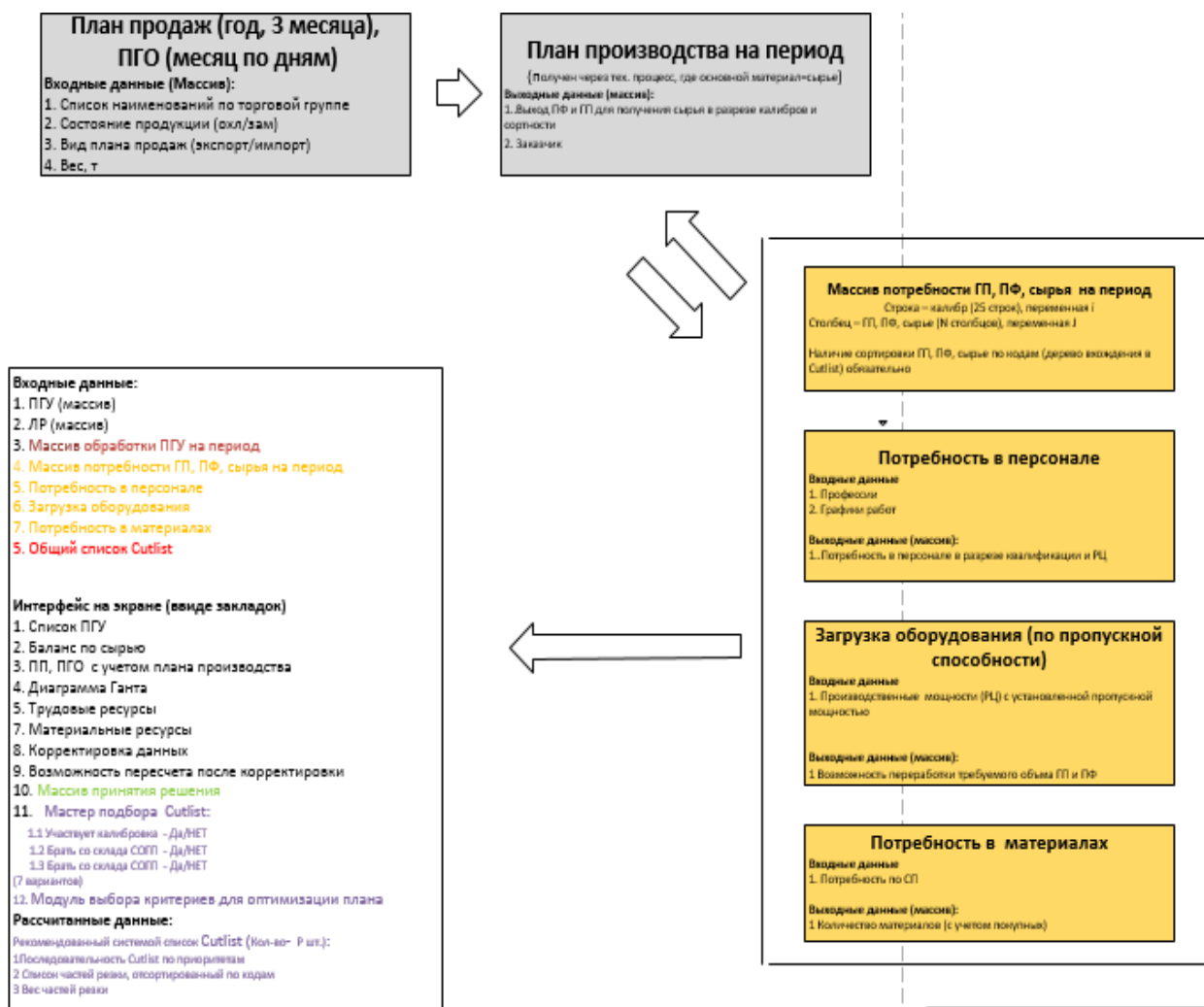


Рисунок 1.1 – Этапы формування масиву потреби на період

У системі розроблено модуль, який на підставі накопичених статистичних даних дозволяє виконувати прогноз на рік:

- ПГУ, що включає розрахунок сировини, потужностей обладнання, потреб у персоналі з урахуванням кваліфікації. Вихідними даними для розрахунку є річний ПГУ, надісланий із птахомплексу в листопаді поточного року.
- ПП, що включає розрахунок потреб у сировині, залишків на складі ГО початку кожного місяця, потреб у персоналі з урахуванням кваліфікації, потреб ТУМ. Вихідними даними для розрахунку є річний ПП, надісланий із ЦО у листопаді поточного року.

– на рік:



- ПГУ, що включає розрахунок сировини, потужностей обладнання, потреб у персоналі з урахуванням кваліфікації. Вихідними даними є ПГУ щодня наступного місяця, надісланий з птахокомплексу до 20 числа поточного місяця.
- ПГВ, що включає розрахунок потреб у сировині, потреб у персоналі з урахуванням кваліфікації, потреб ТУМ. Вихідними даними є ПГВ по днях наступного місяця, надісланий із ЦО до 20 числа поточного місяця.

Алгоритм балансування ПГУ та ПГВ умовно поділено на кілька етапів:

- отримання масиву обробки з ПГУ на період;
- отримання масиву потреби на період
- отримання масиву для вибраного списку Cutlist.

Передбачено механізм ручного та автоматичного підбору варіанта Cutlist з урахуванням пріоритетів із можливістю редагування. Cutlist в системі показує розподіл птаха, що поступив за категоріями, калібрами, вид забою - основний/вибірка. Для розрахунку забезпеченості напівфабрикатів використовуються конкурентні Cutlist, які максимально наближені для виконання плану продажу та відповідають наступним критеріям добірки CutList:

- рекомендований системою CutList повинен забезпечити різання для забезпечення позиції із плану плану продажу;
- підбирається такий CutList, який містить максимально всі НФ для виконання оперативного плану, якомога ближче до низу дерева структури CutList;
- найближче для найбільшого отримання НФ для ПП і найменшого кіл-ва НФ, яких немає в оперативному плані виробництва та надалі вирушають на склад;
- збереження вибраного списку CutList. Ухвалення рішення на основі досвіду попередніх версій Cutlist про використання їх для інших планів (машинний інтелект підбору CutList з бази знань).

Забезпеченість виробництва сировиною та ДП розраховується на підставі ПГУ у декілька етапів:

- пропускну здатність обладнання;
- кількості отриманої сировини в розрізі ДП та ПФ:
  - приведення середньої ваги з використанням довідника по середній вазі тушки;
  - одержання масиву виходу тушки за калібрами по ЛР (%);
  - формування таблиці наведеної середньої ваги після розподілу;
  - формування масиву обробки ПГУ у період.
- критерій черговості надходження птиці. Черговість надходження птиці з таблиці ПГУ. У таблиці змінюється черговість надходження птиці, якщо є певні проблеми з мікробіологією.

Нижче наведено частину схеми модуля балансування забезпеченості напівфабрикатами на підставі ПГУ для об'ємно – календарного та оперативного плану. Формування масиву обробки ПГУ на період зображено на рис. 1.2.

Одним із способів (схем) планування в системі є позамовне планування, призначене для формування планів у розрізі виробничих замовлень. Усі схеми планування працюють із планом виробництва для підприємства з можливо різним планово-обліковим ресурсом, різною кількістю підключених ресурсів, періодом планування. Усі об'ємно-календарні плани (річний, тримісячний, місячний) спочатку завантажуються в буферні таблиці системи, за ними проводиться аналітика, прогнозування, виконується балансування.

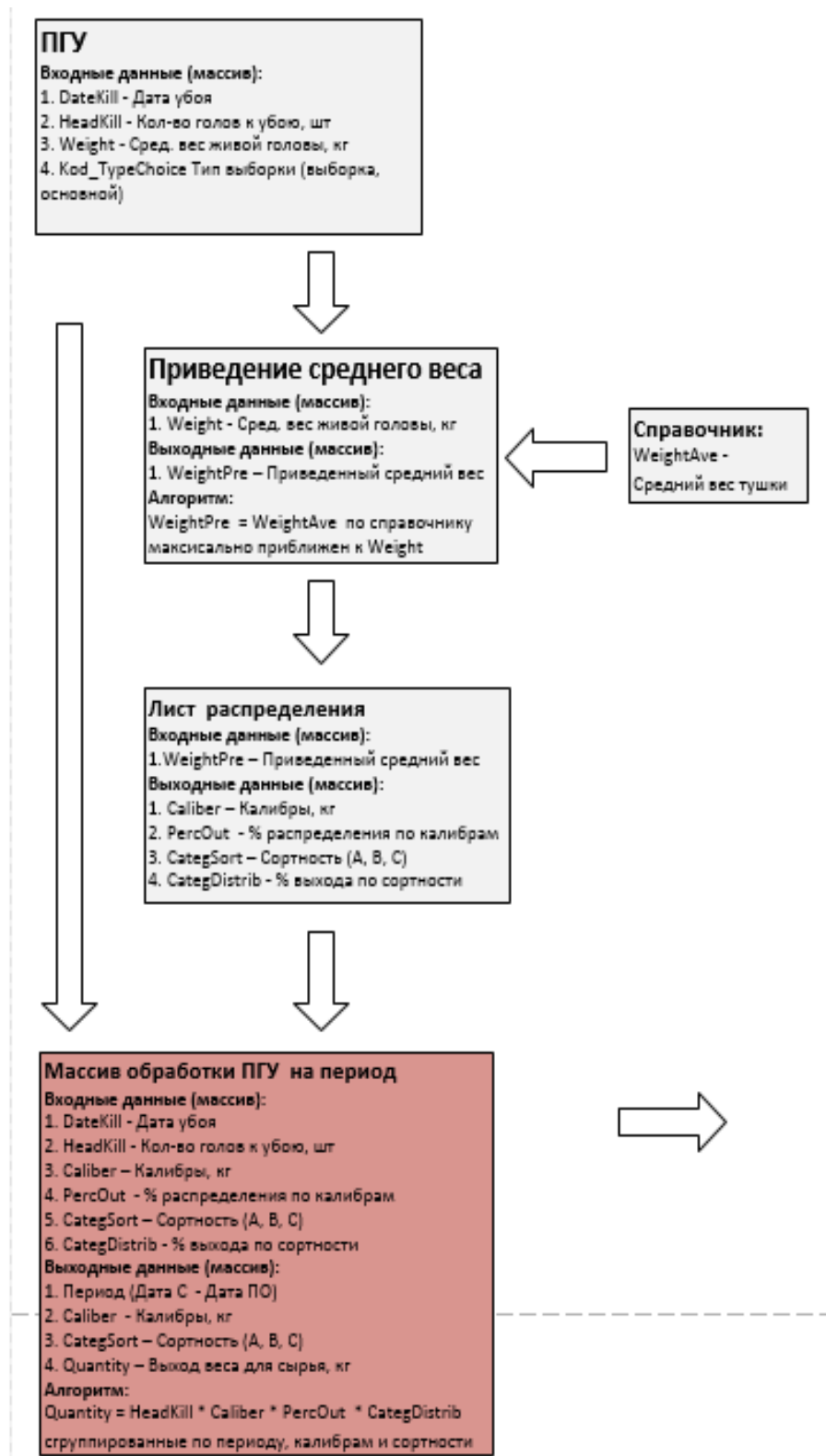


Рисунок 1.2 – Этапы формування масиву обробки ПГУ на період

Схема балансування ПГУ та ПГВ зображено на рис. 1.3.

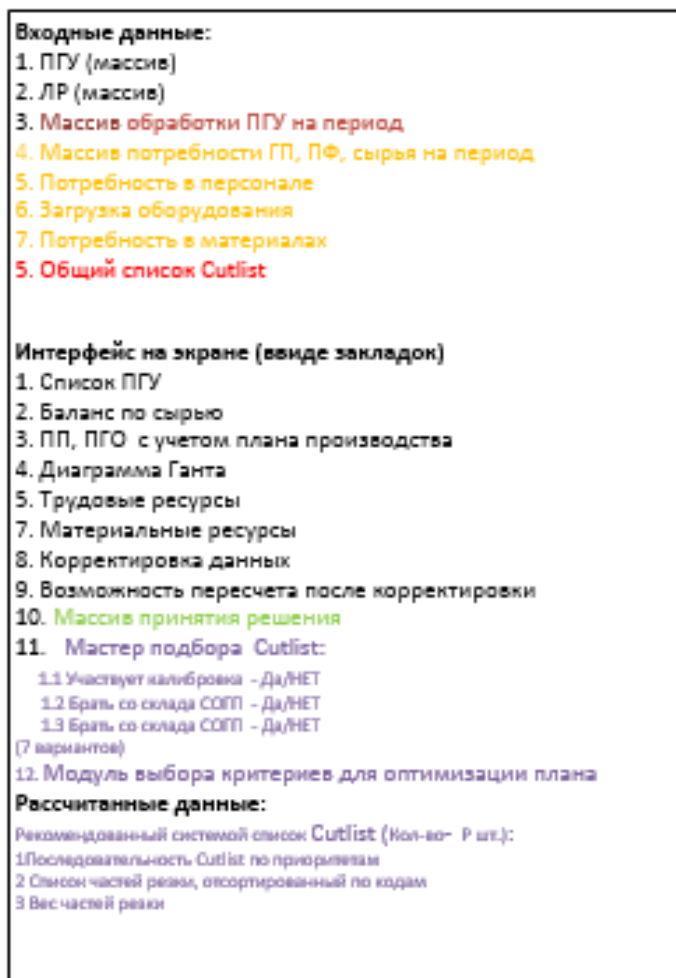


Рисунок 1.3 – Схематичний інтерфейс балансування ПГУ та ПГВ

Після математичних розрахунків формується таблиця, за якою приймається рішення щодо необхідності виконувати зміни початкових даних (ПГУ, ПП, ПГВ) або передавати дані для запуску замовлень у виробництво:

- закриття всіх позицій;
- не закриті позиції:
  - немає потреби, але існує забезпеченість;
  - існує потреба в плані продажу, але за рахунок неправильно обраного Cutlist буде виконано неправильне різання і як результат немає забезпеченості;
  - за вибраним Cutlist не все було порізано (залишок м'яса).

Схема прийняття рішення про балансування зображено на рис. 1.4.



Рисунок 1.4 – Прийняття рішення щодо балансування ПГУ та ПГВ

Проводиться розрахунок завантаження виробничих потужностей, формування потреби у персоналі з необхідною кваліфікацією. Методи розпаралелювання операцій для виконання на робочих центрах:

- за розміром замовлення;
- за фіксованим розміром мінімальної партії та кратності партії (з техпроцесу);
- за методами, визначеними користувачем.

За наявності НЗВ на операції план зменшується на відповідну кількість напівфабрикатів і далі розрахунок плану за попередніми операціями виконується за кількістю, що залишилася. За розрахованими планами виконується планування потреб у потужностях. Для розрахунку потужностей устаткування ТП вказуємо РЦ. При виборі РЦ вважаємо, що використовується номінальна потужність устаткування. Якщо не працює хоч одне обладнання, то вважаємо, що РЦ не працює або вказуємо вручну % завантаженості обладнання. Потужність обладнання може регулюватись в залежності від виробничої ситуації. РЦ у системі представлений у трьох типах: працівник, цех/дільниця, одиниця обладнання з інвентарним номером. Характеристикою РЦ є його пропускна спроможність. Якщо розглядається складний РЦ (цех+устаткування), то враховується два параметри: пропускна спроможність та час роботи обладнання (прив'язується виробничий календар до обладнання). Попередньо в

системі налаштовуються виробничі календарі підприємства (змінність із зазначенням часу початку зміни/часу закінчення зміни та часу на обідню перерву, робочі та святкові/вихідні дні). При плануванні до РЦ виробляється прив'язка устаткування, в ТП тех.операція закріплюються за РЦ. При оперативному плануванні враховується % зайнятості устаткування із можливістю ручного редагування. Способи планування завантаження обладнання:

- виконується за моделлю з обмеженим завантаженням при включенні типового замовлення в план виробництва;
- щоденне перепланування за результатами фактичного виконання плану за попередню зміну (добу);
- планування від поточної наявності матеріалів та напівфабрикатів.

У системі є можливість оптимізації плану виробництва за кількома критеріями одночасно з урахуванням частки критерію.

Критерії оптимізації оперативного плану:

1. Пріоритет замовлення клієнта (наприклад, експортне замовлення, замовлення на внутрішній ринок);
2. Час виконання замовлень (відповідність графіку відвантаження);
3. Оптимальне завантаження виробничих потужностей (% завантаження);
4. Мінімізація кількості переналагодження обладнання;
5. Оптимізація кількості персоналу;
6. Мінімізація витрат за виробництво (в натуральному вираженні);
7. Мінімізація запасу напівфабрикатів з урахуванням терміну придатності.

Способи побудови пріоритетних черг під час перепланування:

1. За пріоритетами замовлень та датами виготовлення замовлення;
2. По пріоритетам замовлень і критичному відношенню - відношенню фактично залишився час замовлення до залишку критичного шляху;
3. За пріоритетами замовлень та Min або Max тривалості операцій;
4. За пріоритетами замовлень та Min дати закінчення операції;

5. За пріоритетами замовлень та Min датою надходження у чергу – FIFO;
6. За пріоритетами, визначеними користувачем.

Для побудови економіко-математичної моделі введено шукані змінні та враховані критерії оптимальності (зазначені вище). Як критерій оптимальності плану виробництва взято виконання завдання вчасно, оскільки цей показник найкраще характеризує ефективність виробничо-збутової діяльності підприємства. На підприємстві є чотири варіанти переробки м'яса бройлерів:

1. тушка повністю;
2. обробка тушки;
3. субпродукти;
4. ММО.

У результаті чотирьох варіантів переробки м'яса МХП отримує такі види продукції: тушка повністю, стегно, гомілка, грудка, чверть, крило, філе, суповий набір, шлунки, печінка, серце, фарш, голови, лапи і т.д.

Вводяться такі позначення:  $x_j$  - кількість виробленої продукції  $i$ -го виду, кг, ( $i \in I$ );  $I$  - безліч варіантів переробки продукції;  $R_j$  - використовувані ресурси, ( $j \in J$ );  $J$  - безліч використовуваних ресурсів;  $R_1$ - обсяг первинної сировини у кількості  $b_1$ , кг;  $R_2$ - трудові ресурси у кількості  $b_2$ , люд.;  $R_3$ - обладнання у кількості  $b_3$ , машин;  $d_j$ - вартість одиниці ресурсу, грн. Виробництво продукції  $x_i$  обмежено ПГВ (ПП), що визначається в кількості  $S_i$ , кг ( $i \in I$ );  $S$  - сумарна потреба у готовій продукції, кг. Для виробництва продукції варіанта  $x_i$  необхідно  $a_{ij}$  одиниць ресурса  $R_j$  ( $j \in J$ ).  $y_v$  - кількість  $v$ -го вида продукції, ( $v \in V$ );  $V$  - безліч видів готової продукції. Для кожної вагової категорії введено коефіцієнт  $a_{qi}$ , тушки птиці, що показують частку  $q$ -й вагової категорії в  $i$ -м варіанті виробництва, ( $q \in Q$ );  $Q$  - безліч вагових категорій птиці;  $i \in I$  - варіанти переробки птиці. Для  $q$ -й вагової категорії виконується умова:

$$\sum_{i=1}^I a_{qi} = 1 \quad (q \in Q), \quad (1.1).$$

Виробництво тушок птиці цілком визначатиметься рівнянням виду:

$$y_v = x_i (1.2),$$

де  $i=1$  відповідає першому варіанту переробки.

Кількість готової продукції, що є окремими частинами тушки (грудка, стегно, гомілка тощо) визначаються наступним рівнянням:

$$y_v = \sum_{i=1}^I a_{iv} x_i (v \in V), (1.3),$$

де  $a_{iv}$ - доля  $v$ - частини тушки  $i$ -й вагової категорії у забійній вазі тушки.

Витрати на виробництво продукції, що залежать від витрати та вартості використаних ресурсів, має вигляд:

$$C = \sum_{j=1}^J d_j \sum_{i=1}^I a_{ij} x_i (1.4),$$

де  $d_j$ - вартість одиниці ресурсу, грн.;  $a_{ij}$ - норма витрати ресурсу  $R_j$  для виробництва продукції варіанта  $x_i$ .

З урахуванням умов, описаних виразами (1.1)-(1.4) та наявних вихідних даних, будується математична модель оптимізації плану переробки та відвантаження продукції:

$$f = \sum_{j=1}^3 d_j \sum_{i=1}^I a_{ij} x_i$$

При обмеженнях:

1. По пріоритету замовлення:

$$x_i \leq S_i, (i=1; I)$$



$$\sum_{i=1}^4 x_i \leq S$$

2. за обсягом реалізації продукції не менше заданого:

$$\sum_{i=1}^I x_i \leq M,$$

де М - обсяг продукції за ПГВ чи ПП;

3. за фактичною витратою сировинних, трудових ресурсів та ресурсів з обладнання:

$$a_{11}x_1 + a_{21}x_2 + a_{31}x_3 \leq b_1$$

$$a_{21}x_1 + a_{22}x_2 + a_{32}x_3 \leq b_2$$

$$a_{31}x_1 + a_{31}x_2 + a_{33}x_3 \leq b_3$$

4. з виробництва тушок цілком:

$$y_1 = x_1$$

5. за кількістю готової продукції, що є окремими частинами тушки птиці (грудка, стегно, гомілка, філе і т.д.):

$$y_v = \sum_{i=1}^I a_{iv} x_i \quad (v=1; V)$$

6. щодо виконання умов для кожної вагової категорії:

$$\sum_{i=1}^I a_{qi} = 1 \quad (q=1; 3)$$

7. за умовою невід'ємності змінних:

$$x_i, y_v, a_{qi} \geq 0$$

Вирішення системи рівнянь виконується симплекс-методом. Таким чином, внаслідок застосування розробленої моделі визначається оптимальний план переробки та реалізації м'яса птиці з урахуванням обмежень.

### **1.3 Аналіз методів машинного навчання та розпізнавання образів**

У загальному випадку, існує два типи машинного навчання. Перший - навчання за допомогою аналізу великої кількості прикладів, це називається індуктивним навчанням або навчанням по прецедентах. Другий - це дедуктивне навчання, яке полягає у вивченні загальних правил на основі вже існуючої бази знань. Терміни "машинне навчання" та "навчання по прецедентах" можна вважати синонімами, оскільки останнє відноситься до області експертних систем, що в свою чергу є однією з галузей машинного навчання. Таким чином, обидва терміни описують процес навчання комп'ютера на основі даних, що називаються прецедентами. Зараз метод навчання за прецедентами є досить популярним, тоді як експертні системи переживають кризу. Це пов'язано з тим, що бази знань, які лежать в основі експертних систем, важко узгоджувати з реляційною моделлю даних, тому не можна ефективно використовувати промислові СУБД для наповнення баз знань експертних систем. Навчання по прецедентах має три основні типи. Перший тип - це контрольоване навчання, або навчання з учителем. Це означає, що системі подаються вхідні дані, які вже були правильно відповідним чином позначені людиною, і система навчається на цих даних. Другий тип - це неконтрольоване навчання, або навчання без учителя. Тут системі подаються вхідні дані, але без позначення, і система сама знаходить залежності і структуру даних. Третій тип - це навчання з підкріпленням. Система сама приймає рішення і отримує певні винагороди або покарання за кожне прийняте рішення, що дозволяє їй вдосконалюватись у майбутньому. Існує також безліч інших методів машинного навчання, таких як активне, багатозадачне, різноманітне, трансферне тощо. Особливо успішно в останні роки

розвивається "глибоке навчання", яке використовується для комбінації алгоритмів навчання з вчителем і без вчителя. Цей метод дозволяє навчити моделі з великою кількістю шарів, що дозволяє досягти високої точності у вирішенні складних завдань, таких як розпізнавання зображень, мовлення, аналіз даних тощо [18–20].

Контрольоване навчання - це метод машинного навчання, який використовується для навчання системи на основі великої кількості даних з відомими мітками або маркерами. Наприклад, якщо ми маємо тисячі фотографій домашніх тварин з мітками, які говорять, що це кішка або собака, ми можемо навчити комп'ютер розпізнавати кішок і собак на нових фотографіях, які він раніше не бачив. У цьому методі людина виступає як "вчитель", який пропонує мітки на даних і допомагає машині вибирати ознаки, за якими вона буде розрізняти кішок від собак. Це дозволяє навчити систему виконувати конкретну задачу, а також переналаштувати навчені алгоритми на інші задачі.

Неконтрольоване навчання - це метод машинного навчання, який використовується в випадках, коли відсутні марковані дані. У таких ситуаціях машина мусить знайти зв'язки між окремими даними, виявити закономірності, підібрати шаблони та упорядкувати дані. Неконтрольоване навчання може бути використане для класифікації даних, розуміння структури даних або для побудови рекомендаційних систем. Наприклад, у рекомендаційних системах на основі аналізу попередніх покупок покупців можна запропонувати їм товари, які ймовірно зацікавлять їх.

Навчання з підкріпленням є частиною контрольованого навчання, але в цьому випадку роль вчителя виконує середовище. Відмінність полягає у тому, що машина (агент) не має попередньої інформації про середовище, але може діяти в ньому. Середовище реагує на дії агента та надає йому дані, за якими він може вчитися та реагувати на подальші дії. У такий спосіб машина навчається, використовуючи зворотний зв'язок і підкріплення, що полягає у наданні позитивного або негативного винагороди за правильні чи неправильні дії.

Наприклад, навчання з підкріпленням може бути використане для навчання роботів вирішувати складні завдання в невизначених умовах [21–23].

Нейронні мережі є однією з технологій машинного навчання, яка базується на принципах роботи людського мозку. Штучна нейронна мережа (ШНМ) складається зі штучних нейронів, які з'єднані між собою і оброблюють вхідні дані, передаючи сигнали далі по мережі. Глибоке навчання - це підхід до машинного навчання, що використовує багатопшарові нейронні мережі з багатьма внутрішніми параметрами. Вона дозволяє здійснювати складні завдання, такі як розпізнавання зображень або мови, за допомогою автоматичної обробки даних та зменшення впливу людського чинника на процес навчання. ШНМ складаються з взаємодіючих між собою простих процесорів, які називаються нейронами. Кожен нейрон може отримувати сигнали від інших нейронів, сенсорів або інших джерел, та передавати свої сигнали іншим нейронам. За допомогою цих з'єднань мережа може вирішувати складні завдання, такі як розпізнавання зображень або голосу, класифікація текстів та багато інших. Процесори ШНМ мають просту структуру, але велику кількість з'єднань, що дозволяє мережі вирішувати складні завдання швидко та ефективно.

Глибоке навчання може бути використане лише в більш складних ШНМ, що містять кілька прихованих рівнів. Кожен рівень мережі виконує складні логічні перетворення і шукає взаємозв'язки в попередньому рівні. Завдяки цьому глибинне навчання може знаходити не тільки прості взаємозв'язки, але і складні взаємозв'язки між ними. Це було досягнуто завдяки здатності ШНМ з глибинним навчанням знаходити складні взаємозв'язки в даних, що неможливо було зробити з використанням попередньої системи, яка використовувала фразовий статистичний машинний переклад [24].

Розпізнавання образів (РО) — це обчислювальний алгоритм, який використовується для класифікації необроблених даних (іноді відповідний вибір дії включається у визначення). Термін походить від машинного навчання, але був адаптований когнітивними психологами для опису різних теорій про те, як мозок

переходить від вхідної сенсорної інформації до вибору дій. Розпізнавання образів зазнає важливого розвитку протягом багатьох років. Розпізнавання образів містить багато методів, які спонукають до розробки численних програм у різних областях. Практичність цих методів полягає в інтелектуальній емуляції [25].

Лінгвістичний (синтаксичний) метод - це один із методів розпізнавання образів, в якому опис образів створюється за допомогою підобразів і їх співвідношень. Для побудови системи розпізнавання використовується принцип загальності властивостей, тобто образи, які належать до одного класу, володіють загальними властивостями або ознаками. Ці загальні властивості вводяться в пам'ять системи розпізнавання, а коли системі надходить неklasифікований образ, то вибирається набір ознак, які визначаються, кодуються та порівнюються з ознаками, які вже є в пам'яті системи розпізнавання. Основна задача полягає у виділенні загальних властивостей за допомогою вибору образів, які належать до шуканого класу. Вибір підходу до створення системи не розв'язує всіх проблем зі створенням програми та реалізацією її функцій. У більшості випадків, є образи, які представляють кожен з розглянутих класів, тобто певні типи даних, і для розв'язання цих проблем можна використовувати методи розпізнавання, такі як "навчання з учителем". Ці методи допомагають системі навчитися розпізнавати образи за допомогою адаптивних схем, які використовують відомі правильні класифікації кожного образу. У методі "навчання з учителем" система може навчитися розпізнавати образи за допомогою адаптивних схем. Однак, в деяких випадках, навчаючі множини можуть бути невідомими для елементів, що належать до певного класу. В таких випадках також можна використовувати методи "розпізнавання з учителем". Розпізнавання за схемою "навчання з учителем" передбачає, що правильна класифікація кожного навчального образу вже відома. Якщо навчання відбувається без учителя, то потрібно спочатку вивчити класи образів. Лінійні структури, такі як блок-схеми або технічні креслення, можуть бути аналітично описані, а використовуючи комп'ютери, їх

можна легко створювати. Лінійні структури також використовуються для введення зображень за допомогою методів слідкування за контуром або інших траєкторних точок. Незалежно від використаної структури, рекомендується використовувати єдиний вид структури даних - ланцюговий код, який є послідовністю з восьми цифр. В порівнянні з іншими видами структур даних, ланцюговий код є дуже компактним і зручним для зберігання границь областей в зображеннях. Використання цього коду зручне для різних задач обробки зображень, що вимагають збереження форми областей, таких як слідкування за контуром або іншими траєкторними точками. Оскільки ланцюговий код представляє дані про границю, його можна зручно використовувати в електронно-обчислювальній машині (ЕОМ) для зберігання форми областей [26–28].

Математичний підхід до розпізнавання образів передбачає формулювання та виведення правил класифікації за допомогою математичних формул і принципів. Коли образи можуть бути представлені як вектори, то їх можна розглядати як кластери. Розташування окремих кластерів у просторі визначає побудову системи розпізнавання. Якщо кластери різних класів знаходяться далеко один від одного, то можна використовувати прості схеми класифікації, наприклад, мінімальної відстані.

Метод потенціальних функцій - це ще один підхід до задачі класифікації. Він відрізняється від попереднього методу тим, що він об'єднує деякі нечіткі множини за допомогою потенціальної функції. Замість розв'язування функції, яка відділяє класи, застосовується дискримінантна функція, значення якої обчислюється за допомогою потенціалу, який зменшується з віддаленням від деяких центрів. Цей метод полягає в тому, що на просторі вхідних векторів задається потенціальна функція, яка монотонно зменшується зі збільшенням відстані між точками. Застосування потенціальної функції дозволяє об'єднувати нечіткі множини і здійснювати класифікацію за допомогою дискримінантної функції.

Евристичний метод – це метод підходу до вирішення задач, який базується на інтуїції та досвіді людини. Він використовує принципи класифікації та загальні властивості. Зазвичай системи, що використовують цей метод, складаються з набору процедур, які були розроблені для розв’язання конкретних задач розпізнавання. Незважаючи на те, що евристичний підхід грає важливу роль в розпізнаванні, немає загальних принципів синтезу, оскільки розв’язання кожної задачі потребує використання специфічних прийомів. Тому якість та структура евристичної системи в значній мірі залежить від досвіду та таланту розробника. У більшості випадків зображення, що належать до одного класу, мають подібні розміри і форму. Тому для розпізнавання можна використовувати порівняння зображень з зразками або еталонами, які зазвичай зберігаються у вигляді масок або трафаретів. Це дає можливість здійснювати класифікацію нових зображень за належністю до певного класу, порівнюючи їх з еталонами та визначаючи ступінь подібності. Простий підхід до розпізнавання образів полягає в порівнянні їх з еталонами - множинами образів, по одному з кожного класу, які знаходяться в пам'яті машини. Вхідний образ порівнюється з кожним еталоном класу, і класифікація базується на критерії співставлення подібності. Проте цей підхід має недоліки, оскільки вибір еталонів може бути складним, особливо коли образи одного класу можуть мати спотворення. Більш вдосконалений підхід полягає в тому, щоб класифікувати образи на основі відібраних вимірів, які називають ознаками. Ці ознаки є малочутливими до спотворень і змін, і такий підхід є більш ефективним у розпізнаванні образів, таких як рукописні літери. Перша задача полягає у визначенні, які параметри або характеристики повинні бути виміряні на вхідному образі, щоб потім зробити якісні висновки про цей образ. Вирішення цієї задачі є дещо суб'єктивним і залежить від певних обставин, які можуть впливати на вибір тих параметрів, які слід виміряти. До цього часу мало зроблено в конструюванні загальної теорії вибору вимірювальних ознак. Друга задача полягає у тому, щоб визначити, до якого класу належить певний вхідний образ. Для розв’язання цієї задачі потрібно виміряти деякі

характеристики цього образу і на їх основі прийняти рішення про його класифікацію. Вибір цих характеристик також може бути суб'єктивним і залежить від практичних обставин, але у порівнянні з першою задачею, у другій задачі вже наявні деякі методи і алгоритми для вибору відповідних характеристик і класифікації образів [29].

Одним зі засобів аналізу та створення систем підтримки прийняття рішень на основі машинного навчання та розпізнавання образів є використання ІЕІ-технології. Цей підхід базується на максимізації інформаційної потужності системи в процесі її машинного навчання [31]. Основна ідея ІЕІ-технології полягає в адаптації вхідного математичного опису до максимальної повної ймовірності правильних класифікаційних рішень під час машинного навчання. Ця ідея схожа на те, як працюють штучні нейронні мережі. Під час навчання, система пристосовується до нових даних, щоб максимізувати ймовірність правильного класифікування.

Основна перевага методів ІЕІ-технології полягає в тому, що вони розробляються на основі функціонального підходу до моделювання когнітивних процесів, які характерні для людини при формуванні та прийнятті класифікаційних рішень. Це означає, що вони моделюють природний механізм прийняття рішень, які виникають у людей. Це відрізняє їх від нейроподібних структур, які не завжди можуть точно відтворити людські процеси мислення. На відміну від структурних методів, які можуть бути більш жорсткими та обмеженими, методи ІЕІ-технології дають більшу гнучкість у процесі перенавчання системи. Методи ІЕІ-технології також використовують геометричний підхід у побудові вирішальних правил, що дозволяє вирішити проблему багатовимірності словника ознак розпізнавання. Сучасні комп'ютери здатні обробляти структуровані вектори, які складаються з  $2^{85}$  ознак розпізнавання, тому побудова правил у геометричному просторі є ефективним способом моделювання та розпізнавання образів. Це дозволяє знизити вимоги до



обчислювальних ресурсів та ефективно вирішувати задачі класифікації та розпізнавання образів.

#### **1.4 Формалізована постановка задачі інформаційного синтезу системи об'ємно-календарного планування для організаційно-виробничого комплексу**

Задачу інформаційного синтезу системи календарного планування виробництва на організаційно-технологічного комплексу розглянемо у рамках ІЕІ-технології. Формалізована постановка цієї задачі передбачає чітке визначення процесів та алгоритмів, що використовуються в системі, а також метрик для оцінки результатів прийнятих рішень. Маємо алфавіт класів розпізнавання  $\{X_M^o \mid m = \overline{1, M}\}$ , які відображають можливі властивості календарного плану, і навчальну матрицю типу «об'єкт – властивість»

$$\|y_{m,i}^{(j)}\|, i = \overline{1, N}, j = \overline{1, n},$$

де  $N$  – кількість ознак розпізнавання, а  $n$  – кількість структурованих векторів реалізацій відповідних класів розпізнавання. Ідея ІЕІ-технології полягає в перетворенні вхідної навчальної матриці  $Y$  на робочу бінарну матрицю  $X$ , яка потім проходить через процес машинного навчання з метою досягнення максимальної точності в класифікації. У цьому процесі застосовуються певні трансформації, які допомагають досягти оптимальних результатів, тобто найвищої ймовірності правильної класифікації вхідних образів.

Для простору Хеммінга, який є бінарним простором, задається множина  $\{g_m\}$  структурованих параметрів функціонування векторів, які впливають на ефективність машинного навчання системи. Вектор параметрів машинного навчання, який відповідає за розпізнавання реалізацій класу  $X_M^o$ , представляється у вигляді такої структури [31]:

$$g_m = \langle x_m, d_m, \delta \rangle, \quad (1.5)$$

де  $x_m$  – усереднений вектор реалізацій, вершина якого визначає центр гіперсферичного контейнера класу розпізнавання  $X_M^o$ ;

$d_m$  – радіус гіперсферичного контейнера класу розпізнавання  $X_M^o$ ;

$\delta$  - параметр поля контрольних допусків на ознаку розпізнавання.

На параметри машинного навчання, накладаються відповідні обмеження:

– закон розподілу реалізацій, для класу розпізнавання  $X_M^o$ , за якими визначається усереднена реалізація  $x_m$ , повинен бути наближеним до нормального;

– область значень радіуса контейнера класу розпізнавання  $X_M^o$  задається нерівністю

$$d_m < d(x_m \oplus x_c),$$

де  $d(x_m \oplus x_c)$  – міжцентрова відстань між реалізацією  $x_m$  і усередненою реалізацією  $x_c$  сусіднього класу  $X_c^o$ ;

– область значень параметра  $\delta$  для двобічних симетричних допусків задається нерівністю  $\delta < 2a$ , де  $a$  – число градацій контрольного поля допусків, яка є однаковою для всіх діагностичних ознак.

Для розв'язання поставлених задач слід виконати наступні завдання:

- розробити математичні моделі функціонування системи розпізнавання в режимах машинного навчання та екзамену;
- розробити алгоритми машинного навчання системи розпізнавання образів з оптимізацією системи контрольних допусків на ознаки розпізнавання;
- на етапі машинного навчання оптимізувати параметри вектора (1.5), які забезпечують максимальне значення інформаційного критерію оптимізації в робочій (допустимій) області визначення його функції [31]:

$$\bar{E}^* = \frac{1}{M} \sum_{m=1}^M \max_{G_E \cap \{k\}} E_m^{(k)}, \quad (1.6)$$

де  $E_m^{(k)}$  – обчислене на  $k$ -му кроці машинного навчання значення інформаційного критерію оптимізації параметрів навчання системи розпізнавати реалізації класу  $Xm$  о;

$G_E$  – робоча область обчислення інформаційного критерію;

$\{k\}$  – множина кроків машинного навчання.

– за навчальною матрицею побудувати з вирішальні правила, використовуючи визначені на етапі машинного навчання оптимальні геометричні параметри контейнерів класів розпізнавання.

– розробити алгоритм функціонування системи в режимі екзамену і оцінити його функціональну ефективність.

Задача створення системи розпізнавання, здатної навчатися, полягає в тому, щоб знайти найбільш оптимальні параметри машинного навчання системи. Це досягається шляхом наближення значення інформаційного критерію(1.6) до максимального можливого значення [31].

## 2 ОПИС МЕТОДУ ДОСЛІДЖЕННЯ

### 2.1 Основні положення інформаційно екстремальної інтелектуальної технології аналізу даних

Основна ідея машинного навчання системи розпізнавання в рамках ІЕІ-технології полягає в побудові правил, які забезпечують високу достовірність розпізнавання, шляхом оптимізації параметрів машинного навчання. Для цього здійснюється пошук глобального максимуму функції інформаційного критерію в радіальному базисі бінарного простору ознак контейнерів класів розпізнавання. Під час машинного навчання здійснюється оптимізація контрольних допусків на ознаки розпізнавання, що призводить до перетворення вхідної навчальної матриці в робочу бінарну, яка змінюється з метою адаптації вхідного математичного опису до максимальної достовірності класифікаційних рішень. Процес машинного навчання зупиняється при досягненні максимуму інформаційного критерію оптимізації параметрів машинного навчання в робочій області визначення його функції.

Методи інформаційно-екстремального машинного навчання базуються на специфічних принципах, які доповнюють принципи системного аналізу. Перший принцип полягає у максимізації інформації за рахунок екстремальності сенсорного сприйняття образу, досягається шляхом створення додаткових інформаційних обмежень, що збільшують різноманітність класифікованих об'єктів. Другий принцип, дуальності, полягає в уточненні простих алгоритмів на етапі апріорного моделювання, що підвищує точність машинного навчання. Третій принцип відповідає принципу Бернуллі-Лапласа, і полягає у розгляді апріорних гіпотез рівно ймовірними, з метою прийняття рішень системою за найгірших умов у статистичному розумінні. Четвертий принцип полягає в рандомізації вхідної інформації для дослідження детерміновано-статистичних властивостей процесу. Інші принципи - редукції даних та зовнішнього

доповнення - також допомагають підвищити точність класифікації об'єктів. Редукція даних полягає в виключенні зі словника ознак неінформативних та заважаючих в інформаційному розумінні. Зовнішнє доповнення вимагає застосування навчальної або екзаменаційної (контрольної) вибірки для оцінки функціональної ефективності машинного навчання [30–32].

В ІЕІ-технології для оптимізації параметрів машинного навчання використовують метод відкладених рішень О. Г. Івахненка з багатоциклічною ітераційною структурою. Цей метод полягає в пошуку максимального граничного значення інформаційного критерію оптимізації, усередненого за алфавітом класів розпізнавання. Тобто, машина навчається розпізнавати об'єкти за певними ознаками, і потім виконується пошук оптимальних параметрів таким чином, щоб максимально підвищити точність розпізнавання. Критерій оптимізації виглядає наступним чином [31]:

$$g_{\xi}^* = \arg \max_{G_{\xi}} \left\{ \max_{G_{\xi}} \left\{ \dots \left\{ \max_{G_1 \cap G_E} \frac{1}{M} \sum_{m=1}^M E_M \right\} \dots \right\} \right\}, \quad (2.1)$$

де  $E_m$  – інформаційний критерій оптимізації параметрів навчання системи розпізнавати реалізації класу  $X_m^0$  ;

$G_E$  – допустима область визначення функції інформаційного критерію оптимізації параметрів машинного навчання;

$G_{\xi}$  – допустима область значень  $\xi$  -ї ознаки розпізнавання.

Алгоритм інформаційно-екстремального машинного навчання (2.1) має деякі обмеження, які на нього накладаються:

$$(\forall X_m^0 \in \tilde{\mathfrak{R}}^{|M|}) [X_m^0 \neq \emptyset], \quad (2.2)$$

де  $\tilde{\mathfrak{R}}^{|M|}$  - розбиття простору ознак на класи розпізнавання з потужністю  $Card \tilde{\mathfrak{R}} = M$ ;

$$(\exists X_k^0 \in \tilde{\mathfrak{R}}^{|M|}) (\exists X_l^0 \in \tilde{\mathfrak{R}}^{|M|}) [X_k^0 \neq X_l^0 \rightarrow X_k^0 \cap X_l^0 \neq \emptyset]; \quad (2.3)$$

$$(\forall X_k^0 \in \tilde{\mathfrak{R}}^{|M|}) (\forall X_l^0 \in \tilde{\mathfrak{R}}^{|M|}) [X_k^0 \neq X_l^0 \rightarrow \text{Ker}X_k^0 \cap \text{Ker}X_l^0 = \emptyset], \quad (2.4)$$

де  $\text{Ker}X_k^0$  – ядро класу розпізнавання  $X_k^0$ ;

$\text{Ker}X_l^0$  – ядро класу розпізнавання  $X_l^0$ , найближчого сусіда для класу розпізнавання  $X_k^0$ ;

$$(\forall X_k^0 \in \tilde{\mathfrak{R}}^{|M|}) (\forall X_l^0 \in \tilde{\mathfrak{R}}^{|M|}) [X_k^0 \neq X_l^0 \rightarrow (d_k^* < d(x_k \oplus x_l)) \&\& (d_l^* < d(x_k \oplus x_l))], \quad (2.5)$$

де  $d_k^*$  – оптимальний радіус контейнера класу розпізнавання  $X_k^0$ ;

$d(x_k \oplus x_l)$  – кодова відстань між усередненим вектором  $x_k$  класу розпізнавання  $X_k^0$  і відповідним вектором  $x_l$  класу розпізнавання  $X_l^0$ ;

$d_l^*$  – оптимальний радіус контейнера класу розпізнавання  $X_l^0$ ;

$$\cup_{X_k^0 \in \tilde{\mathfrak{R}}} X_k^0 \subseteq \Omega_B; k \neq l; k, l, m = \overline{1, M}, \quad (2.6)$$

де  $\Omega_B$  – бінарний простір Хеммінга.

Глибина інформаційно-екстремального машинного навчання визначається кількістю параметрів, які оптимізуються за інформаційним критерієм. Внутрішній цикл процедури реалізує базовий алгоритм, який покращує геометричні параметри контейнерів класів розпізнавання. Тобто, більш глибоке машинне навчання дозволяє оптимізувати більшу кількість параметрів та покращує геометричні параметри класів розпізнавання. Головна мета методу машинного навчання за допомогою ІЕІ-технології полягає у досягненні максимально повної ймовірності класифікаційних рішень в системі розпізнавання. Основна відмінність методів ІЕІ-технології від нейроподібних

структур полягає у розробці функціонального підходу до моделювання когнітивних процесів людини, які відтворюють принцип роботи природного інтелекту. Процес машинного навчання розглядається як оптимізація параметрів системи розпізнавання, які впливають на її ефективність. В методах машинного навчання, включаючи ІЕІ-технології, є параметри, які піддаються оптимізації. Ці параметри можуть використовувати будь-яку статистичну інформаційну міру різноманітності аналізованих об'єктів для визначення критерію оптимізації. У методах ІЕІ-технології, інформаційну міру визначають за кількістю параметрів машинного навчання, які піддаються оптимізації. Глибина інформаційно-екстремального машинного навчання визначається за принципами відкладених рішень О.Г. Івахненка та досягає граничного максимального значення усередненого за алфавітом класів розпізнавання інформаційного критерію оптимізації. В методах машинного навчання, включаючи ІЕІ-технології, є параметри, які піддаються оптимізації. Ці параметри можуть використовувати будь-яку статистичну інформаційну міру різноманітності аналізованих об'єктів для визначення критерію оптимізації. У методах ІЕІ-технології, інформаційну міру визначають за кількістю параметрів машинного навчання, які піддаються оптимізації. Глибина інформаційно-екстремального машинного навчання визначається за принципами відкладених рішень О.Г. Івахненка та досягає граничного максимального значення усередненого за алфавітом класів розпізнавання інформаційного критерію оптимізації. Вирішальні правила в методах ІЕІ-технології будуються на основі оптимальних геометричних параметрів контейнерів класів розпізнавання. Ці параметри відновлюються в радіальному базисі бінарного простору ознак Хеммінга. Побудова вирішальних правил у рамках геометричного підходу забезпечує їх майже інваріантність до багатовимірного простору ознак розпізнавання [31].

## **2.2 Оцінка функціональної системи машинного навчання**

Оцінка функціональної ефективності машинного навчання є важливим етапом в системі розпізнавання, де параметри машинного навчання

оптимізуються за декількома ознаками. Критерії оптимізації параметрів повинні задовольняти деякі особливості інформаційних критеріїв:

- інформаційна міра є дійсна і знакододатна функція від імовірності;
- кількість інформації для детермінованих подій ( $p_i = 1$  або  $p_i = 0$ ) рівна нулю;
- при значенні ймовірності  $p_i = \frac{1}{m}$ , де  $m$  – кількість якісних ознак розпізнавання, інформаційна міра має екстремум;
- сумісна інформаційна міра двох незалежних повідомлень дорівнює сумі їх відповідних інформаційних критеріїв.

Щоб оцінити ефективність системи розпізнавання, яка навчається, можна використовувати інформаційні критерії. Перевага надається статистичним логарифмічним критеріям, які дозволяють працювати із меншими навчальними вибірками. Два таких критерії - ентропійна міра Шеннона та інформаційна міра Кульбака.

Нормована ентропійна міра оптимізації параметрів системи, що навчається та розпізнає вектори ознак класу  $X_m^0$ :

$$E_m^{(k)} = \frac{I_m^{(k)}}{I_{max}^{(k)}} = \frac{H_m^{(k)} - H_m^{(k)}(Y)}{H_m^{(k)}}, \quad (2.7)$$

де  $I_m^{(k)}$  – кількість умовної оброблюваної інформації на  $k$ -му кроці навчання системи для розпізнавання реалізацій класу  $X_m^0$ ;

$I_{max}^{(k)}$  – максимальна можлива кількість умовної інформації, одержаної на  $k$ -му кроці навчання;

$$H_m^{(k)} = - \sum_{l=1}^M p(\gamma_{l,k}) \log_2 p(\gamma_{l,k}) \quad (2.8)$$

безумовна (апріорна) ентропія, яка існує на  $k$ -му кроці системи, що навчається, для розпізнавання реалізацій класу  $X_m^0$ ;



$$(\gamma) = - \sum_{l=1}^M \sum_{m=1}^M p(\gamma_{l,k}) p\left(\frac{\mu_{m,k}}{\gamma_{l,k}}\right) \log_2 p\left(\frac{\mu_{m,k}}{\gamma_{l,k}}\right) \quad (2.9)$$

умовна (апостеріорна) ентропія, яка характеризує залишкову невизначеність після  $k$ -го кроку навчання системи розпізнавати реалізації класу  $X_m^0$ ;

$p(\gamma_{l,k})$  – безумовна ймовірність прийняття на  $k$ -му кроці навчання гіпотези  $\gamma_{l,k}$ ;

$p\left(\frac{\mu_{m,k}}{\gamma_{l,k}}\right)$  – апостеріорна ймовірність прийняття на  $k$ -му кроці навчання рішення  $\mu_{m,k}$  за умови, що обрана гіпотеза  $\gamma_{l,k}$ .

Для системи оцінок з двома альтернативами ( $M = 2$ ) та рівноймовірних гіпотез, які характеризують найважливішу в статистичному значенні ситуацію прийняття рішень, після підстановки ентропій (2.8) і (2.9) у вираз (2.7) й заміни відповідних апостеріорних ймовірностей на апіорні за виразом Байєса ентропійний критерій набуває вигляду:

$$E_m^{(k)} = 1 + \frac{1}{2} \left( \frac{\alpha_m^{(k)}(d)}{\alpha_m^{(k)}(d) + D_{2,m}^{(k)}(d)} \log_2 \frac{\alpha_m^{(k)}(d)}{\alpha_m^{(k)}(d) + D_{2,m}^{(k)}(d)} + \frac{\beta_m^{(k)}(d)}{D_{1,m}^{(k)}(d) + \beta_m^{(k)}(d)} \log_2 \frac{\beta_m^{(k)}(d)}{D_{1,m}^{(k)}(d) + \beta_m^{(k)}(d)} + \frac{D_{1,m}(d)}{D_{1,m}^{(k)}(d) + \beta_m^{(k)}(d)} \log_2 \frac{D_{1,m}(d)}{D_{1,m}^{(k)}(d) + \beta_m^{(k)}(d)} + \frac{D_{2,m}^{(k)}(d)}{\alpha_m^{(k)}(d) + D_{2,m}^{(k)}(d)} \log_2 \frac{D_{2,m}^{(k)}(d)}{\alpha_m^{(k)}(d) + D_{2,m}^{(k)}(d)} \right) \quad (2.10)$$

де  $\alpha_m^{(k)}(d)$  – помилка першого роду системи прийняття рішень на  $k$ -му кроці машинного навчання;

$\beta_m^{(k)}(d)$  – помилка другого роду системи прийняття рішень;

$D_{1,m}^{(k)}(d)$  – перша достовірність;

$D_{1,m}^{(k)}(d)$  – друга достовірність;

$d$  – дистанційна міра, що визначає радіуси гіперсферичних контейнерів, побудованих у радіальному базисі простору Хеммінга.

У ІЕІ-технології точнісні характеристики визначаються як функції відстані між роздільною гіперповерхнею та геометричними центрами контейнерів відповідних класів розпізнавання. Критерій (2.10) вважається нелінійним та взаємно-неоднозначним функціоналом від цих точнісних характеристик, що потребує визначення допустимої (робочої) області в процесі навчання.

Розглянемо метод отримання модифікації ентропійного критерію функціональної ефективності (КФЕ) за критерієм Шеннона для вирішення задачі з двома альтернативами і рівноймовірних гіпотез. Оскільки інформаційний критерій є функціоналом від точних характеристик, при вибіркового обсязі необхідно використовувати їх оцінки, що відтворюють основні характеристики головної сукупності навчальної вибірки:

$$D_{1,m}^{(k)}(d) = \frac{K_{1,m}^{(k)}}{n_{\min}}; \quad \alpha_m^{(k)}(d) = \frac{K_{2,m}^{(k)}}{n_{\min}}; \quad \beta_m^{(k)}(d) = \frac{K_{3,m}^{(k)}}{n_{\min}}; \quad D_{2,m}^{(k)}(d) = \frac{K_{4,m}^{(k)}}{n_{\min}}, \quad (2.11)$$

де  $K_{1,m}^{(k)}$  – кількість подій, які означають належність реалізацій образу контейнеру  $K_{1,m}^o$ , якщо дійсно  $\{x_1^{(j)}\} \in X_1^o$ ;

$K_{2,m}^{(k)}$  – кількість подій, які означають неналежність реалізацій контейнеру  $K_{1,m}^o$ , якщо дійсно  $\{x_1^{(j)}\} \in X_1^o$ ;

$K_{3,m}^{(k)}$  – кількість подій, які означають належність реалізацій контейнеру  $K_{1,m}^o$ , якщо вони насправді належать класу  $X_2^o$ ;

$K_{4,m}^{(k)}$  – кількість подій, які означають неналежність реалізацій контейнеру  $K_{1,m}^o$ , якщо вони насправді належать класу  $X_2^o$ ;

$n_{\min}$  – мінімальний обсяг репрезентативної навчальної вибірки.

Виконавши підстановку відповідних позначень (2.11) у вираз (2.10) одержимо робочий вираз для обчислення ентропійного критерію машинного навчання системи розпізнавання реалізацій класу  $X_1^0$  у рамках ІЕІ-технології:

$$E_{1,m}^{(k)} = 1 + \frac{1}{2} \left( \frac{K_{1,m}^{(k)}}{K_{1,m}^{(k)} + K_{3,m}^{(k)}} \log_2 \frac{K_{1,m}^{(k)}}{K_{1,m}^{(k)} + K_{3,m}^{(k)}} + \frac{K_{2,m}^{(k)}}{K_{2,m}^{(k)} + K_{4,m}^{(k)}} \log_2 \frac{K_{2,m}^{(k)}}{K_{2,m}^{(k)} + K_{4,m}^{(k)}} + \frac{K_{3,m}^{(k)}}{K_{1,m}^{(k)} + K_{3,m}^{(k)}} \log_2 \frac{K_{3,m}^{(k)}}{K_{1,m}^{(k)} + K_{3,m}^{(k)}} + \frac{K_{4,m}^{(k)}}{K_{2,m}^{(k)} + K_{4,m}^{(k)}} \log_2 \frac{K_{4,m}^{(k)}}{K_{2,m}^{(k)} + K_{4,m}^{(k)}} \right). \quad (2.12)$$

Досліджується зміна диференціального інформаційного критерію Кульбака. Цей критерій можна виразити як добуток двох факторів: відношення реалістичності  $\Lambda$  та міри відхилень відповідних розподілів імовірностей.

Розглядається відношення логарифму повної ймовірності  $P_{t,m}^{(k)}$  достовірного прийняття рішень про приналежність реалізацій класів  $X_m^0$  і  $X_c^0$  контейнеру  $K_{m,k}^0 \in X_m^0$  до повної ймовірності хибного прийняття рішень  $P_{f,m}^{(k)}$ , що для системи з двохальтернативними оцінками рішень набуває вигляду:

$$\Lambda = \log_2 \frac{P_{t,m}^{(k)}}{P_{f,m}^{(k)}} = \log_2 \frac{p(\mu_m) p(\gamma_{1,k} / \mu_m) + p(\mu_c) p(\gamma_{2,k} / \mu_c)}{p(\mu_m) p(\gamma_{2,k} / \mu_m) + p(\mu_c) p(\gamma_{1,k} / \mu_c)}, \quad (2.13)$$

де  $p(\mu_m)$  – безумовна ймовірність появи реалізації класу  $X_m^0$ ;

$p(\mu_c)$  – безумовна ймовірність появи векторів ознак сусіднього класу  $X_c^0$ ;

$\gamma_{1,k}$  – гіпотеза про належність контейнеру  $K_{m,k}^0 \in X_m^0$  векторів ознак класу  $X_m^0$ ;

$\gamma_{2,k}$  – альтернативна гіпотеза.

З урахуванням рівності (2.13), згідно з принципами Лапласа-Бернуллі, коли ймовірності мають значення 0,5, тобто  $p(\mu_m) = p(\mu_c) = 0,5$ , та з використанням точних характеристик, можна переформулювати апріорні умовні

ймовірності. Після цього загальний критерій Кульбака матиме наступний вигляд:

$$\begin{aligned}
 E_{Km}^{(k)} &= \log_2 \frac{P_{t,m}^{(k)}}{P_{f,m}^{(k)}} * [P_{t,m}^{(k)} - P_{f,m}^{(k)}] = \\
 &= \left| \begin{array}{l} P_{t,m}^{(k)} = 0,5D_{1,m}^{(k)}(d) + 0,5D_{2,m}^{(k)}(d) \\ P_{f,m}^{(k)} = 0,5\alpha_m^{(k)}(d) + 0,5\beta_m^{(k)}(d) \end{array} \right| = 0,5 \log_2 \left( \frac{D_{1,m}^{(k)}(d) + D_{2,m}^{(k)}(d)}{\alpha_m^{(k)}(d) + \beta_m^{(k)}(d)} \right) * \\
 &\quad * [(D_{1,m}^{(k)}(d) + D_{2,m}^{(k)}(d)) - (\alpha_m^{(k)}(d) + \beta_m^{(k)}(d))] = \\
 &= \log_2 \left( \frac{2 - (\alpha_m^{(k)}(d) + \beta_m^{(k)}(d))}{\alpha_m^{(k)}(d) + \beta_m^{(k)}(d)} \right) * [1 - (\alpha_m^{(k)}(d) + \beta_m^{(k)}(d))]
 \end{aligned} \tag{2.14}$$

Нормовану зміну критерію (2.14) представимо у вигляді:

$$E_{K,m}^{(k)} = \frac{E_{Km}^{(k)}}{E_{K,max}^{(k)}}, \tag{2.15}$$

де  $E_{K,max}^{(k)}$  – значення інформаційного критерію при  $D_{1,m}^{(k)}(d) = D_{2,m}^{(k)}(d) = 1$  та  $\alpha_m^{(k)}(d) = \beta_m^{(k)}(d) = 0$  для формули (2.14).

На етапі навчання системи за ІЕІ-технологією для пошуку екстремальних значень параметрів навчання, не обов'язково нормувати критерії оптимізації. Тобто не потрібно зводити їх до одиниці або яось інакше масштабувати. Проте, коли порівнюють результати досліджень або оцінюють ступінь наближеності існуючої системи до умовної, то нормування критеріїв може бути доцільним.

Робоча модифікація міри Кульбака після виконання відповідних підстановок у вираз (2.14) матиме вигляд:

$$E = \frac{1}{n} \log_2 \left\{ \frac{2n + 10^{-r} - [K_2^{(k)} + K_3^{(k)}]}{[K_2^{(k)} + K_3^{(k)}] + 10^{-r}} \right\} [n - (K_2^{(k)} + K_3^{(k)})], \tag{2.16}$$

де  $r$  – кількість цифр у мантисі значення міри  $E_m^{(k)}$ .

Розглянемо алгоритм обчислення коефіцієнтів  $K_2^{(k)}$  та  $K_3^{(k)}$  у виразах (2.12) і (2.16). На рис. 2.1 відображено структуру навчальної матриці у випадку побудови оптимального контейнера для класу  $X_1^0$ . Навчальна матриця складається з векторів реалізацій  $\{x_1^{(j)}\} \in X_1^0$  і  $\{x_2^{(j)}\} \in X_2^0$  відповідно.

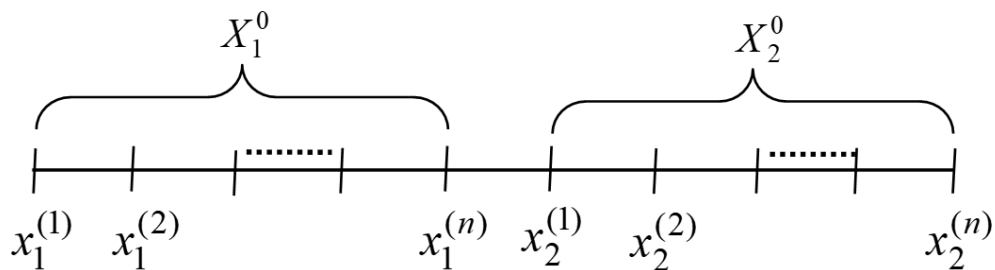


Рисунок 2.1 – Структура навчальної матриці

Предикатний вигляд схеми обчислення коефіцієнтів  $K_2^{(k)}$  і  $K_3^{(k)}$ :

$$\begin{aligned}
 & (\forall X_1^o \in \mathfrak{R}^{|\Lambda|}) (\forall X_2^o \in \mathfrak{R}^{|\Lambda|}) [\text{if } x_1^{(j)} \in X_1 \text{ then} \\
 & \quad K_1(j) := K_1(j-1) + 1 \text{ else } K_2(j-1) + 1]; \\
 & (\forall X_1^o \in \mathfrak{R}^{|\Lambda|}) (\forall X_2^o \in \mathfrak{R}^{|\Lambda|}) [\text{if } x_2^{(j)} \in X_1 \text{ then} \\
 & \quad K_3(j) := K_3(j-1) + 1 \text{ else } K_4(j) := K_4(j-1) + 1]
 \end{aligned} \tag{2.17}$$

Інформаційні міри (2.10) та (2.14) - це функції, які залежать від точності прийнятих рішень і дистанційних критеріїв, які можна розглядати як узагальнення відомих статистичних та детермінованих мір оптимізації параметрів функціонування системи відповідно до їх точності і ефективності. Іншими словами, ці міри дають можливість оцінити ефективність рішень і підібрати оптимальні параметри для системи [31].

### 2.3 Формування вхідної матриці системи розпізнавання

Основною метою створення вхідної матриці для системи розпізнавання є формування навчальної матриці з багатьох параметрів.

$$\|y_{m,i}^{(j)}\|_{m = \overline{1, M}; i = \overline{1, N}, j = \overline{1, n}} \quad (2.18)$$

Для розв'язання задачі розпізнавання необхідно виконати кілька кроків. По-перше, потрібно створити словник ознак та алфавіт класів, які ми будемо розпізнавати. По-друге, визначити мінімальний об'єм навчальної вибірки, щоб забезпечити ефективність розпізнавання. І нарешті, третім кроком є визначення нормованих допусків ознак розпізнавання, які дозволять виявляти і розпізнавати різні елементи.

Вхідний математичний опис:

$$\Delta_B = \langle G, T, \Omega, Z, Y; \Pi, \Phi \rangle, \quad (2.19)$$

де  $G$  – простір вхідних факторів (сигналів), що впливають на систему;

$T$  – множина проміжків часу зчитування інформації;

$\Omega$  – простір ознак розпізнавання;

$Z$  – простір можливих станів системи;

$Y$  – множина сигналів, що знімаються з виходу блоку первинної обробки інформації;

$\Pi: G \times T \times \Omega \rightarrow Z$  – оператор переходів, який відображає механізм зміни станів системи під впливом зовнішніх і внутрішніх факторів;

$\Phi: G \times T \times \Omega \times Z \rightarrow Y$  – оператор формування вибіркової множини  $Y$  на вході у систему.

Таким чином множина випробувань  $W$  розглядається як декартовий добуток наведених у (2.19) множин  $W = G \times T \times \Omega \times Z$ .

Для розпізнавання об'єктів необхідно мати словник ознак розпізнавання  $\Sigma^{|M|}$ , який складається з первинних і вторинних ознак. Первинні ознаки є безпосередньою властивістю процесу, який досліджується, а вторинні ознаки є похідними від первинних. Для створення такого словника потрібно визначити мінімальний обсяг навчальної вибірки та нормовані допуски ознак розпізнавання. При цьому, словник ознак має бути структурованим. Первинними ознаками можуть бути значення параметрів, що зчитуються з датчиків, а вторинними - статистичні властивості векторів ознак класів  $\{x_{m,i}^{(j)} | i = \overline{1, N}\}$ , які можуть бути отримані з навчальних вибірок  $\{x_{m,i}^{(j)} | j = \overline{1, n}\}$  або загальної навчальної матриці.

Розробник інформаційного забезпечення або інформаційної системи може створювати алфавіт класів розпізнавання  $\{X_m^0\}$ , який визначає кількість класів, які система може розпізнавати. Проте, варто пам'ятати, що збільшення кількості класів при незмінному словнику ознак розпізнавання може вплинути на точність розпізнавання системи. Це стосується асимптотичних точнісних характеристик, які описують функціональну ефективність системного навчання, оскільки збільшення кількості класів може призвести до збільшення перетину між класами. Для визначеного алфавіту класів, одним із простих імовірнісних критеріїв перетину класів може бути відношення помилки другого роду до першої достовірності. Цей критерій обчислюється на k-му кроці ітераційного навчання і позначається як  $\eta = \frac{\beta^{(k)}}{D_1^{(k)}}$ .

Для покращення точності системи розпізнавання при збільшенні кількості класів розпізнавання можна використовувати ієрархічні алгоритми навчання, які дозволяють групувати класи з меншою кількістю класів. Навчання проводиться окремо для кожної групи класів, що дозволяє зменшити кількість обчислень та ресурсів, потрібних для навчання системи розпізнавання. Крім того, можна створювати штучну надлишковість словника ознак, що покращує точність розпізнавання та знижує кількість помилок [31].

## 2.4 Визначення мінімального обсягу навчальної вибірки

При практичному використанні навчальна матриця має скінченний обсяг  $n$ , що пояснює існування статистичної похибки  $\varepsilon$  між імовірністю  $p_i$  й емпіричною частотою  $\tilde{p}_i = \frac{k_i}{n}$  знаходження значення  $i$ -ї ознаки розпізнавання у контрольному полі допусків  $\delta_{K,i}$ . Верхня границя оцінки похибки  $\varepsilon = |p_i - \tilde{p}_i|$  залежить від номера випробувань  $n$  та визначається теоремою Муавра-Лапласа [31]:

$$P\left\{\left|\frac{k_i}{n} - p_i\right| \geq \varepsilon\right\} = P\left\{\left|\frac{k_i - np}{\sqrt{np_iq_i}} - \frac{\varepsilon\sqrt{n}}{\sqrt{p_iq_i}}\right| \geq 0\right\} = 2\Phi\left(-\frac{\varepsilon\sqrt{n}}{\sqrt{p_iq_i}}\right) \geq 2\Phi(-2\varepsilon\sqrt{n}), \quad (2.20)$$

де  $k_i$  – кількість подій, де значення  $i$ -ї ознаки розміщується у полі допусків  $\delta_{K,i}$ ;

$q_i = 1 - p_i$  – ймовірність, що значення  $i$ -ї ознаки не належить до поля допусків  $\delta_{K,i}$ ;

$\Phi(\dots)$  – функція Лапласа.

Для того, щоб визначити мінімальний об'єм репрезентативної навчальної матриці  $n_{\min}$ , потрібно знайти компроміс між точністю результату та швидкістю алгоритму. Для цього можна скористатися методом динамічного довірчого інтервального оцінювання [31], який полягає в побудові довірчого інтервалу після кожного з випробувань. Цей метод дозволяє оцінити ймовірність  $p_i$  знаходження  $i$ -ї ознаки в контрольному полі допусків з довірністю  $1 - Q$ :

$$P\left\{\frac{k_i}{n} - \varepsilon_Q \leq p_i \leq \frac{k_i}{n} + \varepsilon_Q\right\} = 1 - Q, \quad (2.21)$$

де  $Q$  – межа значущості (будь-яке додатне число наближене до нуля)

Розрахунок максимальної похибки  $\varepsilon_Q$  із заданим рівнем значущості  $Q$  виконується із співвідношення:



$$2\Phi(-2\varepsilon_Q\sqrt{n}) = Q. \quad (2.22)$$

Враховуючи властивості функції Лапласа  $\Phi(x) = 1 - \Phi(-x)$  вираз (2.22) набуває вигляду:

$$\Phi(2\varepsilon_Q\sqrt{n}) = 1 - \frac{Q}{2}. \quad (2.23)$$

Для того, щоб визначити мінімальний обсяг випробувань  $n_{min}$ , який забезпечить задану точність розв'язку і швидкість обчислення, потрібно визначити критерій зупинки випробувань. Критерій зупинки випробувань повинен бути таким, щоб мінімізувати похибку оцінки ймовірності і при цьому забезпечувати швидкість розв'язку.

Критерієм зупинки випробувань можна вважати те випробування, за якого поточний довірчий інтервал покривається заданим інтервалом  $[0,5 \pm \Delta]$ , де  $|\Delta| < 0,5$ . Для більшості практичних завдань значення  $\Delta$  визначається з інтервалу  $[0,3; 0,4]$ . Правий перетин цього інтервалу з однією з меж довірчого інтервалу задає випробування  $n_{min}$ , яке гарантує із ймовірністю  $1 - Q$ , що максимальна похибка  $\varepsilon_Q$  не перевищує значення функції  $\varepsilon_Q = f(n)$  при  $n = n_{min}$ . Треба створити довірчі інтервали для всіх  $N$  реалізацій і обрати  $n_{min}$  виходячи з умови:

$$n_{min} = \max_{\{i\}}(n_{min 1}, \dots, n_{min i}, \dots, n_{min N})$$

У практичному використанні для незалежних ознак розпізнавання можна обрати найменший обсяг випробувань  $n_{min}$  за довірчим інтервалом, що був побудований для будь-якої з ознак. Це значно знижує обчислювальну навантаженість алгоритму, оскільки ми обираємо обсяг випробувань за найбільш обмеженим довірчим інтервалом серед усіх ознак [31].

### 3 ІНФОРМАЦІЙНЕ, АЛГОРИТМІЧНЕ ТА ПРОГРАМНЕ ЗАБЕЗПЕЧЕННЯ СИСТЕМИ ОБ'ЄМНО-КАЛЕНДАРНОГО ПЛАНУВАННЯ ОРГАНІЗАЦІЙНО-ТЕХНОЛОГІЧНОГО КОМПЛЕКСУ

#### 3.1 Вхідний математичний опис автоматизованої системи календарного планування створено за архівними даними ТОВ «Вінницька Птахофабрика»

Під час проектування системи було розглянуто місячний об'ємно-календарний план (Додаток А). Алфавіт класів розпізнавання було сформовано із трьох класів:

- Клас розпізнавання  $X_1^0$  характеризує закриття всіх позицій по замовленням на місяць;
- Клас розпізнавання  $X_2^0$  характеризує наявність незакритих позицій що викликає незабезпеченість виконання замовлень для замовника з України;
- Клас розпізнавання  $X_3^0$  характеризує наявність незакритих позицій що викликає незабезпеченість виконання замовлень для замовника з ЄС.

Також, на основі плану замовлень, була сформована вхідна навчальна матриця  $||y_{m,i}^{(j)}||$   $m = \overline{1, M}, i = \overline{1, N}, j = \overline{1, n}$ , робоча бінарна навчальна матриця  $||x_{m,i}^{(j)}||$ , що під час машинного навчання поступово підлаштовується до максимальної повної ймовірності прийняття правильних класифікаційних рішень, нормоване поле допусків, яке визначає область значень параметра  $\delta$  поля контрольних допусків та рівень селекції  $\rho_m$  координат усередненого двійкового векторуреалізації класу розпізнавання  $X_m^0$ , який є рівнем квантування реалізацій вхідної навчальної матриці, що за замовчуванням приймається  $\rho_m = 0,5$ .

### 3.2 Функціональна категорійна модель класифікаційного прогнозування

На рисунку 3.1 зображена модель, яка відображає взаємозв'язки між множинами, що використовуються в процесі інформаційно-екстремального машинного навчання системи розпізнавання за базовим алгоритмом [31].

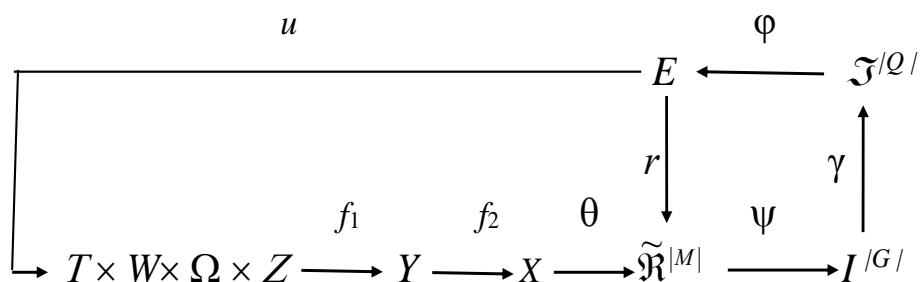


Рисунок 3.1 – Функціональна категорійна модель базового алгоритму інформаційно-екстремального машинного навчання інтелектуальної системи

Джерелом інформації є декартовий добуток, що задає універсум випробувань:

$$I = T \times W \times \Omega \times Z,$$

де  $T$  – множина моментів часу зчитування інформації;

$W$  – простір факторів, які впливають на об'єкт дослідження;

$\Omega$  – простір ознак розпізнавання;

$Z$  – алфавіт класів розпізнавання.

В процесі інформаційно-екстремального машинного навчання оператор  $f_1$  з джерела інформації отримує вхідну матрицю  $Y$  типу «об'єкт-властивість», що перетворюється оператором  $f_2$  в робочу бінарну навчальну матрицю  $X$  в Хеммінговому просторі ознак розпізнавання. Оператор  $\theta$  перетворює матрицю  $X$  з векторами ознак у відповідні нечіткі множини простору ознак  $\tilde{\mathcal{R}}^{|M|}$ , розбиті

на  $M$  класів розпізнавання. Іншими словами, оператор призначений для того, щоб надати кожному вектору ознак конкретну приналежність до певного класу розпізнавання, використовуючи нечіткі множини. Оператор класифікації, позначений як  $\psi$ , має на меті перевірити гіпотезу про те, до якого нечіткого класу розпізнавання  $X_m^o$  належать структуровані вектори ознак  $\{x_m^{(j)} | j = \overline{1, n}\}$ . Це здійснюється шляхом перевірки основної статистичної гіпотези і формування множини гіпотез  $I^{|G|}$ , де  $G$  – кількість статистичних гіпотез. Оператор  $\gamma$  оцінює точнісні характеристики системи розпізнавання шляхом оцінки статистичних гіпотез, в результаті цього формується множина точнісних характеристик  $\mathfrak{Z}^{|Q|}$ , де  $Q = G^2$  – кількість точнісних характеристик. Кількість точнісних характеристик в множині залежить від кількості статистичних гіпотез. Оператор  $\varphi: \mathfrak{Z}^{|Q|} \rightarrow E$  обчислює множину значень інформаційного критерію на кожному кроці машинного навчання. Цей інформаційний критерій є функціоналом точнісних характеристик, які були сформовані раніше. Контур оптимізації геометричних параметрів контейнерів класів розпізнавання відновлює геометричні параметри контейнерів на кожному кроці машинного навчання. Контейнери класів розпізнавання відновлюються в радіальному базисі ознак розпізнавання. Оператор замикання  $r: E \rightarrow \tilde{\mathfrak{R}}^{|M|}$  використовується для максимізації ефективності машинного навчання шляхом оптимізації геометричних параметрів контейнерів. Оператор  $u: E \rightarrow T \times W \times \Omega \times Z$  регламентує процес машинного навчання [31].

Оцінювання функціональної ефективності інформаційно-екстремального машинного навчання відбувається шляхом проведення тестування системи розпізнавання в режимі екзамену. Алгоритм цього режиму аналогічний алгоритму робочого режиму функціонування системи. Під час тестування системи розпізнавання використовуються дані, які не використовувалися для навчання. Система повинна провести класифікацію за відповідною задачею. У рамках ІЕІ-технології функціональну категорійну модель функціонування

системи в режимі екзамену можна представити у вигляді орієнтованого графа відображень множин, який показано на рисунку 3.2 [31].

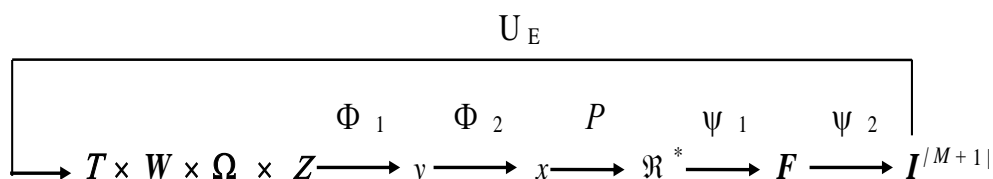


Рисунок 3.2 – Функціональна категорійна модель функціонування системи розпізнавання в режимі екзамену

У категорійній моделі (рис. 3.2) оператор  $\Phi_1$  створює вектор ознак для класу, який буде розпізнаватись, і цей вектор структурно аналогічний вектору з навчальної матриці. Оператор  $\Phi_2$  за отриманими на етапі машинного навчання оптимальними контрольними допусками формує реалізацію  $x$ , а оператор  $P$  відображає її на побудоване на етапі машинного навчання оптимальне чітке розбиття  $\mathfrak{R}^*$  класів розпізнавання. Оператор  $\Psi_1$  на кожному етапі розпізнавання обчислює значення вирішальних правил, які були побудовані на етапі машинного навчання. За допомогою цих значень формується терм-множина  $F$ , яка визначає кількість імовірних класів, до яких може належати розпізнавана реалізація. Оператор  $\Psi_2$  виконує класифікацію реалізації  $x$  за заданою множиною можливих класів  $\{X_m^o\}$ , вибираючи клас з максимальним значенням вирішального правила. До множини гіпотез  $I^{|\mathcal{M}+1|}$  додається додаткова гіпотеза  $\gamma_{\mathcal{M}+1}$ , яка характеризує некласифіковане рішення, тобто реалізація, яка розпізнається, не належить до жодного класу визначеного алфавіту. Оператор  $U_E$  відповідає за організацію та проведення екзамену [31].

При реалізації базового алгоритму машинного навчання не завжди можна гарантувати високу точність розпізнавання зображень, оскільки початкові контрольні допуски на ознаки розпізнавання зазвичай не є найоптимальнішими.

Це означає, що система потребує збільшення глибини машинного навчання, а для цього необхідна оптимізація системи контрольних допусків. Ця оптимізація впливає на геометричні параметри контейнерів класів розпізнавання, а також на точність класифікаційних рішень.

Рисунок 3.3 ілюструє структуру інформаційно-екстремальної моделі машинного навчання системи розпізнавання, яка включає оптимізацію системи контрольних допусків на ознаки розпізнавання. [31].

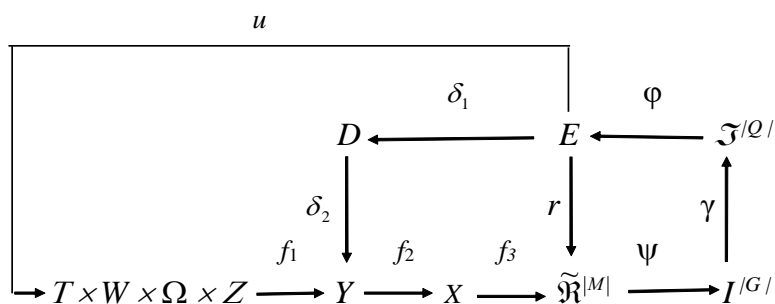


Рисунок 3.3 – Функціональна категорійна модель інформаційно-екстремального машинного навчання з оптимізацією контрольних допусків

Категорійна модель (рис. 3.3) відрізняється від моделі, показаної на рисунку 3.1, наявністю додаткового контуру оптимізації контрольних допусків на ознаки розпізнавання, який замикається через терм-множину  $D$  допустимих значень системи контрольних допусків. Водночас оператор  $\delta_1$  на кожному кроці машинного навчання змінює контрольне поле допусків, а оператор  $\delta_2$  оцінює залежність ознак розпізнавання заданому контрольному полю допусків.

Категорійна модель, що розглядається, включає в себе додатковий контур операторів оптимізації контрольних допусків на ознаки розпізнавання. (рис.3.4).

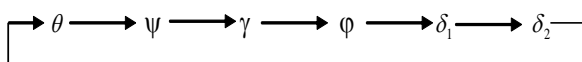


Рисунок 3.4 – Контур операторів оптимізації контрольних допусків на ознаки розпізнавання

Існують три основні схеми оптимізації контрольних допусків на ознаки розпізнавання: паралельна, послідовна та за зведеним полем допусків. При паралельній оптимізації контрольні допуски оптимізуються одночасно для всіх ознак. При послідовній оптимізації контрольні допуски оптимізуються послідовно для кожної ознаки розпізнавання за фіксованих значень інших ознак. Алгоритм оптимізації за зведеним полем допусків доцільно використовувати як послідовно-паралельний алгоритм, за наявності різних шкал вимірювання для окремих груп ознак розпізнавання.

Паралельний алгоритм оптимізації СКД має швидку реалізацію, але не дає точного значення глобального максимуму КФЕ в робочій області. Отримані екстремальні значення параметрів ІС за допомогою паралельного алгоритму є лише квазіоптимальними. З іншого боку, алгоритми послідовної оптимізації СКД дозволяють знаходити точні значення глобального максимуму, але працюють повільно. Щоб поєднати переваги цих алгоритмів, оптимізацію СКД можна виконувати паралельно-послідовним алгоритмом. При цьому паралельний алгоритм допомагає знайти стартові контрольні допуски, які є вхідними для послідовного алгоритму. Це дозволяє знизити час роботи послідовного алгоритму, оскільки стартові квазіоптимальні контрольні допуски вже знаходяться в робочій області визначення функції КФЕ. У роботі детально розглянемо паралельний алгоритм оптимізації СКД.

Паралельний алгоритм оптимізує параметри контейнерів класів розпізнавання шляхом ітераційної процедури, в якій одночасно визначаються оптимальні контрольні допуски для всіх ознак базового класу  $X_1^0$ . Вхідні дані для цього алгоритму такі ж, як і для послідовного, але область значень параметра  $\delta$  визначається як інтервал  $[1; \delta_H/2]$ , де  $\delta_H$  - це ширина нормованого поля допусків.

Кроки реалізації паралельного алгоритму [31]:

1. Обнулюється лічильник кроків зміни параметра  $\delta$ :  $l = 0$ .

2. Запуск лічильника:  $l := l + 1$ , с подальшим обчисленням нижніх та верхніх контрольних допусків для всіх ознак  $\{A_{HK,i}[l] := y_{1,i} - \delta[l]\}$  і  $\{A_{BK,i}[l] := y_{1,i} + \delta[l]\}$ ,  $i = \overline{1, N}$ , де  $y_{1,i}$  – вибіркове середнє значення  $i$ -ї ознаки для векторів-реалізацій базового класу  $X_1^0$ .

3. Реалізується базовий алгоритм навчання.

4. Якщо  $E_1^*[l] \geq E_1^*[l - 1]$ , то виконується пункт 5, інакше – пункт 6.

5. Якщо  $\delta \leq \delta_H/2$ , то виконується пункт 2, інакше – пункт 6.

6.  $\{A_{HK,i}^* := A_{HK,i}[l - 1]\}$ ;  $\{A_{BK,i}^* := A_{BK,i}[l - 1]\}$ ,  $i = \overline{1, N}$ ;  $E_1^* = E_1^*[l - 1]$  і «зупин».

### 3.3 Алгоритм класифікаційного прогнозування

Базовий алгоритм інформаційно-екстремального машинного навчання створюється в межах внутрішнього структурованого циклу ітераційної процедури машинного навчання.

Алгоритм машинного навчання представляє собою дійсний тривимірний масив, який містить реалізації класів розпізнавання  $\{y_{m,i}^{(j)} | m = \overline{1, M}; i = \overline{1, N}; j = \overline{1, n}\}$ . Цей масив містить значення параметрів поля контрольних допусків  $\delta$  на ознаки розпізнавання та рівні квантування координат усереднених двійкових векторів реалізацій. Значення параметра  $\{\rho_m\}$  для всіх класів розпізнавання дорівнює 0,5.

У цьому контексті базовим класом є клас  $X_1^0$  який відповідає за нормальний стан інформаційної системи. Саме він визначає систему контрольних допусків, яка використовується для оцінки відхилень від нормального стану.

Послідовність кроків, які виконуються в процесі алгоритму машинного навчання системи об'ємно-календарного планування [31]:

1. Обчислення еталонної реалізації  $\{y_{1,i} | i = \overline{1, N}\}$  для навчальної матриці класу  $X_1^0$  та задання стартового параметру  $\delta$ ;

2. Формування масиву  $\{x_{1,i}^{(j)}\}$  двійкових векторів-ознак класу  $X_1^0$  за правилом



$$x_i^{(j)} = \begin{cases} 1, & \text{if } y_{1,i} - \delta \leq y_{1,i}^{(j)} \leq y_{1,i} + \delta, \\ 0, & \text{if else} \end{cases}$$

3. Формується масив усереднених двійкових векторів-реалізацій  $\{x_{m,i} | m = \overline{1, M}, i = \overline{1, N}\}$ . Їх складові визначаються за умовою

$$x_{m,i} = \begin{cases} 1, & \text{if } \frac{1}{N} \sum_{j=1}^n x_{m,i}^{(j)} > \rho_m; \\ 0, & \text{if else,} \end{cases}$$

де  $\rho_m$  – рівень селекції координат двійкового вектора  $x_m \in X_m^0$ ;

4. Множини еталонних векторів ознак розподіляються на пари найближчих «сусідів»:  $\mathfrak{R}_m^{|2|} \leq x_m, x_l >$ , де  $x_l$  – еталонний вектор ознак класу-сусіда  $X_1^0$ , за такими кроками:

- a) Проводиться структурування множини усереднених векторів, починаючи з вектора базового класу  $x_1$ ;
- b) Будується матриця розмірності  $M \times M$  кодових відстаней між усередненими векторами ознак усіх класів розпізнавання;
- c) Обчислення мінімального елемента для кожного рядка матриці кодових відстаней, що відповідає стовпчику вектора. Якщо виявиться декілька однакових мінімальних елементів, то вибирається будь-який із них, оскільки вони є рівноправними.

5. Формування структурованої множини елементів попарного розбиття  $\mathfrak{R}_m^{|2|} | m = \overline{1, M}$ , яка задає план навчання;

6. Оптимізується кодова відстань  $d_m$  при  $E_m(0) = 0$ ;

7. Алгоритм зупиняє свою роботу, коли досягнуто максимальне значення інформаційного критерію, який визначає оптимальні параметри машинного навчання в певній робочій області. Це означає, що параметри навчання більше не можуть бути покращені, і алгоритм закінчує свою роботу.

Отже, головною функція базового алгоритму машинного полягає у визначенні інформаційного критерію на кожному етапі навчання та організації пошуку його глобального максимуму в робочій області, визначення функції критерію з метою обчислення оптимальних параметрів (кодових відстаней  $\{d_m^*\}$ , усереднених векторів-реалізацій  $\{x_m^*\}$  для заданого алфавіту  $\{X_m^0\}$  ) За допомогою цих параметрів простір ознак розбивається на класи розпізнавання.

### 3.4 Короткий опис програми

При виконанні роботи було створено алгоритм для системи об'ємно-календарного планування у режимі навчання. Цей алгоритм було реалізовано за допомогою спеціального пакету програм, який призначений для розв'язання різноманітних задач технічних обчислень - MATLAB. Пакет MATLAB є програмним забезпеченням для вирішення різних наукових та прикладних задач в різних областях, таких як моделювання об'єктів, проектування систем управління, розробка комунікаційних систем, обробка сигналів і зображень, вимірювання сигналів, тестування та ін. MATLAB має високорівневу мову програмування, що дозволяє працювати з матрицями структур даних та має інтегроване середовище розробки, інтерфейси до програм та об'єктно-орієнтовані можливості, що робить його потужним інструментом для вирішення складних технічних задач. Для побудови графіків за результатами розрахунків у MATLAB було використано табличний процесор Microsoft Office Excel.

Основні змінні, що були використані під час проектування системи календарного планування у режимі навчання наведені у таблиці 3.1.

Таблиця 3.1 – Змінні, що були використані під час проектування системи

Змінна	Опис
Y	Вхідний математичний опис
m	Кількість реалізацій класів розпізнавання
n	Кількість ознак класів розпізнавання

Продовження таблиці 3.1

Змінна	Опис
k	Кількість класів
deltaMax	Максимальне значення параметра поля контрольних допусків на ознаку розпізнавання
optiE	Оптимальне значення параметра поля контрольних допусків на ознаку розпізнавання
binM	Робоча бінарна матриця
VDK	Значення верхнього контрольного допуску
NDK	Значення нижнього контрольного допуску
x	Усереднений вектор реалізацій
binMNear	Найближча сусідня бінарна матриця для класу розпізнавання
dc	Міжцентрові відстані від еталонного вектора до найближчого сусіднього класу розпізнавання
sk	Масив кодівих відстаней від геометричних центрів контейнерів класів до їх реалізацій
E	Значення критерію функціональної ефективності за мірою Кульбака.
S	Значення критерію функціональної ефективності за мірою Шеннона.
opti_rE	Значення оптимальних радіусів контейнерів за мірою Кульбака
opti_rS	Значення оптимальних радіусів контейнерів за мірою Шеннона
space	Робоча область

Для реалізації системи календарного планування, що навчається було розроблено наступні функції, що наведені у таблиці 3.2.

Таблиця 3.2 – Функції системи у режимі навчання

Назва	Опис
KRM.m	Головна функція програми
binaryMatrix.m	Бінаризація вхідної навчальної матриці
nearest.m	Пошук найближчого сусіда для класу розпізнавання
normalization_data.m	Нормалізація вхідних даних
optKulbak.m	Розрахунок оптимальних радіусів контейнерів за мірою Кульбака
optShennon.m	Розрахунок оптимальних радіусів контейнерів за мірою Шеннона
parOpt.m	Алгоритм паралельної оптимізації контрольних допусків на ознаки розпізнавання
referenceVector.m	Розрахунок усереднених векторів реалізацій
sk.m	Розрахунок масиву кодових відстаней

Також для формування математичного опису було використано .txt файли, які містять вхідні навчальні матриці. Програмний код системи наведено у Додатку Б.

### 3.5 Результати комп'ютерного моделювання

Базовим класом будемо вважати  $X_1^0$ . Для отримання оптимальних результатів роботи системи об'ємно-календарного планування, було реалізовано алгоритм навчання системи з паралельною оптимізацією системи контрольних допусків. Значення рівня селекції становить 0,5 для всіх класів ознак. Ознаки розпізнавання були нормалізовані у проміжку [1; 40], тому для отримання системи контрольних допусків будемо змінювати параметр  $\delta$  з кроком 1 на цьому проміжку. Результати паралельної оптимізації представлено на рис.3.5.

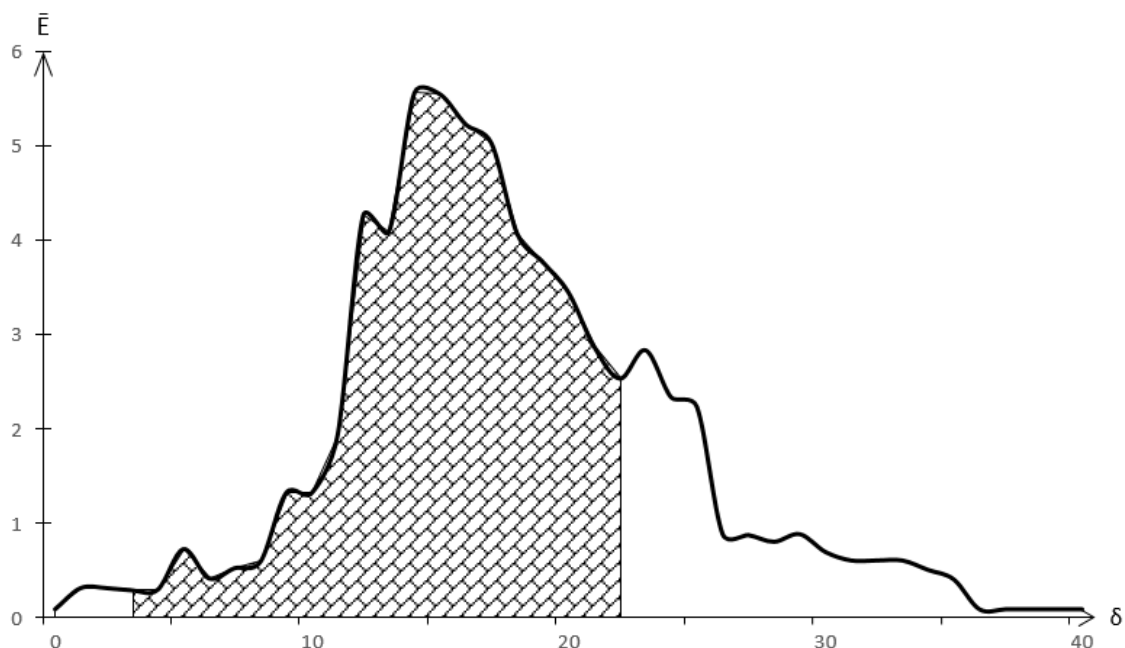
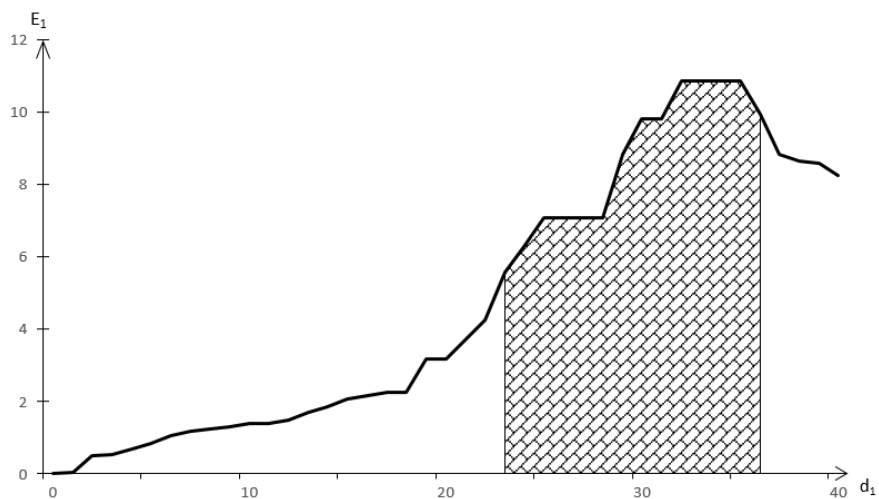


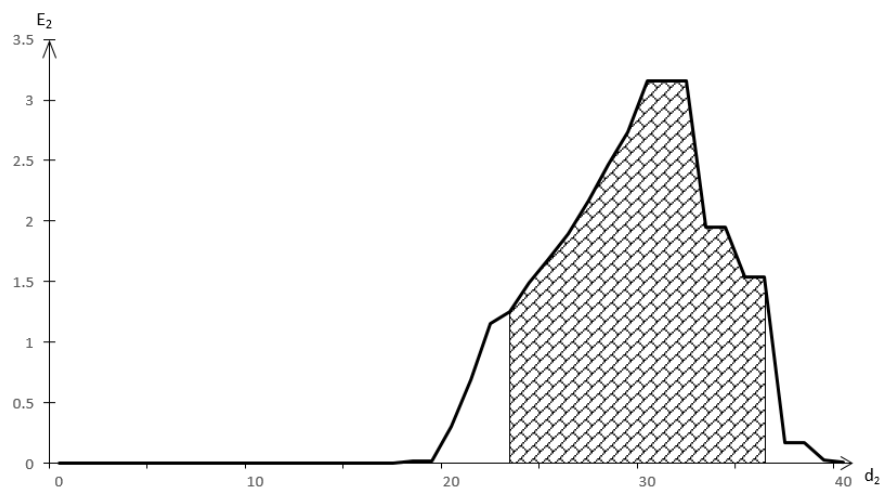
Рисунок 3.5 – Графік залежності усередненого критерію функціональної ефективності від ширини поля допусків

З рис. 3.5 можна встановити, що максимальне значення усередненого критерію функціональної ефективності від ширини поля допусків становить 5.562525 та було досягнуто на кроці 15. Для подальшого навчання системи, оптимальне значення параметру  $\delta$  будемо вважати 15.

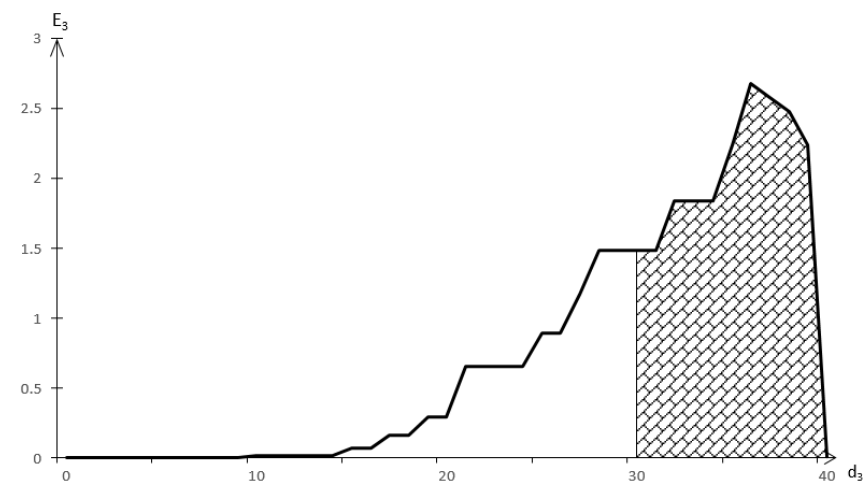
Під час навчання системи було визначено оптимальні значення радіусів:  $d_1 = 32$ ,  $d_2 = 30$ ,  $d_3 = 36$ , за інформаційною мірою Кульбака максимальні значення КФЕ для кожного класу становлять:  $E_1 = 10.8522177$ ,  $E_2 = 3.1589533$ ,  $E_3 = 2.676404$ , значення найбільшого усередненого КФЕ становить  $\bar{E} = 5.5625249$ . Результати представлені на рис.3.6.



а



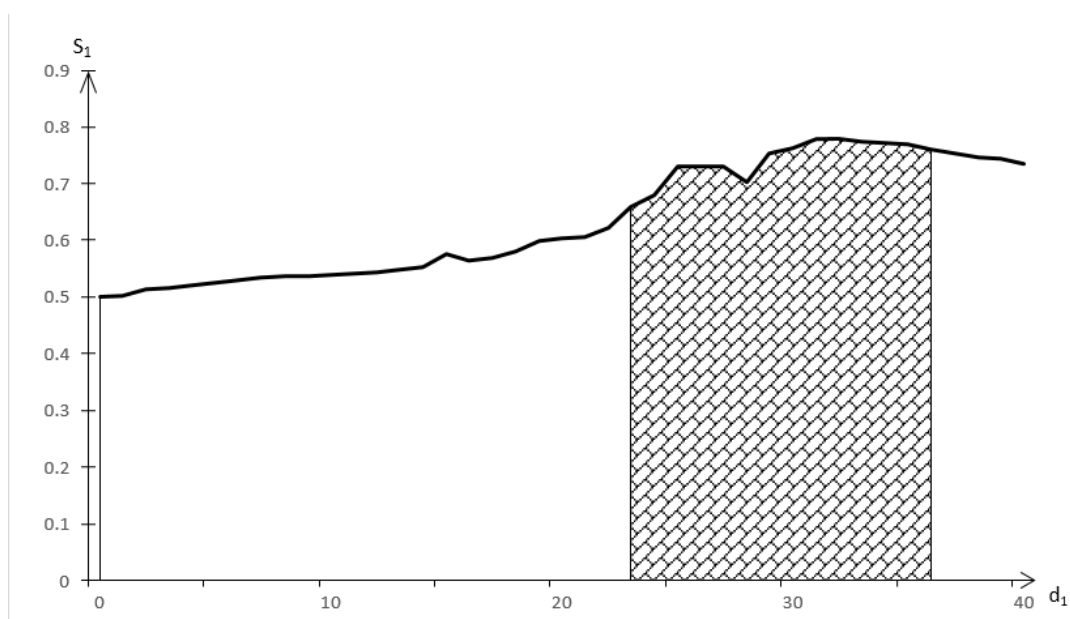
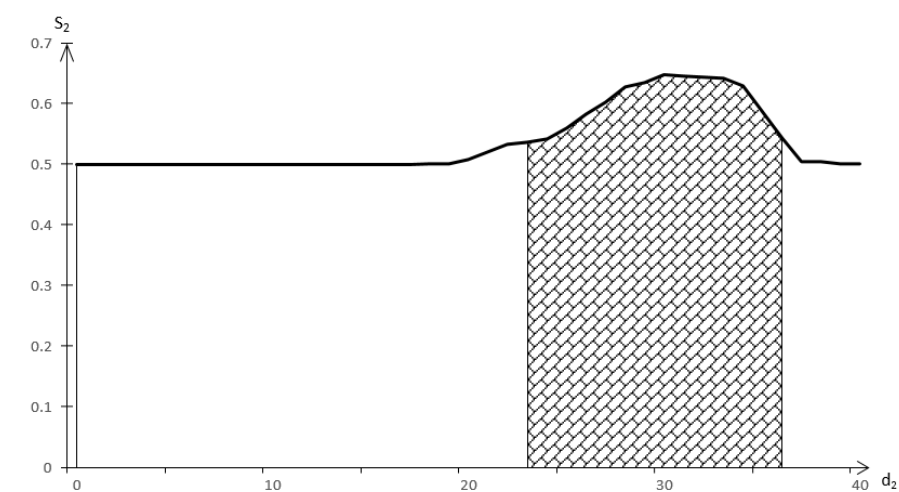
б

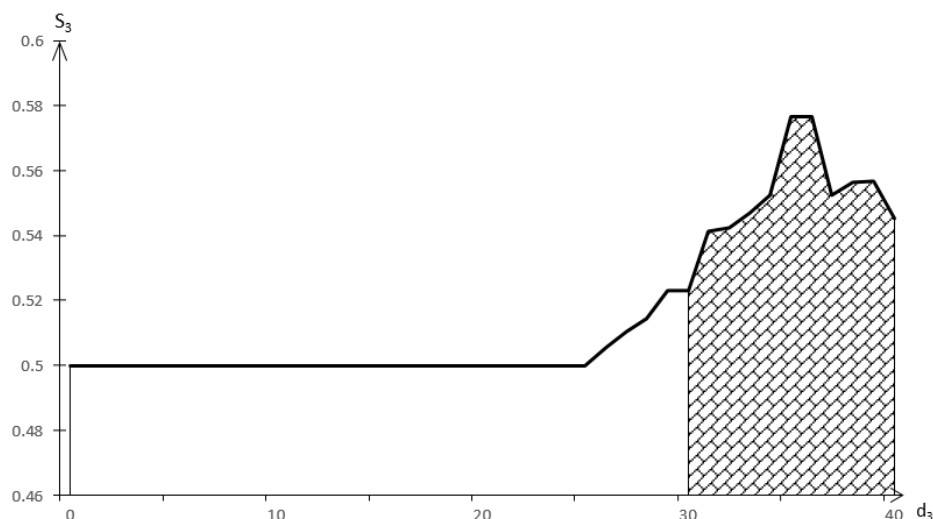


в

Рисунок 3.6 – Графіки залежності критерію функціональної ефективності від радіусів центрів за мірою Кульбака: а – клас  $X_1^0$ , б – клас  $X_2^0$ , в – клас  $X_3^0$

За ентропійною мірою Шеннона значення радіусів класів мають ті ж самі значення, що і за інформаційною мірою Кульбака, а максимальні значення КФЕ за критерієм Шеннона для кожного класу становлять:  $S_1 = 0.780028$ ,  $S_2 = 0.647399$ ,  $S_3 = 0.576469$ , значення найбільшого усередненого КФЕ становить  $\bar{S} = 0.667966$ . Результати представлені на рис.3.7.

*a**б*



б

Рисунок 3.7 – Графіки залежності критерію функціональної ефективності від радіусів центрів за мірою Шеннона: а – клас  $X_1^0$ , б – клас  $X_2^0$ , в – клас  $X_3^0$

За результатами навчання було встановлено, що при оптимальному значенні параметру  $\delta = 15$  та розрахованої на основі цього параметру системи контрольних допусків отримали наступні результати: радіуси контейнерів класів розпізнавання за мірами Шеннона та Кульбака збігаються і становлять  $d_1 = 32$ ,  $d_2 = 30$ ,  $d_3 = 36$ , максимальні значення критеріїв становлять  $E_1 = 10.8522177$ ,  $E_2 = 3.1589533$ ,  $E_3 = 2.676404$  за критерієм Кульбака та  $S_1 = 0.780028$ ,  $S_2 = 0.647399$ ,  $S_3 = 0.576469$  за критерієм Шеннона.



## ВИСНОВКИ

1. Проаналізовано сучасний стан та тенденції розвитку систем об'ємно-календарного планування у різних галузях виробництва, виявлено недоліки існуючих систем, що полягають у неоптимальності результатів роботи таких систем через відсутність інтелектуальної складової та використання в більшій частині комбінаторики задля створення плану виробництва.

2. Обрано як метод дослідження сучасну інформаційно-екстремальну інтелектуальну технологію аналізу даних для проектування системи календарного планування виробництва на організаційно-технологічному комплексі. Перевага обраної інформаційної технології на відміну від нейроподібних структур полягає у тому, що вона розробляється у рамках функціонального підходу до моделювання когнітивних процесів природнього інтелекту при формуванні та прийнятті класифікаційних рішень. У результаті система набуває властивості адаптації до довільних початкових умов формування навчальної матриці та гнучкості при перенавчанні через збільшення кількості класів розпізнавання.

3. Згідно з формалізованою постановкою задачі дослідження розроблено та програмно реалізовано у середовищі прикладних програм для розв'язання задач технічних обчислень – MATLAB алгоритм інформаційно-екстремального машинного навчання системи об'ємно-календарного планування з паралельною оптимізацією контрольних допусків.

4. За результатами комп'ютерного моделювання підтверджено високу достовірність і оперативність прийняття класифікаційних рішень.

## СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ

1. Williams J. Marketing Management in practice: CIM coursebook 05/06 / Williams J. CIMA Publishing, 2005. 56 p.
2. LEE J. Machine performance monitoring and proactive maintenance in computer-integrated manufacturing. Arlington, VA. 2007. 87 p.
3. Mohamed A. K. Automation and computer integrated manufacturing in food processing industry. School of manufactring and machanical engineering. Dublin city University, 2003. 19 p.
4. Kusiak A. Leading scholars in Production Research for the 55th volume anniversary of IJPR smart manufacturing. International Journal of production research. 2018. Vol. 56, Issue 1-2. P. 508-517.
5. Ghobakhloo M. Determinants of information and digital technology implementation for smart manufacturing . International Journal of production research. 2020. Vol. 58, Issue 8. P. 2384-2405.
6. Frank. Alejandro German, Lucas Santos Dalenogare, Nestor Fabian Ayala. Industry 4.0 technologies: implementation patterns in manufacturing companies. International Journal of production economics. 2019. 210 (January). P. 15–26.
7. Rojko A. Industry 4.0 concept: background and overview . International Journal of Interactive Mobile Technologies, 2017. P. 5-11.
8. Павленко П.М., Яблочников Є.І., Буренніков Ю.А., Козлов Л.Г. Автоматизація технічної підготовки виробництва : навчальний посібник ; ВНТУ. Вінниця, 2006. 114 с.
9. Вовна О.В., Лактіонов І.С., Лебедев В.А. Комп'ютерно-інтегрований моніторинг та керування в промислових теплицях : поточні результати і перспективи досліджень : монографія ; ДВНЗ «ДонНТУ». Покровськ, 2020. 255 с.
10. Ляшок Я.О., Вовна О.В., Подкопаєв С.В. Підвищення безпеки робіт у вугільній галузі шляхом удосконалення систем аерогазового контролю

- шахтної атмосфери : монографія ; ДВНЗ «ДОННТУ». Покровськ, 2018. 358с.
11. Вишневський В.П. Національна модель неоіндустріального розвитку України : монографія ; НАН України інститут економіки промисловості. Київ, 2016. 519с.
  12. Курносів, В.Г., Силаєв В.І. Наукові основи автоматизації у вугільній промисловості: досвід та перспективи розвитку: монографія ; Вебер. Донецьк, 2009. 422с.
  13. Li Qing, Qianlin Tang, Iotong Chan, Hailong Wei, Yudi Pu, Hongzhen Jiang, Jun Li, Jian Zhou. Smart manufacturing standardization: architectures, reference models and standards framework. *Computers in Industry* 101, 2018. P. 91–106.
  14. Afanasev Maxim, Fedosov Yuri, Krylova Anastasiya, Shorokhov Sergey. Modular industrial equipment in cyber-physical production system: architecture and integration. *Conference of open innovation association. FRUCT*, 2018. P. 3–9.
  15. Ahmadi Ahmadzai, Maisam Moradi, Chantal Cherifi, Vincent Cheutet, Yacine Ouzrout . Wireless connectivity of CPS for smart manufacturing: a survey. In *SKIMA 18 iInternational conference on software, knowledge, intelligent management and applications*, 2019. P. 1–8.
  16. Carrez Francois, Meissner Unis, Andreas Nettsträter, Fhg Iml, Julinda Stefa, C S D Suni, Alexander Salinas, Universita Sapienza. Internet of things – architecture IoT - a final architectural reference model for the IoT. 2013. Vol.3, No. 257521. 499 p.
  17. Carvalho Nubia, Omar Chaim, Edson Cazarini, Mateus Gerolamo. Manufacturing in the fourth industrial revolution: a positive prospect in sustainable manufacturing. *Procedia Manufacturing* 21, 2018. P. 671–780.
  18. Акіменко В. В., Загородній Ю. В. Проектування СППР на основі нечіткої логіки : навчально-методичний посібник ; КНУ, Київ, 2007. 9 С.

19. Кременецький Г. М. Використання ПЛІС для побудови кластерних нейронних мереж. Проблеми інформатизації та управління, *Наука і техніка*. 2009. 3(27). С. 79–84.
20. David A. Forsyth, Jean Ponce Computer vision: a modern approach. «Williams», 2004. 930 p.
21. Джордж Стокман, Линда Шапиро Computer Vision / М. Бином; Лабораторія знань, 2006. 752 с.
22. K. S. Fu. Syntactic pattern recognition and applications // Prentice Hall, Englewood Cliffs. New Jersey, 1982.
23. K. Economou and D. Lymberopoulos. A new perspective in learning pattern generation for teaching neural networks. Neural Networks, 1999. Vol. 12, Issue 4-5. P. 767-775.
24. Kamarthi S.V., Pittner S. Accelerating neural network training using weight extrapolation. Neural networks, 9, 1999. P. 1270-1289.
25. Васильєв В. І. Розпізнавальні системи: довідник ; 2-ге вид., перероб. і допов. Наукова думка. Київ, 1983. 422 с.
26. Васильєв В. І., Шевченко А. М. Формування та впізнання образів ; ДонДУ. Донецьк, 2000. 360 с.
27. Тейлор В. К. Самонастроювальні пристрої управління, що використовують розпізнавання образів ; Наука, 1965. С. 36-40.
28. Duda R. O., Hart P. E., Stock D. G. Pattern Classification? Second ed. John Wiley & Sons. New York, 2000. 425 p.
29. Wang L., He D. Texture classificatoion using texture spectrum . Pattern recognition. 1990. Vol.23. No 8. P. 905-910.
30. Краснопоясовський А.С. Інформаційний синтез інтелектуальних систем керування: підхід, що ґрунтується на методі функціонально статистичних випробувань ; Видавництво СумДУ. Суми, 2004. 261 с.
31. Довбиш А.С. Основи проектування інтелектуальних систем : навчальний посібник ; Видавництво СумДУ. Суми, 2009. 171 с.

32. Довбиш А.С. Інтелектуальні інформаційні технології в електронному навчанні / А.С. Довбиш, А.В. Васильєв, В.О. Любчак ; Видавництво СумДУ. Суми, 2013. 177 с.

## ДОДАТОК А

## План виробництва

Позначення	Назва	Контрагент	План продажу	План виробництва	Відхилення
1049	Гомілка кур-бр зам (фас пакет 2,5 кг, ТМ Qualiko)	ЄС	180	180	0
1050	Стегно кур-бр зам (фас пакет 2,5 кг, ТМ Qualiko)	ЄС	50	50	0
1286	Тушка кур-бр 1 сорт зам (фас пакет 1,2 кг, ТМ Qualiko)	ЄС	100	100	0
137	Філе кур-бр, н/ф охол (нефас 20кг)	Україна	181.874	181.874	0
1428	Філе кур-бр, н/ф охол (фас вак ~4 кг)	Україна	105.676	83.62596	-22.05
1429	Філе кур-бр, н/ф охол (фас вак ~9кг)	Україна	297.279	0	-297.279
147	Крило кур-бр, н/ф охол (нефас 20 кг)	Україна	82.183	82.183	0
1519	Філе мале кур-бр, н/ф охол (нефас 20кг)	Україна	115.156	115.156	0
152	Гомілка кур-бр, н/ф охол (нефас 20кг)	Україна	171.966	171.966	0
1526	Крило кур-бр, н/ф охол (фас вак ~9кг)	Україна	104.428	104.428	0
1527	Крило кур-бр, н/ф охол (фас вак ~4кг)	Україна	71.082	71.082	0
157	Стегно кур-бр, н/ф охол (нефас 20кг)	Україна	98.34	98.34	0
182	Печінка кур-бр охол (нефас 10 кг)	Україна	21.626	21.626	0
193	Печінка кур-бр зам (нефас блок ~15кг)	Україна	5.835	5.835	0
197	Серце кур-бр охол (нефас 10кг)	Україна	1.003	1.003	0
198	Серце кур-бр зам (нефас блок 10 кг)	Україна	1.537	1.537	0
201	Тушка кур-бр, н/ф охол (нефас 20кг)	Україна	520.619	520.619	0
212	Шлунок м'язовий кур-бр охол (нефас 10 кг)	Україна	1.671	1.671	0
213	Шлунок м'язовий кур-бр зам (нефас блок 10 кг)	Україна	5.117	5.117	0
216	Тушка кур-бр 1 сорт зам (фас пакет 1,3 кг, ТМ Qualiko)	ЄС	100	100	0
251	Крило кур-бр зам (нефас IQF 14 кг)	ЄС	500	500	0
253	Гомілка кур-бр зам (нефас IQF 14 кг)	ЄС	200	200	0
254	Стегно кур-бр зам (нефас IQF 14 кг)	ЄС	50	50	0
255	Четверт задня кур-бр зам (нефас IQF 14 кг)	ЄС	700	700	0
259	Печінка кур-бр охол (фас вак ~4 кг)	Україна	253.551	253.551	0
265	Серце кур-бр охол (фас вак ~4 кг)	Україна	81.699	78.128121	-3.571
266	Шлунок м'язовий кур-бр охол (фас вак ~4 кг)	Україна	118.723	118.723	0
272	Шия кур-бр охол (нефас 10 кг)	Україна	222	222	0
273	Шия кур-бр зам (нефас блок 10 кг)	Україна	207.311	207.311	0

Продовження таблиці

294	Шкіра кур-бр зам (нефас блок 14кг)	Україна	165	165	0
317	Шкіра кур-бр охол (нефас 10кг)	Україна	114.4	114.4	0
3487	Гомілка кур-бр, н/ф охол (фас вак ~4кг)	Україна	57.801	57.801	0
3488	Гомілка кур-бр, н/ф охол (фас вак ~9кг)	Україна	224.799	224.799	0
349	ММО кур зам (ТУУ, нефас блок 15кг)	Україна	2775	2135.739334	-639.261
378	М'ясо (філе куск) кур-бр, н/ф зам (нефас блок 10кг)	Україна	205.586	205.586	0
396	Субпрод кур-бр для промпереробки зам (нефас блок 15 кг)	Україна	182.2	182.2	0
4030	Нижня част спинки кур-бр, н/ф охол (нефас 20кг)	Україна	42.909	42.909	0
4038	Нижня част спинки кур-бр, н/ф охол (фас вак ~9кг)	Україна	107.069	107.069	0
404	Каркас передньої част кур-бр, н/ф охол (нефас 15 кг)	Україна	18.848	18.848	0
411	Тушка кур-бр для розроб, н/ф охол (нефас 20кг)	Україна	47.506	47.506	0
516	Філе кур-бр, н/ф кулін зам (фас пакет 2,5кг)	Україна	153.755	153.755	0
516М	Філе кур-бр, н/ф кулін зам (фас пакет 2,5 кг, М)	Україна	48.455	48.455	0
521	М'ясо (філе куск) кур-бр, н/ф охол (нефас 20кг)	Україна	8.5	8.5	0
529	Філе кур-бр, н/ф кулін зам (нефас IQF 14 кг)	Україна	56.094	56.094	0
530	Стегно кур-бр, н/ф кулін зам (нефас IQF 14 кг)	Україна	22.475	22.475	0
531	Гомілка кур-бр, н/ф кулін зам (нефас IQF 14 кг)	Україна	23.764	23.764	0
532	Крило кур-бр з доданою водою, н/ф кулін зам (нефас IQF 14 кг)	Україна	1.527	1.527	0
532М	Крило кур-бр, н/ф кулін зам (нефас IQF 14 кг, М)	Україна	3.38	3.38	0
537	Філе велике кур-бр охол (нефас 20кг)	Україна	155.193	155.193	0
538	Філе мале (inner fillet) кур-бр зам (нефас IQF 14 кг)	ЄС	150	150	0
538М	Філе мале (inner fillet) кур-бр зам (нефас IQF 14 кг, М)	ЄС	60	60	0
6659	Гомілка кур-бр зам (фас СЕС 0,9 кг, ТМ Qualiko, MD)	ЄС	19	19	0
6672	Стегно з част спинки кур-бр, н/ф кулін зам (фас пакет 2,5 кг, ТМ Ukrainian Chicken)	Україна	49.648	49.648	0

Продовження таблиці

6697	Четверт задня кур-бр, н/ф охол (фас вак ~4 кг)	Україна	60.305	60.305	0
6731	Кисть крила кур-бр охол (фас СЕС вел. уп., ТМ Вінницькі курчата)	Україна	14.371	14.371001	0
6732	Нижня част спинки кур-бр, н/ф охол (фас СЕС вел уп, ТМ Вінницькі курчата)	Україна	0.999	0.999	0
6734	Шия кур-бр охол (фас СЕС, вел уп ТМ Вінницькі курчата)	Україна	6.851	0	-6.851
6741	Філе вел кур-бр солоне 0,6-1,0%, 140 г+ н/ф кулін зам IQF (проз блак п/п 2,5 кг, г/л 10 кг, Qualiko)	ЄС	40	40	0
6742	Четверт задня кур-бр зам (нефас блок 10 кг, ТМ Qualiko)	ЄС	950	517.68728	-432.313
6742M	Четверт задня кур-бр Small зам BF (гофролоток 10 кг, ТМ Qualiko)	ЄС	600	600	0
6770	Філе стегна н/ф кур-бр охол (фас вак ~ 4 кг)	Україна	91.793	91.793	0
6777	Філе мале кур-бр 36-64 г зам BQF (вак плівка 2,0 кг, гофролоток 8 кг)	ЄС	67	45.553601	-21.446
6783N	Четверт задня кур-бр зам IQF (гофролоток 14 кг, ТМ Qualiko)	ЄС	600	0	-600
68	Четверт задня кур-бр, н/ф кулін зам (нефас IQF 14 кг)	Україна	1350.342	1350.342	0
6866	Четверт задня кур-бр Medium зам BF (гофролоток 10 кг, ТМ "Sultanah")	ЄС	900	900	0
6866M	Четверт задня кур-бр Small зам BF (г/л 10 кг, ТМ Sultanah, M)	ЄС	250	250	0
6885	Шия кур-бр охол (вак пл ~4 кг, п/я ~16 кг, Наша Ряба)	Україна	224.168	224.168	0
6905	Філе велике кур-бр 140-320 г охол (вакуум плівка 7,5 кг, гофролоток 15 кг, ТМ "Qualiko")	ЄС	396	396	0
6933	Шлунок м'язов кур-бр зам BF (вак пл 1 кг, г/л 10 кг, ТМ Qualiko)	ЄС	156	76.893968	-79.106
6936	М'ясо гомілки кур-бр н/ф охол (вак ~ 4 кг, п/я ~ 16 кг, ТМ Наша Ряба)	Україна	59.258	59.258	0
6939	Тушка (різ 9 част) кур-бр зам BF 2 шт (вак 2,27 кг, г/л 13,62 кг, ТМ Qualiko)	ЄС	250	250	0
6940	Печінка кур-бр охол (вак 0,65 кг, п/я 15,6 кг, Наша Ряба)	Україна	46.236	46.236	0
6941	Серце кур-бр охол (вак 0,65 кг, п/я 15,6 кг, Наша Ряба)	Україна	21.448	21.448	0
6942	Шлунок м'язов кур-бр охол (вак 0,65 кг, п/я 15,6 кг, Наша Ряба)	Україна	14.154	14.154	0



Продовження таблиці

6950	Серце кур-бр зам BF (вак 0,65 кг, г/л 15,6 кг, Ukrainian Chicken)	Україна	31.086	31.086	0
6951	Печінка кур-бр зам BF (вак 0,65 кг, г/л 15,6 кг, Ukrainian Chicken)	Україна	206.253	206.253	0
6952	Шлунок м'язов кур-бр зам BF (вак 0,65 кг, г/л 15,6 кг, Ukrainian Chicken)	Україна	130.188	130.188	0
6954	Верхня част спинки кур-бр н/ф охол ( п/я ~20 кг)	Україна	9.259	9.259	0
6986	Філе вел кур-бр зам BF (г/л 15 кг, Qualiko)	ЄС	2000	2000	0
7018	М'ясо ніжки кур-бр н/ф зам BF (вак 2,5 кг, г/л 10 кг, Ukrainian Chicken)	Україна	4.433	0	-4.433
7019	М'ясо ніжки кур-бр н/ф охол (вак ~ 4 кг, п/я ~ 16 кг, Наша Ряба)	Україна	0.141	0	-0.141
7028	Стегно кур-бр н/ф охол (п/л ~ 0,6 кг, п/я ~ 9,6 кг, Наша Ряба, Halal)	Україна	0.139	0.139	0
7029	Філе кур-бр н/ф охол (п/л ~ 0,6 кг, п/я ~ 9,6 кг, Наша Ряба, Halal)	Україна	0.204	0.204	0
7036	Гомілка кур-бр н/ф охол (п/л ~ 0,6 кг, п/я ~ 9,6 кг, Наша Ряба)	Україна	12.25	12.25	0
7037	Стегно кур-бр н/ф охол (п/л ~ 0,6 кг, п/я ~ 9,6 кг, Наша Ряба)	Україна	11.415	11.415	0
7038	Філе кур-бр н/ф охол (п/л ~ 0,6 кг, п/я ~ 9,6 кг, Наша Ряба)	Україна	29.663	29.663	0
7039	Філе мал "Міньйон" кур-бр н/ф охол (п/л ~ 0,6 кг, п/я ~ 9,6 кг, Наша Ряба)	Україна	5.159	5.159	0
7040	Гомілка кур-бр н/ф охол (п/л ~ 0,6 кг, п/я ~ 9,6 кг, Наша Ряба, Halal)	Україна	0.014	0.014	0
7041	Крило кур-бр н/ф охол (п/л ~ 0,6 кг, п/я ~ 9,6 кг, Наша Ряба)	Україна	16.152	16.152	0
7042	Крило (плеч част) кур-бр н/ф охол (п/л ~ 0,6 кг, п/я ~ 9,6 кг, Наша Ряба)	Україна	20.589	20.588995	0
7043	Філе стегна кур-бр н/ф охол (п/л ~ 0,6 кг, п/я ~ 9,6 кг, Наша Ряба)	Україна	29.242	29.242	0
7044	Гомілка кур-бр н/ф охол (п/л ~ 1,1 кг, п/я ~ 8,8 кг, Наша Ряба)	Україна	17.126	17.126	0
7045	Крило кур-бр н/ф охол (п/л ~ 1,1 кг, п/я ~ 8,8 кг, Наша Ряба)	Україна	12.86	12.86	0
7046	М'ясо стегна кур-бр н/ф охол (п/л ~ 1,1 кг, п/я ~ 8,8 кг, Наша Ряба)	Україна	6.891	0	-6.891
7047	Стегно кур-бр н/ф охол (п/л ~ 1,1 кг, п/я ~ 8,8 кг, Наша Ряба)	Україна	17.777	17.777	0
7048	Крило (плеч част) кур-бр н/ф охол (п/л ~ 1,1 кг, п/я ~ 8,8 кг, Наша Ряба)	Україна	9.154	9.154	0

Продовження таблиці

7049	Філе кур-бр н/ф охол (п/л ~ 1,1 кг, п/я ~ 8,8 кг, Наша Ряба)	Україна	30.141	30.141	0
7050	Філе стегна кур-бр н/ф охол (п/л ~ 1,1 кг, п/я ~ 8,8 кг, Наша Ряба)	Україна	22.879	22.879	0
7051	М'ясо гомілки кур-бр н/ф охол (п/л ~ 1,1 кг, п/я ~ 8,8 кг, Наша Ряба)	Україна	1.845	1.845	0
7052	Філе вел кур-бр н/ф 150-170 г охол (п/я ~ 20 кг)	ЄС	90	90	0
7087	Четвертина задня кур-бр н/ф охол (п/л ~ 1,1 кг, п/я ~ 8,8 кг, Наша Ряба)	Україна	9.029	9.029	0
7092	М'ясо стегна кур-бр н/ф охол (п/л ~ 0,6 кг, п/я ~ 9,6 кг, Наша Ряба)	Україна	0.909	0	-0.909
7093	М'ясо гомілки кур-бр н/ф охол (п/л ~ 0,6 кг, п/я ~ 9,6 кг, Наша Ряба)	Україна	0.026	0.026	0
7116	Тушка кур-бр 1 сорту 0,8 кг зам IPBF (п/п 0,8 кг, г/л 8 кг, Qualiko)	ЄС	780	475.172	-304.828
7162	Грудна част тушки кур-бр охол (д/б 300 кг, Qualiko, ЄС)	ЄС	2371.5	2371.5	0
7164	Нижня част спинки кур-бр зам IQF (г/л 14 кг, Ukrainian Chicken, СНД)	ЄС	100	0	-100
7165	Нижня част спинки кур-бр н/ф зам IQF (г/л 14 кг, Ukrainian Chicken)	Україна	300.9	300.9	0
7171	Філе мал кур-бр охол (д/б 300 кг, Qualiko, ЄС)	ЄС	115.2	0	-115.2
7172	Філе вел кур-бр охол (д/б 300 кг, Qualiko, ЄС)	ЄС	230.4	0	-230.4
7175	М'ясо ніжки кур-бр 200+ г зам BF (вак пл 2 кг, г/л 12 кг, Qualiko, ASE)	ЄС	26	0	-26
7188	М'ясо ніжки кур-бр зам BF (вак пл 2 кг, г/л 12 кг, Qualiko, East)	ЄС	100	0	-100
7189	Тушка кур-бр н/ф 1,2-1,3 кг охол 4 шт (вак пл ~5 кг, п/я ~15 кг, Наша Ряба)	Україна	5.778	5.778	0
7190	Побічний продукт тваринного походження III кат, м'ясо (куск) кур-бр зам BQF (м п/е ~14 кг) (не для споживання людиною)	ЄС	200	200	0
7212	Крило (лікт част) кур-бр зам IQF (п/п 2 кг, г/л 12 кг, Qualiko)	ЄС	140	140	0
7226	Стегно з част спинки кур-бр н/ф охол (п/л ~ 0,82 кг, п/я ~ 6,56 кг, Наша Ряба)	Україна	0.162	0.162	0
7246	Середня част крила кур-бр зам IQF (г/л 14 кг)	ЄС	100	0	-100
7269	Середня част крила кур-бр зам BF (г/л 14 кг)	ЄС	300	291.228846	-8.771

Продовження таблиці

7276	Гомілка кур-бр н/ф охол (вак пл ~2,5 кг, п/я ~10 кг, Куратор)	Україна	0.108	0.108	0
7277	Стегно кур-бр н/ф охол (вак пл ~2,5 кг, п/я ~10 кг, Куратор)	Україна	0.371	0.371	0
7278	Філе вел кур-бр н/ф охол (вак пл ~2,5 кг, п/я ~10 кг, HoReCa, Куратор)	Україна	3.63	3.63	0
7281	М'ясо ніжки кур-бр н/ф охол (вак пл ~2,5 кг, п/я ~10 кг, Куратор)	Україна	0.278	0	-0.278
7282	М'ясо стегна кур-бр н/ф охол (вак пл ~2,5 кг, п/я ~10 кг, Куратор)	Україна	4.112	2.438216	-1.674
7283	Крило кур-бр н/ф охол (вак пл ~2,5 кг, п/я ~10 кг, Куратор)	Україна	1.371	1.371	0
7284	Філе мал кур-бр н/ф 36-64 г охол (вак пл ~2,5 кг, п/я ~10 кг, Куратор)	Україна	1.266	1.266	0
7286	М'ясо гомілки кур-бр н/ф охол (вак пл ~2,5 кг, п/я ~10 кг, Куратор)	Україна	5.934	5.934	0
7287	Крило (плеч част) кур-бр н/ф охол (вак пл ~2,5 кг, п/я ~10 кг, Куратор)	Україна	2.617	2.617	0
7288	Філе стегна кур-бр н/ф охол (вак пл ~2,5 кг, п/я ~10 кг, Куратор)	Україна	26.303	26.303	0
7290	Філе вел кур-бр н/ф 110-130 г охол (вак пл ~2,5 кг, п/я ~10 кг, HoReCa, Куратор)	Україна	0.309	0.309	0
7297	Четвертина задня кур-бр н/ф охол (вак пл ~4 кг, п/я ~16 кг, Куратор)	Україна	0.324	0.324	0
7299	Тушка кур-бр н/ф 1,1-1,3 кг охол 4 шт (вак пл ~4,8 кг, п/я ~9,6 кг, Куратор)	Україна	1.996	1.996	0
7301	Тушка кур-бр н/ф 2,3-2,5 кг охол 4 шт (вак пл ~9,6 кг, п/я ~19,2 кг, Куратор)	Україна	0.193	0.193	0
7307	Тушка кур-бр без кісток н/ф охол (вак пл ~2,5 кг, п/я ~10 кг, Куратор)	Україна	2.3	2.3	0
7314	Плюсни кур-бр зам BF (г/л 12 кг)	ЄС	200	200	0
7327	Філе мал кур-бр н/ф охол (вак пл ~4 кг, п/я ~16 кг, Наша Ряба)	Україна	1.128	1.128	0
7452	Ніжка кур-бр зам BF (г/л 15 кг, Qualiko, СНД)	ЄС	400	400	0
7541	Тушка кур-бр 1 сорту 0,7 кг зам IPBF (п/п 0,7 кг, г/л 7 кг, Qualiko, East)	ЄС	180	120.959	-59.041
7601	Шлунок кур-бр зам BF (вак пл 0,45 кг, г/л 9 кг, Qualiko, East)	ЄС	5	5	0
7652	Тушка кур-бр 1 сорту 1,3 кг зам IPBF (п/п 1,3 кг, г/л 13 кг, Qualiko, non Halal, ООН)	ЄС	50	50	0
7730	Шлунок кур-бр зам BF (вак пл 0,45 кг, г/л 9 кг, Assilah, East)	ЄС	6	6	0

Продовження таблиці

774	Стегно кур-бр, н/ф кулін зам (фас пакет 2,5кг)	Україна	109.942	109.942	0
775	Гомілка кур-бр, н/ф кулін зам (фас пакет 2,5кг)	Україна	125.133	125.133	0
776	Крило кур-бр, н/ф кулін зам (фас пакет 2,5кг)	Україна	56.399	56.399	0
776М	Крило кур-бр, н/ф кулін зам (фас пакет 2,5 кг, М)	Україна	6.059	6.059	0
7860	Тушка різана кур-бр (набір для супу) н/ф зам IQF (п/п 2,3 кг, г/л 13,8 кг, Ukrainian Chicken)	Україна	40	40	0
7872	Четверт задня кур-бр зам IQF (г/л 14 кг, Qualiko, СНД)	ЄС	1550	0	-1550
8045	Філе мале кур-бр зам (фас пакет 2,5 кг, ТМ Qualiko, ЄС)	ЄС	500	365.459614	-134.54
8046	Філе вел кур-бр солоне 1,2% +, 140 г+ н/ф кулін зам IQF (проз блак п/п 2,5 кг, г/л 10 кг, Qualiko)	ЄС	20	20	0
8115	ММО кур зам (ТУУ, нефас блок 15 кг К)	Україна	36.017	36.017	0
8248М	Крило (лікт част) кур-бр зам BF (вак пл 7,5 кг, г/л 15 кг, Qualiko, М)	ЄС	60	60	0
8277	Тушка кур-бр без кісток зам (фас вак 2,5 кг, ТМ Sultanah)	ЄС	50	50	0
8299	Стегно з част спинки кур-бр, н/ф охол (нефас 20 кг)	Україна	54.862	54.862	0
8303	Стегно з част спинки кур-бр, н/ф охол (фас вак ~9 кг)	Україна	53.435	53.435	0
8304	Стегно з част спинки кур-бр, н/ф кулін зам (нефас IQF 14 кг)	Україна	18.518	18.518	0
8320	Філе велике кур-бр зам (фас вак 2,5 кг, ТМ Qualiko)	ЄС	201	201	0
8323	Тушка кур-бр 1 сорту патр 1,1 кг зам IPBF (біл п/п, г/л 11 кг, Qualiko)	ЄС	200	191.250242	-8.75
8326	М'ясо стегна кур-бр, н/ф охол (фас вак ~4 кг)	Україна	7.42	0	-7.42
8372М	Філе вел кур-бр н/ф охол (п/я ~ 20 кг, HoReCa, Наша Ряба, М)	Україна	41.455	0	-41.455
8416	Крило (плеч част) кур-бр, н/ф охол (фас вак ~4 кг)	Україна	350.848	350.848	0
8417	Кисть крила кур-бр охол (фас вак ~4 кг не бренд)	Україна	114.901	114.901	0
85	Четверт задня кур-бр, н/ф охол (нефас 20 кг)	Україна	399.92	399.92	0

Продовження таблиці

8525	Крило (плеч част) кур-бр, н/ф охол (нефас 20кг)	Україна	103.874	103.874	0
8598	Крило (плеч част) кур-бр, н/ф охол (тушка до 1,5 кг, нефас 20 кг)	Україна	0.062	0.062	0
8604	Передня част тушки кур-бр без крил, н/ф охол (тушка до 1,5 кг, нефас 20 кг)	Україна	0.054	0.054	0
8617	Крило (плеч част) кур-бр, н/ф кулін зам (тушка до 1,5 кг, фас пакет 2,5 кг)	Україна	43.987	43.987	0
8626	Тушка кур-бр без кісток зам (фас вак 2,5 кг, ТМ Ukrainian Chicken)	ЄС	300	300	0
8635	Філе велике кур-бр зам (калібр 70-90 г, фас пакет 5 кг, ТМ Qualiko, ЄС)	ЄС	80	80	0
8664	Філе мале кур-бр, н/ф охол (тушка до 1,5 кг, нефас 20 кг)	Україна	24.861	24.861	0
8669	Тушка кур-бр, н/ф охол (калібр 0,8-1,0 кг, нефас 20 кг)	Україна	2.624	2.624	0
8674	Четверт задня кур-бр зам (нефас IQF 14 кг, ТМ Qualiko)	ЄС	200	200	0
8674М	Четверт задня кур-бр зам IQF (гофролоток 14 кг, ТМ Qualiko М)	ЄС	160	160	0
8805	Тушка кур-бр 1 сорт зам (фас пакет 0,9 кг, ТМ Assilah)	ЄС	50	50	0
8807	Тушка кур-бр 1 сорт зам (фас пакет 1,1 кг, ТМ Assilah)	ЄС	25	25	0
8808	Тушка кур-бр 1 сорт зам (фас пакет 1,2 кг, ТМ Assilah)	ЄС	100	100	0
8817	Тушка кур-бр без кісток зам (фас вак 2,5 кг, ТМ Assilah)	ЄС	50	50	0
8818	Крило кур-бр зам (фас СЕС 0,9 кг, ТМ Assilah)	ЄС	3	3	0
8823	Тушка кур-бр 1 сорт зам (фас пакет 0,9 кг, ТМ Sultanah)	ЄС	280	0	-280
8824	Тушка кур-бр 1 сорт зам (фас пакет 1,0 кг, ТМ Sultanah)	ЄС	800	704.634783	-95.365
8825	Тушка кур-бр 1 сорт зам (фас пакет 1,1 кг, ТМ Sultanah)	ЄС	500	500	0
8986	Четверт задня кур-бр зам (нефас IQF 14 кг, East)	ЄС	600	600	0
8987	Крило кур-бр зам (фас СЕС 0,9 кг, ТМ Qualiko)	ЄС	15	15	0
9049	Філе велике кур-бр, н/ф охол (калібр 140+г, нефас 20 кг, ЄС)	ЄС	150	0	-150
9049	Філе велике кур-бр, н/ф охол (калібр 140+г, нефас 20 кг, ЄС)	Україна	7.731	7.731	0

Продовження таблиці

9070	Філе велике кур-бр, н/ф охол (калібр 130-175 г, нефас 20 кг, ЄС)	ЄС	90	14.167137	-75.833
9089	Кисть крила кур-бр зам (фас пакет 2,5 кг)	Україна	78.104	78.104	0
9091	Крило (плеч част) кур-бр, н/ф кулін зам (фас пакет 2,5 кг)	Україна	86.1	86.1	0
9101	М'ясо стегна кур-бр, н/ф охол (нефас 20 кг)	Україна	22.085	0	-22.085
9135	Передня част туш кур-бр без крил, н/ф охол (фас вак ~9 кг)	Україна	36.175	36.175	0
9144	Передня част туш кур-бр без крил, н/ф охол (нефас 20 кг)	Україна	182.685	182.685	0
9146	Четверт задня кур-бр зам (нефас блок 15 кг, ТМ Qualiko, СНД)	ЄС	200	0	-200
9161	Плюсни ніг кур-бр зам (фас пакет 7,5 кг)	ЄС	200	200	0
9172	Філе мале кур-бр охол (фас вак 7,5 кг, ТМ Qualiko, ЄС)	ЄС	19.8	0	-19.8
9173	Філе велике кур-бр охол (фас вак 7,5 кг, ТМ Qualiko, ЄС)	ЄС	118.8	0	-118.8
9229	Крило кур-бр, н/ф охол (тушка 1,5-1,8 кг, нефас 20 кг)	Україна	190	126.980942	-63.019
9257	Крило (плеч част) кур-бр, н/ф кулін зам (нефас IQF 14 кг)	Україна	3.038	3.038	0
9324	Крило (плеч част) кур-бр зам (нефас IQF 14 кг)	ЄС	300	101.818434	-198.182
9398	Четверт задня кур-бр зам (нефас блок 10 кг, Africa)	ЄС	1700	1700	0
9453	Тушка кур-бр 1 сорт зам (фас пакет 1,3 кг, ТМ Qualiko, ЄС)	ЄС	200	200	0
9454	Тушка кур-бр 1 сорт зам (фас пакет 1,2 кг, ТМ Qualiko, ЄС)	ЄС	100	100	0
9473	Філе велике кур-бр зам (калібр 90-110 г, фас пакет 5 кг, ЄС)	ЄС	160	113.602166	-46.398
9474	Філе велике кур-бр зам (калібр 130-150 г, фас пакет 5 кг, ЄС)	ЄС	118	36.121803	-81.878
9475	Філе велике кур-бр зам (калібр 110-130 г, фас пакет 5 кг, ЄС)	ЄС	160	71.400185	-88.6
9476	Філе мале кур-бр зам (фас вак 7,5 кг, ЄС)	ЄС	100	100	0
9476	Філе мале кур-бр зам (фас вак 7,5 кг, ЄС)	Україна	16.408	16.408	0
9502	Філе кур-бр, н/ф охол (тушка до 1,5 кг, нефас 20 кг)	Україна	38.574	0	-38.574
9503	Тушка кур-бр, н/ф охол (калібр 0,9-1,5 кг, нефас 20 кг)	Україна	6.049	6.049	0

Продовження таблиці

9608	Філе велике кур-бр зам (фас вак 7,5 кг, ЄС)	ЄС	400	400	0
9624	Тушка кур-бр, н/ф охол (нефас 20 кг 1,5-1,8 кг)	Україна	4.74	4.74	0
9642	Стегно кур-бр зам (фас СЕС 0,9 кг, ТМ Qualiko)	ЄС	40	40	0
9643	Гомілка кур-бр зам (фас СЕС 0,9 кг, ТМ Qualiko)	ЄС	50	50	0
9644	Тушка кур-бр, н/ф охол (фас вак 4 шт)	Україна	5.205	5.205	0
9720	Філе велике кур-бр зам (фас пакет 5 кг, ТМ Qualiko, ЄС)	ЄС	300	20.820783	-279.179
974	Стегно кур-бр, н/ф охол (фас вак ~4кг)	Україна	17.387	17.387	0
975	Стегно кур-бр, н/ф охол (фас вак ~9кг)	Україна	193.675	193.675	0
9811	Тушка кур-бр 1 сорт зам (фас пакет 1,1 кг, ТМ Qualiko)	ЄС	475	475	0
9812	Тушка кур-бр 1 сорт зам (фас пакет 1,0 кг, ТМ Qualiko)	ЄС	730	730	0
9813	Тушка кур-бр 1 сорт зам (фас пакет 0,9 кг, ТМ Qualiko)	ЄС	1065	1042.191	-22.809
9814	М'ясо (стегн, гомілк) кур-бр, н/ф зам (нефас блок 15 кг)	Україна	89.684	14.671262	-75.013
9822	Шия кур-бр охол (фас вак ~9кг)	Україна	119.047	86.873571	-32.173
9823	Четверт задня кур-бр, н/ф охол (фас вак ~9кг)	Україна	170.891	170.891	0
9824	Ніжка кур-бр, н/ф охол (фас вак ~9кг)	Україна	2.525	2.525	0
9848	Філе кур-бр зам (фас СЕС 0,9 кг, ТМ Qualiko)	ЄС	105	0	-105

## ДОДАТОК Б

### Код програми

```

date=fopen('CFirst.txt');
temp=[];
for i = 1:40
    temp=[temp , '%g'];
end;
a =fscanf(date,temp,[40 196]);
fclose(date);
date=fopen('CSecond.txt');
temp=[];
for i = 1:40
    temp=[temp , '%g'];
end;
b =fscanf(date,temp,[40 196]);
fclose(date);
date=fopen('CThird.txt');
temp=[];
for i = 1:40
    temp=[temp , '%g'];
end;
c =fscanf(date,temp,[40 196]);
fclose(date);
[a,b,c,Y,m,n,k]= normalization_data(a,b,c);
deltaMax=40;
[Edelta, Espace] = parOpt(Y, m, deltaMax);
Espace=find(Espace>0);
E_MAX=max(Edelta(Espace));
optiE=Espace(find(Edelta(Espace)==E_MAX));
optiE=opti_delta(1);
[binM1,binM2,binM3]=binaryMatrix(Y,m,optiE);
[x1]= referenceVector(binM1);
[x2]= referenceVector(binM2);
[x3]= referenceVector(binM3);
[binMNear1,dc1] = nearest(x1, binM2, x2,binM3, x3);
[binMNear2,dc2] = nearest(x2, binM1, x1,binM3, x3);
[binMNear3,dc3] = nearest(x3, binM1, x1,binM2, x2);
[sk1,skNear1]=sk(x1,binM1,binMNear1,m);
[sk2,skNear2]=sk(x2,binM2,binMNear2,m);
[sk3,skNear3]=sk(x3,binM3,binMNear3,m);
d_radius=1:m;
[S1,S_max1,tochn_char1,ASpace,opti_rS_1,D1_1,D2_1,alpha1,betta1]=optShennon(m,sk
1,skNear1,d_radius,dc1);
[K1,KMax1,tochn_char1,ASpace,opti_rK_1,D1_1,D2_1,alpha1,betta1]=optKulbak(m,sk1,
skNear1,d_radius,dc1);
opti_rS_1=opti_rS_1(1);
opti_rK_1=opti_rK_1(1);
[S2,S_max2,tochn_char2,BSpace,opti_rS_2,D1_2,D2_2,alpha2,betta2]=optShennon(m,sk
2,skNear2,d_radius,dc2);
[K2,KMax2,tochn_char2,BSpace,opti_rK_2,D1_2,D2_2,alpha2,betta2]=optKulbak(m,sk2,
skNear2,d_radius,dc2);
opti_rS_2=opti_rS_2(1);
opti_rK_2=opti_rK_2(1);
[S3,S_max3,tochn_char3,CSpace,opti_rS_3,D1_3,D2_3,alpha3,betta3]=optShennon(m,sk
3,skNear3,d_radius,dc3);
[K3,KMax3,tochn_char3,CSpace,opti_rJ_3,D1_3,D2_3,alpha3,betta3]=optKulbak(m,sk3,
skNear3,d_radius,dc3);
opti_rS_3=opti_rS_3(1);
opti_rK_3=opti_rK_3(1);

```



```

function [binM1,binM2,binM3]= binaryMatrix(Y,m,delta)
    for j=1:196
        mathExpectation=mean(Y(:,j,1));
        VDK=mathExpectation*(100+delta)/100;
        NDK=mathExpectation*(100-delta)/100;
        for i=1:m
            binM1(i,j)=Y(i,j,1)>=NDK & Y(i,j,1)<=VDK;
            binM2(i,j)=Y(i,j,2)>=NDK & Y(i,j,2)<=VDK;
            binM3(i,j)=Y(i,j,3)>=NDK & Y(i,j,3)<=VDK;
        end
    end
end
function[a,b,c,Y,m,n,k] = normalization_data(a,b,c)
    Y(:,:,1)=a;
    Y(:,:,2)=b;
    Y(:,:,3)=c;
    [m n k] = size(Y);
end
function [Edelta, Espace] = parOpt(Y, m, deltaMax)
    for delta=1:deltaMax;
        [binM1,binM2,binM3]= binaryMatrix(Y,m,delta);
        [x1]= referenceVector(binM1);
        [x2]= referenceVector(binM2);
        [x3]= referenceVector(binM3);
        [binMNear1,dc1] = nearest(x1, binM2,x2, binM3, x3);
        [binMNear2,dc2] = nearest(x2, binM1,x1, binM3, x3);
        [binMNear3,dc3] = nearest(x3, binM1,x1, binM2, x2);
        [sk1,skNear1]=sk(x1,binM1,binMNear1,m);
        [sk2,skNear2]=sk(x2,binM2,binMNear2,m);
        [sk3,skNear3]=sk(x3,binM3,binMNear3,m);
        d_radius=1:m;

        [K1,KMax1,tochn_char1,ASpace,opti_rJ_1,D1_1,D2_1,alpha1,betta1]=optKulbak(m,sk1,
        skNear1,d_radius,dc1);

        [K2,KMax2,tochn_char2,BSpace,opti_rJ_2,D1_2,D2_2,alpha2,betta2]=optKulbak(m,sk2,
        skNear2,d_radius,dc2);

        [K3,KMax3,tochn_char3,CSpace,opti_rJ_3,D1_3,D2_3,alpha3,betta3]=optKulbak(m,sk3,
        skNear3,d_radius,dc3);
        Edelta(delta)=(KMax1+KMax2+KMax3)./3;

        if((D1_1>0.5)&(D2_1>0.5)&(D1_2>0.5)&(D2_2>0.5)&(D1_3>0.5)&(D2_3>0.5))
            Espace(delta)=delta;
        end;
    end;
end
function [refVector]= referenceVector(binM)
    ro=0.5;
    refVector=mean(binM)>ro;
end
function [sk,skNear]= sk(x,binM,binMN,m)
    for i=1:m
        sk(i)=sum(abs(x-binM(i,:)));
        skNear(i)=sum(abs(x-binMN(i,:)));
    end;
    sk=sk';
    skNear=skNear';
end
function [binMN, dc] = nearest(x1, binM1, x2,binM2, x3)
    dc1 = sum(xor(x1, x2));
    dc2 = sum(xor(x1, x3));
    if dc1 < dc2

```

```

    binMN = binM1;
    dc = dc1;
else
    binMN = binM2;
    dc = dc2;
end
end
function [K, K_max, tochn_char, Space, opti_rK, D1, D2, alp, bet] =
optKulbak(m, sk1, sk2, d_radius, dc)
    for i=1:m
        K1(i)=sum(sk1<=d_radius(i));
        K2(i)=sum(sk2<=d_radius(i));
    end
    D1=K1/m;
    alp = 1-D1;
    bet = K2/m;
    D2 = 1-bet;
    p1=alp./ (alp+D2);
    p1=p1.*log2(p1);
    warning off;
    p1(find(isnan(p1)))=0;
    p2=D1./ (D1+bet);
    p2=p2.*log2(p2);
    warning off;
    p2(find(isnan(p2)))=0;
    p3=bet./ (D1+bet);
    p3=p3.*log2(p3);
    warning off;
    p3(find(isnan(p3)))=0;
    p4=D2./ (alp+D2);
    p4=p4.*log2(p4);
    warning off;
    p4(find(isnan(p4)))=0;
    K=0.5*log2((D1+D2+0.001)./(alp + bet+0.001)).*(D1+D2-alp-bet);
    tochn_char=[d_radius;K1;K2;D1;D2;alp;bet;K]';
    Space=find((D1>0.5) & (D2>0.5) & (d_radius<=dc));
    if isempty(Space)
        K_max=max(K);
        tmp=find(K==K_max);
        opti_rK=-1;
        D1=D1(tmp(1));
        D2=D2(tmp(1));
    else
        K_max=max(K(Space));
        opti_rK=(find(K(Space)==K_max));
        opti_rK=Space(opti_rK(1));
        D1=D1(opti_rK);
        D2=D2(opti_rK);
    end
end
function [S, S_max, tochn_char, Space, opt_rS, D1, D2, alp, bet]=
optShannon(m, sk1, sk2, d_radius, dc)
    for i=1:m
        K1(i)=sum(sk1<=d_radius(i));
        K2(i)=sum(sk2<=d_radius(i));
    end
    D1=K1/m;
    alp = 1-D1;
    bet = K2/m;
    D2 = 1-bet;
    p1=alp./ (alp+D2);
    p1=p1.*log2(p1);
    warning off;

```

```

p1(find(isnan(p1)))=0;
p2=D1./(D1+bet);
p2=p2.*log2(p2);
warning off;
p2(find(isnan(p2)))=0;
p3=bet./(D1+bet);
p3=p3.*log2(p3);
warning off;
p3(find(isnan(p3)))=0;
p4=D2./(alp+D2);
p4=p4.*log2(p4);
warning off;
p4(find(isnan(p4)))=0;
S=1+0.5*(p1+p2+p3+p4);
tochn_char=[d_radius;K1;K2;D1;D2;alp;bet;S]';
Space=find((D1>0.5)&(D2>0.5)&(d_radius<=dc));
if isempty(Space)
    S_max=max(S);
    tmp=find(S==S_max);
    opt_rS=-1;
    D1=D1(tmp(1));
    D2=D2(tmp(1));
else
    S_max=max(S(Space));
    opt_rS=(find(S(Space)==S_max));
    opt_rS=Space(opt_rS(1));
    D1=D1(opt_rS);
    D2=D2(opt_rS);
end
end

```