



Класифікація та картографування посівів, з використанням супутникових і наземних даних

Вступ



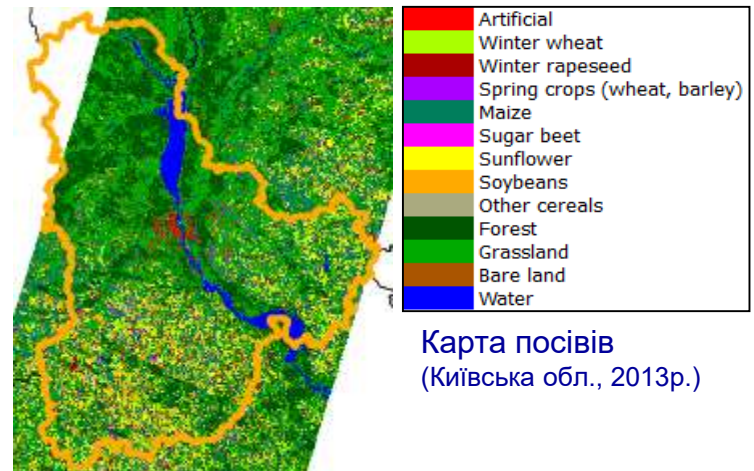
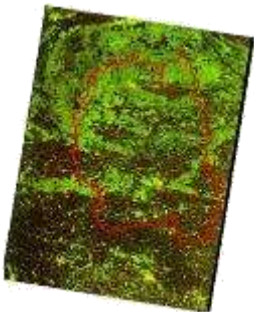
- **Сільське господарство в Україні**

- 1-ший за обсягами виробник та експортер **соняшнику** (2013-2014 рр.) в світі
- 8-ий за обсягами виробник **пшениці** (у 2014 році) в світі

[за даними FAS USDA]

- **Карти посівів**

- потрібні для вирішення **актуальних** завдань сільського господарства
 - Оцінювання площ посівів
 - Прогнозування врожайності
 - Аналізу стану посівів
 - Аналізу впливу на навколишнє середовище



Карта посівів
(Київська обл., 2013р.)

Основні поняття (1)



Карта – побудоване в картографічній проекції, зменшене, узагальнене зображення поверхні Землі, або її частини, поверхні іншого небесного тіла, або наземного простору, яке показує розташовані на них об'єкти у певній системі умовних знаків. [В.І. Зацерковний та ін., 2014]

Картографічна проекція – спосіб відображення поверхні геоїда Землі на площині, при якому кожній точці поверхні Землі відповідає точка на карті (яка називається її проекцією). [[Wikipedia](#)]

Піксель – найменший, неподільний елемент 2-хмірного зображення, розташований на перетині певного рядка (i) та стовпця (j) зображення, якому асоційоване значення яскравості (DN). [B. Bhatta, 2011]

Основні поняття (2).



Супутниковий знімок – зображення поверхні Землі (чи інших планет) відзняте скануючим приладом космічного апарату в певних спектральних діапазонах зміни довжин хвиль електромагнітного випромінювання.

Часовий ряд супутникових знімків – набір зображень конкретної території поверхні Землі, відзнятих в різні моменти часу.

Основні види скануючих приладів супутників:

- **Оптичні спектрорадіометри** (детектують видиме та ІЧ випромінювання);
- **Радари з синтезованою апертурою** (радіолокаційне опромінення);
- **Лідари** (активні далекоміри оптичного діапазону);
- **Тепловізори** (теплові інфрачервоні камери).

Основні поняття (3).



Клас – група об'єктів, що володіють спільними характеристиками та властивостями.

Класифікація (RS) – процес аналізу спектральної інформації зображення на піксельному рівні для ідентифікації різних типів земної поверхні та створення тематичної карти з мінімальним втручанням користувача (або й без нього). [Hamlyn G. Jones and Robin A. Vaughan, 2010]

Класифікація зображення – процес кількісного відбору даних з зображення та групування пікселів, або частин зображення в класи, призначені для представлення різних фізичних об'єктів, або типів. [У. Рис, 2006] Результатом класифікації можуть бути тематичні карти.

Отримання інформації з зображень



Landsat-8

Дискретні значення (класи)



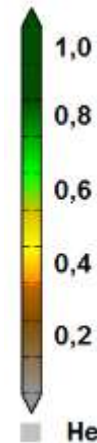
- Карти посівів
- Карти пожеж
- Карти повеней
- Карти земного покриття

Класифікація

Неперервні значення



- Висота рослин
- К-ть біомаси
- Індекс листової поверхні



Моделювання

Класифікація (постановка задачі)



Початкові умови

- Множина об'єктів, розділених на класи.
- Навчальна вибірка - скінченна множина об'єктів, для яких відома класова приналежність.
- Класова приналежність інших об'єктів не відома.

Задача класифікації

- Визначити номер (найменування) класу до якого належить кожен об'єкт з заданої множини.

Мета класифікації

- Встановити, до якого з наперед заданих класів (типу земного покриття, с/г культури, тощо) належить кожен піксель зображення

Джерело – Wikipedia

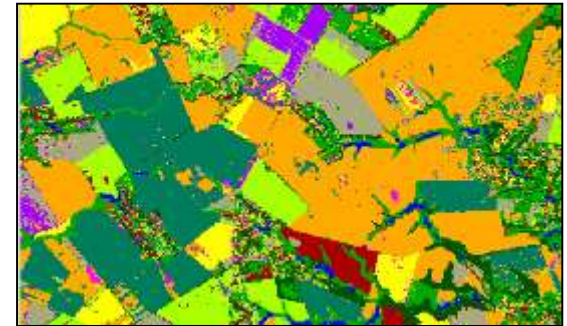
Традиційний підхід до класифікації



Вже багато років наукові дослідження спрямовані на розроблення нових підходів та вдосконалення існуючих методів класифікації зображень.



**Класифікація
зображення
на піксельному рівні**



Який результат є задовільним для користувача?

Тематичне картографування за супутниковими зображеннями



1. • Визначення підходу до картографування *
2. • Географічна стратифікація
3. • Сегментація зображення
4. • Ідентифікація та вибір ознак *
5. • Класифікація *
6. • Інтеграція допоміжних даних
7. • Постобробка результатів класифікації
8. • Оцінювання точності *

* - обов'язкові кроки

Визначення підходу до картографування



Визначити мінімальну одиницю картографування

- *Піксель; Об'єкт (група пікселів, векторний полігон).*

Проаналізувати характеристики зображень

- *Просторове розрізнення; Формат (растр, вектор); X-ки каналів.*

Проаналізувати досліджувану територію

- *Характерні об'єкти, класи, типи земного покриття, тощо.*

Здійснити пошук та аналіз додаткової інформації

- *Наземні дослідження; Фото-інтерпретація зображень; Контури об'єктів.*

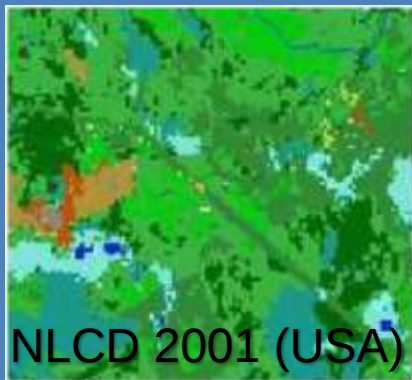
Проаналізувати характеристики вихідних карт

- *Тип інформації (посіви, ґрунтово-рослинний покрив); Постобробка карт.*

Визначення підходу до картографування



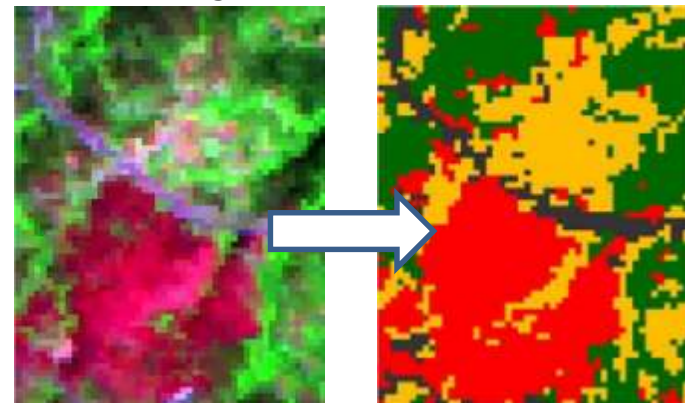
Растрові карти, одиниця карти - піксель



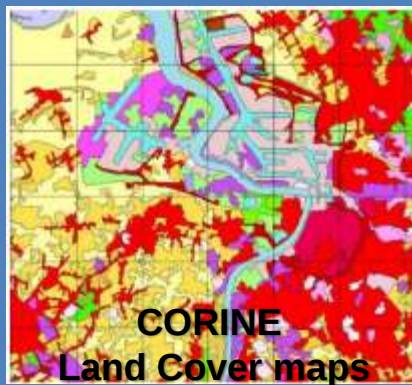
Карти земного покриття NLCD, створені на основі даних Landsat, їх просторова розрізненість складає 30м

NLCD = National Land Cover Database

Піскельна, суб-піксельна



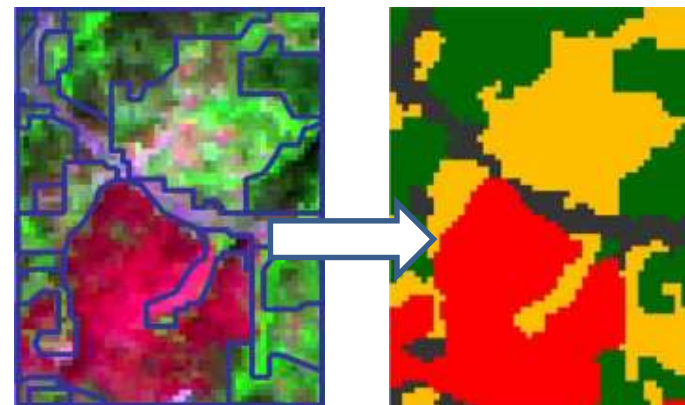
Векторні карти, одиниця карти – полігон (parcel)



Найменший об'єкт (векторний полігон) карт CLC має площу 25 га.

EEA – European Environment Agency

Об'єктно-орієнтована



Процес картографування



Формат карти: **растр**
Мін. од.: **піксель**

- **вибір ознак >> класифікація >> оцінка точності**

Формат карти: **растр**
Мін. од.: **об'єкт**

- **вибір ознак >> класифікація >> масштабування >> оцінка точності**

Формат карти: **вектор**
Мін. од. **піксель**

- **вибір ознак >> класифікація >> векторизація >> оцінка точності**

Формат карти **вектор**
мін. од. аналізу – **об'єкт**

- **сегментація >> вибір ознак >> класифікація >> векторизація >> оцінка точності**

Географічна стратифікація



Географічна стратифікація – процес поділу досліджуваної території на менші територіальні одиниці (страти), які в подальшому можуть оброблятися незалежно одна від одної.

П'ять ключових понять, які відіграють найважливішу роль в географічній стратифікації:

- Економічна рентабельність розмірів страт;
- Розподіл фізіографічних типів;
- Розподіл типів земного покриву;
- Спектральна однорідність страт;
- Однорідність ландшафтів;

Географічна стратифікація



Дані, які можуть бути
використані для географічної
стратифікації

Цифрові
моделі
рельєфу

Карти
земного
покриву

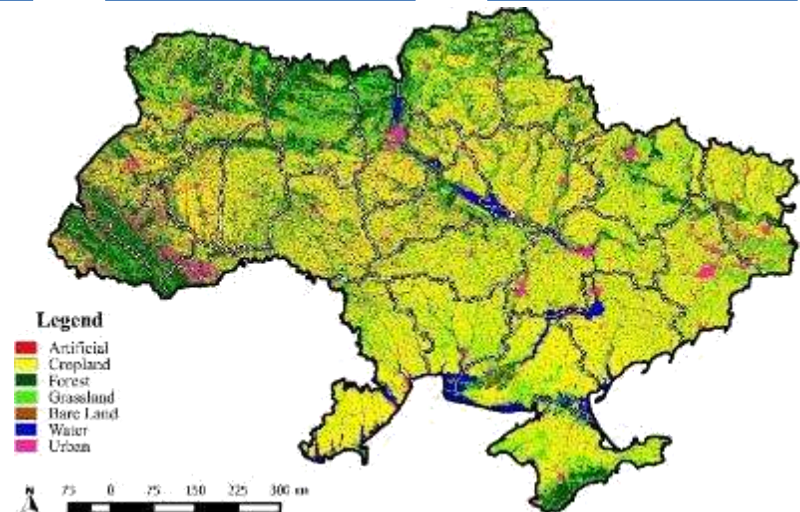
Карти
посівів

Дані про
клімат

Межі адмін.
одиниць

Карта земного покриву України (2010 рік)

- Зображення КА Landsat – 5,7
- Контури областей
- Вибірки даних



Сегментація зображень



Сегментація* – поділ зображення на множину просторово неперервних, неперетинаючихся однорідних областей (об'єктів)

Відомі методи: порогова сегментація, кластеризація, текстурна сегментація, багатомірна сегментація, ...



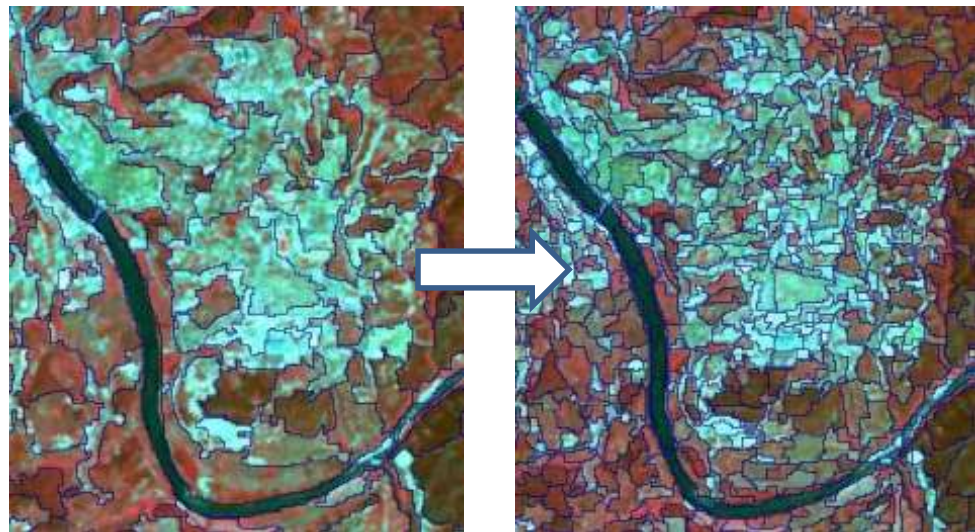
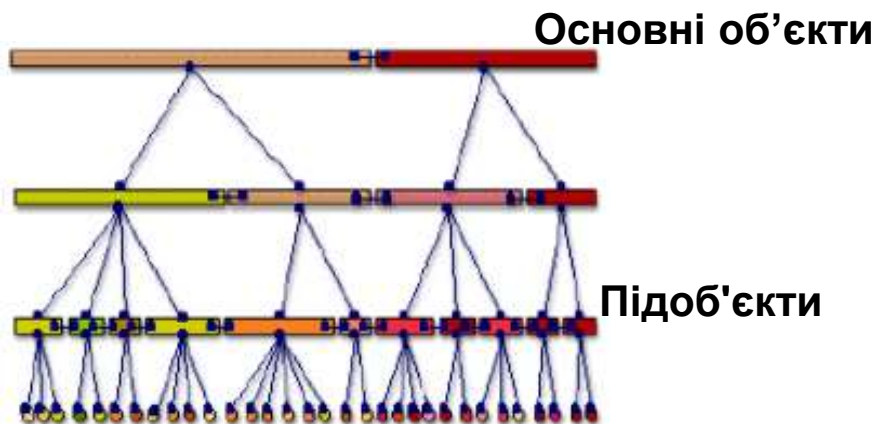
* – потрібна виключно у випадку ОО класифікації

Сегментація зображень



Одним з найефективніших підходів до сегментації супутникових зображень є багатомірна сегментація*.

Переваги використання – здатність обробляти багатоспектральне зображення, завдяки використанню багатомірного вектору вагових коефіцієнтів (ваг).



* - http://www.ecognition.com/sites/default/files/405_baatz_fp_12.pdf

Ідентифікація та вибір ознак



Спектральні вимірювання

- Аналіз зображення
- Аналіз часового ряду зображень

Аналіз просторових об'єктів

- Аналіз текстур та просторових особливостей об'єктів

Аналіз контекстної інформації

- Кількісна оцінка просторової мінливості об'єкта
- Семантичні відношення між досліджуваним об'єктом та сусідами

Допоміжна інформація (Data fusion)

- Дані отримані з інших сенсорів
- Дані наземних вимірювань

FAQ

- Які ознаки можна отримати з даних?
- Як вибрати ознаки для кращої розрізненості класів?
- Чи потрібно здійснювати маніпуляції простою ознак?

Основна ціль – мінімізація набору ознак, без втрат точності класифікації.

Homer та ін. (2004)

Ідентифікація та вибір ознак



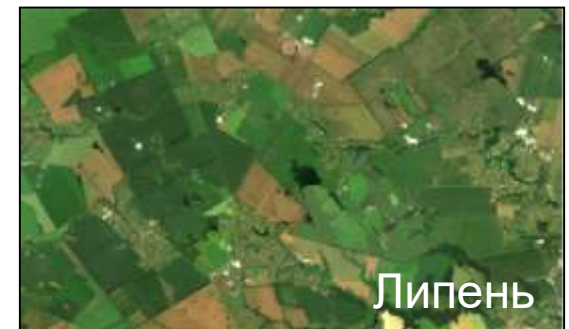
Аналіз супутникового зображення

- **Переваги**

- Простота реалізації
- Незначні часові затрати
- Невеликий обсяг ресурсів для обробки даних

- **Недоліки**

- Обмежена можливість ідентифікації та вибору ознак деяких класів (ярі культури)



Аналіз часового ряду зображень

- **Переваги**

- Можливість ідентифікувати ознаки більшої к-ті класів

- **Недоліки**

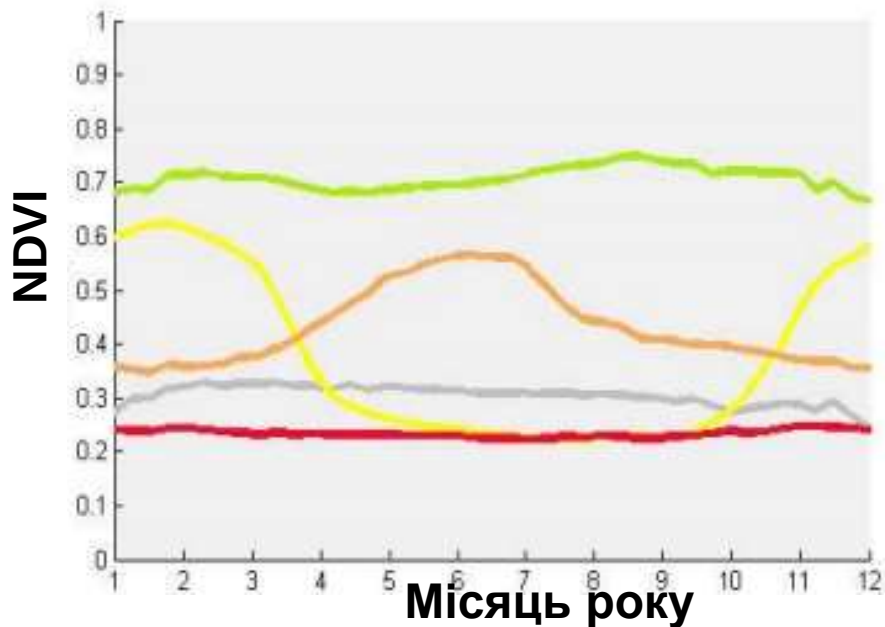
- Складніша реалізація
- Більші затрати часу на аналіз

Ідентифікація та вибір ознак



Аналіз вимірювань просторових об'єктів

- При створенні **GlobCover** (проект ЄКА), додавання нових каналів – річних профілів індексу NDVI дозволило ідентифікувати нові класи земного покриття.



Найчастіше використовують

- Канали з значеннями індексів, отриманих на основі одного зображення
- Часові профілі вегетаційних індексів
- Min/Max/Average значення індексів за конкретний період часу

- Безплідні землі
- Не іриговані території
- Іриговані території
- Населені пункти
- Листяні ліси

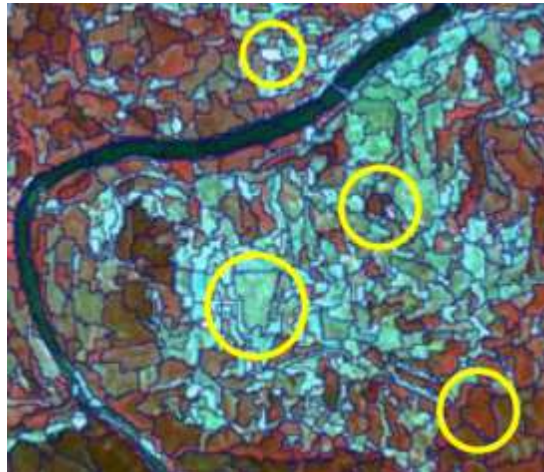
Defourny та ін. (2005)

Ідентифікація та вибір ознак



Аналіз контекстної інформації

- Більшість підходів до картографування оперують з пікселями але ігнорують їх контекст
- Саме контекстна інформація та семантичні зв'язки з сусідніми об'єктами використовуються при фото-інтерпретації



Автоматична контекстна класифікація

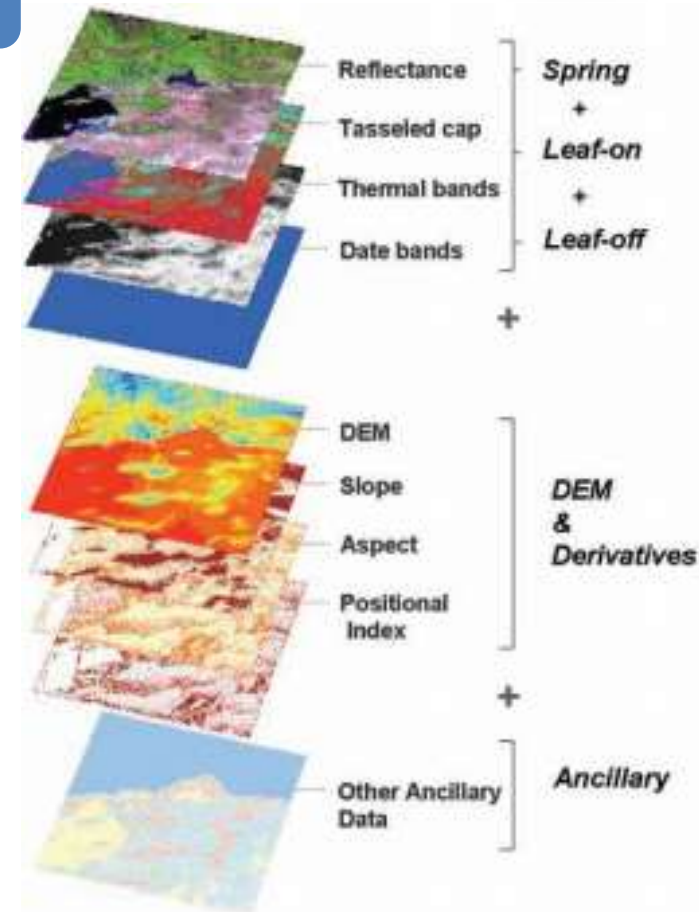
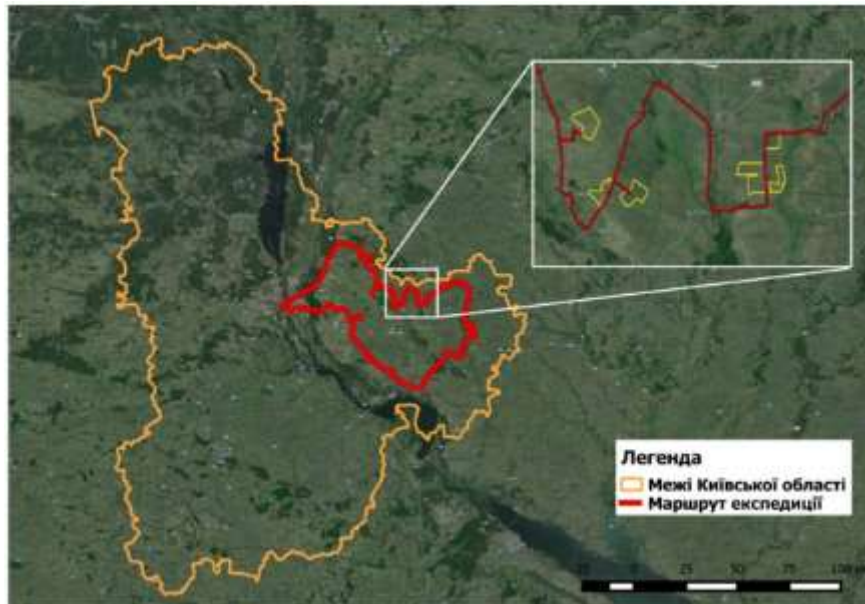
- Текстури
- Статистики 1-го порядку (середнє, дисперсія, стандартне відхилення)
- Статистики 2-го порядку (гомогенність, ентропія, контраст, кореляція, ...)
- Геостатистики (варіограма, корелограма, ф-ція)
- Фрактали

Ідентифікація та вибір ознак



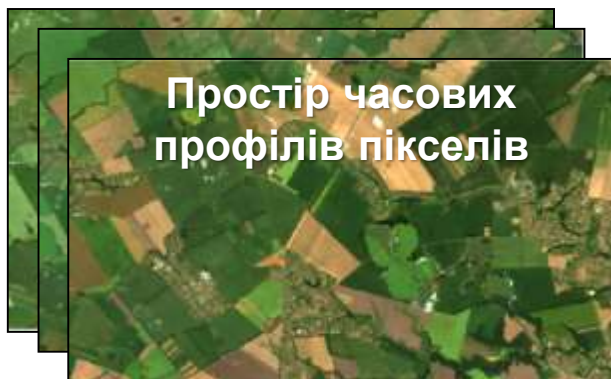
Допоміжна інформація

- Неперервні вимірювання: висота, нахил, ...
- Дискретні (категорії): тип ґрунту, карти земного покриву, наземні вибірки, ...



Номер та ін. (2007)

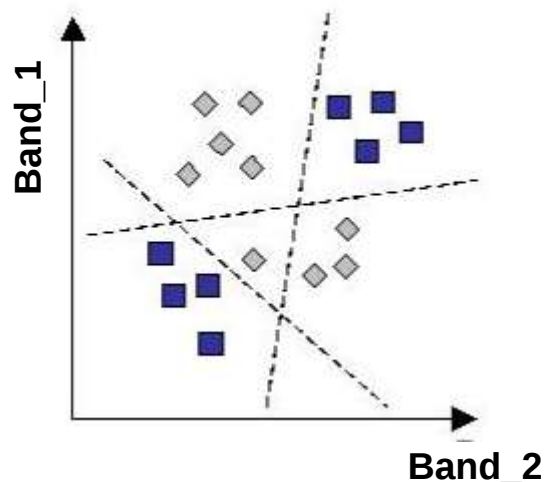
Класифікація



Визначення класу кожного
пікселя зображення



Простір ознак



Кожен піксель характеризується парою координат та значенням яскравості (DN, TOA, SR, ...).

Класифікатор – алгоритм (набір правил, ф-цій), який визначає належність кожного пікселя зображення до того чи іншого класу. [У. Рис, 2006]

Класифікація



Штучний
інтелект

Інтелектуальний
аналіз даних

Розпізнавання
образів

Глубинний
аналіз даних

Комп'ютерні
науки

Статистика

Машинне
навчання

Класифікація супутникових зображень

Пошукові системи
Медична діагностика
Біоінформатика
Розпізнавання образів
Хемоінформатика
Розпізнавання мови

Класифікація



Класифікатори

Процес
навчання
керований

Якщо процес
навчання
некерований,
вирішується **задача
кластеризації**

Припущення
про розподіл
даних

Параметричні

Непарамет-
ричні

Фіксована
к-ть виходів

Чіткі

Нечіткі

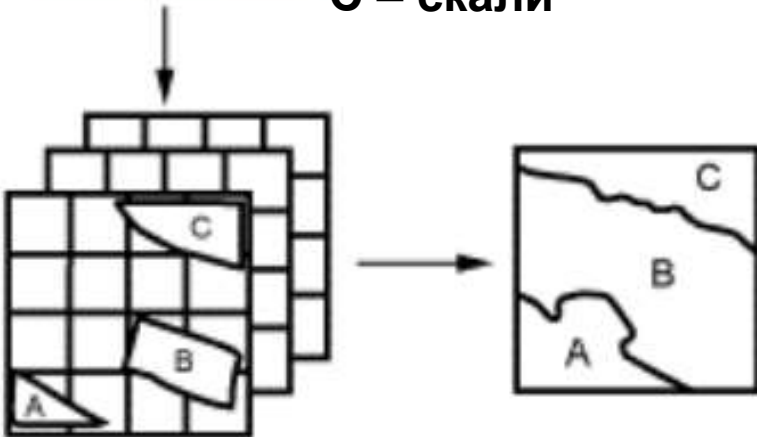
Класифікація



Керована класифікація



А – вода
В – посіви
С – скали



Кластеризація

Значення пікселів

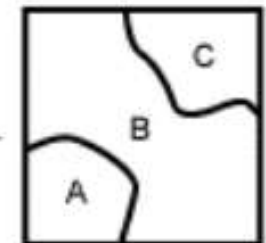
98	178	183	180
96	87	177	181
12	96	98	87
14	11	89	98

Алгоритм

В	С	С	С
В	В	С	С
А	В	В	В
А	А	В	В

Спектральні класи

А – вода
В – посіви
С – скали



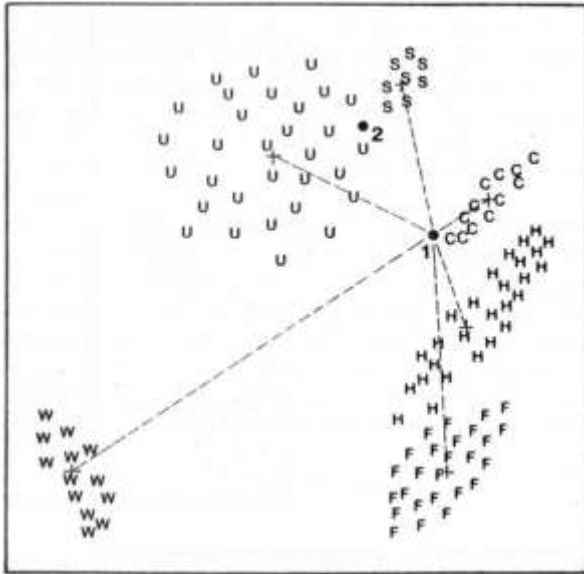
Класифікація



Класичні класифікатори

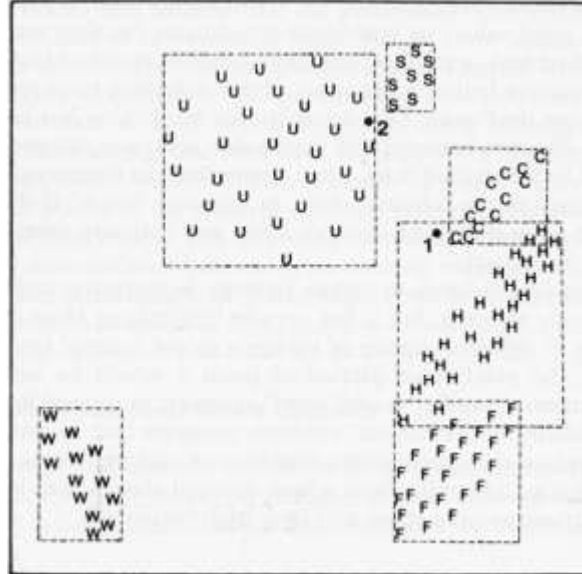
Jensen (1996)

Spectral Band 3, DN

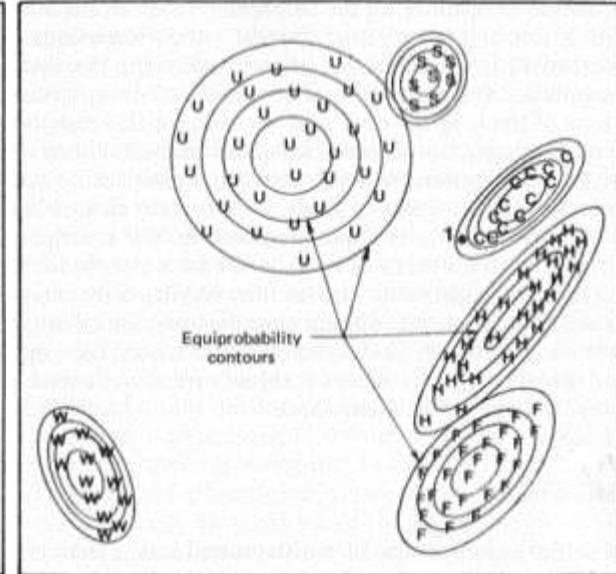


Мінімальна відстань

Spectral Band 4, DN



Паралелепіпед



Максимальна
вірогідність

Класифікація



Фаза навчання (деякі міркування)

- Результати навчання прямо впливають на точність
- Будь-які обмеження навчальної вибірки (наявність даних, їх презентабельність) можуть спричинити похибки класифікації
- При використанні параметричних класифікаторів кількість елементів вибірки впливає на статистичні параметри
- Ефект Хьюза (**прокляття розмірності**) – зі зростанням k -ті даних для класифікації, при незмінній вибірці, зменшується точність статистичних параметрів
- В багатьох зображеннях домінують “змінаші” пікселі, а отже формування вибірки на основі виключно “чистих” пікселів призведе до зниження точності класифікації

Параметричні класифікатори



Базуються на припущенні про певний розподіл даних

Аналіз просторових об'єктів

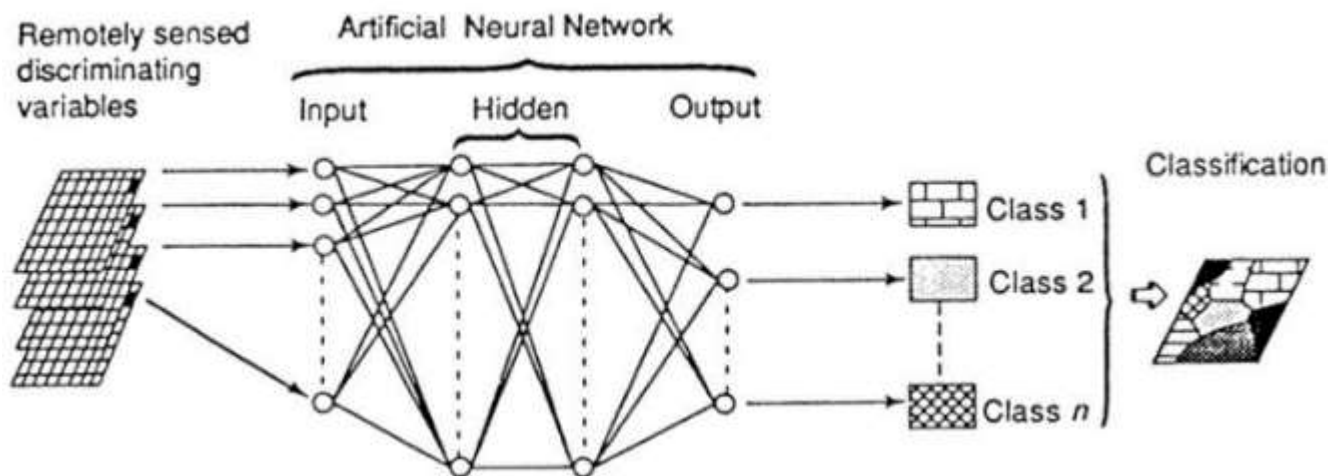
Вразливі до “**прокляття розмірності**”, важко реалізовані для великих об'ємів навчальних вибірок

Використання допоміжних даних спричиняє значні труднощі

Непараметричні класифікатори



Штучні нейронні мережі



Приклади

- Багатошаровий персептрон
- Карти самоорганізації
- Мережі Хопфілда
- Мережі адаптивного резонансу

- Імутують деякі функції людського мозку
- Складаються з ряду шарів, кожен з яких містить набір функціональних блоків – нейронів, зв'язаних зваженими зв'язками
- В процесі навчання (на основі закономірностей навчальних даних) будуються набори правил, які можуть застосовуватись до невідомих даних

Foody (1999)

Штучні нейронні мережі



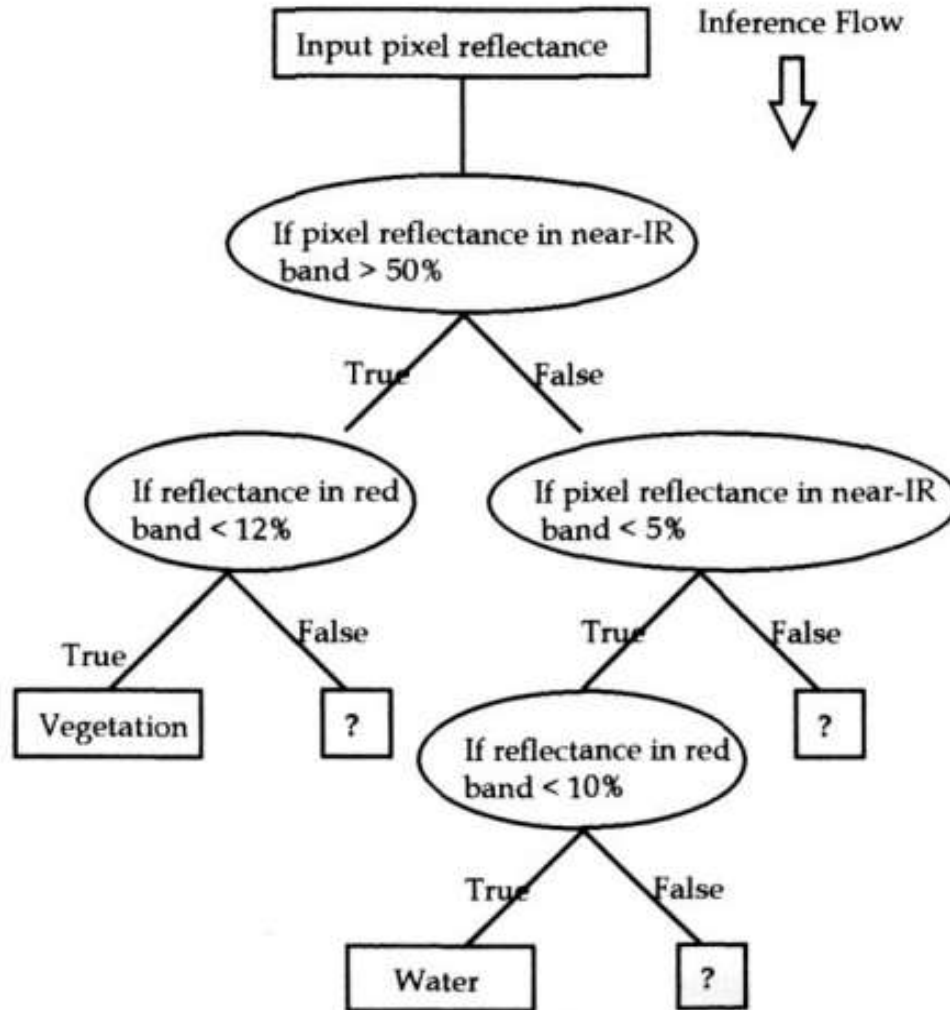
Переваги

- Не вимагають початкових припущень про статистичний розподіл даних
- Дозволяють в режимі реального часу обробляти великі об'єми даних

Недоліки

- Процес навчання повільний і характеризується високою обчислювальною складністю
- Штучні НМ надзвичайно важко ефективно застосовувати у зв'язку з складністю вибору типу архітектури та початкових параметрів – швидкості навчання, імпульсу та початкових значень ваг

Непараметричні класифікатори



Дерева прийняття рішень

- Метод розпізнавання образів, що нагадує механізм логічних висновків
- Ієрархічний підхід, що базується на чіткому слідуванні правил
- Належність об'єкта до певного класу визначається рекурсивним розбиттям набору даних на гомогенні підмножини

Tso, Mather (2001)

Дерева прийняття рішень

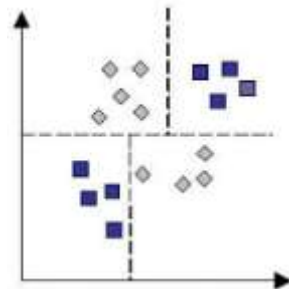


Переваги

- Не вимагають початкових припущень про статистичний розподіл навчальних даних
- Можуть виявляти нелінійні та ієрархічні залежності між вхідними змінними і використати їх для класифікації
- Зрозумілий процес класифікації, завдяки визначеним наборам правил
- Незначна обчислювальна складність

Недоліки

- Погано працюють у випадках, коли класи чітко не виділяються в просторі ознак



Чіткі та нечіткі класифікатори



Чіткі класифікатори

Один піксель
один клас



Нечіткі класифікатори

Один піксель
кілька класів



Чіткі

Домінантний
клас

Визначення
конкретного класу

Домінантний
клас

Нечіткі

Індивідуальні
пропорції класів

Міра належності
до всіх класів

Індивідуальні
пропорції класів

НАВЧАННЯ

КЛАСФІКАЦІЯ

ТЕСТУВАННЯ

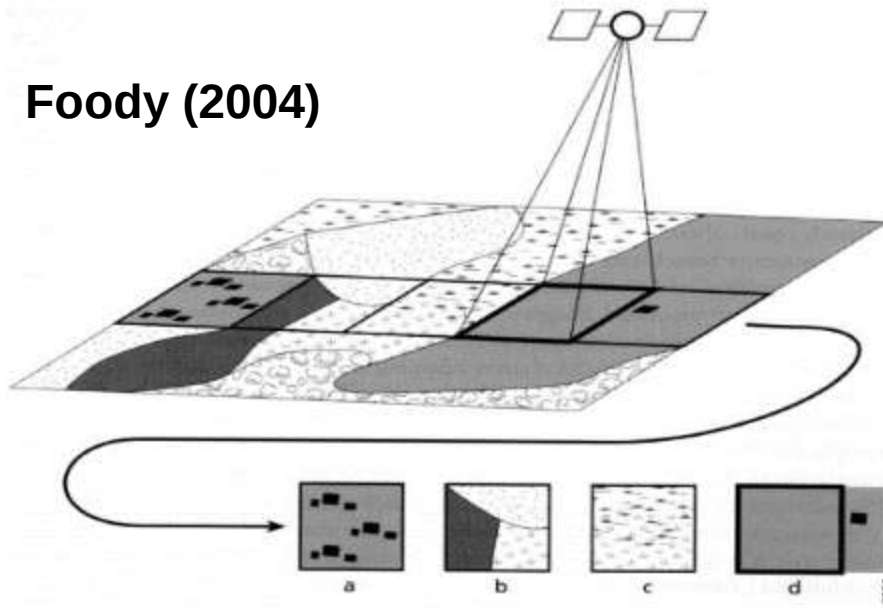
Jensen (1996)

Нечітка класифікація запропонована в якості альтернативи жорсткої, у зв'язку з необхідністю ідентифікації класів змішинах пікселів.

Проблема змішаних пікселів



Foody (2004)



Кількість змішаних пікселів зображення варіюється в залежності від:

- Просторової розрізненості датчика
- Фрагментації поверхні Землі

a

- Наявність об'єктів, менших за розміри пікселя

b

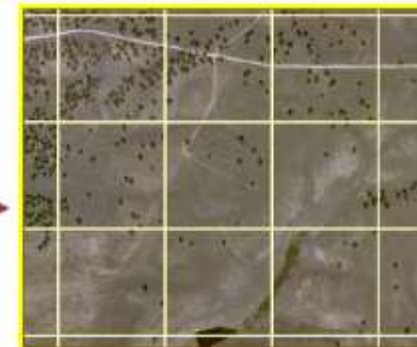
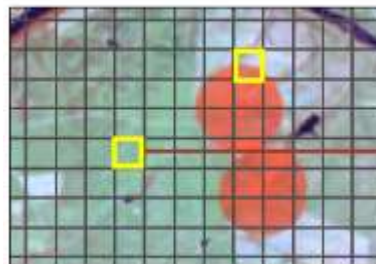
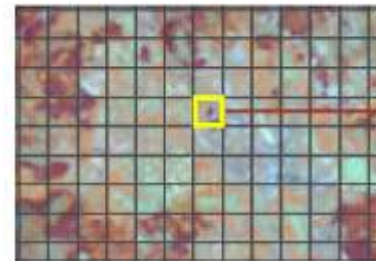
- Наявність меж різних класів

c

- Поступова зміна класів покриття

d

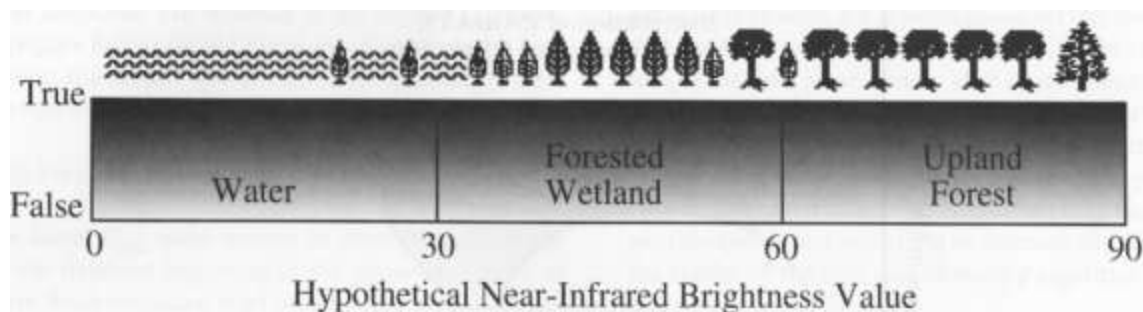
- Вплив об'єктів, розташованих за межами пікселя



Представлення суб-пiксельної iнформацiї



Жорстка класифiкацiя



00-30

• Вода

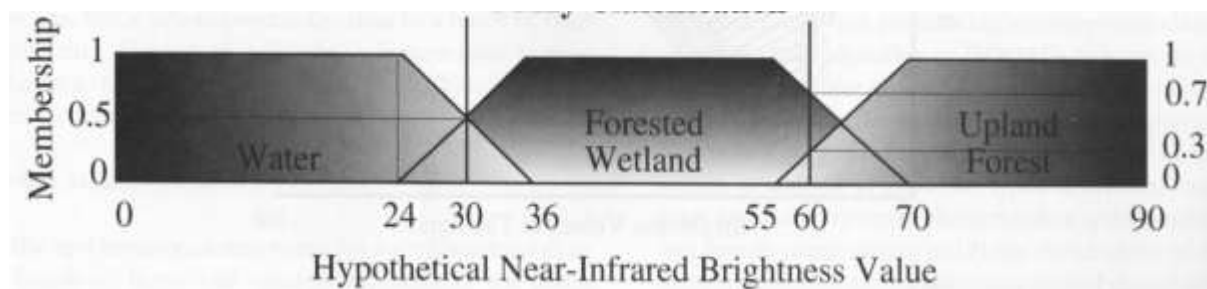
30-60

• Лiс, болота

60-90

• Високий лiс

Нечiтка класифiкацiя



Належнiсть до
зазначеного класу
визначається
значенням ф-цiї
належностi (0,1)

Jensen (1996)

Нечіткі класифікатори



Одним з найбільш популярних в ДЗЗ методів класифікації супутникових зображень є метод максимальної вірогідності

Заснований на теорії нечітких множин

Вірогідність – апостеріорна ймовірність належності пікселя класу

- Апостеріорна ймовірність є мірою невизначеності при ідентифікації класу об'єктів
- Даний підхід дає можливість почерпнути корисну інформацію з суб-піксельного рівня

Приклади

- Класифікатор макс. вірогідності
- Нечіткий k-means
- Ймовірнісний k-means
- Штучні НМ

Класифікація кількома класифікаторами

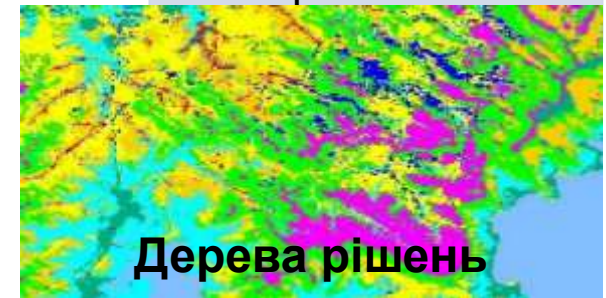
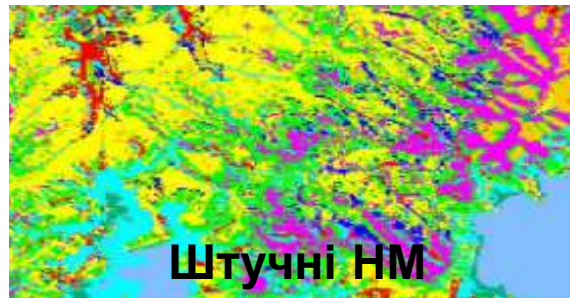


Обґрунтування доцільності

- **Різні класифікатори можуть віднести конкретний об'єкт до різних класів**
- **Не існує єдиного найкращого класифікатора**
- **Багато методів класифікації є взаємодоповнюючими**
- **Комбінування різних методів може призвести до значного покращення результатів, у порівнянні з використанням окремого класифікатора**

Важливо!

- Класифікатори повинні бути **незалежними**
- Навчання має проходити на **незалежних** наборах ознак, або ж **окремих** навчальних вибірках



Gahegan, West (1998)

Методи комбінування класифікаторів



Методи голосування

- Правило більшості голосів
- Зважене голосування

Байєсівський формалізм

- Акумулявання ймовірностей належності об'єкта до різних класів
- Остаточний клас об'єкта визначається з найбільшої акумульованої ймовірності

Ансамблі нейронних мереж

- Вихідні значення різних класифікаторів агрегуються для визначення єдиного класу, якому належатиме об'єкт

Класифікація. Висновки



Спектральні, географічні, вторинні вимірювання

Піксель
Суб-піксель
Об'єкт

Вектор *ознак*, який описує
просторовий об'єкт

Метою *розпізнавання образів*
є встановлення *зв'язків*
між зображеннями та
номенклатурами класів

Чітка класифікація

Один до одного

Один до багатьох

Нечітка класифікація

Відомі

Невідомі

Керована
класифікація

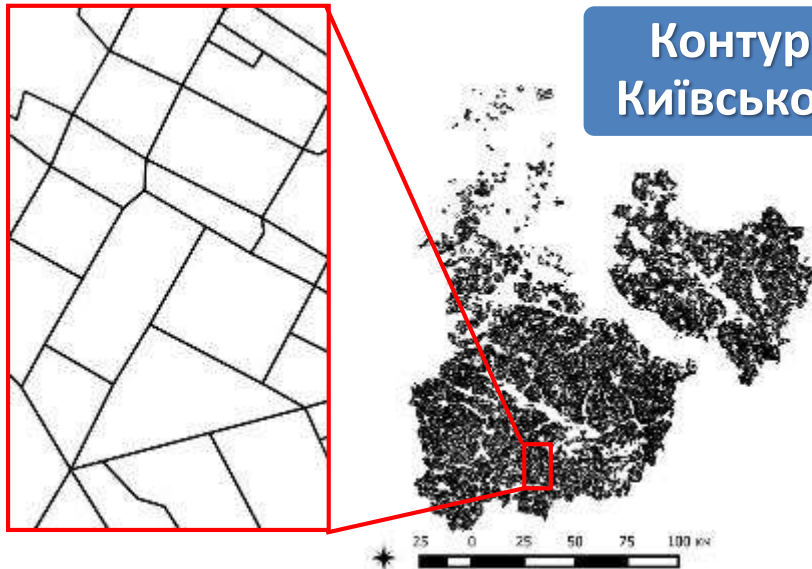
Кластеризація

Використання додаткових даних



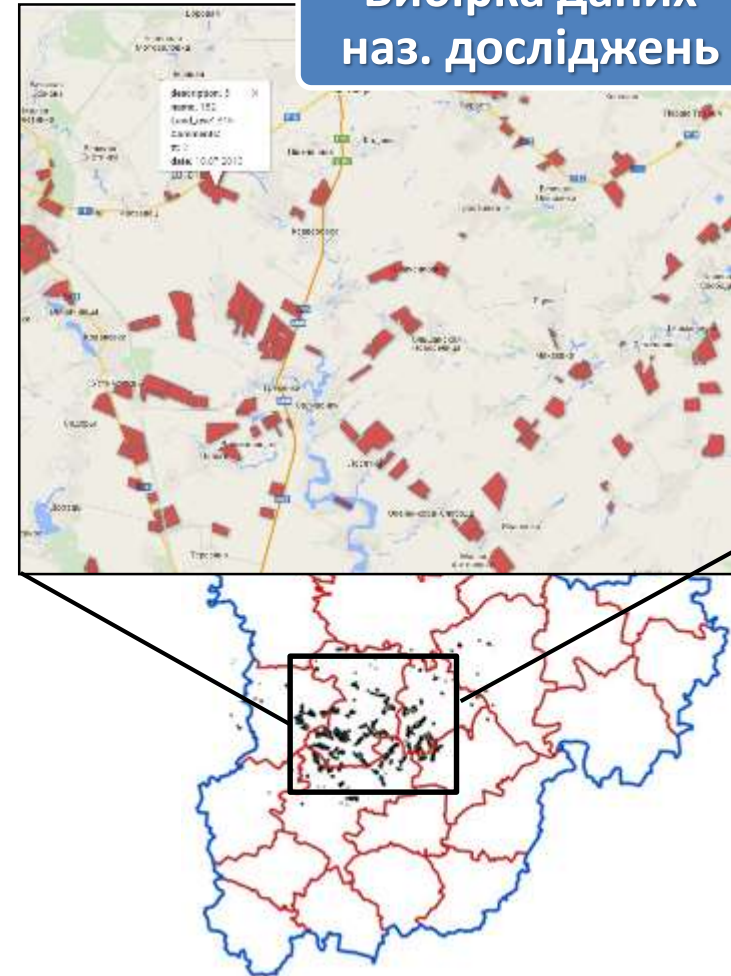
Допоміжні джерела даних

- Наземні дослідження посівів
- Векторні контури полів сільськогосподарських культур



Контури полів
Київської області

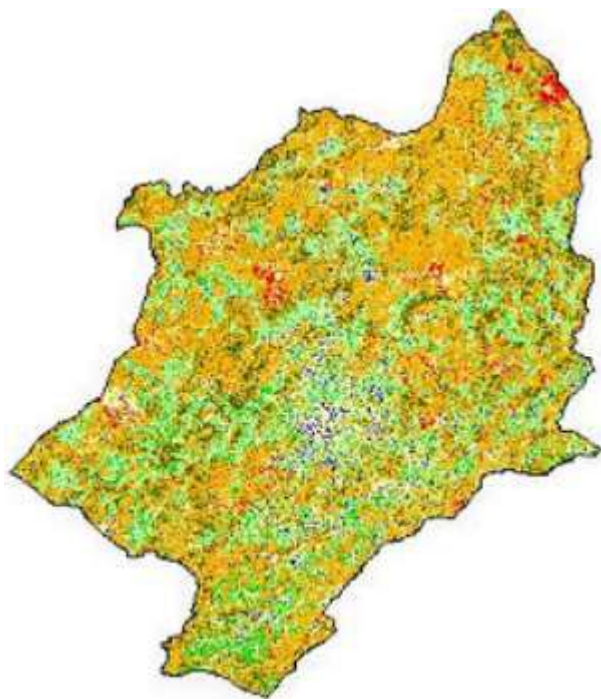
Вибірка даних наз. досліджень



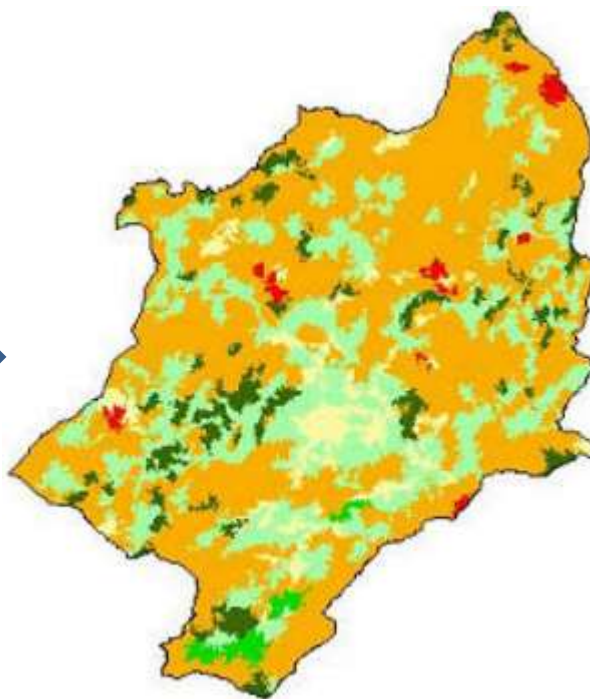
Постобробка результатів класифікації



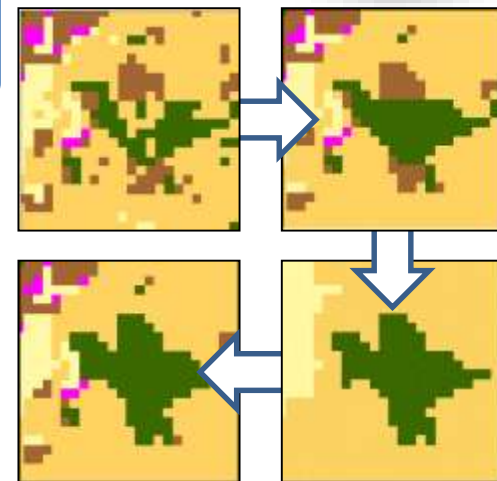
Узагальнення семантик (векторизація)



Мін. Елем. Карти
Піксель –30х30м



Мін. Елем. Карти
Об'єкт –5 га



-  Чагарники
-  Ліс
-  С/г поля
-  Ґрунт

Оцінювання точності класифікації



Матриця невідповідностей

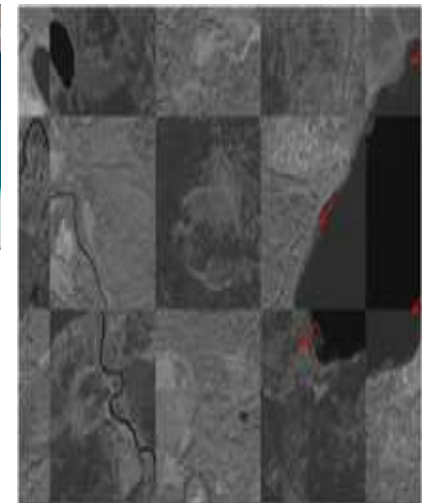
- Призначена для візуалізації точності ідентифікації класів обраним методом
- Матриця E , розмірів $N \times N$, де E_{ij} – кількість пікселів класу i , класифікованих як належні до класу j

Kohavi and Provost, 1998

Клас		Визначений	
		0	1
Факт.	0	a	c
	1	b	d

Джерела похибок

- Помилки геолокації зображень;
- Недосконала атм. корекція;
- Помилки в навчальній вибірці;
- Недосконалість методу класифікації;



Оцінювання точності класифікації



Помилки класифікації

- Помилка **першого роду** (omission error) – % об'єктів наперед відомого класу ідентифікованих як об'єкти іншого класу.
- Помилка **другого роду** (commision error) – % об'єктів, які належать іншим класам, але ідентифіковані як об'єкти даного класу.

$$\frac{E_{ii}}{\sum_i E_{ij}}$$

$$\frac{E_{ii}}{\sum_j E_{ij}}$$

- Загальна точність** (overall accuracy) % об'єктів, для яких правильно ідентифіковано клас.

$$\frac{\sum_j E_{jj}}{\sum_{i,j} E_{ij}}$$

[Cambridge Dictionaries online](https://www.cambridge.org/core)

Приклад

	Луг	Ліс	Вода	Загалом
Луг	99			99
Ліс	4	37		41
Вода			121	121
Загалом	103	50	121	261

Omission error (ліс): $4 / 103 = 3,8\%$

Commission error (ліс): $4 / 41 = 9,8\%$

Overall accuracy: $257 / 261 = 98,5\%$

Картографування посівів на основі технологій *deep learning*



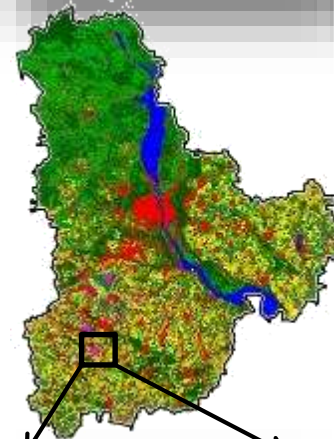
1. Попередня обробка даних

(відновлення хмар та тіней)



2. Класифікація знімків

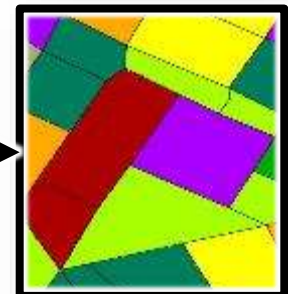
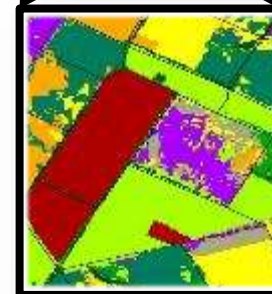
(методи глибокого машинного навчання)



- Artificial
- Winter wheat
- Winter rapeseed
- Spring crops (wheat, barley)
- Maize
- Sugar beet
- Sunflower
- Soybeans
- Forest
- Grassland
- Bare land
- Water

3. Конкатенація та фільтрація карт

(методи голосування, сегментування карт)



Попередня обробка даних



- **Хмари та тіні** обмежують можливість використання оптичних знімків для побудови карт посівів, оскільки є джерелом **пропусків (прогалин) в даних**.

Тестовий полігон **ЈЕСАМ**
Київська обл., Україна

5 липня

19 червня

18 травня

2 травня

- Для класифікації часового ряду знімків потрібне **відновлення відсутніх даних** на знімках.

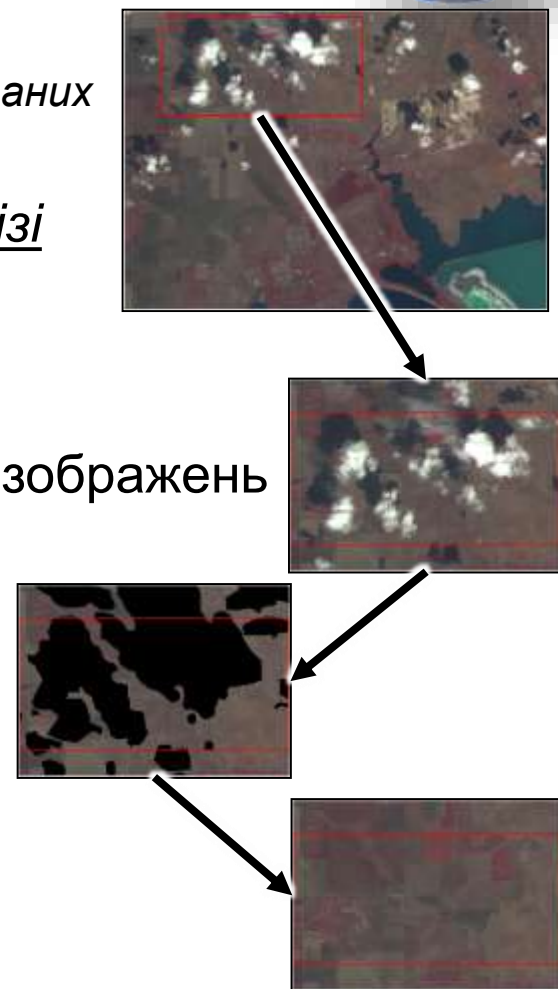
Існуючі підходи до відновлення



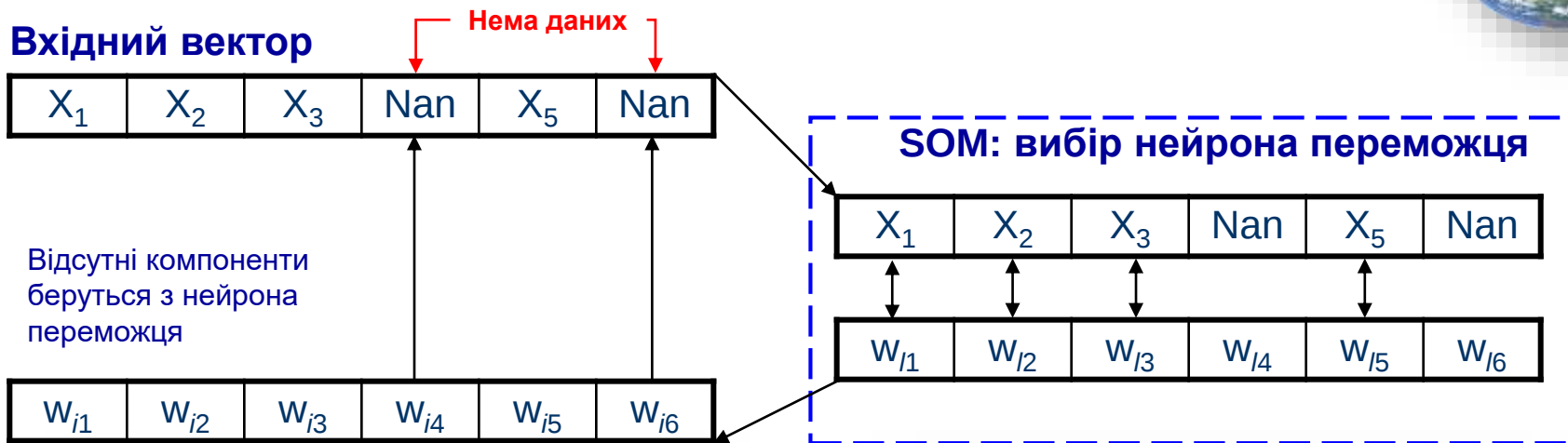
- Підходи, що базуються на ретушуванні
 - Непридатні для відновлення значних площ відсутніх даних
- Підходи, що базуються на спектральному аналізі
 - Невідповідність між спектральною та просторовою розрізненістю основних та допоміжних даних
- Підходи, що базуються на аналізі часових рядів зображень
 - Базуються на використанні методів кластеризації

Обраний підхід

- Окрема НМ будується для відновлення кожного спектрального каналу даних;
- Процес навчання мережі:
 - Навчальна вибірка створюється автоматично на регулярній сітці;
 - Для навчання відбираються пікселі з повністю заповненим профілем.



Процес відновлення відсутніх даних



Landsat-8 (до відновлення)



Landsat-8 відновлений

Методологія класифікації

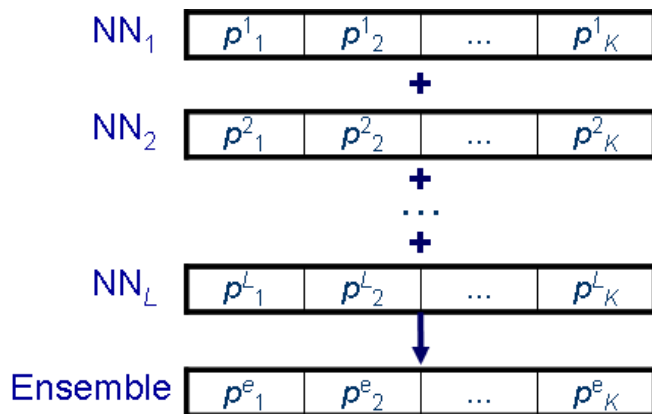


- **Ансамбль нейронних мереж** (багатошаровий персептрон)
- **Навчання:** мінімізація функції помилки кросс-ентропії

$$E(\mathbf{w}_1, \dots, \mathbf{w}_K) = -\ln p(\mathbf{T} | \mathbf{w}_1, \dots, \mathbf{w}_K) = -\sum_{n=1}^N \sum_{k=1}^K t_{nk} \ln y_{nk}$$

t – Цільовий вихід, y – Вихід мережі

- **Ансамбль**
 - Усереднення апостеріорної ймовірності окремих мереж

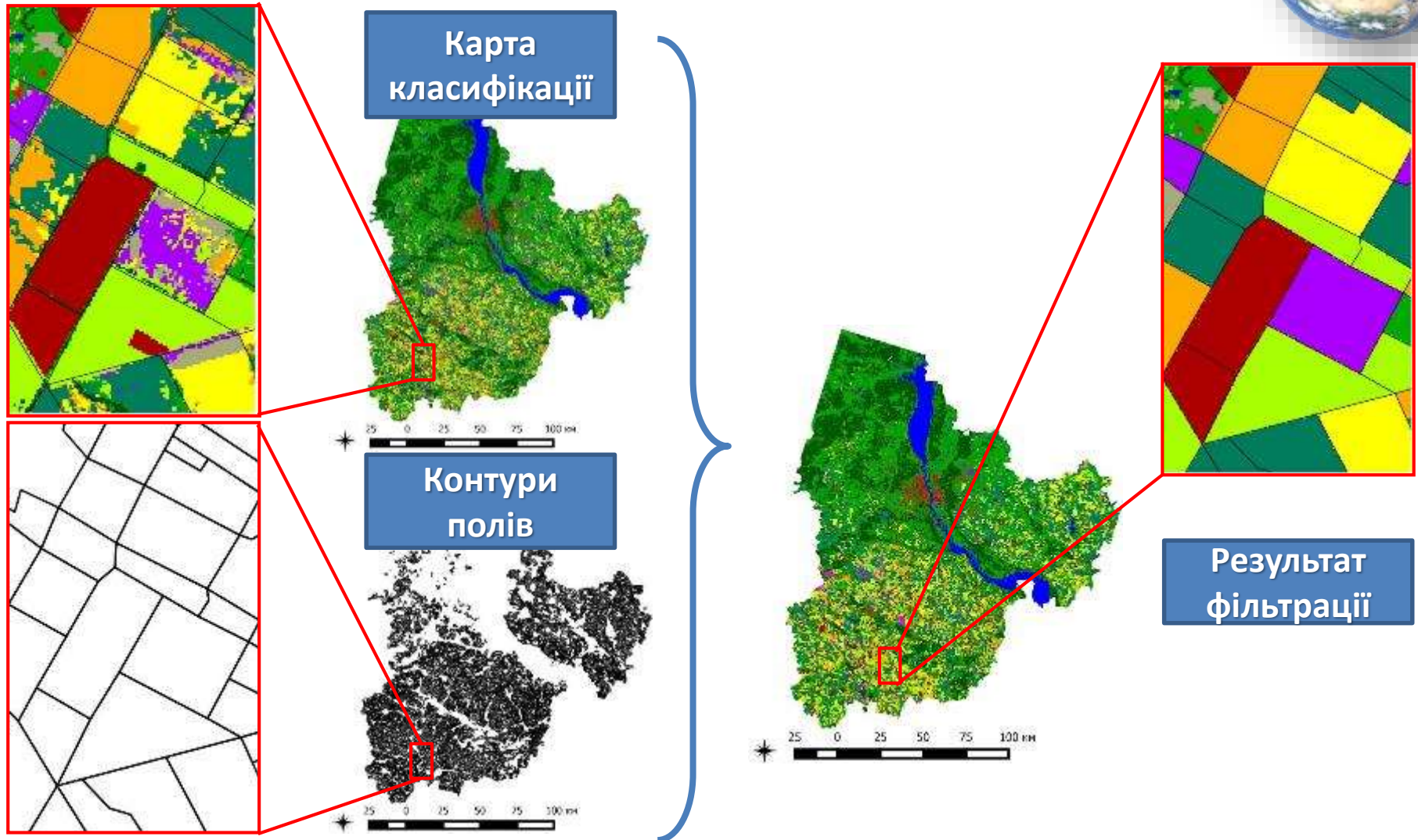


$$p_i^e = \frac{1}{L} \sum_{l=1}^L p_i^l$$

$$k^* = \arg \max_{k=1, K} p_k^e$$

- **Вибірка** випадковим чином розподіляється на навчальну (50%) та тестову (50%)
- **Відновлення даних** з використанням карт Кохонена
- **Вхідні дані**
 - **Landsat-8**
 - Канали 2-7
 - **Sentinel-1**
 - Канали 1-2 (VV+VH)

Методи фільтрації карт посівів

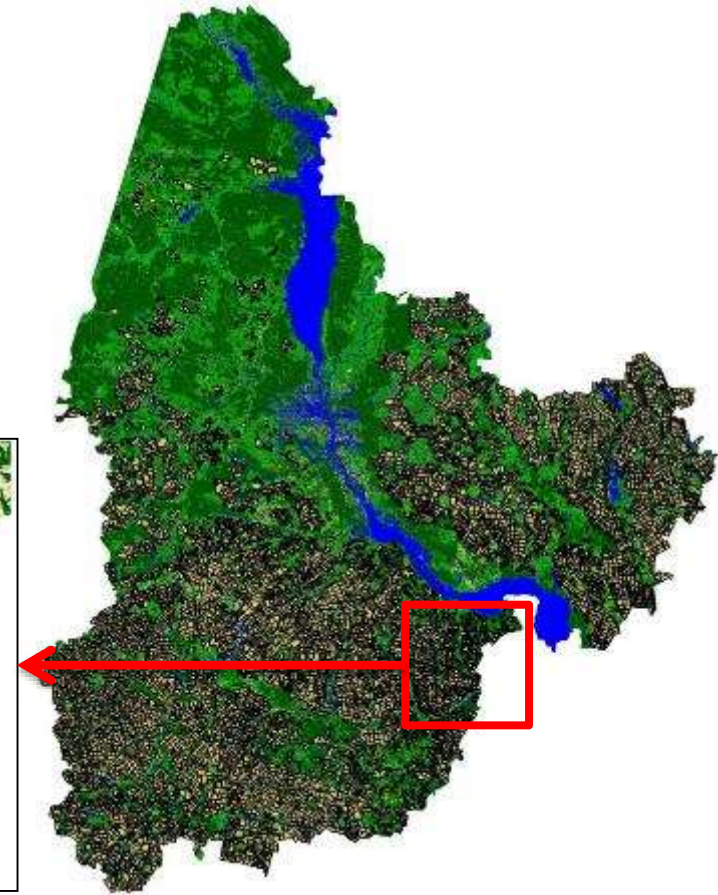
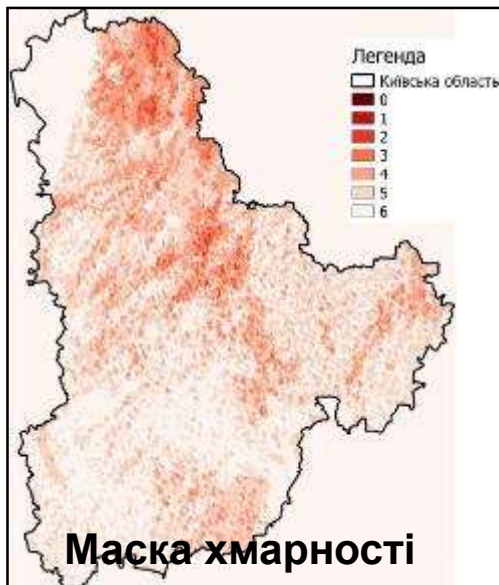


Використання додаткових даних



Злиття даних

- Злиття даних на основі методу голосування
- Злиття із урахуванням маски хмарності



Опис використання супутникових даних



Landsat-8

- Просторова розрізненість 30м
- Спектральні канали 2-7
- WRS (Path/row): 180/25, 181/25, 181/26, 182/25

Попередня обробка

- **Атмосферна корекція**
 - SR: Simplified Model for Atmospheric Correction (Rahman & Dedieu 1994)
 - Aerosol optical depth: Aeronet station (Kyiv)
- **Виявлення хмар та тіней від них**
 - Fmask (Zhu & Woodcock 2012)
- **Відновлення пропусків в даних**
 - [Карти Кохонена, що самоорганізуються](#)



Landsat-8 (RGB) TOA



Landsat-8 SR

Опис використаних супутникових даних



Sentinel-1

- Просторова розрізненість 10м
- Канали 1,2 (VV + VH)
- WRS (Path/row):

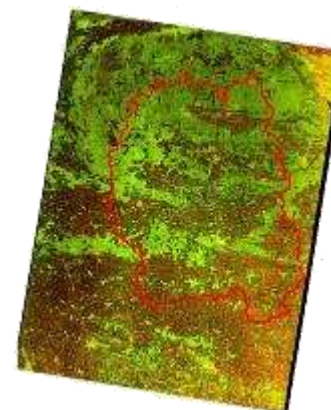
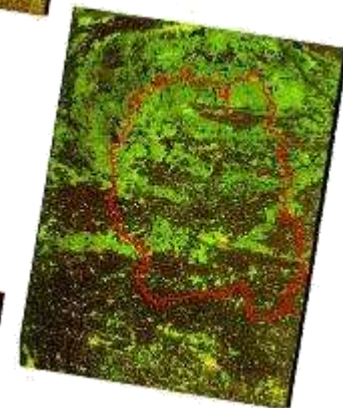
Попередня обробка

- Перетворення в коефіцієнт зворотнього розсіювання
- Фільтрування шуму
- Ортотрансформування



18.03.15

30.03.15



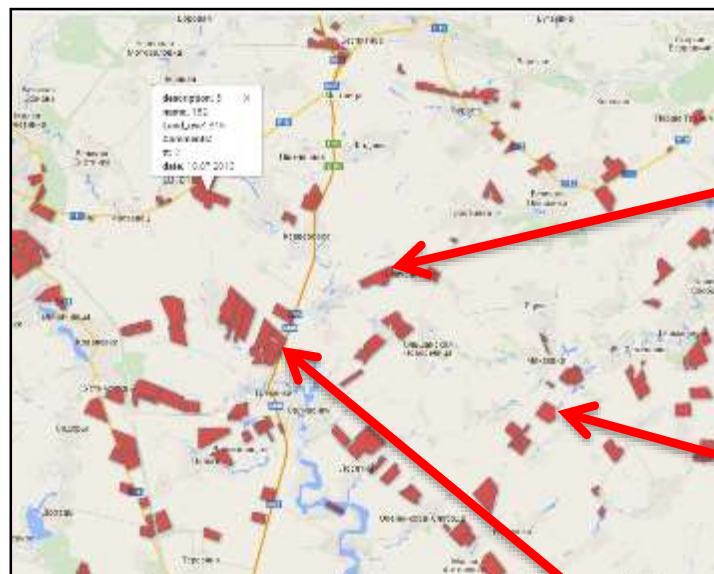
11.04.15

[Sentinel-1 Toolbox](#)

Збір даних наземних досліджень



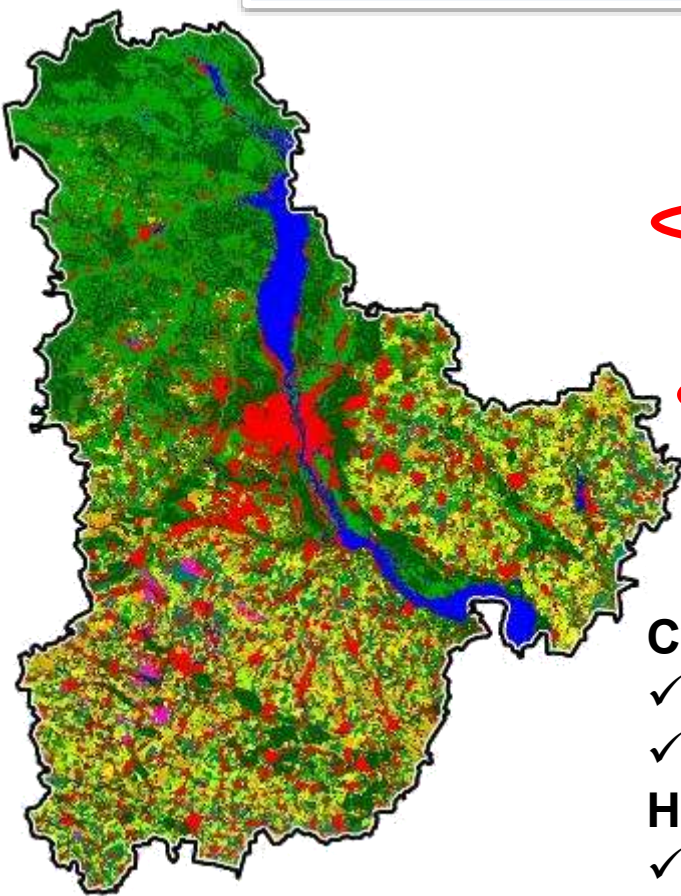
[TrekBuddy](#)



Карта посівів Київської області (2015)



КИЇВСЬКА ОБЛАСТЬ



- Artificial
- Winter wheat
- Winter rapeseed
- Spring crops (wheat, barley)
- Maize
- Sugar beet
- Sunflower
- Soybeans
- Forest
- Grassland
- Bare land
- Water

Супутникові дані:

- ✓ 4 сцени Landsat-8
- ✓ 15 сцен Sentinel-1

Наземні вимірювання:

- ✓ 547 наземні дані
(навчальні та тестові)

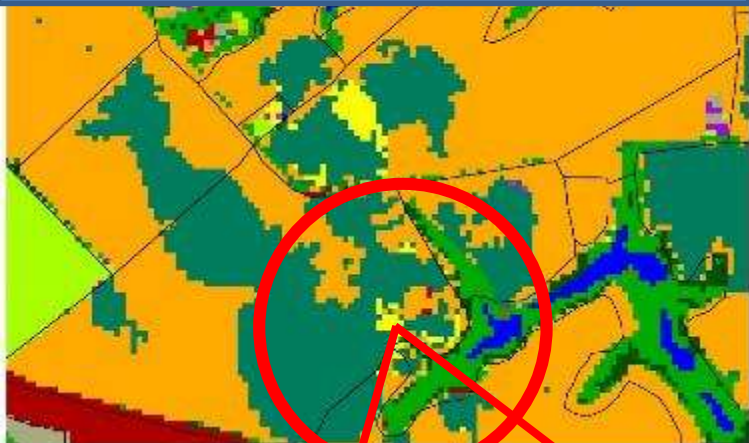
Супутник	Загальна точність, %
L-8 + S-1	92.7
SENTINEL-1	91.4
LANDSAT-8	85.4

Клас	Офіційна статистика (1000 га)	Результати класифікації (1000 га)
Озима пшениця	195.2	219.8
Озимий ріпак	35.5	42.8
Кукурудза	241.7	183.2
Цукровий буряк	15.7	13.1
Соняшник	116.9	116.2
Соя	216.5	296.9

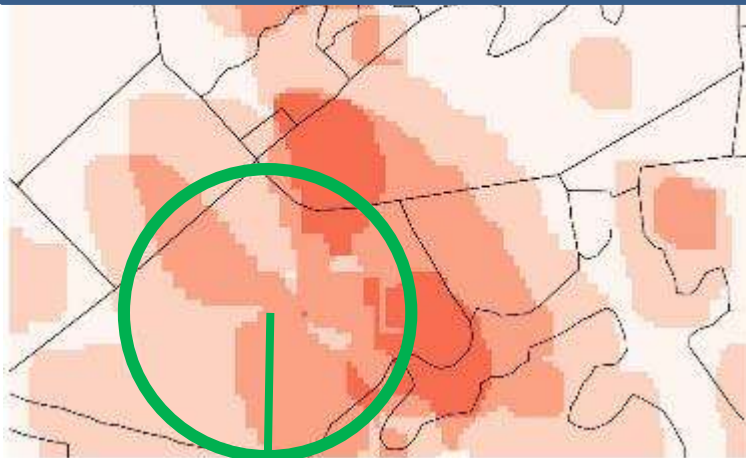
Результати фільтрації карт посівів



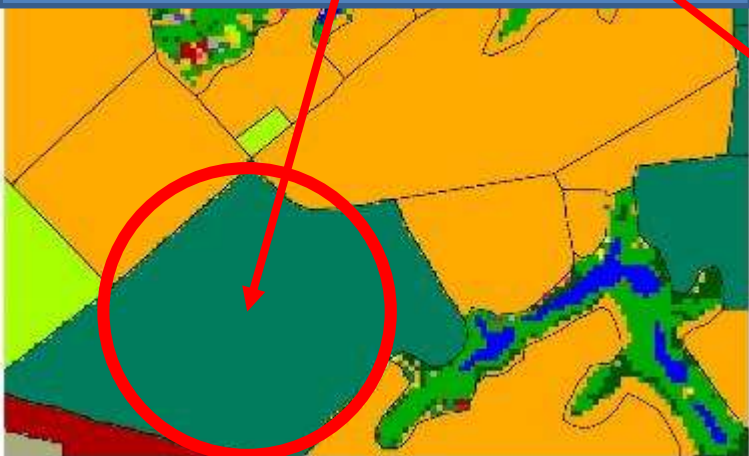
Результат класифікації



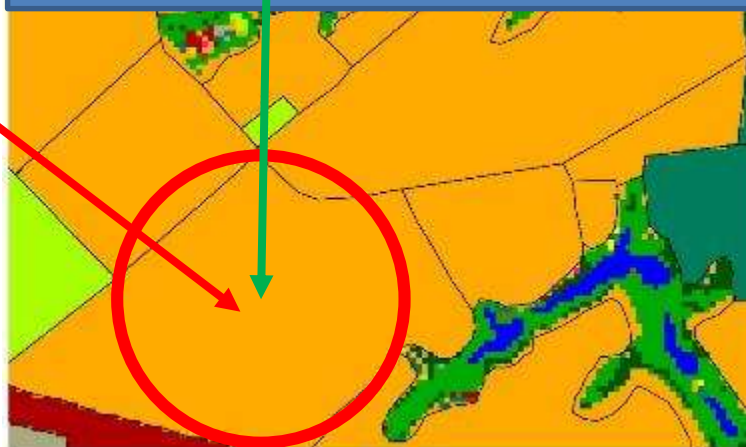
Маска хмарності



Злиття методом голосування



Злиття (маска хмарності)



Результати фільтрації карт посівів



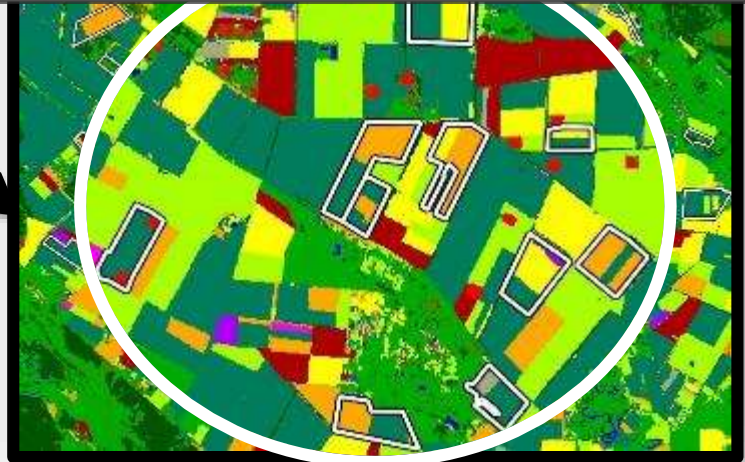
Карта посівів (по-піксельний підхід)



Метод голосування(правило більшості)



Метод поділу парселів в полях



Програмна реалізація (Matlab)



Необхідна інформація

- Навчальна вибірка
- Тестова вибірка
- Супутникові зображення

Імпорт зображень

- $[A, R] = \text{geotiffread}(\text{filename})$
 - Filename – ім'я файлу
 - A – імпортоване зображення;
 - R – структура метаданих;

OpenSource libraries

- [Som toolbox](#)
 - Відновлення даних
- [NetLab Toolbox](#)
 - Класифікація



Програмна реалізація (Matlab)



Створення нейронної мережі

- `NET = mlp(nin, nhidden, nout, 'logistic');`
 - **nin** – розмір вхідного вектора
 - **nhidden** – к-ть нейронів у прихованому шарі

Навчання мережі

- `MLP_net = netopt(net, options, x, y, 'scg');`
 - **options** – опції класифікації;
 - **options(14)** – к-ть епох навчання;
 - **x** – вхідні вектори ознак навч. вибірки;
 - **y** – вектори виходів класифікатора навч. вибірки;

Класифікація

- `Map = mlpfwd(MLP_net, Image);`

Перевірка точності

- `Y = mlpfwd(MLP_net, Image);`
- `[maxx, y] = max(Y');`
- `y = y';`
- `sum(y == Test) / size(Test,1)*100`

Підсумки



- Застосування **методу відновлення даних** дозволяє проводити класифікацію часових рядів супутникових зображень для великих територій
- Розроблений підхід, що базується на використанні **ансамблів нейронних мереж**, дозволяє проводити класифікацію часових рядів як **радарних** так і **оптичних супутникових** зображень
- Розроблені підходи пост-обробки результатів класифікації дозволяють отримати **якісні тематичні карти посівів**

Перелік посилань



- В.І. Зацерковний, В.Г. Бурачек, О.О. Железняк, А.О. Терещенко. Геоінформаційні системи і бази даних. Монографія. Ніжин: НДУ ім. М. Гоголя, 2014. – 492с. ISBN 978-617-527-121-6
- Basudeb Bhatta. Remote sensing and GIS. Second edition. Oxford University Press Inc., New Delhi 110001, India, 2001. – 716. ISDN-13: 978-0-19-807239-3
- Hamlyn G. & Robin A. Vaughan. Remote sensing of vegetation. U.S., Oxford University Press Inc., N.Y. 2010, 364. ISBN 978-0-19-920779-4
- У. Рис. Основы дистанционного зондирования. Москва: Техносфера, 2006. – 336ст. ISBN 5-94836-094-6

Перелік посилань



- Defourny, P., Vancutsem, C., Bicheron, P, Brockmann, C., Nino, F., Schouten, L., Leroy, M., 2006, GLOBCPVER: a 300m global land cover product for 2005 using ENVISAT MERIS Time Series, Proceedings of ISPRS Commission VII Mid-Term Symposium: Remote Sensing: from Pixels to Processes, Enschede (NL), 8-11 May, 2006
- Foody, G.M., 1999, Image classification with a neural network: from completely crisp to fully-fuzzy situations, in P.M. Atkinson and N.J. Tate (eds), Advances in Remote Sensing and GIS analysis, Chichester: Wiley&Son.
- Homer, C. C. Huang, L. Yang, B. Wylie and M. Coan. 2004. Development of a 2001 National Landcover Database for the United States. Photogrammetric Engineering and Remote Sensing, 70 (7): 829-840
- Jensen, J.R., 1996, Introductory digital image processing: a remote sensing perspective, Upper Saddle River, NJ: Prentice Hall, 2nd Ed.
- Kohavi, R., and John, G. 1997. Wrappers for features subset selection. Artificial Intelligence 97:273–324.

Перелік публікацій



- **Regional retrospective high resolution land cover for Ukraine: methodology and results**
Mykola Lavreniuk, Nataliia Kussul, Sergii Skakun, Andrii Shelestov, Bohdan Yailymov
Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS), 2015 IEEE International - P. 3965-3968.
- **Parcel based classification for agricultural mapping and monitoring using multi-temporal satellite image sequences**
Nataliia Kussul, Guido Lemoine, Javier Gallego, Sergii Skakun, Mykola Lavreniuk
Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS), 2015 IEEE International - P. 165-158.
- **Ретроспективна регіональна карта земного покриття для України: методологія побудови та аналіз результатів**
Н.М. Куссіль, А.Ю. Шелестов, С.В. Скакун, Р.М. Басараб, Б.Я.Яйлимов, М.С. Лавренюк, А.В. Колотій, Д.Ю. Ящук
Космічна наука і технологія. - 2015. - Т. 21, № 3. - С. 31–39.
- **Efficiency Assessment of Multitemporal C-Band Radarsat-2 Intensity and Landsat-8 Surface Reflectance Satellite Imagery for Crop Classification in Ukraine**
S.Skakun, N.Kussul, A.Y. Shelestov, M.Lavreniuk, O. Kussul
IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing. - 2015. - DOI: 10.1109/JSTARS.2015.2454297.
- **Regional scale crop mapping using multi-temporal satellite imagery**
N. Kussul, S. Skakun, A. Shelestov, M. Lavreniuk, B. Yailymov, O. Kussul
International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing & Spatial Information Sciences. – 2015. - P. 45-52.
- **Reconstruction of Missing Data in Time-Series of Optical Satellite Images Using Self-Organizing Kohonen Maps**
Sergey Skakun, Ruslan Basarab
Journal of Automation and Information Sciences. - 2014. - Vol. 46, № 12. - P. 19 - 26.
- **Efficiency assessment of using satellite data for crop area estimation in Ukraine**
J. Gallego, N. Kussul, S. Skakun, O. Kravchenko, A. Shelestov, O. Kussul
International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation. - 2014. - No. 29. - P. 22 – 30.
- **The use of satellite SAR imagery to crop classification in Ukraine within JECAM project**
Nataliia Kussul, Sergii Skakun, Andrii Shelestov, Olga Kussul
Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS), 2014 IEEE International - P. 1497-1500.



Дякую за увагу!