

МОДЕЛЮВАННЯ БІОФІЗИЧНИХ ПАРАМЕТРІВ РОСЛИННОСТІ ЗА ДОПОМОГОЮ МАШИННОГО НАВЧАННЯ

А. А. Пелих¹, М. С. Лавренюк^{2,3}

¹Національний технічний університет України «Київський політехнічний інститут»

²Інститут космічних досліджень НАН України та ДКА України

³Київський національний університет імені Тараса Шевченка, факультет кібернетики

Анотація

У даній роботі запропонований підхід до моделювання біофізичних параметрів рослинності, зокрема індексу листяної поверхні (LAI) на основі геопросторових даних. Для цього використаний метод опорних векторів в задачах регресії. Застосовуючи дану модель, отримані результати для різних сільськогосподарських культур, наведені переваги перед існуючими підходами до моделювання LAI.

Ключові слова: супутникові дані, агромоніторинг, LAI, регресійний аналіз

Вступ

Для вирішення задач агромоніторингу важливою є оцінка біофізичних параметрів рослинності, зокрема індексу листяної поверхні (Leaf Area Index — LAI). Цей показник дозволяє слідкувати за динамікою розвитку сільськогосподарської культури, прогнозувати її врожайність [1, 2]. Проте регулярна оцінка LAI наземними методами є складним та ресурсомістким завданням.

В 2014 році повною мірою почала діяти програма Європейського союзу Copernicus, націлена на розвиток можливостей спостереження за Землею. Її мета – збір та використання даних з різних джерел для забезпечення автономного та незалежного доступу до них. В рамках цієї програми вільно надаються періодичні радарні та оптичні супутникові знімки високої роздільної здатності, основним джерелом яких є сімейство супутників Sentinel. Ці дані можуть бути використані для моделювання біофізичних параметрів рослинного покриву, зокрема LAI [3].

Постановка задачі та її розв'язок

Для задачі моделювання LAI пропонується використовувати регресію на основі методу опорних векторів з радіально-базисною функцією (РБФ) в якості ядра [4]. Ядро РБФ для двох зразків x та x' , представлених векторами рис в деякому вхідному просторі, визначається як:

$$K(x, x') = \exp\left(-\frac{\|x - x'\|^2}{2\sigma^2}\right)$$

де $\|x - x'\|^2$ – квадратична відстань між двома векторами рис, σ^2 – дисперсія.

Модель реалізована мовою Python за допомогою бібліотеки для машинного навчання Scikit-learn. Навчання моделі проводиться на даних, зібраних під час виїзних наземних експериментів. Для прогнозу-

вання використовуються радарні знімки з супутника Sentinel-1A з роздільною здатністю 10x10 метрів.

Переважає більшість існуючих моделей для побудови LAI використовує оптичні знімки як основне джерело даних. Проте для оптичних джерел характерні проблеми, пов'язані з зашумленням через хмари і тіні [5]. Через це частота отримання модельних значень є значно нижчою ніж період зйомки супутника. На відміну від оптичних супутникових знімків, радарні знімки дозволяють уникнути цих проблем, що сприяє регулярному отриманню даних і, як наслідок, більш точному моніторингу динаміки розвитку культури. Представлений метод є універсальним і може бути використаний для аналізу часового ряду як радарних, так і оптичних зображень [6, 7].

Отримані результати

Даний підхід був застосований для різних сільськогосподарських культур, таких, як озима пшениця (WW), соя (SO), кукурудза (MA). Для оцінки якості моделі використовувалась середньоквадратична похибка (СКП) і коефіцієнт детермінації (R^2) (табл. 1).

Табл. 1. Усереднені показники якості моделей для різних культур

Культура	R^2	СКП
SO	0.94	0.031
MA	0.9	0.177
WW	0.62	0.716

З отриманих результатів бачимо, що модель може бути ефективно застосована для відстеження динаміки розвитку сої та кукурудзи. Представлений підхід є важливим, тому що, на відміну від моделей, що базуються на оптичних даних, дозволяє отримувати карти LAI на регулярній основі, незалежно від погодних умов та пори року.

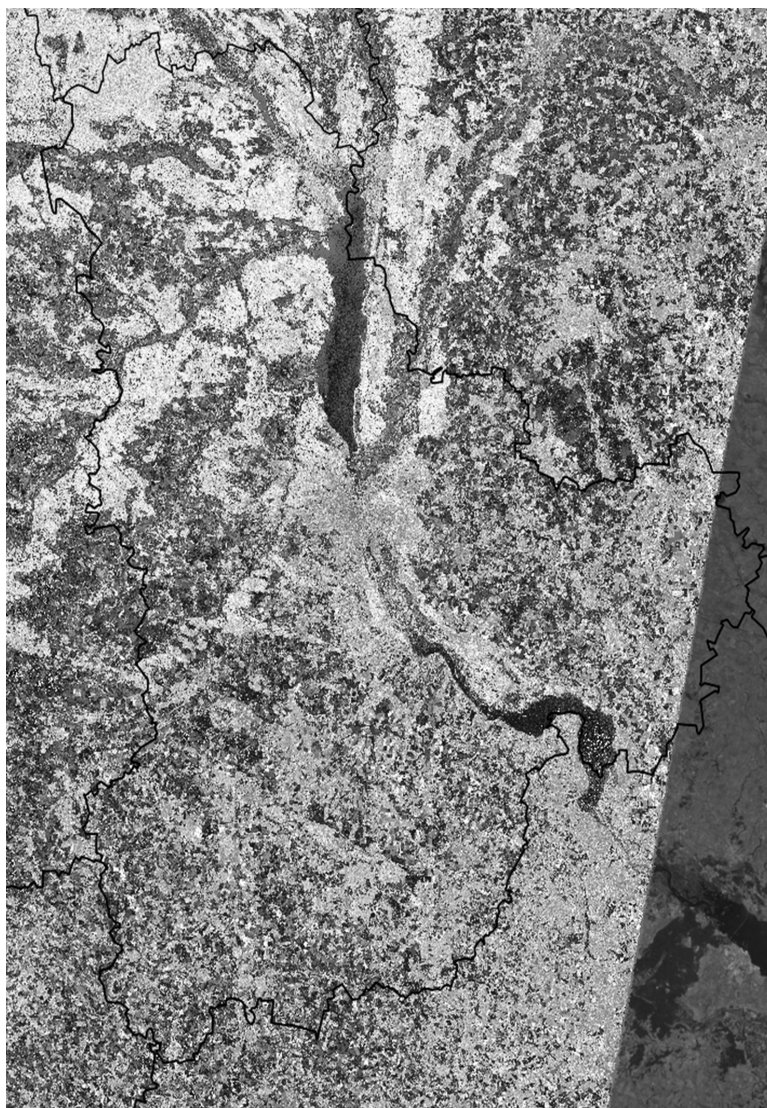


Рис. 1. Карта LAI для Київської області за 2015 рік

В результаті застосування даної моделі з даними для сої за 2015 рік, була отримана карта LAI для Київської області. (рис. 1)

Перелік використаних джерел

1. F. Kogan, N. Kussul, T. Adamenko, S. Skakun, O. Kravchenko, O. Kryvobok, A. Shelestov, A. Kolotii, O. Kussul, A. Lavrenyuk. // Winter wheat yield forecasting: A comparative analysis of results of regression and biophysical models. — *Journal of Automation and Information Sciences*. — 2013. — 45(6). — P. 68–81.
2. A. Kolotii, N. Kussul, A. Shelestov, S. Skakun, B. Yailymov, R. Basarab, M. Lavreniuk, T. Oliinyk, V. Ostapenko. // Comparison of biophysical and satellite predictors for wheat yield forecasting in Ukraine. — *Int. Arch. Photogramm. Remote Sens. Spatial Inf. Sci.*, XL-7/W3. — 2015. — P. 39–44.
3. Куcсуль Н. Н., Скакун С. В., Шелестов А. Ю. // Анализ рисков чрезвычайных ситуаций на основе спутниковых данных. Модели и технологии. — К. : Наукова думка, 2014. — 184 с.
4. A. J. Smola, B. Scholkopf. // A Tutorial on Support Vector Regression. — *Statistics and Computing* 14. — 2004. — P. 199–222.
5. N. Kussul, S. Skakun, A. Shelestov, M. Lavreniuk, B. Yailymov, O. Kussul. // Regional scale crop mapping using multi-temporal satellite imagery. — *Int. Arch. Photogramm. Remote Sens. Spatial Inf. Sci.*, XL-7/W3. — 2015. — P. 45–52. — DOI: 10.5194/isprsarchives-XL-7-W3-45-2015.
6. S. Skakun, N. Kussul, A. Shelestov, M. Lavreniuk, O. Kussul. // Efficiency Assessment of Multitemporal C-Band Radarsat-2 Intensity and Landsat-8 Surface Reflectance Satellite Imagery for Crop Classification in Ukraine. — *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*. — 2015. — No. 99. — P. 1–8. — DOI: 10.1109/JSTARS.2015.2454297.
7. N. Kussul, G. Lemoine, J. Gallego, S. Skakun, M. Lavreniuk. // Parcel based classification for agricultural mapping and monitoring using multi-temporal satellite image sequences. — *The International Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS)*. — 2015. — P. 165–168. — DOI: 10.1109/IGARSS.2015.7325725.