

program, a generalized prognostic characteristic of the total volumes of phytomass and deposited carbon was obtained.

In total, it was established that in the forests of this environmentally protected site of the Carpathians as of 01.01.2011, 948.67 thousand tonnes of phytomass were accumulated on the total area of forest areas covered with forest vegetation 6674.3 ha with a reserve of stem wood of 1,755.6 thousand m^3 , which accumulated 469.42 thousand tons of carbon.

The density of phytomass in forest covered with forest vegetation is $14.2 \text{ kg} \cdot (\text{m}^2)^{-1}$, carbon - $7.0 \text{ kg} \cdot (\text{m}^2)^{-1}$. The highest density of phytomasses is observed in hardwood ranges - $46.2 \text{ kg} (\text{m}^2)^{-1}$. The smallest values of this indicator are characteristic for softwood - $8.5 \text{ kg} \cdot (\text{m}^2)^{-1}$. The closest to the average is the density of phytomass in coniferous trees - $14.1 \text{ kg} \cdot (\text{m}^2)^{-1}$.

Keywords: forest stand, reserve, forest areas covered with forest vegetation, biotic productivity, phytomass, deposited carbon, oxygen production.

УДК 630*585

ПІДБІР НЕЗАЛЕЖНИХ ЗМІННИХ ДЛЯ КЛАСИФІКАЦІЇ ЛІСОВОГО ПОКРИВУ ЗА СЕЗОННИМИ МОЗАЇКАМИ LANDSAT

В. В. МИРОНЮК, кандидат сільськогосподарських наук, докторант
**Національний університет біоресурсів і природокористування
України**

E-mail: victor.myroniuk@nubip.edu.ua

Анотація. Розробка методів картографування лісового покриття з використанням супутникових знімків є важливою складовою розвитку статистичної інвентаризації лісів України. Метою роботи стало дослідження ступеня впливу різних спектральних і неспектральних показників на точність класифікаційної моделі Random Forest (RF) під час створення маски лісів рівнинної частини України за даними сезонних композитних мозаїк Landsat 8 OLI. Опорний набір даних складався із понад 4700 випадкових точок, які були візуально дешифровані за допомогою загальнодоступних знімків сервісів Google і Bing Maps. Використовуючи техніку створення безхмарних композитних зображень за часовими серіями супутникових знімків, одержали чотири мозаїки для періодів рік, літо, осінь, квітень–жовтень. Точність класифікаційних моделей встановлювали за величиною помилки OVB (out-of-bag) error, а важливість незалежних змінних – за показником %IncMSE, оцінки яких забезпечує алгоритм randomForest статистичної системи R. У результаті встановлено, що найточнішою виявилася модель класифікації одразу всіх чотирьох мозаїк. Другою за точністю була класифікаційна модель знімків сезону квітень–жовтень. Помилки

класифікації решти мозаїк були набагато більшими. Також встановлено, що географічна широта і довгота підвищують точність класифікації типів земного покриву території досліджень. З метою зменшення кількості незалежних змінних проаналізовано, як змінюється точність класифікації за поступового збільшення кількості змінних з 2 до 53. У результаті виявлено, що для створення лісової маски доцільно враховувати перші 36 найбільш важливих спектральних показників, у тому числі географічні координати місцевості.

Ключові слова: Landsat 8 OLI, сезонна композитна мозаїка, лісова маска, Random Forest.

Актуальність дослідження. Відкритий доступ до архіву супутникових знімків Landsat, де зібрано понад 30-річну історію спостережень за землею поверхнею, сприяв широкому використанню часових серій знімків для оцінки стану та динаміки типів земного покриву. Особливе значення дані Landsat мають у розробці методів моніторингу лісових екосистем на регіональному, національному та глобальному рівнях. Часові серії супутникових знімків мають більші переваги порівняно з даними, одержаними для двох віддалених у часі періодів. На думку [8], майбутнє моніторингових досліджень – за досконалішими підходами, що спираються на аналіз часових серій супутникових знімків. Обробка такої інформації принципово відрізняється низкою особливостей, від створення навчальної вибірки для класифікації до валідації кінцевих продуктів. Як правило, при цьому застосовують непараметричні методи класифікації, які можуть оперувати великою кількістю незалежних змінних. І все ж оптимізація навчальної вибірки є необхідною для підвищення ефективності досліджень і глибшого розуміння досліджуваної проблеми.

Аналіз останніх досліджень і публікацій. Детальний аналіз сучасних тенденцій використання часових серій супутникових знімків Landsat для моніторингу лісів зроблено в аналітичному огляді [6]. Акцентуючи ключову роль часової траєкторії спектральних показників, автори виділили чотири основні групи змінних, які одержують із серії супутникових знімків: 1) спектральні канали; 2) відносні індекси; 3) перетворення типу «ковпак із кистю»; 4) індекси спектральних сумішей. Використання окремих каналів, які найтісніше корелюють зі станом рослинності, є досить простою і поширеною методикою. При цьому блакитний і зелений канали видимого діапазону (1 і 2 – для сенсорів TM, ETM+, 1–3 – для OLI) часто виключаються з аналізу через їхню чутливість до різноманітних атмосферних ефектів [4]. З іншого боку, важливу роль у завданнях класифікації лісового покриву відіграють дані короткохвильового інфрачервоного спектра.

Принципово відрізняє обробку часових серій супутникових знімків спосіб відбору спостережень (значень спектральних змінних). При цьому можуть застосовувати певні статистичні правила, за якими одержують із часового ряду спостережень для певного каналу низку статистик розподілу: мінімальні та максимальні значення, персентилі, медіану тощо.

Як наслідок, для створення карт лісового покриву в штаті Огайо, США [11] використали 42 показники, для моделювання зімкнутості деревостанів штату Вашингтон, США – 50 змінних [5], а для проведення моніторингових досліджень динаміки лісового покриву на території континентальної частини США їхня кількість досягала 137 [9]. У зв'язку з цим оптимізація набору змінних класифікаційних ознак часових серій знімків Landsat є предметом постійних дискусій. Відповідно до досліджень параметрів лісових насаджень у гірських умовах Греції [3] зроблено висновок про збільшення точності класифікації за умови вилучення з розрахунків найменш важливих змінних.

Порушене питання має важливе значення для розвитку методичної основи дослідження лісів. За нашими даними, подібних досліджень на території України ще не проводили, проте вже накопичено певний досвід застосування часових серій знімків Landsat для картографування лісового покриву.

Мета дослідження полягає в опрацюванні методики підбору оптимального набору змінних для класифікації лісового покриву за сезонними мозаїками супутникових знімків Landsat 8 OLI.

Матеріали і методи дослідження. Територія досліджень охоплює 21 область рівнинної частини України (без Закарпатської, Івано-Франківської, Чернівецької областей та АР Крим). Опорний набір даних для класифікації сформовано на основі візуальної інтерпретації понад 4700 вибірових одиниць із залученням загальнодоступних супутникових знімків сервісів Google та Bing Maps. Кожній вибірковій одиниці присвоєно атрибути відповідно до розробленої схеми класифікації, що охоплювала вісім тематичних класів земного покриву: сільськогосподарські угіддя, травостої, чагарники, водно-болотні угіддя, вкриті лісовою рослинністю ділянки, населені пункти, водойми, непродуктивні землі.

У дослідженнях застосовано супутникові знімки Landsat 8 OLI, які пройшли радіометричну корекцію з приведенням спектральних каналів до показників відбиття на сенсорі TOA (Top of Atmosphere). Використовуючи оригінальні методики створення безхмарних композитних зображень [10], зі знімків Landsat 8 OLI для території досліджень сформовано сезонні мозаїки для чотирьох періодів: рік (1548 сцен), літо (607 сцен), осінь (326 сцен), квітень–жовтень (1020 сцен). Щодо часу, то знімки відбирали для періоду 2014–2016 рр. із хмарністю менше ніж 30 %.

Для трьох сезонних мозаїк Landsat (рік, літо, осінь) навчальну вибірку сформовано за даними таких каналів Landsat 8 OLI: канали 4, 5, 6, 7, 10; співвідношення каналів 4/5, 4/7, 5/7, індекс NDVI; канали спектрального перетворення типу «ковпак із кистю» (TCT) Brightness, Greenness, Wetness. Розрахунок перетворення TCT виконано за коефіцієнтами, які були емпірично обґрунтовані для знімків Landsat 8 OLI у роботі [1]. Для мозаїки періоду квітень–жовтень за трирічний період спостережень відбирали спеціальні метрики, використовуючи такі статистики: медіана, 1-й та 3-й квартилі каналів 4, 5, 6, 7, NDVI. Крім цього, навчальну вибірку для всіх сезонних мозаїк доповнювали значення географічної довготи і широти місцевості (табл. 1).

1. Характеристика навчальної вибірки для класифікації сезонних мозаїк Landsat 8 OLI

Тип змінної (спектральний канал)	Умовні позначення незалежних змінних для сезонних мозаїк			
	рік	літо	осінь	квітень-осінь
B4	B4_An	B4_Su	B4_Au	B4_ApOc_p75 B4_ApOc_median B4_ApOc_p25
B5	B5_An	B5_Su	B5_Au	B5_ApOc_p25 B5_ApOc_median B5_ApOc_p75
B6	B6_An	B6_Su	B6_Au	B6_ApOc_p25 B6_ApOc_median B6_ApOc_p75
B7	B7_An	B7_Su	B7_Au	B7_ApOc_p25 B7_ApOc_median B7_ApOc_p75
B10	B10_An	B10_Su	B10_Au	–
B4/B5	B4/B5_An	B4/B5_Su	B4/B5_Au	–
B4/B7	B4/B7_An	B4/B7_Su	B4/B7_Au	–
B5/B7	B5/B7_An	B5/B7_Su	B5/B7_Au	–
NDVI	NDVI_An	NDVI_Su	NDVI_Au	NDVI_ApOc_p25 NDVI_ApOc_median NDVI_ApOc_p75
TCT	Brightness_An Greenness_An Wetness_An	Brightness_Su Greenness_Su Wetness_Su	Brightness_Au Greenness_Au Wetness_Au	–

Для класифікації сезонних мозаїк використано метод Random Forest (RF), який доступний у пакеті randomForest для статистичної системи R [2]. Алгоритм RF є вдосконаленою версією методу класифікаційних і регресійних дерев, у якому кращі дерева обираються після рекурсивної зміни вихідного масиву даних. Він побудований на процедурі bagging – випадковому формуванні з навчальної вибірки піднаборів (приблизно 2/3 від загального обсягу), за якими будується ансамбль дерев. Решта спостережень використовується для оцінки помилок класифікації OOB (out-of-bag). Bagging повторюється n -разів, після чого обираються кращі результати шляхом голосування: кожне дерево ансамблю відносить елемент вибірки до одного з класів, а перемагає той із них, за який «проголосувало» найбільше класифікаційних дерев. Параметрами алгоритму RF є n tree – кількість дерев у класифікаційному ансамблі та m try – кількість факторів, обраних для створення розгалужень класифікаційних дерев.

Загальноживаною оцінкою відносного впливу змінних на точність моделі RF є показник %IncMSE. Він вказує, на скільки відсотків зросте середньоквадратична помилка класифікації у випадку виключення

відповідної змінної з моделі. Треба зазначити, що %IncMSE є найпоширенішим показником, який використовують у дослідженнях для інтерпретації точності класифікаційних моделей RF [3; 7].

Дослідження вказують на те, що за умови вибору більших значень параметра *n_{tree}*, оцінки за моделями RF мають меншу мінливість, а зі збільшенням кількості змінних, які беруть участь у побудові *i*-го класифікаційного дерева, – зростає диференціація незалежних змінних за величиною %IncMSE [7]. У зв'язку з цим, щоб обрати оптимальні значення параметрів моделей RF, використано функцію *tuneRF* (пакета *randomForest*). Якщо кількість змінних на певному етапі була меншою від розрахованої, використовували стандартні налаштування алгоритму. Відповідно до них $mtry = \sqrt{p}$, де *p* – кількість незалежних змінних. Величину відносного впливу незалежних змінних на точність класифікації оцінено за середнім арифметичним значенням помилки (OBV error), обчисленої у результаті 50 повторних запусків алгоритму *randomForest*. Після цього кожній змінній було присвоєно ранг у порядку спадання %IncMSE.

Результати дослідження та їх обговорення. На першому етапі досліджень проаналізовано, наскільки відрізняється точність класифікації окремих сезонних мозаїк (табл. 2). Найменшу помилку забезпечує класифікація повного набору незалежних змінних, сформованого на основі чотирьох сезонних мозаїк (OBV = 25,4 %). Дещо поступається їй у точності класифікація знімків, одержаних упродовж сезону квітень–жовтень (OBV = 25,7 %). Для решти сезонних мозаїк виникають набагато більші помилки. Також треба зауважити важливу роль географічних координат, які суттєво зменшують помилку класифікації для всіх представлених мозаїк.

2. Точність моделей класифікації сезонних мозаїк Landsat 8 OLI

Навчальна вибірка для періоду	<i>mtry</i>	Спектральні дані		Спектральні дані та географічні координати	
		кількість змінних	помилка (OBV error), %	кількість змінних	помилка OBV error, %
Рік	6	12	36,5	14	33,8
Квітень–жовтень	8	15	26,7	17	25,7
Літо	6	12	36,8	14	34,6
Осінь	6	12	33,0	14	31,6
Рік, квітень–жовтень, літо, осінь	14	51	25,6	53	25,4

Завдання оптимізації вихідного набору змінних можна розглядати з двох позицій: визначити змінні, які мають найбільший вплив на відгук, і вилучити всі

зайві; визначитися з найменшим обсягом змінних, достатнім для виконання прогнозу [7]. У представлених дослідженнях використано останній принцип. Щоб зробити висновок про внесок відповідного показника в загальну точність класифікації, створено ряд поступового зменшення значень %IncMSE, а змінним присвоєно відповідні ранги (рис. 1). Характерно, що для частини показників величина %IncMSE набуває від'ємних значень і свідчить про необхідність вилучення їх із розрахунків. Великий ранг координат X та Y указує на диференціацію ландшафтів регіону досліджень за географічною широтою та довготою.

Ідея зменшення розмірності класифікаційної моделі полягає в тому, що серед поданого на рис. 1 списку змінних існує певний мінімальний піднабір, який забезпечує найвищу точність класифікації. Визначитися з переліком показників можна, проаналізувавши, як змінюється помилка класифікації за поступового збільшення кількості незалежних змінних. Спочатку було опрацьовано модель, яка враховує тільки два найважливіші показники (Longitude та NDVI_An). На кожному наступному етапі до моделі додавали наступний за рангом показник. На рис. 2 наведено, як змінюється середнє арифметичне значення помилки класифікації, обчисленої за даними 50 запусків алгоритму randomForest, за умови збільшення кількості змінних з 2 до 53.

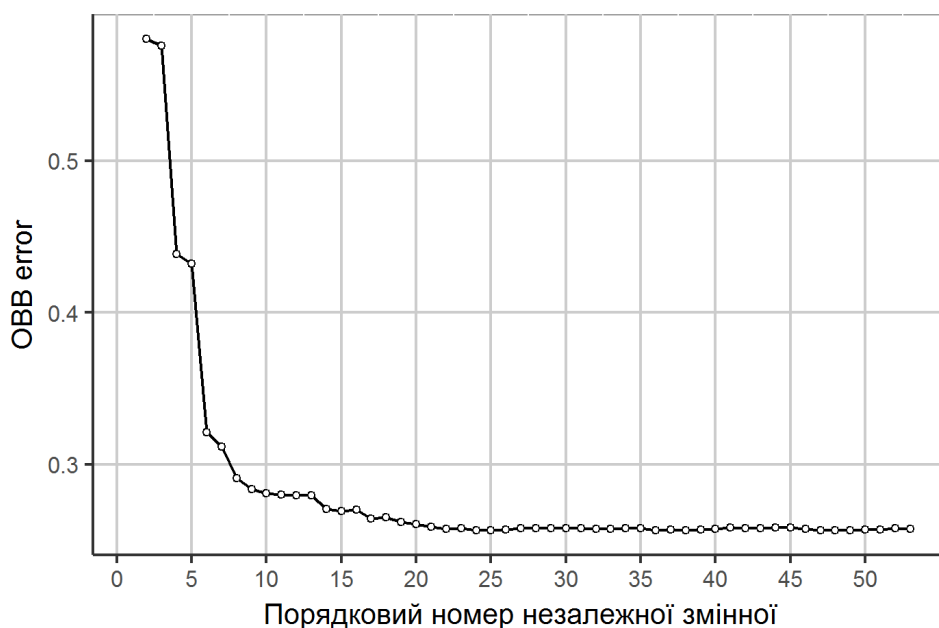


Рис. 2. Залежність помилки класифікаційної моделі типів земного покриття від кількості незалежних змінних

Дані рис. 2 свідчать, що найістотніше точність класифікаційної моделі зростає після збільшення кількості незалежних змінних із 2 до 10. Після цього помилка зменшується менш стрімко. Проте найбільшу точність забезпечують перші 36 незалежних змінних, після чого покращення не спостерігається. Приблизно третину з них становлять сезонні метрики для періоду квітень–жовтень, що підтверджує важливість інформації про фенологічний стан рослинності для покращення точності класифікації ландшафтів.

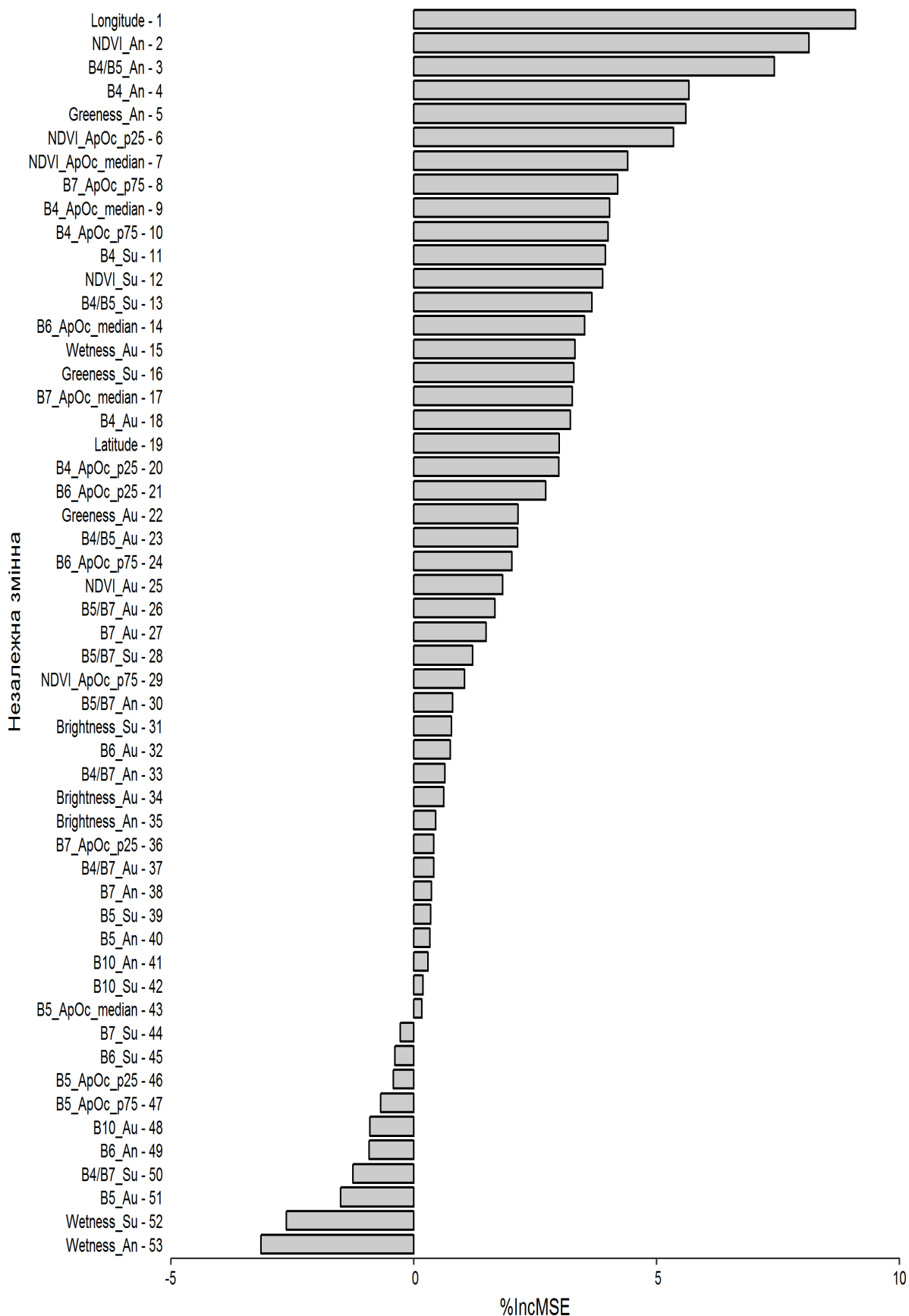


Рис. 1. Дослідження впливу незалежних змінних на точність дешифрування типів земного покриття

Проведені дослідження вказують також на відносно незначний вплив інформації термальних каналів, зокрема B10 для даних Landsat 8 OLI, на точність дешифрування типів земного покриву. Одержані результати формують об'єктивне підґрунтя для опрацювання моделі класифікації багатосезонного набору даних і створення лісової маски лісів рівнинної частини України.

Висновки та перспективи. Проведені дослідження свідчать про доцільність використання інформації про фенологічний стан рослинності під час класифікації лісового покриву. Найбільшу точність класифікації типів земного покриву забезпечує набір даних, сформований за чотирма сезонними мозаїками періодів рік, літо, осінь, квітень–жовтень. Розглянутий метод підбору незалежних змінних для класифікації дає змогу зменшити розмірність класифікаційної моделі RF та зробити правильний висновок про вплив різних показників на точність класифікації супутникових знімків. Одержані результати створюють необхідну методичну основу для створення маски рівнинних лісів України за даними сезонних мозаїк Landsat 8 OLI.

Список використаних джерел

1. Baig M. H. A. Derivation of a tasseled cap transformation based on Landsat 8 at-satellite reflectance / M. H. A. Baig, L. F. Zhang, T. Shuai, Q. X. Tong // *Remote Sensing Letters*. – 2014. – Vol. 5 (5). – P. 423–431.
2. Breiman L. Random forests / L. Breiman // *Machine Learning*. – 2001. – Vol. 45 (1). – P. 5–32.
3. Chrysafis I. Estimating Mediterranean forest parameters using multi seasonal Landsat 8 OLI imagery and an ensemble learning method / I. Chrysafis, G. Mallinis, I. Gitas, M. Tsakiri-Strati // *Remote Sensing of Environment*. – 2017. – Vol. 199. – P. 154–166.
4. Continuous fields of land cover for the conterminous United States using Landsat data: first results from the Web-Enabled Landsat Data (WELD) project / M. C. Hansen, A. Egorov, D. P. Roy et al. // *Remote Sensing Letters*. – 2011. – Vol. 2 (4). – P. 279–288.
5. Demonstration of Percent Tree Cover Mapping Using Landsat Analysis Ready Data (ARD) and Sensitivity with Respect to Landsat ARD Processing Level / A. V. Egorov, D. P. Roy, H. K. Zhang, M. C. Hansen, A. Kommareddy // *Remote Sensing*. – 2018. – Vol. 10. – P. 209.
6. Forest Monitoring Using Landsat Time Series Data: A Review / A. Banskota, N. Kayastha, M. J. Falkowski et al. // *Canadian Journal of Remote Sensing*. – 2014. – Vol. 40 (5). – P. 362–384.
7. Genuer R. Variable selection using random forests / R. Genuer, J. M. Poggi, C. Tuleau-Malot // *Pattern Recognition Letters*. – 2010. – Vol. 31 (14). – P. 2225–2236.
8. Hansen M. C. A review of large area monitoring of land cover change using Landsat data / M. C. Hansen, T. R. Loveland // *Remote Sensing of Environment*. – 2012. – Vol. 122. – P. 66–74.
9. Monitoring conterminous United States (CONUS) land cover change with Web-Enabled Landsat Data (WELD) / M. C. Hansen, A. Egorov,

- P. V. Potapov et al. // *Remote Sensing of Environment*. – 2014. – Vol. 140. – P. 466–484.
10. Web-enabled Landsat Data (WELD): Landsat ETM plus composited mosaics of the conterminous United States / D. P. Roy, J. C. Ju, K. Kline et al. // *Remote Sensing of Environment*. – 2010. – Vol. 114 (1). – P. 35–49.
 11. Zhu X. L. Accurate mapping of forest types using dense seasonal Landsat time-series / X. L. Zhu, D. S. Liu // *Isprs Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*. – 2014. – Vol. 96. – P. 1–11.

References

1. Baig, M. H. A., Zhang, L. F., Shuai, T., Tong, Q. X. (2014). Derivation of a tasselled cap transformation based on Landsat 8 at-satellite reflectance. *Remote Sensing Letters*, 5 (5), 423–431.
2. Breiman, L. (2001). Random forests. *Machine Learning*, 45 (1), 5–32.
3. Chrysafis, I., Mallinis, G., Gitas, I., Tsakiri-Strati, M. (2017). Estimating Mediterranean forest parameters using multi seasonal Landsat 8 OLI imagery and an ensemble learning method. *Remote Sensing of Environment*, 199, 154–166.
4. Hansen, M. C., Egorov, A., Roy, D. P., Potapov, P., Ju, J. C., Turubanova, S., ... Loveland, T. R. (2011). Continuous fields of land cover for the conterminous United States using Landsat data: first results from the Web-Enabled Landsat Data (WELD) project. *Remote Sensing Letters*, 2 (4), 279–288.
5. Egorov, A.V., Roy, D. P., Zhang, H. K., Hansen, M. C., Kommareddy, A. (2018). Demonstration of Percent Tree Cover Mapping Using Landsat Analysis Ready Data (ARD) and Sensitivity with Respect to Landsat ARD Processing Level. *Remote Sensing*, 10, 209.
6. Banskota, A., Kayastha, N., Falkowski, M. J., Wulder, M. A., Froese, R. E., White, J. C. (2014). Forest Monitoring Using Landsat Time Series Data: A Review. *Canadian Journal of Remote Sensing*, 40 (5), 362–384.
7. Genuer, R., Poggi, J. M., Tuleau-Malot, C. (2010). Variable selection using random forests. *Pattern Recognition Letters*, 31 (14), 2225–2236.
8. Hansen, M. C., Loveland, T. R. (2012). A review of large area monitoring of land cover change using Landsat data. *Remote Sensing of Environment*, 122, 66–74.
9. Hansen, M. C., Egorov, A., Potapov, P. V., Stehman, S. V., Tyukavina, A., Turubanova, S. A., ... Bents, T. (2014). Monitoring conterminous United States (CONUS) land cover change with Web-Enabled Landsat Data (WELD). *Remote Sensing of Environment*, 140, 466–484.
10. Roy, D. P., Ju, J. C., Kline, K., Scaramuzza, P. L., Kovalskyy, V., Hansen, M., ... Zhang, C. S. (2010). Web-enabled Landsat Data (WELD): Landsat ETM plus composited mosaics of the conterminous United States. *Remote Sensing of Environment*, 114 (1), 35–49.
11. Zhu, X. L., Liu, D. S. (2014). Accurate mapping of forest types using dense seasonal Landsat time-series. *Isprs Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 96, 1–11.

ПОДБОР НЕЗАВИСИМЫХ ПЕРЕМЕННЫХ ДЛЯ КЛАССИФИКАЦИИ ЛЕСНОГО ПОКРОВА С ИСПОЛЬЗОВАНИЕМ СЕЗОННЫХ МОЗАИК LANDSAT

В. В. Миронюк

Аннотация. Разработка методов картографирования лесного покрова с использованием спутниковых снимков является важной составляющей развития статистической инвентаризации лесов Украины. Целью работы было исследование степени влияния различных спектральных и неспектральных показателей на точность классификационной модели Random Forest (RF) при создании маски лесов равнинной части Украины по данным сезонных композитных мозаик Landsat 8 OLI. Опорный набор данных состоял из более 4700 случайных точек, которые были визуально расшифрованы с помощью общедоступных снимков сервисов Google и Bing Maps. Используя технику создания безоблачных композитных изображений по временным сериям спутниковых снимков, получено четыре мозаики для периодов год, лето, осень, апрель–октябрь. Точность классификационных моделей устанавливалась по величине ошибки OVB (out-of-bag) error, а важность независимых переменных – по показателю %IncMSE, оценки которых обеспечивает алгоритм randomForest статистической системы R. На основании этого получен вывод, что наиболее точной оказалась модель классификации сразу всех четырех мозаик. Второй по точности была классификационная модель снимков сезона апрель–октябрь. Ошибки классификации остальных мозаик были намного больше. Также установлено, что географическая широта и долгота повышают точность классификации типов земного покрова территории исследований. С целью уменьшения количества независимых переменных проанализировано, как меняется точность классификации при постепенном увеличении количества переменных с 2 до 53. В результате исследований получен вывод, что для создания лесной маски целесообразно включать первые 36 наиболее важных спектральных показателей, в том числе географические координаты местности.

Ключевые слова: Landsat 8 OLI, сезонная композитная мозаика, лесная маска, Random Forest.

VARIABLE SELECTION IN THE CONTEXT OF FOREST COVER MAPPING USING SEASONAL LANDSAT MOSAICS

V. Myroniuk

Abstract. Development of the methods for mapping forest cover using satellite images is an important support of the national forest inventory of Ukraine. The objective of the research was to investigate the variable selection procedure in a context of forest mask creation for the territory of lowland plains of Ukraine using Landsat 8 OLI seasonal composited mosaics and Random Forest (RF) algorithm. The study is based on reference dataset that includes more than 4700 sampling points. For visual interpretation of each sampling point, we used free images of very high spatial resolution available from Google and Bing Maps services. All images were filtered for the study area and combined in the form of

four seasonal composited mosaics for the next periods: year, summer, autumn and April-October as it was described by (Roy et al., 2010). The accuracy of the classification models were tested by means of OBB (out-of-bag) error and variable importance were analyzed using %IncMSE provided by the randomForest algorithm for R. Using these measures, the conclusion was drawn that classification which incorporates all four mosaics had the higher accuracy followed by classification of April-October mosaics. The error obtained during classification of other mosaics were significantly higher. It also was found that inclusion of latitude and longitude in the list of predictors tends to increase the accuracy of classification of landcover types for the study territory. We used forward stepwise selection algorithm to analyze the accuracy of classification with different number of predictors (from 2 to 53). Finally, we concluded that the most accurate is the classification which incorporates 36 most important variables including longitude and latitude.

Keywords: Landsat 8 OLI, seasonal composited mosaics, forest mask, Random Forest.

УДК 630*64:630*53

ЕНЕРГЕТИЧНИЙ ПОТЕНЦІАЛ ДЕРЕВНОЇ БІОМАСИ У ЛІСАХ КИЇВСЬКОЇ ОБЛАСТІ

О. В. ШЕВЧУК, здобувач кафедри лісового менеджменту*

Національний університет біоресурсів і природокористування
України

E-mail: a0672192193@gmail.com

Анотація. Використання деревної біомаси лісів для енергетичних цілей є структурною складовою організації системи сталого використання лісових ресурсів. У цьому контексті, у межах цієї роботи запропоновано кількісну оцінку щорічного енергетичного потенціалу деревної біомаси у лісах Київської області, яка враховує концептуальні засади сталого управління лісовим господарством.

У результаті виконання дослідження встановлено кількісні показники вмісту енергії у фітомасі насаджень досліджуваного регіону, а також їхню енергопродуктивність. Загалом у насадженнях області акумульовано понад 1960 ПДж енергії, а їхня енергопродуктивність становить близько 112 ПДж·рік⁻¹. При цьому найвищою енергопродуктивністю характеризуються твердолистяні деревостани – 235 ГДж·га⁻¹·рік⁻¹.

Здійснено розрахунок п'яти типів енергетичного потенціалу деревної біомаси, які враховують аспекти екологічної безпеки, економічного розвитку регіону та соціальні особливості життя місцевих

* Науковий керівник – доктор сільськогосподарських наук, професор П. І. Лакида.