



University of
Sistan and Baluchestan



Association of Geography
and Planning
of Border Areas of Iran

Monitoring Land Use Changes Using Satellite Images and an Object-Based Classification Model (Case Study: Mehran Plain)

Amin Mohammadi¹, Marzban Faramarzi^{2✉}, Hasan Fatizad³, Reza Omidipour⁴

1. MSc in Soil and Water Conservation, Department of Rangeland and Watershed Management, Faculty of Agriculture, Ilam University, Ilam, Iran.

E-mail: aminnmmohammadi1375@gmail.com

2. Associate Professor, Department of Rangeland and Watershed Management, Faculty of Agriculture, Ilam University, Ilam, Iran.

✉ E-mail: m.faramarzi@ilam.ac.ir

3. PhD in Combating Desertification, Department of management arid and desert regions, College of Natural Resources and Desert, Yazd University, Yazd, Iran.

E-mail: hasan.fathizad@gmail.com

4. Assistant Professor, Department of Rangeland and Watershed Management, Faculty of Agriculture, Ilam University, Ilam, Iran.

E-mail: r.omidipour@ilam.ac.ir



How to Cite: Mohammadi, A; Faramarzi, M; Fatizad, H; & Omidipour, R. (2026). Monitoring Land Use Changes Using Satellite Images and an Object-Based Classification Model (Case Study: Mehran Plain). *Geography and Territorial Spatial Arrangement*, 16 (59), 217-224.

DOI: <http://dx.doi.org/10.22111/gaj.2026.49111.3214>

Article type:

Research Article

Received:

22/06/2025

Received in revised form:

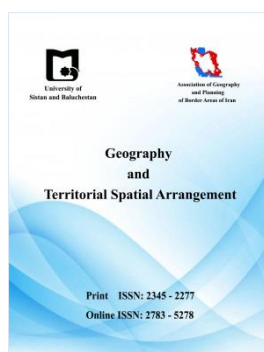
09/04/2026

Accepted:

13/04/2026

Publisher online:

24/05/2026



ABSTRACT

Land use and land cover (LULC) changes are among the most significant environmental–socioeconomic processes affecting ecosystems, biodiversity, and the provision of ecosystem services. Urban expansion, agricultural development, and the conversion of rangelands into croplands are major drivers of land use change that may lead to land degradation and reduced resource sustainability. Therefore, continuous and accurate monitoring of LULC changes is essential for resource planning and management. The present study aims to investigate land use changes in the Mehran Plain, Ilam Province, using Landsat satellite imagery including Landsat 5 (1996), Landsat 7 (2002 and 2010), and Landsat 8 (2022) through an object-based classification approach. To present and analyze the classification results, indices such as Principal Component Analysis (PCA), the Normalized Difference Vegetation Index (NDVI), and change detection techniques were employed. The results indicated that barren lands achieved producer's and user's accuracies exceeding 99% in 2002, demonstrating high spectral separability of remote sensing data for this class. Conversely, the lowest producer's and user's accuracies were observed for barren lands in 2010, with values of 79% and 77%, respectively. The highest overall classification accuracy was obtained for 2022, with an overall accuracy of 90.28% and a Kappa coefficient of 86.89%. The greatest land use area changes in the study area were related to agricultural lands and fair and poor rangelands. NDVI results from 1996 to 2022 indicated an increase in vegetation cover in 2022, mainly due to the expansion of agricultural lands. Change detection analysis revealed that the most significant transitions involved the conversion of fair rangelands into agricultural lands and poor rangelands. The findings can contribute to land evaluation, environmental studies, and integrated planning and management for the sustainable utilization of natural resources and the reduction of land degradation in the region.

Keywords:

Object-Based Classification, Land Use Change, NDVI, Landsat, Mehran Plain.



© the Author(s).

Publisher: University of Sistan and Baluchestan

Extended Abstract

Introduction

Land use and land cover (LULC) changes significantly affect ecosystem stability, biodiversity, and ecosystem services, particularly in arid and semi-arid regions. In western Iran, especially in the Mehran Plain, agricultural expansion and rangeland conversion have intensified land degradation processes. Continuous monitoring of these changes is therefore essential. Object-based image analysis (OBIA), which integrates spectral, spatial, and textural information, provides higher classification accuracy than conventional pixel-based methods. This study aims to analyze LULC changes in the Mehran Plain over a 26-year period using multi-temporal Landsat imagery and OBIA.

Study Area

The Mehran Plain, covering approximately 317 km² in southwestern Ilam Province, Iran, has a arid climate. Due to its agricultural activities and ecological sensitivity, it represents an important region for LULC studies.

Material and Methods

Landsat TM (1996), ETM+ (2002 and 2010), and OLI (2022) images were used. Preprocessing included geometric and atmospheric correction. Multi-resolution segmentation was applied to generate image objects, followed by object-based classification into five classes: agricultural lands, poor rangeland, fair rangeland, residential areas, and barren lands. Accuracy assessment was performed using confusion matrices, overall accuracy, producer's and user's accuracies, and the Kappa coefficient. NDVI, PCA, and Crosstab change detection were applied to evaluate vegetation dynamics and land transitions.

Result and Discussion

The object-based approach achieved high classification accuracy, with the best performance in 2022 (OA = 90.28%, Kappa = 86.89%). Barren lands showed the highest accuracy in 2002 (>99%), while the lowest accuracies were recorded for the same class in 2010. The most significant LULC changes involved agricultural expansion at the expense of fair rangelands, which were either converted into croplands or degraded into poor rangelands. NDVI analysis indicated increased vegetation cover in 2022, primarily due to agricultural development rather than natural rangeland recovery.

Conclusion

The findings confirm the effectiveness of object-based classification for LULC monitoring in arid environments. The expansion of agricultural lands and degradation of rangelands highlight growing pressure on natural resources and the need for sustainable land management strategies. The results provide valuable information for environmental assessment and integrated land-use planning.

Key words: Object-Based Classification, Land Use Change, NDVI, Landsat, Mehran Plain.

References

- Al-Gaadi, K. A., Samdani, M. S., & Patil, V. C. (2011). Assessment of temporal land cover changes in Saudi Arabia using remotely sensed data. *Middle-East J Sci Res*, 9 (6), 711-717.
- Aquilué, N., De Cáceres, M., Fortin, M. J., Fall, A., & Brotons, L. (2017). A spatial allocation procedure to model land-use/land-cover changes: Accounting for occurrence and spread processes. *Ecological Modelling*, 344, 73-86.
- DOI: <https://doi.org/10.1016/j.ecolmodel.2016.11.005>
- Arekhi, S. (2015). Detecting land cover/land use changes by object-oriented processing of satellite images using idrisisvelva software (case study: Abdanan region). *Scientific-Research Quarterly of Geographical Data (SEPEHR)*, 24(95), 51-62. (*In Persian*)
- DOI: <https://doi.org/10.22131/sepehr.2015.15552>
- Baatz, M. (1999). Object-oriented and multi-scale image analysis in semantic networks. In Proc. 2nd Intl. Symp. Operationalization of Remote Sensing. August 16th-20th 1999. Enschede. ITC.

- Baker, B. A., Warner, T. A., Conley, J. F., & McNeil, B. E. (2013). Does spatial resolution matter? A multi-scale comparison of object-based and pixel-based methods for detecting change associated with gas well drilling operations. *International journal of remote sensing*, 34 (5), 1633-1651.
<https://doi.org/10.1080/01431161.2012.724540>
- Blaschke, T. (2010). Object based image analysis for remote sensing. *ISPRS journal of photogrammetry and remote sensing*, 65(1), 2-16.
DOI: <https://doi.org/10.1016/j.isprsjprs.2009.06.004>
- Blaschke, T., Hay, G. J., Kelly, M., Lang, S., Hofmann, P., Addink, E., ... & Tiede, D. (2014). Geographic object-based image analysis—towards a new paradigm. *ISPRS journal of photogrammetry and remote sensing*, 87, 180-191.
DOI: <https://doi.org/10.1016/j.isprsjprs.2013.09.014>
- Cai, Y. P., Huang, G. H., Yang, Z. F., & Tan, Q. (2009). Identification of optimal strategies for energy management systems planning under multiple uncertainties. *Applied Energy*, 86 (4), 480-495.
DOI: <https://doi.org/10.1016/j.apenergy.2008.09.025>
- Chen, J., Mao, Z., Philpot, B., Li, J., & Pan, D. (2013). Detecting changes in high-resolution satellite coastal imagery using an image object detection approach. *International journal of remote sensing*, 34 (7), 2454-2469.
DOI: <https://doi.org/10.1080/01431161.2012.743691>
- Chen, Z., Wang, G., & Liu, J. (2012). A modified object-oriented classification algorithm and its application in high-resolution remote-sensing imagery. *International Journal of Remote Sensing*, 33 (10), 3048-3062.
DOI: <https://doi.org/10.1080/01431161.2011.625055>
- Chavez, P. S., & MacKinnon, D. J. (1994). Automatic detection of vegetation changes in the southwestern United States using remotely sensed images. *Photogrammetric engineering and remote sensing*, 60(5).
- Chirici, G., Mura, M., McInerney, D., Py, N., Tomppo, E. O., Waser, L. T., ... & McRoberts, R. E. (2016). A meta-analysis and review of the literature on the k-Nearest Neighbors technique for forestry applications that use remotely sensed data. *Remote Sensing of Environment*, 176, 282-294.
DOI: <https://doi.org/10.1016/j.rse.2016.02.001>
- Cockx, K., Van De Voorde, T., Canters, F., Poelmans, L., Uljee, I., Engelen, G., ... & Van Der Kwast, J. (2013). Incorporating land-use mapping uncertainty in remote sensing based calibration of land-use change models. *The International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, 40, 7-12.
DOI: <https://doi.org/10.5194/isprsarchives-XL-2-W1-7-2013>
- Definiens, A. G. (2006). *Definiens professional 5 user guide*. Definiens AG, Munich.
- desert cities of Makkah and Al-Taif using satellite data. *Advances in Remote Sensing*, 3(03), 106.
- Dingle Robertson, L., & King, D. J. (2011). Comparison of pixel-and object-based classification in land cover change mapping. *International Journal of Remote Sensing*, 32 (6), 1505-1529.
DOI: <https://doi.org/10.1080/01431160903571791>
- Faramarzi, M., Kesting, S., Isselstein, J., & Wrage, N. (2010). Rangeland condition in relation to environmental variables, grazing intensity and livestock owners' perceptions in semi-arid rangeland in western Iran. *The Rangeland Journal*, 32(4), 367-377. (*In Persian*)
DOI: <https://doi.org/10.1071/RJ09022>

Fathizad, H., Ardakani, M. A. H., Mehrjardi, R. T., & Sodaiezhadeh, H. (2018). Evaluating desertification using remote sensing technique and object-oriented classification algorithm in the Iranian central desert. *Journal of African Earth Sciences*, 145, 115-130. (*In Persian*)

DOI: <https://doi.org/10.1016/j.jafrearsci.2018.04.012>

Fathizad, H., Rostami, N., & Faramarzi, M. (2015). Detection and prediction of land cover changes using Markov chain model in semi-arid rangeland in western Iran. *Environmental monitoring and assessment*, 187, 1-12. (*In Persian*)

DOI: <https://doi.org/10.1007/s10661-015-4805-y>

Fazizadeh, B., & Helali, H. (2010). Comparison of pixel-based and object-oriented and parameters affecting the on land use/cover West Azerbaijan province. *Geography Studies*, 71, 73-84. (*In Persian*)

Friedl, M. A., & Brodley, C. E. (1997). Decision tree classification of land cover from remotely sensed data. *Remote sensing of environment*, 61 (3), 399-409.

DOI: [https://doi.org/10.1016/S0034-4257\(97\)00049-7](https://doi.org/10.1016/S0034-4257(97)00049-7)

Ghanbari, A., Kamran, K. V., & Rahimi, A. (2022). Applying object-oriented processing techniques for investigating land use/land cover changes and predicting future changes (Case study: Miandoab, Iran). *Intercontinental Geoinformation Days*, 4, 258-261. (*In Persian*)

Giri, C. P. (Ed.). (2012). *Remote sensing of land use and land cover: principles and applications*. CRC press .

Hofmann, T., Puzicha, J., & Buhmann, J. M. (1998). Unsupervised texture segmentation in a deterministic annealing framework. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 20 (8), 803-818.

DOI: 10.1109/34.709593

Hong, F., He, G., Wang, G., Zhang, Z., & Peng, Y. (2023). Monitoring of Land Cover and Vegetation Changes in Juhugeng Coal Mining Area Based on Multi-Source Remote Sensing Data. *Remote Sensing*, 15 (13), 3439.

DOI: <https://doi.org/10.3390/rs15133439>

Huang, L., & Ni, L. (2008, June). Object-oriented classification of high resolution satellite image for better accuracy. In *Proceedings of the 8th International Symposium on Spatial Accuracy Assessment in Natural Resources and Environmental Sciences* (pp. 211-218).

Hussain, M., Chen, D., Cheng, A., Wei, H., & Stanley, D. (2013). Change detection from remotely sensed images: From pixel-based to object-based approaches. *ISPRS Journal of photogrammetry and remote sensing*, 80, 91-106.

DOI: <https://doi.org/10.1016/j.isprsjprs.2013.03.006>

Ioannou, K. (2023). On the Identification of Agroforestry Application Areas Using Object-Oriented Programming. *Agriculture*, 13 (1), 164.

DOI: <https://doi.org/10.3390/agriculture13010164>

Jensen, J. R. (1983). *Urban/suburban land use analysis*. *Manual of Remote Sensing*, second edition, 1571-1666.

Khenamani, A., Fathizad, H., & Hakimzadeh, M. A. (2019). Evaluating trend Change Land Use/Cover Using Remote Sensing Technique and Object-Oriented Classification Algorithm (Case study: Bartash Plain in Dehloran, Ilam). *Iranian Journal of Range and Desert Research*, 25(4), 723-734. (*In Persian*)

DOI: <https://doi.org/10.22092/ijdr.2019.118451>

Khodabandehlou, B., Khavarian Nehzak, H., & Ghorbani, A. (2019). Change detection of land use /land cover using object oriented classification of satellite images (Case study: Ghare Sou basin, Ardabil province). *Journal of RS and GIS for Natural Resources*, 10(3), 76-92. (*In Persian*)

DOI: <http://dorl.net/dor/20.1001.1.26767082.1398.10.3.5.6>

- Kindu, M., Schneider, T., Teketay, D., & Knoke, T. (2013). Land use/land cover change analysis using object-based classification approach in Munessa-Shashemene landscape of the Ethiopian highlands. *Remote sensing*, 5(5), 2411-2435.
DOI: <https://doi.org/10.3390/rs5052411>.
- Lang, S., & Blaschke, T. (2006, July). Bridging remote sensing and GIS—What are the main supportive pillars. In *Proceedings of the 1st international conference on object-based image analysis* (pp. 4-5).
- Lin, C. Y. (1997). A study on the width and placement of vegetated buffer strips in a mudstone-distributed watershed. *J China Soil water conserv*, 29 (3), 250-266.
- Lin, Q., Guo, J., Yan, J., & Heng, W. (2018). Land use and landscape pattern changes of Weihai, China based on object-oriented SVM classification from Landsat MSS/TM/OLI images. *European Journal of Remote Sensing*, 51(1), 1036-1048.
DOI: <https://doi.org/10.1080/22797254.2018.1534532>.
- Liu, J., Zhan, J., & Deng, X. (2005). Spatio-temporal patterns and driving forces of urban land expansion in China during the economic reform era. *AMBIO: a journal of the human environment*, 34 (6), 450-455.
DOI: <https://doi.org/10.1579/0044-7447-34.6.450>.
- Liu, Y., Gong, W., Hu, X., & Gong, J. (2018). Forest type identification with random forest using Sentinel-1A, Sentinel-2A, multi-temporal Landsat-8 and DEM data. *Remote Sensing*, 10 (6), 946.
DOI: <https://doi.org/10.3390/rs10060946>.
- Liu, Y., Huang, C., & Zhang, L. (2023). The Spatio-Temporal Patterns and Driving Forces of Land Use in the Context of Urbanization in China: Evidence from Nanchang City. *International Journal of Environmental Research and Public Health*, 20 (3), 2330.
DOI: <https://doi.org/10.3390/ijerph20032330>.
- Luo, K., Li, B., & Moiwo, J. P. (2018). Monitoring Land-Use/Land-Cover changes at a provincial large scale using an object-oriented technique and medium-resolution remote-sensing images. *Remote Sensing*, 10 (12), 2012.
DOI: <https://doi.org/10.3390/rs10122012>.
- MacLean, M. G., Campbell, M. J., Maynard, D. S., Ducey, M. J., & Congalton, R. G. (2013). Requirements for labelling forest polygons in an object-based image analysis classification. *International journal of remote sensing*, 34 (7), 2531-2547.
DOI: <https://doi.org/10.1080/01431161.2012.747017>.
- Mao, J., & Jain, A. K. (1992). Texture classification and segmentation using multiresolution simultaneous autoregressive models. *Pattern recognition*, 25 (2), 173-188.
DOI: [https://doi.org/10.1016/0031-3203\(92\)90099-5](https://doi.org/10.1016/0031-3203(92)90099-5).
- Martha, T. R., Kerle, N., Jetten, V., van Westen, C. J., & Kumar, K. V. (2010). Characterising spectral, spatial and morphometric properties of landslides for semi-automatic detection using object-oriented methods. *Geomorphology*, 116 (1-2), 24-36.
DOI: <https://doi.org/10.1016/j.geomorph.2009.10.004>.
- Mather, P. M., & Koch, M. (2011). *Computer processing of remotely-sensed images: an introduction*. John Wiley & Sons.
- Matinfar, H. R., Sarmadian, F., Alavi Panah, S. K., & Heck, R. (2007). Characterizing Land use/land cover types by Landsat7 data based upon Object oriented approach in Kashan region. *Iranian Journal of Range and Desert Research*, 14(4), 589-602. (*In Persian*)
- Mohammadi, A., & Khodabandehlou, B. (2020). Classification and Assessment of Land Use Changes in Zanjan City Using Object-Oriented Analysis and Google Earth Engine System. *Geography and Environmental Planning*, 31(2), 25-42. (*In Persian*)
DOI: 10.22108/GEP.2020.120666.1242

Myint, S. W., Gober, P., Brazel, A., Grossman-Clarke, S., & Weng, Q. (2011). Per-pixel vs. object-based classification of urban land cover extraction using high spatial resolution imagery. *Remote sensing of environment*, 115(5), 1145-1161.

DOI: <https://doi.org/10.1016/j.rse.2010.12.017> .

Myint, S. W., Yuan, M., Cerveny, R. S., & Giri, C. P. (2008). Comparison of remote sensing image processing techniques to identify tornado damage areas from Landsat TM data. *Sensors*, 8 (2), 1128-1156.

DOI: <https://doi.org/10.3390/s8021128> .

Nasiri, V., Deljouei, A., Moradi, F., Sadeghi, S. M. M., & Borz, S. A. (2022). Land use and land cover mapping using Sentinel-2, Landsat-8 Satellite Images, and Google Earth Engine: A comparison of two composition methods. *Remote Sensing*, 14 (9), 1977. (*In Persian*)

DOI: <https://doi.org/10.3390/rs14091977>.

Nazmfar, H., & Jafarzadeh, J. (2018). Classification of satellite images in assessing urban land use change using scale optimization in object-oriented processes (a case study: Ardabil city, Iran). *Journal of the Indian Society of Remote Sensing*, 46, 1983-1990. (*In Persian*)

DOI: <https://doi.org/10.1007/s12524-018-0850-7>.

Noori, S. (2004). Determination of the best vegetation indexes for assessing Mazandaran rangeland (Doctoral dissertation, M.Sc. Thesis, Tarbiat Modarres University, 128 p. (*In Persian*))

Oruc, M., Marangoz, A. M., & Buyuksalih, G. (2004). Comparison of pixel-based and object-oriented classification approaches using Landsat-7 ETM spectral bands.

Pal, N. R., & Pal, S. K. (1993). A review on image segmentation techniques. *Pattern recognition*, 26 (9), 1277-1294.

DOI: [https://doi.org/10.1016/0031-3203\(93\)90135-J](https://doi.org/10.1016/0031-3203(93)90135-J).

Panjwani, D. K., & Healey, G. (1995). Markov random field models for unsupervised segmentation of textured color images. *IEEE Transactions on pattern analysis and machine intelligence*, 17 (10), 939-954.

DOI: 10.1109/34.464559.

Paul, S. S., Li, J., Wheate, R., & Li, Y. (2018). Application of object oriented image classification and Markov chain modeling for land use and land cover change analysis. *Journal of Environmental Informatics*, 31(1), 30-40.

DOI: 10.3808/jei.201700368.

Petropoulos, G. P., Kalaitzidis, C., & Vadrevu, K. P. (2012). Support vector machines and object-based classification for obtaining land-use/cover cartography from Hyperion hyperspectral imagery. *Computers & Geosciences*, 41, 99-107.

DOI: <https://doi.org/10.1016/j.cageo.2011.08.019>.

Purvaja, R., Ramesh, R., Glavovic, B., Ittekkot, V., & Samseth, J. (2015). Regional initiatives for interlinking global coastal scientific research projects. *Environmental Development*, 14, 66-68.

DOI: <https://doi.org/10.1016/j.envdev.2015.03.003>.

Rafieyan, O., Darvishsefat, A. A., Babaii, S., & Mataji, A. (2011). Evaluation of pixel-based and object-based classification methods for tree identification using aerial images (case study: a forestation in Chamestan-Nur). *Iranian Journal of Forest*, 3(1), 35-47. (*In Persian*)

Ramachandra, T. V., & Kumar, U. (2004). Geographic Resources Decision Support System for land use, land cover dynamics analysis. In *Proceedings of the FOSS/GRASS users conference (Vol. 15)*.

Rodrigo-Ilarri, J., Romero, C. P., & Rodrigo-Clavero, M. E. (2020). Land Use/Land Cover Assessment over Time Using a New Weighted Environmental Index (WEI) Based on an Object-Oriented Model and GIS Data. *Sustainability*, 12 (24), 10234.

DOI: <https://doi.org/10.3390/su122410234>.

- Shahbazian, Z., Faramarzi, M., Rostami, N. and Mahdizadeh, H., 2019. Integrating logistic regression and cellular automata–Markov models with the experts’ perceptions for detecting and simulating land use changes and their driving forces. *Environmental monitoring and assessment*, 191, pp.1-17. (*In Persian*)
DOI: <https://doi.org/10.1007/s10661-019-7555-4>
- Schmid, T., Rico, C., Rodríguez-Rastrero, M., Sierra, M. J., Díaz-Puente, F. J., Pelayo, M., & Millan, R. (2013). Monitoring of the mercury mining site Almadén implementing remote sensing technologies. *Environmental research*, 125, 92-102.
DOI: <https://doi.org/10.1016/j.envres.2012.12.014>.
- Shahini, Z., Faramarzi, M., Garaee, P., & Alimoradi, S. (2021). Evaluating desertification intensity with emphasis on groundwater criteria using IMDPA model (Case study: Mehran plain in Ilam province). *Integrated Watershed Management*, 1(1), 17-28.
- Singh, A. (1989). Review article digital change detection techniques using remotely-sensed data. *International journal of remote sensing*, 10 (6), 989-1003.
DOI: <https://doi.org/10.1080/01431168908903939>.
- Sinha, P., & Kumar, L. (2013). Binary images in seasonal land-cover change identification: a comparative study in parts of New South Wales, Australia. *International Journal of Remote Sensing*, 34 (6), 2162-2186.
DOI: <https://doi.org/10.1080/01431161.2012.742214>.
- Shi, G. L., Li, X., Feng, Y. C., Wang, Y. Q., Wu, J. H., Li, J., & Zhu, T. (2009). Combined source apportionment, using positive matrix factorization–chemical mass balance and principal component analysis/multiple linear regression–chemical mass balance models. *Atmospheric Environment*, 43(18), 2929-2937.
DOI: <https://doi.org/10.1016/j.atmosenv.2009.02.054>.
- Tariq, A., Shu, H., Siddiqui, S., Imran, M., & Farhan, M. (2021). Monitoring land use and land cover changes using geospatial techniques, a case study of Fateh Jang, Attock, Pakistan. *Geography, Environment, Sustainability*, 14 (1), 41-52.
DOI: <https://doi.org/10.24057/2071-9388-2020-117>.
- Toure, S., Stow, D., Shih, H. C., Coulter, L., Weeks, J., Engstrom, R., & Sandborn, A. (2016). An object-based temporal inversion approach to urban land use change analysis. *Remote Sensing Letters*, 7 (5), 503-512.
DOI: <https://doi.org/10.1080/2150704X.2016.1157640>.
- VLAD ŞANDRU, M. I., IAȚU, C., ŞANDRU, D. C., & Cimbru, D. G. (2017). Approaching Land Cover-Land Use Changes Using Statistical Data Validation for Urban Policies Improvement. *Journal of Settlements & Spatial Planning*, 8 (2).
- Walker, R. (2001). Urban sprawl and natural areas encroachment: linking land cover change and economic development in the Florida Everglades. *Ecological Economics*, 37 (3), 357-369.
DOI: [https://doi.org/10.1016/S0921-8009\(01\)00178-1](https://doi.org/10.1016/S0921-8009(01)00178-1).
- Walker, R. T. (2022). Geography, Von Thünen, and Tobler’s first law: Tracing the evolution of a concept. *Geographical Review*, 112(4), 591-607.
<https://doi.org/10.1080/00167428.2021.1906670>
- Wang, Q., Wang, H., Chang, R., Zeng, H., & Bai, X. (2022). Dynamic simulation patterns and spatiotemporal analysis of land-use/land-cover changes in the Wuhan metropolitan area. *China. Ecological Modelling*, 464, 109850.
DOI: <https://doi.org/10.1016/j.ecolmodel.2021.109850>.
- Wang, S. H., Huang, S. L., & Budd, W. W. (2012). Integrated ecosystem model for simulating land use allocation. *Ecological Modelling*, 227, 46-55.
DOI: <https://doi.org/10.1016/j.ecolmodel.2011.12.009>.

Willhauck, G., Schneider, T., De Kok, R., & Ammer, U. (2000). Comparison of object oriented classification techniques and standard image analysis for the use of change detection between SPOT multispectral satellite images and aerial photos. In Proceedings of XIX ISPRS congress (Vol. 33, pp. 35-42). Amsterdam: IAPRS.

Xie, Y., & Weng, Q. (2016). Updating urban extents with nighttime light imagery by using an object-based thresholding method. *Remote Sensing of Environment*, 187, 1-13.

DOI: <https://doi.org/10.1016/j.rse.2016.10.002>.

Yan, G. (2003). Pixel based and object oriented image for coal fire research (Doctoral dissertation, Thesis (MSc) International institute for geo-information science and earth and observation Enschede. ITC, Netherlands). 93p.

Zhang, Z., Wang, X., Zhao, X., Liu, B., Yi, L., Zuo, L., ... & Hu, S. (2014). A 2010 update of National Land Use/Cover Database of China at 1: 100000 scale using medium spatial resolution satellite images. *Remote sensing of environment*, 149, 142-154.

DOI: <https://doi.org/10.1016/j.rse.2014.04.004>.

Zhu, Z., & Woodcock, C. E. (2014). Continuous change detection and classification of land cover using all available Landsat data. *Remote sensing of Environment*, 144, 152-171.

DOI: <https://doi.org/10.1016/j.rse.2014.01.011>

پایش تغییرات کاربری اراضی با استفاده از تصاویر ماهواره‌ای و مدل طبقه‌بندی شیءمحور (نمونه موردی: دشت مهران)

امین محمدی^۱، مرزبان فرامرزی^{۲*}، حسن فتحی‌زاد^۳، رضا امیدپور^۴

مقاله پژوهشی

جغرافیا و آمایش شهری- منطقه‌ای
تابستان ۱۴۰۵، سال ۱۶، شماره ۵۹
تاریخ دریافت: ۱۴۰۴/۰۴/۰۱
تاریخ بازنگری: ۱۴۰۵/۰۱/۲۰
تاریخ پذیرش: ۱۴۰۵/۰۱/۲۴
انتشار آنلاین: ۱۴۰۵/۰۳/۰۳
صفحات: ۲۴۸-۲۱۷

چکیده

تغییرات کاربری و پوشش اراضی، از مهم‌ترین فرآیندهای محیط‌زیستی-اجتماعی است که بر اکوسیستم‌ها، تنوع زیستی و تأمین خدمات اکوسیستمی تأثیر می‌گذارد. افزایش شهرنشینی، گسترش کشاورزی و تبدیل مراتع به اراضی زراعی، از مهم‌ترین محرک‌های تغییر کاربری هستند که می‌توانند به تخریب اراضی و کاهش پایداری منابع منجر شوند؛ از این رو، پایش مستمر و دقیق تغییرات کاربری پوشش اراضی، برای برنامه‌ریزی و مدیریت منابع ضروری است. هدف از پژوهش حاضر، بررسی تغییرات کاربری اراضی دشت مهران در استان ایلام، با استفاده از تصاویر ماهواره‌ای لندست شامل: لندست ۵ برای سال ۱۳۷۵، لندست ۷ برای سال‌های ۱۳۸۱ و ۱۳۸۹ و لندست ۸ برای سال ۱۴۰۱ با استفاده از روش طبقه‌بندی شیءمحور می‌باشد. برای نشان دادن نتایج طبقه‌بندی، از برخی شاخص‌ها مانند تجزیه و تحلیل مؤلفه اصلی، شاخص نرمال‌شده تفاوت پوشش گیاهی و پایش تغییرات استفاده شد. نتایج نشان داد اراضی بدون پوشش با دقت تولیدکننده و استفاده‌کننده بالای ۹۹ درصد مربوط به سال ۱۳۸۱ به دست آمده‌اند که نشان‌دهنده قدرت تفکیک طیفی بالایی برای داده‌های سنجنش از دور برای این کاربری می‌باشد. ثانیاً، با توجه به نتایج، مشاهده شد که کمترین دقت تولیدکننده و استفاده‌کننده مربوط به کاربری اراضی بدون پوشش بوده است که به ترتیب ۷۹ و ۷۷ درصد برای سال ۱۳۸۹ می‌باشد. همچنین سال ۱۴۰۱ با دقت کل ۹۰/۲۸ و ضریب کاپای ۸۶/۸۹ درصد، بیشترین دقت را در طبقه‌بندی کاربری اراضی منطقه مورد مطالعه داشته است. بیشترین تغییرات مساحت کاربری اراضی در این منطقه، مربوط به کاربری‌های کشاورزی و مرتع متوسط و فقیر می‌باشد. نتایج به دست آمده شاخص نرمال‌شده تفاوت پوشش گیاهی از سال ۱۳۷۵ تا ۱۴۰۱، نشان‌دهنده افزایش پوشش گیاهی در سال ۱۴۰۱ به دلیل گسترش سطح اراضی کشاورزی در این سال می‌باشد. پایش تغییرات نشان داد که بیشترین تغییرات مربوط به تبدیل مرتع متوسط به اراضی کشاورزی و مرتع فقیر است؛ از این رو نتایج حاصله می‌تواند در ارزیابی اراضی، مطالعات زیست‌محیطی، برنامه‌ریزی و مدیریت یکپارچه به منظور بهره‌برداری صحیح از منابع طبیعی و کاهش تخریب این منابع با ارزش، مورد استفاده قرار گیرد.



واژه‌های کلیدی:
طبقه‌بندی شیءمحور، تغییر کاربری، شاخص پوشش گیاهی، ماهواره لندست، دشت مهران.

مقدمه

تغییر کاربری پوشش اراضی^۱، به‌عنوان یک مؤلفه اساسی از تغییرات جهانی محیط‌زیست، توجه جامعه علمی را به خود جلب کرده است (Friedl and Brodly, 1997; Zhang et al, 2014). پوشش اراضی، سیستم پیچیده‌ای از عناصر طبیعی (مانند: زمین‌شناسی، هیدرولوژی، خاک، پوشش گیاهی) و سطوح انسان‌ساخت است که ارتباط نزدیکی با توسعه اجتماعی-اقتصادی جوامع دارد (Nasiri et al, 2022; Aquilue et al, 2017). این تغییرات که

1. Land use and land cover change

۱- کارشناسی ارشد در حفاظت آب و خاک، گروه مرتع و آبخیزداری، دانشکده کشاورزی، دانشگاه ایلام، ایلام، ایران.
۲- دانشیار، گروه مرتع و آبخیزداری، دانشکده کشاورزی، دانشگاه ایلام، ایلام، ایران. (نویسنده مسئول)
۳- دکتری بیابان‌زادایی، گروه مدیریت مناطق خشک و بیابانی، دانشکده منابع طبیعی و کویرشناسی، دانشگاه یزد، یزد، ایران.
۴- استادیار، گروه مرتع و آبخیزداری، دانشکده کشاورزی، دانشگاه ایلام، ایلام، ایران.

aminmmohammadi1375@gmail.com
m.faramarzi@ilam.ac.ir
hasan.fathizad@gmail.com
r.omidipour@ilam.ac.ir

نشان‌دهنده دخالت‌های انسانی است، عاملی کلیدی بر تغییرات اقلیمی محسوب می‌شود؛ به‌گونه‌ای که سطح زمین در سال‌های اخیر به‌طور قابل‌توجهی توسط انواع تغییرات پوشش و کاربری دگرگون شده است (Valdsandru et al, 2017; Wang et al, 2022). اگرچه تغییرات پوشش زمین ممکن است منشأ طبیعی یا انسانی داشته باشد (Zhu & Woodcock, 2014)، اما تغییرات ناشی از فعالیت‌های انسانی به‌دلیل سرعت و شدت بالاتر، تأثیرات مخرب‌تری بر مؤلفه‌های محیطی دارد (Walker, 2001; Giri, 2012).

آگاهی از روند تغییرات پوشش اراضی، برای درک و مدل‌سازی پیچیدگی‌های محیطی ضروری است. تصاویر ماهواره‌ای به‌دلیل پوشش مکرر و دید وسیع، ابزاری ارزشمند و مقرون‌به‌صرفه برای پایش این تغییرات فراهم می‌کنند (Ramachandra & Kumar, 2004; Liu et al, 2005). متداول‌ترین تکنیک سنجش‌ازدور برای آشکارسازی الگوهای تغییر، استفاده از روش‌های طبقه‌بندی تصاویر در بازه‌های زمانی مختلف است (Singh, 1989). پژوهشگران متعددی همچون لیو^۱ و همکاران (۲۰۱۸) و تاریک^۲ و همکاران (۲۰۲۱)، با بهره‌گیری از این تصاویر، روند تغییرات پوشش گیاهی و گسترش مناطق شهری را با موفقیت پایش کرده‌اند. همچنین لوآنو^۳ (۲۰۲۳) کارایی بالای داده‌های سنجش‌ازدور را در شناسایی مناطق مستعد جنگل‌کاری کشاورزی تأیید کرده است.

با وجود مزایای سنجش‌ازدور، روش‌های سنتی طبقه‌بندی (مبتنی بر پیکسل)، اغلب قادر به بهره‌گیری از اطلاعات بافت و شکل عوارض نیستند. در مقابل، مدل‌های طبقه‌بندی شیء‌محور^۴ که بر اساس کوچک‌ترین شیء واحد پردازش (مجموعه‌ای از پیکسل‌های همگن) عمل می‌کنند، تحولی در روش‌های سنتی ایجاد کرده‌اند (Cockx et al, 2013). تکنیک شیء‌محور نه تنها از ویژگی‌های طیفی، بلکه از ویژگی‌های فضایی، بافت و شکل نیز استفاده می‌کند که منجر به افزایش دقت طبقه‌بندی می‌شود (Hussain et al, 2013). مطالعات داخلی و خارجی، از جمله پژوهش آرخ (۲۰۱۵) و جعفرزاده و نظم‌فر (۲۰۱۸)، نشان داده‌است که روش شیء‌محور، با دقت کل و ضریب کاپای بالاتر (اغلب بالای ۹۰ درصد)، نتایج دقیق‌تری نسبت به روش‌های پیکسلی ارائه می‌دهد. پاول^۵ و همکاران (۲۰۱۸) نیز در بررسی حوضه آبخیز رودخانه کیسکاتینا^۶ دقت بالای این روش را در تحلیل تغییرات کاربری اراضی گزارش کرده‌اند. در ایران، تغییرات شتابان کاربری اراضی، به‌ویژه تبدیل مراتع به دیم‌زارها و اراضی مسکونی، به یکی از چالش‌های اصلی مدیریت منابع طبیعی در مناطق خشک و نیمه‌خشک تبدیل شده است. دشت مهران در استان ایلام نیز به‌دلیل موقعیت استراتژیک و شرایط اقلیمی خاص، در معرض تغییرات شدید کاربری قرار دارد. با وجود اهمیت این منطقه، خلأ مطالعاتی در پایش بلندمدت و یکپارچه با استفاده از تکنیک‌های نوین در آن احساس می‌شود؛ از این‌رو، هدف اصلی پژوهش حاضر، پایش تغییرات کاربری اراضی دشت مهران در یک دوره ۲۶ ساله با استفاده از تصاویر ماهواره‌ای و مدل طبقه‌بندی شیء‌محور است. نوآوری این تحقیق در مقایسه با مطالعات پیشین، به‌کارگیری الگوریتم‌های بهینه‌شده شیء‌محور برای تفکیک دقیق کلاس‌های اراضی در محیط‌های خشک و تحلیل هم‌زمان عوامل مؤثر بر تخریب سرزمین در این بازه زمانی طولانی است.

¹ Luo

² Tariq

³ Ioannou

⁴ Object-based

⁵ Paul

⁶ Kiskatinaw

مبانی نظری

پایش و تحلیل تغییرات کاربری اراضی، به‌عنوان یکی از مهم‌ترین موضوعات در مدیریت منابع طبیعی و برنامه‌ریزی سرزمین، نیازمند چارچوب نظری جامعی است که رویکردهای علمی، فناورانه و تحلیلی را یکپارچه کند. این مطالعه بر مبنای پنج پایه اصلی طراحی شده است که در ادامه به تفصیل ارائه می‌گردد.

۱. تغییرات کاربری اراضی

تغییرات کاربری اراضی، حاصل اثر متقابل عوامل انسانی و طبیعی است و در چارچوب نظریه‌های استفاده از زمین، تغییرات محیطی و توسعه پایدار قابل تبیین می‌باشد. بر اساس نظریه استفاده از زمین (Von Thünen)، تخصیص کاربری‌ها تابعی از عوامل اقتصادی، فاصله، دسترسی و ظرفیت محیطی است (Walker, R. T. 2022). در مناطق خشک و نیمه‌خشک، محدودیت منابع آب و خاک نقش تعیین‌کننده‌ای در الگوی تغییرات کاربری اراضی دارد. تغییرات پوشش زمین نتیجه تعامل نیروهای اقتصادی-اجتماعی با فرآیندهای بیوفیزیکی است و این تغییرات باید در قالب سیستم‌های پویا و چندزمانه تحلیل شوند (Singh, 1989). همچنین، نظریه توسعه پایدار تأکید دارد که پایش تغییرات کاربری اراضی، ابزار ضروری برای ارزیابی پایداری بهره‌برداری از منابع طبیعی و جلوگیری از تخریب اکوسیستم‌ها است (Nasiri et al., 2022).

۲. تصاویر ماهواره‌ای و پردازش تصویر

نظریه سنجش‌ازدور مبتنی بر این اصل است که هر عارضه سطح زمین، دارای اثر طیفی خاص در باندهای مختلف الکترومغناطیسی است. ثبت این بازتاب‌ها در مقاطع زمانی مختلف، امکان تحلیل تغییرات را فراهم می‌سازد (Liu et al., 2005). در مطالعات کلاسیک پردازش تصویر، طبقه‌بندی به‌صورت پیکسل‌مبنا انجام می‌شود؛ با این حال، نادیده گرفتن روابط مکانی میان پیکسل‌ها در مناطق ناهمگن، منجر به کاهش دقت و ایجاد خطای فلفل-نمکی می‌گردد (Hussain et al., 2013). این محدودیت‌ها زمینه توسعه رویکردهای پیشرفته‌تر همچون تحلیل شیء‌محور را فراهم کرده است.

۳. طبقه‌بندی شیء‌محور

تحلیل شیء‌محور (OBIA) مبتنی بر نظریه تحلیل فضایی و خودهمبستگی مکانی است که بیان می‌کند واحدهای مجاور از نظر ویژگی‌ها تمایل به شباهت دارند. در این روش، واحد پردازش به‌جای پیکسل منفرد، شیء تصویری است که از طریق فرآیند قطعه‌بندی ایجاد می‌شود (Baatz & Schäpe, 1999; Blaschke, 2010). اشیاء حاصل از قطعه‌بندی علاوه بر ویژگی‌های طیفی، دارای ویژگی‌های هندسی، بافتی و مکانی هستند که ترکیب آن‌ها موجب افزایش دقت طبقه‌بندی می‌شود (Blaschke et al., 2014). در این چارچوب، منطق فازی به‌عنوان ابزاری برای مدیریت عدم قطعیت طیفی به‌کار می‌رود و امکان تعیین درجه عضویت اشیاء در کلاس‌های مختلف را فراهم می‌کند (Pal & Pal, 1993). این روش در مناطق انتقالی و پوشش‌های ناهمگن کارایی بالاتری دارد.

همچنین، تحلیل مؤلفه‌های اصلی (PCA) به‌عنوان روشی برای کاهش بُعد داده‌ها و تمرکز واریانس طیفی در مؤلفه‌های محدودتر، در مطالعات تغییرات کاربری کاربرد گسترده‌ای دارد (Shi et al., 2009). مهم‌ترین مزیت PCA تجمع و تجمیع داده‌های پدیده در باندهای مختلف در تعدادی باند یا مؤلفه است. به عبارت دیگر، PCA به‌طور گسترده‌ای برای اصلاح و مرتب‌سازی داده‌های تصاویر ماهواره‌ای استفاده می‌شود (Noori, 2004).

۴. نظریه‌های تحلیل تغییرات و مدل‌سازی فضایی

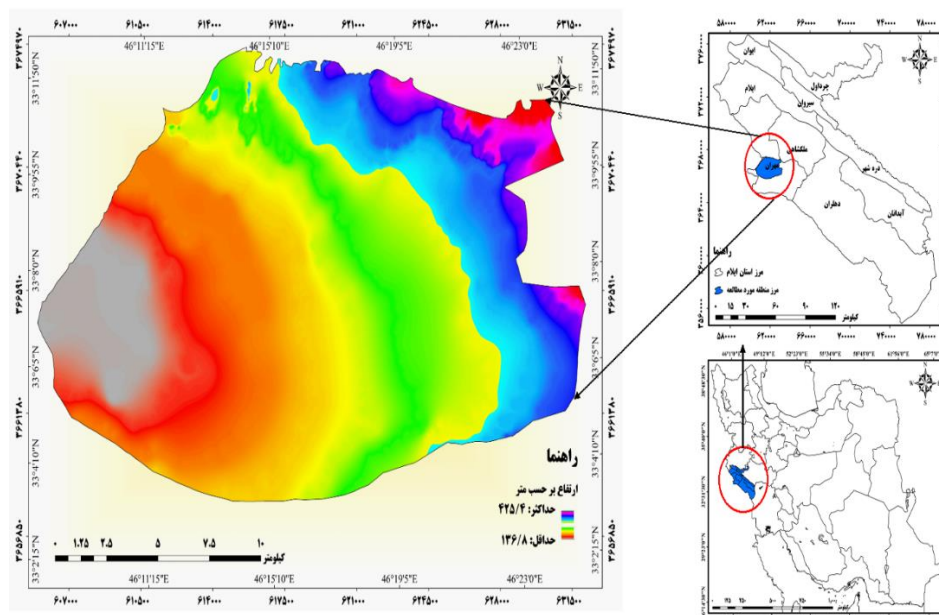
آنالیز، تحلیل و مقایسه داده‌های چندزمانه، برای استخراج الگوهای تغییرات سطح زمین است (Singh, 1989). روش‌هایی نظیر مقایسه پس از طبقه‌بندی و تفاضل مؤلفه‌های اصلی، امکان شناسایی تغییرات کمی و مکانی را فراهم می‌کنند. مدل‌سازی فضایی نیز تأکید دارد که تغییرات کاربری اراضی باید در چارچوب الگوهای فضایی-زمانی تحلیل شود تا روابط ساختاری و روندهای توسعه منطقه‌ای تبیین‌گردد.

۵. کاربردها در مدیریت منابع و برنامه‌ریزی منطقه‌ای

پایش تغییرات کاربری اراضی، نقش اساسی در مدیریت منابع طبیعی، کنترل تخریب سرزمین و برنامه‌ریزی شهری-منطقه‌ای دارد. تولید نقشه‌های دقیق با استفاده از مدل‌های شیء‌محور می‌تواند مبنای تصمیم‌گیری علمی در راستای توسعه پایدار و آمایش سرزمین را فراهم آورد.

معرفی محدوده مورد مطالعه

دشت مهران با مختصات جغرافیایی $46^{\circ}07'$ تا $46^{\circ}24'$ طول شرقی و $33^{\circ}03'$ تا $33^{\circ}12'$ عرض شمالی با مساحت $3170/165$ هکتار، در جنوب غربی استان ایلام قرار دارد. متوسط دمای سالانه دشت مهران $21/5^{\circ}C$ و متوسط بارندگی آن 270 میلی‌متر است. این منطقه از نظر شرایط اقلیمی، جزء مناطق خشک طبقه‌بندی می‌شود (Shahini et al., 2021). نقشه طبقات ارتفاعی و موقعیت منطقه مورد مطالعه در استان ایلام و ایران در شکل ۱ نشان داده شده است. شرایط اقلیمی خشک، همراه با توسعه فعالیت‌های کشاورزی و تغییر الگوی بهره‌برداری از اراضی، باعث شده است، این دشت طی دهه‌های اخیر با تحولات قابل توجه کاربری اراضی مواجه باشد.



شکل ۱. نقشه طبقات ارتفاعی و موقعیت منطقه مورد مطالعه در استان ایلام و ایران

روش تحقیق

برای تهیه نقشه کاربری اراضی تصاویر ماهواره ای لندست از سنجنده TM برای سال ۱۳۷۵ و برای سال‌های ۱۳۸۱ و ۱۳۸۹ از سنجنده ETM+ و همچنین برای ۱۳۹۵ و ۱۴۰۱ از سنجنده OLI با قدرت تفکیک مکانی ۳۰ متر استفاده شد (جدول ۱).

جدول ۱. داده‌های مورد استفاده

تاریخ برداشت داده (میلادی)	تاریخ برداشت داده (شمسی)	سنجنده	داده
۱۹۹۶/۰۵/۰۱	۱۳۷۵/۰۲/۱۲	TM	تصاویر ماهواره‌ای لندست
۲۰۰۲/۰۵/۲۶	۱۳۸۱/۰۳/۰۵	ETM	
۲۰۱۰/۰۶/۲۵	۱۳۸۹/۰۴/۰۴	ETM	
۲۰۱۶/۰۴/۲۲	۱۳۹۵/۰۲/۰۳	OLI	
۲۰۲۲/۰۵/۰۹	۱۴۰۱/۰۲/۱۹	OLI	

(منبع: سایت <https://earthexplorer.usgs.gov> (USGS))

پس از انجام تصحیحات هندسی و رادیومتری (وضوح تصاویر و خطا) روی نقشه‌های تصاویر ماهواره‌ای، برای تصحیحات رادیومتری از روش کاهش تیرگی پدیده که در نرم‌افزار ENVI قابل اجراست، استفاده شد (Chavez et al, 1994). سپس، اقدام به تهیه نقشه‌های کاربری اراضی گردید. این نقشه‌ها به روش شیء‌گرا به پنج طبقه کاربری اراضی شامل: کشاورزی، مرتع فقیر، مرتع متوسط، اراضی مسکونی و اراضی بدون پوشش (بایر) طبقه‌بندی شد. در مرحله بعد، با استفاده از ویژگی‌های تصاویر، طبقات کاربری اراضی در محدوده مورد مطالعه گنجانده شد. پس از تعیین کلاس‌ها، تصاویر مربوط به سال‌های ۱۳۷۵، ۱۳۸۱، ۱۳۸۹، ۱۳۹۵ و ۱۴۰۱ با استفاده از طبقه‌بندی شیء‌گرا طبقه‌بندی شدند. به این ترتیب، نقشه‌های کاربری و طبقه‌بندی اراضی در محدوده منطقه مورد مطالعه به دست آمد. به منظور بررسی صحت طبقه‌بندی نیز مقایسه‌ای بین نقشه‌های کاربری موجود و همچنین بازدیدهای میدانی و تصاویر گوگل ارث صورت گرفت؛ به این صورت که نقشه مرجع از تمامی قسمت‌های منطقه مورد مطالعه و با بازدیدهای میدانی تهیه شد. به منظور بررسی دقت طبقه‌بندی نقشه‌های کاربری اراضی، با استفاده از نمونه‌های تعلیمی، نسبت به محاسبه دقت با استفاده از ماتریس خطا و محاسبه پارامترهای آماری دقت کل، ضریب کاپا، دقت تولیدکننده و دقت استفاده‌کننده اقدام شده است (Fathizad et al, 2015). همچنین برای نشان دادن درستی نتایج طبقه‌بندی و تأیید دقت آن، از برخی شاخص‌های اصلی مانند تجزیه و تحلیل مؤلفه اصلی (PCA) و شاخص نرمال شده تفاوت پوشش گیاهی (NDVI) استفاده شد (Al-Gaadi et al, 2011; Fathizad et al, 2015).

قطعه‌بندی تصویر و طبقه‌بندی شیء‌محور

با توجه به ناهمگنی طیفی و ساختاری اراضی منطقه و محدودیت‌های روش‌های پیکسل پایه در تفکیک کاربری‌های مشابه، از رویکرد شیء‌محور استفاده شد. در این راستا، فرآیند قطعه‌بندی چندمقیاسه در محیط نرم‌افزار Idrisi TerrSet 2020 اجرا گردید تا تصویر به مجموعه‌ای از اشیای همگن از نظر طیفی و مکانی تقسیم شود. در طول این فرآیند کل تصویر قطعه‌بندی می‌شود.

تنظیم پارامتر مقیاس، مستقیماً بر اندازه متوسط شیء تصویر تأثیری گذارد و مقدار بالاتر امکان ایجاد اشیاء تصویر بزرگ را فراهم می‌کند و برعکس، مقدار کوچکتر امکان ایجاد اشیاء تصویر با قطعات کوچک را فراهم می‌کند.

¹ Dark Object Subtraction

(Fazizadeh, 2010). مهمترین فاکتور تأثیرگذار در قطعه‌بندی تصاویر، دامنه تشابه می‌باشد. هرچه میزان این فاکتور به ۱۰۰ نزدیکتر باشد، اندازه قطعات کوچک‌تر می‌گردد. این فرایند تا زمانی تکرار خواهد شد که بهترین نتیجه به دست آید (Matinfar et al, 2007). جدول ۲ مقادیر بهینه پارامترهای قطعه‌بندی شده در دشت مهران را نشان می‌دهد.

جدول ۲. مقدار بهینه پارامترهای قطعه‌بندی شده در منطقه مورد مطالعه

فاکتور	تکرار	دامنه تنوع	حالت انتخاب شده
پهنای پنجره	۱ تا ۹	۰ تا ۱۰	۶
دامنه تشابه	۱۰، ۳۰، ۵۰، ۷۰ و ۹۰	۱-۱۰۰	۷۰
میانگین وزنی	۱ تا ۹	۰ تا ۱۰	۵
واریانس وزنی	۰/۱، ۰/۲۵، ۰/۴، ۰/۶، ۰/۷ و ۰/۸	۰-۱	۰/۸

(منبع: نویسندگان، ۱۴۰۳)

در مرحله بعد، بر اساس تصاویر طبقه‌بندی شده و نمونه تعلیمی انتخاب شده از میان آن‌ها، تصاویر با روش طبقه‌بندی پیکسل پایه طبقه‌بندی می‌شود که به‌طور معمول از روش حداقل فاصله از میانگین استفاده می‌کند. در ادامه، تصویر با روش شیء محور طبقه‌بندی می‌گردد.

پس از تولید اشیاء تصویری، طبقه‌بندی بر مبنای ویژگی‌های طیفی، هندسی و بافتی هر شیء انجام شد. در این پژوهش، پنج کلاس کاربری اراضی شامل: اراضی کشاورزی، مرتع فقیر، مرتع متوسط، اراضی مسکونی و اراضی بایر تعریف گردید. نمونه‌های آموزشی از طریق بازدید میدانی، تصاویر با قدرت تفکیک بالای گوگل ارث و نقشه‌های موجود استخراج شد و به‌گونه‌ای انتخاب گردید که توزیع مکانی مناسبی در سطح منطقه داشته باشند. در فرآیند طبقه‌بندی، علاوه بر میانگین بازتابندگی باندها و مقدار NDVI، ویژگی‌هایی نظیر: مساحت، شکل و شاخص‌های بافتی نیز لحاظ شد. به‌منظور مدیریت نواحی انتقالی و کاهش اختلاط کلاس‌ها، از الگوریتم فازی استفاده گردید و کلاس نهایی هر شیء بر اساس بیشترین درجه عضویت تعیین شد. این فرآیند برای تمامی سال‌های مورد مطالعه، به‌صورت مستقل اجرا شد.

تجزیه و تحلیل مؤلفه‌های اصلی (PCA)

به‌منظور کاهش همبستگی بین باندهای طیفی و تمرکز اطلاعات تصویر در تعداد محدودی مؤلفه معنادار، تحلیل مؤلفه‌های اصلی (PCA) بر روی تصاویر هر سال به‌صورت جداگانه اجرا شد. این روش با تبدیل خطی باندهای وابسته به مجموعه‌ای از مؤلفه‌های مختلف، امکان فشرده‌سازی داده‌ها را فراهم می‌سازد، به‌گونه‌ای که بیشترین واریانس اطلاعاتی در مؤلفه‌های اولیه متمرکز می‌شود (Shi et al., 2009). اجرای PCA علاوه بر کاهش افزونگی داده‌ها، موجب بهبود قابلیت تفسیر طیفی و افزایش کارایی در آشکارسازی تغییرات می‌شود (Noori, 2004). در این پژوهش، درصد واریانس تبیین شده توسط هر مؤلفه برای سال‌های ۱۳۷۵ تا ۱۴۰۱ محاسبه شد که نتایج آن در جدول (۳) آورده شده است.

1 Google Earth

2 Principal Component Analysis

جدول ۳. درصد واریانس اجزای مختلف PCA بین سال‌های ۱۳۷۵ تا ۱۴۰۱

سال	PCA1	PCA2	PCA3	PCA4	PCA5	PCA6	PCA7	PCA8	PCA9	PCA10	PCA11
۱۳۷۵	۹۷/۸۴	۱/۴۲	۰/۵۴	۰/۱۱	۰/۰۳	۰/۰۲	۰/۰۰	-	-	-	-
۱۳۸۱	۹۹/۳۶	۰/۳۹	۰/۱۵	۰/۰۵۴	۰/۰۱	۰/۰۱	۰/۰۰	-	-	-	-
۱۳۸۹	۹۹/۳۳	۰/۴۷	۰/۱۰	۰/۰۵۳	۰/۰۱	۰/۰۰	۰/۰۰	-	-	-	-
۱۳۹۵	۹۸/۵۶	۱/۱۱	۰/۱۸	۰/۰۷۳	۰/۰۲	۰/۰۱	۰/۰۰	۰/۰۰	۰/۰۰	۰/۰۰	۰/۰۰
۱۴۰۱	۹۹/۰۲۸	۰/۷۵	۰/۱	۰/۰۵۷	۰/۰۲	۰/۰۱	۰/۰۰	۰/۰۰	۰/۰۰	۰/۰۰	۰/۰۰

(منبع: نویسندگان، ۱۴۰۳)

نتایج جدول ۳ نشان داد که مؤلفه اول (PCA1) با اختصاص قسمت عمده واریانس (بیش از ۹۷ درصد)، عمدتاً بازتاب‌دهنده روشنایی کلی تصویر^۱ و توپوگرافی منطقه است؛ در حالی که مؤلفه دوم (PCA2) با وجود سهم کمتر، حاوی اطلاعات طیفی حیاتی مرتبط با پوشش گیاهی و تغییرات کاربری است؛ بنابراین، برای پایش دقیق تغییرات در بازه زمانی ۲۶ ساله و آشکارسازی نوسانات پوشش گیاهی، از هر دو مؤلفه اول و دوم در این مطالعه استفاده شد. سپس برای استخراج نقشه‌های تغییرات، اولین و دومین PCA تاریخ دوم به ترتیب از اولین و دومین PCA تاریخ اول کسر گردید. شاخص نرمال شده تفاوت پوشش گیاهی (NDVI)

به منظور تقویت تفکیک پوشش گیاهی و بررسی نوسانات آن در دوره زمانی مورد مطالعه، شاخص نرمال شده تفاوت پوشش گیاهی (NDVI) برای تمامی سال‌ها محاسبه شد. شاخص NDVI یکی از شناخته شده ترین شاخص‌های گیاهی است که بر حسب دو باند قرمز^۲ و مادون قرمز نزدیک (NIR) به شکل رابطه زیر تعریف می‌شود.

$$NDVI = \frac{NIR-RED}{NIR+RED} \quad \text{رابطه (۱)}$$

مقادیر NDVI در بازه -۱ تا +۱ قرار می‌گیرند. مقادیر بالا بیانگر پوشش گیاهی متراکم و فعال از نظر فتوسنتزی هستند، زیرا پوشش گیاهی سالم، بازتاب بیشتری در باند مادون قرمز نزدیک و جذب بیشتری در باند قرمز دارد. در مقابل، مقادیر نزدیک به صفر یا منفی نشان‌دهنده اراضی فاقد پوشش گیاهی یا دارای پوشش ضعیف نظیر اراضی بایر و مناطق ساخته شده می‌باشند (Lin, 1997). در این پژوهش، نقشه‌های NDVI در محیط نرم‌افزار Idrisi TerrSet 2020 تولید و به عنوان لایه کمکی در فرآیند طبقه‌بندی شیء محور و نیز تفسیر تغییرات زمانی مورد استفاده قرار گرفتند.

پایش تغییرات کاربری اراضی

به منظور آنالیز کمی تغییرات کاربری اراضی در بازه زمانی ۲۶ ساله، از روش مقایسه پس از طبقه‌بندی با استفاده از ابزار Crosstab استفاده شد. در این روش، نقشه‌های طبقه‌بندی شده دو تاریخ مختلف، به صورت پیکسل به پیکسل با یکدیگر مقایسه می‌شوند و ماتریس انتقال کاربری‌ها استخراج می‌گردد. خروجی این آنالیز شامل: مساحت تبدیل هر کلاس به سایر کلاس‌ها، میزان تغییر خالص هر کاربری و سهم نسبی تغییرات در هر بازه زمانی است. این روش به-

¹ Albedo

² Normalized Difference Vegetation Index

³ Red

⁴ Near infrared

دلیل استقلال طبقه‌بندی هر تاریخ و امکان شناسایی مستقیم مسیرهای تبدیل کاربری، یکی از دقیق‌ترین روش‌های پایش تغییرات در مطالعات چندزمانه محسوب می‌شود. در این پژوهش، تمامی مقایسه‌های زمانی به صورت دو به دو انجام شد تا روند گسترش یا کاهش هر یک از کاربری‌ها در دوره مطالعه، به صورت کمی و ساختاری تبیین گردد.

نتایج

مقایسه کلاس‌های طبقه‌بندی

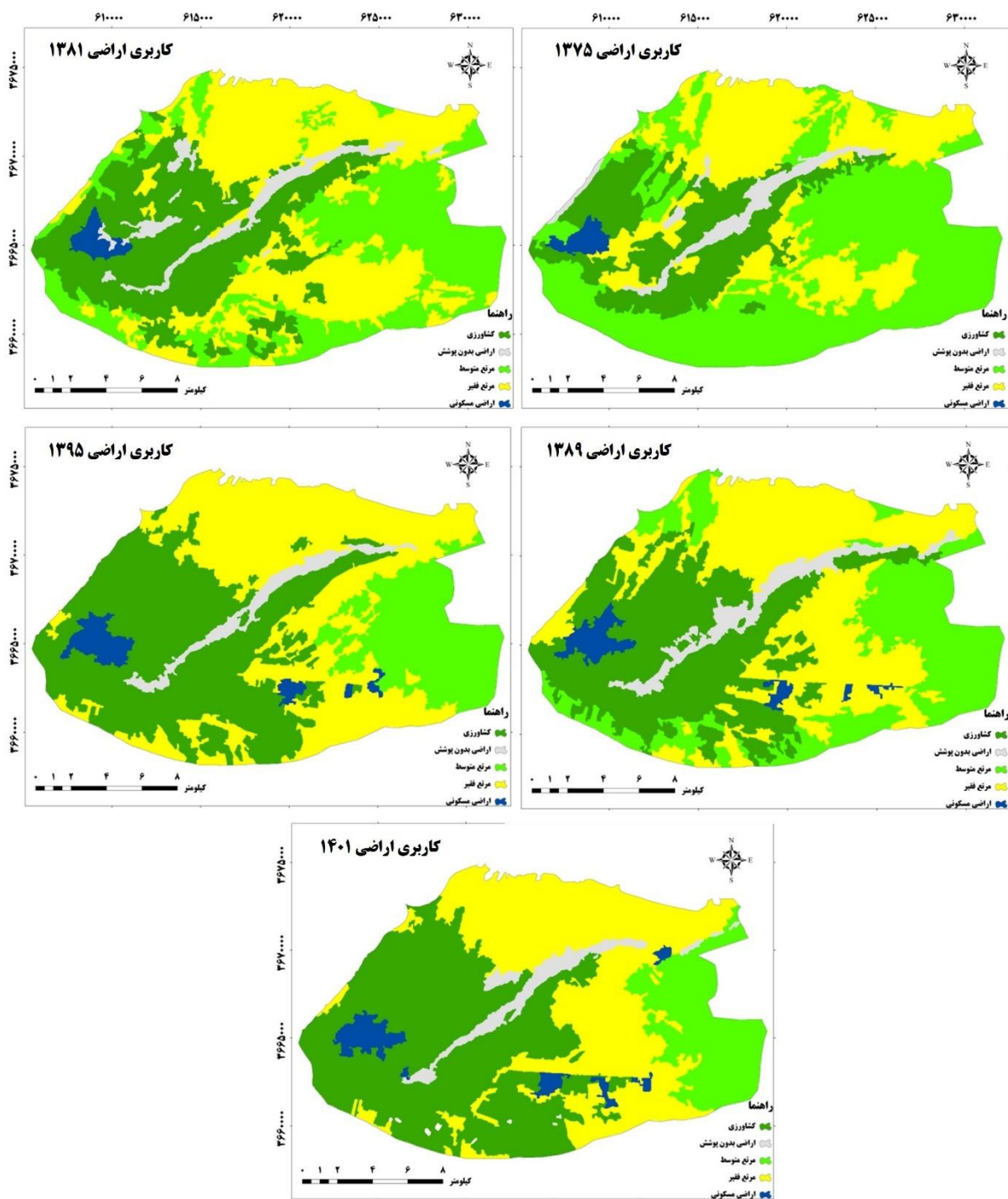
نتایج نشان داد که بیشترین تغییرات کاربری اراضی پوششی طی دوره ۲۶ ساله مورد مطالعه، مربوط به کاربری‌های کشاورزی، مرتع متوسط و مرتع فقیر می‌باشد (جدول ۴ و شکل ۲). مساحت کاربری مرتع متوسط، بیش از ۱۰ هزار هکتار کاهش داشته است. مساحت کاربری مرتع فقیر حدود دو هکتار افزایش نشان می‌دهد که ناشی از تخریب در مرتع متوسط و تبدیل به مراتع فقیر می‌باشد. مساحت اراضی مسکونی نیز روند افزایشی را نشان می‌دهد، به طوری که از ۳۱۴/۰۲ هکتار در سال ۱۳۷۵ به ۶۱۵/۴۷ هکتار در سال ۱۴۰۱ رسیده است. این موضوع بیش از هر چیز، نشان‌دهنده افزایش جمعیت انسانی و ساخت‌وساز طی این دوره است و افزایش اراضی کشاورزی نیز متأثر از همین افزایش جمعیت می‌باشد که افزایش بیش از دو برابری را طی این دوره داشته است. اراضی کشاورزی با مساحت ۷۲۰۷/۴ هکتار نشان‌دهنده تغییر کاربری بخش زیادی از اراضی مرتعی به کشاورزی می‌باشد؛ البته کاربری اراضی بدون پوشش طی این دوره، روند کلاً صعودی نداشته است. میزان اراضی بدون پوشش از ۱۳۵۷/۶۵ هکتار در سال ۱۳۷۵ به ۱۸۲۷/۴۲ هکتار در سال ۱۳۸۹ افزایش نشان داد، اما در دوره بعدی؛ یعنی در سال ۱۴۰۱ به مقدار ۱۷۲۰/۵۲ هکتار کاهش یافت که دلیل این امر، تبدیل مقداری از اراضی بدون پوشش به اراضی کشاورزی می‌باشد. روند تغییرات کاربری اراضی نشان‌دهنده روند کلی در منطقه از طریق جایگزینی اراضی کشاورزی و مراتع فقیر با مراتع متوسط است. کاهش وسعت پوشش ضعیف مرتع و روند افزایشی سایر کاربری‌ها، نشان‌دهنده فرسودگی عمومی منطقه و جایگزینی کاربری‌های ضعیف‌تر که نشان‌دهنده افزایش مرتع فقیر و کشاورزی‌های دیم و کم‌بازده در منطقه مورد مطالعه است. نقشه‌ها و کلاس‌های مختلف کاربری اراضی در محدوده منطقه مورد مطالعه، در شکل ۲ به دست آمد.

جدول ۴. مساحت کلاس‌های مختلف کاربری اراضی و تغییرات روند آن‌ها از سال ۱۳۷۵ تا ۱۴۰۱

بر حسب هکتار و درصد

کلاس	۱۳۷۵ (هکتار)	درصد	۱۳۸۱ (هکتار)	درصد	۱۳۸۹ (هکتار)	درصد	۱۳۹۵ (هکتار)	درصد	۱۴۰۱ (هکتار)	درصد
کشاورزی	۶۲۳۳/۱۳	۱۹/۶۶	۹۳۰۴/۴۷	۲۹/۳۵	۱۰۳۵۳/۵۱	۳۲/۶۶	۱۲۴۴۵/۶۹	۳۹/۳۶	۱۳۴۴۰/۵۱	۴۲/۴۰
مرتع فقیر	۹۰۹۲/۸۴	۲۸/۶۸	۱۱۷۴۱/۳۶	۳۷/۰۴	۱۲۵۱۲/۹۱	۳۹/۴۷	۱۲۱۱۹/۶۳	۳۸/۳۹	۱۱۸۱۴/۴۴	۳۷/۳۷
مرتع متوسط	۱۴۷۰۳/۹۹	۴۶/۳۸	۸۸۲۵/۰۴	۲۷/۸۴	۶۴۴۹/۵۷	۲۰/۳۴	۵۱۲۳/۷	۱۶/۱۶	۴۱۱۰/۷	۱۲/۹۷
اراضی مسکونی	۳۱۴/۰۲	۰/۹۹	۴۳۵/۶۷	۱/۳۷	۵۵۸/۲۴	۱/۷۶	۵۶۶/۵۲	۱/۷۹	۶۱۵/۴۷	۱/۹۴
اراضی بدون پوشش	۱۳۵۷/۶۵	۴/۲۸	۱۳۹۵/۱۱	۴/۴۰	۱۸۲۷/۴۲	۵/۷۶	۱۳۹۶/۱۱	۴/۴۰	۱۷۲۰/۵۳	۵/۴۳
کل	۳۱۷۰۱/۶۵	۱۰۰	۳۱۷۰۱/۶۵	۱۰۰	۳۱۷۰۱/۶۵	۱۰۰	۳۱۷۰۱/۶۵	۱۰۰	۳۱۷۰۱/۶۵	۱۰۰

(منبع: نویسندگان، ۱۴۰۳)



شکل ۲. نقشه طبقه‌بندی کاربری اراضی منطقه مورد مطالعه از سال ۱۳۷۵ تا ۱۴۰۱ (منبع: نویسندگان، ۱۴۰۳)

برای بررسی دقت طبقه‌بندی تصاویر، با بهره‌گیری از نمونه‌های آزمایشی، نسبت به محاسبه دقت با بهره‌گیری از ماتریس خطا و محاسبه پارامترهای آماری دقت تولیدکننده، دقت استفاده‌کننده، دقت کلی و ضریب کاپا استخراج شد (جدول ۵ و ۶).

جدول ۵. نتایج ارزیابی دقت استفاده‌کننده و دقت تولیدکننده برای تصاویر سال‌های ۱۳۷۵ تا ۱۴۰۱ (برحسب درصد)

سال	کلاس	۱۳۷۵		۱۳۸۱		۱۳۸۹		۱۳۹۵		۱۴۰۱	
		دقت استفاده‌کننده	دقت تولیدکننده	دقت استفاده‌کننده	دقت تولیدکننده	دقت استفاده‌کننده	دقت تولیدکننده	دقت استفاده‌کننده	دقت تولیدکننده	دقت استفاده‌کننده	دقت تولیدکننده
	کشاورزی	۸۳	۸۵	۸۸	۹۰	۹۱	۹۱	۸۹	۹۱	۹۲	۹۴
	مرتع فقیر	۸۱	۸۳	۸۶	۸۷	۸۳	۸۵	۸۲	۸۷	۹۰	۹۰
	مرتع متوسط	۸۳	۸۳	۸۵	۸۵	۸۴	۸۴	۸۳	۸۸	۸۷	۸۹
	اراضی بدون پوشش	۸۳	۸۹	۸۱	۸۲	۷۷	۷۷	۸۵	۸۸	۸۳	۸۷
	اراضی مسکونی	۸۷	۸۸	۸۳	۸۵	۷۹	۷۹	۸۵	۸۶	۸۲	۸۹

(منبع: نویسندگان، ۱۴۰۳)

جدول ۶: ارزیابی دقت طبقه‌بندی نقشه‌های کاربری اراضی برای تصاویر سال‌های ۱۳۷۵ تا ۱۴۰۱ (برحسب درصد)

سال	دقت کل %	ضریب کاپا %
۱۳۷۵	۸۴/۹۵	۸۱/۰۴
۱۳۸۱	۸۶/۲۶	۸۲/۲۵
۱۳۸۹	۸۶/۰۸	۸۰/۲۱
۱۳۹۵	۸۸/۳۸	۸۱/۹۹
۱۴۰۱	۹۰/۲۸	۸۶/۸۹

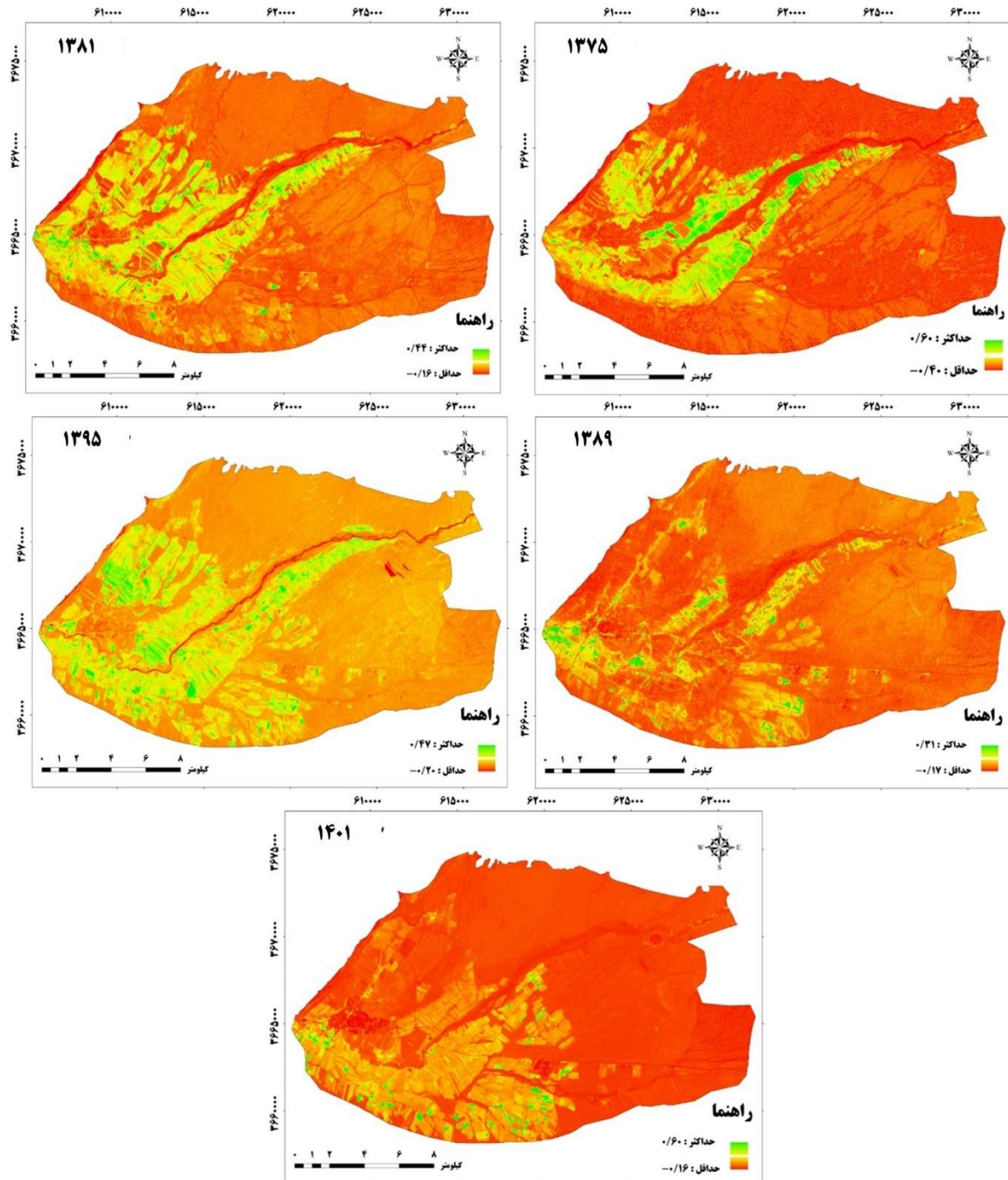
(منبع: نویسندگان، ۱۴۰۳)

هنگام تجزیه و تحلیل نتایج جداول ۵ و ۶، چند نتیجه مهم به دست آمد: اولاً، مشخص شده است که طبقه اراضی - کشاورزی با دقت استفاده‌کننده و تولیدکننده، به ترتیب ۹۲ و ۹۴ درصد مربوط به سال ۱۴۰۱ می‌باشد که نشان دهنده قابلیت تفکیک طیفی بالا برای این کاربری است. ثانیاً، با توجه به نتایج، مشاهده شد که کمترین دقت استفاده‌کننده و تولیدکننده، مربوط به کلاس اراضی بدون پوشش که به ترتیب ۷۷ و ۷۹ درصد برای سال ۱۳۸۹ طبقه‌بندی شده است. طبق جدول دقت کل و ضریب کاپا سال ۱۴۰۱ با دقت کل ۹۰/۲۸ و ۸۶/۸۹ درصد بیشترین دقت را در طبقه‌بندی کاربری اراضی دشت مهران داشته است. ضرایب کاپا و دقت کلی، به ویژه در روش‌های مبتنی بر پیکسل، تحت تأثیر ورودی‌ها یا نمونه‌های آموزشی قرار می‌گیرد و اگر نمونه‌های آموزشی هر کاربری به اندازه کافی طراحی و توزیع شود که نمایانگر کل تصویر باشد، صحت درستی کار به دست می‌آید و دقت بالایی انتظار می‌رود؛ به عنوان مثال، بسیاری از محققان ضریب کاپا و دقت بالا را در مناطق مورد مطالعه خود گزارش کردند (Myint et al, 2008; Petropoulos et al, 2012; Chen et al, 2012).

تجزیه و تحلیل شاخص نرمال شده تفاوت پوشش گیاهی NDVI

به منظور بررسی روند تغییرات تراکم و سلامت پوشش گیاهی در دشت مهران، شاخص NDVI برای بازه‌های زمانی مورد مطالعه (سال‌های ۱۳۷۵، ۱۳۸۱، ۱۳۸۹، ۱۳۹۵ و ۱۴۰۱) محاسبه و نقشه‌های آن تولید گردید. در شکل ۳، توزیع مکانی این شاخص برای پنج مقطع زمانی مذکور نمایش داده شده است. در این نقشه‌ها، دامنه تغییرات

شاخص بین ۱- تا ۱+ متغیر است؛ به گونه‌ای که مقادیر نزدیک به ۱ (رنگ‌های سبز تیره) نشان‌دهنده پوشش گیاهی مترکم (عمدتاً اراضی کشاورزی آبی) و مقادیر نزدیک به صفر یا منفی (رنگ‌های قهوه‌ای و زرد)، بیانگر اراضی بایر، خاک لخت و یا نواحی مسکونی فاقد پوشش گیاهی هستند. مقایسه این نقشه‌ها، الگوی تغییرات مکانی پوشش سبز و نوسانات ناشی از گسترش اراضی کشاورزی یا تخریب مراتع را در طول دوره ۲۶ ساله به وضوح نشان می‌دهد.



شکل ۳: نقشه NDVI از سال ۱۳۷۵ تا ۱۴۰۱

(منبع: نویسندگان، ۱۴۰۳)

نتایج نشان داد که در منطقه مورد مطالعه در سال ۱۳۷۵ مقادیر NDVI در مرکز دشت مهران پوشش مناسبی وجود داشته که نتیجه اراضی کشاورزی و مراتع کلاس متوسط در این سال بوده است. در سال ۱۳۸۱ (۲۰۰۲)، مقادیر NDVI به دست آمده، کاهش شاخص پوشش گیاهی را نشان می‌دهد که یکی از دلایل آن تغییر کاربری اراضی مرتع متوسط و تبدیل آن در این دوره به مرتع فقیر و اراضی بدون پوشش می‌باشد. در سال ۱۳۸۹ (۲۰۱۰)، مقادیر NDVI بین ۰/۳۱ و ۰/۱۷- است. این نشان دهنده افزایش و توسعه زمین‌های مسکونی، توسعه اراضی بدون پوشش و کاهش مراتع متوسط است. در سال ۲۰۱۶، مقادیر NDVI به دست آمده، نشان دهنده وضعیت مشابهی در سال ۱۳۸۹ است. در سال ۱۴۰۱، مقادیر NDVI به دست آمده افزایش یافته که علت آن توسعه اراضی کشاورزی به‌طور قابل توجهی است. تغییرات زمانی در مقادیر NDVI از سال ۱۳۷۵ تا ۱۴۰۱ در جدول ۷ نشان داده شده است.

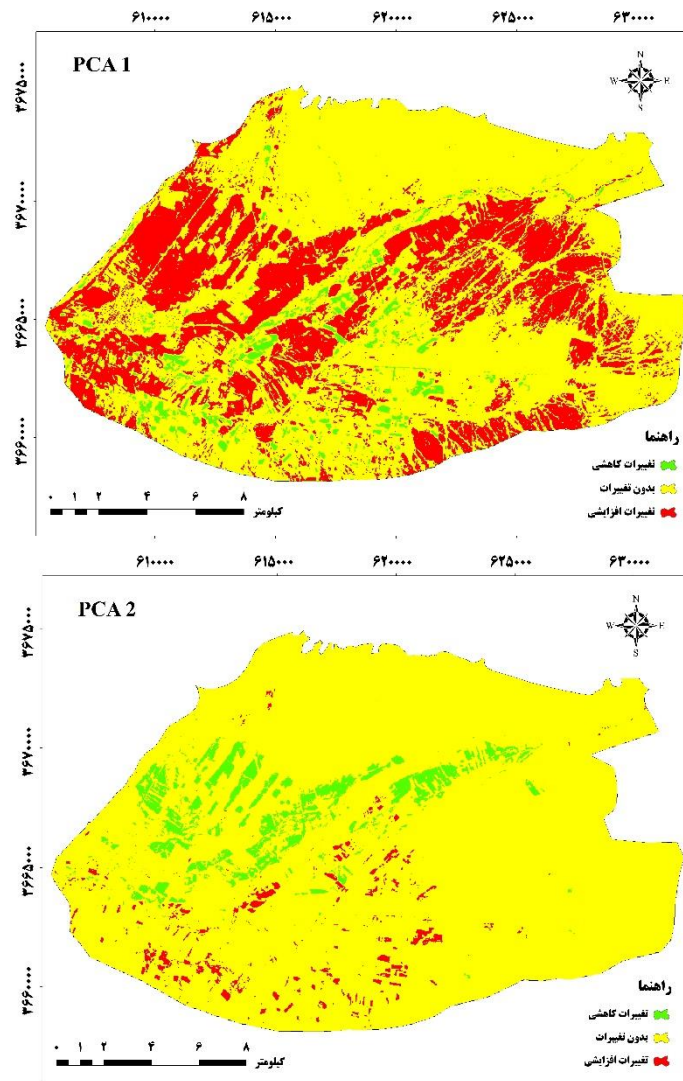
جدول ۷. تغییرات زمانی در مقادیر NDVI از سال ۱۳۷۵ تا ۱۴۰۱

سال	حداکثر	حداقل	میانگین	انحراف معیار
۱۳۷۵	۰/۶۰	-۰/۴۰	۰/۰۴	۰/۰۸
۱۳۸۱	۰/۴۴	-۰/۱۶	۰/۰۷	۰/۰۳
۱۳۸۹	۰/۳۱	-۰/۱۷	-۰/۰۴	۰/۰۲
۱۳۹۵	۰/۴۷	-۰/۲۰	۰/۱۲	۰/۰۴
۱۴۰۱	۰/۶۰	-۰/۱۶	۰/۱۰	۰/۰۵

(منبع: نویسندگان، ۱۴۰۳)

تفاوت در تحلیل مؤلفه‌های اصلی PCA

دو راه برای تشخیص تغییر در روش PCA وجود دارد؛ اول، قراردادن دو یا چند تصویر در یک فایل واحد، سپس انجام PCA و تجزیه و تحلیل اجزای کوچک تصاویر برای تغییر اطلاعات است. دوم، انجام PCA برای هر تاریخ جدا شده، سپس کم کردن تصویر PCA ثانویه از تصویر اصلی است (Noori, 2004). در این مطالعه، ابتدا PCA برای هر تاریخ ۱۳۷۵ (۱۹۹۶) و ۱۴۰۱ (۲۰۲۲)، جدا شده محاسبه شد. با توجه به این که بیشترین اطلاعات در دو سال ۱۳۷۵ و ۱۴۰۱ در دو مؤلفه اول ذخیره شده است، به همین دلیل از مؤلفه‌های اول و دوم در این تحقیق برای تشخیص تغییرات استفاده شده است. سپس اولین و دومین PCA تاریخ دوم به ترتیب از تاریخ اول و دوم کم می‌شود. در شکل ۴، نقشه‌های حاصل از تفاوت بین PCA1 و PCA2 ارائه شده است.



شکل ۴. نقشهٔ تفاضل PCA1 و PCA2 در سال‌های ۱۳۷۵ تا ۱۴۰۱
(منبع: نویسندگان، ۱۴۰۳)

رابطهٔ بین تغییرات کاربری زمین با NDVI و PCA

همان‌طور که نشان داده شده است، تغییرات NDVI به دلیل تغییرات در کاربری اراضی می‌باشد؛ به‌عنوان مثال، شاخص‌های پوشش گیاهی مرتع فقیر از سال ۱۳۷۵ تا ۱۴۰۱ به ترتیب ۰/۰۳، ۰/۰۱، ۰/۰۱، ۰/۰۱، ۰/۰۲ به دست آمد که روند افزایشی حدود ۹ درصد در این مناطق را نشان می‌دهد (جدول ۸). به‌علاوه، نتایج نشان داد که افزایش اراضی کشاورزی منجر به افزایش مقادیر NDVI شده است. برخلاف انتظار، افزایش مناطق مسکونی منجر به افزایش مقادیر NDVI از ۰/۰۱ به ۰/۰۸ شد که این عامل به دلیل افزایش فضای سبز و درختکاری در اطراف شهرها می‌باشد. افزایش و کاهش مقادیر NDVI نیز در اراضی بدون پوشش به دست آمد که با افزایش اراضی کشاورزی و مرتع فقیر و کاهش مرتع متوسط مرتبط است. علاوه بر این، نتایج مشابهی برای PCA به دست آمد (جدول ۹).

جدول ۸. مقادیر NDVI در ارتباط با کلاس‌های مختلف کاربری اراضی در سال‌های مختلف

سال	کاربری	مساحت (هکتار)	مساحت (درصد)	حداقل	حداکثر	میان	انحراف معیار
۱۳۷۵	اراضی کشاورزی	۶۲۳۳/۱۳	۱۹/۶۶	-۰/۲۲	۰/۶۰	۰/۱۶	۰/۱۰
	مرتع فقیر	۹۰۹۲/۸۴	۲۸/۶۸	-۰/۳۷	۰/۴۰	۰/۰۰	۰/۰۳
	مرتع متوسط	۱۴۷۰۳/۹۹	۴۶/۳۸	-۰/۴۰	۰/۴۰	۰/۰۲	۰/۰۴
	اراضی مسکونی	۳۱۴/۰۲	۰/۹۹	-۰/۰۷	۰/۴۴	۰/۰۱	۰/۰۴
	اراضی بدون پوشش	۱۳۵۷/۶۵	۴/۲۸	-۰/۲۱	۰/۳۳	-۰/۰۱	۰/۰۴
۱۳۸۱	اراضی کشاورزی	۹۳۰۴/۴۷	۲۹/۳۵	-۰/۱۵	۰/۴۵	۰/۰۹	۰/۰۳
	مرتع فقیر	۱۱۷۴۱/۳۶	۳۷/۰۴	-۰/۱۷	۰/۲۶	۰/۰۵	۰/۰۱
	مرتع متوسط	۸۸۲۵/۰۴	۲۷/۸۴	-۰/۰۱	۰/۲۹	۰/۰۶	۰/۰۱
	اراضی مسکونی	۴۳۵/۶۷	۱/۳۷	-۰/۰۱	۰/۲۸	۰/۰۶	۰/۰۲
	اراضی بدون پوشش	۱۳۹۵/۱۱	۴/۴۰	۰/۰۲	۰/۱۷	۰/۰۵	۰/۰۱
۱۳۸۹	اراضی کشاورزی	۱۰۳۵۳/۵۱	۳۲/۶۶	-۰/۱۷	۰/۳۲	-۰/۰۴	۰/۰۲
	مرتع فقیر	۱۲۵۱۲/۹۱	۳۹/۴۷	-۰/۰۹	۰/۰۷	-۰/۰۵	۰/۰۱
	مرتع متوسط	۶۴۴۹/۵۷	۲۰/۳۴	-۰/۱۰	۰/۰۷	-۰/۰۵	۰/۰۱
	اراضی مسکونی	۵۵۸/۲۴	۱/۷۶	-۰/۱۱	۰/۱۴	-۰/۰۴	۰/۰۲
	اراضی بدون پوشش	۱۸۲۷/۴۲	۵/۷۶	-۰/۰۷	۰/۰۷	-۰/۰۵	۰/۰۱
۱۳۹۵	اراضی کشاورزی	۱۲۴۴۵/۶۹	۳۹/۲۶	-۰/۱۳	۰/۴۷	۰/۱۶	۰/۰۵
	مرتع فقیر	۱۲۱۱۹/۶۳	۳۸/۳۹	-۰/۱۷	۰/۳۵	۰/۱۰	۰/۰۱
	مرتع متوسط	۵۱۲۳/۷	۱۶/۱۶	-۰/۲۱	۰/۲۸	۰/۱۱	۰/۰۲
	اراضی مسکونی	۵۵۶/۵۲	۱/۷۹	-۰/۰۵	۰/۳۰	۰/۱۰	۰/۰۳
	اراضی بدون پوشش	۱۴۹۶/۱۱	۴/۴۰	-۰/۱۳	۰/۳۴	۰/۰۹	۰/۰۴
۱۴۰۱	اراضی کشاورزی	۱۳۴۴۰/۵۱	۴۲/۴۰	-۰/۰۷	۰/۱۳	۰/۰۸	۰/۰۴
	مرتع فقیر	۱۱۸۱۴/۴۴	۳۷/۲۷	۰/۰۱	۱/۰۰	۰/۰۸	۰/۰۲
	مرتع متوسط	۴۱۱۰/۷	۱۲/۹۷	۰/۰۴	۱/۰۰	۰/۰۷	۰/۰۱
	اراضی مسکونی	۶۱۵/۴۷	۱/۹۴	-۰/۰۲	۰/۳۵	۰/۰۸	۰/۰۳
	اراضی بدون پوشش	۱۷۲۰/۵۳	۵/۴۳	-۰/۰۲	۰/۲۶	۰/۰۷	۰/۰۱

(منبع: نویسندگان، ۱۴۰۳)

جدول ۹. مقادیر PCA در ارتباط با کلاس‌های مختلف کاربری اراضی بین سال‌های ۱۳۷۵ تا ۱۴۰۱

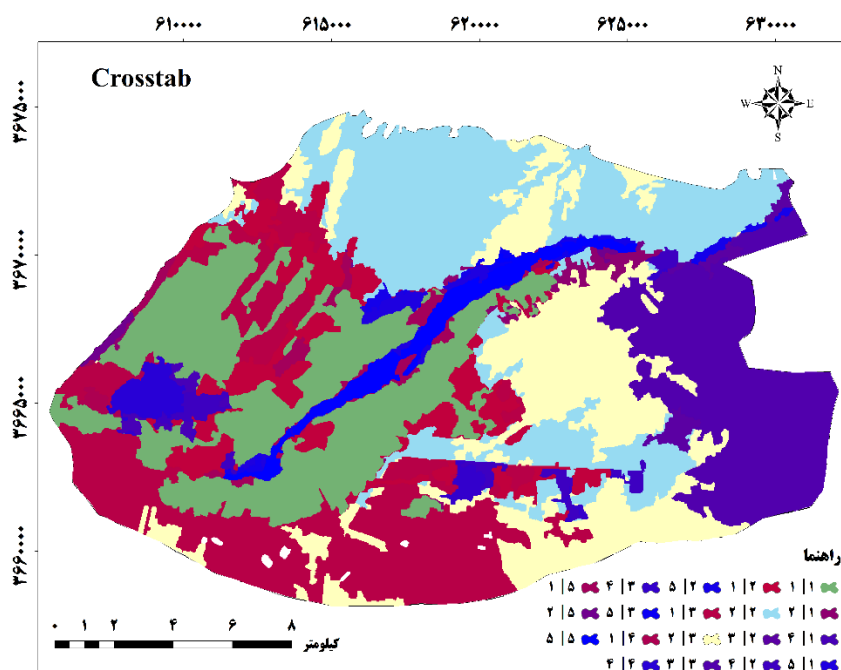
سال	شاخص	کاربری	مساحت (هکتار)	مساحت (درصد)	حداقل	حداکثر	میان	انحراف معیار
۱۳۷۵	PCA1	اراضی کشاورزی	۶۲۳۳/۱۳	۱۹/۶۶	-۰/۲۲	۰/۶۰	۰/۱۶	۰/۱۰
		مرتع فقیر	۹۰۹۲/۸۴	۲۸/۶۸	-۰/۳۷	۰/۴۰	۰/۰۰	۰/۰۳
		مرتع متوسط	۱۴۷۰۳/۹۹	۴۶/۳۸	-۰/۴۰	۰/۴۰	۰/۰۲	۰/۰۴
		اراضی مسکونی	۳۱۴/۰۲	۰/۹۹	-۰/۰۷	۰/۴۴	۰/۰۱	۰/۰۴
		اراضی بدون پوشش	۱۳۵۷/۶۵	۴/۲۸	-۰/۲۱	۰/۳۳	-۰/۰۱	۰/۰۴
	PA2	اراضی کشاورزی	۶۲۳۳/۱۳	۱۹/۶۶	-۰/۲۲	۰/۶۰	۰/۱۶	۰/۱۰
		مرتع فقیر	۹۰۹۲/۸۴	۲۸/۶۸	-۰/۳۷	۰/۴۰	۰/۰۰	۰/۰۳
		مرتع متوسط	۱۴۷۰۳/۹۹	۴۶/۳۸	-۰/۴۰	۰/۴۰	۰/۰۲	۰/۰۴
		اراضی مسکونی	۳۱۴/۰۲	۰/۹۹	-۰/۰۷	۰/۴۴	۰/۰۱	۰/۰۴
		اراضی بدون پوشش	۱۳۵۷/۶۵	۴/۲۸	-۰/۲۱	۰/۳۳	-۰/۰۱	۰/۰۴
۱۴۰۱	PCA1	اراضی کشاورزی	۱۳۴۴۰/۵۱	۴۲/۴۰	-۰/۰۷	۰/۱۳	۰/۰۸	۰/۰۴

۰/۰۲	۰/۰۸	۱/۰۰	۰/۰۱	۳۷/۲۷	۱۱۸۱۴/۴۴	مرتع فقیر	
۰/۰۱	۰/۰۷	۱/۰۰	۰/۰۴	۱۲/۹۷	۴۱۱۰/۷	مرتع متوسط	
۰/۰۳	۰/۰۸	۰/۳۵	-۰/۰۲	۱/۹۴	۶۱۵/۴۷	اراضی مسکونی	
۰/۰۱	۰/۰۷	۰/۲۶	-۰/۰۲	۵/۴۳	۱۷۲۰/۵۳	اراضی بدون پوشش	
۰/۰۴	۰/۰۸	۰/۱۳	-۰/۰۷	۴۲/۴۰	۱۳۴۴۰/۵۱	اراضی کشاورزی	PCA2
۰/۰۲	۰/۰۸	۱/۰۰	۰/۰۱	۳۷/۲۷	۱۱۸۱۴/۴۴	مرتع فقیر	
۰/۰۱	۰/۰۷	۱/۰۰	۰/۰۴	۱۲/۹۷	۴۱۱۰/۷	مرتع متوسط	
۰/۰۳	۰/۰۸	۰/۳۵	-۰/۰۲	۱/۹۴	۶۱۵/۴۷	اراضی مسکونی	
۰/۰۱	۰/۰۷	۰/۲۶	-۰/۰۲	۵/۴۳	۱۷۲۰/۵۳	اراضی بدون پوشش	

(منبع: نویسندگان، ۱۴۰۳)

پایش تغییرات

برای درک دقیق‌تر تغییرات و مشخص شدن این که هر کاربری به چه کاربری‌های دیگری تبدیل شده است، از روش پایش یا «Crosstab» استفاده شد که نتایج بصری آن در شکل ۵ و نتایج کمی آن در جدول ۱۰ ارائه شده است. شکل ۵، نقشه تغییرات مکانی را نشان می‌دهد که در آن، مناطقی که دچار تغییر کاربری شده‌اند با رنگ‌های ترکیبی مشخص گردیده‌اند، اما برای تحلیل دقیق میزان این تغییرات، باید به ماتریس تغییرات (جدول ۱۰) مراجعه کرد. در جدول ۱۰ ستون‌ها، نشان‌دهنده کلاس‌های سال ۱۴۰۱ و ردیف‌ها نشان‌دهنده کلاس‌های سال ۱۳۷۵ هستند. در این ماتریس، اعداد قرارگرفته بر روی قطر اصلی (خانه‌های تیره‌تر) نشان‌دهنده درصد ثبات یا مناطقی هستند که کاربری آن‌ها در طول ۲۶ سال تغییر نکرده است. همان‌طور که مشاهده می‌شود، بیشترین میزان ثبات مربوط به اراضی مسکونی با ۹۷/۵ درصد و اراضی کشاورزی با ۹۰/۴ درصد است. این درصد بالای ثبات نشان می‌دهد که این دو کاربری پس از شکل‌گیری، کمتر دچار تغییر یا تخریب شده‌اند. در مقابل، اعداد خارج از قطر اصلی، نشان‌دهنده تغییرات هستند. بررسی این نتایج نشان می‌دهد که مراتع فقیر با ثبات ۶۷/۳ درصد، ناپایدارترین کلاس کاربری بوده‌اند. تحلیل ردیف‌ها و ستون‌ها بیانگر این واقعیت است که بخش قابل توجهی از مراتع متوسط در طول این دوره تخریب شده و به مراتع فقیر یا اراضی کشاورزی دیم تبدیل شده‌اند. همچنین بخشی از اراضی بدون پوشش (بایر) با اجرای طرح‌های توسعه کشاورزی، به اراضی زراعی تغییر کاربری داده‌اند که در نقشه شکل ۵ نیز قابل مشاهده است. بررسی اعداد خارج از قطر اصلی، الگوی تغییرات را آشکار می‌سازد؛ به عنوان مثال، در ستون مربوط به مراتع فقیر، عدد ۲۳/۶ درصد در ردیف کشاورزی دیده می‌شود که نشان‌دهنده تعاملات بین اراضی کشاورزی و مراتع در طول دوره مورد مطالعه و تغییرات کاربری است. همچنین در ستون اراضی بدون پوشش، مشاهده می‌شود که ۱۴ درصد از این اراضی در سال ۱۴۰۱، پیشینه کشاورزی در سال ۱۳۷۵ داشته‌اند که می‌تواند نشانگر رهاسازی اراضی یا تغییرات محیطی باشد. در مقابل، تبدیل مراتع متوسط به مراتع فقیر (۹/۳ درصد) نیز از دیگر تغییرات قابل توجه است که روند تخریب پوشش گیاهی را تأیید می‌کند.



شکل ۵. نقشه پایش تغییرات کاربری اراضی بین سال‌های ۱۳۷۵ تا ۱۴۰۱
 ۱: کشاورزی، ۲: مرتع فقیر، ۳: مرتع متوسط، ۴: اراضی مسکونی، ۵: اراضی بدون پوشش
 (منبع: نویسندگان، ۱۴۰۳)

جدول ۱۰. آمار پایش تغییرات در طبقه‌های کاربری اراضی طی سال‌های ۱۳۷۵ تا ۱۴۰۱ (درصد)

۱۴۰۱						
اراضی بدون پوشش	اراضی مسکونی	مرتع متوسط	مرتع فقیر	کشاورزی	کلاس	
۱۴/۰	۲/۵	۶/۰	۲۳/۶	۹۰/۴	کشاورزی	۱۳۷۵
۰/۶	۰/۰	۹/۳	۶۷/۳	۴/۰	مرتع فقیر	
۰/۰	۰/۰	۸۳/۵	۲/۷	۰/۰	مرتع متوسط	
۰/۰	۹۷/۵	۱/۰	۴/۲	۲/۲	اراضی مسکونی	
۸۵/۴	۰/۰	۰/۲	۲/۲	۳/۴	اراضی بدون پوشش	

(منبع: نویسندگان، ۱۴۰۳)

نتیجه‌گیری

این پژوهش، با هدف پایش دینامیک تغییرات کاربری اراضی دشت مهران طی دوره ۲۶ ساله (۱۳۷۵-۱۴۰۱) و با بهره‌گیری از رویکرد شیء‌محور انجام شد. یکی از دستاوردهای کلیدی این مطالعه، تأیید کارایی بالای مدل طبقه‌بندی شیء‌محور در مناطق خشک است؛ به طوری که نتایج اعتبارسنجی نشان داد این مدل در سال ۱۴۰۱ با کسب دقت کل ۹۰/۲۸ درصد و ضریب کاپای ۸۶/۸۹ درصد، عملکرد بسیار مطلوبی در تفکیک کلاس‌های طیفی مشابه داشته است. این یافته، با مبانی نظری تحلیل شیء‌محور (OBIA) که بر یکپارچه‌سازی ویژگی‌های طیفی، بافتی و هندسی تأکید دارد، همسو است، چرا که افزودن مؤلفه‌های ساختاری، باعث کاهش خطای فلفل-نمکی و بهبود انسجام مکانی کلاس‌ها شده است. یافته حاضر با نتایج پژوهش‌های خدابنده‌لو و همکاران (۲۰۱۹) و محمدی

و همکاران (۲۰۲۰) مطابقت دارد که نشان دادند روش شیءمحور به طور معنی داری بر روش های پیکسل پایه در محیط های خشک و نیمه خشک برتری دارد. همچنین، این نتایج با دیدگاه بلاشکه (۲۰۱۰) درباره کارایی بالاتر این مدل در مناطق ناهمگن انطباق دارد. با این حال، حساسیت روش به پارامتر مقیاس قطعه بندی به عنوان یک چالش فنی شناسایی شد که در صورت تنظیم نامناسب، می تواند موجب بیش قطعه بندی یا کم قطعه بندی شود. تحلیل روند تغییرات بر اساس ماتریس خطا و پایش زمانی، حاکی از یک روند قهقرایی شدید در ساختار سرزمین دشت مهران است. بارزترین نمود این پدیده، افزایش ۷۲۰۷/۴ هکتاری اراضی کشاورزی می باشد که عمدتاً به واسطه کاهش و تخریب اراضی مراتع متوسط رخ داده است؛ به گونه ای که مساحت مراتع متوسط در این بازه، بیش از ۱۰ هزار هکتار کاهش یافته و به مرتع فقیر یا اراضی زراعی تبدیل شده است. این الگوی تغییرات، با نظریه فشار جمعیتی همخوانی دارد که بیان می کند در مناطق خشک، افزایش تقاضای معیشتی منجر به تبدیل اراضی طبیعی به کاربری های تولیدی کم بازده می شود. این یافته با نتایج فرامرزی و همکاران (۲۰۱۰) و فتحی زاد و همکاران (۲۰۱۵) که تغییر کاربری مراتع به دیمزارهای کم بازده را عامل اصلی تخریب سرزمین در غرب ایران معرفی کرده اند، مطابقت کامل دارد. همچنین گسترش اراضی مسکونی از ۳۱۴/۰۲ به ۶۱۴/۴۷ هکتار با نتایج شهبازیان و همکاران (۲۰۱۹) همسو است که نقش توسعه زیرساختی را به عنوان نیروی محرکه اصلی تغییرات در مناطق خشک تأیید کرده اند.

از دیدگاه نظریه گذار کاربری اراضی، آنچه در دشت مهران مشاهده می شود، مرحله ای از گذار ناپایدار است؛ به این معنا که تبدیل اراضی طبیعی به کشاورزی بدون تقویت زیرساخت های مدیریت پایدار، منجر به چرخه ای از بهره برداری و تخریب شده است. از نظر اکولوژیکی، کاهش سطح مراتع متوسط و گسترش اراضی کشاورزی ناپایدار، بیانگر آفت تاب آوری اکولوژیک منطقه است. بر اساس نظریه تاب آوری اکوسیستم ها، حذف پوشش گیاهی طبیعی، موجب کاهش ظرفیت خودترمیمی سیستم و افزایش حساسیت به تنش های اقلیمی می شود. تحلیل شاخص «NDVI» نیز نشان داد که افزایش پوشش سبز در سال ۱۴۰۱ لزوماً به معنای بهبود وضعیت اکوسیستم نیست، بلکه عمدتاً ناشی از توسعه سطح زیرکشت بوده و پوشش طبیعی مراتع همچنان در وضعیت بحرانی قرار دارد. هم زمانی فشار انسانی و خشکسالی های اخیر، روند بیابان زایی پتانسیل را در منطقه تشدید کرده و الگوی مشاهده شده در دشت مهران را به نمونه ای بارز از تخریب سرزمین تبدیل کرده است.

پیشنهادها و راهکارهای مدیریتی

۱. با توجه به نتایج حاصل از اعتبارسنجی مدل و تحلیل روند تغییرات، پیشنهاد های زیر جهت مدیریت پایدار دشت مهران ارائه می شود:
۲. بازنگری جدی در سیاست های واگذاری اراضی و جلوگیری قاطع از تبدیل مراتع متوسط باقی مانده به کشاورزی دیم کم بازده، به ویژه در سال های پرباران ضروری است.
۳. با توجه به دقت بالای تصاویر ماهواره ای در این پژوهش، استقرار نظام پایش مستمر با استفاده از تصاویر با قدرت تفکیک بالاتر مانند «Sentinel-2» به منظور ایجاد سامانه هشدار زودهنگام تخریب اراضی پیشنهاد می شود.
۴. توسعه الگوهای کشاورزی سازگار با اقلیم خشک و جایگزینی محصولات پرنیاز با گونه های مقاوم، جهت جلوگیری از رهاسازی اراضی شخم خورده باید در اولویت قرار گیرد.

۵. اجرای برنامه‌های احیای بیولوژیک مراتع و مدیریت مشارکتی با جوامع محلی، به‌منظور بازیابی توان اکولوژیک منطقه، اهمیت بسزایی دارد.

بهره‌گیری از مدل‌های پیش‌بینی‌کننده نظیر «CA-Markov» برای شبیه‌سازی سناریوهای آینده و پشتیبانی از تصمیم‌گیری‌های علمی در آمایش سرزمین منطقه پیشنهاد می‌گردد.

منابع

آرخی، صالح. (۱۳۹۴). آشکارسازی تغییرات پوشش/کاربری اراضی با پردازش شیء‌گرای تصاویر ماهواره ای با استفاده از نرم افزار Idrisi selvi مطالعه موردی: منطقه آبدانان، فصلنامه علمی- پژوهشی اطلاعات جغرافیایی (سپهر)، ۲۴(۹۵)، ۶۲-۵۱.

DOI: <https://doi.org/10.22131/sepehr.2015.15552>

فیضی زاده، بختیار و هلالی، حسین. (۱۳۸۹). مقایسه روش‌های پیکسل پایه، شیء‌گرا و پارامترهای تاثیرگذار در طبقه‌بندی پوشش/کاربری اراضی استان آذربایجان غربی. پژوهش‌های جغرافیایی طبیعی. ۴۲(۷۱).

خنامانی، علی، فتحی زاد، حسن و حکیم زاده، محمدعلی. (۱۳۹۷). ارزیابی روند تغییر کاربری و پوشش اراضی با استفاده از تکنیک تحقیقات مرتع و بیابان ایران. سنجش از دور و الگوریتم طبقه‌بندی شیء‌گرا (مطالعه موردی: دشت برتش دهلران، استان ایلام) ۲۵(۴). ۷۳۴-۲۷۳.

DOI: <https://doi.org/10.22092/ijdr.2019.118451>

خدابنده لو، بهروز، خاوریان، حسن، قربانی، اردوان. (۱۳۸۹). آشکارسازی تغییرات کاربری/پوشش اراضی با استفاده از طبقه بندی شیء گرای تصاویر ماهواره ای (مطالعه موردی: حوزه آبریز قره سو، استان اردبیل)، نشریه سنجش از دور و سامانه اطلاعات جغرافیایی در منابع طبیعی. ۱۰(۳)، ۹۲-۷۶.

DOI: <http://dorl.net/dor/20.1001.1.26767082.1398.10.3.5.6>

متین فر، حمیدرضا، سرمیدیان، فریدون، علوی پناه، سیدکاظم و هک، ریچارد. (۱۳۸۶). تعیین نوع کاربری و پوشش اراضی بوسیله داده های لندست ۷ (ETM+) با استفاده از روش شیء گرا (منطقه کاشان). تحقیقات مرتع و بیابان ایران. ۱۴(۴)، ۶۰۲-۵۸۹.

محمدی، علیرضا، خدابنده‌لو، بهروز (۱۳۹۹). آشکارسازی تغییرات کاربری اراضی شهر زنجان با استفاده از تحلیل های شیء گرا و سامانه گوگل ارث انجین، نشریه جغرافیا و برنامه ریزی محیطی. ۳۱(۲)، ۴۲-۲۵.

DOI: 10.22108/GEP.2020.120666.1242

نوری، سهیلا. (۱۳۸۳). تعیین بهترین شاخص‌های گیاهی برای ارزیابی مراتع مازندران (رساله دکتری). دانشگاه تربیت مدرس ۱۲۸ ص. رفیعیان، امید، درویش‌صفت، علی‌اصغر، بابایی کفاکی، ساسان، متاجی، اسداله. (۱۳۹۳). ارزیابی طبقه‌بندی‌های پیکسل-پایه و شیء-پایه تصاویر هوایی برای تشخیص گونه‌های درختی (مطالعه موردی: جنگلکاری چمستان نور). مجله جنگل ایران. ۳(۱)، ۴۷-۳۵.

References

Al-Gaadi, K. A., Samdani, M. S., & Patil, V. C. (2011). Assessment of temporal land cover changes in Saudi Arabia using remotely sensed data. *Middle-East J Sci Res*, 9 (6), 711-717.

Aquilué, N., De Cáceres, M., Fortin, M. J., Fall, A., & Brotons, L. (2017). A spatial allocation procedure to model land-use/land-cover changes: Accounting for occurrence and spread processes. *Ecological Modelling*, 344, 73-86.

DOI: <https://doi.org/10.1016/j.ecolmodel.2016.11.005>

- Baatz, M. (1999). Object-oriented and multi-scale image analysis in semantic networks. In Proc. 2nd Intl. Symp. Operationalization of Remote Sensing, August 16th-20th 1999. Enschede. ITC.
- Baker, B. A., Warner, T. A., Conley, J. F., & McNeil, B. E. (2013). Does spatial resolution matter? A multi-scale comparison of object-based and pixel-based methods for detecting change associated with gas well drilling operations. *International journal of remote sensing*, 34 (5), 1633-1651.
DOI: <https://doi.org/10.1080/01431161.2012.724540>
- Blaschke, T. (2010). Object based image analysis for remote sensing. *ISPRS journal of photogrammetry and remote sensing*, 65(1), 2-16.
DOI: <https://doi.org/10.1016/j.isprsjprs.2009.06.004>
- Blaschke, T., Hay, G. J., Kelly, M., Lang, S., Hofmann, P., Addink, E., ... & Tiede, D. (2014). Geographic object-based image analysis—towards a new paradigm. *ISPRS journal of photogrammetry and remote sensing*, 87, 180-191.
DOI: <https://doi.org/10.1016/j.isprsjprs.2013.09.014>
- Cai, Y. P., Huang, G. H., Yang, Z. F., & Tan, Q. (2009). Identification of optimal strategies for energy management systems planning under multiple uncertainties. *Applied Energy*, 86 (4), 480-495.
DOI: <https://doi.org/10.1016/j.apenergy.2008.09.025>
- Chen, J., Mao, Z., Philpot, B., Li, J., & Pan, D. (2013). Detecting changes in high-resolution satellite coastal imagery using an image object detection approach. *International journal of remote sensing*, 34 (7), 2454-2469.
DOI: <https://doi.org/10.1080/01431161.2012.743691>
- Chen, Z., Wang, G., & Liu, J. (2012). A modified object-oriented classification algorithm and its application in high-resolution remote-sensing imagery. *International Journal of Remote Sensing*, 33 (10), 3048-3062.
DOI: <https://doi.org/10.1080/01431161.2011.625055>
- Chavez, P. S., & MacKinnon, D. J. (1994). Automatic detection of vegetation changes in the southwestern United States using remotely sensed images. *Photogrammetric engineering and remote sensing*, 60(5).
- Chirici, G., Mura, M., McInerney, D., Py, N., Tomppo, E. O., Waser, L. T., ... & McRoberts, R. E. (2016). A meta-analysis and review of the literature on the k-Nearest Neighbors technique for forestry applications that use remotely sensed data. *Remote Sensing of Environment*, 176, 282-294.
DOI: <https://doi.org/10.1016/j.rse.2016.02.001>
- Cockx, K., Van De Voorde, T., Canters, F., Poelmans, L., Uljee, I., Engelen, G., ... & Van Der Kwast, J. (2013). Incorporating land-use mapping uncertainty in remote sensing based calibration of land-use change models. *The International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, 40, 7-12.
DOI: <https://doi.org/10.5194/isprsrarchives-XL-2-W1-7-2013>
- Definiens, A. G. (2006). *Definiens professional 5 user guide*. Definiens AG, Munich.
- desert cities of Makkah and Al-Taif using satellite data. *Advances in Remote Sensing*, 3(03), 106.
- Dingle Robertson, L., & King, D. J. (2011). Comparison of pixel-and object-based classification in land cover change mapping. *International Journal of Remote Sensing*, 32 (6), 1505-1529.
DOI: <https://doi.org/10.1080/01431160903571791>
- Friedl, M. A., & Brodley, C. E. (1997). Decision tree classification of land cover from remotely sensed data. *Remote sensing of environment*, 61 (3), 399-409.
DOI: [https://doi.org/10.1016/S0034-4257\(97\)00049-7](https://doi.org/10.1016/S0034-4257(97)00049-7)
- Giri, C. P. (Ed.). (2012). *Remote sensing of land use and land cover: principles and applications*. CRC press.

- Hofmann, T., Puzicha, J., & Buhmann, J. M. (1998). Unsupervised texture segmentation in a deterministic annealing framework. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 20 (8), 803-818.
DOI: [10.1109/34.709593](https://doi.org/10.1109/34.709593)
- Hong, F., He, G., Wang, G., Zhang, Z., & Peng, Y. (2023). Monitoring of Land Cover and Vegetation Changes in Juhugeng Coal Mining Area Based on Multi-Source Remote Sensing Data. *Remote Sensing*, 15 (13), 3439.
DOI: <https://doi.org/10.3390/rs15133439>
- Huang, L., & Ni, L. (2008, June). Object-oriented classification of high resolution satellite image for better accuracy. In *Proceedings of the 8th International Symposium on Spatial Accuracy Assessment in Natural Resources and Environmental Sciences* (pp. 211-218).
- Hussain, M., Chen, D., Cheng, A., Wei, H., & Stanley, D. (2013). Change detection from remotely sensed images: From pixel-based to object-based approaches. *ISPRS Journal of photogrammetry and remote sensing*, 80, 91-106.
DOI: <https://doi.org/10.1016/j.isprsjprs.2013.03.006>
- Ioannou, K. (2023). On the Identification of Agroforestry Application Areas Using Object-Oriented Programming. *Agriculture*, 13 (1), 164.
DOI: <https://doi.org/10.3390/agriculture13010164>
- Jensen, J. R. (1983). Urban/suburban land use analysis. *Manual of Remote Sensing*, second edition, 1571-1666
- Kindu, M., Schneider, T., Teketay, D., & Knoke, T. (2013). Land use/land cover change analysis using object-based classification approach in Munessa-Shashemene landscape of the Ethiopian highlands. *Remote sensing*, 5(5), 2411-2435.
DOI: <https://doi.org/10.3390/rs5052411>
- Lang, S., & Blaschke, T. (2006, July). Bridging remote sensing and GIS—What are the main supportive pillars. In *Proceedings of the 1st international conference on object-based image analysis* (pp. 4-5).
- Lin, C. Y. (1997). A study on the width and placement of vegetated buffer strips in a mudstone-distributed watershed. *J China Soil water conserv*, 29 (3), 250-266.
- Lin, Q., Guo, J., Yan, J., & Heng, W. (2018). Land use and landscape pattern changes of Weihai, China based on object-oriented SVM classification from Landsat MSS/TM/OLI images. *European Journal of Remote Sensing*, 51(1), 1036-1048.
DOI: <https://doi.org/10.1080/22797254.2018.1534532>
- Liu, J., Zhan, J., & Deng, X. (2005). Spatio-temporal patterns and driving forces of urban land expansion in China during the economic reform era. *AMBIO: a journal of the human environment*, 34 (6), 450-455.
DOI: <https://doi.org/10.1579/0044-7447-34.6.450>
- Liu, Y., Gong, W., Hu, X., & Gong, J. (2018). Forest type identification with random forest using Sentinel-1A, Sentinel-2A, multi-temporal Landsat-8 and DEM data. *Remote Sensing*, 10 (6), 946.
DOI: <https://doi.org/10.3390/rs10060946>
- Liu, Y., Huang, C., & Zhang, L. (2023). The Spatio-Temporal Patterns and Driving Forces of Land Use in the Context of Urbanization in China: Evidence from Nanchang City. *International Journal of Environmental Research and Public Health*, 20 (3), 2330.
DOI: <https://doi.org/10.3390/ijerph20032330>
- Luo, K., Li, B., & Moiwo, J. P. (2018). Monitoring Land-Use/Land-Cover changes at a provincial large scale using an object-oriented technique and medium-resolution remote-sensing images. *Remote Sensing*, 10 (12), 2012.
DOI: <https://doi.org/10.3390/rs10122012>

- MacLean, M. G., Campbell, M. J., Maynard, D. S., Ducey, M. J., & Congalton, R. G. (2013). Requirements for labelling forest polygons in an object-based image analysis classification. *International journal of remote sensing*, 34 (7), 2531-2547.
DOI: <https://doi.org/10.1080/01431161.2012.747017>.
- Mao, J., & Jain, A. K. (1992). Texture classification and segmentation using multiresolution simultaneous autoregressive models. *Pattern recognition*, 25 (2), 173-188.
DOI: [https://doi.org/10.1016/0031-3203\(92\)90099-5](https://doi.org/10.1016/0031-3203(92)90099-5).
- Martha, T. R., Kerle, N., Jetten, V., van Westen, C. J., & Kumar, K. V. (2010). Characterising spectral, spatial and morphometric properties of landslides for semi-automatic detection using object-oriented methods. *Geomorphology*, 116 (1-2), 24-36.
DOI: <https://doi.org/10.1016/j.geomorph.2009.10.004>.
- Mather, P. M., & Koch, M. (2011). *Computer processing of remotely-sensed images: an introduction*. John Wiley & Sons.
- Myint, S. W., Gober, P., Brazel, A., Grossman-Clarke, S., & Weng, Q. (2011). Per-pixel vs. object-based classification of urban land cover extraction using high spatial resolution imagery. *Remote sensing of environment*, 115(5), 1145-1161.
DOI: <https://doi.org/10.1016/j.rse.2010.12.017>.
- Myint, S. W., Yuan, M., Cervený, R. S., & Giri, C. P. (2008). Comparison of remote sensing image processing techniques to identify tornado damage areas from Landsat TM data. *Sensors*, 8 (2), 1128-1156.
DOI: <https://doi.org/10.3390/s8021128>.
- Oruc, M., Marangoz, A. M., & Buyuksalih, G. (2004). Comparison of pixel-based and object-oriented classification approaches using Landsat-7 ETM spectral bands.
- Pal, N. R., & Pal, S. K. (1993). A review on image segmentation techniques. *Pattern recognition*, 26 (9), 1277-1294.
DOI: [https://doi.org/10.1016/0031-3203\(93\)90135-J](https://doi.org/10.1016/0031-3203(93)90135-J).
- Panjwani, D. K., & Healey, G. (1995). Markov random field models for unsupervised segmentation of textured color images. *IEEE Transactions on pattern analysis and machine intelligence*, 17 (10), 939-954.
DOI: [10.1109/34.464559](https://doi.org/10.1109/34.464559).
- Paul, S. S., Li, J., Wheate, R., & Li, Y. (2018). Application of object oriented image classification and Markov chain modeling for land use and land cover change analysis. *Journal of Environmental Informatics*, 31(1), 30-40.
DOI: [10.3808/jei.201700368](https://doi.org/10.3808/jei.201700368).
- Petropoulos, G. P., Kalaitzidis, C., & Vadrevu, K. P. (2012). Support vector machines and object-based classification for obtaining land-use/cover cartography from Hyperion hyperspectral imagery. *Computers & Geosciences*, 41, 99-107.
DOI: <https://doi.org/10.1016/j.cageo.2011.08.019>.
- Purvaja, R., Ramesh, R., Glavovic, B., Ittekkot, V., & Samseth, J. (2015). Regional initiatives for interlinking global coastal scientific research projects. *Environmental Development*, 14, 66-68.
DOI: <https://doi.org/10.1016/j.envdev.2015.03.003>.
- Ramachandra, T. V., & Kumar, U. (2004). Geographic Resources Decision Support System for land use, land cover dynamics analysis. In *Proceedings of the FOSS/GRASS users conference (Vol. 15)*.
- Rodrigo-Ilarri, J., Romero, C. P., & Rodrigo-Clavero, M. E. (2020). Land Use/Land Cover Assessment over Time Using a New Weighted Environmental Index (WEI) Based on an Object-Oriented Model and GIS Data. *Sustainability*, 12 (24), 10234.
DOI: <https://doi.org/10.3390/su122410234>.

- Schmid, T., Rico, C., Rodríguez-Rastrero, M., Sierra, M. J., Díaz-Puente, F. J., Pelayo, M., & Millan, R. (2013). Monitoring of the mercury mining site Almadén implementing remote sensing technologies. *Environmental research*, 125, 92-102.
DOI: <https://doi.org/10.1016/j.envres.2012.12.014>.
- Shahini, Z., Faramarzi, M., Garaee, P., & Alimoradi, S. (2021). Evaluating desertification intensity with emphasis on groundwater criteria using IMDPA model (Case study: Mehran plain in Ilam province). *Integrated Watershed Management*, 1(1), 17-28.
- Singh, A. (1989). Review article digital change detection techniques using remotely-sensed data. *International journal of remote sensing*, 10 (6), 989-1003.
DOI: <https://doi.org/10.1080/01431168908903939>.
- Sinha, P., & Kumar, L. (2013). Binary images in seasonal land-cover change identification: a comparative study in parts of New South Wales, Australia. *International Journal of Remote Sensing*, 34 (6), 2162-2186.
DOI: <https://doi.org/10.1080/01431161.2012.742214>.
- Shi, G. L., Li, X., Feng, Y. C., Wang, Y. Q., Wu, J. H., Li, J., & Zhu, T. (2009). Combined source apportionment, using positive matrix factorization-chemical mass balance and principal component analysis/multiple linear regression-chemical mass balance models. *Atmospheric Environment*, 43(18), 2929-2937.
DOI: <https://doi.org/10.1016/j.atmosenv.2009.02.054>.
- Tariq, A., Shu, H., Siddiqui, S., Imran, M., & Farhan, M. (2021). Monitoring land use and land cover changes using geospatial techniques, a case study of Fateh Jang, Attock, Pakistan. *Geography, Environment, Sustainability*, 14 (1), 41-52.
DOI: <https://doi.org/10.24057/2071-9388-2020-117>.
- Toure, S., Stow, D., Shih, H. C., Coulter, L., Weeks, J., Engstrom, R., & Sandborn, A. (2016). An object-based temporal inversion approach to urban land use change analysis. *Remote Sensing Letters*, 7 (5), 503-512.
DOI: <https://doi.org/10.1080/2150704X.2016.1157640>.
- VLAD ŞANDRU, M. I., IAȚU, C., ŞANDRU, D. C., & Cimbru, D. G. (2017). Approaching Land Cover-Land Use Changes Using Statistical Data Validation for Urban Policies Improvement. *Journal of Settlements & Spatial Planning*, 8 (2).
- Walker, R. (2001). Urban sprawl and natural areas encroachment: linking land cover change and economic development in the Florida Everglades. *Ecological Economics*, 37 (3), 357-369.
DOI: [https://doi.org/10.1016/S0921-8009\(01\)00178-1](https://doi.org/10.1016/S0921-8009(01)00178-1).
- Walker, R. T. (2022). Geography, Von Thünen, and Tobler's first law: Tracing the evolution of a concept. *Geographical Review*, 112(4), 591-607.
<https://doi.org/10.1080/00167428.2021.1906670>
- Wang, Q., Wang, H., Chang, R., Zeng, H., & Bai, X. (2022). Dynamic simulation patterns and spatiotemporal analysis of land-use/land-cover changes in the Wuhan metropolitan area. *China. Ecological Modelling*, 464, 109850.
DOI: <https://doi.org/10.1016/j.ecolmodel.2021.109850>.
- Wang, S. H., Huang, S. L., & Budd, W. W. (2012). Integrated ecosystem model for simulating land use allocation. *Ecological Modelling*, 227, 46-55.
DOI: <https://doi.org/10.1016/j.ecolmodel.2011.12.009>.
- Willhauck, G., Schneider, T., De Kok, R., & Ammer, U. (2000). Comparison of object oriented classification techniques and standard image analysis for the use of change detection between SPOT multispectral satellite images and aerial photos. In *Proceedings of XIX ISPRS congress (Vol. 33, pp. 35-42)*. Amsterdam: IAPRS.

Xie, Y., & Weng, Q. (2016). Updating urban extents with nighttime light imagery by using an object-based thresholding method. *Remote Sensing of Environment*, 187, 1-13. DOI:

<https://doi.org/10.1016/j.rse.2016.10.002>.

Yan, G. (2003). Pixel based and object oriented image for coal fire research (Doctoral dissertation, Thesis (MSc) International institute for geo-information science and earth and observation Enschede. ITC, Netherlands). 93p.

Zhang, Z., Wang, X., Zhao, X., Liu, B., Yi, L., Zuo, L., ... & Hu, S. (2014). A 2010 update of National Land Use/Cover Database of China at 1: 100000 scale using medium spatial resolution satellite images. *Remote sensing of environment*, 149, 142-154.

DOI: <https://doi.org/10.1016/j.rse.2014.04.004>.

Zhu, Z., & Woodcock, C. E. (2014). Continuous change detection and classification of land cover using all available Landsat data. *Remote sensing of Environment*, 144, 152-171.

<https://doi.org/10.1016/j.rse.2014.01.011>

