



МОНГОЛ УЛСЫН ИХ СУРГУУЛЬ
ШИНЖЛЭХ УХААНЫ СУРГУУЛЬ
ГАЗАРЗҮЙН ТЭНХИМ

Газарзүйн асуудлууд

Geographical Issues

Volume 24 (02)

ISSN: 2312-8534

2024

Улаанбаатар хот

“Faster R-CNN” загвараар үлийн цагаан оготны нүх илрүүлэх, орон зайн тархалтыг тодорхойлох аргазүйн судалгаа

Methodology for determining the Spatial Distribution and Detection of Brandt's Vole Burrow Systems Utilizing Faster R-CNN model

©Сүн Чанчин^{1,2*}, Бао Юүлүн³, Вандансамбуу Батцэнгэл^{1,2}, Бао Юүхай³, Чанцал Наранцэцэг^{1,2}, Баярсайхан Сайнбуян^{1,2}, Гантөмөр Бямбахүү^{1,2}
Changqing Sun^{1,2*}, Yulong Bao³, Battsengel Vandansambuu^{1,2}, Yuhai Bao³, Narantsetseg Chantsal^{1,2}, Sainbuyan Bayarsaikhan^{1,2}, Byambakhuu Gantumur^{1,2}

¹ Газарзүйн тэнхим, Шинжлэх Ухааны Сургууль, Монгол Улсын Их Сургууль, Улаанбаатар 210646, Монгол Улс

² Зайнаас тандан судлал, газарзүйн мэдээллийн системийн судалгааны лаборатори, Ахисан түвшний сургууль, Монгол Улсын Их Сургууль, Улаанбаатар 210646, Монгол Улс

³ Газарзүйн Шинжлэх Ухааны Сургууль, Өвөр Монголын Багийн Их Сургууль, Хөх хот 010022, БНХАУ

¹Department of Geography, School of Arts and Sciences, National University of Mongolia, Ulaanbaatar, Mongolia

²Laboratory of Geoinformatics (GEO-iLAB), Graduate School, National University of Mongolia, Ulaanbaatar 210646, Mongolia

³College of Geographical Science, Inner Mongolian Normal University, Hohhot 010022, China

*Харилцагч зохиогч: 1592100227@qq.com, changqing15771334770@gmail.com

*Corresponding author: 1592100227@qq.com, changqing15771334770@gmail.com

Хүлээн авсан: 2024.03.15

Засварласан: 2024.05.10

Зөвшөөрөгдсөн: 2022.05.13

Хураангуй

Дэлхийд жижиг мэрэгч амьтад тэдгээрийн тоо толгой, өсөлтийн динамик, амьдралын мөчлөгийн хэлбэлзэл, түүний далайц зэрэгт олон эрдэмтэн, судлачийн анхаарал татагддаг. Хөлөнбуйрын тал нутаг бол дэлхийн мал аж ахуйн үйлдвэрлэлийн чухал төвүүдийн нэг бөгөөд сүүлийн хэдэн арван жилд тус бүс нутаг тал хээрийн мэрэгч амьтад, тухайлбал үлийн цагаан оготно (*Lasiopodmys brandtii*)-ны тархалтаас үүдсэн экологийн хүнд сорилтуудтай тулгараад байна. Энэ мэрэгч нь улирлын чанартай үржин өсдөг бөгөөд тоо толгой нь эрс нэмэгдсэн. Жилд тэдний сөрөг нөлөөлөл, хор уршиг эрс нэмэгдэж тэднийг нэн хортон шавьжийн ангилалд оруулдаг. Өмнөх судалгаануудаас үзэхэд үлийн цагаан оготны газарзүйн тархалт нь орон зайн хувьд илүү өргөн бүс нутагт тархах хандлагатай байгаа ч тэрхүү тархалтыг тодорхойлох үндсэн үзүүлэлт бол тэдний нүхний бөөгнөрлийг (нүх) илрүүлэх явдал болохыг нотолсон. Энэхүү судалгаагаар 2021 он (Брандтын оготны тоо толгой эрс өссөн)-ы 1000км²-аас дээш талбайг хамарсан GF-2 хиймэл дагуулын хоёр зургийг ашиглан Хөлөнбуйрын тал нутагт үлийн цагаан оготны үүрний бөөгнөрлийг илрүүлэхийг зорьсон. Үүнд зорилтот объектын Faster R-CNN загварыг гурван төрлийн илрүүлэх арга болох объектод суурилсан ангилал (object-based image classification), ургамлын индексийн ангилал (vegetation index classification) болон бүтцэд үндэслэсэн ангилал (texture classification)-тай хослуулан ашигласан. Үр дүнгээр үлийн цагаан оготны нүх илрүүлэхэд объектод суурилсан ангиллын арга бол хамгийн өндөр үзүүлэлтийг үзүүлж, хоёр зургийн дундаж F1 үзүүлэлт нь 0.722, дундаж нарийвчлал нь (AP) 63.80%-д хүрчээ. Бүтцэд үндэслэсэн ангиллаар арай бага дундаж нарийвчлал бүхий үр дүн буюу дундаж F1 үзүүлэлт нь 0.666; дундаж нарийвчлал нь 55.95%-тай тооцоологдсон болно. Харин ургамлын индексийн ангиллаар F1 үзүүлэлт нь дөнгөж 0.437, дундаж нарийвчлал нь 29.45% хувь болжээ. Энэ нь голдуу тухайн бүс нутгийн уур амьсгал, ургамлын ногооролтын хэмжээнээс шалтгаалсан үр дүн юм. Ерөнхийдөө тус судалгаа нь өндөр нарийвчлалтай хиймэл дагуулын зургийг гүн сургалтад суурилсан объект илрүүлэх аргатай хослуулан хэрэглэх нь хуурай буюу хагас хуурай бүс нутгийн тал хээрийн жижиг мэрэгч амьтны тоо толгойн мониторинг, менежментэд чухал ач холбогдолтойг харуулж байна.

Түлхүүр үгс: Объект илрүүлэх, Faster R-CNN загвар, Брандтын оготно, GF-2, Хөлөнбуйрын тал хээр

©Зохиогчийн оруулсан хувь нэмэр: **С.Чанчин, Ч.Наранцэцэг:** Судалгааны онолын үндэслэл, аргазүй боловсруулалт, үндсэн бичвэр. **Б.Юүхай, Б.Юүлүн:** Сансрын зургийн боловсруулалт, **В.Батцэнгэл, Г.Бямбахүү, Б.Сайнбуян:** Онолын үндэслэл, үр дүнгийн хяналт, үндсэн бичвэрийн засварыг хийсэн.

Abstract

Most small rodent populations around the world exhibit fascinating population dynamics, capturing the attention of numerous scholars due to their multi-year cyclic fluctuations in population size and astonishing amplitude of these fluctuations. Hulunbuir steppe stands as a crucial global hub for livestock production, yet in recent decades, the area has faced recurring challenges from steppes rodent invasions, with Brandt's vole (*Lasiopodomys brandtii*, BV) being particularly rampant among them. They exhibit seasonal reproduction and strong social behavior, and are generally considered pests, especially during population outbreak years. Prior studies suggest that BV population outbreaks tend to happen across a wider geographic area, and a strong indicator for identifying rodent outbreaks is recognizing their burrow clusters (burrow systems). Hence, this paper conducts target object detection of BV burrow clusters in the typical steppes of Hulunbuir using two GF-2 satellite images (covering an area exceeding 1000 km²) from 2021 (the year of the BV outbreak). This task is accomplished by incorporating the Faster R-CNN model in combination with three detection approaches: object-based image classification (OBIC), based on vegetation indices classification (BVIC), and based on texture classification (BTC). The results indicate that OBIC demonstrated the highest robustness in BV burrow clusters detection, achieving an average AP of 63.80% and an F1 score of 0.722 across the two images. BTC exhibited the second-highest level of accuracy, achieving an average AP of 55.95% and an F1 score of 0.6660. In contrast, BVIC achieved the lowest level of accuracy among the three methods, with an average AP of merely 29.45% and an F1 score of 0.4370. Overall, this study demonstrates the crucial role of utilizing high-resolution satellite imagery combined with DL-based object detection techniques in effectively monitoring and managing the potential outbreaks of steppe rodent pests across larger spatial extents.

Keywords: Object detection, Faster R-CNN, Brandt's vole, GF-2, Hulunbuir steppe

Оршил

Тал хээрийн бүс нутаг нь дэлхийн хэмжээнд нийтдээ 50 сая км² газар нутгийг хамарч дэлхийн гадаргын 37% хувийг эзлэх бөгөөд экосистемийн чухал бүрэлдэхүүн хэсэг юм (Mara, 2012). Тал хээрийн бүс бол дэлхийн биологийн олон янзын чухал бүрэлдэхүүний эх үүсвэр болдог (Rojas-Briales, 2015). Энэхүү эх үүсвэрт хүнс тэжээл үйлдвэрлэл, уур амьсгалын зохилдлого, ус-нүүрстөрөгчийн эргэлт, түүнчлэн үндэсний өв соёл, уламжлалыг хадгалах зэргээр хүн төрөлхтний соёлын болон экосистемийн үйлчилгээний өргөн хүрээг хамардаг (Zhao et al., 2020).

Тухайлбал Хятадын Өвөр Монголын Өөртөө Засах Орон (ӨМӨЗО)-ы тал хээрийн бүс бол Евразийн хээрийн чухал нэг бүрэлдэхүүн хэсэг бөгөөд хөдөө аж ахуй, экосистемийн хувьд маш чухал нутаг дэвсгэр юм (Zhang et al., 2020). Сүүлийн хэдэн арван жилд уур амьсгалын болон хүний нөлөөллөөс шалтгаалж ӨМӨЗО-ны тал хээрийн бүс экосистемийн доройтолд орж байгаа нь илэрхий мэдэгдэх болжээ (Hu et al., 2015). Монгол улсын Дорнод аймгийн баруун хэсэг, ӨМӨЗО-ны зүүн хойд хэсэг байрлах Хөлөнбуйрын тал хээр бол дэлхийд алдаршсан тал хээрийн бүс (Ying Liu et al., 2021) бөгөөд тус бүс нутгийн экосистемд цөлжилт (Na et al., 2019), усны бохирдол (Chen et al., 2021), хөрс болон биологийн төрөл зүйлийн доройтол (Li et al., 2022) зэрэг олон тулгамдсан асуудлууд урган гарсаар байна. Түүний нэг жишээ бол мэрэгч амьтдын нөлөө юм.

Тухайн бүс нутагт жижиг мэрэгч амьтны тооны өсөлтөөс шалтгаалж Хөлөнбуйрын тал хээрийн газрын доройтолын судалгаа харьцангуй бага, ялангуяа энэ удаам тал хээрийн бүсийн орон зайд энэ төрлийн судалгаа ховор хийгджээ.

Хөгжиж буй улс орнуудад мэрэгч амьтны менежментийн онолын бүрэн мэдлэг харьцангуй бий болсон хэдий ч мэрэгч амьтны дэлхийн хүнсний аюулгүй байдалд үзүүлэх нөлөөлөл нэн ноцтой асуудал хэвээр байна (GMeerburg, 2009). Аж ахуйн болон эдийн засгийн үүднээс харахад, мэрэгч амьтдын хор хөнөөлд өртсөний өмнөх ба дараах дэлхийн нийт ургац хураалтыг харьцуулахад 10-15%-аар багассан үзүүлэлт гарсан байдаг (GMeerburg, 2009; Belmain et al., 2015). Мэрэгч амьтаны тоо толгойн өсөлт нь тухайн бүс нутгийн ард иргэдийн эд хөрөнгөд хохирол учруулах төдийгүй, тэдний амар тайван байдалд аюул учруулж, улмаар экосистемийг ч доройтуулж байна (Addink et al., 2010; Sage et al., 2017).

Үлийн цагаан оготно (*Brandt's vole-Lasiopodomys brandtii*) бол Орос, Монгол, Хятадын зүүн хойд хэсгээр өргөн тархдаг (Avirmed et al., 2016). Тус Үлийн цагаан оготно нь хэт их өссөн жилүүдэд хор хөнөөл экосистемд үзүүлдэг амьтан бөгөөд ӨМӨЗО-ны Хөлөнбуйрын тал хээрийн бүсийг доройтолд оруулж буй юм (Yin et al., 2017). Үлийн цагаан оготно нь хавар 4-р сард тоо толгой нь олширч, 8-р сард хамгийн олон тоо толгойтой болж өсдөг байна. Харин намрын сүүлд тоо толгой нь эрс буурч, өвөл болоход тухайн жилийн хамгийн цөөн тоонд хүрч тогтворждог ажээ (Andreassen et al., 2021; Shi et al., 2002). Үлийн цагаан оготны бүлийн тоо нь тухайн орчны гадаад ба дотоод хүчин зүйлс мөн тухайн бүс нутгийн онцлогоос хамааран 3-14 жилд нэг удаа тоо толгой нь эрс нэмэгддэг (Avirmed et al., 2016). Жишээлбэл Хөлөнбуйр аймагт 3—5 жилд нэг удаа (Zhang et al., 2003).

Үлийн цагаан оготно эрс өссөн жилд тоо толгой нь 130,000 км², нүхний тоо нь 561,600 км²-д хүрч (Zhong et al., 1999), энэ нь тухайн бүс нутгийн 870 км³ хэмжээний газар доорх хөрсийг ус ба

салхины элэгдэл, эвдрэлд оруулж доройтуулдаг байна (Zhong et al., 1999). Мал бэлчихээс гадна нэг үлийн цагаан оготно өдөртөө 40-50 гр өвс иддэг (Zhong et al., 1999) бөгөөд тоо толгой хэт ихэссэн жилдээ тухайн бүс нутгийн бэлчээрийн 15-44% хувийг устгаж буй нь тал хээрийн бүсийн бэлчээрийн даацыг хомсдоход хүргэдэг (Guiming et al., 1992). Үүнээс гадна үлийн цагаан оготно нь тахал өвчний вирус (*Yersinia pestis*)-ыг биедээ тээдэг (Tian, 2018). Тухайлбал хамгийн аюултай тахал өвчний нэг болох XIV зууны үед Европд дэгдсэн Хар тахал өвчинг дурдаж болно (Addink et al., 2010). Одоо үед үлийн цагаан оготно болсон тахал өвчин дэлхийн зарим газарт үгүй болсон ч Ази тивд ялангуяа төв Азийн зарим улсад мэр сэр гарч хүний эрүүл мэндэд ноцтой аюул учруулсаар байна (Addink et al., 2010). Жишээлбэл 2019 онд ӨМӨЗО-ны Шилийн гол аймагт 4 хүн мэрэгч амьтан идэн уушигны тахал тусаж байжээ (Li et al., 2021). Үлийн цагаан оготны тоо толгой нэмэгдэх нь аж ахуй, экосистем, нийгэмд гамшиг учруулаад зогсохгүй мөн улс төрд ч аюул учруулж байна (Singleton et al., 2010). Иймээс эдгээр хортон мэрэгч амьтны мониторинг, менежментийн асуудлыг чухалчлан авч үзэх шаардлагатай.

Тал хээрийн Үлийн цагаан оготны менежмент хийдэг уламжлалт аргууд болох хээрийн судалгаа хийх, Үлийн цагаан оготныг барьж тэмдэгжүүлэх зэрэг аргууд нь хөрөнгө мөнгө, хүч хөдөлмөрийг асар их зарцуулдаг (Li et al., 2016). Харин мэрэгч амьтны тоо толгойн өсөлт, тархалт нь орон зайн хувьд өргөн талбайг хамардаг учраас дээрх уламжлалт аргуудаас илүүтэйгээр зайнаас тандан судлалын аргыг ашиглах нь зохистой юм (Bai et al., 2022).

Сүүлийн жилүүдэд зайнаас тандан судлалын технологи хөгжиж, хиймэл дагуулын өндөр нарийвчлалтай зургууд нь газрын гадаргын бүтэцтэй холбоотой нарийвчилсан судалгаа хийх боломжийг бүрдүүлсээр байна (Fu et al., 2017). Addink (2010) нарын судлаачид Казахстаны Баканас тосгоны тарвага (*Rhombomys opimus*)-ны нүхний бөөгнөрлийг 0.6—2.4м-ын орон зайн нарийвчлал бүхий “QuickBird” хиймэл дагуулын мэдээг ашиглан 60-86%-ийн нарийвчлалтайгаар ангилсан нь мэрэгчдийн нүхний бөөгнөрөлийн зураглалыг автоматжуулах үндэс суурийг тавьсан юм.

Энэхүү судалгаагаар ӨМӨЗО-ны Хөлөнбуйрын тал хээрийн үлийн цагаан оготны нүхийг 1м-ийн орон зайн нарийвчлалтай GF-2 хиймэл дагуулын зургийг гүн сургалтын (Deep learning) объект илрүүлэх “Faster R-CNN” загварыг ОСА-объектод суурилсан ангилал (OBIC: object-based image classification), УИА-уграмлын индексийн ангилал (BVIC: based on vegetation index classification) ба БҮА-бүтцэд үндэслэсэн ангилал (BTA: based on texture classification)-ын аргуудтай хослуулан илрүүлэн аргагүйн дүн шинжилгээ хийлээ.

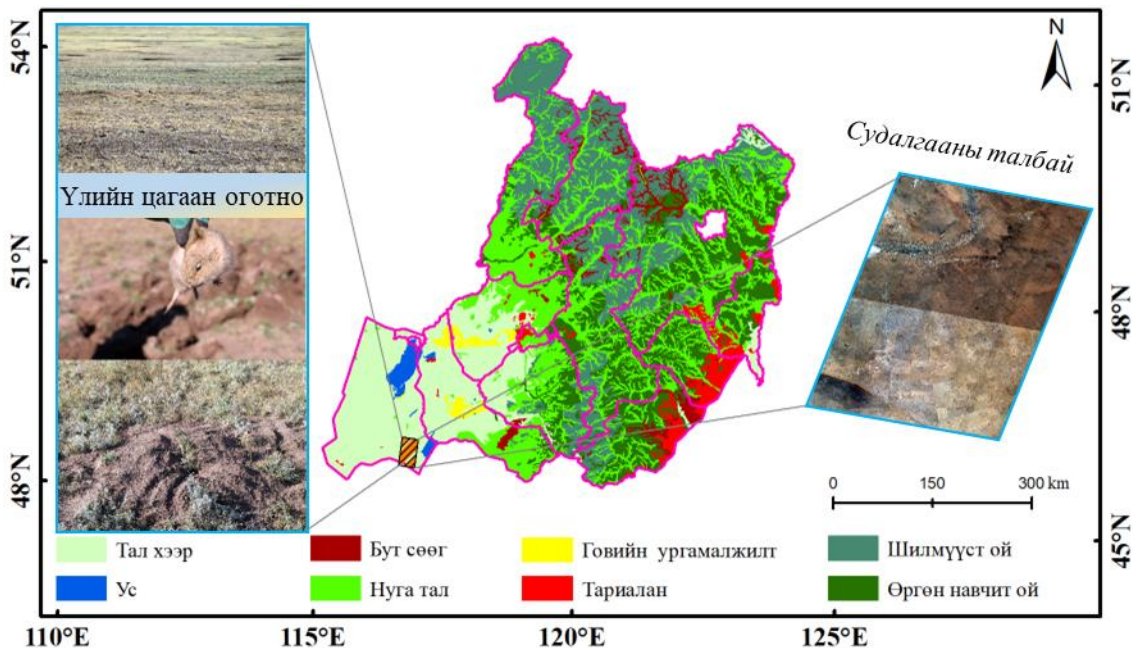
Судалгааны материал, аргазүй

Тус судалгаанд ӨМӨЗО-ны Цэрэг-иргэний нэгдсэн хөгжлийн судалгааны төвөөс (<http://219.159.12.25/cxxt/portalIndex>) эрхлэн гаргадаг “GF-2” хиймэл дагуулын зэргэлдээ орших 2ш зургийг (хаврын буюу 4-р сарын) худалдан авч ашигласан (Хүснэгт 1). “GF-2” хиймэл дагуул бол Хятадын анхны орон зайн өндөр нарийвчлалтай хиймэл дагуул бөгөөд “PAN” камер нь 0.8м нарийвчлалтай, “MS” камер нь 3.2м өндөр нарийвчлалтай юм (Huang et al., 2018).

Хүснэгт 1. “GF-2” хиймэл дагуулын зургийн мэдээ

Төрөл	Худалдаж авсан өдөр	Зургийн мэдээ	Газарзүйн хамрах хүрээ	Орон зайн нарийвчлал (м)	Гадаргын талбай (км ²)
Дата 1	10/26/2022	04/09/2021	E117.3, N48.0	1	819.69
Дата 2	10/26/2022	04/09/2021	E117.2, N47.9	1	820.34

Хөлөнбуйрын тал хээрийн бүс нь газарзүйн байршлын хувьд ӨМӨЗО-ны зүүн хойд хэсэгт, зүүн уртрагийн 115°31'-126°04', хойд өргөргийн 47°05'-53°02'-д, далайн төвшнөөс дээш дунджаар 650—700 метрийн өндөрт оршино. ОХУ ба Монгол улсын Дорнод аймагтай хиллэнэ. Тус бүс нутаг нь уур амьсгалын өөрчлөлтөд өндөр мэдрэг (Bao et al., 2012) хавар буюу зуны улирал бүхий дулаан бүсийн эх газрын уур амьсгал бүхий хуурай ба хугацаа хуурай бүс нутаг юм. Эх газрын эрс тэс, хуурай, хахир хүйтэн өвөлтэй, дулаан чийглэг зангай. Зуд турхан олон удаа тохиолддог. Жилийн хур тунадасын хэмжээ 250—350 мм, дундаж температур нь 2°C (Liu et al., 2021). “MODIS” хиймэл дагуулын “MCD12Q1”-ийн мэдээнээс үзвэл Хөлөнбуйр аймгийн газар нутгийн 80 хувь нь тал хээр бөгөөд мал аж ахуй голлодог бүс нутаг юм (Na et al., 2019).



Зураг 1. Судалгааны талбайн байршил, Гэрэл зургийг Чанчин, 2021

Судалгааны үр дүн ба хэлэлцүүлэг

Үлийн цагаан оготны орон зайн тархалтын шинэжилгээ: Хятадын мэрэгч амьтны мэдээллийн сүлжээний тайланд (<http://www.chinarodent.com>) дурдсанаар 2021 онд Хөлөнбуйрын тал хээрийн нийтээ 40387.63 км² талбай үлийн цагаан оготноос үүдэлтэй доройтолд орж, энэ нь сүүлийн 5 жилд хамгийн хүнд гамшигт үзэгдэл болсныг гэрчилж байна (Хүснэгт 2).

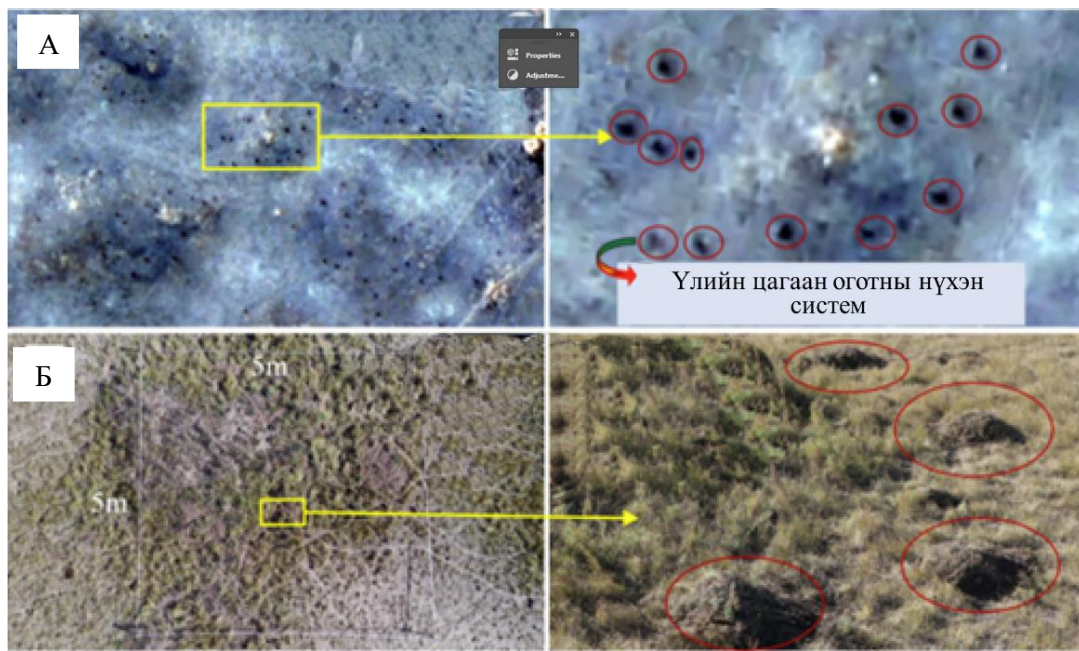
Мэрэгч амьтны нүхний нягтшил бол тэдгээрийн хэт өсөлтийг илэрхийлэх нэг чухал үзүүлэлт (Davis et al., 2008) төдийгүй, Үлийн цагаан оготноос үүдэлтэй өвчин эмгэгийн хяналтад чухал нөлөө үзүүлж байна (Addink et al., 2010; Davis et al., 2008).

Үлийн цагаан оготно нь жил бүрийн хаврын улиралд тоо толгой нь нэмэгдэж, зуны сүүл буюу намрын эхээр тоо толгой нь оргилдоо хүрч, харин намрын сүүлчээр эрс бууран үлдсэн цөөн тооны оготно өвлийг даван хавартай золгодог байна (Zhong et al., 1999). Тиймээс үлийн цагаан оготны тоо толгойн менежментийн хувьд хамгийн тохиромжтой цаг хугацаа бол хавар (Zhang & Wang, 1998) тул тус судалгааны үндсэн өгөгдлөөр хаврын 4-р сарын “GF-2” хиймэл дагуулын зургийг сонгож ашиглав (Зураг 2).

Хүснэгт 2. Хөлөнбуйрын тал хээрийн үлийн цагаан оготноос үүдэлтэй газрын доройтолд өртсөн талбай (2018-2023)

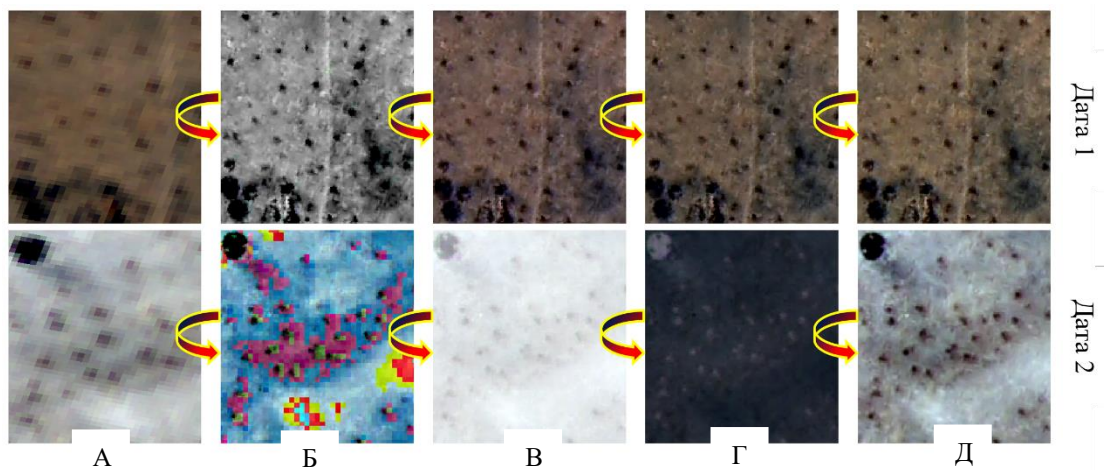
Орон нутаг		Шинэ бар баруун сум	Шинэ бар зүүн сум	Ченбар сум	
2018	Талбай, км ²		728.44	1699.68	566.56
	Нягтшил, мянган толгой/км ²	Дундаж	79.5	85.5	63
		Хамгийн их	150	220	156
2019	Талбай, км ²		8336.53	10359.95	16187.43
	Нягтшил, мянган толгой/км ²	Дундаж	57	72	89
		Хамгийн их	180	129	140.5
2020	Талбай, км ²		15823.21	25171.45	31686.86
	Нягтшил, мянган толгой/км ²	Дундаж	79.5	150.4	148
		Хамгийн их	211.5	239.2	212.4
2021	Талбай, км ²		40387.63	54268.34	42653.87
	Дундаж		195.9	219.2	207.1

	Нягтшил, мянган толгой/км ²	Хамгийн их	670	404.4	613.2
2022	Талбай, км ²		37312.02	25940.35	25495.2
	Нягтшил, мянган толгой/км ²	Дундаж	127.6	131.6	178.6
		Хамгийн их	319.2	283	327.9



Зураг 2. Үлийн цагаан оготны нүх А. хиймэл дагуулын зурагт Б. гэрэл зурагт буулгасан байдал. Гэрэл зургийг: Чанчин, 2021

Үлийн цагаан оготны нүхийг тандан судалгааны аргаар илрүүлэхийн тулд GF-2 хиймэл дагуулын зургийн PAN ба MS (R, G, B) сувгуудыг NNDiffuse pan sharpening аргаар нэгтгэн, зургийн орон зайны нарийвчлалыг 1м болгосон. Энэ нэгтгэх арга нь бусад аргуудтай (PC, Gram-Schmidt, HSV sharpening) харьцуулахад тухайн зургийн үзэгдэх гэрлийн сувгуудыг цогцоор нь нэгтгэн зургийн тодролыг хамгийн их сайжруулдаг онцлогтой (Zhang et al., 2018) (Зураг 3).



Зураг 3. GF-2 хиймэл дагуулын зургийн сувгуудын нэгтгэсэн үр дүн А. GF-2-ын анхдагч RGB зураг, Б. HSV sharpening, В. Gram-Schmidt pan sharpening, Г. PC spectral sharpening, Д. NNDiffuse pan sharpening.

Объектыг өндөр нарийвчлалтай илрүүлэхийн тулд, өгөгдөл 1 ба өгөгдөл 2-оос тус бүр тод, харагдац сайтай үлийн цагаан оготны нүхний 25,000 ба 26,520 хэмжээтэй хайрцаг (ground turth boxes) сонгон ангиллын дээж аван улмаар дараах 3 аргыг ашиглан ангилал хийсэн. Үүнд:

1. Оготны нүхийг урьдчилан сайжруулсан зургаас шууд илрүүлэхдээ Объектод суурилсан ангилал (OCA)-ын арга ашигласан.
2. Оготны нүхийг хөрсөн бүрхэвч болон ойрын орчны ургамлаас ялгахын тулд ургамлын индексийн ангилал (УИА)-ын арга ашиглав. Үүнд “Normalized Difference Vegetation Index” (NDVI) аргыг ашигласан бөгөөд томъёо нь:

$$NDVI = \frac{NIR - RED}{NIR + RED} \quad (1)$$

Үүнд: NIR (near infrared) = суваг 4, RED = суваг 3.

3. Хиймэл дагуулын зургийн хувьд газрын гадаргын бүтэц, харагдах байдал чухал байдаг (Castelo-Cabay et al., 2022) тул бүтцэд үндэслэсэн ангиллын арга (БҮА) ашиглав.

Гүн сургалтын загвар: Тус судалгаанд дээрх ангиллын 3 аргыг гүн сургалтын хяналттай ангилалд суурилсан “Faster R-CNN” загвартай хослуулан ашиглав. “Faster R-CNN” загвар нь объект илрүүлэх аргын нэг ба R-CNN загварыг (Girshick et al., 2014) хөгжүүлсэн хувилбар юм (Ren et al., 2015).

Тус загвар нь эхний үе шатанд “Region Proposal Network” (RPN) дээр суурилах ба тус сүлжээ нь бүрэн эргэлтийн сүлжээг (fully convolutional network) ашиглаж “Faster R-CNN”-ны сонгомол хайлтын аргаас (selective search method) хурдан юм. Үүнд RPN сүлжээний алдагдлын томъёо нь:

$$L(\{p_i\}, \{t_i\}) = \frac{1}{N_{cls}} \sum_i L_{cls}(p_i, p_i^*) + \lambda \frac{1}{N_{reg}} \sum_i p_i^* L_{reg}(t_i, t_i^*) \quad (2)$$

Энд: i – жижиг багц (mini batch) дахь anchor-ийн индекс.

p_i – anchor i объект болох бололцоо.

p_i^* – газрын үнэн шошго (ground truth lable), $p_i^* = 1$ үед anchor эерэг, бусад үед 0.

L_{cls} – объект болон объект бус ангиллын логарифмын алдагдал (logarithmic loss).

L_{reg} – объект болон объект бус ангиллын регрессийн алдагдал (regression loss).

t_i – урьдчилан таамагласан хязгаарын хайрцгийг илэрхийлэх вектор

t_i^* – эерэг anchor-ийн цэгтэй холбоотой үнэн хязгаарт хайрцаг (ground truth bounding box)-тай тохирно

N_{cls} ба N_{reg} – жижиг багцын хэмжээ болон anchor-ийн байршлын тоо.

λ – Параметр, алдагдлын функц доторх зөрүүг тэнцвэржүүлнэ.

“Faster R-CNN” загвар нь хоёрдугаар үе шатдаа RoI pooling суурилж, softmax-д үндэслэсэн ангилал хийнэ. Тус судалгааны “Faster R-CNN” загварын үндсэн сүлжээ бол өөр өөр давхаргатай “ResNet” сүлжээ юм (He et al., 2016). Эцэст нь загварт объектын илрүүлэлтийн давхцлыг багасгах зорилгоор nonmaximum suppression (NMS) алгоритмыг оруулна (He et al., 2016).

Загварын баталгаажуулалт: Загварын баталгаажуулалтын объект илрүүлэлтийн нарийвчлал (precision, томъёо 3), рэйкол (Recall, томъёо 4), F1 үзүүлэлт (F1 score, томъёо 5) ба дундаж нарийвчлал (average precision, томъёо 6) зэргийг ашиглав.

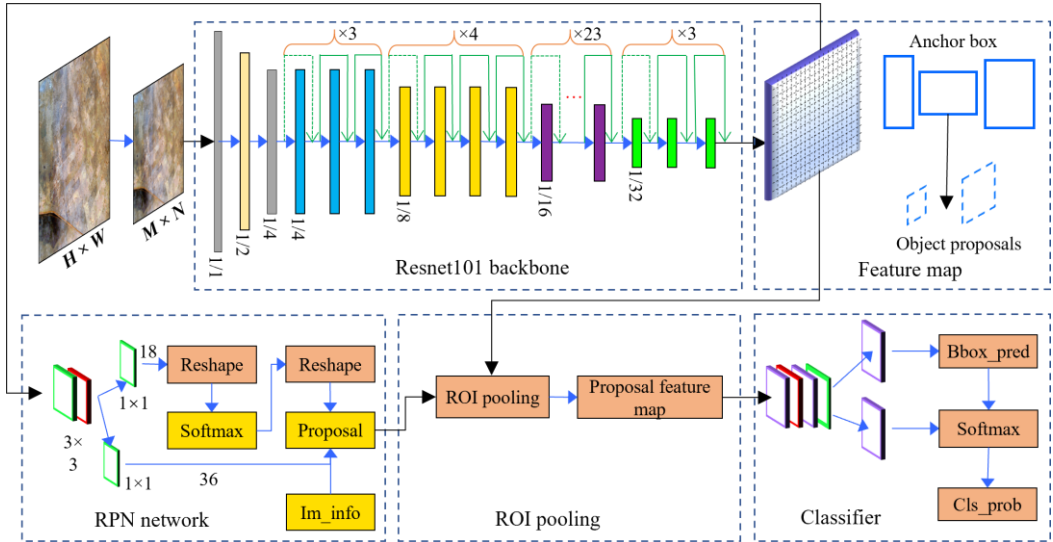
$$Precision = \frac{TP}{TP + FP} \times 100\% \quad (3)$$

$$Recall = \frac{TP}{TP + FN} \times 100\% \quad (4)$$

$$F1\ score = 2 * \frac{Precision * recall}{Precision + Recall} \quad (5)$$

$$Average\ precision = \sum_{i=1}^n Precision_i (Recall_i - Recall_{i-1}),\ with\ Recall_{i=0} = 0 \quad (6)$$

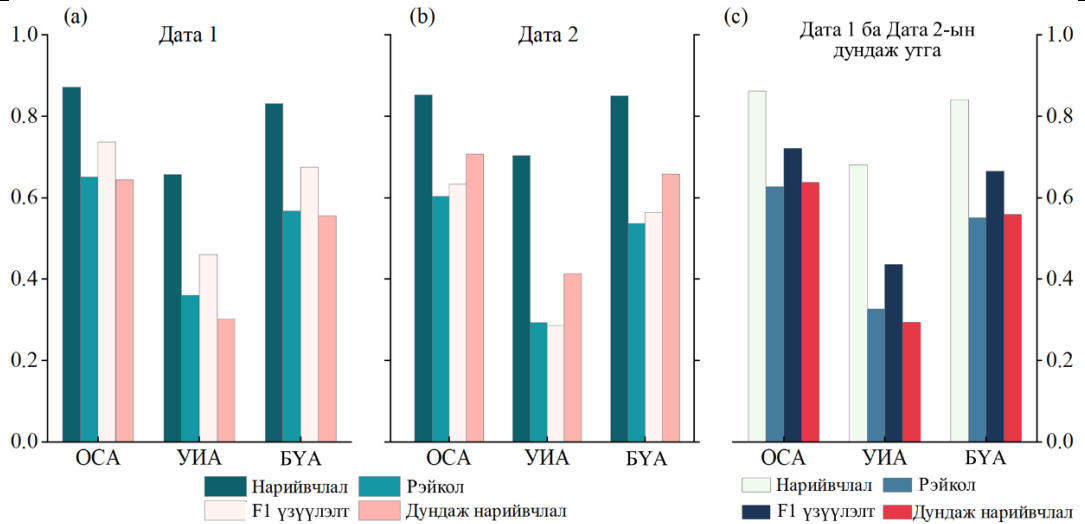
Энд: TP-true positive, FP- false positive утга, FN-false negative утгууд юм.



Зураг 4. Faster R-CNN загвар ба ResNet101 үндсэн сүлжээний бүтцийн бүдүүвч.

Хүснэгт 3. Үлийн цагаан оготны нүхийг “Faster R-CNN” загвараар илрүүлсэн нарийвчлал

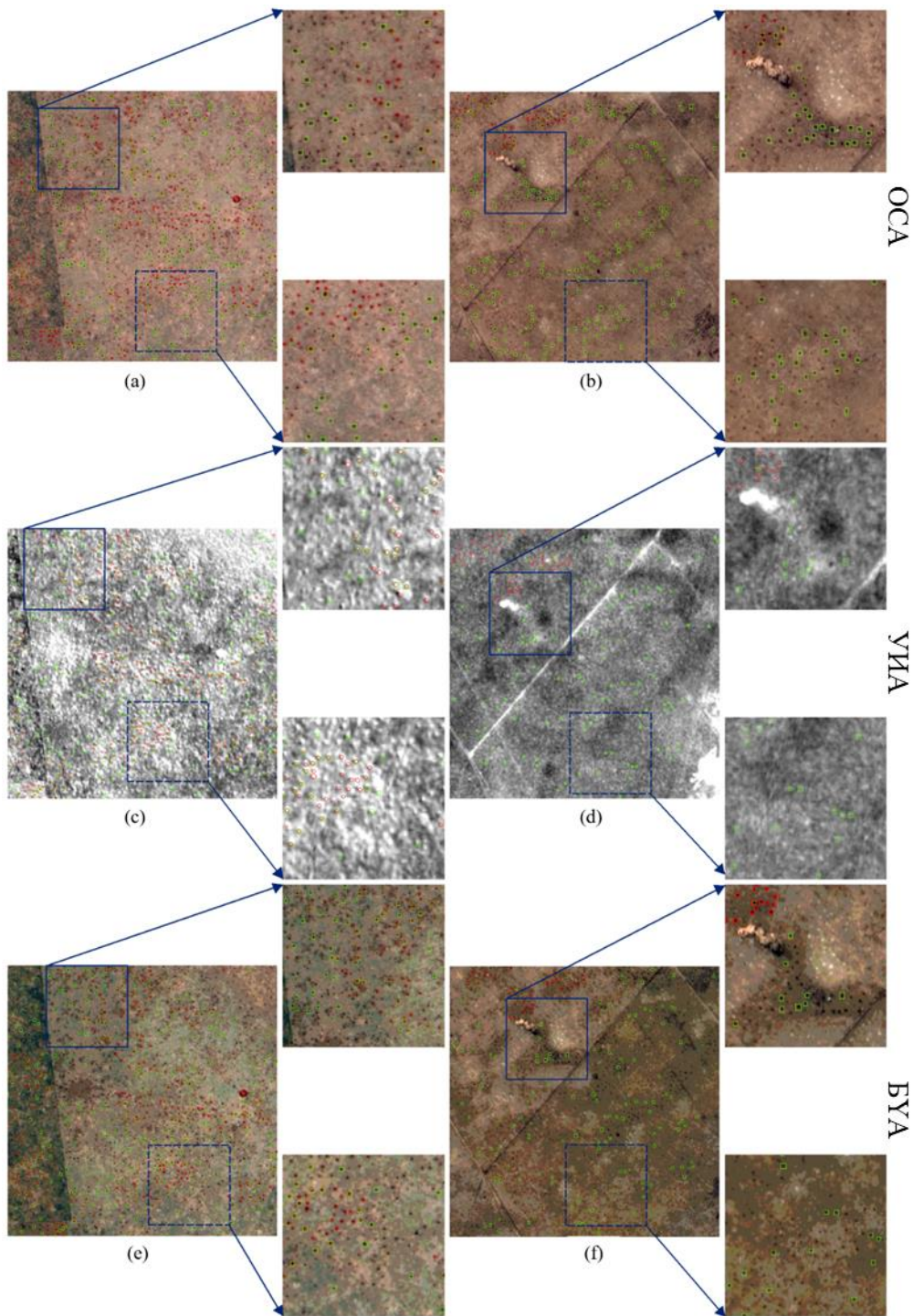
Төрөл	Ангилал	Нарийвчлал	Рэйкол	F1 үзүүлэлт	Дундаж нарийвчлал (%)
Дата 1	ОСА	0.872	0.651	0.737	64.3
	УИА	0.657	0.361	0.460	30.2
	БҮА	0.831	0.567	0.674	55.5
Дата 2	ОСА	0.852	0.604	0.707	63.3
	УИА	0.704	0.293	0.414	28.7
	БҮА	0.851	0.536	0.658	56.4



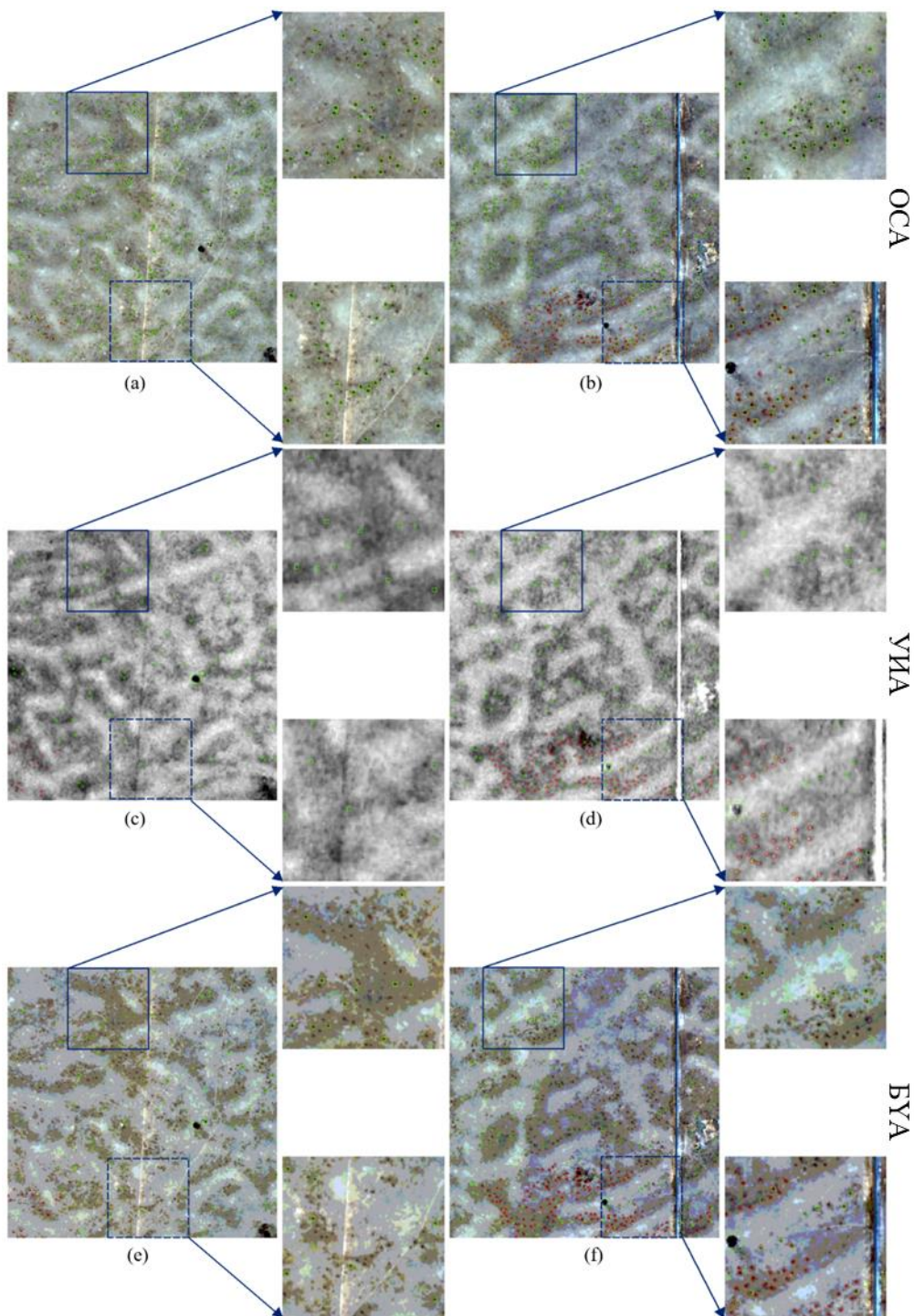
Зураг 5. Үлийн цагаан оготны нүхийг “Faster R-CNN” загвараар илрүүлсэн нарийвчлал.

Үлийн цагаан оготны нүхний орон зайн тархалтыг илрүүлсэн үр дүн

ОСА ангилал нь ихэнх үлийн цагаан оготны нүхийг илрүүлж чадсан бөгөөд зураг 6-7-д харуулав. БҮА нь ОСА ангилалыг бодвол харьцангуй олон тооны үлийн цагаан оготны нүхийг алдаж илрүүлсэн боловч объектын байршлыг нарийвчлан сайн гаргасан байна. Харин УИА ангилал нь нарийвчлалын хувьд хамгийн бага буюу олон объектыг буруу, дутуу илрүүлсэн байна.



Зураг 6. Өгөгдөл-1 зургаас “Faster R-CNN” загварын объект илрүүлсэн байдал (улаанаар- газрын бодит хайрцаг GTB, ногооноор - таамаглах хайрцаг)



Зураг 7. Өгөгдөл-2 зургаас Faster R-CNN загварын объект илрүүлсэн байдал (улаанаар - газрын бодит хайрцаг GTB, ногооноор - таамаглах хайрцаг)

Энэхүү судалгаагаар 1000 км²-ээс өргөн уудам талбайд “Faster R-CNN” загварыг ангиллын 3 арга (ОСА, УИА, БҮА)-тай хослуулан ашиглаж үлийн цагаан оготны нүх илрүүлсэн анхны судалгаа бөгөөд үр дүн нь өндөр нарийвчлалтай гарсан ч бас зарим дутагдалтай тал байна.

ОСА-г ашиглахад хоёр зургийн хувьд дундаж нарийвчлал нь 63.80%, F1 үзүүлэлт нь 0.722 (Зураг 5) гарсан нь харьцангуй өндөр үзүүлэлт юм. Гэвч энэхүү аргын хувьд “Faster R-CNN”

загвар нь нүхний бөөгнөрөл илүү тод харагдаж байгаа хэсгийг (Зураг 6-7) иж бүрэн илрүүлсэн боловч зарим нүхний ангилалуудыг орхигдуулсан байв.

Дараагийн өндөр нарийвчлалыг БҮА ангилал хангасан бөгөөд хоёр өгөгдлийн багцын дундаж АР болон F1 оноо тус бүр 55.95% ба 0.666 байна (Зураг 5). Хэдийгээр энэ арга нь дүрсний огцом шилжилтийн асуудлыг амжилттай багасгасан ч зарим нүхний амсарыг санамсаргүйгээр бүдгэрүүлсэн (Ryherd, Woodcock, 1996) нь “Faster R-CNN” загвар болон “ResNet” үндсэн сүлжээний хувьд зорилтот объектын шинж чанарыг гаргаж авах, дүрсний онцлог шинж чанар багатай зарим нүхний кластеруудыг шүүж авахад хэцүү болгожээ.

Харин УИА ангилал зөвхөн 29.45%-н дундаж нарийвчлал ба F1 үзүүлэлт нь 0.430 байгаа нь судалгаанд ашигласан хиймэл дагуулын зураг нь хаврын зураг бөгөөд энэ үеийн зурагнаас тачирхан ургамлан бүрхэвч блон нүцгэн хөрс тод ялгарч чадаагүйтэй холбоотой.

Дүгнэлт

Хөлөнбуйрын тал хээрийн хортон шавьж болох үлийн цагаан оготны тоо толгойн менежментийг ердөө хор өгөөш тавих аргаар хийсээр ирсэн ба тус арга нь зөвхөн үлийн цагаан оготныг төдийгүй хоол хүнсээр дамжуулан тал хээрийн махчин амьтныг мөн хордуулах төдийгүй тухайн бүс нутгийн экосистемд биологийн болон химийн бохирдол үүсгэдэг.

Үлийн цагаан оготно нь орон зайн хувьд их талбай буюу өргөн орон зайд тархан амьдардаг онцлогтой төдийгүй хуучны тооллогын арга бол цаг хугацаа, хүн хүч их шаардах сул талтай байна. Иймээс өндөр нарийвчлалтай хиймэл дагуулын зургийг ашиглаж тус амьтны нүхний тоо хэмжээг илрүүлэх, орон зайн тархалтын судалгааг бусад бүс нутгуудад хийх нь зайлшгүй шаардлагатай юм.

Энэхүү судалгаагаар “GF-2” хиймэл дагуулын зургаас гүн сургалт ангиллын “Faster R-CNN” загварыг ашиглаж үлийн цагаан оготны тархалтыг илрүүлсэн. Үр дүнгээс үзвэл объектод суурилсан ангилал нь хамгийн өндөр нарийвчлалтай буюу дундаж нарийвчлал 63.8%-тай гарсан. Бүтцэд үндэслэсэн ангиллын үр дүнгийн дундаж нарийвчлал 55.95% гарсан. Харин ургамлын индексийн ангиллаар дундаж нарийвчлал дөнгөж 29.45%-тай гарсан нь хамгийн бага нарийвчлалтай үр дүн байлаа. Энэ аргазүйн судалгааны жишгээр бусад талбайд өндөр нарийвчлалын хиймэл дагуулын зураг ашиглан боловсруулалт хийж нарийвчилсан үр дүнгүүд гаргах боломжтой юм.

Энэ судалгаагаар анх удаа 1000 км² талбайгаас илүү орон зайд гүн сургалтын аргаар Хөлөнбуйрын үлийн цагаан оготны нүхний тархалтыг илрүүлсэн нь онцлог юм. Энэ нь тус бүс нутгийн мэрэгч амьтнаас болсон тахал өвчний мониторинг буюу экосистемийн тогтвортой нөхцлийг хангахад авах арга хэмжээг тодорхойлох, бодлогын үйл ажиллагаа явуулахад чухал ач холбогдолтой юм.

Ном зүй

1. Addink, E., De Jong, S., Davis, S., Dubyanskiy, V., Burdelov, L., & Leirs, H. (2010). The use of high-resolution remote sensing for plague surveillance in Kazakhstan. *Remote Sensing of Environment*, 114(3), 674-681.
2. Addink, E. A., De Jong, S. M., Davis, S. A., Dubyanskiy, V., Burdelov, L. A., & Leirs, H. (2010). The use of high-resolution remote sensing for plague surveillance in Kazakhstan. *Remote Sensing of Environment*, 114(3), 674-681. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2009.11.015>
3. Andreassen, H. P., Sundell, J., Ecke, F., Halle, S., Naapakoski, M., Henttonen, H., . . . Ylonen, H. (2021). Population cycles and outbreaks of small rodents: ten essential questions we still need to solve. *Oecologia*, 195(3), 601-622. <https://doi.org/10.1007/s00442-020-04810-w>
4. Avirmed, D., Batsaikhan, N., & Tinnin, D. (2016). *Lasiopodomys brandtii*. *IUCN Red List Threatened Species*. e. T11340A115101423. 10, 2016-2013.
5. Bai, D., Wan, X., Li, G., Wan, X., Guo, Y., Shi, D., & Zhang, Z. (2022). Factors influencing range contraction of a rodent herbivore in a steppe grassland over the past decades. *Ecol Evol*, 12(2), e8546. <https://doi.org/10.1002/ece3.8546>
6. Bao, G., Liu, Y., & Linderholm, H. W. (2012). April–September mean maximum temperature inferred from Hailar pine (*Pinus sylvestris* var. *mongolica*) tree rings in the Hulunbuir region, Inner Mongolia, back to 1868 AD. *Palaeogeography, Palaeoclimatology, Palaeoecology*, 313, 162-172.

7. Bastiaan GMeerburg, G. R. S. a. H. L. (2009). The Year of the Rat ends – time to fight hunger! *Pest Manag Science*, 65:351–352. <https://doi.org/DOI 10.1002/ps.1718>
8. Belmain, S. R., Htwe, N. M., Kamal, N. Q., & Singleton, G. R. (2015). Estimating rodent losses to stored rice as a means to assess efficacy of rodent management. *Wildlife Research*, 42(2), 132-142.
9. Castelo-Cabay, M., Piedra-Fernandez, J. A., & Ayala, R. (2022). Deep learning for land use and land cover classification from the Ecuadorian Paramo. *International Journal of Digital Earth*, 15(1), 1001-1017. <https://doi.org/10.1080/17538947.2022.2088872>
10. Chen, J., Wang, J., Wang, Q., Lv, J., Liu, X., Chen, J., & Li, N. (2021). Common fate of sister lakes in Hulunbuir Grassland: Long-term harmful algal bloom crisis from multi-source remote sensing insights. *Journal of Hydrology*, 594, 125970.
11. Davis, S., Trapman, P., Leirs, H., Begon, M., & Heesterbeek, J. (2008). The abundance threshold for plague as a critical percolation phenomenon. *Nature*, 454(7204), 634-637.
12. Fu, G., Liu, C., Zhou, R., Sun, T., & Zhang, Q. (2017). Classification for high resolution remote sensing imagery using a fully convolutional network. *Remote Sensing*, 9(5), 498.
13. Girshick, R. (2015). Fast r-cnn. Proceedings of the IEEE international conference on computer vision,
14. Girshick, R., Donahue, J., Darrell, T., & Malik, J. (2014). Rich feature hierarchies for accurate object detection and semantic segmentation. Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition,
15. Guiming, W., Qingqiang, Z., Wenqin, Z., & Guanghe, W. (1992). FOOD HABITS OF BRANDT'S VOLE (*Microtus brandti*). *Acta Theriologica Sinica*, 12(1), 57-64.
16. He, K., Zhang, X., Ren, S., & Sun, J. (2016). Deep residual learning for image recognition. Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition,
17. Hu, Q., Pan, F., Pan, X., Zhang, D., Li, Q., Pan, Z., & Wei, Y. (2015). Spatial analysis of climate change in Inner Mongolia during 1961–2012, China. *Applied Geography*, 60, 254-260.
18. Huang, W., Sun, S., Jiang, H., Gao, C., & Zong, X. (2018). GF-2 Satellite 1m/4m Camera Design and In-Orbit Commissioning. *Chinese Journal of Electronics*, 27(6), 1316-1321.
19. Li, G., Hou, X., Wan, X., & Zhang, Z. (2016). Sheep grazing causes shift in sex ratio and cohort structure of Brandt's vole: Implication of their adaptation to food shortage. *Integr Zool*, 11(1), 76-84. <https://doi.org/10.1111/1749-4877.12163>
20. Li, J., Wang, Y., Liu, F., Shen, X., Wang, Y., Fan, M., . . . Zhang, W. (2021). Genetic source tracking of human plague cases in Inner Mongolia-Beijing, 2019. *PLoS neglected tropical diseases*, 15(8), e0009558.
21. Li, M., Wang, X., & Chen, J. (2022). Assessment of Grassland Ecosystem Services and Analysis on Its Driving Factors: A Case Study in Hulunbuir Grassland. *Frontiers in Ecology and Evolution*, 10, 25.
22. Liu, Y., Dang, C., Yue, H., Lyu, C., & Dang, X. (2021). Enhanced drought detection and monitoring using sun-induced chlorophyll fluorescence over Hulun Buir Grassland, China. *Sci Total Environ*, 770, 145271. <https://doi.org/10.1016/j.scitotenv.2021.145271>
23. Liu, Y., Dang, C., Yue, H., Lyu, C., & Dang, X. (2021). Enhanced drought detection and monitoring using sun-induced chlorophyll fluorescence over Hulun Buir Grassland, China. *Science of the Total Environment*, 770, 145271.
24. Na, R., Du, H., Na, L., Shan, Y., He, H. S., Wu, Z., . . . Huang, L. (2019). Spatiotemporal changes in the Aeolian desertification of Hulunbuir Grassland and its driving factors in China during 1980–2015. *Catena*, 182. <https://doi.org/10.1016/j.catena.2019.104123>
25. O'Mara, F. P. (2012). The role of grasslands in food security and climate change. *Annals of botany*, 110(6), 1263-1270.
26. Ren, S., He, K., Girshick, R., & Sun, J. (2015). Faster r-cnn: Towards real-time object detection with region proposal networks. *Advances in neural information processing systems*, 28.
27. Rojas-Briales, E. (2015). Sparing grasslands: FAO's active role. *Science*, 347(6227), 1211-1211.
28. Sage, K. M., Johnson, T. L., Teglas, M. B., Nieto, N. C., & Schwan, T. G. (2017). Ecological niche modeling and distribution of *Ornithodoros hermsi* associated with tick-borne relapsing fever in western North America. *PLoS neglected tropical diseases*, 11(10), e0006047.

29. Shi, D., Wan, X., Davis, S. A., Pech, R. P., & Zhang, Z. (2002). Simulation of lethal control and fertility control in a demographic model for Brandt's vole *Microtus brandti*. *Journal of Applied Ecology*, 39(2), 337-348.
30. Singleton, G. R., Belmain, S., Brown, P. R., Aplin, K., & Htwe, N. M. (2010). Impacts of rodent outbreaks on food security in Asia. *Wildlife Research*, 37(5), 355-359.
31. Tian, L. (2018). Relationship between environmental factors and the spatial distribution of *Spermophilus dauricus* during 2000–2015 in China. *International journal of biometeorology*, 62, 1781-1789.
32. Yin, B., Li, G., Wan, X., Shang, G., Wei, W., & Zhang, Z. (2017). Large manipulative experiments reveal complex effects of food supplementation on population dynamics of Brandt's voles. *Science China Life Sciences*, 60, 911-920.
33. Zhang, D.-D., Xie, F., & Zhang, L. (2018). Preprocessing and fusion analysis of GF-2 satellite Remote-sensed spatial data. 2018 International Conference on Information Systems and Computer Aided Education (ICISCAE),
34. Zhang, Q., Buyantuev, A., Fang, X., Han, P., Li, A., Li, F. Y., . . . Zhang, J. (2020). Ecology and sustainability of the Inner Mongolian Grassland: Looking back and moving forward. *Landscape Ecology*, 35(11), 2413-2432. <https://doi.org/10.1007/s10980-020-01083-9>
35. Zhang, Z., Pech, R., Davis, S., Shi, D., Wan, X., & Zhong, W. (2003). Extrinsic and intrinsic factors determine the eruptive dynamics of Brandt's voles *Microtus brandti* in Inner Mongolia, China. *Oikos*, 100(2), 299-310.
36. Zhang, Z., & Wang, Z. (1998). Ecology and management of rodent pests in agriculture. *Ocean, Beijing*.
37. Zhao, Y., Liu, Z., & Wu, J. (2020). Grassland ecosystem services: a systematic review of research advances and future directions. *Landscape Ecology*, 35(4), 793-814. <https://doi.org/10.1007/s10980-020-00980-3>
38. Zhong, W., Wang, M., & Wan, X. (1999). Ecological management of Brandt's vole (*Microtus brandti*) in Inner Mongolia, China. *Ecologically-based rodent management. CIAR Monograph*, 59, 119-214.