



NATIONAL UNIVERSITY OF MONGOLIA
SCHOOL OF ART AND SCIENCES
DEPARTMENT OF GEOGRAPHY

Geographical Issues

Газарзүйн Асуудлууд

Volume 26 (02)

ISSN: 2312-8534

2026

Ulaanbaatar

A Review of Soil Moisture Mapping based on Remote Sensing Technology

Munkhzul Munkhbat ^{1,2,*}, Byambakhuu Gantumur ^{1,2}, Soninkhishig Nergui ³,
Sainbuyan Bayarsaikhan ^{1,2}, Narantsetseg Chantsal ^{1,2}, Battsengel Vandansambuu ^{1,2}

¹ Department of Geography, School of Art and Sciences, National University of Mongolia, Ulaanbaatar
210646, Mongolia

² Research Laboratory of Geo-Informatics (GEO-iLAB), Graduate school, National University of
Mongolia, 210646, Mongolia

³ Department of Biology, School of Art and Sciences, National University of Mongolia, Ulaanbaatar
210646, Mongolia

*Corresponding author: munkhzulmunkhbatq@gmail.com

Received: 2025.12.03

Accepted: 2026.05.12

Published: 2026.05.13

Abstract

Soil moisture is one of the key components of the land surface that is highly sensitive to climate change. It plays a crucial role in the water exchange between the land surface and the atmosphere and serves as an important hydrological variable that directly influences droughts, floods, ecosystem stability, and agricultural productivity. In recent years, methods for estimating and mapping soil moisture based on remote sensing techniques have developed rapidly. However, studies that comprehensively evaluate the diversity of satellite data, modeling approaches, and algorithms used in this field remain relatively limited. This study aims to analyze soil moisture estimation studies based on remote sensing methods published in high-impact scientific journals and to identify key research trends and fundamental concepts. A total of 4,933 articles have been published in this field over the past nine years, showing a steady increase in publication output. Based on a content analysis of 66 selected articles, a keyword co-occurrence network analysis revealed three major clusters, focusing on satellite types, data processing methods, and application domains. From a methodological perspective, the studies can be classified into three main groups: index-based approaches, machine learning and deep learning approaches, and physical and physically-based modeling approaches. Index-based methods such as OPTRAM, STIM, and TVDI account for 15.1% of the studies, while machine learning approaches account for 59.1%, and physical or physically-based models represent 25.8%. Machine learning and deep learning approaches have demonstrated the highest performance in producing high-resolution soil moisture maps ($R = 0.86-0.94$, $RMSE = 0.03-0.05 \text{ m}^3/\text{m}^3$). Therefore, recent studies increasingly focus on developing approaches that integrate multi-source data and machine learning techniques.

Keywords: Satellite data, Systematic analysis, Bibliometric analysis, Content analysis

Зайнаас тандан судлалын технологид суурилсан хөрсний чийгийн судалгааны судлагдсан байдлын тойм шинжилгээ

©Мөнхбат Мөнхзул^{1,2,*}, Гантөмөр Бямбахуу^{1,2}, Нэргүй Сонинхишиг³, Баярсайхан Сайнбуян^{1,2},
Чанцал Наранцэцэг^{1,2}, Вандансамбуу Батцэнгэл^{1,2}

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

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

³Биологийн тэнхим, Шинжлэх Ухааны Сургууль, Монгол Улсын Их Сургууль, Улаанбаатар
210646, Монгол Улс

*Харилцагч зохиогч: munkhzulmunkhbatq@gmail.com

Хүлээн авсан: 2025.12.03

Засварласан: 2026.05.12

Зөвшөөрөгдсөн: 2026.05.13

Хураангуй

Хөрсний чийг уур амьсгалын өөрчлөлтийг тод мэдэрдэг газрын гадаргын чухал бүрэлдэхүүн хэсгүүдийн нэг бөгөөд газрын гадарга, агаар мандал хоорондын усны эргэлтэд гол үүрэг гүйцэтгэгч болохын сацуу ган, үер, экосистемийн тогтвортой байдал, газар тариалангийн бүтээмжид иүүд нөлөөлдөг чухал гидрологийн хувьсагч юм. Сүүлийн жилүүдэд зайнаас тандан судлалын аргад тулгуурлан хөрсний чийгийг тооцоолох, зураглах арга зүй эрчимтэй хөгжиж байгаа хэдий ч хэрэглэгдэж буй хиймэл дагуулын өгөгдөл, загварчлалын арга, алгоритмын олон талт байдлыг нэгтгэн үнэлсэн судалгаа харьцангуй хомс байна. Энэхүү судалгаагаар импакт фактор бүхий мэргэжлийн сэтгүүлүүдэд хэвлэгдсэн зайнаас тандан судлалын аргаар хөрсний чийг тооцоолсон судалгаануудад анализ шинжилгээ хийн, суурь судалгааны ойлголтуудыг тодорхойлохыг зорьсон. Тус чиглэлээр сүүлийн 9 жилд нийт 4933 өгүүлэл хэвлэгдсэн бөгөөд жил ирэх тусам хэвлэгдэх өгүүллийн тоо нэмэгдэж байна. Агуулгын шинжилгээ хийсэн 66 өгүүллийн түлхүүр үгсийн давтагдлын сүлжээний зураглал хийхэд 3 кластер үүссэн бөгөөд хиймэл дагуулын төрөл, өгөгдөл боловсруулах арга, хэрэглээний чиглэл гэсэн гурван үндсэн чиглэлд төвлөрч байна. Аргазүйн хувьд авч үзвэл индексэд суурилсан, машин сургалт, гүн сургалтад суурилсан мөн физик болон физик-эмпирик загварчлалд суурилсан гэсэн гурван бүлэгт хуваагдаж байна. “OPTRAM, STIM, TVDI” зэрэг индексэд суурилсан аргууд нийт судалгааны 15.1%-ийг, машин сургалтын аргууд 59.1%-ийг, физик-эмпирик загварууд 25.8%-ийг эзэлж байна. Машин сургалт болон гүн сургалтын аргууд өндөр нарийвчлалтай зураглал боловсруулахад хамгийн үр дүнтэй байна ($R=0.86-0.94$, $RMSE=0.03-0.05$). Сүүлийн үеийн судалгаанууд олон эх сурвалжийн өгөгдөлд суурилсан болон машин сургалтын аргазүйг хөгжүүлэхэд илүүтэй чиглэж байна.

Түлхүүр үгс: Хиймэл дагуулын өгөгдөл, Системчилсэн дүн шинжилгээ, Библиометрийн шинжилгээ, Агуулгын шинжилгээ

©Зохиогчийн оруулсан хувь нэмэр: **М.Мөнхзул:** Эх бичвэр, аргазүй боловсруулалт, өгөгдлийн дүн шинжилгээ, **Г.Бямбахуу, Н. Сонинхишиг:** Онолын үндэслэл, үндсэн бичвэрийн үр дүнгийн хяналт, **Б. Сайнбуян, Ч. Наранцэцэг, В.Батцэнгэл:** Бичвэрийн үндсэн засвар, үр дүнгийн хяналт.

Оршил

Хөрсний чийг уур амьсгалын өөрчлөлтийг тод мэдэрдэг газрын гадаргын чухал бүрэлдэхүүн хэсгүүдийн нэг (Galvencio et al., 2024) бөгөөд газрын гадарга, агаар мандал хоорондын усны эргэлтэд гол үүрэг гүйцэтгэдэг чухал хувьсагчийн нэг юм (Seneviratne et al., 2010; Sun et al., 2025). Уур амьсгал, газарзүйн байршил, ургамалжилт, хөрсний шинж чанар зэрэг хүчин зүйлүүд нь хөрсний чийгийн орон зай, цаг хугацааны хэлбэлзэлд шууд нөлөөлдөг (Cai et al., 2024). Хөрсний чийгийн динамикийг тодорхойлох явдал нь газар тариалангийн эрсдэлийн үнэлгээ, экосистемийн тогтвортой байдлын хяналт төдийгүй гидрологийн загварчлал, гангийн урт, богино хугацааны таамаглал, уур амьсгал, ургамалжилтын харилцан үйлчлэлийн судалгаанд үндсэн оролтын мэдээллийг бүрдүүлдэг (Field et al., 1995; Mulla, 2013; Sivapalan et al., 2003).

Хөрсний чийгийн судалгаа анхан шатны ажиглалтаас хэмжилтийн нарийн арга техник хүртэл цаг хугацааны явцад хөгжсөөр ирсэн (Singh & Gaurav, 2023). Хөрсний чийгийг судлах уламжлалт арга нь талбайн хэмжилт болон лабораторийн шинжилгээнд тулгуурладаг (Johnson & Geological Survey (U.S.), 1962) бөгөөд тус арга нь өндөр нарийвчлалтайгаар хөрсний хими, физик шинж чанарыг тодорхойлох боломжийг олгодог ч зөвхөн тодорхой цэгийн мэдээллийг өгдөг (Rasheed et al., 2022) ба бүс нутгийн хэмжээний хөрсний чийгийн орон зайн тархалт, өөрчлөлтийг бүрэн илэрхийлдэггүй сул талтай. Дээр дурдсанчлан уур амьсгалын нөхцөл, ургамлын төрөл, хөрсний бүтэц, газрын гадаргын хэлбэр зэрэг олон хүчин зүйлээс хамааран богино хугацаанд ихээхэн хэлбэлзэлтэй байдаг тул тогтмол том талбайн хяналт шинжилгээ хийхэд уламжлалт арга хангалтгүй байдаг (Abbes et al., 2024).

Сүүлийн жилүүдэд бүс нутгийн хөрсний чийгийн орон зай, цаг хугацааны өөрчлөлтийг тасралтгүй хянах, хэмжилтийн үр дүнг сайжруулахад зайнаас тандан судлалын аргыг өргөнөөр ашиглах болсон нь бидэнд шинэ боломжийг нээж байна. Хиймэл дагуулын мэдээгээр хөрсний чийг тооцоолох анхны судалгаанууд ихэвчлэн идэвхгүй бичил долгион ашиглан чийгийн дундаж утгыг тодорхойлоход чиглэж байсан (Zeng et al., 2023). Харин сүүлийн жилүүдэд радар, оптикийн болон дулааны сенсоров мэдээллийг хослуулан ашиглах хандлага нэмэгдэж байна (Lamichhane et al., 2025; Sengani et al., 2023). Техник технологийн хурдацтай хөгжлийн ачаар бид зөвхөн өнгөн хөрсний чийг бус гүний хөрсний чийгийн мэдээг хүртэл судлах боломжтой болсон (Natsagdorj et al., 2021). Жишээлбэл: “Soil Moisture Active Passive (SMAP)” болон “Soil Moisture and Ocean Salinity (SMOS)” хиймэл дагуулууд “L” суваг бүхий бичил долгионы өгөгдлийг газрын гадаргын загварт нэгтгэх замаар 0-100 см-ийн гүний хөрсний чийгийг тооцох боломж бүрдсэн явдал нь дэлхийн хэмжээнд хөрсний чийгийн тархалтыг цаг хугацааны өндөр нарийвчлалтай хянах боломжтой болсон (Entekhabi et al., 2010; Kerr et al., 2010). Гэвч эдгээр өгөгдлийн орон зайн нарийвчлал (9-36км) харьцангуй бага тул жижиг нутаг дэвсгэрт хийгдэх судалгаанд илүү өндөр орон зайн нарийвчлал бүхий хиймэл дагуулыг ашиглах хэрэгцээ шаардлага бий болсон ба олонх судлаачид “Sentinel” (Batsaikhan et al., 2023), “Landsat” (Natsagdorj et al., 2017), “Gaofen-3” (L. Zhang et al., 2018) зэрэг хиймэл дагуулын өгөгдлийг ашиглан хөрсний чийгийн тархалт, улирлын онцлог, уур амьсгалын хүчин зүйлийн нөлөөг үнэлэх судалгаануудыг хийсээр байна (Bhardwaj et al., 2022). Түүнчлэн олон эх үүсвэрт өгөгдлийг нэгтгэн хөрсний чийгийг нарийн тооцоолох, машин сургалт, гүн сургалтын аргуудыг ашиглан загварчлалын нарийвчлалыг сайжруулах чиглэл эрчимтэй хөгжиж байна (Singh & Gaurav, 2023). Энэхүү хандлага нь орон зайн нарийвчлал, цаг хугацааны давтамжийн ялгааг нөхөж, илүү нарийвчилсан хөрсний чийгийн зураглал гаргах боломжийг олгож байна. Тухайлбал: “Random Forest (RF), Support Vector Machine (SVM), Convolutional Neural Network (CNN)” зэрэг аргуудыг ашиглан орон зайн нарийвчлал нэмэгдүүлэх судалгаанууд өргөн хийгдэж байна (Lakra et al., 2025; Mahmood et al., 2024). Гэсэн хэдий ч хиймэл дагуулын өгөгдлийн орон зай, цаг хугацааны нарийвчлалын зөрүү, газрын хэмжилт болон баталгаажуулалтын хүндрэл, ургамлын нөлөө, хөрсний хэв шинж, гадаргын ялгаатай байдал, олон эх үүсвэрт мэдээллийг уялдуулах арга зүйг боловсруулах зэрэг сорилтууд байсаар байна.

Сүүлийн жилүүдэд зайнаас тандан судлалын аргаар хөрсний чийгийг тооцоолох судалгаанууд эрчимтэй хөгжиж байгаа ч тэдгээрийг нэгтгэн системтэйгээр дүгнэсэн судалгааны тоймууд цөөн хэвээр байна. Энэхүү судалгааны тоймоор зайнаас тандан судлалын технологиор хөрсний чийг тооцоолох, зураглах чиглэлээр өмнө хийгдсэн судалгаануудыг нэгтгэн дүгнэж, хэрэглэгдэж буй өгөгдлийн төрөл, арга зүй, загварчлалын онцлогийг харьцуулан авч үзэх, мөн сүүлийн жилүүдэд өргөн хэрэглэгдэх болсон машин сургалт, гүн сургалтын аргуудыг ашиглан хөрсний чийгийг тооцох, нарийвчлалыг нэмэгдүүлэх, интеграл загварчлалын хөгжлийг тодорхойлох зорилготой.

Судалгааны аргазүй

Судлаачид судлагдсан байдлын тойм шинжилгээ хийх олон аргазүйг боловсруулсан байдаг. Судалгааны зорилго, өгөгдлийн шинж чанараас хамааран аргуудыг дангаар эсвэл холимог байдлаар хэрэглэх боломжтой бөгөөд энэхүү судалгаанд системчилсэн дүн шинжилгээ, библиометрийн шинжилгээ болон агуулгын шинжилгээг ашигласан (Хүснэгт 1). Эдгээр аргууд нь тухайн судалгааны чиглэлийн чанарын болон тоон мэдээллийг нэгтгэн, судалгааны чиг хандлага, бүтэц, уялдаа холбоог бүрэн тодорхойлох боломжийг олгосон. Энэхүү судалгааг Зураг 1-д харуулсан аргазүйн дарааллын дагуу хийж гүйцэтгэсэн болно.

Хүснэгт 1. Судлагдсан байдлын тойм шинжилгээнд ашигласан аргазүйн товч тодорхойлолт

№	Арга	Тодорхойлолт
1	Системчилсэн дүн шинжилгээ	Судалгааны материалуудыг урьдчилан тодорхойлсон шалгуурын дагуу цуглуулж, дүн шинжилгээ хийх.
2	Библиометрийн шинжилгээ	Шинжлэх ухааны өгүүллийн тоо, эшлэл, зохиогч, зохиогчдын хамтын ажиллагаа, сэтгүүл, түлхүүр үг зэрэг өгөгдөлд тоон ба статистик аргуудыг хэрэглэн дүн шинжилгээ хийх.
3	Агуулгын шинжилгээ	Их хэмжээний текст өгүүлэл дээр үгс, сэдвийн давтамж, хамаарлыг тоон аргаар агуулгын түвшинд шинжилдэг.

Системчилсэн дүн шинжилгээний арга: Системчилсэн дүн шинжилгээг “PRISMA” аргачлалын үндсэн зарчмыг баримтлан өгөгдөл цуглуулсан. “Web of Science (WoS)” мэдээллийн сангаас “soil moisture”, “satellite data” болон “remote sensing technology” гэсэн түлхүүр үгсийг ашиглан гарчиг, түлхүүр үг, хураангуй хэсгээс 2017-2025 оны 11 сар хүртэлх англи хэл дээр хэвлэгдсэн шинжлэх ухааны өгүүлүүдийг шүүн авсан. Хайлтаар нийт 4933 өгүүлэл илэрснээс 256 өгүүлэл нээлттэй унших боломжтой, 4677 өгүүлэл бүтэн текстэд хандах эрхгүй буюу нээлттэй бус байсан. 256 өгүүллийн 89-ийг “PDF” байдлаар татаж авах боломжгүй байсан тул 167 өгүүллийг “PDF” байдлаар татаж авсан. Татаж авсан 167 өгүүллээс 55 нь давхацсан буюу нэгээс олон удаа давтагдсан тул хасаж 112 өгүүллийг бүтнээр уншиж агуулгын хяналт хийж, хөрсний чийгийг хиймэл дагуулын мэдээгээр тооцоолох гол шаардлагыг хангаагүй 46 өгүүллийг хасан эцсийн дүн шинжилгээг 66 өгүүлэлд хийсэн.

Библиометрийн шинжилгээний арга: Библиометрийн шинжилгээгээр (1) Нийтлэлийн тоон шинжилгээ, (2) Бүс нутгийн шинжилгээ, (3) Хэвлэлийн байгууллага болон сэтгүүлүүдийн шинжилгээг нийт 4933 өгүүлэлд хийсэн бол (4) Түлхүүр үгийн сүлжээ болон (5) Хиймэл дагуулын мэдээний шинжилгээг 66 өгүүлэл дээр хийсэн.

Түлхүүр үгийн давтагдлын сүлжээг “VOSviewer” программ хангамжийг ашиглан гүйцэтгэсэн. Түлхүүр үгийн сүлжээг байгуулахдаа өгүүлэл бүрд ашиглагдсан түлхүүр үгс (Author Keywords)-ийн давтамжийг (1) тэгшитгэлээр тооцоолж, үүссэн давтамжийн матрицыг “VOSviewer” программд оруулсан. Түлхүүр үг бүрийн сүлжээнд эзлэх ач холбогдлыг (2) тэгшитгэлээр тодорхойлж, харилцан өндөр давтагдалтай түлхүүр үгсийг кластерчлалын алгоритмаар ангилсан (Waltman et al., 2010). Шинжилгээнд дор хаяж n ($n \geq 5$) удаа давтагдсан түлхүүр үгсийг сонгон

авсан. Түлхүүр үгсийг цэвэрлэгээг хийхдээ Аффеденсийн цэвэрлэгээний аргыг ашиглан стандартчилсан бөгөөд 4 үе шаттайгаар хэрэгжүүлсэн (Zuric & Šater, 2015). Үүнд:

- Бүх түлхүүр үгсийг жижиг үсэг хэлбэр шилжүүлэх;
- Ганц болон олон тооны хэлбэрүүдийг нэгтгэх;
- Ижил утгатай үгс болон товчилсон хэлбэрүүдийг стандарт түлхүүр үг болгон нэгтгэх;
- Тусгай тэмдэгтүүдээс (дундуур зураас) үүдэлтэй бичлэгийн зөрүүг арилгах;

$$Co_{ij} = \sum_{k=1}^n x_{ik} * x_{jk} \quad (1)$$

Энд: Co_{ij} -ийн i болон j нь түлхүүр үгсийн давтамжийг илэрхийлнэ. x_{ik} -ийн i нь түлхүүр үг, k нь өгүүлэлд орсон эсэхийг (1 эсвэл 0) илэрхийлнэ.

$$TLS_i = \sum_{j \neq i} Co_{ij} \quad (2)$$

Энд: TLS_i -ийн i нь түлхүүр үгийн сүлжээнд эзлэх харьцангуй ач холбогдлыг илэрхийлнэ. Холбогдлын хүч их байх тусам тухайн түлхүүр үг төв байрлал эзэлнэ.

Хиймэл дагуулын хэрэглээний давтамжийг нийт шинжилсэн өгүүлүүдийн дунд тухайн хиймэл дагуул ашиглагдсан өгүүллийн эзлэх хувиар илэрхийлж, (3) тэгшитгэлийн дагуу тооцоолсон.

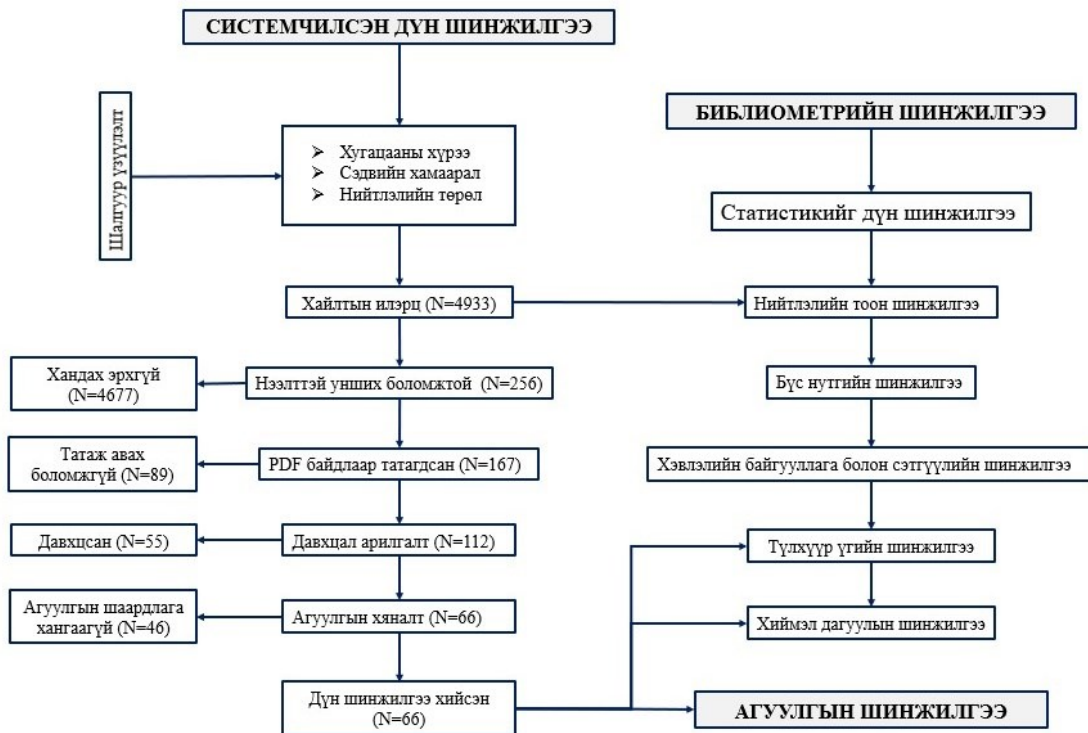
$$F_s = \frac{n_s}{N} \times 100 \quad (3)$$

Энд: F_s нь тухайн хиймэл дагуулын хэрэглээний давтамж (%), n_s нь тухайн хиймэл дагуулыг ашигласан өгүүллийн тоо, N нь шинжилсэн нийт өгүүллийн тоо.

Агуулгын шинжилгээ: Библиометрийн шинжилгээний дараа сонгосон 66 өгүүллийн аргазүй болон агуулгыг харьцуулан шинжлэх зорилгоор агуулгын дүн шинжилгээг хийсэн. Өгүүлүүдийг ашигласан алгоритм, загварчлалын арга, болон тооцооллын зарчимд үндэслэн аргазүйн төрлөөр ангилсан. Аргазүйн ангиллыг тухайн аргазүй ашиглагдсан өгүүллийн давтамжаар (4) тэгшитгэлийн дагуу тооцоолсон. Аргазүйн нарийвчилсан төрөл болон гүйцэтгэлийн үзүүлэлтүүдийг (R , R^2 , $RMSE$ зэрэг) цуглуулж, өгөгдлийг нэгтгэн харьцуулсан. Судалгаануудын хоорондын харьцуулах боломжийг хангахын тулд ялгаатай хэмжилтийн нэгжийг стандартчилж, R^2 утгуудыг R болгон хөрвүүлсэн. Үүний үндсэн дээр өгүүлүүдийг аргазүйн төрлөөр ангилан тэдгээрийн давуу болон сул тал, үр дүнгийн нарийвчлалыг харьцуулсан.

$$F_m = \frac{n_m}{N} \times 100 \quad (4)$$

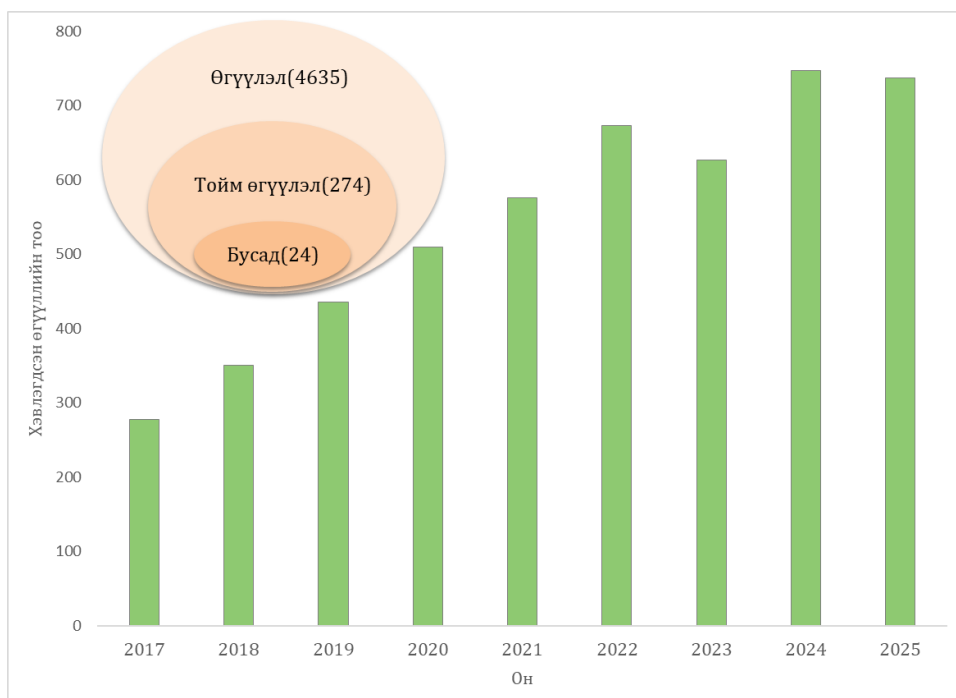
Энд: F_m нь m төрлийн аргазүй ашигласан өгүүллийн эзлэх хувь, n_m нь тухайн аргазүй ашигласан өгүүллийн тоо, N нь нийт өгүүллийн тоо.



Зураг 1. Аргазүйн дараалал

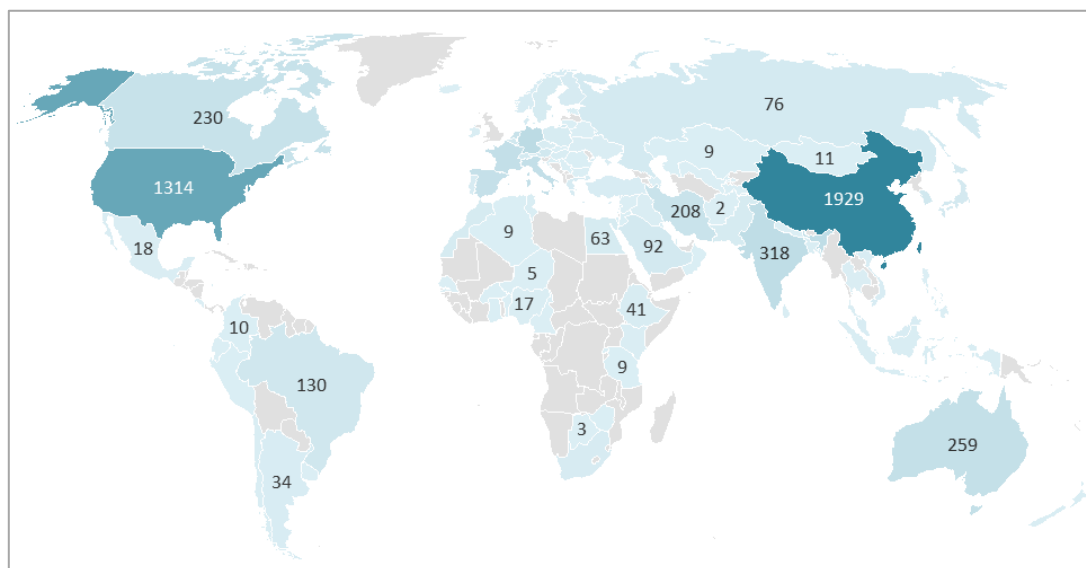
Судалгааны үр дүн ба хэлэлцүүлэг

Хөрсний чийгийн зайнаас тандан судлалын судалгааны өнөөгийн байдал: “WoS” мэдээллийн санд бүртгэлтэй зайнаас тандан судлалын аргаар хөрсний чийг тооцоолсон нийт өгүүллийн тоо жил ирэх тусам тогтвортой өссөн байна (Зураг 2). Сүүлийн 9 жилийн хугацаанд нийт 4933 өгүүлэл хэвлэгдсэнээс 2017 онд 278 өгүүлэл нийтлэгдсэн бол 2024 онд 747 хүрч, сүүлийн жилүүдэд судалгааны идэвх эрчимжсэн байна. 2025 оны 11 сарын байдлаар 737 өгүүлэл хэвлэгдсэн нь нийтлэлийн тоо өмнөх оныхтой төстэй түвшинд хадгалагдаж байгаа нь энэ чиглэлийн судалгааны эрэлт тогтвортой өсөлттэй байгааг илтгэж байна. Дээрх судалгаануудын дийлэнхийг буюу 93.96 хувийг шинжлэх ухааны өгүүлэл, 5.55 хувийг тойм өгүүлэл эзэлж байгаа бол 0.49 хувийг бусад (редакцын нийтлэл, номын бүлэг, хурлын эмхэтгэл) нийтлэлүүд эзэлж байна. Энэ нь хөрсний чийгийн судалгаанд туршилт, загварчлал, тооцоолол зэрэг анхан шатны судалгаанууд давамгайл байгааг, харин тойм болон нэгтгэл судалгаанууд харьцангуй бага хийгдсэн болохыг харуулж байна.



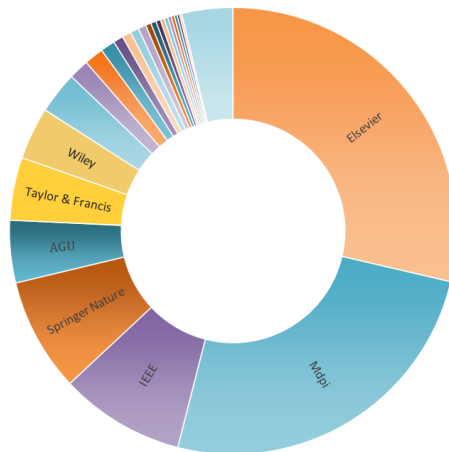
Зураг 2. Сүүлийн 9 жилд WoS мэдээллийн санд бүртгэгдсэн хиймэл дагуулын мэдээгээр хөрсний чийгийг тооцоолсон өгүүллийн тоо, төрөл

Нийт хэвлэгдсэн өгүүллүүдийг улс бүрээр ангилан эрэмбэлэхэд нийт давтамжийн тоо 8121 байсан нь олон өгүүллүүд хэд хэдэн улсын хамтын оролцоотой хийгдсэн болохыг харуулж байна (Зураг 3). Нэг өгүүлэлд дунджаар 1.65 улс оролцсон нь тухайн чиглэлд олон улсын хамтарсан судалгаа харьцангуй өндөр түвшинд байгааг илтгэж байна. Нийт хэвлэгдсэн өгүүллийн 23.73% (N=1929) Бүгд Найрамдах Хятад Ард Улс (БНХАУ), 16.17% (N=1314) Америкийн нэгдсэн улс (АНУ), 4.37% (N=355) Герман, 3.91% (N=318) Энэтхэг, 3.32% (N=270) Франц, 3.32% (N=270) Итали, 3.19% (N=259) Австрали, үлдсэн 41.99%-ийг бусад улсын судлаачид тус тус хэвлүүлсэн байна.



Зураг 3. Хэвлүүлсэн өгүүллийн тоо, улс орнуудаар

Зураг 4-г тус сэдвээр хийгдсэн судалгааны өгүүлүүдийг хэвлэн нийтэлсэн гол хэвлэлийн байгууллагын эзлэх хувийн жинг харуулав. Нийт хэвлэгдсэн өгүүллийн 28.64% буюу 1393 өгүүлэл “Elsevier”-д, 25.43% буюу 1232 өгүүлэл “MDPI”-д, 9.5% буюу 440 өгүүлэл “IEEE”-д, 4.54% буюу 220 өгүүлэл “American Geophysical Union”-д хэвлэгдсэн байна. Хамгийн олон өгүүлэл хэвлэгдсэн эхний 15 сэтгүүлийг ангилж үзвэл “Elsevier”-ийн 7 сэтгүүл, “MDPI”-ийн 4 сэтгүүл тус тус багтаж байна. Тус үр дүнгээс харахад эдгээр байгууллагууд энэ чиглэлийн судалгааны үр дүнг түгээхэд чухал үүрэг гүйцэтгэж байна.



Зураг 4. Гол хэвлэлийн байгууллагын эзлэх хувь

Харин сэтгүүлүүдээр ангилбал нийт өгүүллийн 79% буюу 3901 өгүүлэл нэр бүхий шилдэг 100 сэтгүүлд хэвлэгдсэн байна. Тэдгээрийг дотор нь ангилан харвал 18.5% буюу 722 өгүүлэл “Remote Sensing” сэтгүүлд, 5.9% буюу 230 өгүүлэл “Remote Sensing of Environment” сэтгүүлд, 4.5% буюу 177 өгүүлэл “IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing” сэтгүүлд 4.3% буюу 166 өгүүлэл “IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing” сэтгүүлд, 3.9% буюу 154 өгүүлэл “Journal of Hydrology” сэтгүүлд тус тус хэвлэгдсэн байна (Хүснэгт 2).

Хүснэгт 2. Хамгийн олон өгүүлэл хэвлүүлсэн хэвлэлийн байгууллага, сэтгүүлүүд

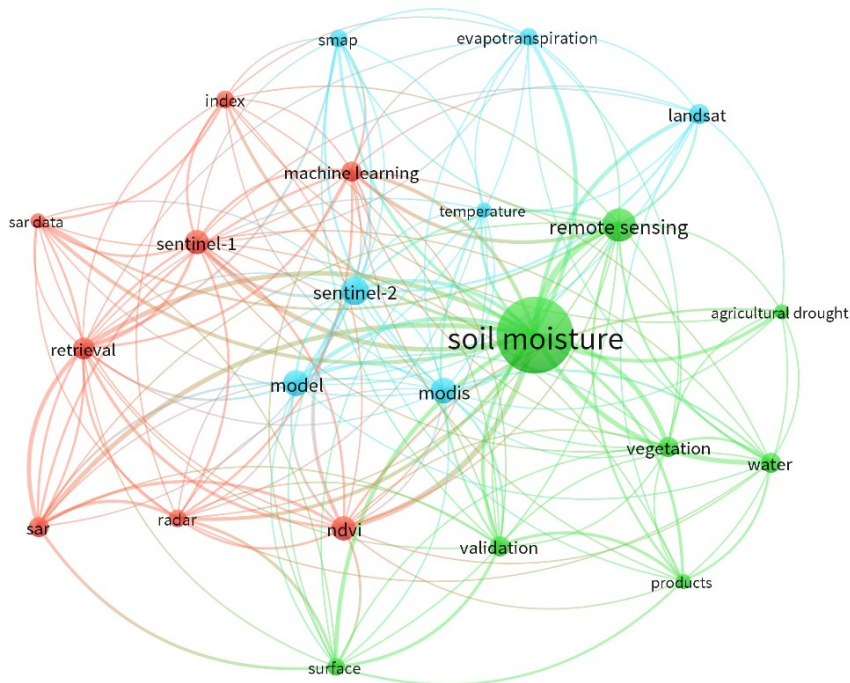
№	Сэтгүүл	Нийт хэвлэгдсэн өгүүлэл
1	Remote Sensing	722
2	Remote Sensing of Environment	230
3	IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing	177
4	IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing	166
5	Journal of Hydrology	154
6	Water	112
7	Agricultural Water Management	110
8	Water Resources Research	85
9	Agricultural and Forest Meteorology	83
10	Science of the Total Environment	80

Судлагдсан байдлын тойм шинжилгээнд ашигласан 66 өгүүллийн түлхүүр үгсийн давтагдлын сүлжээний зураглалыг байгуулав (Зураг 5). Түлхүүр үгсийн давтагдлын ангилал үндсэн 3 кластерт хуваагдаж байна. Энэхүү зураглалаас харахад зайнаас тандан судлалын аргаар хөрсний чийг тооцоолох судалгаа нь хиймэл дагуулын төрөл, өгөгдөл боловсруулах арга, хэрэглээний чиглэл гэсэн гурван үндсэн чиглэлд төвлөрч байгааг харуулж байна.

Эхний кластер буюу улаан өнгөөр идэвхтэй зайнаас тандан судлалын технологи, ялангуяа “Synthetic Aperture Radar (SAR)”-ын мэдээлэл дээр тулгуурлан хөрсний чийг тооцоолох аргуудыг голчлон судалсан өгүүлүүд хамаарч байна. “Sentinel-1, SAR data, SAR, radar” болон “machine learning” гэсэн түлхүүр үгс нь радарын өгөгдөл ашигласан судалгаануудад хамгийн ихээр давтагдсан байна.

Хоёр дахь кластер буюу цэнхэр өнгөөр идэвхгүй зайнаас тандан судлалын системүүд, тухайлбал “SMAP, MODIS, Landsat” болон “Sentinel-2” хиймэл дагуулын мэдээг ашигласан судалгаанууд энэ бүлэгт хамаарч байна. Мөн температур болон ууршилт гэсэн түлхүүр тус кластерт ихээр дурдагдсан бөгөөд судлаачид хөрсний чийгийг хөдөлгөгч гол хүчин зүйлүүдийг хавсармал байдлаар судалж буйг харуулж байна.

Төв зангилаа болох “soil moisture” болон “remote sensing” нь бүх гурван кластертай хүчтэй холбоосоор холбогдсон байна. Энэ нь радар (Sentinel-1), оптик (Landsat, MODIS), мөн идэвхгүй радиометр (SMAP) зэрэг бүх төрлийн зайнаас тандан судлалын өгөгдлийг хөрсний чийгийн тооцооллод идэвхтэй ашиглаж байгааг илтгэж байна. Мөн ургамалжилт, ган, баталгаажуулалт, ус болон хөдөө аж ахуй гэсэн түлхүүр үгс энэ кластерт хамаарч байгаа нь хөрсний чийгийн практик хэрэглээ, ялангуяа усны нөөц, ургамалжилт, ган гачгийн үнэлгээтэй холбоотой судалгаанууд мөн хамааралтай байгааг илтгэж байна.



Зураг 5. Түлхүүр үгийн давтагдал, уялдаа холбоо

Хөрсний чийгийн мэдээлэл цуглуулахад өргөн хэрэглэгддэг томоохон хиймэл дагуулын системүүд болон тэдгээрийн сенсоорын үндсэн үзүүлэлтүүдийг нэгтгэн Хүснэгт 3-г харуулав. Хүснэгтээс харахад, хөрсний чийгийн тооцооллод голчлон Радар, Радиометр, болон Скаттерометр (Scatterometer) гэсэн гурван төрлийн сенсорт тулгуурлаж байна. “С” суваг бүхий радарын ангилалд хамаарах “ERS” (1991–2011) систем нь хөрсний чийгийн судалгаа, мониторингийн чухал эх сурвалжуудын нэг юм. Орон зайн нарийвчлал өндөр (25 метр) хэдий ч цаг хугацааны нарийвчлал 35 өдөр учир хөрсний чийгийн хэлбэлзлийг тооцоолоход ач холбогдол багатай гэж үздэг. Харин “Sentinel” хиймэл дагуул “ERS”-с өндөр орон зайн шийдтэйгээс гадна хугацааны нарийвчлал 6-12 хоног байгаа нь олон судлаачид судалгаандаа ашиглах гол үзүүлэлт болж байна. “L” суваг бүхий радиометрийн (SMAP, SMOS) хувьд орон зайн нарийвчлал 9-50 км боловч гүний хөрсний чийгийг тооцоолох боломжтойгоороо мөн цаг хугацааны нарийвчлал 2-3 хоног байдаг нь гол давуу тал болж байна. Харин бичил долгионы радиометр болон скаттерометр сенсор бүхий “AMSR, ASCAT” нь орон зайн нарийвчлал 25-50 км боловч, цаг хугацааны нарийвчлал 1-2 өдөр байдаг. Хүснэгт 3-аас харахад, өндөр орон зайн нарийвчлалтай (10-20 м) “ERS, Sentinel” хиймэл дагуулуудын давталт 6-35 хоног байдаг бол нарийвчлал багатай (25-50 км) “ASCAT, AMSR” зэрэг сенсорууд 1-2 өдрийн өндөр цаг хугацааны нарийвчлалыг өгдөг. Энэ нь зайнаас тандан судлалын өнөөгийн гол сорилт болох нарийвчлалын зөрчил буюу орон зайн болон цаг хугацааны нарийвчлал хоёрын хамтад нь өндөр байлгах боломжгүйг харуулж байна. “SMAP” хиймэл дагуулын “L” суваг бүхий радиометр болон радар хосолсон байдал нь энэхүү нарийвчлалын зөрчлийг шийдвэрлэх оролдлого байсан.

Хүснэгт 3. Хөрсний чийгийн судалгаанд ашиглагддаг гол хиймэл дагуулуудын системийн үзүүлэлтүүдийн тойм

Хиймэл дагуул	Сенсорын төрөл	Долгионы муж	Орон зайн нарийвчлал	Цаг хугацааны нарийвчлал
ERS (1991–2011)	C суваг бүхий радар	C суваг (≈ 5.3 GHz)	~ 25 м	35 хоног
Sentinel (2014-Одоог хүртэл)	C суваг бүхий радар	C суваг (≈ 5.4 GHz)	10–20 м	6–12 хоног
SMAP 2015-Одоог хүртэл)	L суваг бүхий радиометр & радар	L суваг (≈ 1.4 GHz)	9 км (радиометр) / $\sim 1-3$ км (радар)	2–3 хоног
SMOS (2009 Одоог хүртэл)	L суваг бүхий радиометр	L суваг (≈ 1.4 GHz)	35–50 км	2–3 хоног
AMSR (2002-Одоог хүртэл)	Бичил долгионы радиометр	C/X суваг (6.9–36.5 GHz)	25–50 км	1 өдөр
ASCAT (2006-Одоог хүртэл)	Скаттерометр	C суваг	25–50 км	1–2 өдөр

Нийт 66 өгүүлэлд 116 хиймэл дагуулын мэдээ ашиглан хөрсний чийгийн зураглал болон хэмжилт хийжээ. Эдгээрийн 26.7% буюу 31 өгүүлэлд “Sentinel-1”, 20.7% буюу 24 өгүүлэлд “Sentinel-2”, 14.7% буюу 17 өгүүлэлд “Landsat”, 10.7% буюу 12 өгүүлэлд “MODIS”, 9.5% буюу 11 өгүүлэлд “SMAP” хиймэл дагуулын мэдээг ашигласан бол бусад 18.1% буюу 21 өгүүлэлд бусад хиймэл дагуулын мэдээг ашигласан байна (Зураг 6).



Зураг 6. Ашигласан хиймэл дагуулуудын давтамж

Аргазүй болон үр дүнгийн харьцуулсан шинжилгээ: Сонгосон өгүүлүүдийг ашигласан аргазүйд үндэслэн индексэд суурилсан, физик болон физик-эмпирик загварчлалд суурилсан, мөн машин сургалтад суурилсан гэсэн гурван үндсэн ангилалд хуваан харьцуулсан. Энэхүү ангиллын хүрээнд хөрсний чийгийн судалгаанд ашиглагдаж буй аргазүйн ялгаа, хиймэл дагуулын бүтээгдэхүүний хэрэглээ, загварчлалын хөгжлийн чиг хандлага болон машин сургалтын аргуудын эзлэх байр суурийг үнэлэв.

Индексэд суурилсан аргазүй: Индексэд суурилсан аргачлалаар хөрсний чийг тооцоолсон судалгаанууд нь нийт судалгааны 15.1%-ийг эзэлж байна. Эдгээр судалгаанд “Landsat, MODIS, Sentinel” зэрэг хиймэл дагуулын өгөгдөлд тулгуурлан “Optical Trapezoid Model (OPTRAM), Simplified Thermal Inertia Model (STIM), Soil Moisture Index (SMI), Topographic Wetness Index (TWI), болон Temperature Vegetation Dryness Index (TVDI)” зэрэг индексүүдийг өргөн ашигласан байна. “OPTRAM” загварын сайжруулсан хувилбар нь уламжлалт загваруудтай харьцуулахад илүү өндөр корреляцийн хамааралтай, дундаж квадрат алдаа (RMSE) багатай гарсан нь хөрсний чийгийн үнэлгээний нарийвчлалыг сайжруулж байгааг харуулж байна (B. Acharya & Sharma, 2021; Z. Liu et al., 2020; Ngo Thi et al., 2019; Sadeghi et al., 2023). Мөн “OPTRAM” болон Ургамлын нормчилсон ялгарлын индекс (NDVI)-д суурилсан сургалтгүй ангиллын арга усжуулалттай

тариалангийн талбайг үр дүнтэй илрүүлж, хөрс ургамлын параметрээр дамжуулан усжуулалтын төлөвийг шууд тодорхойлох боломжтойг харуулсан (Ambrosone et al., 2020; Longo-Minnolo et al., 2022). “TWI” индексийг ашиглан намгархаг газрын чийгийн өөрчлөлтийн чиг хандлагыг үнэлсэн судалгаагаар “TWI”-ийн сайжруулсан хувилбар хээрийн хэмжилтийн өгөгдөлтэй илүү сайн тохирч байсан байна (Gumbrecht, 2018). Түүнчлэн “Madden-Julian Oscillation (MJO)” уур амьсгалын индексийг “SMOS” болон “MODIS”-той хослуулсан судалгаагаар гангийн таамаглалын нарийвчлал 30-40%-иар сайжирсан байна (Park et al., 2018).

Машин сургалт, гүн сургалтад суурилсан аргазүй: Сүүлийн жилүүдэд машин сургалтын аргуудыг шинжлэх ухааны судалгаанд ашиглах хандлага эрчимтэй өсөж байна (Xu & Liang, 2021). Энэхүү аргазүйд суурилсан судалгаанууд нь нийт шинжилгээ хийсэн өгүүллүүдийн 59.1%-ийг эзэлж байна. Хөрсний чийгийн тооцоололд “RF, SVM, CNN, U-Net, eXtreme Gradient Boosting (XGBoost)” зэрэг алгоритмуудыг “Sentinel-1, Sentinel-2, SMAP, Landsat” зэрэг хиймэл дагуулын өгөгдөлтэй хослуулан өргөнөөр ашигласан байна. “Sentinel-2” хиймэл дагуулын мэдээ болон газрын гадаргын хүчин зүйлсийг ашиглан “RF” болон “SVM” аргуудаар боловсруулсан загвар 91.8%-ийн нарийвчлалтай үр дүн үзүүлсэн (Win et al., 2024), Мөн гангийн таамаглалын судалгаанд нисгэгчгүй нисэх төхөөрөмжийн өгөгдлийг “Landsat-8” хиймэл дагуулын мэдээлэлтэй нэгтгэн “XGBoost” загварыг ашигласнаар жижиг талбайн өгөгдлийг хиймэл дагуулын мэдээлэлтэй уялдуулах боломжтойг харуулсан ($R=0.69$, $RMSE=3.88$) (X. Yang et al., 2024). Сүүлийн жилүүдэд гүн сургалтын аргууд хөрсний чийгийн тооцоололд илүү өргөн хэрэглэгдэх болсон. Ялангуяа олон эх сурвалжийн өгөгдлийг нэгтгэн боловсруулахад гүн сургалтын аргууд бусад аргуудаас давуу гүйцэтгэл үзүүлсэн байна. “Sentinel-1/2” болон “SMAP” зэрэг олон эх сурвалжийн өгөгдлийг нэгтгэсэн гүн сургалтын загвар нь хиймэл дагуулын өгөгдөл болон хээрийн хэмжилтийн хооронд өндөр хамаарал ($R=0.70$, $RMSE=0.055$) үзүүлсэн (Batchu et al., 2023).

Мөн “ASCAT” радарын өгөгдлийг “SMAP” хиймэл дагуулын “L” сувгийн мэдээлэлд дүйцүүлэх зорилгоор “U-Net” загварыг ашиглахад “C” сувгийн өгөгдлөөс өндөр нарийвчлалтай ($R=0.90$, $RMSE=0.043$) хөрсний чийгийн мэдээлэл гарган авах боломжтойг харуулсан (Lee et al., 2024). “Global Navigation Satellite System-Reflectometry (GNSS-R)” өгөгдлийг “CNN” загварт ашигласан судалгаанд хөрсний чийгийн зураглалын нарийвчлал $R=0.93-0.94$, $RMSE=0.033-0.036$ байсан нь уг технологийг үр ашигтай ашиглах боломжтойг баталж байна (Nabi et al., 2022). Түүнчлэн “SMAP” болон “Sentinel-1” хиймэл дагуулын мэдээнүүдийг “RF” болон “Gradient Boosting” аргуудыг ашиглан 20 метрийн орон зайн нарийвчлалтай хөрсний чийгийн зураглал боловсруулахад “Gradient Boosting” загвар илүү сайн гүйцэтгэл ($R=0.86$, $RMSE=0.025$) үзүүлсэн байна (Tola et al., 2025). Эдгээр үр дүн нь олон эх сурвалжийн өгөгдөл болон машин сургалт, гүн сургалтын аргуудыг хослуулан ашиглах нь өндөр нарийвчлалтай хөрсний чийгийн зураглал боловсруулахад үр дүнтэй болохыг харуулж байна.

Физик болон физик-эмпирик загварчлалд суурилсан аргазүй: Физик болон физик-эмпирик загварчлалд суурилсан судалгаанууд нийт судалгааны 25.8%-ийг эзэлж байна. Энэ бүлгийн судалгаанууд хөрсний чийгийг тооцоолохдоо “Water Cloud Model”, “Dubois, Modified Dubois” болон “Tau-omega” зэрэг загваруудыг “Landsat, Sentinel-1/2, SMOS, SMAP” зэрэг олон эх сурвалжийн өгөгдөлтэй хослуулан ашигласан байна (Lv et al., 2024; Montaldo et al., 2021; Naseri et al., 2024; Singh & Gaurav, 2023). Ууршилт болон энергийн балансын загварууд болох “Surface Energy Balance Algorithm for Land (SEBAL), Mapping Evapotranspiration at High Resolution with Internalized Calibration (METRIC), болон Surface Energy Balance System (SEBS)” нь усны хэрэглээ, усны нөөцийн өөрчлөлт, хуурай бүс нутгийн усны менежментийн үнэлгээнд өндөр үр ашигтай болохыг судалгааны үр дүнгүүдээс харж болохоор байна (B. Acharya & Sharma, 2021; Da Silva et al., 2022; Zhao et al., 2025). Мөн өндөр орон зайн нарийвчлалтай нисгэгчгүй нисэх төхөөрөмж (UAV)-ийн дүрслэлд тулгуурлан боловсруулсан “Modified METRIC” болон “Soil Water Balance (SWB)” загваруудыг ашигласан судалгаанд усан үзмийн талбайн хөрсний чийгийн хэрэгцээг үр

дүнтэй тодорхойлсон гэж дүгнэжээ (Chandel et al., 2021). Түүнчлэн “Tau-z” болон “Community Microwave Emission Model (СМЕМ)” загваруудыг ашигласан судалгаанууд нь “L” сувгийн микро долгионы хөрсөнд нэвтрэх гүнийг туршилтаар баталгаажуулж, хиймэл дагуулын бүтээгдэхүүний физик үндэслэл болон параметрийн тогтвортой байдалд чухал баталгаажуулалт хийсэн байна (Lv et al., 2024).

Дүгнэлт

Сүүлийн 9 жилийн хугацаанд “WoS” мэдээллийн санд бүртгэгдсэн зайнаас тандан судлалын аргаар хөрсний чийг тооцоолсон судалгаануудад тойм шинжилгээ хийв. Хэвлэгдсэн өгүүллийг улс орноор ангилж үзэл БНХАУ (1314 өгүүлэл), АНУ (355 өгүүлэл), Герман (318 өгүүлэл) зэрэг улсууд энэ чиглэлийн судалгаагаар тэргүүлж байна. Хэвлэлийн байгууллагаар авч үзвэл “Elsevier (1232 өгүүлэл), MDPI (440 өгүүлэл), IEEE (220 өгүүлэл)” зэрэг хэвлэлийн байгууллагууд тэргүүлж байгаа бол сэтгүүлээр ангилан харвал “Remote Sensing” сэтгүүлд 722 өгүүлэл, “Remote Sensing of Environment” сэтгүүлд 230 өгүүлэл тус тус хэвлэгдсэн байна.

Агуулгын шинжилгээ хийсэн 66 өгүүллийн түлхүүр үгсийн давтагдлын сүлжээ нь гурван үндсэн кластер үүсгэж, хиймэл дагуулын төрөл, өгөгдөл боловсруулах арга, хэрэглээний чиглэл гэсэн гол чиглэлүүдэд төвлөрч байна. Эхний кластерт идэвхтэй зайнаас тандан судлалын аргаар хөрсний чийг тооцоолох арга аргачлалууд, хоёрдугаар кластерт идэвхгүй зайнаас тандан судлалын өгөгдөлд суурилсан судалгаанууд хамаарч байна. Харин гуравдугаар кластерийн төв зангилаа “хөрсний чийг” болон “зайнаас тандан судлал” гэх түлхүүр үгс дээр төвлөрч, бүх кластертай хүчтэй уялдаа холбоотой байна. Тус судалгаануудад нийт 116 хиймэл дагуулын өгөгдлийг ашигласан бөгөөд “Sentinel-1 (26.7%), Sentinel-2 (20.7%), “Landsat (14.7%)” хиймэл дагуулын өгөгдлүүд хамгийн өргөн хэрэглэгдэж байна.

Агуулгын шинжилгээгээр үнэлэхэд, судалгааны аргачлал гурван үндсэн чиглэлд хуваагдаж байна. Индексэд суурилсан аргачлал нийт судалгааны 15.1%-ийг эзэлж, “OPTRAM, STIM, SMI, TWI, TVDI” зэрэг индексүүдийг “Landsat, MODIS, Sentinel” зэрэг хиймэл дагуулын мэдээтэй хослуулан ашигласан байна. Физик болон физик-эмпирик загварчлалд суурилсан аргачлал нийт судалгааны 25.8%-ийг бүрдүүлж, “Water Cloud Model, Dubois, Tau-z, SEBAL, METRIC, SEBS” зэрэг загваруудыг олон төрлийн хиймэл дагуулын өгөгдөлтэй (SMAP, SMOS, Sentinel-1/2) хослуулан ашиглаж хуурай бүс нутгийн усны менежмент, хөрсний чийгийн динамикийг үнэлэхэд үр дүнтэй болохыг тодорхойлсон. Машин сургалт болон гүн сургалтын аргууд нийт судалгааны 59.1%-ийг эзэлж байна. “RF, SVM, XGBoost, CNN, U-Net” зэрэг алгоритмуудыг олон эх сурвалжийн өгөгдөлтэй нэгтгэн өндөр нарийвчлалтай хөрсний чийгийн зураглал боловсруулах боломжтойг олон судалгааны үр дүнгүүд харуулсан.

Ном зүй

1. Abbes, A. B., Jarray, N., & Farah, I. R. (2024). Advances in remote sensing based soil moisture retrieval: Applications, techniques, scales and challenges for combining machine learning and physical models. *Artificial Intelligence Review*, 57(9), 224. <https://doi.org/10.1007/s10462-024-10734-1>
2. Acharya, B., & Sharma, V. (2021). Comparison of satellite driven surface energy balance models in estimating crop evapotranspiration in semi-arid to arid inter-mountain region. *Remote Sensing*, 13(9), 1822. <https://doi.org/10.3390/rs13091822>
3. Acharya, U., Daigh, A. L. M., & Oduor, P. G. (2022). Soil Moisture Mapping with Moisture-Related Indices, OPTRAM, and an Integrated Random Forest-OPTRAM Algorithm from Landsat 8 Images. *Remote Sensing*, 14(15), 3801. <https://doi.org/10.3390/rs14153801>
4. Ambrosone, M., Matese, A., Di Gennaro, S. F., Gioli, B., Tudoroiu, M., Genesio, L., Miglietta, F., Baronti, S., Maienza, A., Ungaro, F., & Toscano, P. (2020). Retrieving soil moisture in rainfed and irrigated fields using Sentinel-2 observations and a modified OPTRAM approach. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 89, 102113. <https://doi.org/10.1016/j.jag.2020.102113>

5. Arias, M., Notarnicola, C., Campo-Bescós, M. Á., Arregui, L. M., & Álvarez-Mozos, J. (2023). Evaluation of soil moisture estimation techniques based on Sentinel-1 observations over wheat fields. *Agricultural Water Management*, 287, 108422. <https://doi.org/10.1016/j.agwat.2023.108422>
6. Batchu, V., Nearing, G., & Gulshan, V. (2023). A deep learning data fusion model using sentinel-1/2, SoilGrids, SMAP, and GLDAS for soil moisture retrieval. *Journal of Hydrometeorology*, 24(10), 1789–1823. <https://doi.org/10.1175/JHM-D-22-0118.1>
7. Batsaikhan, N., Chimid-Ochir, M., Togtokh, M., & Ganzorig, U. (2023). Results of using spectroradiometers for in soil moisture of mongolian steppe ecosystem. *The International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, XLVIII-1/W2-2023, 391–398. <https://doi.org/10.5194/isprs-archives-XLVIII-1-W2-2023-391-2023>
8. Bhardwaj, J., Kuleshov, Y., Chua, Z.-W., Watkins, A. B., Choy, S., & Sun, Q. (Chayn). (2022). Evaluating satellite soil moisture datasets for drought monitoring in australia and the south-west pacific. *Remote Sensing*, 14(16), 3971. <https://doi.org/10.3390/rs14163971>
9. Blanka-Végi, V., Tobak, Z., Sipos, G., Barta, K., Szabó, B., & Van Leeuwen, B. (2025). Estimation of the Spatiotemporal Variability of Surface soil Moisture Using Machine Learning Methods Integrating Satellite and Ground-based Soil Moisture and Environmental Data. *Water Resources Management*, 39(5), 2317–2334. <https://doi.org/10.1007/s11269-024-04069-3>
10. Bulut, Ü., Mohammadi, B., & Duan, Z. (2024). Estimation of surface soil moisture from Sentinel-1 synthetic aperture radar imagery using machine learning method. *Remote Sensing Applications: Society and Environment*, 36, 101369. <https://doi.org/10.1016/j.rsase.2024.101369>
11. Cai, J., Zhou, B., Chen, S., Wang, X., Yang, S., Cheng, Z., Wang, F., Mei, X., & Wu, D. (2024). Spatial and temporal variability of soil moisture and its driving factors in the northern agricultural regions of china. *Water*, 16(4), 556. <https://doi.org/10.3390/w16040556>
12. Chandel, A. K., Khot, L. R., Molaei, B., Peters, R. T., Stöckle, C. O., & Jacoby, P. W. (2021). High-resolution spatiotemporal water use mapping of surface and direct-root-zone drip-irrigated grapevines using UAS-based thermal and multispectral remote sensing. *Remote Sensing*, 13(5), 954. <https://doi.org/10.3390/rs13050954>
13. Chung, J., Lee, Y., Kim, J., Jung, C., & Kim, S. (2022). Soil Moisture Content Estimation Based on Sentinel-1 SAR Imagery Using an Artificial Neural Network and Hydrological Components. *Remote Sensing*, 14(3), 465. <https://doi.org/10.3390/rs14030465>
14. Cui, J., Wang, Y., Wu, Y., Li, Z., Li, H., Miao, B., Wang, Y., Jia, C., & Liang, C. (2023). Soil Moisture Inversion in Grassland Ecosystem Using Remote Sensing Considering Different Grazing Intensities and Growing Seasons. *Sustainability*, 15(8), 6515. <https://doi.org/10.3390/su15086515>
15. Da Silva, J. L. B., Bezerra, A. C., Moura, G. B. D. A., Jardim, A. M. D. R. F., Batista, P. H. D., De Jesus, F. L. F., Sanches, A. C., & Da Silva, M. V. (2022). Spatiotemporal dynamics of agricultural areas with central pivot using orbital remote sensing in the Brazilian semiarid. *Smart Agricultural Technology*, 2, 100052. <https://doi.org/10.1016/j.atech.2022.100052>
16. Du, J., Kimball, J. S., Chan, S. K., Chaubell, M. J., Bindlish, R., Dunbar, R. S., & Colliander, A. (2023). Assessment of Surface Fractional Water Impacts on SMAP Soil Moisture Retrieval. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 16, 4871–4881. <https://doi.org/10.1109/JSTARS.2023.3278686>
17. Du, R., Xiang, Y., Chen, J., Lu, X., Zhang, F., Zhang, Z., Yang, B., Tang, Z., Wang, X., & Qian, L. (2024). The daily soil water content monitoring of cropland in irrigation area using Sentinel-2/3 spatio-temporal fusion and machine learning. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 132, 104081. <https://doi.org/10.1016/j.jag.2024.104081>
18. Entekhabi, D., Njoku, E. G., O'Neill, P. E., Kellogg, K. H., Crow, W. T., Edelstein, W. N., Entin, J. K., Goodman, S. D., Jackson, T. J., Johnson, J., Kimball, J., Piepmeier, J. R., Koster, R. D., Martin, N., McDonald, K. C., Moghaddam, M., Moran, S., Reichle, R., Shi, J. C., ... Van Zyl, J. (2010). The soil moisture active

- passive (SMAP) mission. *Proceedings of the IEEE*, 98(5), 704–716. <https://doi.org/10.1109/JPROC.2010.2043918>
19. Ettalbi, M., Baghdadi, N., Garambois, P.-A., Bazzi, H., Ferreira, E., & Zribi, M. (2023). Soil Moisture Retrieval in Bare Agricultural Areas Using Sentinel-1 Images. *Remote Sensing*, 15(14), 3502. <https://doi.org/10.3390/rs15143502>
 20. Fang, B., Lakshmi, V., Hain, C., & Mishra, V. (2025). A global 400-m high-resolution soil moisture dataset derived from multi-sensor remote sensing observations. *Scientific Data*, 13(1), 65. <https://doi.org/10.1038/s41597-025-06356-z>
 21. Fang, Y., Xu, L., Chen, Y., Zhou, W., Wong, A., & Clausi, D. A. (2022). A Bayesian Deep Image Prior Downscaling Approach for High-Resolution Soil Moisture Estimation. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 15, 4571–4582. <https://doi.org/10.1109/JSTARS.2022.3177081>
 22. Field, C. B., Randerson, J. T., & Malmström, C. M. (1995). Global net primary production: Combining ecology and remote sensing. *Remote Sensing of Environment*, 51(1), 74–88. [https://doi.org/10.1016/0034-4257\(94\)00066-V](https://doi.org/10.1016/0034-4257(94)00066-V)
 23. Galvincio, J. D., De Queiroga Miranda, R., & Da Luz, G. G. (2024). Use of soil moisture as an indicator of climate change in the SUPer system. *Hydrology*, 11(5), 65. <https://doi.org/10.3390/hydrology11050065>
 24. Gao, Q., Zribi, M., Escorihuela, M., & Baghdadi, N. (2017). Synergetic Use of Sentinel-1 and Sentinel-2 Data for Soil Moisture Mapping at 100 m Resolution. *Sensors*, 17(9), 1966. <https://doi.org/10.3390/s17091966>
 25. Garg, S., Dasgupta, A., Motagh, M., Martinis, S., & Selvakumaran, S. (2024). Unlocking the full potential of Sentinel-1 for flood detection in arid regions. *Remote Sensing of Environment*, 315, 114417. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2024.114417>
 26. Ghorbani, K., Zolfaghary, P., Siahbalaee, M., Ghaleh, L. R., Komaki, C. B., & Valizadeh, E. (2024). Estimating soil surface moisture by using landsat 8 and sentinel 2 satellites techniques depending on the stepwise decision tree. *Earth Science Informatics*, 17(2), 1147–1160. <https://doi.org/10.1007/s12145-023-01203-4>
 27. Greifeneder, F., Notarnicola, C., & Wagner, W. (2021). A Machine Learning-Based Approach for Surface Soil Moisture Estimations with Google Earth Engine. *Remote Sensing*, 13(11), 2099. <https://doi.org/10.3390/rs13112099>
 28. Gumbrecht, T. (2018). Detecting trends in wetland extent from MODIS derived soil moisture estimates. *Remote Sensing*, 10(4), 611. <https://doi.org/10.3390/rs10040611>
 29. Hakdaoui, S., Emran, A., Pradhan, B., Qninba, A., Balla, T. E., Mfondoum, A. H. N., Lee, C.-W., & Alamri, A. M. (2020). Assessing the Changes in the Moisture/Dryness of Water Cavity Surfaces in Imlili Sebkhia in Southwestern Morocco by Using Machine Learning Classification in Google Earth Engine. *Remote Sensing*, 12(1), 131. <https://doi.org/10.3390/rs12010131>
 30. Huaraca, L., Bourrel, L., Zapata-Ríos, X., Páez-Bimos, S., Lahuatte, B., Galeas, R., Fuentes, P., & Frappart, F. (2025). Multitemporal Monitoring of Ecuadorian Andean High Wetlands Using Radar and Multispectral Remote Sensing. *Water*, 17(11), 1637. <https://doi.org/10.3390/w17111637>
 31. Jadidoleslam, N., Hornbuckle, B. K., Krajewski, W. F., Mantilla, R., & Cosh, M. H. (2022). Analyzing Effects of Crops on SMAP Satellite-Based Soil Moisture Using a Rainfall–Runoff Model in the U.S. Corn Belt. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 15, 247–260. <https://doi.org/10.1109/JSTARS.2021.3131133>
 32. Jiang, R., Sui, Y., Zhang, X., Lin, N., Zheng, X., Li, B., Zhang, L., Li, X., & Yu, H. (2024). Estimation of soil organic carbon by combining hyperspectral and radar remote sensing to reduce coupling effects of soil surface moisture and roughness. *Geoderma*, 444, 116874. <https://doi.org/10.1016/j.geoderma.2024.116874>

33. Johnson, A. I. & Geological Survey (U.S.). (1962). *Methods of measuring soil moisture in the field*. U.S. Dept. of the Interior, U.S. Geological Survey; For sale by the Books and Open-File Reports Section. <https://catalog.hathitrust.org/Record/102580340>
34. Karamvasis, K., & Karathanassi, V. (2023). Soil moisture estimation from Sentinel-1 interferometric observations over arid regions. *Computers & Geosciences*, 178, 105410. <https://doi.org/10.1016/j.cageo.2023.105410>
35. Kaur, R., Tiwari, R. K., Maini, R., & Singh, S. (2023). A Framework for Crop Yield Estimation and Change Detection Using Image Fusion of Microwave and Optical Satellite Dataset. *Quaternary*, 6(2), 28. <https://doi.org/10.3390/quat6020028>
36. Kerr, Y. H., Waldteufel, P., Wigneron, J.-P., Delwart, S., Cabot, F., Boutin, J., Escorihuela, M.-J., Font, J., Reul, N., Gruhier, C., Juglea, S. E., Drinkwater, M. R., Hahne, A., Martín-Neira, M., & Mecklenburg, S. (2010). The SMOS mission: New tool for monitoring key elements of the global water cycle. *Proceedings of the IEEE*, 98(5), 666–687. <https://doi.org/10.1109/JPROC.2010.2043032>
37. Kolarik, N. E., Roopsind, A., Pickens, A., & Brandt, J. S. (2023). A satellite-based monitoring system for quantifying surface water and mesic vegetation dynamics in a semi-arid region. *Ecological Indicators*, 147, 109965. <https://doi.org/10.1016/j.ecolind.2023.109965>
38. Lakra, D., Pipil, S., Srivastava, P. K., Singh, S. K., Gupta, M., & Prasad, R. (2025). Soil moisture retrieval over agricultural region through machine learning and sentinel 1 observations. *Frontiers in Remote Sensing*, 5, 1513620. <https://doi.org/10.3389/frsen.2024.1513620>
39. Lamichhane, M., Mehan, S., & Mankin, K. R. (2025). Soil moisture prediction using remote sensing and machine learning algorithms: A review on progress, challenges, and opportunities. *Remote Sensing*, 17(14), 2397. <https://doi.org/10.3390/rs17142397>
40. Lee, J., Jung, S., & Im, J. (2024). ASCAT2SMAP: Image-to-image translation to obtain L-band-like soil moisture from C-band satellite data. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 17, 14862–14873. <https://doi.org/10.1109/JSTARS.2024.3435853>
41. Li, Z., Yuan, Q., Yang, Q., Li, J., & Zhao, T. (2024). Differentiable modeling for soil moisture retrieval by unifying deep neural networks and water cloud model. *Remote Sensing of Environment*, 311, 114281. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2024.114281>
42. Liu, J., Liu, L., Yu, W., & Wang, X. (2025). Estimating Soil Moisture Using Multimodal Remote Sensing and Transfer Optimization Techniques. *Remote Sensing*, 18(1), 84. <https://doi.org/10.3390/rs18010084>
43. Liu, Q., Wu, Z., Cui, N., Jin, X., Zhu, S., Jiang, S., Zhao, L., & Gong, D. (2023). Estimation of Soil Moisture Using Multi-Source Remote Sensing and Machine Learning Algorithms in Farming Land of Northern China. *Remote Sensing*, 15(17), 4214. <https://doi.org/10.3390/rs15174214>
44. Liu, Z., Xia, Z., Chen, F., Hu, Y., Wen, Y., Liu, J., Liu, H., & Liu, L. (2020). Soil moisture index model for retrieving soil moisture in semiarid regions of china. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 13, 5929–5937. <https://doi.org/10.1109/JSTARS.2020.3025596>
45. Longo-Minnolo, G., Consoli, S., Vanella, D., Ramírez-Cuesta, J. M., Greimeister-Pfeil, I., Neuwirth, M., & Vuolo, F. (2022). A stand-alone remote sensing approach based on the use of the optical trapezoid model for detecting the irrigated areas. *Agricultural Water Management*, 274, 107975. <https://doi.org/10.1016/j.agwat.2022.107975>
46. López-Pérez, E., Sanchis-Ibor, C., Jiménez-Bello, M. Á., & Pulido-Velazquez, M. (2024). Mapping of irrigated vineyard areas through the use of machine learning techniques and remote sensing. *Agricultural Water Management*, 302, 108988. <https://doi.org/10.1016/j.agwat.2024.108988>
47. Lv, S., Zhao, T., Hu, Y., & Wen, J. (2024). Empirical validation of soil temperature sensing depth derived from the tau-z model utilizing data from the soil moisture experiment in the luan river (SMELR). *IEEE Journal of*

- Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 17, 14742–14751. <https://doi.org/10.1109/JSTARS.2024.3434414>
48. Ma, T., Tang, F., Tang, J., Wang, F., Li, P., Yang, Q., Wang, S., & Jia, X. (2023). Effect of coal mining on soil moisture in the semi-arid area based on an improved remote sensing estimation approach. *Environmental Earth Sciences*, 82(22), 545. <https://doi.org/10.1007/s12665-023-11245-y>
 49. Mahmood, T., Löw, J., Pöhlitz, J., Wenzel, J. L., & Conrad, C. (2024). Estimation of 100 m root zone soil moisture by downscaling 1 km soil water index with machine learning and multiple geodata. *Environmental Monitoring and Assessment*, 196(9), 823. <https://doi.org/10.1007/s10661-024-12969-5>
 50. Mehravar, S., Amani, M., Moghimi, A., Dadrass Javan, F., Samadzadegan, F., Ghorbanian, A., Stein, A., Mohammadzadeh, A., & Mirmazloumi, S. M. (2021). Temperature-Vegetation-soil Moisture-Precipitation Drought Index (TVMPDI); 21-year drought monitoring in Iran using satellite imagery within Google Earth Engine. *Advances in Space Research*, 68(11), 4573–4593. <https://doi.org/10.1016/j.asr.2021.08.041>
 51. Mercier, A., Betbeder, J., Rumiano, F., Baudry, J., Gond, V., Blanc, L., Bourgoïn, C., Cornu, G., Ciudad, C., Marchamalo, M., Pocard-Chapuis, R., & Hubert-Moy, L. (2019). Evaluation of Sentinel-1 and 2 Time Series for Land Cover Classification of Forest–Agriculture Mosaics in Temperate and Tropical Landscapes. *Remote Sensing*, 11(8), 979. <https://doi.org/10.3390/rs11080979>
 52. Montaldo, N., Fois, L., & Corona, R. (2021). Soil moisture estimates in a grass field using sentinel-1 radar data and an assimilation approach. *Remote Sensing*, 13(16), 3293. <https://doi.org/10.3390/rs13163293>
 53. Mu, T., Liu, G., Yang, X., & Yu, Y. (2022). Soil-Moisture Estimation Based on Multiple-Source Remote-Sensing Images. *Remote Sensing*, 15(1), 139. <https://doi.org/10.3390/rs15010139>
 54. Mulla, D. J. (2013). Twenty five years of remote sensing in precision agriculture: Key advances and remaining knowledge gaps. *Biosystems Engineering*, 114(4), 358–371. <https://doi.org/10.1016/j.biosystemseng.2012.08.009>
 55. Nabi, M. M., Senyurek, V., Gurbuz, A. C., & Kurum, M. (2022). Deep learning-based soil moisture retrieval in CONUS using CYGNSS delay–doppler maps. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 15, 6867–6881. <https://doi.org/10.1109/JSTARS.2022.3196658>
 56. Naseri, S., Farhadi Bansouleh, B., Hassanpour, B., & Azari, A. (2024). Field-scale evaluation of remote sensing soil moisture retrievals using a multi-satellite approach. *Journal of Spatial Science*, 69(1), 181–202. <https://doi.org/10.1080/14498596.2023.2195384>
 57. Natsagdorj, E., Renchin, T., Kappas, M., Tseven, B., Dari, C., Tsend, O., & Duger, U.-O. (2017). An integrated methodology for soil moisture analysis using multispectral data in Mongolia. *Geo-Spatial Information Science*, 20(1), 46–55. <https://doi.org/10.1080/10095020.2017.1307666>
 58. Natsagdorj, E., Renchin, T., Maeyer, P. D., & Darkhijav, B. (2021). Spatial distribution of soil moisture in Mongolia using SMAP and MODIS satellite data: A time series model (2010–2025). *Remote Sensing*, 13(3). <https://doi.org/10.3390/rs13030347>
 59. Ngo Thi, D., Ha, N. T. T., Tran Dang, Q., Koike, K., & Mai Trong, N. (2019). Effective band ratio of landsat 8 images based on VNIR-SWIR reflectance spectra of topsoils for soil moisture mapping in a tropical region. *Remote Sensing*, 11(6), 716. <https://doi.org/10.3390/rs11060716>
 60. Nouraki, A., Golabi, M., Albaji, M., Naseri, A. A., & Homayouni, S. (2024). Enhanced root zone soil moisture monitoring using multitemporal remote sensing data and machine learning techniques. *Remote Sensing Applications: Society and Environment*, 36, 101354. <https://doi.org/10.1016/j.rsase.2024.101354>
 61. Nourani, V. (2022). Application of the artificial intelligence approach and remotely sensed imagery for soil moisture evaluation. *Hydrology Research*, 53(5), 684–699. <https://doi.org/10.2166/nh.2022.111>
 62. Novais, J. J. M., Sano, E. E., Lacerda, M. P. C., Oliveira Jr., M. P., Poppiel, R. R., & Demattê, J. A. M. (2025). *Relative Soil Moisture Index from Multi-Source Remote Sensing and Random Forest in Tropical Landscapes*. Environmental and Earth Sciences. <https://doi.org/10.20944/preprints202507.0312.v1>

63. Pablos, M., González-Zamora, Á., Sánchez, N., & Martínez-Fernández, J. (2018). Assessment of Root Zone Soil Moisture Estimations from SMAP, SMOS and MODIS Observations. *Remote Sensing*, *10*(7), 981. <https://doi.org/10.3390/rs10070981>
64. Pageot, Y., Baup, F., Inglada, J., Baghdadi, N., & Demarez, V. (2020). Detection of Irrigated and Rainfed Crops in Temperate Areas Using Sentinel-1 and Sentinel-2 Time Series. *Remote Sensing*, *12*(18), 3044. <https://doi.org/10.3390/rs12183044>
65. Park, S., Seo, E., Kang, D., Im, J., & Lee, M.-I. (2018). Prediction of drought on pentad scale using remote sensing data and MJO index through random forest over east asia. *Remote Sensing*, *10*(11), 1811. <https://doi.org/10.3390/rs10111811>
66. Pataki, A., Bertalan, L., Pásztor, L., Nagy, L. A., Abriha, D., Liang, S., Singh, S. K., & Szabó, S. (2025). Soil Moisture Satellite Data Under Scrutiny: Assessing Accuracy Through Environmental Proxies and Extended Triple Collocation Analysis. *Earth Systems and Environment*, *9*(2), 801–824. <https://doi.org/10.1007/s41748-025-00605-2>
67. Quast, R., Wagner, W., Bauer-Marschallinger, B., & Vreugdenhil, M. (2023). Soil moisture retrieval from Sentinel-1 using a first-order radiative transfer model—A case-study over the Po-Valley. *Remote Sensing of Environment*, *295*, 113651. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2023.113651>
68. Rao, P., Wang, Y., Wang, F., Liu, Y., Wang, X., & Wang, Z. (2022). Daily soil moisture mapping at 1 km resolution based on SMAP data for desertification areas in northern China. *Earth System Science Data*, *14*(7), 3053–3073. <https://doi.org/10.5194/essd-14-3053-2022>
69. Rasheed, M. W., Tang, J., Sarwar, A., Shah, S., Saddique, N., Khan, M. U., Imran Khan, M., Nawaz, S., Shamshiri, R. R., Aziz, M., & Sultan, M. (2022). Soil moisture measuring techniques and factors affecting the moisture dynamics: A comprehensive review. *Sustainability*, *14*(18), 11538. <https://doi.org/10.3390/su141811538>
70. Sadeghi, M., Mohamadzadeh, N., Liang, L., Bandara, U., Caldas, M. M., & Hatch, T. (2023). A new variant of the optical trapezoid model (OPTRAM) for remote sensing of soil moisture and water bodies. *Science of Remote Sensing*, *8*, 100105. <https://doi.org/10.1016/j.srs.2023.100105>
71. Seneviratne, S. I., Corti, T., Davin, E. L., Hirschi, M., Jaeger, E. B., Lehner, I., Orlowsky, B., & Teuling, A. J. (2010). Investigating soil moisture–climate interactions in a changing climate: A review. *Earth-Science Reviews*, *99*(3–4), 125–161. <https://doi.org/10.1016/j.earscirev.2010.02.004>
72. Sengani, D., Ramoelo, A., & Archer, E. (2023). A review of fusion framework using optical sensors and Synthetic Aperture Radar imagery to detect and map land degradation and sustainable land management in the semi-arid regions. *Geocarto International*, *38*(1), 2278325. <https://doi.org/10.1080/10106049.2023.2278325>
73. Shokati, H., Mashal, M., Noroozi, A., Abkar, A. A., Mirzaei, S., Mohammadi-Doqozloo, Z., Taghizadeh-Mehrjardi, R., Khosravani, P., Nabiollahi, K., & Scholten, T. (2024). Random Forest-Based Soil Moisture Estimation Using Sentinel-2, Landsat-8/9, and UAV-Based Hyperspectral Data. *Remote Sensing*, *16*(11), 1962. <https://doi.org/10.3390/rs16111962>
74. Singh, A., & Gaurav, K. (2023). Deep learning and data fusion to estimate surface soil moisture from multi-sensor satellite images. *Scientific Reports*, *13*(1), 2251. <https://doi.org/10.1038/s41598-023-28939-9>
75. Singh, A., Gaurav, K., Meena, G. K., & Kumar, S. (2020). Estimation of Soil Moisture Applying Modified Dubois Model to Sentinel-1; A Regional Study from Central India. *Remote Sensing*, *12*(14), 2266. <https://doi.org/10.3390/rs12142266>
76. Sivapalan, M., Takeuchi, K., Franks, S. W., Gupta, V. K., Karambiri, H., Lakshmi, V., Liang, X., McDONNELL, J. J., Mendiondo, E. M., O’Connell, P. E., Oki, T., Pomeroy, J. W., Schertzer, D., Uhlenbrook, S., & Zehe, E. (2003). IAHS decade on predictions in ungauged basins (PUB), 2003–2012: Shaping an exciting future for the hydrological sciences. *Hydrological Sciences Journal*, *48*(6), 857–880. <https://doi.org/10.1623/hysj.48.6.857.51421>

77. Sun, W., Zhou, S., Yu, B., Zhang, Y., Keenan, T., & Fu, B. (2025). Soil moisture-atmosphere interactions drive terrestrial carbon-water trade-offs. *Communications Earth & Environment*, 6(1), 169. <https://doi.org/10.1038/s43247-025-02145-z>
78. Thaggahalli Nagaraju, S. K., & Pathak, A. A. (2024). Retrieving Surface and Rootzone Soil Moisture Using Microwave Remote Sensing. *Journal of the Indian Society of Remote Sensing*, 52(7), 1415–1430. <https://doi.org/10.1007/s12524-024-01881-7>
79. Tola, D., Bustillos, L., Arragan, F., Chipana, R., Hostache, R., Resongles, E., Espinoza-Villar, R., Zolá, R. P., Uscamayta, E., Perez-Flores, M., & Satgé, F. (2025). High spatial resolution soil moisture mapping over agricultural field integrating SMAP, IMERG, and sentinel-1 data in machine learning models. *Remote Sensing*, 17(13), 2129. <https://doi.org/10.3390/rs17132129>
80. Tong, R., Parajka, J., Salentinig, A., Pfeil, I., Komma, J., Széles, B., Kubáň, M., Valent, P., Vreugdenhil, M., Wagner, W., & Blöschl, G. (2021). The value of ASCAT soil moisture and MODIS snow cover data for calibrating a conceptual hydrologic model. *Hydrology and Earth System Sciences*, 25(3), 1389–1410. <https://doi.org/10.5194/hess-25-1389-2021>
81. Waltman, L., Van Eck, N. J., & Noyons, E. C. M. (2010). A unified approach to mapping and clustering of bibliometric networks. *Journal of Informetrics*, 4(4), 629–635. <https://doi.org/10.1016/j.joi.2010.07.002>
82. Wang, L., & Gao, Y. (2023). Soil Moisture Retrieval From Sentinel-1 and Sentinel-2 Data Using Ensemble Learning Over Vegetated Fields. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 16, 1802–1814. <https://doi.org/10.1109/JSTARS.2023.3242264>
83. Wang, S., Wu, Y., Li, R., & Wang, X. (2023). Remote sensing-based retrieval of soil moisture content using stacking ensemble learning models. *Land Degradation & Development*, 34(3), 911–925. <https://doi.org/10.1002/ldr.4505>
84. Win, K., Sato, T., & Tsuyuki, S. (2024). Application of multi-source remote sensing data and machine learning for surface soil moisture mapping in temperate forests of central japan. *Information*, 15(8), 485. <https://doi.org/10.3390/info15080485>
85. Wu, D., Li, Y., Ye, S., & Li, J. (2025). Improved estimation of surface soil moisture based on soil properties and dual-satellite spectral fusion. *Environmental Monitoring and Assessment*, 197(9), 1064. <https://doi.org/10.1007/s10661-025-14491-8>
86. Xu, T., & Liang, F. (2021). Machine learning for hydrologic sciences: An introductory overview. *WIREs Water*, 8(5), e1533. <https://doi.org/10.1002/wat2.1533>
87. Yang, T., Sun, Z., Wang, J., & Li, S. (2022). Daily Spatial Complete Soil Moisture Mapping Over Southeast China Using CYGNSS and MODIS Data. *Frontiers in Big Data*, 4, 777336. <https://doi.org/10.3389/fdata.2021.777336>
88. Yang, X., Gao, F., Yuan, H., & Cao, X. (2024). Integrated UAV and satellite multi-spectral for agricultural drought monitoring of winter wheat in the seedling stage. *Sensors*, 24(17), 5715. <https://doi.org/10.3390/s24175715>
89. Yi, Z., Liu, M., Liu, X., Wang, Y., Wu, L., Wang, Z., & Zhu, L. (2021). Long-term Landsat monitoring of mining subsidence based on spatiotemporal variations in soil moisture: A case study of Shanxi Province, China. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 102, 102447. <https://doi.org/10.1016/j.jag.2021.102447>
90. Yin, L., Yan, S., Li, M., Liu, W., Zhang, S., Xie, X., Wang, X., Wang, W., Chang, S., & Hou, F. (2024). Enhancing soil moisture estimation in alfalfa root-zone using UAV-based multimodal remote sensing and deep learning. *European Journal of Agronomy*, 161, 127366. <https://doi.org/10.1016/j.eja.2024.127366>
91. Yu, X., Yin, Q., Qian, L., Zhang, C., Shao, L., Ran, D., Wang, W., Zhang, B., & Hu, X. (2025). Cross-scale soil moisture content monitoring of winter wheat by integrating UAV and sentinel-1/2 data. *Agricultural Water Management*, 320, 109831. <https://doi.org/10.1016/j.agwat.2025.109831>

92. Yu, Y., Filippi, P., & Bishop, T. F. A. (2025). *Field-scale soil moisture estimated from Sentinel-1 SAR data using a knowledge-guided deep learning approach* (Version 1). arXiv. <https://doi.org/10.48550/ARXIV.2505.00265>
93. Zeng, J., Peng, J., Zhao, W., Ma, C., & Ma, H. (2023). Microwave remote sensing of soil moisture. *Remote Sensing*, 15(17), 4243. <https://doi.org/10.3390/rs15174243>
94. Zhang, L., Meng, Q., Yao, S., Wang, Q., Zeng, J., Zhao, S., & Ma, J. (2018). Soil moisture retrieval from the chinese GF-3 satellite and optical data over agricultural fields. *Sensors*, 18(8), 2675. <https://doi.org/10.3390/s18082675>
95. Zhang, R., Aziz, I., Houtz, D. A., Zhao, Y., Ford, T. W., Watts, A. C., & Alipour, M. (2025). UAV-Based Remote Sensing of Soil Moisture Across Diverse Land Covers: Validation and Bayesian Uncertainty Characterization. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 63, 1–18. <https://doi.org/10.1109/TGRS.2025.3640553>
96. Zhang, X., Yuan, X., Liu, H., Gao, H., & Wang, X. (2022). Soil Moisture Estimation for Winter-Wheat Waterlogging Monitoring by Assimilating Remote Sensing Inversion Data into the Distributed Hydrology Soil Vegetation Model. *Remote Sensing*, 14(3), 792. <https://doi.org/10.3390/rs14030792>
97. Zhao, G., Zhao, L., Song, L., Wu, H., Xie, Q., Liu, S., Xue, K., Tao, S., Wu, P., & Zhang, L. (2025). A two-step reconstruction framework for mapping seamless all-weather daily evapotranspiration using thermal infrared data. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 18, 424–434. <https://doi.org/10.1109/JSTARS.2024.3492033>
98. Zupic, I., & Čater, T. (2015). Bibliometric methods in management and organization. *Organizational Research Methods*, 18(3), 429–472. <https://doi.org/10.1177/1094428114562629>

Хавсралт 1. Шинжилгээнд хамрагдсан 66 өгүүллийн аргазүй болон гүйцэтгэлийн үзүүлэлтүүдийн нэгтгэл

№	Аргазүйн төрөл	Өгөгдлийн багц	Орон зайн нарийвчлал	Баталгаажуулалт	Үнэлгээний үзүүлэлт	Эх сурвалж
1	Индексэд суурилсан аргазүй	Landsat	Өндөр	Загварын харьцуулалт	R=0.82-0.87	(Sadeghi et al., 2023)
2		MODIS	Дунд	Хээрийн хэмжилт, Загварын харьцуулалт	R=0.84, RMSE=0.077 m ³ /m ³	(Z. Liu et al., 2020)
3		MODIS	Дунд	Хээрийн хэмжилт, Загварын харьцуулалт	R=0.82-0.84	(Gumbrecht, 2018)
4		Landsat	Өндөр	Хээрийн хэмжилт	R=0.78-0.95	(Ngo Thi et al., 2019)
5		Landsat	Өндөр	Индексэд суурилсан статистик баталгаажуулалт	Overall Accuracy (OA)=83.8%	(Yi et al., 2021)
6		Sentinel-2	Өндөр	Хээрийн хэмжилт	R=0.73-0.80, RMSE=0.048-0.058m ³ /m ³	(Ambrosone et al., 2020)
7		MODIS, TRMM	Бага	Хээрийн хэмжилт, Загварын харьцуулалт	R=0.76-0.81	(Mehrarav et al., 2021)
8		Нисгэгчгүй нисэх төхөөрөмж	Өндөр	Хээрийн хэмжилт	RMSE<0.04 m ³ /m ³	(R. Zhang et al., 2025)
9		Sentinel-2, Landsat	Өндөр	Хээрийн хэмжилт	R=0.72-0.88, RMSE=0.03-0.06 m ³ /m ³	(Ghorbani et al., 2024)
10		Sentinel-1	Өндөр	Хээрийн хэмжилт	R=0.72-0.88, RMSE=0.03-0.06 m ³ /m ³	(Arias et al., 2023)
11	Машин сургалт, гүн сургалтад суурилсан аргазүй	Sentinel-2	Өндөр	Хээрийн хэмжилт	R=0.98	(Win et al., 2024)
12		Landsat, Нисгэгчгүй нисэх төхөөрөмж	Өндөр	Хээрийн хэмжилт, Загварын харьцуулалт	R=0.82, RMSE=0.039m ³ /m ³	(X. Yang et al., 2024)
13		MODIS	Дунд	Загварын харьцуулалт	R=0.94, RMSE=0.004-0.005 m ³ /m ³	(Nourani, 2022)
14		SCATSAT-1, MODIS	Бага	Загварын харьцуулалт	OA=88.67-91.80%	(Kaur et al., 2023)
15		Landsat	Өндөр	Хээрийн хэмжилт	R=0.83, RMSE=0.053 m ³ /m ³	(U. Acharya et al., 2022)
16		Sentinel-2	Өндөр	Хээрийн хэмжилт	OA=91.8%	(López-Pérez et al., 2024)
17		SMAP, MODIS	Бага	Хээрийн хэмжилт	R=0.78-0.86	(Y. Fang et al., 2022)
18		ASCAT, SMAP,	Бага	Хээрийн хэмжилт	R=0.93, ubRMSE=0.043 m ³ /m ³	(Lee et al., 2024)
19		Sentinel-1, Sentinel-2	Өндөр	Хээрийн хэмжилт	R=0.70, ubRMSE=0.05 m ³ /m ³	(Batchu et al., 2023)
20		Sentinel-1	Өндөр	Хээрийн хэмжилт	R=0.87-0.95	(Ettalbi et al., 2023)
21		SMAP	Бага	Хээрийн хэмжилт	R=0.93-0.94, RMSE=0.036 m ³ /m ³	(Nabi et al., 2022)
22		Landsat, Sentinel-1	Өндөр	Хээрийн хэмжилт	R= 0.90, RMSE=0.04 m ³ /m ³	(Greifeneder et al., 2021)
23		Sentinel-2, Sentinel-3	Өндөр	Хээрийн хэмжилт	R=0.43-0.72, (p< 0.01)	(R. Du et al., 2024)

24	Sentinel-1, Sentinel-2, Нисгэгчгүй нисэх төхөөрөмж	Өндөр	Загварын харьцуулалт	R=0.85-0.95, RMSE=0.007- 0.021 m ³ /m ³	(X. Yu et al., 2025)
25	Sentinel-1, Sentinel-2	Өндөр	Загварын харьцуулалт	R=0.94-0.95, RMSE=0.007- 0.011 m ³ /m ³	(Huaraca et al., 2025)
26	ZY-1, Gaofen	Өндөр	Хээрийн хэмжилт	R=0.86	(Jiang et al., 2024)
27	SMAP, Sentinel-1	Дунд	Хээрийн хэмжилт	R=0.93, RMSE=0.026 m ³ /m ³	(Tola et al., 2025)
28	MODIS	Дунд	Хээрийн хэмжилт	R=0.72, RMSE=0.062 m ³ /m ³	(T. Yang et al., 2022)
29	Landsat, Sentinel-1, Sentinel-2	Өндөр	Хээрийн хэмжилт	R=0.93	(Hakdaoui et al., 2020)
30	Sentinel-1, Sentinel-2	Өндөр	Загварын харьцуулалт	OA=90%-95%, Producer's Accuracy (PA)=84%-92%, User's Accuracy (UA)=87%-94%	(Garg et al., 2024)
31	Sentinel-1, Sentinel-2	Өндөр	Индексэд суурилсан статистик баталгаажуулалт	Kappa Coefficient (KC)=0.59%- 0.83%	(Mercier et al., 2019)
32	Sentinel-1, Sentinel-2	Өндөр	Индексэд суурилсан статистик баталгаажуулалт	KC= 0.30-0.49%	(Pageot et al., 2020)
33	Sentinel-1, Sentinel-2, Landsat	Өндөр	Индексэд суурилсан статистик баталгаажуулалт	PA=94 %, UA=91%	(Kolarik et al., 2023)
34	Sentinel-1, Landsat	Өндөр	Хээрийн хэмжилт	R=0.94, RMSE=0.04 m ³ /m ³	(Nouraki et al., 2024)
35	Gaofen	Өндөр	Хээрийн хэмжилт	R=0.68; RMSE=0.014 m ³ /m ³	(Mu et al., 2022)
36	Sentinel-1, Landsat	Өндөр	Хээрийн хэмжилт	R=0.84-0.91, RMSE=0.016- 0.019 m ³ /m ³	(S. Wang et al., 2023)
37	Landsat, Sentinel-1, Sentinel-2, Gaofen, Aster	Дунд	Хээрийн хэмжилт	R=0.95, RMSE=0.05 m ³ /m ³	(J. Liu et al., 2025)
38	Sentinel-1	Өндөр	Хээрийн хэмжилт	R=0.77-0.96	(Blanka-Végi et al., 2025)
39	Sentinel-2, Sentinel-1	Өндөр	Хээрийн хэмжилт	R=0.88; RMSE=0.03 m ³ /m ³	(Novais et al., 2025)
40	Sentinel-1	Өндөр	Хээрийн хэмжилт	R=0.80	(Y. Yu et al., 2025)
41	SMAP	Дунд	Хээрийн хэмжилт	R= 0.63, ubRMSE= 0.025 m ³ /m ³	(B. Fang et al., 2025)
42	Gaofen, Landsat	Өндөр	Хээрийн хэмжилт	R=0.89, RMSE=0.036 m ³ /m ³	(Q. Liu et al., 2023)
43	SMOS, SMAP, AMSR	Бага	Хээрийн хэмжилт, Загварын харьцуулалт	R=0.8-0.82	(Pataki et al., 2025)
44	SMAP, MODIS	Дунд	Хээрийн хэмжилт	R=0.69-0.99, RMSE=0.007- 0.047 m ³ /m ³	(Rao et al., 2022)
45	Sentinel-1	Өндөр	Хээрийн хэмжилт	R=0.85, RMSE=0.046 m ³ /m ³	(Chung et al., 2022)

46	Физик болон физик-эмпирик загварчлалд суурилсан аргзүү	Нисгэгчгүй нисэх төхөөрөмж	Өндөр	Хээрийн хэмжилт	R=0.85, RMSE=0.05 m ³ /m ³	(Yin et al., 2024)
47		Sentinel-1	Өндөр	Хээрийн хэмжилт	R=0.60-85	(Bulut et al., 2024)
48		Sentinel-2, Landsat, Нисгэгчгүй нисэх төхөөрөмж	Өндөр	Хээрийн хэмжилт	R=0.70-0.93	(Shokati et al., 2024)
49		Sentinel-1, Sentinel-2	Өндөр	Хээрийн хэмжилт	RMSE=0.020-0.029 m ³ /m ³	(L. Wang & Gao, 2023)
50		Landsat, Sentinel-2	Өндөр	Хээрийн хэмжилт, Загварын харьцуулалт	R=0.86, RMSE=0.053 m ³ /m ³	(Naseri et al., 2024)
51		SMAP, SMOS, MODIS	Бага	Хээрийн хэмжилт	RMSE=0.023 m ³ /m ³	(Jadidoleslam et al., 2022)
52		Sentinel-1	Өндөр	Хээрийн хэмжилт	RMSE=0.02 m ³ /m ³	(X. Zhang et al., 2022)
53		ASCAT, MODIS	Бага	Загварын харьцуулалт	R=0.42-0.49	(Tong et al., 2021)
54		Sentinel-1	Өндөр	Хээрийн хэмжилт	RMSE=0.035 m ³ /m ³ , R=0.87	(Singh et al., 2020)
55		Sentinel-1, Sentinel-2	Өндөр	Хээрийн хэмжилт	R=0.73, RMSE=0.09 m ³ /m ³	(Montaldo et al., 2021)
56		SMAP, MODIS	Бага	Индексэд суурилсан статистик баталгаажуулалт	PA=50%-95%, UA=54%-92%	(J. Du et al., 2023)
57		Sentinel-1, Sentinel-2	Өндөр	Хээрийн хэмжилт	RMSE= 0.087 m ³ /m ³	(Gao et al., 2017)
58		Landsat, Нисгэгчгүй нисэх төхөөрөмж	Өндөр	Хээрийн хэмжилт	R=0.64-0.81,	(Chandel et al., 2021)
59		Sentinel-1	Өндөр	Хээрийн хэмжилт	R=0.88, RMSE=0.01 m ³ /m ³	(Thaggahalli Nagaraju & Pathak, 2024)
60		Sentinel-1, Sentinel-2	Өндөр	Хээрийн хэмжилт	R=0.62-0.64	(Cui et al., 2023)
61		Sentinel-1, Sentinel-2	Өндөр	Хээрийн хэмжилт	RMSE=0.022 m ³ /m ³	(Ma et al., 2023)
62		Sentinel-2, Landsat	Өндөр	Хээрийн хэмжилт	R=0.94, RMSE = 0.03 m ³ /m ³	(Wu et al., 2025)
63		SMAP, SMOS, MODIS	Бага	Хээрийн хэмжилт	R=0.75-0.86, RMSE=0.044-0.109 m ³ /m ³	(Pablos et al., 2018)
64		Sentinel-1	Өндөр	Хээрийн хэмжилт	R=0.70-0.80	(Quast et al., 2023)
65		Sentinel-1	Өндөр	Хээрийн хэмжилт	R=0.78, RMSE=0.029 m ³ /m ³	(Karamvavis & Karathanassi, 2023)
66		Sentinel-2	Өндөр	Хээрийн хэмжилт	R=0.75-0.85	(Li et al., 2024)