

Хүрээлэн буй орчин ой инженерчлэл

MODIS ХИЙМЭЛ ДАГУУЛЫН МЭДЭЭЛЭЛД, МАШИН СУРГАЛТЫГ АШИГЛАН ОЙН ТҮЙМРИЙН ЭРСДЭЛИЙГ УРЬДЧИЛАН ТААМАГЛАХ НЬ

Ш.Цолмонбаяр¹, Ш.Идэрбаяр^{2,*}, Ц.Батчулуун¹, Б.Оюунсанаа¹, Н.Баянмөнх³

¹МУИС, ИТС, Хүрээлэн буй орчин ой инженерийн тэнхим

²ШУА, МТГХ, Математикийн салбар

³МУИС, Гео-судлалын виртуал лаборатор

Хүлээн авсан 2024.05.24; Хянагдсан 2024.11.21; Зөвшөөрөгдсөн 2024.12.30

*Холбоо баригч зохиогч: idree.hades@gmail.com

Хураангуй

Монгол орны уур амьсгалын гол онцлог бол жилийн дөрвөн улирлын ялгаа ихтэй, энэ чанараараа агаарын температурын хэлбэлзэл өндөр, хур тунадас бага, уур амьсгалд өргөргийн болон өндрийн бүслүүрийн ялгаа тодорхой илэрдэг явдал юм. Монгол улсад ой хээрийн түймрийн хяналт, шинжилгээний судалгааны арга зүй хязгаарлагдмал байдаг. Хээрийн түймэр нь голдуу хавар, намрын улиралд хур тунадас багатай, хуурай, аянга, цахилгаан, хэт халалт зэрэг байгалийн хүчин зүйлс болон хүний буруутай үйл ажиллагаанаас үүдэн гардаг. Энэхүү судалгааны зорилго нь хээрийн түймрийг машин сургалтын арга Random Forest (RF) ангиллын аргыг ашиглан ой хээрийн түймэрт дүн шинжилгээ хийхэд чиглэгдсэн. Судалгааны мужаар Монгол орны зүүн хэсэгт орших Дорнод аймгийн хойд хэсэг Сибирийн ойн бүсийн үргэлжлэл бүс нутгийг сонгож авсан бөгөөд тус аймагт жил бүрийн хаврын улиралд ой, хээрийн түймрийн тохиолдол ихээхэн гардаг. Иймээс судалгаанд 2015, 2019, 2020 оны хаврын улирлыг сонгон авсан. Судалгааны ажлын хүрээнд MODIS хиймэл дагуулын мэдээллийг ашиглан хөрснөөс хамаарсан ургамлын индекс (MSAVI), нормчлогдсон шаталтын харьцааг (NBR) зэрэг индексийг тооцож гарган түймрийн бодит тохиолдлуудтай харьцуулсан. Түүнчлэн агаарын температур, хур тунадас, салхины хурд болон MSAVI, ургамлын нормчлогдсон индекс (NDVI), газрын гадаргын температур (LST), өндрийн тоон загвар (DEM) зэрэг хүчин зүйлсээс хамааруулан хээрийн түймрийг RF ангиллын аргаар таамаглах аргачлалыг дэвшүүлсэн. Ой хээрийн түймрийн зураглалын загварын үр дүнг газрын бодит мэдээлэлтэй харьцуулж, ойн сангийн эрсдэл, өөрчлөлтийн мэдээлэлтэй харьцуулахад 75% таарсан үзүүлэлтэй бөгөөд түймрийн голомтын 86 хувь нь ойн талбай, 14 хувь нь хээрийн түймэр байна. Судалгааны гол зорилгод түймэртэй, түймэргүй гэсэн 2 ангилалд хуваан, машин сургалтын арга ашиглан урьдчилан таамагласан нь зорьсон үр дүнд хүрсэн.

Түлхүүр үг: машин сургалтын арга, ойн түймрийн эрсдэл, MODIS

1 ОРШИЛ

Монгол орны хувьд хур тунадас бага, салхи шуурга, аянга цахилгаан, хэт халалт зэрэг байгаль орчны нөлөөлөл, хүний буруутай үйл ажиллагаанаас үүдэлтэй ой хээрийн түймрийн нөлөөгөөр хавар, намрын улиралд ой хээрийн түймрийн тоо нэмэгдэж, гамшгийн хэмжээнд хүрдэг. Дэлхий даяар жилд 50 сая гаруй ой, хээрийн түймэр гардаг. Судалгааны бүс нь ОХУ-ын Сибирийн ойт хээрийн бүстэй хиллэдэг бөгөөд 2019 оны нэгдүгээр сард гарсан ой хээрийн түймэр 6.7 сая акр талбайг шатааж, 49 мегатон нүүрсхүчлийн хийг агаар мандалд гаргасан нь 36 сая автомашины ялгаралттай тэнцэх хэмжээний нүүрстөрөгчийн давхар ислийг ялгаруулжээ. 2022 оны байдлаар Монгол Улсын хэмжээнд сүүлийн 5 жилд 700 гаруй ой, хээрийн түймэр гарч, 44.2 сая га

талбай шатаж, 160 тэрбум төгрөгийн хохирол учирчээ.

Дэлхийн 43 оронд сүүлийн 5 жилд 3 сая орчим ой, хээрийн түймэр гарч, 23 мянга гаруй хүн амь насаа алдсан байна. Урт хугацааны өгөгдлийг хиймэл дагуулын мэдээллээс ашиглах боломжтой бөгөөд байгаль орчны судалгаанд өргөн хэрэглэгддэг. Сүүлийн жилүүдэд хиймэл оюун ухаан эрчимтэй хөгжиж байгаа бөгөөд ихэнх судлаачид судалгаандаа машин сургалтын болон гүнзгий сургалтын аргуудыг ашиглаж байна. Ой хээрийн түймрийг урьдчилан таамаглахын тулд бусад судлаачдын үр дүнд үндэслэн хүрээлэн буй орчны хүчин зүйлсийг сонгосон. Энэхүү судалгаа нь 2015, 2019, 2020 оны 3-5-р сарын хаврын улиралд MODIS хиймэл дагуулын мэдээлэл, цаг уурын статистик, машин сургалтын Санамсаргүй ой (RF) ангиллын аргыг хослуу-

лан ой хээрийн түймрийг урьдчилан таамаглахад чиглэгдэж байна. [1] "Монгол орны ойн бүрхэвчийн төрөлд ой хээрийн түймрийн нөлөөлөл" судалгаанд шатсан талбайн зураглалыг хийж, үүний үр дүнд 25239 га ой шатаж, 52603 га талбай шатсан байна. Ойг тал хээрийн бүс болгон хувиргасан [2] "Шийдвэрийг дэмжих систем ашиглан Монгол орны түймрийн эрсдэлийн орон зайн тархалтын зураг" 2018 онд Монгол орны хэмжээнд гарсан түймрийн тархалтыг судалсан. Ой бол хүн төрөлхтний байгалийн нэн чухал нөөц бөгөөд шууд болон шууд бус олон төрлийн ашиг тусыг өгдөг. Ой хээрийн түймэр зэрэг байгалийн гамшиг нь дэлхийн дулаарал, дэлхий дээрх амьдрал үргэлжлэхэд ихээхэн нөлөө үзүүлдэг байна [3].

Судалгаагаар нийгэм эдийн засаг, байгаль орчин, уур амьсгал, ой хээрийн түймрийн эрсдэл зэрэг 17 хүчин зүйлийн тусламжтайгаар гал түймрийн эрсдэлтэй бүс нутгийг тодорхойлж, зураглал хийсэн байна. Мөн эрсдэлийн зураглалыг таван төрөлд ангилж, орон зайн статистик үзүүлэлтээр гал түймрийн эрсдэлийг их эрсдэлтэй, дунд эрсдэлтэй, бага, маш бага эрсдэлтэй гэж хуваадаг [2]. Ангилал тус бүрээр судалгаанд хамрагдсан талбайн хэдэн хувь нь байгалийн нөөц газарт гал түймрийн эрсдэлтэй байгаа нь үр дүнгээс харагдаж байна. Хээрийн түймэр нь бэлчээрийн болон ойн экосистемийн орон зайн динамик байдалд нөлөөлдөг гол хүчин зүйлүүдийн нэг юм. Жил бүр олон мянган га бэлчээрийг шатааж, устгадаг. Монгол Улсын хэмжээнд сүүлийн хэдэн арван жилд хээрийн болон ой хээрийн түймрийн тоо нэмэгдэж байгаа [4], зөвхөн Дорнод аймагт 2020 онд нийт 29 түймэр гарчээ. Монгол судлаачид гал түймрээс урьдчилан сэргийлэх янз бүрийн аргыг хэрэглэсээр байна. Зайнаас тандан судлах аргууд нь галын гамшигийг хянах, түймэрт өртсөн газрыг тодорхойлох, шатсан газрыг ангилах боломжтой. Тухайлбал, Бямбахүү нар. 2022 онд шатсан талбай, шатсан талбайн хэмжээг тогтоохдоо нормчлогдсон түлэгдэлтийн харьцаа буюу "NBR" индексийг ашигласан. Хаврын урин дулаан цаг ирж, Монгол орны зүүн хээр талын цас хайлах үед өнгөрсөн жилийн ургамлын ургалтын үлдэгдэл ил гардаг. Хуурай, салхитай нөхцөлд эдгээр бор, хатсан бэлчээрийн тал нь түймрийн голомт болдог. Одоогийн байдлаар зайнаас тандан судлах нь газарзүйн мэдээллийн системд (GIS) хадгалагдсан өгөгдөлтэй хамт хээрийн түймэрт хамгийн их нөлөөлж буй хүчин зүйлийг тодорхойлох түгээмэл бөгөөд үр дүнтэй хэрэгсэл юм [5]. Сүүлийн хэдэн жилийн хугацаанд зайнаас тандан судлах платформууд, техник, технологиуд ихээхэн хувьсан өөрчлөгдөж, системийн чадавх эрс сайжирч, эдгээр олон мэдээллийн багцын өртөг эрс буурсан байна. Үүний зэрэгцээ, өгөгдлийн багцын томоохон архивууд интернэтийн янз бүрийн сайтууд дээр тавигдсан. Иймээс өөр өөр масштабээр өөр өөр өгөгдлийг гаргаж авах, гаргаж авсан өгөгдлийг GIS-д хадгалагдсан бусад түүхэн

мэдээллийн багцтай нэгтгэх боломжтой [6]. Судалгаагаар цуглуулсан өгөгдлийг ашигласнаар гал түймэртэй холбоотой нарийвчилсан шинжилгээг хийж, үр дүнг шийдвэр гаргах үйл явцад ашиглах боломжтой. Олон арван жилийн турш ой хээрийн түймэр нь Зүүн өмнөд Азийн байгаль орчны томоохон асуудал байсаар ирсэн бөгөөд агаар мандал, нүүрстөрөгчийн хий болон янз бүрийн экосистемд ихээхэн нөлөөлөл үзүүлсээр ирсэн [7]. Ой хээрийн түймэр нь эдийн засагт хүндрэл учруулж, бизнесийн үйл ажиллагаа доголдож, эрүүл мэндэд муугаар нөлөөлдөг [8]. Ой хээрийн түймэрт нөлөөлж буй параметруудад NDVI, өндөрлөг, налуу, чиглэл, хөрсний чийг, түлш, уур амьсгалын мэдээлэл багтдаг бөгөөд эдгээр нь гал түймрийн эрсдэл, түймэр гарахад ихээхэн нөлөөлдөг хүчин зүйл болохыг харуулж байна [8–10]. 2013 онд мэдээллийн сүлжээг сар бүрийн цаг уурын мэдээлэлд (ууршилт, хур тунадас, нарны цацраг, хамгийн их температур, хөрсний чийгшил, салхины хурд, чийгшил) ашиглан гал түймрийн эрсдэлийг тооцсон [11]. Jain нар, "Гал түймрийн шинжлэх ухаан ба менежмент дэх машин сургалтын програмуудын тойм", 2020 онд Санамсаргүй ойн алгоритмыг параметржүүлж, өдөр тутмын "гал түймэр болон гал түймэргүй" ангийн газрын зургийн талаар үр дүнтэй таамаглал гаргахын тулд загвараа амжилттай сургасан [12, 13]. Сүүлийн үеийн судалгаагаар алсын зайнаас тандан судлах аргыг машин сургалтын аргуудтай хослуулан ой хээрийн түймрийг урьдчилан таамаглахад үр дүнтэй ашиглаж болохыг харуулсан [14]. Өнөө үед зөвхөн тухайн чиглэлийн судалгаа бус салбар дундын судалгаа, шинжилгээ хүчээ авч байна. Ийм учраас судалгаанд бусад орны жишгийг дагаж, машин сургалтын болон хиймэл оюун ухааны арга, арга барилыг боловсронгуй болгох нь зүйтэй бөгөөд манай улсад ой, хээрийн түймрийг урьдчилан таамаглах судалгааны үр дүн гараагүй байна. Ой хээрийн түймрийн 90 хувь нь хүний гараас үүдэлтэй гэж ойн судалгаагаар тогтоожээ. Эдгээр нь ойн баялагт аюул учруулаад зогсохгүй биологийн олон янз байдлын гол аюул болох экосистемийн өөрчлөлтөд хүргэдэг [15].

Зорилго

Тиймээс бид машин сургалтын аргуудыг ашиглан ой хээрийн түймрийг урьдчилан таамаглахыг зорьсон.

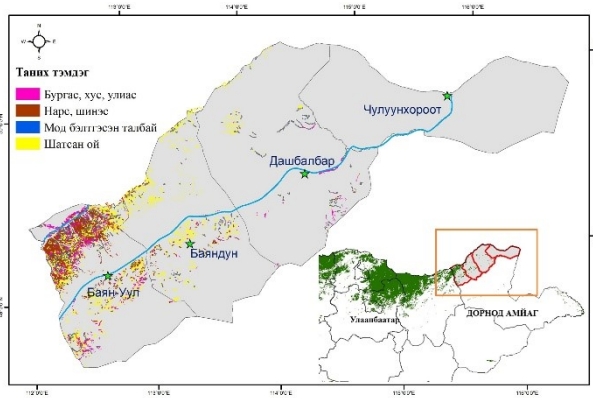
Манай орны хувьд газрын эвдрэл, хуурайшилт жилээс жилд нэмэгдэхийн зэрэгцээ ой, хээрийн түймрийн гаралт өмнөх жилүүдийнхээс ихсэх хандлагатай байна [16]. Ой хээрийн түймрийг түймэр гарсны дараа хариу арга хэмжээ авахаас илүү гарахаас урьдчилан сэргийлэхийн тулд урьдчилан таамаглах ёстой. Гал түймрийн эрсдэлийн ангилал, давтамж, шатсан талбай гэх мэтийг тооцоолох аргууд байдаг ч урьдчилан таамаглахад тийм ч үр дүнтэй байдаггүй ч нэг жишээ нь галын тоо жилээс жилд нэмэгдэж байгаатай холбоотой байж болох юм [17].

Зорилт

Харин хиймэл оюун ухаан, алсын зайнаас тандан судлах аргыг хослуулан ашигласнаар дата дээр загваруудыг сургах, эрсдэлээс урьдчилан сэргийлэх боломжтой юм. Ач холбогдол нь: Сансрын мэдээг ашигласнаар газрын хэмжилтээр цаг хугацаа, төсөв, техник, тоног төхөөрөмжийг зөв төлөвлөх хэмнэж байна. Галтай, галгүй гэж 2 ангилж, машин сургалтын аргыг ашиглан урьдчилан таамаглахыг зорьсон нь монгол судлаачдын өмнөх судалгааны ажилтай харьцуулахад шинэлэг юм.

1.1 Судалгааны талбай

Дорнод аймагт байрлах судалгааны бүс нь Монгол Улсын хойд хэсэгт ОХУ-тай хиллэдэг. Дорнод аймаг нь тайгын бүс, ойт хээрийн бүс, хээрийн бүсэд оршдог. Тус аймгийн хойд хэсэг нь уулын нурууны ой модоор тодорхойлогддог бөгөөд Монголын төв өндөрлөгийн хуурай хээрийн тэгш тал руу аажмаар уусдаг (Зураг 1).



Зураг 1: Байршлын зураг Дорнод аймгийн Баян-Уул, Баяндун, Дашбалбар, Чулуунхороот сум газар нутаг.

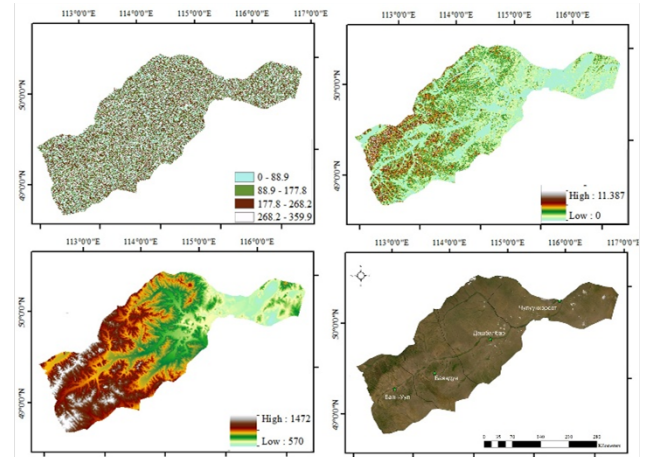
Судалгааны бүс нь Монгол орны зүүн хэсэгт орших Дорнод аймаг юм (Зураг 1). Энэ нь зүүн-төв Азийн бэлчээрийн хээрийг хамардаг. Дорнод аймгийн нийт нутаг дэвсгэр нь 123.5 мянган хавтгай дөрвөлжин километр бөгөөд газарзүйн хувьд далайн түвшнээс дээш 560-1300 м өндөрт голчлон тал хээр нутаг юм. Жилийн дундаж хур тунадас 150-300 мм, зуны улиралд ордог. Нийт нутгийн 90 орчим хувь нь толгодтой тал хээр. Хойд талаараа ОХУ, зүүн болон зүүн өмнөд талаараа Хятад улстай хиллэдэг [18]. Нийт тариалангийн талбайн 81.3 хувь буюу 10.0 сая га орчимд тариалалт, бэлчээрийн зориулалтаар ашиглагдаж байна. Манай улсад бүртгэгдсэн ургамлын аймгийн 10 хувь нь Дорнодод ургадаг бөгөөд 40 гаруй төрлийн өвс ургамал, 10 гаруй төрлийн ашигтай ургамлууд ургадаг. Баруун болон баруун хойноос агаарын урсгалаар орж ирэх чийгийн ихэнх хэсэг нь Хэнтийн нуруунд зогсдог тул Зүүн

тал нь чийглэг сэрүүн, хуурай сэрүүн, хуурай дулаан уур амьсгалтай байдаг. Монголд гарч буй ой, хээрийн түймрийн дийлэнх нь Дорнод аймагт байдаг тул тус бүсийг судалгааны талбай болгон сонгосон.

2 АШИГЛАСАН МЭДЭЭ, МАТЕРИАЛ

2.1 Хиймэл дагуулын зайнаас тандан судлах мэдээлэл

Хаврын мэдээ ургамлын нормчлогдсон ялгаврын индекс, газрын гадаргын температур, хөрсөнд нормчлогдсон индекс, нормчлогдсон шаталтын индекс зэрэг хиймэл дагуулын бүтээгдэхүүнүүд болон цаг уурын мэдээлэл болно. Судалгааны талбайн өндрийн мэдээ (SRTM DEM)-ийг мөн судалгаанд ашигласан. Хүснэгт 1-д орон зайн нарийвчлал бүхий хиймэл дагуулын мэдээллийн багцыг харуулав. Өндрийн тоон мэдээ 30 × 30 хэмжээтэй SRTM (DEM) өндрийн тоон өгөгдлийн багцаас гаргаж авсан налуу, чиглэл, өндөршил зэрэг растер параметруудийн өгөгдлийг боловсруулан гаргав. Зураг 2-т хиймэл дагуулын өгөгдлийн чиглэл, налуу, өндөршлийн мэдээллийг харуулав.



Зураг 2: Өндрийн тоон загварын үр дүн налууржилт, чиглэл, өндөршил.

2.2 Ойн тооллогын мэдээлэл

1956 оны сүүлчээс эхлэн системчилсэн улсын ойн тооллогыг бараг арван жил тутамд хийж байгаа бөгөөд хамгийн сүүлд 2015 оны байдлаар улсын ойн тооллого хийжээ. Монгол Улсын ойн улсын тооллогын статистик мэдээг олон тооны талбайн талбайд үндэслэсэн бөгөөд ойн судалгааны хамгийн чухал мэдээллийн эх сурвалж [19].

Хүснэгт 1: Хиймэл дагуулын өгөгдлийн зурвас, хамрагдсан хугацаа.

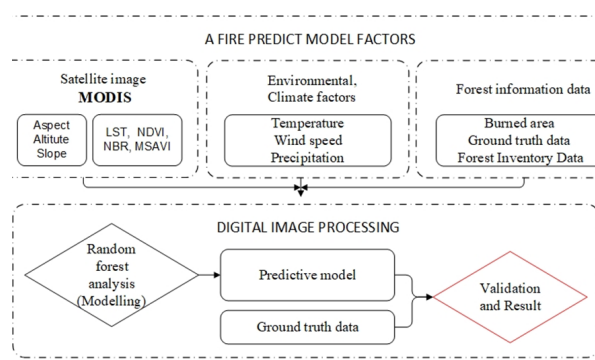
	Дулааны зурвас (ууд)	Орон зайн нарийвчлал (м)	Цаг хугацаа
Terra/MODIS	УЛААН	250	2015-2022 он
	NIR	250	
	LST	1000	
	NDVI	250	
SRTM	DEM	30	

2.3 Уур амьсгалын өгөгдөл

Монгол улсын статистик мэдээллээс 2015, 2019, 2020 оны хаврын хур тунадас, салхины хурд, агаарын температур зэрэг цаг уурын мэдээг ашигласан. Ус, цаг уур, орчны судалгаа, мэдээллийн хүрээлэнгээс 2015, 2019, 2020 оны хаврын улирал, 3-аас 5 сарын сар бүрийн хур тунадас, салхины хурд, агаарын температур зэрэг цаг уурын станц, МОДИС-ийн мэдээг цуглуулж ашигласан болно.

3 СУДАЛГААНЫ АРГА ЗҮЙ

Судалгааны аргачлал нь хиймэл дагуулын өндөр нарийвчлалтай мэдээлэлд Зайнаас тандан судлах аргыг ашигласан. Өөрөөр хэлбэл, техник, технологийн хөгжилтэй уялдан олон хэмжээст, шугаман бус аргын хэрэглээ нэмэгдсэнээр ЗТС-ын салбарт томоохон ахиц дэвшил гарч, дараагийн шинэ чиглэл болох дүрс мэдээг боловсруулах хиймэл оюуны технологиуд, ялангуяа машин сургалтын аргуудын хэрэглээ эрчимтэй нэмэгдэж байна [20]. Баталгаажилтын үнэлгээг ОСХТ-ын ойн хэмжилтийн өгөгдөл, уур амьсгалын хүчин зүйл, шатсан газар нутаг, ГМС-ийн программ хангамж зэрэг мэдээллийн давхаргаар боловсруулсан. NBR индекс, Машин сургалтын аргыг ашиглаж, судалгааны талбайн ойн бүрхэвчийн өөрчлөлтийн үндсэн дээр тодорхойлсон. Дараах схем нь аргачлалыг алхам алхмаар харуулж байна (Зураг 3).



Зураг 3: Арга зүйн схем.

Машин сургалт (ML) нь хиймэл оюун ухааны (AI) нэг салбар судлагдахуун бөгөөд өгөгдөл болон алгоритмын тусламжтайгаар ойн түймрийн эрсдэлийг урьдчилан таамаглах болон хянахад өргөн ашиглаж байна [21].

3.1 Санамсаргүй ойн алгоритм

Breiman and Cutler нарын боловсруулсан Random Forest (RF) нь ангилал болон шийдвэрийн мод дээр суурилсан сургалтын арга юм. Энэ нь ковариат болон хамааралтай хувьсагчдын хоорондын хамаарлыг үнэлж, ковариатуудын харьцангуй ач холбогдлыг тооцоолох боломжтой [22, 23]. RF-ийг өнгөрсөн хугацаанд анагаах ухаан, генетик, экологи, зайнаас тандан судлах зэрэг янз бүрийн салбарт хэрэглэж ирсэн. Сүүлийн жилүүдэд ойн түймрийг урьдчилан таамаглахад ашиглаж байгаа бөгөөд урьдчилан таамаглах чадвар сайтай [24–26]. Санамсаргүй ойн чуулга хэлбэрээр ажилладаг олон тооны бие даасан шийдвэрийн модноос бүрддэг. Санамсаргүй ойд байгаа мод бүрийг ангийн таамаглалд хувааж, хамгийн олон санал авсан анги нь загварын таамаглал болно. Шийдвэрийн мод нь математикийн утгаараа тогтмол язгууртай цикл бус график юм. Мод бүрийг сургалтын өгөгдлийн ачаалах түүвэр ашиглан сургадаг бөгөөд зангилаа бүр дээр урьдчилан таамаглах хувьсагчдын санамсаргүй дэд олонлогоос хамгийн сайн хуваагдлыг сонгоно. Энэ нь мод бүр сургалтын өгөгдөл болон урьдчилан таамаглах хувьсагчдыг өөр аргаар ашиглахыг баталгаажуулж, бусад модноос статистикийн хамаарлыг бууруулдаг [27].

3.2 Тооцооллын алгоритм

Ургамлын нормчлогдсон индекс NDVI нь ургамлыг тодорхойлж, ургамлын ерөнхий өсөлтийг хэмждэг, түгээмэл хэрэглэгддэг зайнаас тандан судлах арга юм. NDVI-ийн хүрээ хасах 1-ээс нэмэх 1 хооронд байна. +1-тэй ойролцоо утгууд нь эрүүл, өтгөн ургамалжилтыг харуулдаг [28].

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

Хөрснөөс хаамарсан ургамлын индекс MSAVI нь хөрсний гадарга өндөртэй газарт хэрэглэхэд NDVI-ийн зарим хязгаарлалтыг арилгах зорилготой хөрсөнд тохируулсан ургамлын индекс юм [29]. MSAVI-ийг (2) томъёогоор тооцоолсон.

$$MSAVI = \frac{2NIR + 1 - \sqrt{(2NIR + 1)^2 - 8(NIR - Red)}}{2} \quad (2)$$

Газрын гадаргуугийн температур LST нь хиймэл дагуулаас авсан зургийг ашиглан

байгаль орчны судалгаанд өргөн хэрэглэгддэг. Хиймэл дагуулууд зөвхөн газрын гадаргуугийн температурыг хэмждэг (Хүснэгт 1). LST-ийг [19] (3) томъёог ашиглан тооцоолсон.

$$LST = \left(BT + w * \frac{BT}{p} \right) * \ln(e) \quad (3)$$

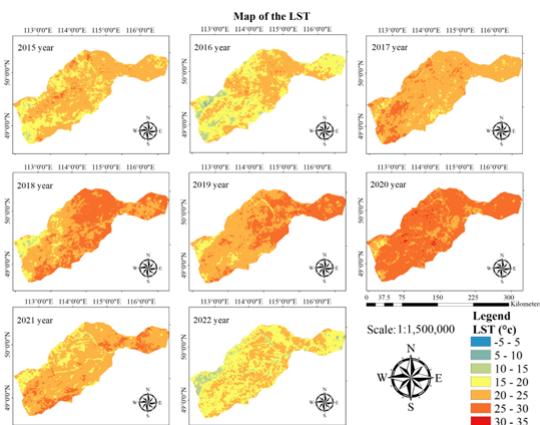
Шатсан талбайн нормчлогдсон индекс Спектрийн ялгааны хэмжээг ашиглахын тулд NBR нь доор үзүүлсэн томъёоны дагуу NIR болон SWIR зурвасын харьцааг ашигладаг. NBR-ийн өндөр утга нь эрүүл ургамлыг илтгэдэг бол бага утга нь нүцгэн газар, саяхан шатсан газрыг илтгэнэ.

$$NBR = \frac{NIR - SWIR}{NIR + SWIR} \quad (4)$$

Энэхүү судалгаанд ArcGIS 10.8 программ хангамжийн тусламжтайгаар растер өгөгдлийг давхцуулах аргыг шинжилгээнд ашиглах бөгөөд үүнийг растер тооцоолол тодорхойлно. Растер тооцоолол хийхдээ нөхцөлийг зааж өгөх ба боловсруулалтын үр дүн нь тухайн нөхцөл дээр үндэслэн шинэ растер мессеж үүсгэдэг. Растер өгөгдөл нь пикселийн тоон утгыг агуулсан зургийн өгөгдөл юм.

4 ДҮН ШИНЖИЛГЭЭ БА ҮР ДҮН

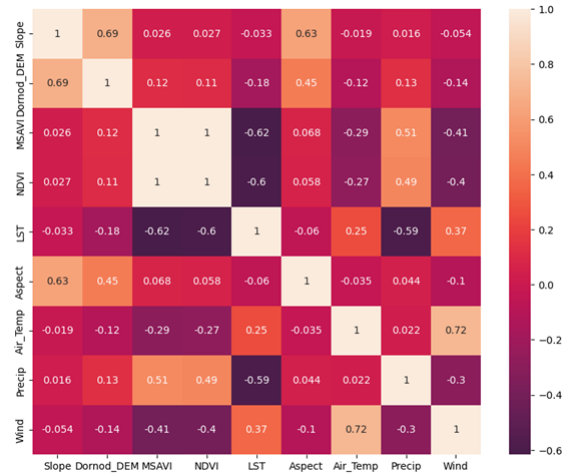
MODIS хиймэл дагуулийн 2015-2022 оны мэдээнд MSAVI, NDVI, DEM, LST (Зураг 4) зэрэг индексүүдийг ашигласан болно. Санал болгож буй аргачлалыг хэрэглэхийн тулд 2015, 2019, 2020 оны хооронд Ойн бүсийн сонгосон хэсэгт гарсан "түймэргүй" болон "түймэртэй" -ийн зарим бүсийн Зайнаас тандан судлах өгөгдлийн боловсруулалт хийсэн.



Зураг 4: Газрын гадаргын температур 2015-2022 он.

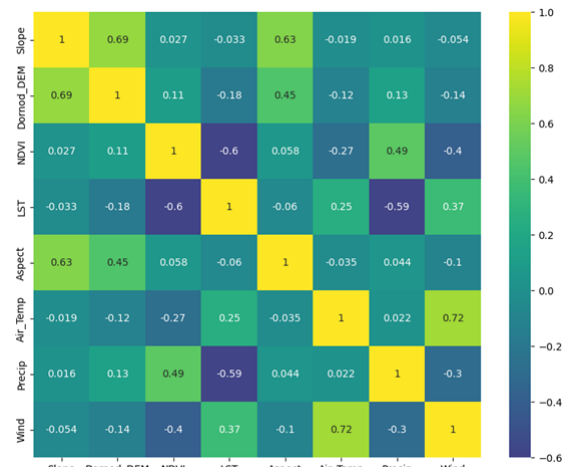
Доорх зураг 5-аар хүчин зүйлс хоорондын хамаарлыг харуулав. Эдгээр 2 индексийг спектрийн бүсийн харагдах пайвар улаан туяа (Улаан) сувгийн мэдээллийг ашиглан тооцдог тул NDVI болон

MSAVI нь эерэг хамааралтай болохыг тэмдэглэх нь зүйтэй юм.



Зураг 5: Сонгосон 9 хүчин зүйлийн хоорондын хамаарлын матриц.

Тиймээс газрын бүрхэвчийг тооцоолохдоо NDVI ашигладаг бөгөөд олон жилийн өөрчлөлтийн зураглалаас харж болохоор MSAVI-г хассан. Дараах зурагт MSAVI-г устгасны дараа хүчин зүйлсийн хамаарлыг харуулав (Зураг 6).



Зураг 6: MSAVI-г хассан 8 хүчин зүйлийн хоорондын хамаарлын матриц.

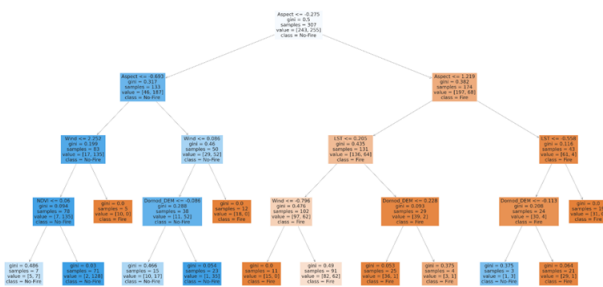
Санамсаргүй ойн ангиллын загварыг сургахад 2015, 2019 оны өгөгдлийг ашигласан. Эцсийн үр дүнг 2020 оны мэдээллээр бэлтгэгдсэн загварыг туршилтад ашиглав. Ойн түймрийн болон галын бус цэгийн нийт 644 мэдээний 493 (76,5%)-ийг сургалтын мэдээлэл, 151 (23,5%)-ийг туршилтад ашигласан. Нийт өгөгдлүүдийг жилээр нь ангилан дараах хүснэгтэд үзүүлэв (Хүснэгт 2).

Загварын үр дүн буюу Random Forest загварын нэг модыг жишээ болгон дараах зураг 7-д үзүүлэв. Факторын өгөгдлийн багцыг стандартчилах нь машин сургалтын олон тооны тооцоологчдын нийт-

Хүснэгт 2: Ашигласан өгөгдлийн мэдээлэл.

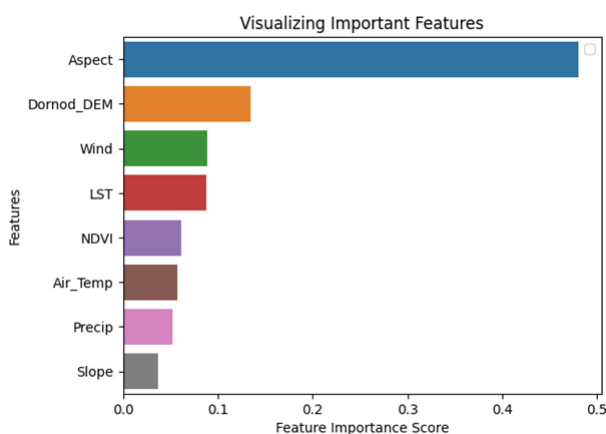
Он жилүүд	Түймэртэй цэгийн тоо	Түймэргүй цэгийн тоо
2015 он	217	218
2019 он	27	31
2020 он	73	78
Нийт	317	327

лэг шаардлагатай. Хэрэв бие даасан шинж чанарууд нь ердийн тархсан өгөгдөл шиг харагдахгүй байвал тэдгээр нь муу ажиллаж болзошгүй. Дундаж утгыг хасаж, нэгж дисперс болгон масштаблах замаар тооцоололдог.



Зураг 7: Санамсаргүй ойн загварын үр дүн.

Дараах зурагт хүчин зүйлсийн загварт үзүүлэх нөлөөллийн хувь хэмжээг харуулав. Энд аспект нь 48% буюу хамгийн их нөлөө үзүүлдэг. Нөгөө талаар агаарын температур, хур тунадас, налуу 6% -иас бага нөлөө үзүүлдэг. Энэхүү уур амьсгалын мэдээлэл нь статистикийн мэдээлэл ашигласантай холбоотой гэж үздэг. Загварын үр дүнг сайжруулахын тулд уур амьсгалын өгөгдлийг CRU өгөгдөл болгон ашиглах ёстой (Зураг 8).

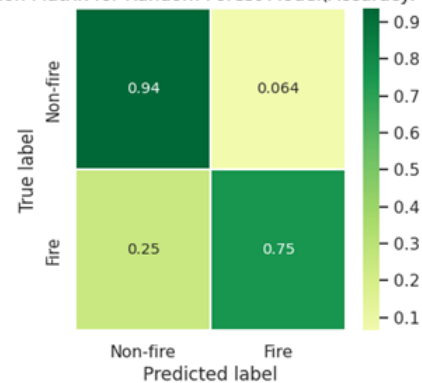


Зураг 8: Хүчин зүйлийн ач холбогдлын оноо.

Үр дүнгээр түймрийн эрсдэлийн бүс болон галын бус бүсэд санамсаргүй ойн ангиллыг ашигласан. Загварын параметрийн шийдвэрийн модны тоо 15 байгаа нь манай тохиолдолд хамгийн тохиромжтой. Шийдвэрлэх модыг бүтээхийн тулд бид модыг

хуваахдаа GINI хольцын аргыг ашигласан. GINI хольц нь хамгийн ихдээ 0.5 утгатай бөгөөд энэ нь бидний авч чадах хамгийн муу үзүүлэлт бөгөөд хамгийн багадаа 0 утга нь бидний авч чадах хамгийн сайн үзүүлэлт гэсэн үг юм. Үүний үр дүнд бид $GINI = 0$ -тэй навчны зангилааг авдаг. Энэ нь цаашид хуваагдах боломжгүй хамгийн цэвэр зангилаа гэсэн үг юм. Үр дүнг 5-р зурагт үзүүлсэн бөгөөд энэ нь ойгоос санамсаргүй байдлаар сонгосон шийдвэрийн мод юм. Тиймээс зурагт салбар хэсгүүдийг томруулсан. Онцлог шинж чанараас хамааран галын эрсдэл, тохиолдлыг урьдчилан таамагласан болно. Үүний тулд бидэнд ийм урьдчилан таамаглах өдрүүдийн мэдээлэл хэрэгтэй болдог. Дараах зураг нь загварын урьдчилан таамагласан утгууд болон бодит өгөгдөл 2 хоорондын корреляцийн матрицыг харуулж байна. Үүнд 75% нь гал гарсан газрыг, 94% нь гал түймэргүй газрыг урьдчилан таамагласан байна (Зураг 9).

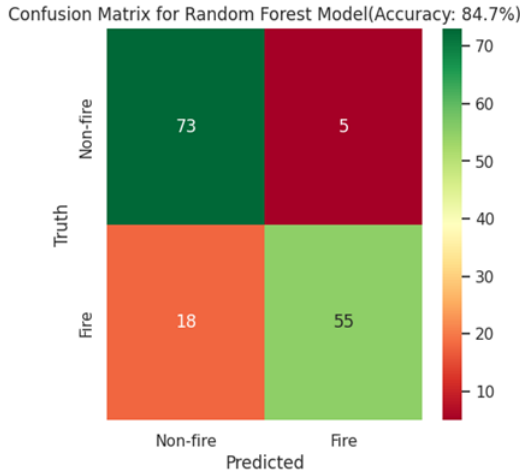
Confusion Matrix for Random Forest Model(Accuracy: 84.7%)



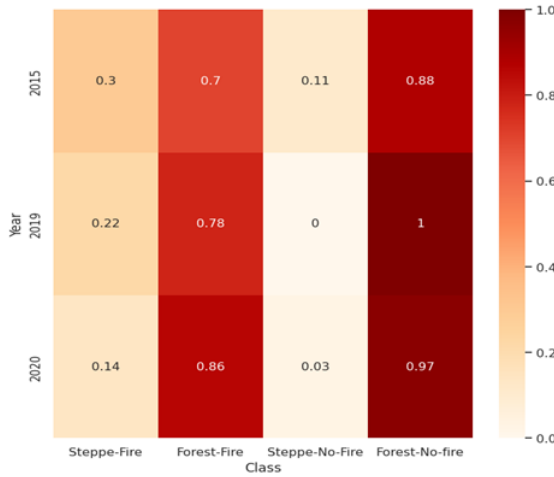
Зураг 9: Галын бус хэсэг ба галын хоорондох төөрөгдлийн матриц.

Гармоник матрицын тоон утгыг дараах зурагт үзүүлэв. Ойн санамсаргүй ангиллын загвар нь 73 түймрийн цэгийн 55 (75%)-ийг зөв таамагласан (Зураг 10).

Зураг 11-д судалгааны үр дүн болон NFI өгөгдөл хоорондын хамаарлыг харуулав. Нарийвчлал 91.5 хувьтай байна. Мөн жил бүр ой, хээрийн түймэртэй болон түймэргүй цэгүүдийн тоог дараах зурагт үзүүлэв. Туршилтын мэдээллээс харахад ойн түймэртэй талбайн 86% нь ойн түймэртэй, 97% нь ойн түймэргүй талбайтай.



Зураг 10: Хоорондын төөрөгдлийн матриц.



Зураг 11: Баталгаажуулах матриц.

5 ДҮГНЭЛТ

Энэхүү судалгаа нь хиймэл дагуулын болон цаг уурын мэдээллийг тулгуурлан ойн түймрийн тохиолдлуудад машин сургалтын аргаар дүн шинжилгээ хийлээ. Үр дүнгээр санал болгож буй загвар нь өөр өөр орон зайн болон цаг хугацааны нарийвчлалтай янз бүрийн хүчин зүйлсийг туршиж гаргалаа. Загварчлалын тусламжтайгаар түймрийн болон галын бус голомтуудын байршлыг тогтоох боломжтой болсон. Судалгаанд нийт 644 байршил тогтоогдсон. Үүний 76.5% нь сургалтын өгөгдөл, 23.5% нь туршилтын өгөгдөл юм. Санамсаргүй ойн алгоритмын шийдвэрийн модны тоо нь 5 байна. Санамсаргүй ойн ангиллыг бүх хүчин зүйлийг ашиглан 84.7% -ийн өндөр нарийвчлалтай урьдчилан таамаглах замаар сонгосон газруудад ойн түймрийн урьдчилсан таамаглалыг сайн гүйцэтгэсэн. Түймрийн эрсдэлтэй цэгүүдийг урьдчилан таамаглах нарийвчлал нь 75% байна. Шинжилгээний түймрийн голомтын 86 хувь нь ойн талбай, 14 хувь нь хээрийн түймэр байна. Машин сургалт, ойн санамсаргүй аргыг өөр өөр газар

эсвэл ой хээрийн түймрийг хянах зорилгоор ашиглаж болно. Судалгааны талбайг түймэртэй, түймэргүй гэсэн 2 ангилалд хуваан, машин сургалтын арга ашиглан урьдчилан таамаглал дэвшүүлсэн нь судалгааны зорилгод хүрсэн гэж тодорхойлж, Мөн өмнө нь хийгдэж байсан Монгол судлаачдын судалгааны ажлаас шинэлэг талтай юм.

Талархал

Энэхүү судалгааг МУИС-ийн Физикийн тэнхимийн “МУИС-ИТС-UNESCO” сансар судлалын олон улсын лаборатори хэсэгчлэн дэмжив. Зохиогчид Зайнаас тандан судлах үндэсний төвийн MODIS мэдээлэл болон Ус, цаг уур, орчны мэдээлэл, судалгааны хүрээлэнгийн цаг уурын мэдээлэлд талархаж байна, Монгол, Улаанбаатар.

Зохиогчийн оролцоо

Ш.Идэрбаяр болон Ш.Цолмонбаяр нар машин сургалтын арга, санамсаргүй ойн алгоритмаар ойн түймрийн эрсдэлийн таамаглах загварчлалыг гүйцэтгэсэн. Ц.Батчулуун, Б.Оюунсанаа нар туршилтын үйл явц, үр дүнгийн боловсруулалтад зөвлөгөө мэдээлэл өгч ажилласан. Н.Баянмөнх өгүүллийг бичих, засварлах ажлыг хариуцаж ажилласан.

Ашиг сонирхлын зөрчилгүйн баталгаа

Зохиогчид ашиг сонирхлын зөрчилгүй гэдгээ баталж байна.

Ашигласан ном

- [1] Nandin-Erdene Geserbaatar EN, Lkhamjav O. The impact of forest fire on forest cover types in mongolia. The International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences. 2020;Vo. XLIII-B3.
- [2] Elbegjargal Nasanbat ABCTOAP Ochirkhuyag Lkhamjav, Dorjsuren M. A spatial distribution map of the wildfire risk in mongolia using decision support system. The International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences. 2018;XLII-3/W4.
- [3] Veerappampalayam Easwaramoorthy Sathishkumar MS Jaehyuk Cho, Naren OS. Forest fire and smoke detection using deep learning-based learning without forgetting. Fire Ecology. 2023;19(9).
- [4] Munkh-Erdene ADJE A, Erdenebaatar N. Forest fire risk assessment model using remote sensing and GIS techniques in Tuijin Nars National Park, Mongolia. Proceedings of the Mongolian Academy

- of Sciences. 2021, doi: 105564/pmasv61i011557:10-9.
- [5] Byambakhuu BVNCea G. A wildfire monitoring study for burn severity and recovery process using remote sensing techniques: A case study near Shiliin Bogd mountain, Eastern Mongolia. *Journal of Geographical Issues*. 2022, doi: 1022353/v22i1;22(1):22-31.
- [6] Amarsaikhan BHHGM D, Moon TH. Applications of remote sensing and geographic information systems for urban land-cover change studies in Mongolia. *Geocarto International*. 2009, doi: 101080/10106040802556173;24:4:257-71.
- [7] P C, A M. A Data Mining Approach to Predict Forest Fires using Meteorological Data. In *New Trends in Artificial Intelligence, 13th EPIA 2007 - Portuguese Conference on Artificial Intelligence*. 2007:512–523.
- [8] Davies SWMM D K ; Ilavajhala, Justice CO. Fire Information for Resource Management System: Archiving and Distributing MODIS Active Fire Data. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*. 2009:72-9.
- [9] Z J, L LT. Linking land, air and sea: potential impacts of biomass burning and the resultant haze on marine ecosystems of Southeast Asia. *Global Change Biology*. 2014:2701-7.
- [10] Chisholm R A WLS, T S. The need for long-term remedies for Indonesia's forest fires. *Conservation Biology*. 2016:5-6.
- [11] Huijnen V KJGDFJPMIAMDMB Wooster M, van Weele M. Fire carbon emissions over maritime southeast Asia in 2015 largest since 1997. *Scientific Reports* 26886. 2016.
- [12] Stockwell C E CM Jayarathne T. Field measurements of trace gases and aerosols emitted by peat fires in Central Kalimantan, Indonesia, during the 2015 El Nino. *Atmospheric Chemistry and Physics*. 2016:11711-32.
- [13] R Dutta AD J Aryal, Kirkpatrick JB. Deep cognitive imaging systems enable estimation of continental-scale fire incidence from climate data. *Scientific reports*. 2013;3(1):1-4.
- [14] Jain P SSGCMTSFMD Coogan S C P. A review of machine learning applications in wildfire science and management. 2020.
- [15] Harishchander Anandaram a RFCBKKY Nagalakshmi M b. Forest fire management using machine learning techniques. *Measurement: Sensors*. February 2023;25.
- [16] Erdenetuya M. Fire occurrence and burning biomass statistics in Mongolia. *Ambassador City Jomtien Hotel Pattaya*. 2012.
- [17] Roger D Hungerford WHFKCRGJN Michael G Harrington. Influence of fire on factors that affect site productivity. *Symposium on Management and Productivity of Western-Montane Forest Soils*. 1990.
- [18] Davaajargal Jargalsaikhan TR Bayanjargal Darkhijav. Estimation of crop suitability using NDVI in the Kherlen Basin Dornod province, Mongolia. *International Journal of Science, Environment and Technology*. 2020;10(1):19-28.
- [19] B Norovsuren BTBBAYAT T Renchin. Estimation of forest coverage using sentinel and landsat in northern region of mongolia. *The International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*. 2019, doi: 105194/isprs-archives-XLII-5-W3-71-2019.
- [20] Jargaldalai Enkhtuya BUMEA Amarsaikhan Damdinsuren. Land cover classification using machine-learning method and vegetation indices. *Mongolian Journal of Geography and Geoecology - MJGG*. 2022;43.
- [21] A R. Artificial intelligence and machine learning applications in forest management and biodiversity conservation. *Natural Resources Conservation and Research*. 2023;6.
- [22] Cutler DR BK Edwards TJ. Random forests for classification in ecology. *Ecology*. 2007;88(11):2783-92.
- [23] Kubosova K JJ Brabec K. Selection of indicative taxa for river habitats: a case study on benthic macroinvertebrates using indicator species analysis and the random forest methods. *Hydrobiologia*. 2010;651:101-14.
- [24] Oliveira S SMAJ Oehler F. Modeling spatial patterns of fire occurrence in Mediterranean Europe using multiple regression and random forest. *Forest Ecol Manage*. 2012;275:117-29.
- [25] Rodrigues M RJ. An insight into machine-learning algorithms to model human caused wildfire occurrence. *Environ Model Softw*. 2014;57:192-201.
- [26] Kane VR ACC Lutz JA. Water balance and topography predict fire and forest structure patterns. *Forest Ecol Manag*. 2015, doi: 101023/A:1010933404324;338:1-13.
- [27] L B. Random forests. *Machine Learning*. 2001, doi: 101023/A:1010933404324;45:5-32.

- [28] Przyborski P. Normalized Difference Vegetation Index (NDVI). Earth observatory. 2000.
- [29] Qi J HARKYHSS Chehbouni A. A modified soil adjusted vegetation index. Remote Sensing of Environment. 1994;48(2):119-26.