

Assessing the Spatial Distribution of Urban Heat Island in Erdenet City Using Machine Learning Approaches

Byambadolgor Batdorj^{1,*}, Jargaldalai Enkhtuya¹, Amarsaikhan Damdinsuren¹,
Sainbayar Dalantai¹, Munkh-Erdene Altangerel² and Gantsetseg Gantumur³

¹*Division of Aerospace Remote Sensing, Institute of Geography and Geoecology, Mongolian Academy of Sciences, Ulaanbaatar, Mongolia*

²*Director, Institute of Mathematics and Digital Technology, Mongolian Academy of Sciences, Ulaanbaatar, Mongolia*

³*Division of Desertification Study, Institute of Geography and Geoecology, Mongolian Academy of Sciences, Ulaanbaatar, Mongolia*

*Corresponding author email and ORCID: byambadolgorb@mas.ac.mn, <https://orcid.org/0000-0002-9017-0729>

Received: 11 Aug 2025 / Accepted: 24 Oct 2025 / Published online: 19 December 2025

ABSTRACT

The Urban Heat Island (UHI) phenomenon represents a critical ecological challenge associated with rapid global urbanization, exerting adverse impacts on energy consumption, air quality, and public health. As Mongolia's major mining city, Erdenet is experiencing increasing environmental pressures during its urbanization process, necessitating comprehensive investigation of this phenomenon. This study aimed to analyze the spatiotemporal variations of UHI effects in Erdenet city over a 35-year period (1989-2024) and develop predictive models for future projections. Utilizing multi-temporal Landsat satellite imagery for spatially modeling Land Surface Temperature (LST), advanced machine learning algorithms including Random Forest (RF) and Extreme Gradient Boosting (XGBoost) were employed. The results revealed that mean LST increased from 23.05°C in 1989 to 31.15°C in 2004, subsequently decreasing to 25.70°C in 2024. A notable finding was the spatial redistribution of UHI patterns: during the initial years, elevated LST values were concentrated in areas with sparse vegetation cover and barren land, while by 2024, high temperatures had shifted to impervious surfaces including built-up areas and residential settlements. This spatial transition indicates an intensification of UHI effects driven by urban expansion. Throughout the study period, forest area decreased significantly, while water bodies and green infrastructure consistently maintained lower temperatures, demonstrating the crucial temperature-regulating role of these natural elements. These findings align with international research emphasizing the vital role of vegetation in mitigating UHI intensity, and highlight the imperative to integrate green infrastructure into urban planning to enhance climate resilience in rapidly urbanizing regions.

Keywords: Urban Heat Island, Machine Learning, Land Surface Temperature, Remote Sensing, Spatial Analysis

Эрдэнэт хотын “Хотын дулааны арал”-ын орон зайн тархалтыг машин сургалтын аргаар үнэлэх нь

Бямбадолгор Батдорж^{1,*}, Жаргалдалай Энхтуяа¹, Амарсайхан

Дамдинсүрэн¹, Сайнбаяр Далантай¹, Мөнх-Эрдэнэ

Алтангэрэл², Ганцэцэг Гантөмөр³

¹Агаар сансрын зайнаас тандан судлалын салбар, Газарзүй, геоэкологийн хүрээлэн, Шинжлэх Ухааны Академи, Улаанбаатар, Монгол

²Захирал, Математик тоон технологийн хүрээлэн, Шинжлэх Ухааны Академи, Улаанбаатар, Монгол

³Цөлжилтийн судалгааны салбар, Газарзүй, геоэкологийн хүрээлэн, Шинжлэх Ухааны Академи, Улаанбаатар, Монгол

*Холбоо барих зохиогчийн цахим хаяг, ORCID: byambadolgorb@mas.ac.mn, <https://orcid.org/0000-0002-9017-0729>

Хүлээн авсан: 2025 оны 08 сарын 11 өдөр / Зөвшөөрөгдсөн: 2025 оны 10 сарын 24 өдөр / Нийтлэгдсэн: 2025 оны 12 сарын 19 өдөр

ХУРААНГУЙ

“Хотын дулаан арал”-ийн (Urban Heat Island, UHI) үзэгдэл нь дэлхийн хурдацтай хотжилттой холбоотой гол экологийн асуудлын нэг бөгөөд эрчим хүчний хэрэглээ, агаарын чанар болон иргэдийн эрүүл мэндэд сөрөг нөлөөг үзүүлж байна. Монгол Улсын томоохон уул уурхайн хот Эрдэнэт нь хотжих явцдаа ийм төрлийн экологийн дарамт үүсэж байгаа тул энэ үзэгдлийг судлах шаардлага зайлшгүй гарч ирлээ. Энэхүү судалгаанд Эрдэнэт хотын UHI үзэгдлийн орон зайн өөрчлөлтийг 35 жилийн хугацаанд (1989-2024) шинжилж, цаашдын урьдчилсан таамаглал гаргах зорилго тавьсан. Олон цаг хугацааны Landsat хиймэл дагуулын мэдээллийг ашиглан газрын гадаргын температур (LST)-ийг орон зайд загварчлахдаа ахисан түвшний машин сургалтын Random Forest (RF) болон Extreme Gradient Boosting (XGBoost) алгоритмуудыг хэрэглэлээ. Судалгааны үр дүнгээс харахад LST-ийн дундаж утга 1989 онд 23.05°C байсан бол 2004 онд 31.15°C хүртэл өссөн ч 2024 онд 25.70°C болж буурчээ. Онцлох зүйл нь UHI-ийн орон зайн шилжилт юм: эхний жилүүдэд LST-ийн өндөр утга нь ургамлын бүрхэвч сийрэг, халцгай газарт төвлөрч байсан бол 2024 онд барилга байгууламж, гэр хороолол зэрэг ус үл нэвтрэх гадаргуу бүхий газруудад тэлжээ. Энэ нь хотын тэлэлтээс шалтгаалан UHI-ийн эрчим нэмэгдэж буйг илтгэнэ. Судалгааны хугацаанд ойн сангийн талбай эрс багассан харин усны сан, ногоон байгууламж бүхий газрууд тогтмол бага температуртай байсан нь эдгээр байгалийн элементүүдийн температур зохицуулах чухал үүргийг харуулж байна. Эдгээр үр дүн нь UHI-ийн эрчмийг бууруулахад ургамлын чухал үүргийг онцолсон олон улсын судалгаатай нийцэж, хурдацтай хотжиж буй бүс нутагт уур амьсгалын тэсвэртэй байдлыг нэмэгдүүлэх зорилгоор ногоон дэд бүтцийг хот төлөвлөлтөд нэгтгэх шаардлагыг харуулж байна.

Түлхүүр үгс: Хотын дулааны арал, Машин сургалт, Газрын гадаргын температур

I. ОРШИЛ

Дэлхий даяар хотжих үйл явц хурдацтай явагдсанаар хот суурин газруудын экологи, уур амьсгалын нөхцөлд томоохон нөлөө үзүүлж байна. НҮБ-ын мэдээлснээр 2018 онд дэлхийн хүн амын 55% хот суурин газар амьдарч байсан бол 2050 он гэхэд энэ үзүүлэлт 68% болж нэмэгдэх төлөвтэйг тодорхойлж гаргасан байна [1]. Энэхүү динамик өөрчлөлт нь хотын газар ашиглалтад шууд нөлөөлж, ус үл нэвтрэх гадаргуугийн талбайг нэмэгдүүлэн хотын ногоон байгууламжийн эзлэх хувийг эрс бууруулж байна [2].

Хотжилтын нэг гол үр дагавар болох “Хотын дулаан арал Urban Heat Island, UHI”-ийн үзэгдэл нь орчин үеийн хотын экологийн тогтвортой байдлын хувьд маш чухал асуудал болжээ. UHI нь хот суурин газрын агаарын болон газрын гадаргын температур (Land Surface Temperature, LST) нь тухайн газрын орчны температураас өндөр байх үзэгдлийг хэлнэ [3].

Сүүлийн жилүүдэд агаар сансрын өндөр нарийвчлалтай мэдээг боловсруулан UHI-ийн судалгаанд өргөнөөр ашигласаар байна. Landsat, MODIS зэрэг хиймэл дагуулын мэдээг ашиглан олон жилийн гадаргын температурын өөрчлөлтийг тооцоолох судалгаа дэлхий даяар өргөн хүрээнд хийгдэх болжээ [4]. Эдгээр хиймэл дагуулын давуу тал нь өргөн уудам газар нутгийг нэг дор хамарч, урт хугацааны динамик өөрчлөлтийг бодитойгоор харуулах боломжийг олгодог байна [5]. Зайнаас тандан судлалын салбарт машин сургалтын (Machine Learning, ML) алгоритмуудыг хэрэглэх хандлага эрчимтэй өсөж байна. Жишээлбэл Random Forest (RF), Support Vector Machine, Extreme Gradient Boosting (XGBoost), Neural network зэрэг алгоритмууд UHI-ийн үзэгдлийг загварчлахад амжилттай хэрэглэгдэж байна. Тухайлбал, 216 хотыг хамарсан дэлхийн хэмжээний судалгаагаар ML-ийн аргыг ашиглан UHI-ийн нягтшилыг урьдчилан таамаглах шинэ загвар боловсруулсан байна [6]. Akiner нар (2025) нар Турк улсын Истанбулын Башакшехир дүүргийн 30 жилийн (1990-2020) газар ашиглалт газрын бүрхэвч болон UHI хоорондын хамаарлыг, RF, Convolutional Neural Networks аргуудыг хослуулан 93.33%-ийн нарийвчлалтайгаар ангилан тэдгээрийн хамаарлыг судалсан байна [7]. Мөн He нар (2024) XGB загварыг ашиглан Шанхай хотын UHI-ийг загварчлахад хотын төв болон хотын эргэн тойрон дахь UHI-ийн эрчимжил харилцан адилгүй байгааг илрүүлсэн байна [8].

Монгол орны хувьд хотын UHI-ийн талаарх судалгааны ажлууд маш хязгаарлагдмал хийгдсэн байдаг. Харьцуулбал, хөрш орон болох Өвөр Монголын хотуудын UHI-ийг MODIS хиймэл дагуулын мэдээ ашиглан тодорхойлсон бөгөөд тус судалгаагаар баруун хэсгийн хотуудад өдрийн цагаар UHI-ийн нөлөө сул, харин зүүн бүсийн хотуудад илүү хүчтэй ажиглагдсан байна [9]. Монгол орны хувьд ML-ийн орчин үеийн аргуудаар урт хугацааны Landsat хиймэл дагуулын мэдээг ашигласан судалгаа одоог хүртэл хийгдээгүй байна. Иймд бид энэхүү судалгаагаар Эрдэнэт хотын UHI-ийн оронзайн тархалтын шинжилгээг ML-ийн алгоритмуудыг ашиглан загварчлахыг зорьсон билээ.

II. СУДАЛГААНЫ ТАЛБАЙ БОЛОН МЭДЭЭ

Эрдэнэт хот нь Монгол улсын эдийн засгийн хувьд стратегийн ач холбогдолтой томоохон хот бөгөөд улсын төсвийн орлогын 10%-ийг бүрдүүлдэг гол үйлдвэрлэлийн төв юм [10]. 2014 оны тооллогоор тус хотын хүн ам 96740 байсан бол одоогийн байдлаар 111000-д хүрсэн нь хүн амын суурьшлын нягтаршил, барилгажилтын хэмжээ, гэр хорооллын тэлэлт, дэд бүтцийн ачааллыг эрс нэмэгдүүлжээ [11]. Уул уурхайн салбарын дагалдах жижиг, дунд үйлдвэрлэл, барилгын салбар, худалдаа үйлчилгээний хүрээ тэлж, өргөжин хөгжиж буй нь шинээр ажлын байрыг бий болгох замаар хүн амын шилжилт хөдөлгөөнийг өдөөх үндсэн нөхцөл болж байна. Энэхүү хурдацтай хотжилтын улмаас ургамлын бүрхэвч, усны нөөц, хөрсний чанарын доройтол болон ногоон байгууламжийн талбай өөрчлөгдөн хүрээлэн буй орчны тэнцвэрт байдалд олон талын сөрөг нөлөөг үзүүлж байна. Үүний зэрэгцээ, хөрс ургамлаар бүрхэгдсэн гадаргыг бетон, асфальт зэрэг ус үл нэвтрэх гадаргуугаар солих явц нь усны урсац, агаарын чанар, тоосжилтын түвшинд шууд нөлөө үзүүлэх замаар хотын уур амьсгалыг өөрчилж, улмаар UHI-ийн үүсэл хөгжилтөд хувь нэмэр оруулсаар байна [12].

Энэхүү судалгаанд хотын UHI-ийн орон зайн тархалт болон түүний өөрчлөлтийг судлах зорилгоор Landsat 4 хиймэл дагуулын 1989 оны 08-р сарын 28-н, Landsat 5 дагуулын 08-р сарын 13-н болон Landsat 8 дагуулын 2024 оны 08-р сарын 12-ний өдрийн мэдээнүүдийг тус тус ашигласан. Хиймэл дагуулын мэдээний үзэгдэх гэрэл (visible), ойрын нил улаан туяаны (NIR), дундын нил улаан туяаны (SWIR) болон дулааны (thermal) сувгуудыг тус тус ашигласан болно. Мөн Ургамлын

нормчлогдсон индекс (NDVI), барилгажсан талбайн индекс (NDBI) болон Хуурай газрын нормчлогдсон индекс (NDBI), Сайжруулсан усны нормчлогдсон индекс (MNDWI)-үүдийг ашиглан UHI-ийн орон зайн тархалтыг ML-ийн алгоритмаар загварчлахад ашигласан болно.

III. СУДАЛГААНЫ АРГАЗҮЙ

LST-ийг тооцоолохдоо дулааны сувгийн тоон утгыг (Digital number) (Landsat TM-д 6-р суваг, Landsat OLI-д 10 ба 11-р зурвасууд) үнэмлэхүй цацрагийн утга болгон хөрвүүлсэн. Эдгээр утгуудыг хиймэл дагуулыг хөөргөхөөс өмнөх үеийн тогтмол стандарт заслуд болон нэгдсэн ойлтын утгуудыг тооцоолсны үндсэн дээр гарган авдаг [13]. Landsat дагуулын мэдээнд атмосферын засал хийсний дараа, цацаргалтын температурын утгыг Кельвины температур руу шилжүүлэн LST-ийг тодорхойлно (**Томьёо 1**).

$$L\lambda = \frac{(L_{\max\lambda} - L_{\min\lambda})}{(Q_{\max} - Q_{\min})} \times Q_{\text{cal}} - Q_{\text{calmin}} + L_{\min\lambda} \quad (1)$$

Үүнд: $L\lambda$ нь сенсор дахь цацаргалтын утга ба $L_{\min\lambda}$ болон $L_{\max\lambda}$ нь спектрийн минимум, максимум цацраг ($W/m^2 \cdot sr \cdot \mu m$), харин Q_{cal} нь пикселийн тоон утга бөгөөд Q_{calmin} болон Q_{calmax} нь пикселийн хамгийн бага болон их тоон утга юм.

Газрын гадаргуугийн цацаргалтын ϵ утгыг дараах тэгшитгэлийг ашиглан тодорхойлно.

$$\epsilon = mPV + n \quad (2)$$

Энэхүү судалгаанд, $m = 0.004$, $n = 0.986$ гэсэн утгуудыг ашигласан ба PV нь NDVI-аас гаргаж авсан ургамлын эзлэх хувь юм [14].

$$PV = \left(\frac{NDVI - NDVI_{\min}}{NDVI_{\max} - NDVI_{\min}} \right)^2 \quad (3)$$

Спектрийн цацрагийг Цельсийн температурт шилжүүлэхдээ дараах томьёог ашиглана.

$$T = \frac{K_2}{\ln\left(\frac{K_1}{L\lambda} + 1\right)} - 273.15 \quad (4)$$

Үүнд: T-Цельсийн температур, K_1 болон K_2 тогтмол утгыг **хүснэгт 1**-т харуулав.

Хүснэгт 1. Ландсат 4, 5 болон 8-ийн Дулааны сувгийн тохируулгын тогтмол

	TM болон OLI сенсорудын тогтмол утга	
	K1 тогтмол утга	K2 тогтмол утга
Landsat 4	671.62	1284.30
Landsat 5	607.76	1260.56
Landsat 8	(band 10) 774.89	1321.08

(band 11) 480.89	1201.14
------------------	---------

Энэхүү судалгаанд RF болон XGB алгоритмуудыг сонгон ашигласан ба RF нь Breiman-ийн (2001) боловсруулсан олон тооны шийдвэрийн модыг нэгтгэсэн ансамблийн ML-ийн алгоритм юм [15]. Энэ алгоритм нь цүнхлэх (bagging) аргыг ашиглан сонгогдсон дээжүүдээс олон тооны шийдвэрийн мод бүтээж, эцэст нь тэдгээрийн дундаж утгыг бий болгодог. Энэхүү арга нь нарийвчлал өндөртэй, их хэмжээний өгөгдөлтэй ажиллахад тохиромжтой арга юм. RF алгоритмыг UHI-ийн талаарх судалгаанд өргөнөөр хэрэглэж байна. Жишээ нь, Miniandi нар (2025) нарын Кула Лумпур хотын UHI-ийг ML-ийн аргаар загварчилсан ба уг судалгаанд NDVI, NDBI, Urban Index, NDWI, Albedo зэрэг биофизикийн хувьсагчдыг ашиглан LST-ийг урьдчилан таамаглахад RF алгоритм өндөр нарийвчлалтайгаар загварчилсан байна [16]. Lyu нар (2022) Landsat хиймэл дагуул мэдээ болон хотын дулаан мэдрэгчийн өгөгдөлд тулгуурлан CyberGIS-ийг ML-ийн алгоритмтай нэгтгэн UHI-ийг загварчлахад 2020 онд $RMSE=0.45^\circ C$, 2018-2019 онд $RMSE=0.8^\circ C$ байсан нь RF регрессийн загвар бусад загваруудаас илүү сайн үр дүнг харуулжээ [17].

XGB алгоритм нь Chen ба Guestrin (2016) боловсруулсан градиент бүүст аргын хамгийн хүчирхэг загвар бөгөөд олон төрлийн ML-ийн загваруудаас шалгарсан алгоритм юм [18]. Энэ алгоритм нь функцийн градиент ашиглан өгөгдлийн модон дээр тулгуурлан алдааг дэс дараалан багасган өмнөх загваруудын алдааг засах замаар гүйцэтгэлийг сайжруулдаг арга юм. Уг загварыг ашигласан зарим судалгаанаас дурдвал, Deng нар (2025)-ын UHI-ийн оронзайн тархалтыг төрөл бүрийн масштабын түвшинд тооцоолоход XGB загвар нь бусад уламжлалт ML-ын аргуудтай харьцуулахад өндөр загварчлалын гүйцэтгэлийг харуулсан [19]. Bushenkova нар (2024) Мадрид хотын UHI-ийн оронзайн тархалтыг XGB алгоритмыг ашиглан загварчилсан бөгөөд хотын ирээдүйн уур амьсгалыг чиг хандлагыг тодорхойлоход чухал нөлөө үзүүлсэн хэмээн дурджээ [20]. Huang нар (2025) Хятад улсын Тяньжин хотод хийсэн судалгаанаас үзэхэд, XGB болон SHAP загваруудыг ашиглан UHI-ийг загварчлахад 2D параметрууд (газрын бүрхэвч, ногоон байгууламж, нийгэм-эдийн засгийн үйл ажиллагаа) нь 3D параметруудээс (барилгын морфологи) илүү UHI-ийн үзэгдэл үүсэхэд илүү нөлөөлж буйг илрүүлжээ [21].

UHI-ийн оронзайн тархалтыг загварчлахад ашигласан ургамлын индексүүдийн таарц болон таамаглалтын гүйцэтгэлийг үнэлэхийн тулд хэд хэдэн статистик үзүүлэлтүүдийг тооцоолсон болно. Үүнд, детерминацийн коэффициент (R^2) болон дундаж алдааны язгуур (Root Mean Square Error, RMSE) багтсан болно [22]. Загварчлалд ашиглагдах сургалт ба үнэлгээг хийхдээ нийт өгөгдлийн 80 хувийг сургалтын зорилгоор, харин үлдсэн 20 хувийг загварын гүйцэтгэлийг үнэлэх зорилгоор ашигласан болно [23].

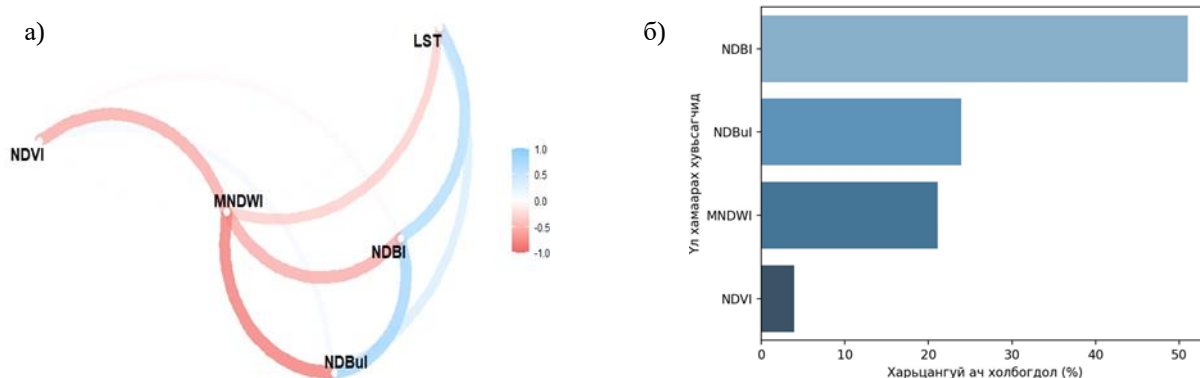
IV. СУДАЛГААНЫ ҮР ДҮН

Энэхүү судалгаанд Эрдэнэт хотын UHI-ийн оронзайн тархалтыг загварчлахад RF болон XGB алгоритмыг ашиглан 1989, 2004, 2024 оны өгөгдлүүдийг ашиглан дүн шинжилгээ хийв. Судалгааны арга зүйн хүрээнд дөрвөн төрлийн ургамлын индексийг (NDBI, NDBuI, MNDWI, NDVI) бие даасан хувьсагч болгон ашиглаж, нийт 500 LST-ийн дээжийг хамааралтай хувьсагчаар сонгосон болно. Загваруудын гүйцэтгэлийн үнэлгээнээс харахад, 1989 онд XGB загвар статистикийн хувьд илүү сайн үр дүн үзүүлсэн ($R^2=0.782$, $RMSE=1.512^{\circ}C$) бол RF загвар харьцангуй доогуур гүйцэтгэлтэй ($R^2=0.762$,

$RMSE=1.592^{\circ}C$) гарсан. Харин 2004 онд хоёр загвар ойролцоо гүйцэтгэл үзүүлсэн ($R^2=0.842$) боловч XGB загварын RMSE харьцангуй бага байлаа. 2024 оны хувьд XGB загварын гүйцэтгэл мэдэгдэхүйц сайжирсан ($R^2=0.852$, $RMSE=0.922$) бол RF загварынх буурсан ($R^2=0.672$, $RMSE=1.322$) байв.

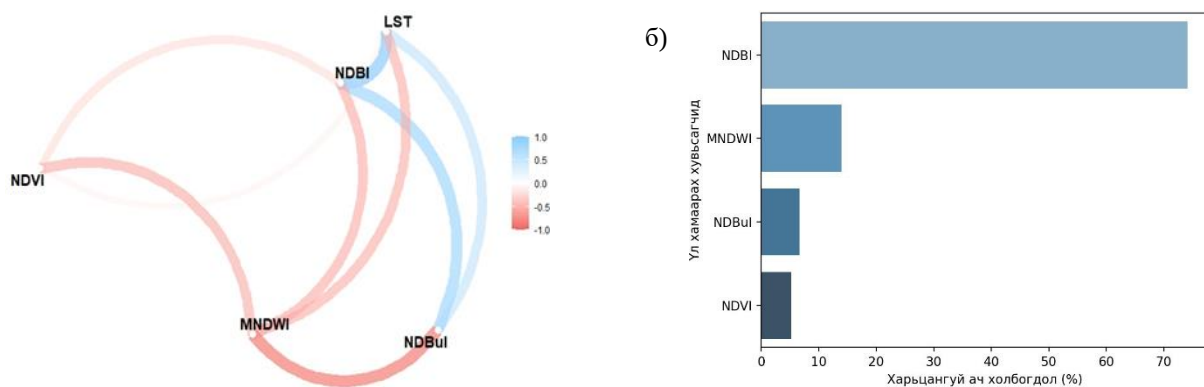
LST болон ургамлын индексүүд хоорондын хамаарлыг Спearманы корреляцийн коэффициентийг ашигласан ба босго утгыг $r = \pm 0.1$ гэж тогтоосон. Зураг 1а-д үзүүлсэнчлэн, NDBuI болон NDBI индексүүд LST-тай хүчтэй эерэг хамааралтай ($r = 0.71-0.78$, $p < 0.01$) байгааг илрүүлсэн бол NDVI болон MNDWI индексүүд сөрөг хамаарлыг харуулж байна. **Зураг 1б, 2б, болон 3б**-д UHI-ийн загварт үл хамаарах хувьсагчдын нөлөөллийн ач холбогдлын эрэмбэ нь $NDBI > NDBuI > MNDWI > NDVI$ буюу NDBI индекс хамгийн өндөр ач холбогдолтой байсныг харуулж байна. Үүний эсрэгээр, NDVI индекс нь загварт бага ач холбогдол үзүүлсэн байлаа.

2004 оны LST нь NDBI индекстэй хүчтэй эерэг корреляци үзүүлсэн байна ($r = 0.82$ $p < 0.01$). Энэ нь ус үл нэвтрэх гадаргууг тодорхойлоход чухал үүрэг гүйцэтгэдэг болохыг харуулж байна. Харин бусад индексүүдтэй сул хамааралтай байлаа (**Зураг 2а**).

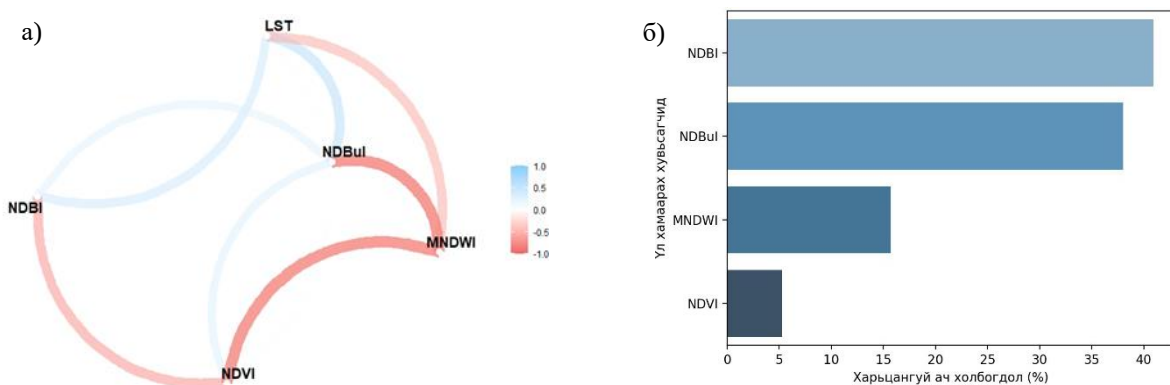


Зураг 1. 1989 оны LST болон үл хамаарах хувьсагчдын (а) Спearманы корреляцийн замын зураглал ба (б) Загварт үзүүлсэн нөлөөлөл, харьцангуй ач холбогдол

а)



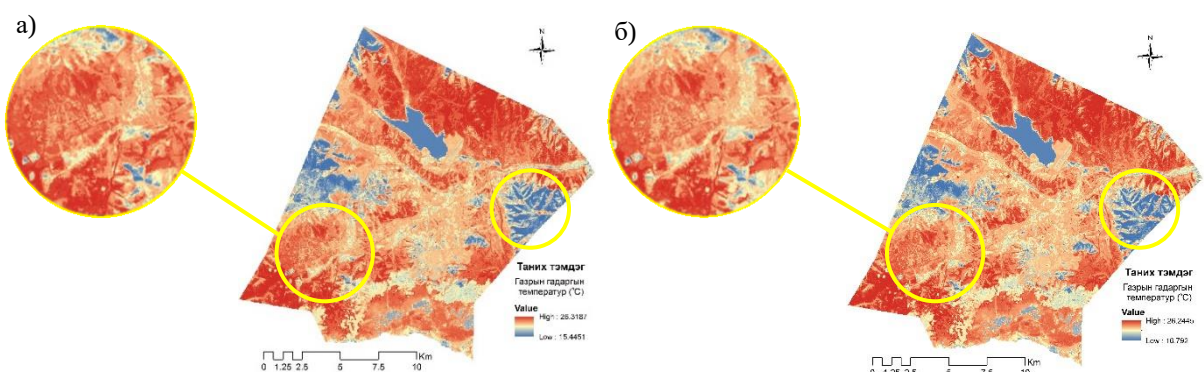
Зураг 2. 2004 оны LST болон үл хамаарах хувьсагчдын (а) Спearманы корреляцийн замын зураглал ба (б) Загварт үзүүлсэн нөлөөлөл, харьцангуй ач холбогдол



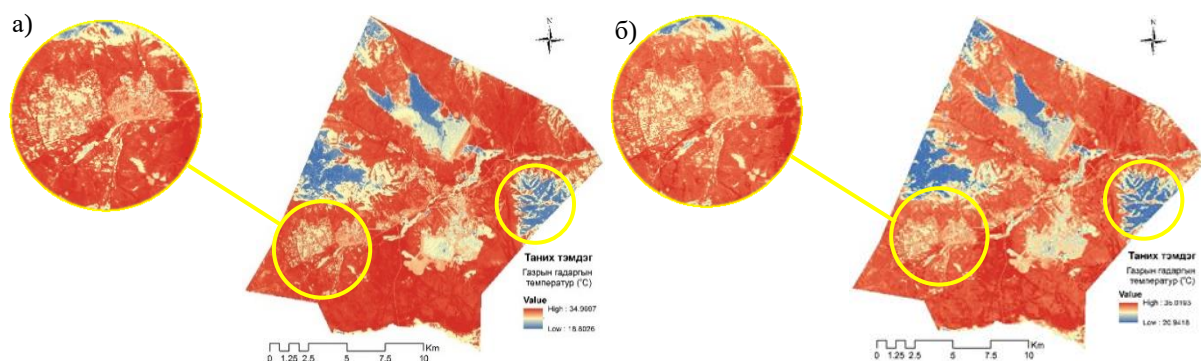
Зураг 3. 2024 оны LST болон үл хамаарах хувьсагчдын (а) Спearманы корреляцийн замын зураглал ба (б) Загварт үзүүлсэн нөлөөлөл, харьцангуй ач холбогдол

Зураг 3-т LST нь NDVI индекстэй хүчтэй сөрөг корреляцитай ($r = 0.79$ $p < 0.01$) байсан бол бусад индексүүдтэй сул хамааралтай гарсан. Спearманы корреляцийн шинжилгээ нь хувьсагчдын

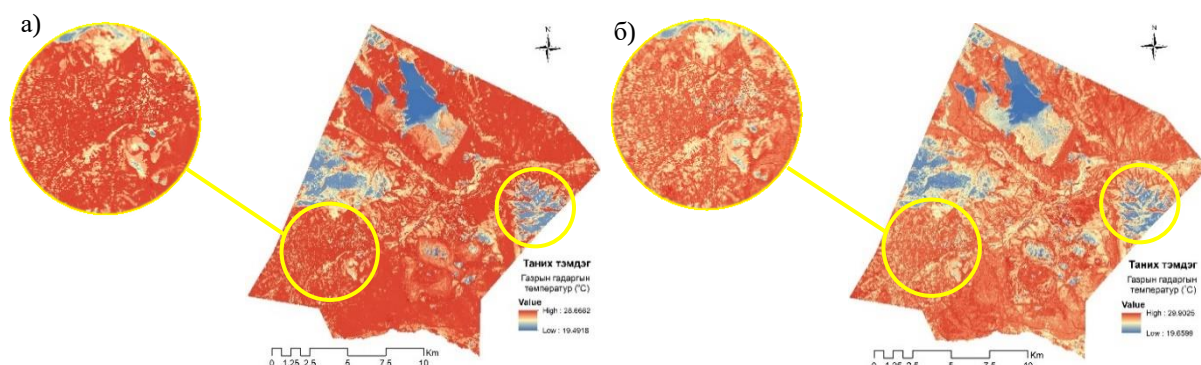
хоорондох монотон статистик хамаарлыг илтгэдэг бөгөөд UHI-ийн үзэгдлийн шалтгаан үр дагаврын механизмыг тайлбарлахад хангалтгүй байдгийг онцлон дурдах шаардлагатай юм.



Зураг 4. 1989 оны Улаанбаатар хотын UHI-ийн орон зайн тархалтыг (а) RF загвар ба (б) XGB загварыг ашиглан таамагласан үр дүн



Зураг 5. 2004 оны Улаанбаатар хотын UHI-ийн орон зайн тархалтыг (а) RF загвар ба (б) XGB загварыг ашиглан таамагласан үр дүн



Зураг 6. 2024 оны Улаанбаатар хотын UHI-ийн орон зайн тархалтыг (а) RF загвар ба (б) XGB загварыг ашиглан таамагласан үр дүн

Эрдэнэт хотын LST дундаж утга 1989, 2004, 2024 онуудад тус бүр 23.05 °C, 31.15 °C болон 25.70 °C байв. 1989 болон 2004 оны UHI-ийн орон зайн тархалтыг RF болон XGB алгоритмаар загварчилсан үр дүнгээс харахад LST-ийн өндөр утгууд нь ихэвчлэн ургамлын бүрхэвч сийрэг эсвэл халцгай гадаргуу бүхий газруудад төвлөрч байв (Зураг 4, 5). Харин 2024 онд LST-ийн өндөр утгууд нь зөвхөн халцгай газарт бус, ус үл нэвтрэх гадаргуу бүхий барилгажсан талбай болон гэр хорооллын орчимд өргөжин тархжээ. Энэ нь цаг хугацааны явцад UHI-ийн эрчим нэмэгдэж, ялангуяа ус үл нэвтрэх гадаргуугийн талбай эрчимтэй тэлж буйг илтгэнэ. Судалгаанд хамрагдсан бүх хугацаанд LST-ийн хамгийн бага утгууд нь ойн сан, усан сан бүхий газар болон ногоон байгууламж ихтэй газруудад тогтмол ажиглагдсан бөгөөд 1989 оноос хойш эдгээр ногоон байгууламж мэдэгдэхүйц буурсан нь зураг 4–6-д ажиглагдлаа. Мөн ургамлын бүрхэц өндөртэй нутагт LST тогтмол бага хэвээр байгаа нь UHI-ийн эрчмийг бууруулахад ногоон

байгууламжийн чухал үүрэгтэй болохыг нотлон харууллаа.

V. ХЭЛЭЛЦҮҮЛЭГ

Зайнаас тандан судлалын технологийг ML-ийн алгоритмуудтай хослуулан UHI-ийн үзэгдлийг загварчлах аргазүй нь уламжлалт газар дээрх цэгийн хэмжилттэй харьцуулахад орон зай, цаг хугацааны хувьд өргөн хүрээг хамран, урт хугацааны динамик өөрчлөлтийг системтэй үнэлэх давуу талыг олгож байна. Уг судалгаа нь RF болон XGB алгоритмуудыг ашиглан UHI-ийн орон зайн тархалтыг өндөр нарийвчлалтайгаар загварчилсан анхны судалгаа юм. Олон улсын судалгаануудтай харьцуулахад, энэхүү судалгааны XGB загварын гүйцэтгэл ($r^2=0.852$, $rmse=0.922^\circ\text{C}$) өрсөлдөхүйц үр дүн үзүүлж байна. Oukawa нар (2022) RF загвараар агаарын температурыг таамаглахад Multiple Linear Regression-ээс илүү сайн гүйцэтгэл үзүүлж, өдөр болон шөнийн агаарын температурыг $R^2 > 0.96$ -тай таамагласан [24] харин Mansouri ба Erfani (2025) Америкийн дундад баруун мужуудын UHI-ийн судалгаанд XGB загвар RF-ээс арай илүү сайн

гүйцэтгэл үзүүлсэн (0.91 vs. 0.90) нь [25] ML-ийн алгоритмуудын UHI-ийг загварчлахад гүйцэтгэл өндөртэй байгаа нь уг аргазүйн шинжлэх ухааны үндэслэлийг бэхжүүлж байна.

Судалгаанаас илрүүлсэн NDVI болон LST хоорондын сөрөг хамаарал (2024 онд $r = -0.79$) нь UHI-ийн эрчмийг бууруулахад ногоон байгууламж чухал нөлөөтэй болохыг харуулсан нь Oke (1982), Voogt & Oke (2003), Li нар. (2011), Li нар. (2013) зэрэг судлаачдын үр дүнгүүдээр нотлогдож байна [26], [3], [27], [28]. Мөн ус үл нэвтрэх гадаргуугийн талбай нэмэгдэх нь UHI-ийг эрчимжүүлэх гол хүчин зүйл болохыг олон судлаачид тэмдэглэсэн байна [2], [12], [29], [30] [31]. Эрдэнэт хотын LST-ийн өндөр утгатай газрууд нь 1990 онд үед халцгай газруудад төвлөрч байсан бол хожим барилгажсан талбай, гэр хорооллын бүс рүү тэлэх үзэгдэл ажиглагдсан нь аж үйлдвэржсэн хотуудын хөгжлийн загварын онцлог шинж чанарыг харуулж байна. Энэ нь хотын төлөвлөгөөгүй тэлэлтээс үүдэлтэй UHI-ийн эрчимжилтийг илтгэж, цаашдын тогтвортой хөгжлийн хувьд анхааралтай авч үзэх асуудал болж байна. Мөн судалгаанд ажиглагдсан ногоон байгууламжийн талбай буурах хандлага нь дэлхийн бусад хотуудын жишээтэй адил ба уур амьсгалын өөрчлөлтийн дасан зохицох чадварыг сулруулах эрсдэлтэй холбоотой байж болно [1], [2].

VI. ДҮГНЭЛТ

Энэхүү судалгаагаар Эрдэнэт хотын 1989–2024 оны хоорондох LST-ийн өөрчлөлт болон UHI-ийн орон зайн тархалтыг машин сургалтын (RF, XGB) аргуудыг ашиглан үнэлэв. Үр дүнгээс харахад LST-ийн дундаж утга 2004 онд хамгийн өндөр, ургамлын бүрхэвч сийрэг, халцгай болон ус үл нэвтрэх гадаргууд төвлөрч байсан бол 2024 он гэхэд эдгээр өндөр температуртай бүсүүд барилгажсан талбай болон гэр хорооллын бүс рүү шилжин тэлсэн байна. Мөн ургамалжилт өндөртэй бүс нутагт LST-ийн утга тогтмол бага байгаагийн зэрэгцээ, ойн сангийн талбай сүүлийн хэдэн арван жилд мэдэгдэхүйц буурсан нь энэхүү судалгаагаар тогтоогдлоо.

Судалгааны үр дүн нь олон улсын судалгааны чиг хандлагатай нийцэж, ногоон байгууламж нь UHI-ийн эрчмийг бууруулахад чухал ач холбогдолтой болохыг дахин нотлон харуулав. Иймд хот төлөвлөлт, газрын ашиглалтын менежментэд ногоон байгууламжийг нэмэгдүүлэх, хамгаалах бодлогыг түлхүү хэрэгжүүлэх нь Эрдэнэт хотын уур амьсгалын тэсвэртэй байдлыг

бэхжүүлэхэд чухал ач холбогдолтой болохыг энэхүү судалгаа харуулж байна.

АШИГЛАСАН МАТЕРИАЛ

- [1] U. N. Department of Economic and Social Affairs, *World Urbanization Prospects: The 2018 Revision*, United Nations, 2019.
- [2] H. Li *et al.*, “A new method to quantify surface urban heat island intensity,” *Sci. Total Environ.*, vol. 624, pp. 262–272, 2018. Available: <https://doi.org/10.1016/j.scitotenv.2017.11.360>.
- [3] J. A. Voogt and T. R. Oke, “Thermal remote sensing of urban climates,” *Remote Sens. Environ.*, vol. 86, no. 3, pp. 370–384, 2003. Available: [https://doi.org/10.1016/S0034-4257\(03\)00079-8](https://doi.org/10.1016/S0034-4257(03)00079-8).
- [4] J. A. Sobrino, J. C. Jiménez-Muñoz, and L. Paolini, “Land surface temperature retrieval from LANDSAT TM 5,” *Remote Sens. Environ.*, vol. 90, no. 4, pp. 434–440, 2004. Available: <https://doi.org/10.1016/j.rse.2004.02.003>.
- [5] M. A. Wulder, J. G. Masek, W. B. Cohen, T. R. Loveland, and C. E. Woodcock, “Opening the archive: how free data has enabled the science and monitoring promise of Landsat,” *Remote Sens. Environ.*, vol. 122, pp. 2–10, 2012. Available: <https://doi.org/10.1016/j.rse.2011.08.011>.
- [6] G. Kong, J. Peng, and J. Corcoran, “Modelling urban heat island effects: a global analysis of 216 cities using machine learning techniques,” *Comput. Urban Sci.*, vol. 5, no. 1, pp. 1–12, 2025. Available: <https://doi.org/10.1007/s43762-025-00178-wg>.
- [7] M. E. Akiner and M. Ghasri, “Integrating remote sensing and machine learning to analyze urban growth and its environmental effects: a 30-year assessment in Başakşehir, Turkey,” *Pure Appl. Geophys.*, pp. 1–25, 2025. Available: <https://doi.org/10.1007/s00024-025-03727-w>.
- [8] J. He *et al.*, “Exploring the scale effect of urban thermal environment through XGBoost model,” *Sustain. Cities Soc.*, vol. 114, p. 105763, 2024. Available: <https://doi.org/10.1016/j.scs.2024.105763>.
- [9] Y. Su, S. Yu, H. Lin, and G. Shagdar, “Research

- of Inner Mongolia urban heat (cold) island effect based on MODIS data time series,” *Plateau Meteorol.*, vol. 38, no. 6, pp. 1263–1271, 2019.
- [10] МОНЦАМЭ, “‘Эрдэнэт’ үйлдвэр ДНБ-ий 5.3 хувийг бүрдүүлж байна,” Онлайн, 2024. [Online]. Available: <https://montsame.mn/mn/read/357516>.
- [11] Үндэсний статистикийн хороо, “Хүн амын статистик.” [Online]. Available: <https://www.1212.mn/mn>
- [12] E. Sodnomdarjaa *et al.*, “Resource conundrum in Mongolia: soil contamination from coal and copper–molybdenum mining,” *Soil Use Manag.*, vol. 40, no. 1, p. e13025, 2024. Available: <https://doi.org/10.1111/sum.13025>.
- [13] N. E. Young, R. S. Anderson, S. M. Chignell, A. G. Vorster, R. Lawrence, and P. H. Evangelista, “A survival guide to Landsat preprocessing,” *Ecology*, vol. 98, no. 4, pp. 920–932, 2017. Available: <https://doi.org/10.1002/ecy.1730>.
- [14] G. Chander and B. Markham, “Revised Landsat-5 TM radiometric calibration procedures and postcalibration dynamic ranges,” *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.*, vol. 41, no. 11, pp. 2674–2677, 2003. Available: <https://doi.org/10.1007/s41748-025-00584-4>.
- [15] L. Breiman, “Random forests,” *Mach. Learn.*, vol. 45, no. 1, pp. 5–32, 2001. Available: <https://doi.org/10.1023/A:1010933404324>.
- [16] [16] N. D. Miniandi, M. H. Jamal, M. K. I. Muhammad, L. Sharrar, and S. Shahid, “Machine learning in modeling urban heat islands: a data-driven approach for Kuala Lumpur,” *Earth Syst. Environ.*, vol. 9, no. 2, pp. 1037–1060, 2025.
- [17] F. Lyu, S. Wang, S. Y. Han, C. Catlett, and S. Wang, “An integrated cyberGIS and machine learning framework for fine-scale prediction of urban heat island using satellite remote sensing and urban sensor network data,” *Urban Informatics*, vol. 1, no. 1, p. 6, 2022. Available: <https://doi.org/10.1007/s44212-022-00002-4>.
- [18] T. Chen and C. Guestrin, “XGBoost: a scalable tree boosting system,” in *Proc. 22nd ACM SIGKDD Int. Conf. Knowledge Discovery and Data Mining*, 2016, pp. 785–794. Available: <https://doi.org/10.1145/2939672.2939785>.
- [19] H. Deng, J. Feng, K. Liu, Y. Xiong, and J. Cao, “Integrating model variability, scale effect, and zoning effect to analyze uncertainties in surface urban heat island prediction,” *Sustain. Cities Soc.*, p. 106588, 2025. Available: <https://doi.org/10.1016/j.scs.2025.106588>.
- [20] A. Bushenkova, P. M. M. Soares, F. Johannsen, and D. C. A. Lima, “Towards an improved representation of the urban heat island effect: a multi-scale application of XGBoost for Madrid,” *Urban Clim.*, vol. 55, no. 101982, pp. 10–1016, 2024. Available: <https://doi.org/10.1016/j.uclim.2024.101982>.
- [21] C. Huang, K. Liu, T. Ma, H. Xue, P. Wang, and L. Li, “Analysis of the impact mechanisms and driving factors of urban spatial morphology on urban heat islands,” *Sci. Rep.*, vol. 15, no. 1, p. 18589, 2025. Available: <https://doi.org/10.1038/s41598-025-04025-0>.
- [22] T. Chen, Z. Ren, Y. Fu, and C. Liu, “Correlation analysis of landscape patterns and urban thermal environment in Kunming based on a panel data model,” *Sci. Rep.*, vol. 14, no. 1, p. 27375, 2024. Available: <https://doi.org/10.1038/s41598-024-78118-7>.
- [23] J. W. Oh, J. Ngarambe, P. N. Duhirwe, G. Y. Yun, and M. Santamouris, “Using deep-learning to forecast the magnitude and characteristics of urban heat island in Seoul, Korea,” *Sci. Rep.*, vol. 10, no. 1, p. 3559, 2020. Available: <https://doi.org/10.1038/s41598-020-60632-z>.
- [24] G. Y. Oukawa, P. Krecl, and A. C. Targino, “Fine-scale modeling of the urban heat island: a comparison of multiple linear regression and random forest approaches,” *Sci. Total Environ.*, vol. 815, p. 152836, 2022. Available: <https://doi.org/10.1016/j.scitotenv.2021.152836>.
- [25] A. Mansouri and A. Erfani, “Machine learning prediction of urban heat island severity in the Midwestern United States,” *Sustainability*, vol. 17, no. 13, p. 6193, 2025. Available: <https://doi.org/10.3390/su17136193>.
- [26] T. R. Oke, “The energetic basis of the urban heat island,” *Q. J. R. Meteorol. Soc.*, vol. 108, no. 455, pp. 1–24, 1982. Available: <https://doi.org/10.1002/qj.49710845502>.

- [27] J. Li, C. Song, L. Cao, F. Zhu, X. Meng, and J. Wu, "Impacts of landscape structure on surface urban heat islands: a case study of Shanghai, China," *Remote Sens. Environ.*, vol. 115, no. 12, pp. 3249–3263, 2011. Available: <https://doi.org/10.1016/j.rse.2011.07.021>.
- [28] X. Li, W. Zhou, and Z. Ouyang, "Relationship between land surface temperature and spatial pattern of greenspace: what are the effects of spatial resolution?," *Landsc. Urban Plan.*, vol. 114, pp. 1–8, 2013. Available: <https://doi.org/10.1016/j.landurbplan.2013.02.005>.
- [29] Q. Weng, D. Lu, and J. Schubring, "Estimation of land surface temperature–vegetation abundance relationship for urban heat island studies," *Remote Sens. Environ.*, vol. 89, no. 4, pp. 467–483, 2004. Available: <https://doi.org/10.1016/j.rse.2003.11.005>.
- [30] S. Peng *et al.*, "Surface urban heat island across 419 global big cities," *Environ. Sci. Technol.*, vol. 46, no. 2, pp. 696–703, 2012.
- [31] Z. Shi, X. Li, T. Hu, B. Yuan, P. Yin, and D. Jiang, "Modeling the intensity of surface urban heat island based on the impervious surface area," *Urban Clim.*, vol. 49, May 2023. Available: <https://doi.org/10.1016/j.uclim.2023.101529>.