

МОНГОЛ УЛСЫН АУДИТЫН САЛБАРТ МАШИН СУРГАЛТ БОЛОН ХИЙМЭЛ ОЮУН УХААНЫГ НЭВТРҮҮЛЭХ БОЛОМЖ

С.Цолмон*, Г.Лхамдулам**, Д.Моломжамц***, С.Тэгшжаргал****

Хураангуй: Хиймэл оюун ухаан, юмсын интернэт, робот, үүлэн тооцоолол, блокчэйн тэргүүтэй дижитал технологид суурилсан аж үйлдвэрийн 4-р хувьсгалтай эн зэрэгцэн Аудит 4.0-ийг дэлхийн улс орнууд сүүлийн жилүүдэд төрийн болон хувийн аудитын үйл ажиллагаандаа эрчимтэй нэвтрүүлж, их хэмжээний хөрөнгө оруулсаар байна. Энэхүү судалгаагаараа бид олон улсад хиймэл оюун ухаан, машин сургалт зэрэг технологи нь аудитын байгууллагуудын ажил, үйлчилгээнд хэрхэн ашиглагдаж байгааг судлахын зэрэгцээ машин сургалтын 12 алгоритм ашиглан буруу илэрхийлэлтэй санхүүгийн тайланг илрүүлэх загварыг Python програмчлалын хэл дээр боловсруулав. Судалгааны зарим үр дүнгээс дурдвал, машин сургалтын DT, RF, GB, AB аргууд нь өрсөлдөх чадвар хамгийн өндөр гарсан бол DT, KNN, GB, AD аргууд нь буруу илэрхийлэлтэй санхүүгийн тайланг зөв ангилах ерөнхий чадвар 100% гарсан байна.

Түлхүүр үгс: Залилан, их өгөгдөл, автоматжуулалт, зөв ангилах чадвар, хяналттай сургалт

MACHINE LEARNING IN THE FIELD OF AUDITING IN MONGOLIA THE POSSIBILITY OF INTRODUCING ARTIFICIAL INTELLIGENCE

Abstract: In parallel with the 4th industrial revolution based on digital technologies led by artificial intelligence, the Internet of Things, robots, cloud computing, and blockchain, Audit 4.0 has been intensively introduced to countries around the world in public and private audit activities in recent years and continues to invest heavily. In this study, we study how artificial intelligence and machine learning technologies are used internationally in the work and services of audit organizations, and we developed a model in the Python programming language for detecting misstatements of financial statements using 12 machine learning algorithms. Some of the research results show that the machine learning methods DT, RF, GB, and AB have the highest competitive ability, while the DT, KNN, GB, and AD methods have achieved 100 % overall ability to correctly detect financial statements with misstatements or mistakes.

Keywords: Fraud, big data, automation, correct classification, supervised learning

* Мандах ИС-ийн АТС, (E-mail): tsolmon@mandakh.edu.mn

** Мандах ИС-ийн ИЭЭС-ийн ЭЗБТ, (E-mail):lkhamdulam@mandakh.edu.mn

*** МУИС, Бизнесийн сургууль, (E-mail): molomjants0112@yahoo.co.jp

**** УИХ-ын Тамгын газрын ТХШ-ний хэлтэс, (E-mail): tegshee_s@gmail.com

Оршил

Хүн төрөлхтний түүхийн хуудсанд тодоор бичигдэн үлдсэн аж үйлдвэрлэлийн 3 том хувьсал нь бидний нийгэм, эдийн засагт асар том өөрчлөлт, хөгжлийг бий болгосон бол өдгөө 21-р зууны эхэнд бид дижитал технологид суурилсан аж үйлдвэрийн 4-р хувьсгалыг эхлүүлээд байна. Хиймэл оюун ухаан, машин сургалт, ухаалаг робот, үүлэн тооцоолол, юмсын интернэт, блокчэйн тэргүүтэй технологиуд нь шинжлэх ухааны бүхий л салбарт эрчимтэй нэвтэрч байгаагийн зэрэгцээ дижитал шилжилтийг хөгжлийнхөө гол үндсэн чиглэлээ болгож чадсан улс орнууд нь цаашид илүү өндөр хөгжих боломжтой болно гэж Дэлхийн эдийн засгийн форумын өрсөлдөх чадварын судалгаанд дурджээ (WIPO, 2021).

Сүүлийн жилүүдэд дэлхий дахинд төрийн болон хувийн аудитын байгууллагуудын аудитын үйлчилгээний чанарыг сайжруулах, зардлыг бууруулж, үр ашгийг нь нэмэгдүүлэх зорилгоор хиймэл оюун ухаан болон машин сургалтын алгоритмуудыг боловсруулж, үйлчилгээндээ нэвтрүүлж эхэлсэн байна. Тухайлбал, хиймэл оюун ухааныг БНХАУ, Орос, Англи, Франц, Канад зэрэг өндөр хөгжилтэй орнууд, тэр дундаа АНУ нь тус салбарт тэргүүлэгч хэвээр байх томоохон зорилт дэвшүүлэн ажиллаж байна. Энэхүү зах зээл нь ойрын жилүүдэд эрчимтэй өсөх төлөвтэй байгаа бөгөөд 2025 он гэхэд 125 тэрбум доллар болж өснө гэсэн тооцоо гарчээ. Хиймэл оюун ухаан болон машин сургалтын практик ач холбогдол, хэрэглээ өсөхийн хэрээр аудиторчуудын үүрэг хариуцлага мөн нэмэгдэж байна. Гэвч Америкийн НБИ (AICPA) болон ОУДАИ (IIA) зэрэг байгууллагууд нь хиймэл оюун ухааны системийг ашиглах, аудит хийхэд аудиторчуудыг удирдан чиглүүлэх албан ёсны мэргэжлийн стандартуудыг хараахан гаргаагүй байгаа нь учир дутагдалтай байна².

Эдгээр технологиудыг төрийн болон хувийн аудитын үйл ажиллагаанд нэвтрүүлснээр харилцагч болон ажилчдын сэтгэл ханамж нэмэгдэх, байгууллагын нэр хүнд өсөх, бүтээмж сайжрах, механик ажиллагааг бууруулах, цаг хугацаа болон өртөг хэмнэх, бүхий л төрлийн дүн шинжилгээг их өгөгдөлд тулгуурлан хялбараар боловсруулах зэрэг маш олон давуу талтайгаас гадна Аудитын дээд байгууллагуудын (АДБ-ууд) үзэж байгаагаар нийцлийн болон гүйцэтгэлийн аудитын аль алинд нь хиймэл оюун ухаан, машин сургалтын алгоритмуудыг ашиглах боломжтой гэж үзсэн байна. Одоогоор АДБ-ын хэд хэдэн гишүүн орнууд хиймэл оюун ухааны хэрэглээний аудитын ерөнхий арга зүйг боловсруулахаар кейс судалгаа болон туршилтын ажлуудыг амжилттай хийгээд байна.

² Hackernoon, Why Robotic Process Automation Is Not Artificial Intelligence

Роботын процессын автоматжуулалт (RPA) нь зөв програмчлагдсан тохиолдолд НББ болон аудиторуудын ажлын үйл явцыг автоматжуулах, мэдээлэл цуглуулах, мэдээллийг автоматаар дамжуулах, хянах зэрэг олон давтагдах процессуудыг хүний оролцоогүйгээр гүйцэтгэх боломжтой³. ДАМПОУС-ын (ISPPIA) A1, A2, C1-д “Эрсдэлд суурилсан” аудитын төлөвлөгөөг бий болгох заавар болгон өгсөн байдаг⁴. Тэгвэл хиймэл оюун ухаан, машин сургалтын алгоритм нь эрсдэлийг илрүүлэх, удирдах бүхий л механик ажиллагааг автоматжуулснаар аудитын үйл ажиллагааг илүү чанартай хийх боломжтой болж байна.

Аудитын салбар дахь хиймэл оюун ухаан болон машин сургалт

2019 онд ОХУ-д болсон ОУ-ын Аудитын Дээд Байгууллагуудын (INTOSAI) XXIII их хурлаар батлагдсан Москвагийн тунхаглал нь өгөгдлийн аналитик, хиймэл оюун ухааны хэрэгсэл, чанарын дэвшилтэт аргууд болох машин сургалтыг ашиглаж чадах ирээдүйн аудиторуудыг төлөвшүүлэхийг АДБ-уудад (SAIs) уриалсан байна (INTOSAI, 2019).

Сүүлийн жилүүдэд хиймэл оюун ухаан, машин сургалт зэрэг технологиудыг төрийн болон хувийн аудитын байгууллагууд эрчимтэй туршиж, судлахаас гадна гэрээ хэлцэл байгуулах замаар томоохон төсөл хөтөлбөрүүд хэрэгжүүлж эхэлжээ. Тухайлбал, Бразил, Финлянд, Герман, Нидерланд, Норвеги болон Англи улсын Аудитын дээд байгууллагууд (SAIs) нь 2017 онд анх “Өгөгдлийн аналитикийн харилцан ойлголцлын санамж бичиг”-т гарын үсэг зурсан бөгөөд аудитыг баталгаатай, үр ашигтай болгохын тулд шинэ арга зүй, практикийг боловсруулахыг шаарддаг гэдгийг хүлээн зөвшөөрч, мэдлэг, ажлын туршлага, кодыг хуваалцах замаар мэдээллийн аналитик сэдвээр хамтран ажиллахаар тохиролцжээ.

Үүнээс гадна хувийн аудит, тэр дундаа “Big 4” аудитын компаниуд нь хиймэл оюун ухаан, машин сургалтын асар их боломжуудыг хүлээн зөвшөөрч, их хэмжээний хөрөнгө оруулалт хийсээр байна. Deloitte компанийн инновацийн ахлах ажилтан Жон Рафаэл нь хиймэл оюун ухаан, машин сургалт зэрэг танин мэдэхгүйн технологиудыг үр дүнтэй хэрэгжүүлснээр аудитын үйл явц нь илүү ухаалаг, үр дүнтэй болохын зэрэгцээ тус технологиуд нь аудитын мэргэжлийн ирээдүй байж чадах бөгөөд санхүүгийн тайлангийн хэрэглэгчид үүнийг хүртэх ёстой гэсэн байна (Raphael, 2015).

КРМГ нь 2016 онд танин мэдэхүйн тооцооллын технологийг аудитын

³ The CPA Journal, How Robotic Process Automation Is Transforming Accounting and Auditing

⁴ The Institute of Internal Auditors, International Standards for the Professional Practice of Internal Auditing (Standards) 2017

үйлчилгээндээ ашиглахын тулд IBM Watson-тай хамтран ажиллахаа зарласан байдаг. Өөрөөр хэлбэл, тус байгууллага нь Ватсонтой хамтран их хэмжээний санхүүгийн мэдээлэлд дүн шинжилгээг автоматаар боловсруулах замаар төрөл бүрийн санхүүгийн зөрчил, залиланг илрүүлэх замаар аудитын үйл ажиллагаагаа илүү хялбаршуулахаар ажиллаж байна (KPMG, 2016).

Харин Deloitte-ийн хувьд Kira Systems Inc-тэй хамтран ажиллаж, олон тооны нарийн төвөгтэй баримт бичгүүдийг шалгаж, текстийн мэдээллийг задлан, бүтцийг нь илүү сайн задлан шинжилдэг танин мэдэхүйд тулгуурласан машин сургалтын алгоритмуудыг бий болгох замаар аудитын баримтыг шалгах ажлыг хөнгөвчилж байна (Deloitte, 2016).

Бусад томоохон аудитын компаниудын хувьд хиймэл оюун ухааны салбарт мөн л хүч түрэн орж ирэх болжээ. Тухайлбал, Ernst & Young нь 2015 оноос хойш хүний зан төлөвийг загварчлах программ хангамжийг үйл ажиллагаандаа нэвтрүүлж байгаа бол PwC компани нь DeNovo зэрэг хиймэл оюун ухааны техникийг нэвтрүүлээд байна (EY, 2016). Эдгээр технологийн нэвтрүүлэлтүүд нь аудиторуд болон үйлчлүүлэгчдэд санхүүгийн тодорхой технологийн ирээдүйн хэрэглээг нэвтрүүлэх замаар аудитын үйл ажиллагааг илүү их үр ашигтайгаар зохион байгуулах боломжуудыг олгох болно. Мөн төрийн болон хувийн хэвшлийн аудитын байгууллагууд хиймэл оюун ухаан, машин сургалт зэрэг алгоритмууд ашиглан олон төрлийн төсөл, хөтөлбөр хэрэгжүүлэх явцдаа тухайн аудитаар хийгдэж буй хяналт шалгалтад ашиглагдах их өгөгдлийн орцуудын өртөг, үр ашгийг харгалзан үзэж байх нь аудитын шалгалтын үр дүнд илүү өр нөлөөтэй байх болно (MIT, 2016).

Хиймэл оюун ухааныг аудитын үйл ажиллагаанд нэвтрүүлснээр хяналт шалгалтын өртөг болон хугацааг бууруулж, ажлыг ихээхэн хөнгөвчлөх бөгөөд аудиторудын хийдэг механик ажлуудыг автоматжуулах юм. Аливаа баримтын шинжилгээнд хиймэл оюун ухаан болон машин сургалтыг ашиглах нь эцэстээ гэрээний төрөл, зүйлийг бүрэн шалгаж, тэдгээрийн онцлог шинж чанарыг нь тодорхойлох боломжийг олгоно (PwC, 2016).

Цаашид байгууллагуудын борлуулалтын цэгүүд, ачаа тээшийг хянах мэдээлэл, бараа материалын тооллогыг бодит цаг хугацаанд хийх гэх мэт их өгөгдлийг тасралтгүй үүсгэж, цуглуулахаас гадна экзоген эх сурвалж, социал медиа сувгуудаас цуглуулсан их өгөгдөл мэдээллийн сантай хослуулан аудитын өөр төрлийн нотлох баримтыг нэмэгдүүлэх замаар хиймэл оюун ухаан ашиглах нь аудитын үр ашгийг мэдэгдэхүйц нэмэгдүүлэх боломжтой. Мөн аудиторуд нь гүйлгээний түүврийг гараар шалгахын оронд хиймэл оюун ухааныг ашиглан илүү богино хугацаанд шалгах боломжтой болж байна (Dai & Vasarhelyi, 2016).

Роботын процессын автоматжуулалт (RPA) нь олон удаагийн давтамжтай аудитын ажлыг илүү үр дүнтэй гүйцэтгэх боломжтой бөгөөд аудитын байгууллагын өгөгдлийг Аудитын дээд байгууллагын (SAI) системд байршуулсны дараа тус систем нь аудиторын хайж буй бүхий л зөрчлийг маш богино хугацаанд илрүүлэх боломжтой юм. Жишээлбэл, татвар төлбөрийг тогтоосон суутгалгүйгээр хийсэн бол RPA нь тус мэдээллийг дамжуулж, аудиторуудад нэмэлтээр хяналт, шалгалт хийх боломжийг олгодог гэм мэт.

Үүнээс гадна хиймэл оюун ухаан, машин сургалт зэрэг автомажуулалтууд нь төрөл бүрийн хяналтын цэгүүдийг ашиглан аливаа ажил, гүйлгээнд дүн шинжилгээ хийх замаар эрсдэлийг өндөр, дунд, бага гэж ангилж аудитын түүвэрлэлтийг илүү хялбарчилна. Өөрөөр хэлбэл, хяналтын цэгүүдийг зураглахад хиймэл оюун ухааны (AI) алгоритмыг ашигласнаар ганц товшилтын тусламжтайгаар зөрчлийг хянан шалгах боломжтой бөгөөд өндөр эрсдэлтэй гүйлгээг хурдан хайж, аудиторуудад анхааруулга өгөх боломжтой юм.

Машин сургалтын бас нэгэн хэрэглээ болох хайлтын оновчлол нь орлогын аудит хийхэд илүү үр дүнтэй юм. Учир нь хиймэл оюун ухаан нь ашиг алдагдал, борлуулалтын өөрчлөлт, ижил төрлийн барааны үнэ тарифын өөр өөр хувь хэмжээг харуулсан татварын тайлангийн зөрчил, залиланг маш хялбар, шуурхай байдлаар илрүүлж чаддаг байна.

Хиймэл оюун ухаан нь өгөгдөл болон гүйлгээний хэв маягийг таньж, цээжилдэг бөгөөд Балба улсын АДБ (SAI) нь зардал, цаг хугацааны хэтрэлт, засгийн газрын худалдан авах ажиллагааны хуулийн зөрүү, татварын буруу тооцоолол, засгийн газрын зөвшөөрөлгүй буцалтгүй тусламж гэх мэт өмнөх аудитаар илэрсэн асуудал болон тухайн үеийн ажиглалтад үндэслэн таамаглах загварыг хэрэгжүүлж байна. Энэ төслийн хүрээнд төрөл бүрийн форматтай баримт бичгүүдээс тодорхой объектод суурилсан түүвэр мэдээллийг гаргаж авахын тулд оптик тэмдэгт таних аргыг ашиглаж, аудитын дүгнэлт гаргахад туслах өгөгдлийг нэгтгэх алгоритмуудыг ашиглаж байна.

Мөн түүнчлэн төрөл бүрийн системд хадгалагдаж буй төрийн орлого, зарлагыг цуглуулах, бүлэглэх, задлах, шинжлэхэд хиймэл оюун ухааныг ашиглаж болох бөгөөд алгоритмууд нь алдааг хурдан илрүүлэхийн тулд нэгдсэн системээс импорт-экспортын өгөгдлийг баталгаажуулах замаар өөрөө өөрийгөө сургаад явах бүрэн чадвартай юм.

Жишээлбэл, хиймэл оюун ухаан болон машин сургалтын алгоритмууд ашиглан үйлдвэрлэгчээс хэвлэсэн барааны каталогийн үнийг засгийн газрын худалдан авалтын үнэтэй харьцуулах боломжтой. Тус систем нь татвар төлөгчийн нэмэгдэл зардал, цалин, борлуулалт, түгээлтийн зардал өмнөх

жилтэй харьцуулахад мэдэгдэхүйц нэмэгдсэнийг тогтоосон үед тухайн нөхцөл байдлын шалтгаан, нотлох баримтын талаарх асуултуудыг автоматаар илрүүлэх замаар төрийн хяналт шалгалтыг хөнгөвчилдөг байна.

Олон улсын хөдөлмөрийн зах зээл дээр хийгдэж буй зарим судалгаанд дурдсанчлан ойрын ирээдүйд маш олон ажил, мэргэжил автоматжих замаар устаж үгүй болох эрсдэлтэй байна. Жишээлбэл, АНУ-д судлагдсан 702 төрлийн мэргэжлээс 45 гаруй хувь нь ойрын 10-аас 20 жилийн дотор автоматжуулалтад өртөх бол нягтлан бодогч болон аудиторуудыг автоматжуулалтын орлох магадлал маш өндөр буюу 94 хувь гэж үзсэн байна. НББ-ийн мэргэжил нь автоматжуулалтад аль хэдийн өртөж эхэлсэн бөгөөд автоматжуулсан машин нь хүнээс илүү хурдан, найдвартай, илүү үр ашигтай, бага өртөгтэй бөгөөд нийт зардлыг бууруулдаг зэрэг олон боломжуудыг олгосоор байна (Номхон далайн стандарт 2015).

Их дээд сургуулиудад бэлтгэж буй аудит болон нягтлан бодох бүртгэлийн сургалтын хөтөлбөрийг орчин үеийн аудиторын шинэ шаардлагад нийцүүлэн өөрчлөх шаардлагатай (Петерсон 2016) байгаагаас гадна аудитын компаниуд хиймэл оюун ухаан, машин сургалт зэрэг алгоритмуудыг эзэмшсэн мэргэжилтнүүдийг ажилд авах болжээ (Economist, 2016a).

Маш олон төрлийн туршилт, судалгааны үр дүнгээс харвал хиймэл оюун ухааны хэрэгслүүд нь аудиторуудын хараат бус болон үр ашигт байдлыг нэмэгдүүлээд зогсохгүй зайнаас аудит хийх боломжийг нэмэгдүүлж байна. Иймд эдгээр технологийг аудитын үйл явцыг сайжруулахад туслах гол технологи болгон ашиглах нь зайлшгүй бөгөөд АДБ-ууд машин сургалт, хиймэл оюун ухааны технологийг ашиглах чадварлаг боловсон хүчнийг бэлтгэх, төлөвшүүлэх нь нэн тулгамдсан асуудлуудын нэг болоод байна (Oldhouser 2016).

Хиймэл оюун ухаан, тэр дундаа машин сургалтын алгоритмуудыг ашиглан төрийн болон хувийн аудитын байгууллагуудын хяналт шалгалтыг хийх боломжтойгоос гадна сүүлийн жилүүдэд буруу илэрхийлэлтэй санхүүгийн тайланг илрүүлэхэд өргөн ашиглах болжээ. Өөрөөр хэлбэл, татвараас зугтах, зээлийн нөхцөлийг хангах, хөрөнгө оруулалт татах, засгийн газрын тэндерг ялах, компаниа зарах зэрэг олон сэдлээс үүдэлтэйгээр санхүүгийн тайлангаа хуурамчаар үйлдэн залилан хийх гэмт хэргийн тоо дэлхий дахинд нэмэгдэж буй өнөө үед аудитын үйл ажиллагаанд хиймэл оюун, машин сургалт зэрэг орчин үеийн дэвшилтэт аргууд ашиглах нь зүйтэй байна (Lin, Chiu, Huang, & Yen, 2015).

АНУ, БНХАУ зэрэг зарим улсад төрийн хяналт, тэр дундаа татварын хяналт шалгалт явуулахдаа энэ төрлийн арга, загваруудыг ашиглаж эхэлсэн.

Мөн энэ чиглэлээр сүүлийн 30-аад жилийн хугацаанд маш олон тооны эрдэм шинжилгээний бүтээл нийтлэгдэж байгаа ба практик ач холбогдол өндөртэй гарсаар байна. Жишээлбэл, Жан (2018) гэх судлаач нь Тайван улсын нийт 160 компанийн (Буруу илэрхийлэлтэй 40 тайлан) өгөгдөлд тулгуурлан хиймэл оюун ухаан, машин сургалтын аргуудыг ашигласан. Энэхүү судалгааны үр дүнгээс харвал ANN+CART гэсэн машин сургалтын арга нь санхүүгийн тайлангийн залиланг 90.83 хувийн нарийвчлалтайгаар зөв тодорхойлж илрүүлсэн байна (Jan, 2018).

Хиймэл оюун ухаан болон машин сургалтын алгоритм ашиглан буруу илэрхийлэлтэй санхүүгийн тайланг илрүүлэх боломж

Сүүлийн хэдэн арван жил дэлхий дахинд буруу илэрхийлэлтэй тайлан гаргах замаар санхүүгийн тайлангийн залилан үйлдэх гэмт хэргийн тоо нэмэгдсээр байна. АНУ-д гэхэд Enron (2001), Xerox (2002), K-Mart (2002), WorldCom (2003), AIG (2005), IBM (2008) зэрэг үндэстэн дамнасан олон компаниудын санхүүгийн залилан мэхлэлтээс үүдэн 2002 онд АНУ-ын Конгресс Сарбанес-Окслийн хуулийг баталсан байна. Мөн түүнчлэн Америкийн Мэргэшсэн Нягтлан Бодогчдын Институт (AICPA)-ээс Санхүүгийн тайланд залилангийн асуудлыг авч үзэх тухай Аудитын стандартын мэдэгдэл (SAS) № 99-ийг гаргасан байна.

Буруу илэрхийлэлтэй санхүүгийн тайлан нь санаатай болон санамсаргүй гэсэн үндсэн хоёр тэлбэрээр хийгддэг. Санаатайгаар буруу илэрхийлэлтэй санхүүгийн тайлан гаргах замаар залилан үйлдэхэд нарийн зохион байгуулалт шаардагддаг бөгөөд энэхүү зөрчлийг аудитын уламжлалт арга барилаар илрүүлэхэд улам төвөгтэй болж байна⁵.

Аудиторуудын хувьд санхүүгийн тайлан нь санамсаргүй алдаа гаргасан эсвэл санаатайгаар буруу илэрхийлэлтэй тайлагнал гаргасан гэдэгт нотолгоо олж авахын тулд залилангаас шалтгаалсан материаллаг буруу тайлагналын эрсдэлийг үнэлэх шаардлага гардаг байна. Хуурамч санхүүгийн тайлангаас үүссэн буруу илэрхийлэлтэй тайлагнал нь санхүүгийн тайлангийн тоо, дүн эсвэл торгуулийг санаатайгаар буруу тайлагнах эсвэл орхих, НББ-ийг санаатайгаар засварлах, ажил гүйлгээг буруу толилуулах зэрэг үйлдлээр илэрдэг бол хөрөнгө завшихтай холбоотой буруу тайлагнал нь байгууллагын хөрөнгийг завших, үүнээс шалтгаалан санхүүгийн тайланд буруу тайлагнал үүсгэх, хөрөнгийг хулгайлах, баримтыг нуух, хуурамч төлбөр хийх хэрэг багтана (ММНБИ, 2008).

⁵ Z. Rezaee, "Causes, consequences, and deterrence of financial statement fraud," *Critical Perspectives on Accounting*, vol. 16, no. 3, pp. 277–298, 2005.

Манай улсад анх татварын өршөөлийн тухай хуулийг 2008 онд хэрэгжүүлснээр 748 иргэн, хуулийн этгээд шинээр татвар төлөгчөөр бүртгүүлж, 4.5 их наяд төгрөг ил болсон нь буруу илэрхийлэлтэй тайлан гаргах замаар татвараас зугтах, татварын хяналтаас гадуур бэлэн мөнгө их байдгийг харуулж байна. Мөн түүнчлэн Эдийн засгийн ил тод байдлыг дэмжих тухай хууль 2015 онд батлагдсан ч тус хуулийн хэрэгжилттэй холбоотой хэдий хэмжээний мөнгө ил болсон нь одоогоор тодорхойгүй байна.

Төрийн аудитын байгууллагын хувьд 2021 онд 4134 удаагийн хяналт, шалгалт хийсэн аудитын дүнгээр 4.2 их наяд төгрөгийн алдааг аудитын явцад залруулан цаашид үүсэх эрсдэлээс урьдчилан сэргийлж, 5.9 их наяд төгрөгийн зөрчилд төлбөрийн акт, албан шаардлага, зөвлөмжийг хүргүүлжээ. Аудитаар илэрсэн нийт зөрчлийн 84.9 хувь нь НББ, санхүүгийн тайлагнал, дотоод хяналт, хариуцлагатай холбоотой байна (Занданбат, 2021).

Санхүүгийн залилан болон бусад зөрчлийг аудитын уламжлалт аргуудаар илрүүлэх нь орчин үед маш их цаг хугацаа, хүн хүч, хөрөнгө санхүү шаардсан нүсэр ажил болж байна. Иймд тухайн санхүүгийн тайлан, мэдээ нь хуурамч мэдэгдэл эсвэл жинхэнэ баримт мөн эсэхийг шалгахын тулд санхүүгийн залиланг илрүүлэх автомат системийг хөгжүүлэх шаардлагатай гэж судлаачид үзэж байна (Obe, Hussain, MacDermott, & Lunn, 2015).

Аудитын үйл ажиллагаанд түгээмэл хэрэглэгддэг бизнесийн эрсдэлийн арга, аудитын эрсдэлд суурилсан арга, биет тестийн арга, системийн арга, шууд тестлэх зэрэг аргуудаас гадна санхүүгийн болон санхүүгийн бус өгөгдлүүдийн хоорондын хамаарлыг судлах замаар үнэлгээ хийдэг шинжилгээний арга нь үр дүн, гүйцэтгэл сайтай боловч маш өндөр түвшинд мэргэшсэн аудитор шаардлагатай байдаг. Гэсэн хэдий ч санхүүгийн тайлангийн залиланг илрүүлэх нь БНХАУ-д чухал асуудлуудын нэг болсон тул Хятадын Үнэт Цаасны Зохицуулах Хороо (CSRC) зэрэг олон хууль сахиулах болон тусгай мөрдөн байцаах алба нь өдөр тутмын үйл ажиллагаандаа хиймэл оюун ухаан, машин сургалтын арга загварыг туршиж нэвтрүүлэх, энэ төрлийн мэргэжилтнүүдийг бэлтгэх ажлуудыг эхлүүлсэн байна.

Залилан агуулсан буруу илэрхийлэлтэй санхүүгийн тайланг тоон шинжилгээний аргуудын тусламжтайгаар ил болгож шалгахын тулд ихэвчлэн санхүүгийн харьцааны үзүүлэлтүүд ашиглах нь зохистой байдаг. Учир нь тус үзүүлэлтүүдийн цаана компанийн олон төрлийн мэдээ, мэдээлэл агуулагдаж байдаг бөгөөд санхүүгийн тайланд тусгагдсан хуурамч материалын илрүүлэлтийг нэгтгэх боломжтой байдгаараа бусад чанарын болон тоон үзүүлэлтүүдээсээ ялгаатай юм (Ravisankar, Ravi, Raghava Rao, & Bose, 2011).

Тухайлбал, компанийн өр төлбөрийн хэмжээ өндөр байх нь буруу илэрхийлэлтэй хуурамч санхүүгийн тайлан гаргах үндсэн шалтгааны нэг нь болдог (Fanning & Cogger, 1998), (Kirkos, Spathis, & Manolopoulos, 2007). Иймээс санхүүгийн тайлангийн залиланг илрүүлэх судалгааны ажилд нийт хөрөнгөд өр төлбөрийн эзлэх (TD/TA) харьцаа (Kirkos et al., 2007; Sen & Terzi, 2012; Dalnial et al., 2014); нийт өр болон өөрийн хөрөнгийн (TD/Eq) харьцааг (Spathis et al., 2002; Kirkos et al., 2007; Dalnial et al., 2014) ихэвчлэн ашиглаж байна. Үүнээс гадна компанийн хөрвөх чадвар бага байгаа нь менежерүүдийг хуурамч санхүүгийн тайлан гаргахад түлхэц болдог бөгөөд үүнийг ихэвчлэн ажлын капитал ба нийт хөрөнгө (WC/TA), эргэлтийн хөрөнгө болон богино хугацаат өр төлбөрийн (CA/CL) харьцаагаар хэмжих нь илүү үр дүнтэй гэж үзсэн байна (Lenard & Alam, 2009).

Сонг (2014), Стайс (1991) нарын судалгааны ажилд компанийн залилан хийх өөр нэг сэдэл нь ашиг болон борлуулалтын орлогын өндөр өсөлт гэж үзсэн. Эдгээр судлаачид борлуулалтын орлого болон нийт хөрөнгийн харьцаа (SAL/TA), цэвэр ашиг болон борлуулалтын харьцаа (NP/SAL), нийт хөрөнгийн өгөөж (ROA), эргэлтийн хөрөнгө болон нийт хөрөнгийн харьцааг (CA/TA) ашиглажээ (Song, Hu, Du, & Sheng, 2014). Камински (2004), Персон (1995), Киркос (2007), Пероль (2011) зэрэг хэд хэдэн эрдэмтэд нь бараа материал, дансны авлага зэрэг үзүүлэлтүүдийг хуурамч санхүүгийн тайланг илрүүлэхэд маш үр дүнтэй харьцаанууд гэж үзсэн бөгөөд бараа материал ба борлуулалтын харьцаа (INV/SAL), бараа материал ба нийт хөрөнгийн харьцаа (INV/TA), авлага ба борлуулалтын харьцаа (REC/SAL) зэрэг үзүүлэлтийг зөвлөсөн байна (Kaminski, Wetzel, & Guan, 2004).

Хэдийгээр энэ чиглэлээр сүүлийн жилүүдэд олон зуун эрдэм шинжилгээний ажил хийгдэж, төрөл бүрийн арга, загвар боловсруулж байгаа ч Монгол улсад ямар судлаачийн аль загвар нь тохиромжтой болохыг тодорхойлоход хүндрэлтэй юм. Учир нь улс орон бүрийн эрх зүйн, бизнесийн орчин, эдийн засгийн бүтэц, компаниудын онцлог зэрэг нь ялгаатай тул өөрийн орны онцлогт тохирсон арга, загварыг боловсруулах нь зүйтэй юм.

Энэ төрлийн судалгаа манай улсад цөөн хийгдсэн бөгөөд анх 2012 онд өөрийн орны онцлогт нийцсэн буруу илэрхийлэлтэй санхүүгийн тайланг илрүүлэх загвараа бид 154 компанийн санхүүгийн тайлан, мэдээнд тулгуурлан дараах байдлаар боловсруулж байсан⁶.

⁶ С.Цолмон (2012) “Хуурамч санхүүгийн тайланг илрүүлэгч FRAUD загварын монголчилсон хувилбар”, “Татварын орчны шинэтгэл” сэдэвт онол практикийн хурал, <https://www.mta.mn/ap-p/?id=2671&tid=11630>

$$Fraud_i = \frac{1}{1 + e^{-(LMF)}} \quad LMF = 37.7533799 + 3.880378401 * R1 - 0.2314974549 * R3 + 0.3702632709 * R4 + 22.08653189 * R5 + 5.68196207 * R12 - 1.258202798 * R14 - 41.75619755 * R15 - 0.2644870215 * R16 - 33.18222102 * R18 - 8.058814411 * R20 + 1.118439251 * R21$$

Энэхүү загварын хувьд буруу илэрхийлэлтэй санхүүгийн тайланг зөв илрүүлэх чадвар 86.1 хувь, ерөнхий ангилах чадвар 98.65 хувтай байна гэж загварын сургалтын үр дүнгээс гарсан. Харин практик дээр тухайн загвар нь хэрхэн сайн ажиллаж байгааг шалгах үүднээс

ТЕГ болон СЯ-аас гаргаж өгсөн (энд компаниудын нэрийг нууцлалтай өгсөн бөгөөд дүцрэг тус бүрээс санамсаргүй байдлаар түүхээр цуглуулсан) 200 компанийн санхүүгийн тайлаг буруу илэрхийлэлтэй санхүүгийн тайлан эсэхийг шалгах явцад 12 компанийн мэдээлэл нь шаардлага хангаагүй учир хасагдсан. Үлдсэн 188 компанийн санхүүгийн тайланг ТЕГ-аас тулгаж үзэхэд үр дүн сайн гарсан. Өөрөөр хэлбэл, тус загвараар буруу илэрхийлэлтэй гэж таамаглаж буй 157 санхүүгийн тайлангийн 138 нь буюу 89.9 хувь нь алдаатай, ерөнхий зөв ангилах чадвар нь 78.7 хувь буюу практик туршилтын үр дүн мөн сайн гарсан байна.

Гэвч тус загварыг цаашид улам боловсронгуй болгох шаардлагатай бөгөөд 2012 оноос хойш манай улсад хийгдэж буй энэ төрлийн судалгаануудад хэд хэдэн дутагдалтай тулууд байсаар байгаа. Тухайлбал, энэ төрлийн судалгаанд одоогоор логистик регресс, пробит зэрэг шугаман магадлалын загвар бүхий статистик арга техникүүд ашиглаж байгаа. Энэ нь параметрийн загварууд бөгөөд уламжлалт, хоцрогдсон аргуудад тооцогддог байна. Харин машин сургалтын алгоритмууд, тэр дундаа хиймэл оюун ухааны арга, загварууд нь илүү уян хатан шинж чанартай, их өгөгдөлд тулгуурлан өөрөө өөрийгөө сургах боломжтой, шинэ өгөгдөлд дасан зохицох чадвартайгаас гадна маш өндөр түвшний нарийвчлалтай тооцоолох боломжтой зэрэг олон давуу талтай юм. Иймээс бид энэ удаагийн судалгаандаа дараах машин сургалт болон хиймэл оюун ухааны арга, техникүүд ашиглах болно. Үүнд:

- *MLP-Multi-layer Perceptron classifier* /Олон давхарга бүхий мэдрэлийн сүлжээ/
- *RF-Random Forest classifier* /Санамсаргүй ой/
- *SVM-Support Vector Machines* /Дэмжих вектор машин/
- *DT-Decision tree classifier* /Шийдвэрийн мод/
- *KNN-K Neighbors classifier* /К хамгийн ойр хөрш/
- *GB-Gradient boosting classifier* /Градиент бүцүстинг/
- *AB-Ada boost classifier* /Ада бүцүст ангилал/
- *LR-Logistic regression* /Ложистик регресс/

- GB-Gaussian NB /Найвь байес/
- Gaussian process classifier /Гауссын процесс/
- LDA-Linear discriminant analysis /Шугаман дискриминант шинжилгээ/
- QDA-Quadratic discriminant analysis /Квадрат дискриминант шинжилгээ/

Хиймэл оюун ухаан болон машин сургалтын арга, загварууд

Компанийн санхүүгийн залилангийн талаарх ангиллын хүрээг АНУ-ын Холбооны мөрдөх товчооны санхүүгийн гэмт хэргийн тогтолцоонд үндэслэн тодорхойлсон байдаг бөгөөд машин сургалт болон хиймэл оюун ухааны хэд хэдэн аргуудыг таамаглал хийх, ангилах, визуалчлах зэрэг үндсэн 6 төрөлд ангилсан байна (FBI, 2007). Үүнд:

Зураг 1. Залилан илрүүлэхэд ашигладаг математик арга загваруудын төрөл⁷



- Регрессийн шинжилгээний аргууд (regression analysis):

Регрессийн загварууд, тэр дундаа логистик регресс, олон шалгуурт шийдвэр гаргах аргуудыг санхүүгийн залилан илрүүлэлтэд түгээмэл ашигладаг байна. Логистик регрессийн загвар нь тайлбарлагч хувьсагч нь чанарын буюу дамми хэлбэртэй байдаг шугаман магадлалын загваруудын нэг юм (Yeh & Lien, 2008). Логистик регрессийн загвар нь хуурамч санхүүгийн тайланг үр

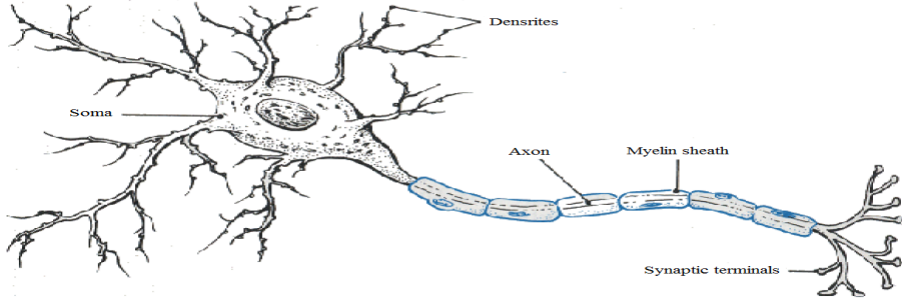
⁷ Эх сурвалж: Vijay Kanade (2021) What Is Fraud Detection? Definition, Types, Applications, and Best Practices. <https://www.spiceworks.com/it-security/vulnerability-management/articles/what-is-fraud-detection/>

дүнтэй илрүүлж чаддаг гэж хэд хэдэн эрдэмтэд баталжээ (Spathis, 2002). Чен болон бусад (1997) эрдэмтдийн судалгаанд логистикийн регрессийн загвар ашигласан бөгөөд буруу илэрхийлэлтэй санхүүгийн тайланг 95.1 хувийн нарийвчлалтай зөв ангилжээ (Chen, Zhanjia, & Feng, 2007). Энэхүү загварыг буруу илэрхийлэлтэй санхүүгийн тайланг илрүүлэх загвар боловсруулахад Owusu-Ansah et al (2002), Spathis (2002), Haisong Ren (2006), Guoxin et al (2007), Zhou and Kapoor (2011), Perols (2011), Ravisankar et al. (2011) зэрэг 30 гаруй бүтээлд ашигласан байна.

Логистик регрессийн загварын тавил $P(Y_i = 1) = \pi_i = \frac{\exp(\beta_0 + \beta_1 x_i)}{1 + \exp(\beta_0 + \beta_1 x_i)}$
 бүхий логистик тархалтаар тархах бөгөөд $X'\beta = \beta_0 + \beta_1 X_1 + \dots + \beta_{p-1} X_{p-1}$
 хэлбэр бүхий логистик регрессийн магадлалын функц
 нь $g(Y_1, \dots, Y_n) = \prod_{i=1}^n f_i(Y_i) = \prod_{i=1}^n \pi_i^{Y_i} (1 - \pi_i)^{1 - Y_i}$ буюу
 $\log_e g(Y_1, \dots, Y_n) = \log_e \prod_{i=1}^n f_i(Y_i) = \log_e \prod_{i=1}^n \pi_i^{Y_i} (1 - \pi_i)^{1 - Y_i}$
 тэгшитгэлийг хувиргавал $= \sum_{i=1}^n [Y_i \log_e \pi_i + (1 - Y_i) \log_e (1 - \pi_i)]$
 $= \sum_{i=1}^n \left[Y_i \log_e \left(\frac{\pi_i}{1 - \pi_i} \right) \right] + \sum_{i=1}^n \log_e (1 - \pi_i)$ гарна.

- Мэдрэлийн сүлжээ (neural network):

Мэдрэлийн сүлжээний аргыг буруу илэрхийлэлтэй санхүүгийн тайланг илрүүлэх судалгаанд анх Фэннинг, Коггер ба Шривастава (1995) нар ашиглаж байсан бол түүнээс хойш Грин ба Чой (1997), Коскиваара (2000), Фероз ба бусад (2000), Фен-Мэй Лио (2008), Пероль (2011), Чжоу ба Капур (2011) гэх мэт маш олон эрдэмтэд ашигласан байна. Фэннинг болон Коггер (1998) зэрэг эрдэмтэд буруу илэрхийлэлтэй санхүүгийн тайланг илрүүлэх судалгаандаа дискриминант шинжилгээ, логистик регресс, шийдвэрийн мод зэрэг машин сургалтын хэд хэдэн арга ашигласан бөгөөд хамгийн өндөр нарийвчлалтай таамаглаж буй арга нь мэдрэлийн сүлжээ гэж тогтоосон байна (Fanning & Cogger, 1998).

Зураг 2. Биологийн мэдрэлийн тогтолцооны схем⁸

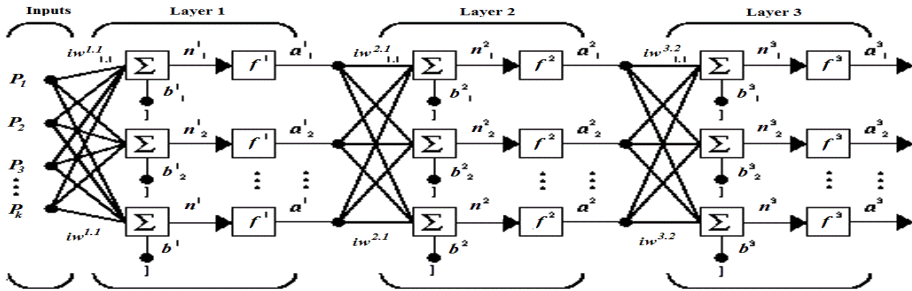
Энэхүү загвар нь бүх орцуудаас ирсэн жинлэгдсэн утгуудын нийлбэр дамжуулах функц-д очих ба томъёогоор илэрхийлбэл: $v_k = \sum_{j=1}^n x_j w_{kj}$ болно. Энд Y_k нь дамжуулах функцээс хамаарсан утга буюу $Y_k = \varphi(\sum_{j=1}^n x_j w_{kj}) = \varphi(v_k)$ ба $h_w(x) = \varphi(\sum_{j=1}^n x_j w_{kj})$ тэгшитгэл нь үнэлэгдсэн утгын томъёо юм. Эндээс алдааг $E = \frac{1}{2} * E_{tt}^2 = \frac{1}{2} (y_k - h_w(x))^2$ айдлаар томъёолох бөгөөд уламжлал авах замаар w_j -н өөрчлөлт алдааг хэр хэмжээгээр бууруулж байгааг $\frac{\partial E}{\partial w_j} = \frac{\partial (\frac{1}{2} E_{tt}^2)}{\partial w_j} = E_{tt} * (\frac{\partial \varphi(\sum_{j=1}^n x_j w_{kj})}{\partial w_j}) = -E_{tt} * \varphi'(\sum w_{kj} * x_j) * x_j$ гэсэн функцаар тооцоолж болно. Олон давхаргатай үед гарц болон далд давхарга хоорондын w_{ji} -г $w_{ji} = w_{ji} + \alpha * a_j * \Delta_i$ дүрмээр засна. Энд: $\Delta_i = E_{tt} * g'(\sum w_{ji} * a_j)$ бөгөөд $\vartheta = \sum w_i * a_j$ болно. Үүний дараа далд давхаргын өөрчлөлтийг олох ёстой ба үүнийг $\Delta_i = g'(\vartheta) * \sum_i w_{ji} * \Delta_i$ [7] томъёогоор олно. Мөн далд давхарга болон орцыг холбосон w_{ji} бүхий хувийн жинг үнэлэхдээ

$$\begin{aligned} \frac{\partial E}{\partial w_{kj}} &= -\sum_i (y_i - a_i) * \frac{\partial a_i}{\partial w_{kj}} = -\sum_i (y_i - a_i) * \frac{\partial g(\vartheta_i)}{\partial w_{kj}} = -\sum_i (y_i - a_i) * g'(\vartheta_i) * \frac{\partial (\vartheta_i)}{\partial w_{kj}} = \\ &= -\sum_i \Delta_i * \frac{\partial (\sum w_{ji} * a_j)}{\partial w_{ki}} = \sum_i \Delta_i * w_{ji} * \frac{\partial a_j}{\partial w_{kj}} \end{aligned}$$

дүрмээр олж болно. Мэдрэлийн сүлжээ загварын суралцах аргачлал нь хянагдсан (supervised), хянагдаагүй (unsupervised) болон бэхлэгдсэн (reinforced) гэсэн үндсэн 3 хэсэгт ангилдаг байна (Jha, 2011).

⁸ Эх сурвалж: Kumar.P and Sharma.P (2014), Artificial Neural Networks-A Study, International Journal of Emerging Engineering Research and Technology, vol.2, iss.2, pp.143-148.

Зураг 3. Олон давхрага бүхий хиймэл оюун ухааны сүлжээ загвар⁹



Далд давхарга ба орцыг холбосон w_{ji} -г дараах дүрмээр олно:

$$w_{kj} = w_{kj} + \alpha * a_k * \Delta_j$$

$$\frac{\partial E}{\partial w_{kj}} = -\sum_i (y_i - a_i) * \frac{\partial a_i}{\partial w_{kj}} = -\sum_i (y_i - a_i) * \frac{\partial g(\vartheta_i)}{\partial w_{kj}} = -\sum_i (y_i - a_i) * g'(\vartheta_i) * \frac{\partial(\vartheta_i)}{\partial w_{kj}} =$$

$$-\sum_i \Delta_i * \frac{\partial(\sum_j w_{ji} * a_j)}{\partial w_{ki}} = \sum_i \Delta_i * w_{ji} * \frac{\partial a_j}{\partial w_{kj}}$$

- Дискриминантын шинжилгээ (Discriminant analysis)

Дискриминантын шинжилгээний арга нь хэд хэдэн төрөлтэй хэдий ч статистикийн функц ашигласан таамаглалаас хамаараад голчлон хэрэглэгч нь шугаман дискриминант функц¹⁰ юм. Энэ аргын нэг онцлог нь хамаарах хувьсагч нь магадлал бус шууд оноо байдлаар тодорхойлогддог явдал юм. Дискриминант тэгшитгэл нь $F = b_0 + b_1 * X_1 + b_2 * X_2 + \dots + b_n * X_n + e$ хэлбэртэй бичигддэг. Энд F нь хамааран хувьсагчдын шугаман хослолоос тооцоологдсон хувьсагч, X_1, X_2, \dots, X_n нь p -дүгээр үл хамааран хувьсагч, e нь алдааг илтгэх хувьсагч бол $b_0, b_1, b_2, \dots, b_n$ нь дискриминант коэффициентууд. Олон хүчин зүйлийн нормаль $N(\mu, \Sigma)$ болон бернуль $y \sim Bernouli(\phi)$ тархалтуудын нягтын функцийг тодорхойбол: $p(y) = \phi^y (1 - \phi)^{1-y}$ болон $p(x|y = 0) = \frac{1}{(2\pi)^{n/2} |\Sigma|^{1/2}} e^{(-\frac{1}{2}(x-\mu_0)^T \Sigma^{-1}(x-\mu_0))}$ тэгшитгэл гарах ба сигма параметр нь ковариацийн матриц юм (Tabachnick & Fidell, 2006).

- Дэмжих вектор машин (Support Vector Machine)

Энэхүү арга нь оновчтой тусгаарлах гипер хавтгайг бий болгох замаар бүтцийн эрсдэлийг хамгийн бага байлгах дүрмийг хэрэгжүүлсэн. Ангилал үүсгэх тусгаарлах гипер хавтгай нь $wx + b = 0$ байх ба шугаман бусаар ангилагдах өгөгдлийн олонлогтой ажиллах замаар алгоритм байдлаар илэрхийлэгдэнэ. Өөрөөр

⁹ Эх сурвалж: Haykin S. 1999. Neural Networks: A Comprehensive Foundation, 2nd ed. Prentice Hall

¹⁰ Үүнийг мөн Фишерийн функц буюу загвар гэж нэрлэдэг

хэлбэл, $\min_{\gamma, w, b} \frac{1}{2} \|\omega\|^2 + C \sum_{i=1}^n \xi_i$ утга бүхий $st \begin{cases} y_i(\omega^T \phi(\vec{x}_i) + b) \geq 1 - \xi_i, & i = 1, \dots, m \\ \xi_i \geq 0, & i = 1, \dots, m \end{cases}$ хэлбэрийн функц байна. Энэ тохиолдолд функциональ маржингууд нэгээс бага байхыг зөвшөөрөх бөгөөд хэрвээ тус маржин $1 - \xi_i$ буюу $\xi_i > 0$ байгаа үед объектив функц $C\xi_i$ -аар нэмэгдэнэ. Харин C параметр нь $\|\omega\|^2$ хамгийн бага байх болон функциональ маржин хамгийн багадаа нэг байх гэсэн зорилгын хоорондох харьцангуй жинг хянана (Andrew, 2018).

- **К-тай хамгийн ойр хөрш (K Nearest Neighbor):**

Хамгийн ойрын хөршийн арга нь ижил төстэй байдалд суурилсан параметрийн бус аргуудын нэг юм. Өөрөөр хэлбэл хамгийн төстэй k бүлгүүдийн хослолд үндэслэн бичлэг бүрийг ангилдаг. Заримдаа энэ аргыг k -хамгийн ойрын хөршийн техник гэж нэрлэдэг (Han & Kamber, 2006). Тус арга нь өгөгдлийн огторгуйд тодорхой цэгүүдээр илэрхийлэгдсэн үл мэдэгдэх тайлбарлагч хувьсагчдыг ангилахын тулд цэгээс цэг хоорондын зайг тооцоолох замаар ангилал хийдэг. Евклипийн зай $(A, B) = \sqrt{\sum_{i=1}^m (x_i - y_i)^2}$, Минковскийн зай $(A, B) = (\sum_{i=1}^m |x_i - y_i|^{1/r})$ зэрэг тэгштгэлүүдэд байгаа A болон B нь m хэмжээс хүчийн зүйлийн огторгуйд харгалзан $A = (x_1, x_2, \dots, x_m)$, $B = (y_1, y_2, \dots, y_m)$ гэсэн векторуудыг илэрхийлэх бөгөөд судалгаанд ихэвчлэн Евклидийн зайг ашигладаг байна (Hu, Huang, & Ke, 2016).

- **Найвь байес (Naive Bayes)**

Тус загварын хувьд үл хамааран хувьсагчид нь дискрет тоон хувьсагчид байх бөгөөд загварын ерөнхий тавил нь Байесын теоремын өргөтгөл юм. Байесын теоремын нөхцөл $P(c), P(x)$ болон $P(x|c)$ -аас $P(c|x)$ posterior магадлалыг тооцоолох замаар хангагдана. Өөрөөр хэлбэл, $P(c|x) = \frac{P(c|x)P(c)}{P(x)}$ хэлбэрийн функц байх ба c нь хос хосоороо нийцгүй үзэгдлийн бүтэн бүлэг үүсгэж буй k ширхэг үзэгдлүүдийн i -р үзэгдлийг илэрхийлнэ.

- **Шийдвэрийн мод (Decision Tree):**

Шийдвэрийн мод нь C4.5, C5, CART, ID3, ID4.5, CHAID гэх мэт маш олон төрлийн алгоритмуудтай бөгөөд буруу илэрхийлэлтэй санхүүгийн тайланг илрүүлэх судалгаанд Бай, Йен ба Ян (2008) нар ангилал CART алгоритмыг нэвтрүүлсэн байна (Bai, Yen, & X, 2008). Энэхүү загварын хувь мэдээллийн энтропи - p_i нь i бүлэгт хамаарах S -ийн эзлэх хувийн жин бөгөөд хэрвээ санхүүгийн тайлангуудын хагас нь буруу илэрхийллэтэй бол бусад нь буруу илэрхийллэгүй байх ба энтропи (S) хамгийн их утгаа авна. Хэрвээ Энтропи (S) = 0

бол бүх тайлангууд нь буруу илэрхийлэлтэй эсвэл буруу илэрхийлэлгүй байна. Энтропи (S) = $\sum_{i=1}^c -p_i \log_2 p_i$ тэгшитгэлийн хувьд мэдээллийн (a) утгууд нь “ a ” шинж чанарын (attribute)-ын боломжит бүх утгуудын олонлог. Харин S_ϑ нь шинж чанар ϑ гэсэн утгатай байх S -ийн дэд олонлог байна. Өөрөөр хэлбэл, тухайн нөхцөлд загварын бүтэц $(S, a) = \text{Энтропи}(S) - \sum_{\vartheta \in (a) \text{ утгууд}} \frac{|S_\vartheta|}{S} \text{Энтропи}(S_\vartheta)$ болно.

- Гауссын процесс (Gaussian Process)

Тус загварт $X = X(t), t \in T$ бодит стохастик процесс байх ба энд бүх хязгаарлагдмал хэмжээст тархалтууд Гаусс байна. Өөрөөр хэлбэл, $X(t_1) \dots X(t_n)$ санамсаргүй хувьсагчийн хамтын магадлалын тархалтан дахь дурын $t_1 \dots t_n \in T$ шинж чанарын функцийн тэгшитгэл нь $\phi_{t_1 \dots t_n}(u_1 \dots u_n) = \exp\left\{i \sum_{k=1}^n A(t_k) u_k - \frac{1}{2} \sum_{k,j} B(t_k, t_j) u_k u_j\right\}$ хэлбэртэй байх бөгөөд энд $A(t_k) = EX(t)$ математик хүлээлт, $B(t, s) = E[X(t) - A(t)][X(s) - A(s)]$ ковариацийн функц юм. Гаусс процессын $X = X(t)$ магадлалын тархалт $A(t)$ математик хүлээлт, $B(t, s), s, t \in T$ ковариацийн функцээр бүрэн тодорхойлогдоно. Дурын $A(t)$ функц, $B(t, s)$ эерэг тодорхой функцийн хувьд $A(t)$ хүлээлт, $B(t, s)$ ковариацийн функцтэй Гауссын процесс оршин байна (Gaussian Process, 2011).

Эмпирик судалгааны үр дүн

Судалгааны энэ хэсэгт бид МХБ-д бүтгэлтэй 106 хувьцаат компанийн сүүлийн дөрвөн жилийн нийт 388 санхүүгийн тайлан, мэдээг (Үүнээс 88 нь 2021 он, 89 нь 2020 он, 105 нь 2019 он, 106 нь 2018 оны тайлан) ашиглав. Үүнээс гадна буруу илэрхийлэлтэй санхүүгийн тайланг илрүүлэх загвар боловсруулахад олон давхарга бүхий мэдрэлийн сүлжээ (MLP), санамсаргүй ой (RF), дэмжих вектор машин (SVM) зэрэг 12 төрлийн машин сургалт болон хиймэл оюун ухааны аргуудыг Python програмчлалын хэл дээр гүйцэтгэв. Үүнээс гадна загварт ашиглагдах үл хамааран хувьсагчийн хувьд энэ төрлийн судалгаанд хамгийн түгээмэл хэрэглэгддэг дараах 21 санхүүгийн харьцааг сонгон авсан. Үүнд:

Хүснэгт 1. Судалгаанд ашигласан үл хамааран хувьсагчид (санхүүгийн харьцааны үзүүлэлт)

Үл хамааран хувьсагчид	Тэмдэглэгээ	Дундаж	Медиан	Стандарт хазайлт
Борлуулалтын орлого/нийт хөрөнгө	FR1	0.580858	0.45	0.481685

БХ-тай өр төлбөр/борлуулалтын орлого	FR2	2.549227	0.44	15.053
Нийт өр төлбөр/борлуулалтын орлого	FR3	4.337811	0.66	28.22468
Цэвэр ашиг/борлуулалтын орлого	FR4	-0.12579	0.01	1.097216
Татварын дараах цэвэр ашиг/нийт хөрөнгө	FR5	0.009142	0.01	0.085788
Бараа материал/борлуулалтын орлого	FR6	1.227811	0.16	7.623529
Бараа материал/эргэлтийн хөрөнгө	FR7	2.917511	0.28	39.35533
Мөнгөн хөрөнгө/борлуулалтын орлого	FR8	0.218026	0.02	1.035129
Мөнгөн хөрөнгө/эргэлтийн хөрөнгө	FR9	0.48382	0.05	5.509513
ҮА-ны зардал/борлуулалтын орлого	FR10	0.891845	0.18	7.258998
Удирдлагын зардал/борлуулалтын орлого	FR11	0.709914	0.12	5.68907
ҮА-ны бус зардал/борлуулалтын орлого	FR12	0.09794	0.01	0.674034
Хуримтлагдсан ашиг/нийт хөрөнгө	FR13	0.695794	0.06	12.35253
Хуримтлагдсан ашиг/ээдийн өмч	FR14	1.426352	0.32	16.75519
Биет хөрөнгө/нийт хөрөнгө	FR15	0.99	0.55	6.763844
Нийт өр төлбөр/ээдийн өмч	FR16	1.044335	1.37	7.533022
Авлага/цэвэр борлуулалт	FR17	1.141245	0.11	11.96305
Ажлын капитал/нийт хөрөнгө	FR18	-0.02747	0.07	1.56169
Нийт ашиг/нийт хөрөнгө	FR19	0.129142	0.08	0.191282
Нийт өр төлбөр/нийт хөрөнгө	FR20	0.587554	0.34	1.595688
Альтманы Z индексийн утга	FR21	2.037382	1.45	7.8673

Эх сурвалж: Судлаачийн тооцоолол

Эдгээр үл хамааран хувьсагчдаас сонголт хийхдээ бид корреляцийн матриц ашиглан хоорондоо хамаарал багтай, мультколлениар алдаа үүсгэхээргүй байхаас гадна буруу илэрхийлэлтэй болон буруу илэрхийлэлгүй санхүүгийн тайлангуудын үл хамааран хувьсагчид нь хоорондоо ялгаатай байх тестүүд ашиглав. Өөрөөр хэлбэл, дундажууд нь тэнцүү болохыг Satterthwaite-Welch t-test, Anova F-test, Welch F-test, медиан нь тэнцүү болохыг Wilcoxon/Mann-Whitney, Med. Chi-square, Kruskal-Wallis, van der Waerden, вариаци нь тэнцүү болохыг F-test, Siegel-Tukey, Brown-Forsythe зэрэг статистик шинжүүрүүдээр шалгав. Ийнхүү шалгасны эцэст FR1, FR4, FR6, FR8, FR14, FR16, FR19 болон FR21 гэсэн найман төрлийн санхүүгийн үзүүлэлт шигшигдэн үлдсэн. Иймээс бид эдгээр үл хамааран хувьсагчдыг буруу илэрхийлэлтэй санхүүгийн тайланг илрүүлэх загвартаа ашиглах болно.

Хамааран хувьсагч болох буруу илэрхийлэлтэй ($y_i=0$) болон буруу

илэрхийлэлгүй $y_i = 1$ санхүүгийн тайланг Э.Киркос, Х.Спатис (2005)¹¹, Л.Р.Лара (2009)¹², Х.Т.Спатис (2010)¹³, Б.Бай, Д.Йен (2008)¹⁴ зэрэг судлаачдын санал болгосон загваруудыг ашиглан үнэлэв. Учир нь эдгээр судалгаанд логистик регресс бүхий параметрийн загвар ашигласан байна. Харин параметрийн бус аргуудад суурилсан судалгааны үр дүнг ашиглахад эх код нь хэрэгтэй учир дурын судлаач олж ашиглах боломжгүй юм.

Интервал	Дүн	Хувь	Өссөн дүн	Өссөн хувь
[-640, -620)	1	0.26	1	0.26
[-280, -260)	2	0.52	3	0.77
[-260, -240)	1	0.26	4	1.03
[-240, -220)	1	0.26	5	1.29
[-120, -100)	1	0.26	6	1.55
[-100, -80)	5	1.29	11	2.84
[-80, -60)	2	0.52	13	3.35
[-60, -40)	4	1.03	17	4.38
[-40, -20)	13	3.35	30	7.73
[-20, 0)	336	86.60	366	94.33
[0, 20)	8	2.06	374	96.39
[20, 40)	2	0.52	376	96.91
[40, 60)	1	0.26	377	97.16
[60, 80)	2	0.52	379	97.68
[80, 100)	2	0.52	381	98.20
[100, 120)	2	0.52	383	98.71
[140, 160)	3	0.77	386	99.48
[180, 200)	1	0.26	387	99.74
[680, 700)	1	0.26	388	100.00
Нийт дүн	388	100.00	388	100.00

Иймээс судалгаанд ашиглаж буй 388 түүврийг дээрх судлаачдын санал болгосон загваруудаар шалгаж үзвэл 30 түүвэр нь буруу илэрхийлэлтэй гэж гарсан. Тухайлбал, Б.Бай болон Д.Йен нарын загвараар үнэлэхэд ЕРХ4 цувааны утга нь -20 болон түүнээс бага гэсэн интервал дээр 30 түүвэр орсон байна. Өөрөөр хэлбэл, ЕРХ4 цувааны утгууд нь -20 болон түүнээс бага гарсан үед түүний ложистик функээр хөрвүүлсэн утга нь зааглалтын цэгээс хамаараад 0 эсвэл 1 гэсэн 2 бүлэгт ангилагдах бөгөөд 7.73 хувь нь 0 буюу буруу илэрхийлэлтэй санхүүгийн тайлан байх боломжтой гарсан байна.

¹¹ Efstathios Kirkos, Charalambos Spathis, "Detection of Fraudulent Financial Statements through the use of Data Mining Techniques", 2005

¹² Lenoronard Rang'ala Lara, "The Power of Financial Ratios in Detecting Fraudulent Financial Reporting", 2009

¹³ Charalambos T. Spathis, Aristotle University, "Detecting false financial statements using published data: some evidence from Greece", 2010

¹⁴ Belinna Bai, Jerome Yen, "False Financial Statements: Characteristics of China's Listed Companies and Cart Detecting Approach" 2008

Хүснэгт 2. Логистик регрессийн загварын үр дүн

Variable	Coefficient	Std. Error	z-Statistic	Prob.
FR1	10.30751	1.680889	6.132182	0.0000
FR4	-0.100479	0.054225	-1.853019	0.0639
FR6	-0.072320	0.035520	-2.036039	0.0417
FR8	2.582184	1.360379	1.898135	0.0577
FR14	-0.326353	0.117348	-2.781068	0.0054
FR16	-0.092125	0.049605	-1.857190	0.0633
FR19	-7.107550	2.070761	-3.432338	0.0006
FR21	0.088141	0.039564	2.227841	0.0259
Mean dependent var	0.918478	S.D. dependent var		0.274007
S.E. of regression	0.231229	Akaike info criterion		0.401860
Sum squared resid	19.24799	Schwarz criterion		0.486818
Log likelihood	-65.94217	Hannan-Quinn criter.		0.435613
Deviance	131.8843	Restr. deviance		207.8982
Avg. log likelihood	-0.179191			

Логистик регрессийн загварын хувьд параметрийн загвар учир дээрх тэгшитгэлийг ашиглан гар аргаар үнэлгээ хийхэд хялбар юм. Өөрөөр хэлбэл, тэгшитгэлээс гарсан утгаа логистик функцийн утгад хөрвүүлсний эцэст оновчтой зааглалтын цэгээс их гарсан үед зөв, харин бага гарсан үед буруу илэрхийлэлтэй санхүүгийн тайланг гэж үзнэ. Харин оновчтой зааглалтын цэгийг олохдоо буруу болон зөв илэрхийлэлтэй санхүүгийн тайлангийн утгуудыг үнэн ангилж буй хувиудын нийлбэр хамгийн ихээр нь авна. Жишээлбэл, дараах хүснэгтэд бид зааглалтын цэг 0.5 үед ямар байгааг харуулав. Үүнд:

Хүснэгт 3. Загварын магадлалт чанарын утга (зааглалтын цэг 0.5 үед)

	Estimated Equation			Constant Probability		
	Dep=0	Dep=1	Total	Dep=0	Dep=1	Total
$P(\text{Dep}=1) \leq C$	26	7	33	0	0	0
$P(\text{Dep}=1) > C$	4	351	355	30	376	388
Total	30	358	388	30	376	388
Correct	26	351	377	0	376	376
% Correct	86.67	98.04	97.26	0.00	100.00	93.95
% Incorrect	13.33	1.96	2.74	100.00	0.00	6.05

Дээрх тооцоолоос харвал зааглалтын цэг нь 0.5 үед буруу илэрхийлэлтэй санхүүгийн тайланг буруу илэрхийлэлтэй гэж зөв ангилах чадвар нь 86.67 хувь, буруу илэрхийлэлгүй санхүүгийн тайланг буруу илэрхийлэлгүй гэж зөв ангилах чадвар 98.04 хувь гарсан бол тухайн загварын зөв ангилах ерөнхий чадвар нь 97.26 хувьтай гарсан байна.

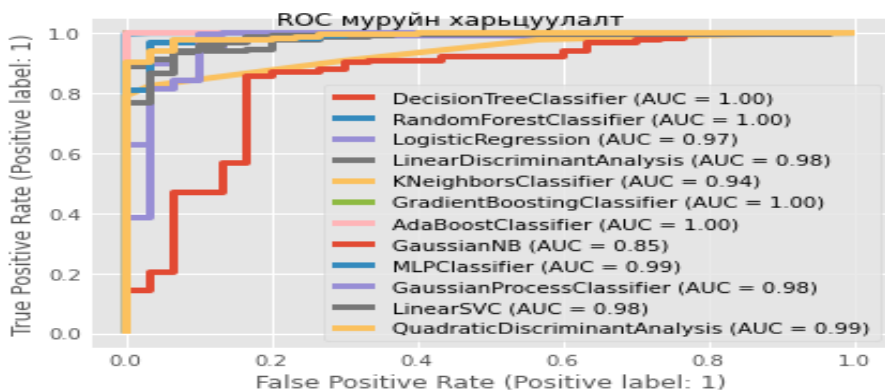
Хүснэгт 4. Машин сургалт, хиймэл оюун ухааны аргуудын үнэлгээний нэгдсэн цр дүн

Бүлэг		Dep=0	Dep=1	Dep=0	Dep=1	Dep=0	Dep=1	Dep=0	Dep=1
Загвар		LR		LDA		MLP		DT	
Дүн	Dep=0	24	6	22	8	19	11	30	0
	Dep=1	0	358	6	352	0	358	0	358
Хувь	Dep=0	80.0%	20.0%	73.3%	26.7%	63.3%	36.7%	100.0%	0.0%
	Dep=1	0.0%	100.0%	1.7%	98.3%	0.0%	100.0%	0.0%	100.0%
0-ийн зөв %		80.00%		73.33%		63.33%		100.00%	
1-ийн зөв %		100.00%		98.32%		100.00%		100.00%	
Загвар		RF		SVM		KNN		NB	
Дүн	Dep=0	29	1	17	13	30	0	25	5
	Dep=1	0	358	2	356	0	358	122	236
Хувь	Dep=0	96.7%	3.3%	56.7%	43.3%	100.0%	0.0%	83.3%	16.7%
	Dep=1	0.0%	100.0%	0.6%	99.4%	0.0%	100.0%	34.1%	65.9%
0-ийн зөв %		96.67%		56.67%		100.00%		83.33%	
1-ийн зөв %		100.00%		99.44%		100.00%		65.92%	
Загвар		GB		AB		GP		QDA	
Дүн	Dep=0	30	0	30	0	28	2	28	2
	Dep=1	0	358	0	358	0	358	20	338
Хувь	Dep=0	100.0%	0.0%	100.0%	0.0%	93.3%	6.7%	93.3%	6.7%
	Dep=1	0.0%	100.0%	0.0%	100.0%	0.0%	100.0%	5.6%	94.4%
0-ийн зөв %		100.00%		100.00%		93.33%		93.33%	
1-ийн зөв %		100.00%		100.00%		100.00%		94.41%	

Хүснэгт 4-өөс харвал хиймэл оюун ухаан, машин сургалтын 12 аргаас шийдвэрийн мод (DT), К-тай хамгийн ойр хөрш (KNN), Градиент бүүстинг (GB), Ада бүүст ангилал (AB) аргууд нь хамгийн сайн ангилсан байна. Өөрөөр хэлбэл, буруу илэрхийлэлтэй болон буруу илэрхийлэлгүй санхүүгийн тайлангуудыг тус бүр 100 хувь үнэн ангилжээ. Эдгээр үнэлгээнүүдийн зөв ангилах ерөнхий чадварууд ойролцоо гарсан тул аль арга нь хамгийн сайн өрсөлдөх чадвартай болохыг нь ROC муруйгаас харьцуулан харах боломжтой.

Үүнд:

Зураг 4. Машин сургалтын аргуудын ROC муруй болон AUC-ийн утгууд



Дүгнэлт

Хиймэл оюун ухаан, машин сургалт тэргүүтэй технологиуд нь нийгэм, эдийн засгийн бүхий л салбарт эрчимтэй нэвтрэх болсон нь хүний оролцоотой зарим механик ажлуудыг автоматжуулж буй үйл явц юм. НББ, аудитын салбарын олон улсын байгууллагууд болон зарим улсын засгийн газраас хиймэл оюун ухаан, машин сургалтын алгоритмуудыг төрийн болон хувийн аудитын байгууллагуудын үйл ажиллагаанд нэвтрүүлж, ашиглах тал дээр сүүлийн жилүүдэд ихээхэн анхаарах болжээ. Эдгээр технологиуд нь тухайн аудитын үйлчилгээний чанарыг сайжруулах, зардал болон цаг хугацааг хэмнэх, аудиторын хараат бус байдлыг нэмэгдүүлэх, эрсдэлийг үнэлэх, зайн аудит хийх зэрэг маш олон боломжийг олгосоор байна. Манай улсын хувьд эдгээр технологиудыг аудитын салбарт хараахан нэвтрүүлж эхлээгүй байгаагаас гадна их, дээд сургуулиудын хичээлийн хөтөлбөрт код бичдэг программын мэдлэгтэй аудиторуудыг бэлтгэх нь зүйтэй. Сүүлийн 20-иод жилийн хугацаанд буруу илэрхийлэлтэй санхүүгийн тайланг илрүүлэхэд машин сургалт, хиймэл оюун ухааны аргууд өргөн ашиглах болжээ. Бид анх 2012 онд логистик регресс ашиглан буруу илэрхийлэлтэй санхүүгийн тайланг илрүүлэх загвар боловсруулж, практик үр дүнг нь ТЕГ-тай хамтран шалгаж байсан. Харин энэ удаад бид статистик шинжилгээний орчин үеийн аргууд болох хиймэл оюун ухаан, машин сургалтын 12 алгоритм ашиглав. Эдгээр аргуудаас DT, RF, GB, AB, KNN нь буруу илэрхийлэлтэй санхүүгийн тайланг зөв ангилах ерөнхий чадвар өндөр, өрсөлдөх чадвар сайтай гарсан. Цаашид тус судалгааг өргөжүүлэн хөгжүүлэх

боломжтойгоос гадна төрийн болон хувийн аудитын байгууллагууд нь аудитын бүхий л үйл ажиллагаандаа хиймэл оюун ухаан болон машин сургалтын арга, загваруудыг туршин хөгжүүлэх боломжтой гэдгийг энэхүү судалгааны ажлаараа илэрхийлж байна.

Ашигласан материал

- Andrew, N. (2018). *Support Vector Machine*. <http://cs229.stanford.edu/>-ээс Гаргасан
- Bai, B., Yen, J., & X, Y. (2008). False financial statements: characteristics of China's listed companies and CART detecting approach. *International Journal of Information Technology & Decision Making*, 7 (2) 339–359.
- Cerullo, M. J., & Cerullo, V. (1999). Using neural networks to predict financial reporting fraud. *Computer Fraud & Security*, 14–17.
- Chen, G., Zhanjia, L., & Feng, H. (2007). Empirical Study on detecting financial statements Fraud- based on empirical data of public companies. *Auditing Study*.
- Dai, J., & Vasarhelyi, M. (2016). Imagineering Audit 4.0. *Journal of Emerging Technologies in Accounting*, 13 (1): 1–15.10.2308/jeta-10494.
- Deloitte. (2016). Deloitte Forms Alliance with Kira Systems to Drive the Adoption of Artificial Intelligence in the Workplace. *https://www2.deloitte.com/us/en/pages/about-deloitte/articles/press-releases/deloitte-forms-alliance-with-kira-syste*.
- Economist, T. (2016a). Million-Dollar Babies. <http://www.economist.com/news/business/21695908-silicon-valley-fights-talent-universities-struggle-hold-their>.
- EY. (2016). Ernst and Young: Insights-Driven Digital Innovation. [http://www.ey.com/Publication/vwLUAssets/EY-insights-driven-digital-innovation/\\$FILE/EY-insights-driven-digital-innovation.pdf](http://www.ey.com/Publication/vwLUAssets/EY-insights-driven-digital-innovation/$FILE/EY-insights-driven-digital-innovation.pdf).
- Fanning, K. M., & Cogger, K. O. (1998). Neural network detection of management fraud using published financial data. *Intelligent Systems in Accounting, Finance & Management*, 7, 21–41.
- Fanning, K., & Cogger, K. (1998). Neural network detection of management fraud using published financial data. *International Journal of Intelligent Systems in Accounting, Finance & Management*, vol. 7, no. 1, pp.

- 21- 24, 1998.
- FBI. (2007). Federal Bureau of Investigation, Financial Crimes Report to the Public Fiscal Year, Department of Justice, United States. http://www.fbi.gov/publications/financial_fcs_report2007/financial_crime_2007.htm.
- Gaussian Process. (2011). Encyclopedia of Mathematics: URL: http://encyclopediaofmath.org/index.php?title=Gaussian_process&oldid=14281-ээс Гаргасан
- Han, J., & Kamber, M. (2006). Data Mining: Concepts and Techniques, Second edition. *Morgan Kaufmann Publishers*, pp. 285–464.
- Hu, L., Huang, M., & Ке, S. (2016). The distance function effect on k-nearest neighbor classification for medical datasets. 5, 1324. SpringerPlus.
- INTOSAI. (2019). The SAI of the Russian Federation is host of the next INTOSAI Congress (XXIII INCOSAI). *XXIII INCOSAI take place in Moscow, Russian Federation, September 25-27, 2019*.
- ISA-240. (2009). *The auditor's responsibilities relation to droud in an audit of financial statements*.
- Jan, C. L. (2018). "An effective financial statements fraud detection model for the sustainable development of financial markets: Evidence from Taiwan." *Sustainability*, vol. 10, p. 513.
- Jha, G. K. (2011). *Artificial neural networks and its applications*. . New Delhi-110-012.: I.A.R.I., http://www.iasri.res.in/ebook/ebadat/5Modeling%20and%20Forecasting%20Techniques%20in%20Agriculture/5-ANN_GKJHA_2007.pdf .
- Kaminski, K. A., Wetzels, T. S., & Guan, L. (2004). Can financial ratios detect fraudulent financial reporting? *Managerial Auditing Journal*, 1.15-28.
- Kirkos, E., Spathis, C., & Manolopoulos, Y. (2007). Data mining techniques for the detection of fraudulent financial statements. *Expert Systems with Applications*, 32 (4) (2007) 995–1003.
- Kirkos, E., Spathis, C., & Manolopoulos, Y. (2007). Data mining techniques for the detection of fraudulent financial statements. *Expert Systems with Applications*, 32, 995–1003.
- KPMG. (2016). Game Changer: *The Impact of Cognitive Technology on Business and Financial Reporting*. (May 23). , <https://assets.kpmg.com/content/dam/kpmg/pdf/2016/05/160523gamechanger.pdf>

- kpmg.com/content/dam/kpmg/pdf/2016/05/game-changer-impact-of-cognitive-technology.pdf.
- Lenard, M. J., & Alam, P. (2009). An historical perspective on fraud detection: from bankruptcy models to most effective indicators of fraud in recent incidents. *Journal of Forensic & Investigative Accounting*, 1, 1–27.
- Lin, C., Chiu, A., Huang, S., & Yen, D. C. (2015). “Detecting the financial statement fraud: The analysis of the differences between data mining techniques and experts’ judgments, . *Knowledge-Based Systems*, vol. 89, pp. 459–470.
- MIT. (2016). MIT Technology, Review: AI Drives Better Business Decision. <https://www.technologyreview.com/s/601732/ai-drives-better-business-decisions/>.
- Obe, D. A.-J., Hussain, A. J., MacDermott, B., & Lunn, J. L. (2015). The Development of Fraud Detection Systems for Detection of Potentially Fraudulent Applications. *Conference: 2015 International Conference on Developments of E-Systems Engineering (DeSE)*. DOI: 10.1109/DeSE.2015.59.
- PwC. (2016). PricewaterhouseCoopers: Blockchain and Smart Contract Automation: How Smart Contracts Automate Digital Business. <https://www.pwc.com/us/en/technology-forecast/2016/blockchain/pwc-smart-contract-automation-digital-business.pdf>.
- Raphael, J. (2015). How Artificial Intelligence Can Boost Audit Quality. . Available at: <http://ww2.cfo.com/auditing/2015/06/artificial-intelligence-can-boost-audit-quality/>.
- Ravisankar, P., Ravi, V., Raghava Rao, G., & Bose, I. (2011). “Detection of financial statement fraud and feature selection using data mining techniques, . *Decision Support Systems*, vol. 50, no. 2, pp. 491–500.
- Song, X. P., Hu, Z. H., Du, J. G., & Sheng, Z. H. (2014). Application of Machine Learning Methods to Risk Assessment of Financial Statement Fraud. *Evidence from China. Journal of Forecasting*, 33, 611–626.
- Spathis, C. T. (2002). Detecting false financial statements using published data: some evidence from Greece. *Managerial Auditing Journal* , 17 (4) (2002) 179–191.
- Tabachnick, B. G., & Fidell, L. S. (2006). *Using multivariate statistics (5th ed)*. California State University, Northridge, USA: chapter 9, page

375-436.

WIPO. (2021). Global Innovation Index (GII). *Tracking Innovation*, 14th edition.

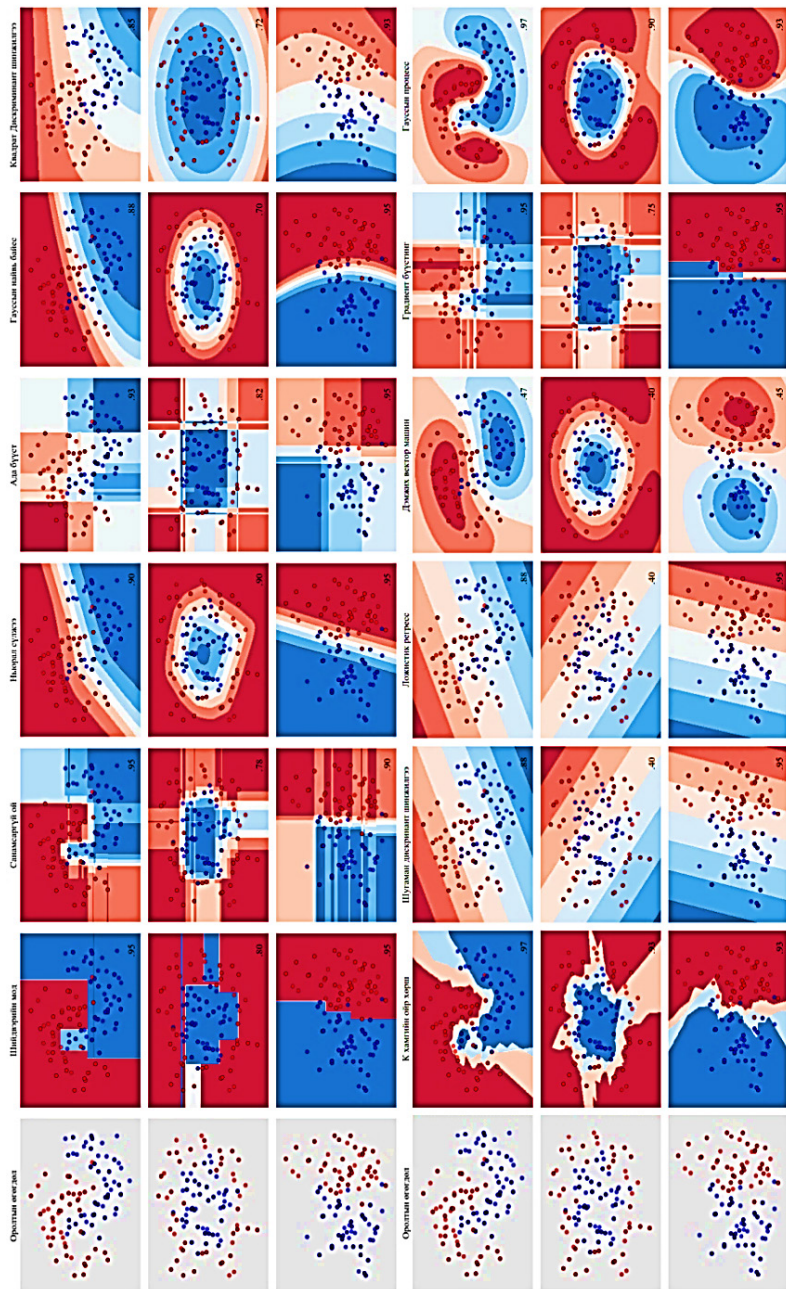
Yeh, I., & Lien, C. (2008). The comparisons of data mining techniques for the predictive accuracy of probability of default of credit card clients. *Expert Systems with Applications* , 36 (2) (2008) 2473–2480.

Занданбат, Д. (2021). Үндэсний аудитын газрын дарга, Монгол Улсын Ерөнхий аудитор. *Төрийн аудитын байгууллагын 2021 оны цйл ажиллагааны тайлан.-Д*

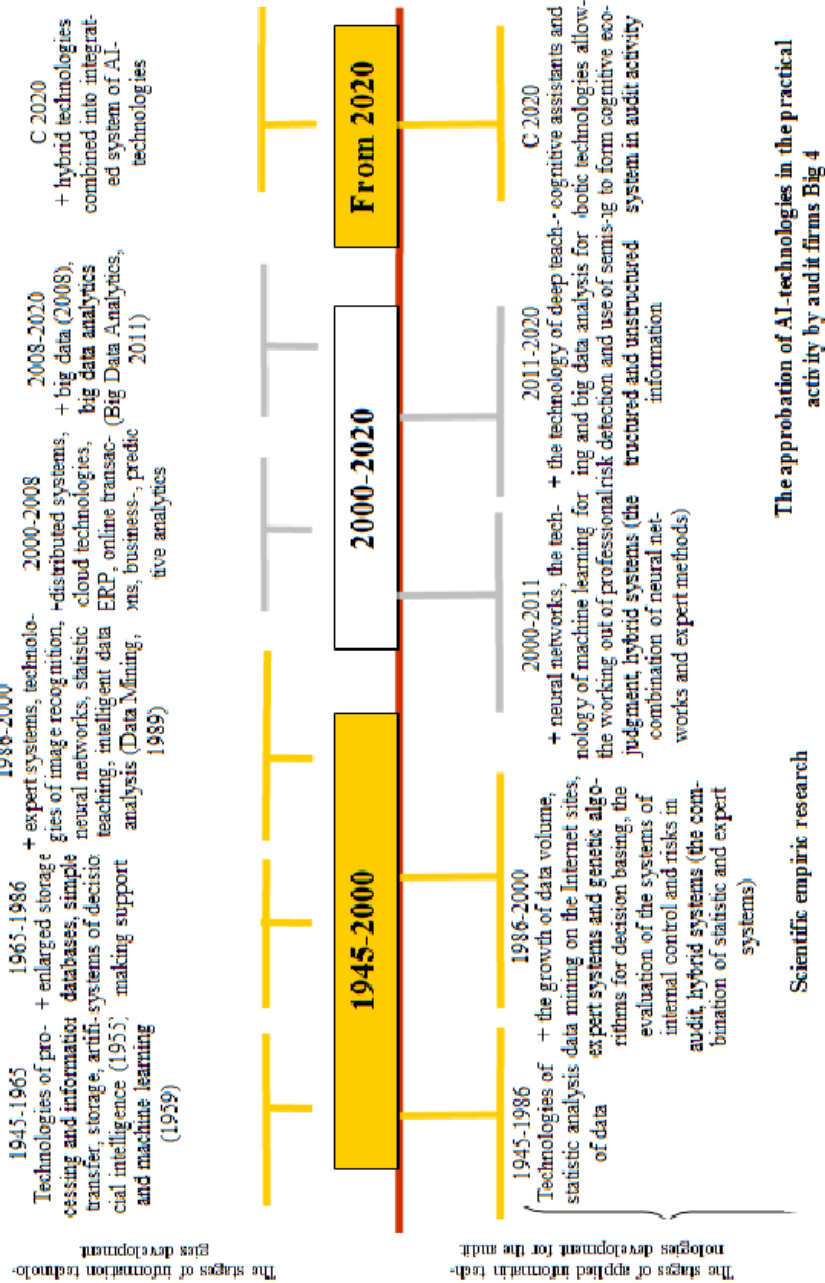
ММНБИ. (2008). *Санхүүгийн тайлангийн аудит*. Улаантаабар хот.

Цолмон, С. (2017). Статистик шинжилгээний зарим арга зүйд тулгуурлан компаний дампуурлыг урьдчилан таамаглах загвар боловсруулах нь.

Хавсралт 1. Машин сургалт болон хиймэл оюун ухааны аргуудын үнэлгээний кластер зураглал



Хавсралт 2. Аудитын салбар дахь технологийн хувьсал



*Хавсралт 3. Уламжлалт болон хиймэл оюун
ухаанд суурилсан аудитын үйл явцын ялгаа*

Phase	AI-Enabled Automated Audit Process	Traditional Audit Process
Pre-Planning	<ul style="list-style-type: none"> • AI collects and analyzes Big Data (exogenous) • Data related to the client's organizational structure, operational methods, and accounting and financial systems feed into AI system 	<ul style="list-style-type: none"> • Auditor examines client's industry • Auditor examines client's organizational structure, operational methods, and accounting and financial systems
Contracting	<ul style="list-style-type: none"> • AI uses the estimate of the risk level (from Phase 1) and calculates audit fees and the number of hours • AI analyzes a database of contracts and prepares the contract • Auditor and client sign contract 	<ul style="list-style-type: none"> • Engagement letter prepared by the auditor based on the estimated client risk • Auditor and client sign contract
Understanding Internal Controls and Identifying Risk Factors	<ul style="list-style-type: none"> • Feed flowcharts, questionnaire answers, and narratives into the AI system and use image recognition and text mining to analyze them • Use drones to conduct the walkthrough, then use AI to analyze the generated video • Use visualization and pattern recognition to identify risk factors • AI aggregates all these data to identify fraud and illegal-acts risk factors 	<ul style="list-style-type: none"> • Document understanding (flowcharts, questionnaires, narratives, walkthrough) • Auditor aggregates this information and uses their judgment to identify risks factors • Understanding of IC to determine the scope, nature, and timing of substantive tests
Control Risk Assessment	<ul style="list-style-type: none"> • Continuous control monitoring systems examine controls continuously • AI runs process mining to verify proper IC implementation • Logs are automatically generated to ensure their integrity 	<ul style="list-style-type: none"> • Examination of the client's IC policies and procedures • Risk assessment for each attribute • Test of controls • Risk reassessment • Document testing of controls
Substantive Tests	<ul style="list-style-type: none"> • Continuous Data Quality Assurance ensures quality of data and evidence • AI examines data provenance • Continuous test of details of transactions on 100% of the population • Continuous test of details of balances (at all times) • Continuous pattern recognition, outlier detection, benchmarks, and visualization 	<ul style="list-style-type: none"> • Periodical sampling-based tests, and nature, extent, and timing depend on IC tests • Tests of details of a sample of transactions • Test of details of balances (at a certain point in time) • Analytical procedures
Evaluation of Evidence	<ul style="list-style-type: none"> • This becomes part of the previous phase 	<ul style="list-style-type: none"> • Auditor must evaluate the sufficiency, clarity, and acceptability of collected evidence. Accordingly, auditor may either collect more evidence, or withdraw from engagement
Audit Report	<ul style="list-style-type: none"> • AI uses a predictive model to estimate the various risks identified • Audit report can be continuous (graded 1-00 for example) rather than categorical (clean, qualified, adverse, etc.) 	<ul style="list-style-type: none"> • Auditor aggregates previous information to issue a report • Report is categorical: clean, qualified, adverse, etc.