

TARTU ÜLIKOOL

Majandusteaduskond

Elia Väari

TEHISINTELLEKTI KASUTUSVÕIMALUSED KINNISVARA HINDAMISES
TEHISNÄRVIVÕRKUDEL PÕHINEVA AUTOMAATSE HINDAMISMUDELI PÕHJAL

Magistritöö

Juhendajad: kaasprofessor Kertu Lääts, kaasprofessor Priit Sander

Tartu 2025

Olen koostanud töö iseseisvalt. Kõik töö koostamisel kasutatud teiste autorite tööd, põhimõttelised seisukohad, kirjandusallikatest ja mujalt pärinevad andmed on viidatud.

Sisukord

Sissejuhatus.....	4
1. Tehisintellekti kasutusvõimalused ja väljakutsed kinnisvara hindamises	7
1.1. Kinnisvara hindamise alused ja põhimõtted	7
1.2. Tehisintellekti ja masinõppe meetodid kinnisvara hindamises	14
1.3. Tehisintellektil põhineva automaatse hindamismudeli võimalused ja väljakutsed.....	19
2. Tehisnärvivõrkudel põhineva automaatse hindamismudeli loomine ja kasutusvõimalused Eestis	23
2.1. Uuringu meetodika ja valimi kirjeldus	23
2.2. Automaatse hindamismudeli analüüs ja võrdlus traditsioonilise hindamismetoodikaga	27
2.3. Järeldused tehisintellekti kasutusvõimalustest kinnisvara hindamisel.....	40
Kokkuvõte.....	44
Viidatud allikad.....	47
Lisad.....	52
Lisa. A Intervjuuplaan ja teemad	52
Summary	53

Sissejuhatus

Tehisintellekti (TI, ingl k. *artificial intelligence*) kasutatakse täna praktiliselt kõikides eluvaldkondades (Koppel, Kuusik, Arrak, Raik, Niidu, Kõks, & Lahtvee, 2023) ning selle kiire levik toob kaasa muutusi ka nendes valdkondades, mis seni on tuginenud inimkogemusele ja -hinnangutele. Tehisintellekti kasutamine kinnisvara hindamises on muutumas järjest olulisemaks teemaks, kuna tehnoloogia areng võimaldab varasemast kiiremat, täpsemat ja objektiivsemat hindamisprotsessi. Traditsiooniline hindamine põhineb hindaja kogemustel, turuanalüüsil ja sarnaste tehingute võrdlemisel, kuid see võib olla ajamahukas ja subjektiivne. Tehisintellektil põhinevad mudelid pakuvad uudseid võimalusi kinnisvara väärtuse prognoosimiseks, võimaldades suurte andmehulkade analüüsi ja keerukate mustrite tuvastamist, mis ületab traditsiooniliste hindamismeetodite võimekuse.

Tehisintellekt on inimintellekti protsesside simuleerimine masinate, peamiselt arvutisüsteemide abil (Koppel et al., 2023). Tehisintellekti potentsiaal seisneb selles, et ta suudab sooritada ülesande sama hästi või paremini kui inimene, suurema täpsusega ja lühema ajaga, toetades inimesi ja arvuteid otsuste tegemisel ning suurendades protsessi, täpsust ja tõhusust (Koppel et al., 2023; Scheurwater, 2017). See muudab tehisintellekti väärtuslikuks tööriistaks erinevates valdkondades, kus on vaja kiiresti töödelda suuri andmemahte ja teha täpseid otsuseid.

Kinnisvara hindamine on kinnisvarasektori üks kesksemaid valdkondi, mängides võtmerolli nii tehingute läbiviimisel kui ka regulatiivsete nõuete täitmisel (Al-Zaidan, 2024). Kinnisvara väärtus moodustab arenenud maades peamise osa kõigi materiaalsete varade koguväärtusest, mis riigis asuvad. Seega on kinnisvara väärtus olnud läbi aegade oluline küsimus ja jääb selleks ka tulevikus (Appraisal Institute & Eesti Kinnisvara Hindajate Ühing, 2008), mistõttu täpne hindamine on vajalik usaldusväärse turuinfo pakkumiseks, õiglasemate tehingute tagamiseks ning nii era- kui ka avaliku sektori otsuste toetamiseks.

Tänapäevase elamufondi keerukus ja mitmekesisus nõuab uusi vahendeid vara hindamiseks, mis pakuksid kaasaegsemaid ja tõhusamaid lahendusi kui traditsioonilised hindamismeetodid (Rampini & Re Cecconi, 2022). TI-tehnoloogiate kasutamine kujutab endast perspektiivikat võimalust kinnisvara hindamisega seotud väljakutsete lahendamiseks (Alsahan & AlZaidan, 2024). Tehisintellekt toob kaasa märkimisväärse muutuse paljudes tegevustes, mida traditsiooniliselt on teinud inimesed, sealhulgas kinnisvara hindamises (RICS, 2022). Kinnisvara hindamise ja tehisintellekti ühendamine kujutab endast olulist võimalust innovatsiooniks ja arenguks kogu kinnisvarasektoris, mis koos arenenud masinõppe algoritmide ning andmeanalüüsi kasutamisega võimaldab valdkonna

spetsialistidel saavutada suuremat täpsust, efektiivsust ja läbipaistvust hindamisprotsessis (Alsahan et al., 2024). See areng toetab hindajate otsustusprotsessi, vähendab subjektiivsust ning aitab paremini kohanduda kiiresti muutuva turuolukorraga.

Ettevõtete jaoks on oluline ka mõista kinnisvarahindajate strateegilist rolli tehisintellektil põhineva hindamise kontekstis. TI integreerimine kinnisvarahindamisse ei asenda ainult hindajat, vaid laiendab tema töövõimet, pakkudes lisandväärtust otsustamise ja riskide juhtimise tasandil. Tunnustades kinnisvarahindajate rolli koos tehisintellekti arengutega, saavad ettevõtted tugevdada oma konkurentsivõimet, optimeerida ressursside jaotust ja ära kasutada võimalusi dünaamilisel kinnisvaraturul (Alsahan et al., 2024). Kuigi tehisintellekti põhiste ja traditsiooniliste hindamismeetodite kombineerimine ja rakendamine on jätkuv uurimisvaldkond, nähakse potentsiaalseimaks uuenduslikuks hindamismeetodiks tehishärvivõrkudel põhinevaid mudeleid (Rampini et al., 2022), mistõttu on käesolevas töös keskendunud just tehishärvivõrkudel põhineva hindamismudeli uurimisele, et hinnata selle kasutatavust ja täpsust kinnisvara hindamises.

Teema on aktuaalne, kuna tehisintellekti kasutamine kinnisvara hindamises on muutunud üha olulisemaks, arvestades traditsioonilise hindamisprotsessi töömahukust, kulukust ja subjektiivsust, mis sõltub suuresti hindaja kogemusest ja kompetentsist. Eestis on kinnisvaraturu kiire areng ja kasvav digitaliseerimine loonud vajaduse täpsemate, kiiremate ja usaldusväärsemate hindamismeetodite järele. Töö autorile teadaolevalt ei ole Eestis kutseliste kinnisvarahindajate seas tänapäeval kasutusel ühtegi tehisintellektil põhinevat automaatset hindamismudelit ega muud tehisintellektil põhinevat hindamismudelit. Kohati kasutatakse mõningaid automatiseerimise tööriistu andmete kogumiseks või aruandluse kiirendamiseks ja töö optimeerimiseks, kuid ei ole loodud mudelit, kus tehisintellekt määraks kinnisvara turuväärtust. Maa- ja Ruumiamet on kasutanud maa korralisel hindamisel automaatseid hindamismudeleid, mis põhinevad toimunud kinnisvara ostu-müügi tehingute andmetel ning mille tulemuseks oli statistiline üldistus maa maksustamishinna määramiseks, kuid mudelites ei kasutatud tehisintellekti ehk hindamine põhines traditsioonilistel statistilistel meetoditel ning reeglipõhistel analüüsidel (Maa- ja Ruumiamet, 2025). Lisaks on Eesti valitsus teatanud plaanist võimaldada kodulaenu tagatisvara hindamisel sõltumatu eksperthinnangu asemel pangasisest mudelipõhist hindamist, mis kinnitab liikumist andmepõhise ja automatiseeritud hindamise suunas (Einmaa, 2025). Käesolevas töös on käsitletud tehishärvivõrkudel põhinevaid automaatseid hindamismudeleid, mis pakuvad potentsiaalset võimalust analüüsida suuri andmemahtusid, tuvastada turutrende ning pakkuda objektiivsemaid hinnanguid. Sellise tehisintellekti põhise süsteemi loomine ja kasutamine Eestis võimaldaks oluliselt vähendada

hindamisprotsessi ajakulu, parandada hindamiste kvaliteeti ning muuta turuväärtuste määramise protsessi läbipaistvamaks.

Käesoleva töö eesmärgiks on kaardistada tehisintellekti kasutusvõimalusi kinnisvara hindamispraktikas Eestis, luua tehisnärvivõrkudel põhinev automaatne hindamismudel ning võrrelda selle eeliseid ja puudusi standardiseeritud hindamispraktikaga. Töö eesmärgi saavutamiseks on töö autor püstitanud järgnevad uurimisülesanded:

1. Anda ülevaade standardiseeritud kinnisvara hindamise praktikast ja nõuetest ning kutselise kinnisvarahindaja rollist.
2. Kirjeldada erinevaid tehisintellekti ja masinõppe meetodeid ning tuua välja nende eelised ja puudused kinnisvara hindamisel.
3. Selgitada automaatsete hindamismudelite kasutusvõimalusi ning tuua välja nende kasutamisel tekkivad probleemid ja piirangud.
4. Luua tehisnärvivõrkudel põhinev automaatne hindamismudel ning hinnata lähteülesande väärtus loodud mudeli abil ning kutseliste hindajate poolt.
5. Analüüsida tehisnärvivõrkudel põhineva hindamismudeli täpsust ja usaldusväärsust ning võrrelda saadud tulemusi traditsioonilise hindamismetoodikaga.
6. Esitada järeldused tehisnärvivõrkudel põhineva mudeli ja traditsioonilise hindamispraktika võrdluse tulemustest ning tuua välja tehisintellekti põhise hindamismudeli kasutusvõimalused ja piirangud kinnisvara hindamise valdkonnas Eestis.

Magistritöö koosneb teoreetilisest ja empiirilisest osast. Teoreetilises osas annab töö autor ülevaate kutselise kinnisvarahindaja tegevusest ja piirangutest ning käsitleb varasemaid uuringuid tehisintellekti kasutamisest kinnisvara hindamises ning tehisnärvivõrkudel põhinevaid mudeleid. Lisaks toob töö autor välja tehisintellektil põhineva mudeli loomise protsessi osad, andmeanalüüsi ja mudeli valideerimise põhipunktid.

Empiirilises osas võrdleb töö autor loodud tehisintellektil põhineva kinnisvara hindamise mudeli ja kutseliste hindajatega läbi viidud vara väärtuse hindamise tulemusi ning täiendavalt läbi viidud poolstruktureeritud intervjuude põhjal analüüsib tehisintellekti kasutusvõimalusi ja puuduseid. Samuti selgitab töö autor välja, millised on tehisintellekti kasutusele võtmise võimalused Eestis ning milliste piirangutega tuleb eelnevalt arvestada. Töö autor seostab tulemused teoreetilises osas välja toodud tehisintellekti kasutamise põhimõtete ja varasemate uuringutega, hinnates loodud mudeli praktilist kasutatavust ning tuues välja soovitud edasisteks arendusteks ja TI-põhiste hindamissüsteemide edukaks integreerimiseks Eesti kinnisvarasektorisse.

Märksõnad: tehisintellekt, närvivõrgud, automaatne hindamismudel

Teaduseriala kood (CERCS): S180 Majandus, ökonomeetrika, majandusteooria, majanduslikud süsteemid, majanduspoliitika

1. Tehisintellekti kasutusvõimalused ja väljakutsed kinnisvara hindamises

1.1. Kinnisvara hindamise alused ja põhimõtted

Standardiseeritud kinnisvara hindamine on rangelt struktureeritud ning reguleeritud protsess, mille läbiviimine eeldab mahukaid teadmisi, täiendkoolitusi, praktilist kogemust ning kutsetunnistusega hindaja professionaalset pädevust ja eetilist vastutust. Eestis ja paljudes teistes riikides on kinnisvara hindamisel keskselt lähenemiseks võrdlusmeetod, kus kinnisvaraobjekti väärtus tuletatakse sarnaste, hiljuti toimunud tehingute põhjal. Et mõista, kuidas tehisintellekt suudab toetada kinnisvara hindamise protsessi ja kutselist hindajat, on esmalt oluline avada traditsioonilise hindamise põhimõtted, aluseks olevad hindamisstandardid ning kirjeldada hindamismeetodeid.

Hindamine on keeruline protsess, mis nõuab mitmeid oskusi, sealjuures peab hindaja tegema mitmeid kaalutletud otsuseid, et lõplikult määrata vara väärtus. Kinnisvara hindamise valdkonnal ja kinnisvara hindajatel on pikk ajalugu ning neil on oluline roll paljudes kinnisvaraga seotud otsustes (Scheurwater, 2017). Asjatundjana peab vara hindaja vastama rangetele pädevuse, st teadmiste (haridustaseme, erialase koolitatus) ja oskuste (kogemuste, vilumuste) nõuetele ning headele tavadele (kutse-eetika nõuetele) (Eesti Standardikeskus, 2024). Hindajatel on oluline ja vastutusrikas roll, olles usaldusväärseks lüliks klientide, finantsasutuste ja kinnisvaraomanike vahel (Scheurwater, 2017) ning andes aluse kinnisvaraotsuse tegemiseks (Appraisal Institute & EKHÜ, 2008). Nende hinnangutel põhinevad sageli finantsilised, strateegilised ja juriidilised sammud, mistõttu on hindaja pädevus, sõltumatus ja metoodiline lähenemine määrava tähtsusega. Tehisintellekti areng loob võimaluse selle kasutamiseks hindaja töö toetamisel ja tõhustamisel, kuid see peab toimuma viisil, mis säilitab hindamise usaldusväärset ja pädevust.

Kinnisvara hindamise valdkond on reguleeritud seaduste ja standarditega, mis omakorda nõuab hindajatelt kutsetunnistust hindamisülesannete täitmiseks. Kõige levinum rahvusvaheline standard on *International Valuation Standards (IVS)* ning Euroopa Hindajate Organisatsioonide Grupi (*The European Group of Valuation Associations — TEGoVA*) koostatud varahindamise standardid *European Valuation Standards (EVS)* (Eesti Standardikeskus, 2015). Lisaks on Euroopas tunnustatud ka *Royal Institution of Chartered Surveyors (RICS)* standard, mis vastab IVS-ile (RICS, 2022). Rahvusvaheliselt on tuntud ka USA päritolu USPAP (*Uniform Standards of Professional Appraisal Practice*) standard, mis

vastab suures osas IVS standardi põhimõtetele (Appraisal Institute & EKHÜ, 2008). Eestis kehtib Eesti Varahindamise Standard (EVS 875), mis tugineb Euroopa standardile (EVS) ning IVS standardile (Eesti Standardikeskus, 2015). Selline mitmetasandiline standardite raamistik aitab tagada hindamispraktika ühtsuse, läbipaistvuse ja usaldusväärsuse nii kutselise hindaja tegevuses kui ka turuosaliste jaoks oluliste otsuste tegemisel.

Kinnisvara hindamise usaldusväärsuse tagab hindaja professionaalsus, mis väljendub tema vastavuses kehtivatele kutse- ja standardinõuetele ning võimes tegutseda sõltumatult ja erapooletult erinevates turuolukordades. Regulaatiivsed raamistikud, näiteks *International Financial Reporting Standards* (IFRS), tunnustavad kutselisi hindajaid kui spetsialiste, kellel on pädevus anda sõltumatu hinnang (IFRS Foundation, 2024). USPAPi nõuded kutselisele hindajale on professionaalsus, pädevus, sõltumatus, erapooletus ning objektiivsus hindamisteenuse pakkumises (Appraisal Institute & EKHÜ, 2008). Kutseline hindaja on Eesti varahindamise standardite kohaselt füüsiline isik, kellele on kutseaduse alusel antud kehtiv nooremhindaja, kinnisvara hindaja või vara hindaja kutse ning väljastatud kutsetunnistus, mille alusel ta tegutseb vastavalt kehtivatele varahindamise standarditele (Eesti Standardikeskus, 2024). Kutsealane raamistik tugevdab hindaja rolli usaldusväärse ja sõltumatu eksperdina, kelle hinnangutel on oluline kaal nii turuosaliste kui ka institutsioonide otsustusprotsessides. Arvestades tehnoloogia arengut ja automatiseeritud süsteemide kasvavat rolli, muutub üha olulisemaks ka küsimus, kuidas kutsealane raamistik võiks kohanduda tehisintellektil põhinevate hindamismudelite kasutuselevõtuks kinnisvarasektoris. Rahvusvahelised standardid tunnustavad automaatsete hindamismudelite kasutamise võimalikkust tingimusel, et hindaja professionaalne otsustus ja meetodiline põhjendatus jäävad keskseks ka tehnoloogiapõhises hindamiskeskkonnas ning hindaja peab suutma tagada, et mudeli kasutus on läbipaistev, dokumenteeritud ja kriitiliselt kontrollitud (IVSC, 2024; IAAO, 2018). Sellest tulenevalt võib eeldada, et kutsealane raamistik liigub tulevikus suunas, kus hindajatelt oodatakse mitte üksnes traditsiooniliste hindamismeetodite valdamist, vaid ka suutlikkust kasutada tehisintellektil põhinevaid tööriistu asjakohaselt ning mõista nende toimimist ja piiranguid. See toob kaasa vajaduse kaasajastada kutsekvalifikatsiooni nõudeid ning täiendada hindajate koolitusprogramme moodulitega, mis käsitlevad AVM-ide ja masinõppemudelite tööpõhimõtteid, andmekvaliteedi hindamist ning mudelite piirangute ja usaldusväärsuse analüüsi.

Kinnisvara hindamist on sageli kritiseeritud selle subjektiivsuse ja varieeruvuse tõttu. Uuringud on näidanud, et hindamisprotsessi võivad mõjutada mitmed tegurid, sealhulgas klientide surve, hindaja kalduvus lähtuda varasematest väärtustest (ankurdamine), hinnangu

ühtlustamine, et vältida liiga suuri erinevusi, ning hindaja taustaga seotud demograafiline kallutatatus (Baum, Graham, & Xiong, 2021). Itaalias läbi viidud uurimuse kohaselt tuleneb hinnangute subjektiivsus eeskätt andmete puudusest ning vähesest läbipaistvusest (Agosta, Schimmenti, Di Franco, & Ascuito, 2024), samal ajal kui Poola kutseliste hindajate seas läbi viidud uurimuses selgub, et kinnisvarahindajad on vastuvõtlikud kliendipoolsele survele, millele allumise tõenäosus sõltub hindaja vanusest, kogemusest, haridusest ja hindamisülesande iseloomust (Adadi & Berrada, 2018). Teadusartiklite põhjal läbi viidud uurimuses toovad Droj, Kwartnik-Pruc & Droj (2024) välja, et traditsioonilistel meetoditel on kõrge subjektiivsuse tase, kuid tehnoloogia ja tehisintellekti kasutamine aitaks subjektiivsust vähendada ning parandada hindamiste täpsust ja usaldusväärsust. Kõik need tegurid rõhutavad vajadust ajakohaste tehnoloogiliste ja läbipaistvate lahenduste järele, mis aitaksid parandada tööprotsessi tõhusust ja vähendada kallutatust hindamistulemustes. Tehisintellekti kasutuselevõtt muudab hindamisprotsessi lähenemist, viies fookuse käsitsi tehtavatel hinnangutel põhinevatelt üksikotsustelt andmepõhisele modelleerimisele, kus kohandused teostatakse mudelipõhiselt, tuginedes statistilistele seostele, mis võimaldab minimeerida ankurdamist, ühtlustamissurvet ning kallutatust, mis traditsioonilises hindamises sageli esinevad.

Kinnisvarahindamise objektiivsus ja täpsus sõltuvad otseselt kasutatavate andmete kvaliteedist, ulatusest ja ajakohasusest. Eesti turul on hindamisel aluseks Maa- ja Ruumiameti poolt edastatav detailne tehinguinfo. Sisend Maa- ja Ruumiametile pärineb notaritelt, kes on kohustatud kümne päeva jooksul pärast kinnisasja või selle mõttelise osa võõrandamise tehingu tõestamist esitama katastripidajale tehingu õiendi (MaakatS, § 20) ning seega on tehinguinfo täpne ja usaldusväärne, kuid andmetele ligipääs on piiratud. Andmetega tutvumise ja väljavõtete saamise õigus on määratud isikutel ja asutustel, sh maa hindajal hindamise läbiviimiseks (Maakat § 6). Juurdepääsu piiramine tuleneb tehinguandmete konfidentsiaalsusest, kuid mis võimaldab hindajatel kasutada reaalselt tehinguinfot, mis peegeldab turgu kõige täpsemini. Samas piirab see laiemat andmekasutust ja kättesaadavust, mis rõhutab spetsialistide rolli andmete tõlgendamisel ning usaldusväärse hindamisotsuse tegemisel.

Hindamisprotsessi usaldusväärsus ei sõltu üksnes kasutatavast meetodikast, vaid ka terminite selgest ja üheselt mõistetavast kasutamisest. Lisaks tehnilistele ja meetodilistele aspektidele on oluline pöörata tähelepanu mõistele „väärtus“, mille täpne määratlemine on hindamisprotsessis keskse tähtsusega (RICS, 2022; Eesti Standardikeskus, 2015). Hindamisprotsessi peamine tulemus peaks olema üksainus väärtus, mis esitatakse

hindamisaruandes (Scheurwater, 2017). Seega on oluline selgelt määratleda, millist väärtust käsitletakse ning millal hindamine kuulub või peaks kuuluma kehtivate standardite kohaldamisalasse (RICS, 2022). Turuväärtus on defineeritud kui „hinnanguline summa, mille eest vara või kohustus peaks vahetuma hindamiskuupäeval vabatahtliku ostja ja vabatahtliku müüja vahel turupõhises tehingus pärast korralikku turundust ning kus pooled on tegutsenud teadlikult, kaalutletult ja sunnita“ (IVSC 2024; RICS 2020; Eesti Standardikeskus, 2015). Kuigi hindajatel palutakse koostada hinnanguid erinevate väärtusliikide kohta, on turuväärtuse hindamine kutseliste hindajate kõige levinum ülesanne (Appraisal Institute & EKHÜ, 2008). Sellele järgneb oluline küsimus, kuidas määratleda tehisintellektil põhinevate hindamismudelite kasutamisel leitud väärtused. Üha enam on arutletud selle üle, kas selliseid hinnanguid on põhjendatud käsitleda turuväärtusena vastavalt IVS-le, kas need tuleks liigitada eraldi väärtusena või käsitleda leitud väärtuseid väljaspool hindamisstandardite reguleerimisala (RICS, 2022). Käesolevas töös on kutseliste hindajate poolt lähtutud turuväärtuse hindamisest, kuna see on enim kasutatud ja kõige täpsemini standardiseeritud väärtusliik. Tulenevalt käesoleva töö eesmärgist kaardistada tehisintellekti kasutusvõimalusi kinnisvara hindamispraktikas Eestis ning luua tehisnärivõrkudel põhinev automaatne hindamismudel, viidatakse mudeli poolt prognoositud väärtuse puhul hinnangulisele turuväärtusele ning mida võrreldakse kutseliste hindajate turuväärtuse hinnangutega.

Eestis ja paljudes teistes riikides on kinnisvara hindamisel keskseks lähenemiseks võrdlusmeetod, kus kinnisvaraobjekti väärtus tuletatakse sarnaste, hiljuti toimunud tehingute põhjal. Hindamismeetodi valik ja rakendamine sõltub muu hulgas hinnatavast varast, kasutada olevatest andmetest ning varaga kauplemise eesmärgist turul (Eesti Standardikeskus, 2015). Käesolevas magistritöös kasutatakse lähteülesandena korteri hindamist, mille puhul vastavalt hindamisstandardile on hindamisel eelistatuimaks võrdlusmeetod. Automaatseid hindamismudeleid käsitlev standard rõhutab, et kui on olemas piisavalt müügiandmeid, eelistatakse võrdlusmeetodit ka automaatsete hindamismudelite (AVM, ingl k. *automated valuation model*) puhul (International Association of Assessing Officers, 2018). Baum jt (2021) kohaselt on võrdlusmeetod ka enamiku automaatsete hindamismudelite aluseks, kuna ulatuslike andmestike olemasolul on võimalik modelleerida kinnisvaraomaduste ja hindade vahelisi seoseid statistiliste meetodite abil. Sellega loob võrdlusmeetod ühisosa, millele toetuvad nii kutseline hindaja kui automaatsed hindamismudelid.

Standardiseeritud hindamiskäigus võrdlusmeetodit kasutades võrreldakse hinnatavat vara sarnaste hiljuti müüdud varadega. Hindade kohandamine toimub seejärel tehingu ja vara

omaduste erinevuste alusel, et määrata õiglane turuväärtus, kasutades nii kvantitatiivseid kui ka kvalitatiivseid kohandamismeetodeid (Eesti Standardikeskus, 2020). Võrdlusmeetodil hindamine koosneb järgmistest etappidest (Eesti Standardikeskus, 2020):

- turuanalüüs,
- võrdlustehingute valik,
- võrdlusühiku valik,
- võrdluselementide valik,
- kohandamine,
- hindamistulemuse esitamine.

Turuanalüüsi ja võrdlustehingute valiku etapis kogub hindaja andmeid hinnatava vara kohta, võrreldavate varade müügitehingute kohta ning valib võrdlusmeetodi rakendamiseks sobivad võrdlustehingud (Appraisal Institute & Eesti Kinnisvara Hindajate Ühing, 2008). Kui statistiliste meetodite puhul võib võrdlustehingute arv ulatuda sadadesse või tuhandetesse, siis traditsioonilise võrdlusmeetodi puhul loetakse optimaalseks 3–5 tehingut (Eesti Standardikeskus, 2020), sealjuures tüüpakterite hindamisel rakendatakse tavapäraselt kolme võrdlustehingu kohandamist. Kuigi hindaja analüüsib põhjalikult suuremat hulka informatsiooni, et leida kolm sobivat võrdlustehingut, siis korterituru aktiivseimate piirkondade puhul, mille hulka kuulub ka Tallinnas, Mustamäe linnaosa tüüpakterite turg, piisab analüüsiks suhteliselt lühikesest ajavahemikust, mis tavaliselt ei ületa kolme kuud (Eesti Standardikeskus, 2020; Appraisal Institute & Eesti Kinnisvara Hindajate Ühing, 2008). Eeltoodust lähtudes võib järeldada, et kuigi kutseline hindaja viib enne turuväärtuse määramist läbi põhjaliku turu- ja tehinguanalüüsi, on käsitsi analüüsitavate andmete maht oluliselt väiksem ning teisalt ajakulu suurem võrreldes masinõppepõhiste mudelitega, mis suudavad töödelda oluliselt suuremaid andmehulkasid kiiremini.

Järgmises etapis valib hindaja võrdlusühiku ja võrdluselemendid. Võrdlusühiku valik oleneb hindamise eesmärgist ja vara kasutusotstarbest (Appraisal Institute & Eesti Kinnisvara Hindajate Ühing, 2008), sealjuures tüüpakterite puhul lähtutakse peamiselt tehinguhinnast, kuna turul osalejad lähtuvad analoogsete varade puhul vara tervikhinnast. Võrdluselemendid on vara või tehingut iseloomustavad näitajad, mille põhjal teostatakse kohandamine ning nende valik sõltub osaliselt ka saadaoleva informatsiooni kvaliteedist (Eesti Standardikeskus, 2020). Võrdluselemendid hõlmavad enamasti kõiki tähtsaid ja asjakohaseid tegureid, mida tuleb kaaluda ning mis esitatakse võrdlusmeetodi kohandustabelis (Appraisal Institute & Eesti Kinnisvara Hindajate Ühing, 2008). Tüüpakterite puhul käsitletakse

võrdluselementidena peamiselt tehingu aega, asukohta, korteri pindala, korteri seisukorda, hoone seisukorda ja konstruktsioone, rõdu olemasolu, korruselisust, millele vajaduspõhiselt lisatakse võrdluselemente, mis võivad sõltuda konkreetse vara eripäradest, kui neid esineb.

Hinnatava vara turuväärtuse leidmiseks kohandatakse võrreldavate tehingute hindu võttes arvesse võrreldavate varade erisusi hinnatava vara suhtes ning kasutades nii kvantitatiivset kui kvalitatiivset kohandamist (Eesti Standardikeskus, 2020). Hindaja leiab võrreldavate ja hinnatava vara erinevused, kasutades kõiki asjakohaseid võrdluselemente. Seejärel kohandatakse iga võrreldava vara müügihinda, et võrdsustada see hinnatava varaga ning järgnevalt leitakse kohandatud tehinguhind (Appraisal Institute & Eesti Kinnisvara Hindajate Ühing, 2008). Hindamistulemuse leidmisel võetakse aluseks kohandatud võrreldavate varade tehinguhinnad, millele määratakse kohanduste absoluutväärtuste põhjal kaalud, et leida hinnatava vara turuväärtus (Eesti Standardikeskus, 2020; Appraisal Institute & Eesti Kinnisvara Hindajate Ühing, 2008. Tabelis 1 on esitatud kohandustabeli näidis, mis annab ülevaate kutselise hindaja poolt võrdlusmeetodil leitud vara turuväärtuse arvutustele.

Tabel 1. Kohandustabeli näidisstruktuur

	Hinnatav vara	Võrreldav tehing 1	Võrreldav tehing 2	Võrreldav tehing 3
Tehinguhind		X_1	X_2	X_3
Pindala kohandus	S_1	$\Delta\%$	$\Delta\%$	$\Delta\%$
Seisukorra kohandus	S_2	$\Delta\%$	$\Delta\%$	$\Delta\%$
Rõdu kohandus	S_3	$\Delta\%$	$\Delta\%$	$\Delta\%$
Kohandatud tehinguhind		X_1^*	X_2^*	X_3^*
Kohanduste absoluutväärtuste summa		$ \Delta\% + \Delta\% + \Delta\% $	$ \Delta\% + \Delta\% + \Delta\% $	$ \Delta\% + \Delta\% + \Delta\% $
Kaalud		w_1	w_2	w_3
Kaalutud keskmine kohandatud hind		$w_1 \cdot X_1^*$	$w_2 \cdot X_2^*$	$w_3 \cdot X_3^*$
Hinnatava vara turuväärtus		$V = w_1 \cdot X_1^* + w_2 \cdot X_2^* + w_3 \cdot X_3^*$		

X_1, X_2, X_3 – võrreldavate tehingute hinnad
 $\Delta\%$ – protsendiline kohandus võrreldava tehingu ja hinnatava vara omaduste erinevuse põhjal
 S_1, S_2, S_3 – hinnatava vara omadused
 X_1^*, X_2^*, X_3^* – kohandatud tehinguhinnad

Allikas: autori koostatud

Tehisintellektil põhinev automaatne hindamismudel jõuab tulemuseni, analüüsides suuremahulisi ajaloolisi tehinguandmeid ja kinnisvara tunnuseid, mille põhjal mudel prognoosib ja esitab kasutajale hinnatava vara turuväärtuse. Tulemus saadakse algoritmilise töötluse kaudu, ilma et hindaja sekkuks igasse hindamisetappi eraldi. Seega nii standardiseeritud hindamispraktika kui masinõppepõhised mudelid tuginevad väärtuse hindamisel hinnatava varaga sarnaste varade müügitehingute võrdlemisele, kuid kutseline

hindaja suudab töödelda oluliselt väiksemat andmemahtu ning see on ajamahukam. Samas võimaldab selline lähenemine arvesse võtta tegureid, mida masinõppe mudelid ei suuda arvestada, ning teha vara või turu eripäradest lähtuvaid kohandusi. Kutselise hindaja poolt esitatud kohandustabel on läbipaistev ja kohandused põhjendatavad, samas kui tehisintellektil põhinevad mudelid teostavad võrdluse mudeli sees ning esitavad lõpphinnangu, kuid nende arvutusprotsess võib kasutajale jääda vähem arusaadavaks ning ei pruugi olla täielikult selgitatav. Seega kasutavad mõlemad lähenemised võrdlusmeetodit kui väärtuse hindamise alust, kuid erinevad oluliselt oma teostusviisi, andmetöötluse ulatuse ja tulemuse põhjendatavuse poolest.

Vara omaduste mõju turuväärtusele on oluline nii traditsioonilises hindamispraktikas kui ka tehisintellekti põhistes hindamismudelites, sealjuures erinevat tüüpi tunnuste käsitlemine mõjutab otseselt hindamise täpsust ja kvaliteeti. Nii traditsioonilise hindamise kui AVM-i puhul on kvantitatiivsed kinnisvaraomadused usaldusväärsemad ja objektiivsemad ning sobivad mudelite spetsifikatsioonis paremini kasutamiseks. Kvalitatiivsed omadused sõltuvad subjektiivsetest hinnangutest ning on keerukamad nii hindaja kui ka mudeli jaoks, kuna nõuavad rohkem tõlgendamist ja kogemust (IAAO, 2018). Seega on andmete täpsus ja objektiivsus keskse tähtsusega nii traditsioonilise hindamise kui ka AVM-de puhul, samas kui subjektiivsete hinnangute tõlgendamine võib suurendada mõlema meetodi puhul hindamise keerukust ja varieeruvust.

Eeltoodut arvestades on traditsiooniliste hindamismeetodite ja tehisintellektipõhiste tehnoloogiate vahel olulised erinevused, mis mõjutavad nende täpsust ja usaldusväärsust. Traditsioonilised meetodid tuginevad tavaliselt hindaja erialateadmistele ja subjektiivsetele hinnangutele, mistõttu on need vastuvõtlikud ebatäpsustele ja kallutatusele (Aydogdu, Genc, & Aydinli, 2024). Tehisintellektil põhinevad mudelid ja masinõppemeetodid eristuvad oma võimekusest analüüsida suuri andmemahtusid, tagades kiiremad ja täpsemad prognoosid ning usaldusväärsed hindamistulemused (Aydogdu et al., 2024; Adewale, 2024). Varem kasutasid need mudelid ainult regressioonanalüüsi, kuid nüüd on neid täiustatud iseenesest õppivate algoritmidega, mis võimaldavad pakkuda prognoose kõrgema täpsusastmega (Valier, 2020). Sellised tehnikad nagu masinõpe ja süvaõpe parandavad prognoosimisvõimet tänu võimele tuvastada mustreid, mis võivad analüütikutele märkamatuks jääda (Aydogdu et al., 2024). Samas tuleb tähele panna, et masinõppe mudelid põhinevad ainult ajaloolistel sisendandmetel, mis ebatäpsete andmete puhul võivad mõjutada hindamistulemusi (Adewale, 2024). Seetõttu on oluline tagada andmete kvaliteet, et võimaldada tehisintellektil põhinevate

modelite kasutamine hindamisprotsessis, mis aitab vähendada hindajast sõltuvat subjektiivsust ning annab järjepidevad tulemused sõltumata mudeli kasutajast.

Tehisintellektil põhinevad automaatsed hindamismudelid täiendavad ja asendavad järk-järgult hindajate tööd. Nende väljatöötamise peamisteks ajenditeks on madalamad kulud, kiirusest tulenev suurem hindamisvõimekus, suutlikkus töödelda suurt hulka objekte ning pakkuda täpsemaid väärtushinnanguid, muutes kinnisvara hindamise protsessi efektiivsemaks (Baum et al., 2021). Eeltoodu aitab kaasa kinnisvaraturu suuremale läbipaistvusele, tõhusamale ressursside kasutamisele ning objektiivsematele tulemustele. Traditsiooniline hindamine on endiselt peamine ja usaldusväärseim lähenemisviis, millel põhineb suur osa kinnisvaraturu toimimisest ning mille keskmes on kutselise hindaja professionaalne pädevus. Samas on protsessi ajamahukus, subjektiivne tõlgendusruum ning kasvav andmemaht loonud vajaduse täiendavate, kiiremate ja kulutõhusamate lahenduste järele.

1.2. Tehisintellekti ja masinõppe meetodid kinnisvara hindamises

Kinnisvara hindamise valdkond liigub traditsioonilistelt hindamismeetoditelt, kus hindaja teeb käsitsi analüüsi väikese arvu tehingute põhjal, üha enam andme- ja tehnoloogiapõhiste lahenduste suunas, kus mudelid analüüsivad suuri andmemahte automaatselt. Nendest olulise osa moodustavad tehisintellektil põhinevad lähenemised nagu masinõpe ja automaatsed hindamismudelid, mis võimaldavad suurte andmemahtude põhjal teha kiireid, objektiivseid ja täpseid väärtuse hinnanguid. Käesolevas peatükis käsitletakse tehisintellekti ja masinõppe meetodite rakendusvõimalusi kinnisvara hindamises, keskendudes eelkõige automaatsete hindamismudelite loomisele ja kasutamisele, sealhulgas tehisnärvivõrkudel põhinevate mudelite arendamisele ning tuuakse välja tugevused ja kitsaskohad.

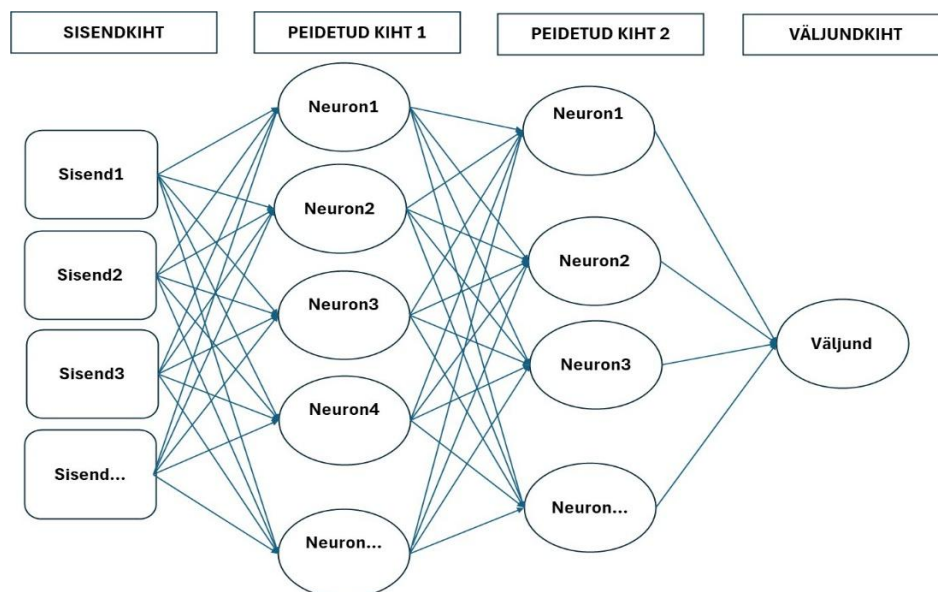
Tehisintellekti jätkuv areng on kaasa toonud võimalused selle integreerimiseks kinnisvara hindamisega, mis pakub potentsiaali suurendada täpsust, tõhusust ja läbipaistvust kogu valdkonnas (Alsahan et al., 2024). Erinevalt traditsioonilisest arvutimudelist, mis toetub lineaarsetele algoritmidele, töötavad tehisintellektil põhinevad masinõppe algoritmid sarnaselt inimese ajule, õppides ning tehes üldistusi suure hulga näidete põhjal (Koppel et al., 2023), mis teeb nende kasutamise huvipakkuvaks tänu inimese mõtlemist matkivale loogikale. Iseenesest õppivad mudelid pärinevad majandusteadusest kaugematest valdkondadest, olles välja kujunenud neurofüsioloogia uurimisvaldkondadest ja evolutsiooniteooriast, kus uuritakse vastavalt inimese mõtlemise arengut ning käitumise kujunemist reageerimisel keskkonnamõjudele (Valier & Micelli, 2020). Tehisintellekt jäljendab inimintellektile omaseid protsesse masinate, eelkõige arvutisüsteemide abil,

tuginedes masinõppe algoritmide ning suurandmete analüüsi pidevale arengule (Koppel et al., 2023; Baum et al., 2021), mis kujutab endas ka perspektiivikat võimalust kinnisvara hindamisega seotud väljakutsete lahendamiseks (Alsahan et al., 2024). Masinõpe on tehisintellekti liik, mis tõstab arvutustulemuste prognoosimise täpsust, ilma et arvuteid oleks selleks spetsiaalselt programmeeritud, kasutades väljundväärtuste ennustamiseks varasemaid andmeid (Koppel et al., 2023). Masinõpe kasutab treeningandmetelt saadavat tagasisidet, võrreldes tulemusi õige vastusega ning seeläbi arendades algoritmi kuni väljundid vastavad aktsepteeritud hindamistele. Seejärel saab rakendust kasutada hinnatavate varade väärtuse hindamiseks. (Scheurwater, 2017) Protsess toimub ilma etteantud seosteta ning sarnaselt inimesele teeb süsteem ise otsuseid, tuginedes õppimisest saadud teadmistele ja mustritele. See võimaldab mudelil teha ka keeruliste ülesannete lahendamisel informeeritud ja täpseid järeldusi otsitava vara väärtuse kohta.

Ajalooliselt on nii tehisintellekti kui masinõppe tehnoloogiaid tuntud juba aastakümneid, kuid suurem läbimurre saabus nn süvamasinõppe ja süvanärvivõrkude arenemisega, mis sisaldavad suurt arvu neuronite ehk tehisnärvirakkude kihte (Koppel et al., 2023). Üks vastavatest tehisintellekti meetoditest on tehisnärvivõrgud (ANN, ingl k. *artificial neural network*). Tehisnärvivõrgud põhinevad bioloogilistel närvivõrkudel, kus neuronid töötlevad sisendandmeid mitmes kompleksses kihis, mis teeb need sobivaks kinnisvara hindamise mitmekülgsede ülesannete lahendamiseks (Root et al., 2023). Tehisnärvivõrgud matkivad inimese aju kognitiivseid võimeid, moodustades keeruka süsteemi, kus neuronid ehk närvirakud on ühendatud erineva tugevusastmega. Need süsteemid läbivad õppimisprotsessi, analüüsides sisend- ja väljundkihtide andmete seoseid, ning annavad korduvate iteratsioonide järel väljundeid uutele sisendandmetele. (Tabar, Şişman, & Şişman, 2023). Selline lähenemine võimaldab tehisnärvivõrkudel pidevalt täiustada oma ennustusi ja kohandada neid vastavalt uutele andmetele, pakkudes suuremat täpsust. Peamisel tehisnärvivõrgu struktuuril on kolm peamist kihti – sisendandmete kiht, varjatud kiht ja väljundkiht (Rampini et al., 2022). Esimeses kihis, mida nimetatakse sisendkihiks, sisestatakse kogutud sisendandmed mudelisse (Rampini et al., 2022; Chou, Fleshman, & Truong, 2022). Kinnisvara hindamise kontekstis on sisendid andmekogumid, mis võivad hõlmata võrreldavate müükide andmeid, kinnisvara omadusi, asukohaomadusi ja paljusid teisi (Baum et al., 2021). Viimases kihis, mida nimetatakse väljundkihiks, annab mudel ennustatud tulemused, milleks on tavaliselt sihtmuutuja prognoositud väärtus. Andmeid kantakse edasi keskmiste kihtide kaudu, mis on varjatud ehk peidetud kihid, mis õpivad tunnuste vahelisi seoseid, et teha kõige täpsem prognoos (Rampini et al., 2022; Chou et al.,

2022), sealjuures saab mudeli looja ise otsustada sõltuvalt probleemi keerukusest ja soovitud täpsusest, mitu peidetud kihti mudelisse lisada. Närvivõrgumudeli peidetud kihid koosnevad peidetud neuronitest, mis täidavad vahetulemuste arvutamise rolli närvivõrgu väljundi kujunemisel (Khan, Awan, Rasul, Siddiqi, & Pimanas, 2023) ning võimaldavad mudelil õppida keerukaid mittelineaarseid seoseid sisendite ja soovitud tulemuse vahel (Shahmansouri et al., 2021). Eelnev annab mudelile võime õppida keerukaid ja varjatud seoseid, mida inimene ei pruugi tuvastada ning mis võivad seetõttu jääda traditsioonilise hindamismeetodi puhul märkamata ja arvestamata.

Tehisnärvivõrkude mudeli struktuuris on igal kihil oluline roll andmete töötlemisel ja ennustuste tegemisel. Varasemates uuringutes on analüüsitud erinevate kihtide arvu mõju tehisnärvivõrkude mudelite täpsusele ja suutlikkusele. Chou et al. (2022) leidsid, et ühe varjatud kihiga tehisnärvivõrke saab edukalt kasutada eluasemehindade ennustamiseks ning ei tuvastanud, et suurema arvu varjatud kihtide kasutamine suurendaks ennustustäpsust, samas kui Rampini et al. (2022) uurimuses saavutas viiekihiline mudel paremaid tulemusi kui väiksema arhitektuuriga mudelid. Siiski on leitud, et mudeli täpsus ja tundlikkus paranevad ka juhul, kui treeningprotsessis kasutatakse suuremat hulka sisendandmeid, mistõttu on paremate tulemuste saavutamisel tähtis ka suurte andmebaaside kasutamine (Tabari et al., 2023). Seega on oluline leida tasakaal mudeli arhitektuuri ja andmemahu vahel, et saavutada parim võimalik hindamistäpsus. Kui mudeli arhitektuur on liiga lihtne, ei pruugi see olla piisavalt võimekas keerukate mustrite tuvastamiseks, kuid liiga suur andmemahu võib suurendada töömahtu ebaotstarbekalt, kui mudeli täpsus ei parane. Tehisnärvivõrkude mudeli illustreeriv arhitektuur on toodud joonisel 1, mis annab ülevaate, kuidas andmed liiguvad läbi erinevate kihtide jõudes täpse ennustuseni väljundkihis, mis kinnisvara hindamise kontekstis näitab vara hinnangulist turuväärtust.



Joonis 1. Tehisnärvivõrkude mudeli arhitektuur

Allikas: Autori koostatud teooria põhjal (Rampini et al., 2022; Chou et al., 2022; Tabari et al., 2023; Root et al., 2023; Khan et al., 2023; Shahmansouri et al., 2021)

Automaatsel väärtuse prognoosimise mudelitel on hindamise aluseks võrdlusprotseduur. Võrdluse aluseks olevad parameetrid ei piirdu ainult müügihindade või pakkumishindadega, vaid hõlmavad mitmeid omadusi, kasutades võimalikult laia ja detailset andmestikku, kuid omadused, mis kirjeldavad vara ja selle keskkonda, peavad olema kõik jälgitavad ja kvantifitseeritavad (Valier et al., 2020). Näiteks rakendatakse traditsioonilist hindamismudelit meetoodika abil, mis kasutab võrrandit vara väärtuse ja ühe või enama muutuja vahelise seose kirjeldamiseks. Nende seoste jälgimise kaudu on võimalik saada üldine arusaam iga muutuja, näiteks asukoha, pindala ja hoone kvaliteedi, mõjust vara väärtusele. Masinõppepõhises automaatses hindamismudelis tuvastatakse peamised tunnused automaatselt, lähtudes nende statistilisest olulisusest vara väärtuse suhtes. (Conway, 2018). Mudel suudab omandada olemasolevad seosed vara omaduste ja kauba hinnaväärtuste vahel, isegi kui need seosed erinevad oluliselt traditsioonilisest lineaarsest sõltuvusest (Valier et al., 2020; Conway, 2018), kus kutselise hindaja võimekus võib andmemahu või inimliku piirangu tõttu jääda piiratuks. Sellest lähtuvalt nähakse tehisnärvivõrkudel põhinevate AVM meetodite kasutamist ka traditsioonilise võrdlusmeetodi edasiarendamisena, mis arvestab oluliselt laiemat tegurite valikut (Baum et al., 2021; Khrais & Shidwan, 2023). Seega võimaldavad tehisnärvivõrkudel põhinevad automaatsed hindamismudelid luua täpsemaid kinnisvara väärtuse prognoose, pakkudes raamistiku keerukamate turutingimuste arvestamiseks ja potentsiaali täiustada hindamisprotsesse.

Mitmed uuringud kinnitavad, et tehisnärvivõrkudel põhinevad mudelid sobivad kinnisvara hindamiseks paremini kui traditsioonilised meetodid. Näiteks Tin, Wei, Min, Feng ja Xian (2024) uuringust selgub, et kuigi mitmekordse lineaarse regressiooni mudel saavutab mõnevõrra madalama sobivuse, ületab tehisnärvivõrk selle täpsuse poolest, eriti kui hinnata mudeli statistilisi näitajaid. Tabari et al. (2023) võrdlesid tehisnärvivõrkude mudelit tegelike kinnisvaratehingute väärtusega ning tuvastasid, et tehisnärvivõrkude mudel annab väga ligilähedaseid tulemusi ning on sobilik just elamukinnisvara hindamiseks. Chen, Ma, & Zhang (2024) võrdlesid enda uuringus järelturu elamispindade väärtuste ennustamiseks regressioonimudelit ja tehisnärvivõrkude mudelit ning leidsid, et tehisnärvivõrkude mudel on täpsem, sealjuures isegi juhtudel, kui ANN-i testiti uute andmetega, mida ta varem ei olnud kasutanud. Seega annavad tehisintellekti põhised hindamismeetodid sageli sarnaseid tulemusi traditsiooniliste meetoditega ning võivad sisendandmete täpsema ja süsteemsema analüüsi korral anda hinnangu, mis läheneb turutingimustes kujunevale väärtusele täpsemalt kui traditsiooniline eksperthinnang (Tabari jt, 2023). Seetõttu nähakse tehisintellektil põhinevaid mudeleid üha enam kui potentsiaalset täiendust või võrreldavat alternatiivi traditsioonilistele hindamismeetoditele.

RICS-i poolt läbi viidud uuringus selgus, et tehisintellektil põhinevate AVM-de kasutamine mingil kujul on juba globaalsel tasemel, eeskätt elamukinnisvara turul laenuagatise turuväärtuse hindamisel ning masshindamiste puhul (RICS, 2022). USA on üks aktiivsemaid tehisintellektil põhinevate automaatsete hindamismudelite kasutusele võtnud riike maailmas, sealjuures üle maailma on turuliidriks Zillow poolt loodud Zestimate rakendus (Baum et al., 2021), kus masinõppe abil on neil õnnestunud vähendada mudeli mediaanset veamäära algsest 14%-st (toote turule toomisel) kuni 1,94%-ni aastal 2025 (Zillow koduleheküljel, kuupäev puudub). Lisaks kuuluvad aktiivsemate AVM kasutajate hulka Ühendkuningriik, Saksamaa, Holland, Šveits ja Austraalia. Euroopas sõltub AVM-ide kasutusele võtmine suuresti andmete kättesaadavusest ja regulatiivsest keskkonnast, kuid neid on hakatud kasutusele võtma Hispaanias, Portugalis, Itaalias, Kreekas ja Türgis, mõnevõrra ka Põhja-Euroopas. (RICS, 2022; Baum et al., 2021). Paljud kinnisvaratehnoloogia ettevõtted on siiski endiselt alles andmete kogumise faasis, kuid andmekogumite kasvamisel muutub üha olulisemaks arendada tõhusaid masinõppe meetodeid (Conway, 2018). Seetõttu on ka Eestis oluline keskenduda kvaliteetsete andmete kogumisele, et luua eeldused tehisintellektil põhinevate hindamismudelite arendamiseks ja kasutamiseks ning hinnata, millised on AVM-ide praktilised kasutusvõimalused ja piirangud kinnisvara hindamisel, arvestades nii tehnoloogilisi kui meetodilisi tegureid.

1.3. Tehisintellektil põhineva automaatse hindamismudeli võimalused ja väljakutsed

Tehnoloogia areng ja masinõppe kasutamine võimaldavad üha enam asendada inimintellektil põhinevaid tegevusi. Üheks valdkonnaks on kinnisvara hindamine, kus masinõpe õpib minevikust ning kasutades suurandmeid, prognoosib tulevikku asendades järkjärgult hindajate tööd (Valier, 2020; Valier et al., 2020; Conway, 2018), kuna suudab kiiresti töödelda suuri andmekogumeid ja prognoosida kinnisvara väärtusi, analüüsides selle käigus ka kinnisvaraturgu mõjutavaid trende ja demograafilisi muutuseid (Alsahan et al., 2024). AVM-i eristavaks tunnuseks on see, et tegemist on matemaatilise modelleerimise abil loodud turuhinnanguga. (IAAO, 2018). Varasematest peatükkidest selgus, et tehisintellektil ja masinõppel on olulisi eeliseid, kuid samas tuleb arvestada ka väljakutsetega, mille analüüsimine võimaldab automaatseid hindamismudeleid edukalt integreerida kinnisvara hindamise protsessi.

Automaatseid hindamismudeleid käsitlev standard määratleb AVM-i kui matemaatilistel algoritmidel põhineva arvutitarkvaraprogrammi, mida turuanalüütikud kasutavad turuväärtuse hinnangu koostamiseks, tuginedes kinnisvara omaduste turuanalüüsile, kasutades eelnevalt ja eraldi kogutud teavet (IAAO, 2018). Selliseid mudeleid kasutatakse kinnisvara hindamises üha enam, kuna need võimaldavad hinnata vara turuväärtust kiiresti ja kuluefektiivselt, suurendades hindamisprotsessi täpsust ja järjepidevust. Kuigi paljud inimesed seostavad terminit AVM täielikult automatiseeritud protsessiga, kus hindamine tehakse arvuti poolt vähese või täieliku inimese poolse sekkumiseta, on tegelikkus palju mitmekesisem ning praktikas kasutatakse erineva automatiseerituse tasemega lahendusi, mis hõlmab erineval määral automatiseerimist, digitaalset andmeallikaid ning erinevaid inimese poolse sekkumise ja osaluse tasemeid (RICS, 2022). AVM-i usaldusvärsus sõltub kasutatud andmetest ja mudeli koostaja oskustest. AVM-e peaksid arendama vastava kvalifikatsiooniga turuosalised, näiteks hindajad, kes kasutavad statistilisi meetodeid andmete analüüsimiseks, võttes arvesse eelnevalt kogutud andmeid asukoha, turutingimuste ja kinnisvara omaduste kohta (IAAO, 2018). Sageli kasutatakse mõnda AVM-i vormi täiendava kontrollina või teisese arvamusena traditsioonilise hindamismeetodi kõrval ning paljudel juhtudel nähakse AVM-e ka turul kui järjepidevust tagavaid tööriistu, võrreldes käsitsi hindamisega, kuna need aitavad kõrvaldada inimlike vigu hindamisprotsessis (RICS, 2022). Kahjuks ei lahene kõik inimlikest vigadest tulenevat probleemi üleminekuga masinõppepõhiste automatiseeritud hindamismeetoditele, kuna kvalitatiivsete omaduste käsitsi määratlemine on üks masinõppe edukuse eeltingimusi (Despotovic, Koch, Stumpe, Brunauer, & Zeppelzauer, 2023). Seega on

automaatsed hindamismudelid potentsiaalselt tõhus tööriist, mille uurimine on Eesti turul aktuaalne, kuna digitaalsed tehinguandmed on kergesti kättesaadavad, samas puuduvad veel selged juhised ja praktika selle kohta, kuidas automatiseeritud hinnanguid kutselise hindaja töös tõhusalt ja usaldusväärset kasutada.

AVM-ide peamine tugevus seisneb võimes tuvastada keerulisi, mittelineaarseid ja sageli varjatuid mustreid andmetes, mis võivad jääda traditsiooniliste meetodite puhul märkamata (Abidoye & Chan, 2018; Shahmansouri et al., 2021). ANN-id on võimelised õppima ka mittetäielikest andmestikest ning kohanduma uue info lisandumisel, mis muudab need tõhusaks ja paindlikuks vahendiks kinnisvara väärtuse prognoosimisel (Abidoye & Chan, 2018; IAAO, 2018). Kui kutseline hindaja töötab valdavalt piiratud arvu tehingute ja käsitsi koostatud kohandustabelitega, siis AVM suudab töödelda samaaegselt tuhandeid sisendandmeid ning teha järeldusi statistiliste seoste ja ka mittelineaarsete muustrite alusel. Tänu neile omadustele võimaldavad tehisnärvivõrgud arvestada keerukamaid seoseid ja turusignaale kui inimhindaja, pakkudes paindlikku lähenemist olukordades, kus traditsiooniline hindamine võib jääda andmepiirangute või lineaarsete eelduste tõttu ebatäpseks.

Üheks automaatsete hindamismudelite olulisemaks eeliseks võrreldes traditsioonilise hindamisega peetakse hindamistulemuse saavutamise kiirust. Masinõpe suudab kiiresti töödelda suuri andmemahtusid (Root et al., 2023), võimaldades märkimisväärselt vähendada ajakulu kinnisvara turuväärtuse määramisel, mis omakorda toob kaasa kulude ja ressursside kokkuhoiu (Scheurwater, 2017). Kutseline hindaja kogub, filtreerib ja analüüsib tehinguandmeid manuaalselt, lähtudes oma eksperthinnangust ja kogemusest, samal ajal kui AVM suudab need sammud teostada automaatselt sekundite jooksul, kasutades korraga tuhandeid andmeparameetreid. Tänu sellele on AVM-id võimelised genereerima hindamistulemusi märkimisväärselt lühema ajaga kui käsitsi teostatav hindamine. AVM-ide võimekus automatiseerida hindamistulemuste leidmist toob kaasa senisest järjepidevama ja ajasäästlikuma lahenduse (Baum et al., 2021). Samas rõhutavad eksperdid, et vaatamata kiiruse eelisele ei tohi AVM-ide kasutamine ohustada hindamise kvaliteeti ega minna vastuollu hindaja professionaalsete kohustustega, mis on sätestatud rahvusvahelistes standardites (Scheurwater, 2017). Eelnevast lähtudes seisneb AVM-i konkurentsieelis eelkõige selle suutlikkuses pakkuda kiiret, ühtlast ja kuluefektiivset väärtushinnangut, säilitades samal ajal vajaduse kvaliteedi tagamise ja professionaalsete standardite järgimise järele.

Automaatsete hindamismudelite kasutusvõimalused on laialdased, kuid sõltuvad andmete kvaliteedist. AVM-is kasutatavate sisendandmete puhul tuleb aluseks võtta reaalsed müügitehingud, mis peegeldavad turuväärtust (IAAO, 2018), sarnaselt kutselise hindaja poolt kasutatavate võrdlustehingutega. Peamiselt kasutatakse AVM-ides standardiseeritud andmeid, mis on kodeeritud loetavasse formaati ja esindavad tavaliselt üldist teavet kinnisvara kohta, näiteks ostuhind, ehitusaasta, põrandapindala või aadress. Lisaks objektiivsetele andmetele kogutakse tavaliselt ka subjektiivseid ekspertarvamusi nii kinnisvara enda kui ka laiemalt turu kohta. Need võivad käsitleda näiteks vara seisukorda või asukoha kvaliteeti. (Despotovic et al., 2023). Seega peaksid AVM-i arendamisel kasutatavad andmed peegeldama sihtkinnisvara või piirkondlikku kinnisvaraturgu, et tagada kvaliteetsed tulemused (IAAO, 2018). Andmete esinduslikkuse tagamiseks tuleb arvestada, et füüsilised tunnused üksi on ebapiisavad. Kinnisvara väärtuse terviklikuks hindamiseks on hädavajalik hankida teavet naabruskonna ja selle ümbruse kohta (Aydogdu et al., 2024), mis tuleb spetsialistil tuvastada ning süstematiseeritult andmestikku lisada, et tagada andmete usaldusväärsus ja võrreldavus. Sama oluline põhieeldus andmete usaldusväärsuse tagamiseks on piisav kvaliteedikontroll esialgse andmeanalüüsi käigus ning süsteemi lisatud uute andmete pidev kontroll ja vajadusel täiendamine, et tagada mudeli usaldusväärsus. (IAAO, 2018). Eelnevast lähtudes on oluline välja tuua, et sarnaselt traditsioonilisele hindamispraktikale, on ka tehisintellektil põhineva automaatse hindamismudeli aluseks piisava täpsusega andmed hinnatava vara, tehinguandmete ja kinnisvaraturu kohta, et tagada hindamistulemuse täpsus.

Tehisintellekti kasutamine sõltub mudeli treenimisel kasutatud andmete kvaliteedist ja nende varade sarnasusest, mida on kasutatud algse algoritmi programmeerimiseks (Scheurwater, 2017). Kirjandusest selgub, et AVM-id toimivad kõige paremini homogeensete varade puhul, kus tehinguid toimub regulaarselt, ning kinnisvaravaldkonnas on selleks eeskätt elamukinnisvara (Scheurwater, 2017; Valier et al., 2020). Seda seetõttu, et AVM-i usaldusväärsuse ja järjepidevuse tagamiseks peab võrreldavate tehingute maht olema piisavalt suur ning erinevused kinnisvaraobjektide vahel peavad olema tuvastatavad lihtsate tegurite kaudu (näiteks pindala, tubade arv, jne). (RICS, 2022; Scheurwater, 2017; Valier et al., 2020). Kuna enamik automaatseid hindamismudeleid põhineb võrdlusmeetodil, siis see eeldab laiaulatuslikku ja ajakohast andmestikku piisavate iseloomustavate näitajatega (Valier et al., 2020). Seega on tõhusa AVM mudeli aluseks kvaliteetne ja asjakohane andmestik, mis sisaldab piisava täpsusega ja piisavas mahus tehinguid, et tagada täpne ja usaldusväärne hindamine.

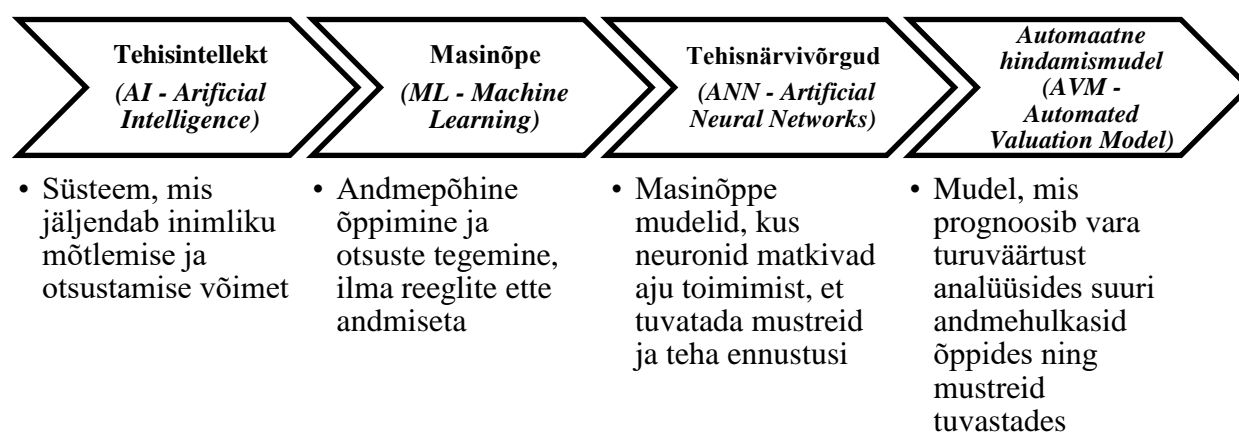
Automaatsete hindamismudelite kiire areng on toonud kaasa nende laialdase kasutusele võtmise kinnisvara hindamises. Tehisnärvivõrkude kasutamisel kinnisvara hindamisel on mitmeid eeliseid, kuid ka olulisi piiranguid. AVM eelisena nähakse ajakulu olulist vähenemist mudeli kasutamisel, lisaks sellest tulenev kulude ja ressursside kokkuhoid ning inimvigade ja tahtliku pettuseriski märkimisväärne vähenemine (Scheurwater, 2017). Samas on AVM-idel mitmeid puudusi, mis muudavad nende usaldusväärsuse ja täpsuse hindamise keerukaks. Üks peamisi väljakutseid on nende „musta kasti“ olemus, mis iseloomustab tehisintellektil põhinevate mudelite läbipaistmatust ja keerukust. „Musta kasti“ olemus tähendab, et mudeli tulemused ei ole läbipaistvad ning nende puhul on keeruline selgitada peidetud kihtides toimuvaid protsesse, mis omakorda raskendab mudeli tulemuste kontrolli ja valideerimist (IAAO, 2018; Rampini et al., 2022). See teeb hindamistulemuste tõlgendamise ja kontrollimise keeruliseks, kuna puudub võimalus seostada konkreetseid väljunditulemusi sisendandmetega, mis omakorda on aeglustanud masinõppe laialdasemat regulatiivset aktsepteerimist (Adadi et al., 2018; Alsahan et al., 2024; Baum et al., 2021; Conway, 2018). Lisaks ei suuda süvaõppe algoritmid mõista põhjuslikkust, mistõttu mudelid võivad tugineda seostele, mis ei ole probleemi olemuse seisukohast asjakohased ega tõlgendatavad. Seega on inimjärelvalve nende kasutamisel vältimatu (Rampini et al., 2022) ning hindaja oskused ja mudeli põhimõtete mõistmine on võtmetähtsusega (IAAO, 2018), et tagada tulemuse usaldusväärsus ning hindaja roll jääb hindamistulemuse usaldusväärsuse ja tõlgendatavuse tagamisel endiselt keskseks.

Veel on tuvastatud, et regulatiivsed, bürokraatlikud ja poliitilised takistused ning andmete kogumise ja analüüsimisega seotud aja- ning rahalised kulud on olulised takistused automaatsete hindamismudelite täpsuse ja usaldusväärsuse tagamisel (Conway, 2018). Lisaks sellele ei suuda AVM-id arvestada kinnisvara subjektiivseid ja lokaalseid omadusi, nagu vaated, lae kõrgus, viimistlus ja renoveerimistöde kvaliteet, mis võivad kinnisvara väärtust oluliselt mõjutada (Baum et al., 2021) ning mida nähakse olulise puudusena võrreldes traditsioonilise hindamispraktikaga.

Kokkuvõttes pakub tehisnärvivõrkudel automaatse hindamismudeli kasutamine kinnisvara hindamises mitmeid eeliseid keeruliste mustrite tuvastamisel ja andmete objektiivsel töötlemisel. Sealjuures suudab just tehisintellektil põhinev AVM automaatselt ise õppida andmetest, tuvastades mittelineaarseid seoseid, mida reeglipõhised mudelid ei suuda modelleerida. Lisaks suudab TI kohanduda dünaamiliselt uute turutingimustega, kuna mudelit saab ümber treenida vastavalt värsketele andmetele, samas kui traditsioonilised AVM-id jäävad oma struktuurilt staatiliseks. Väljakutsetena on aga tuvastatud tulemuste

läbipaistmatus ning kontrollimatus, mis on jätnud inimesele mudeli kasutamise protsessis olulise rolli. See toob esile tasakaalu vajaduse tehnoloogilise efektiivsuse ja hindamise sisulise kvaliteedi vahel, et tagada hindamistulemuste usaldusväärsus ka automatiseeritud lahenduste kasutamisel.

Töö autor on koostanud teoreetilise materjali põhjal joonise, et illustreerida tehisintellekti, masinõppe ja tehisnärvivõrkude vahelisi seoseid ning nende kasutamist automaatse hindamismudeli loomisel, rõhutades, kuidas iga tehnoloogiline tase toetab järgmise arenguetapi kujunemist ning loob aluse automaatse hindamismudeli ülesehitamiseks.



Joonis 2. Tehisintellekti tehnoloogiate seos ja rakendumine AVM-is

Allikas: autori koostatud

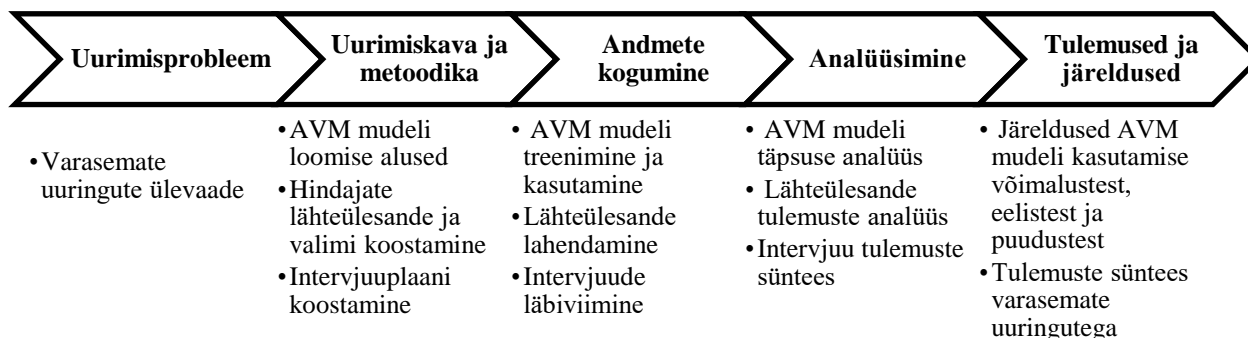
Eelnev joonis kirjeldab tehnoloogilisi seoseid käesolevas töös loodud tehisnärvivõrkudel põhineva automaatse hindamismudeli kujunemisel. Esmalt on defineeritud tehisintellekt ning masinõppe, seejärel tehisnärvivõrgud ning nendel põhineva automaatse hindamismudeli arendamine ja kasutamisevõimalused hindamispraktikas. Töö autori hinnangul on tehisintellekti ja masinõppe kasutamine kinnisvara hindamises oluline samm hindamisprotsessi täpsuse, usaldusväärsuse ja objektiivsuse suurendamisel.

2. Tehisnärvivõrkudel põhineva automaatse hindamismudeli loomine ja kasutusvõimalused Eestis

2.1. Uuringu meetodika ja valimi kirjeldus

Magistritöö peamiseks eesmärgiks on kaardistada tehisintellekti kasutusvõimalusi kinnisvara hindamispraktikas Eestis, luua tehisnärvivõrkudel põhinev automaatne hindamismudel ning võrrelda selle eeliseid ja puudusi standardiseeritud hindamispraktikaga,

milleks viidi läbi vastav empiiriline uuring. Käesolevas alapeatükis kirjeldatakse uurimisprotsessi ja läbiviimist, mille ülevaade on esitatud joonisel 3.



Joonis 3. Empiirilise uurimisprotsessi etapid

Allikas: Autori koostatud

Magistritöö eesmärgi saavutamiseks analüüsis töö autor varasemaid uuringuid, et saada ülevaade tehisintellekti kasutamisest ja kasutusvõimalustest kinnisvara hindamises ning seejärel viis läbi empiirilise kvantitatiivse uurimuse, mille käigus loodi tehisnärvivõrkudel põhinev automaatne hindamismudel ja võrreldi selle tulemusi kutseliste hindajate hinnangutega ning analüüsi selle kasutusvõimalusi- ja piiranguid Eesti turul. Kvalitatiivse sisendi ja põhjalikumate järelduste toetamiseks viidi hindajatega läbi poolstruktureeritud intervjuud, mille eesmärk oli kaardistada nende kogemusi, hinnanguid ja hoiakuid seoses tehisintellekti kasutamisega hindamispraktikas.

Varasemate uuringute põhjal on leitud, et masinõppel põhinevad lahendused, sealhulgas automaatsed hindamismudelid, tähistavad kinnisvara hindamises olulist edasiminekut, kuna võimaldavad kiiremat tööprotsessi, vähendavad subjektiivsust ning suudavad töödelda ja analüüsida märkimisväärselt suuremaid andmemahtusid. Mitmed autorid on oma uuringutes jõudnud järeldusele, et kinnisvara turuväärtuse ennustamisel osutuvad kõige täpsemateks masinõppemudeliteks tehisnärvivõrkudel põhinevad lahendused (Rampini et al., 2022; Root et al., 2023; Tabar, Şişman, & Şişman, 2023; Chou, Fleshman, & Truong, 2022) ning lähtuvalt sellest on ka käesolevas magistritöös loodud tehisnärvivõrkudel põhinev hindamismudel.

Empiirilise uurimuse raames töötas autor välja automaatse hindamismudeli, kasutades Microsoft Azure platvormi ning nende poolt pakutavat Azure Machine Learning Studio teenust, mis on veebirakendus masinõppe mudelite loomiseks. Andmetötluse ja

mudeli arendamiseks kasutati antud veebirakenduses JupyterLab-i, mis on interaktiivne tööriist tehisintellekti ja andmeanalüüsi projektide koostamiseks, kasutades Pythoni programmeerimiskeelt. Azure pakub võimalust ka andmete eelanalüüsiks, andmekogumite haldamiseks, mudelite täpsuse hindamiseks, parameetrite optimeerimiseks ja tulemuste võrdluseks erinevate mudeliversioonide lõikes. Loodud mudelit hinnati statistiliste mõõdikute alusel, sealhulgas absoluutne keskmine viga (MAE), ruutkeskmine viga (RMSE), suhteline absoluutne viga (RAE), suhteline ruutviga (RSE) ning determinatsioonikordaja (R^2), mis võimaldavad kvantitatiivselt hinnata mudeli prognoosivõimet ning sobivust kinnisvara turuväärtuse ennustamiseks.

Mudeli loomisel on lähteandmetena kasutatud Maa- ja Ruumiameti poolt hindajatele väljastatav detailne tehinguinfo. Kuna töö autor töötab IPartner kinnisvaragrupis kutselise kinnisvara hindajana, on Maa- ja Ruumiameti tehinguinfo kättesaadav. Kuna tehinguinfo avaldamine on karistusseadustiku kohaselt keelatud (KarS §157) on tehinguandmete anonüümsuse kaitsmiseks mudeli loomisel kasutatud andmetel muudetud korterite numbrid, mis teeb andmed piisavalt anonüümseks, samas ei kahjusta andmete kvaliteeti käesoleva töö eesmärgi saavutamiseks. Maa- ja Ruumiameti tehinguinfos kajastuvad kõik toimunud tehingud ning info sisend pärineb notaritelt vastavalt tehingute tõestamisele, on usaldusväärne ning on aluseks ka kutselistele hindajatele. Käesolevas uurimuses välja töötatud mudeli loomisel on kasutatud 854 korteri tehingu andmeid Mustamäe linnaosast perioodil 01.01.2024 kuni 31.03.2025. Valitud piirkond vastab teooriast tulenevale andmete homogeensuse nõudele ning andmete kogumaht on töö eesmärgist lähtudes piisav.

Lähteülesanne saadeti uuringus osalejatele e-posti teel koos hinnatava korteri andmetega, ligipääsuga loodud AVM mudelile ning selgitusega töö tausta kohta. Uuringus osalejatel paluti lähteülesanne lahendada vahemikus 01.03.2025-22.04.2025. Tulemused saadeti töö autorile samuti e-posti teel. Töö raames loodud mudeli hindamise ja praktilise kasutatavuse testimiseks kaasati seitse kutselist kinnisvarahindajat, sh töö autor. Tabelis 2 on toodud valimi ülevaade, kus on välja toodud hindaja kutsekvalifikatsioon ning töökogemus hindajana aastates.

Tabel 2. Ülevaade uuringu valimist

Ekspert	Kutsetase	Töökogemus valdkonnas	Standardipõhine hindamine	Hindamine AVM-iga	Intervjuus osalemine
Töö autor	Kinnisvara hindaja, tase 6	4+ aastat	Jah	Jah	-
Hindaja 1	Kinnisvara hindaja, tase 6	5+ aastat	Jah	Jah	Jah
Hindaja 2	Kinnisvara nooremhindaja, tase 5	2+ aastat	Jah	Jah	Jah
Hindaja 3	Kinnisvara nooremhindaja, tase 5	5+ aastat	Jah	Jah	Jah
Hindaja 4	Vara hindaja, tase 7	20+ aastat	Jah	Jah	Jah
Hindaja 5	Kinnisvara nooremhindaja, tase 5	2+ aastat	Jah	Ei	Ei
Hindaja 6	Kinnisvara nooremhindaja, tase 5	3+ aastat	Jah	Ei	Ei

Allikas: Autori koostatud

Iga hindajale anti sama lähteülesanne objekti turuväärtuse hindamiseks võrdlusmeetodil ning 4-le hindajale anti ka juurdepääs loodud AVM-mudelile. Lähteülesandeks oli leida turuväärtus 1-toalisele korterile aadressil Ehitajate tee 49-65, Mustamäe linnaosa, Tallinn. Uurimuse läbi viimiseks on valitud objekt, mis ei ole olnud hiljuti müüdud ning ei ole töö koostamise hetkel müügis, mistõttu ei olnud hindajatel võimalik oma hinnangut ankurdada neile teadaoleva või ette antud turuväärtuse külge. Hindajatel paluti määrata objekti turuväärtus järgnevalt:

- Neli uurimuses osalenud hindajat leidsid objekti turuväärtuse töö autori poolt loodud AVM-mudelit kasutades, et testida, kas mudelit kasutades saadakse alati sama tulemus.
- Kõik kuus uurimuses osalenud hindajat leidsid objekti turuväärtuse tavapärase hindamismetoodika alusel, kasutades võrdlusmeetodit ja oma professionaalset kogemust, et analüüsida erinevusi võrreldes AVM-mudeliga saadud tulemustega.

Saadud hinnangud – nii AVM-mudeli kui hindajate iseseisvad tulemused – koguti ning võrreldi omavahel. Võrdluse eesmärk oli hinnata loodud mudeli täpsust, usaldusväärsust ning praktilist kasutatavust kutselise hindamisprotsessi kontekstis. Lisaks võimaldas see lähenemine analüüsida, millised võivad olla tehisintellekti põhise mudeli ja kutseliste hindajate hinnangute erinevuste põhjused.

Täiendava meetodina on töös kasutatud uurimuses osalenud 4 hindajaga (hindajad 1 kuni 4) läbi viidud poolstruktureeritud intervjuusid, mis võimaldavad analüüsida tehisintellekti kasutamise asjakohasust Eesti hindamispraktikas. Intervjuude eesmärk oli

koguda ekspertidelt tagasisidet tehisintellekti kasutusvõimaluste kohta ning intervjuude käigus kogutud tähelepanekud ja arvamused on esitatud seotuna töö teoreetilises osas käsitletud teemadega ning toetavad kvantitatiivse testimise tulemuste tõlgendamist.

Intervjuude läbiviimine kvantitatiivsele uurimusele lisaks võimaldas uurimisprobleemi käsitleda terviklikumalt (Sharma et al., 2023) ning siduda loodud mudeli tulemused ekspertide kogemuste ja praktikaga. Intervjuude läbiviimiseks on valitud poolstruktureeritud intervjuud, mis tuginevad ettevalmistatud intervjuukavale, kuid samas jätavad paindlikkuse küsimuste esitamisel (Lepik et al., 2014) ning võimaldavad koguda väärtuslikku infot kutseliste hindajate kogemuste kohta ning mõista kvantitatiivsete tulemuste tausta (Lee et.al, 2024).

Intervjuuplaani koostamisel lähtus töö autor teooria peatükis käsitletud varasematest teadusuuringutest ning -artiklitest, koostades intervjuude jaoks asjakohased teemavaldkonnad, milleks kujunesid: tehisintellekt kinnisvara hindamises, selle eelised ja võimalused, väljakutsed ja piirangud ning vastavus standarditele. Nende põhjal koostas töö autor intervjuuplaani poolstruktureeritud intervjuude jaoks, vajadusel kohandades küsimuste järjestust vastavalt intervjuude dünaamikale. Teemavaldkonnad ning intervjuu plaan on esitatud lisas A. Intervjuude tulemused esitatakse põhiteemade alusel ning neid illustreeritakse asjakohaste tsitaatidega.

Intervjuude ja lähteülesande sihtrühmaks valiti kutselised kinnisvara hindajad, kuna ainult nemad võivad Eestis hindamisstandardi EVS 875 kohaselt koostada eksperthinnanguid ning omavad süvitsi teadmisi hindamisprotsessist ja praktilist kogemust erinevat tüüpi objektide hindamisel, mistõttu on just nende hinnangud ja kogemused uuringu kontekstis sisuliselt asjakohased ja usaldusväärsed. Valimisse kaasati erineva tasemega ja erineva töökogemusega hindajad, et tagada mitmekesine vaade tehisintellekti kasutusvõimalustele ja piirangutele kinnisvara hindamises. Intervjuud viidi läbi Microsoft Teams keskkonnas ja 1Partner Tallinna kontoris peale hindamistulemuste edastamist töö autorile perioodil 16.03.2025-22.04.2025.

Järgnevates alapeatükkides keskendub töö autor tehisintellekti kasutusvõimalustele ja piirangutele Eesti kinnisvara hindamise valdkonnas, kombineerides nii kvantitatiivse kui kvalitatiivse uurimismeetodi.

2.2. Automaatse hindamismudeli analüüs ja võrdlus traditsioonilise hindamismetoodikaga

Käesolevas peatükis annab autor ülevaate loodud tehisintellektil põhineva AVM-i testimise tulemustest ning selle võrdlusest kutseliste hindajate poolt antud hinnangutega.

Empiirilise analüüsi keskmes on loodud mudeli testimine, mille eesmärk on hinnata selle prognoositäpsust ning praktilist kasutatavust kinnisvara hindamises. AVM-i poolt prognoositud turuväärtusi võrreldi viie kutselise hindaja poolt antud hinnangutega samade objektide kohta.

Uuringu esimese etapis toimus **mudeli koostamine**. AVM-i loomise ja usaldusväarsuse seisukohalt on kriitilise tähtsusega sisendandmete kvaliteet. Mudeli koostamise eelduseks on põhjalik andmete eeltöötlus ja puhastamine, et tagada mudelisse sisestatud teabe asjakohasus ja täpsus. Mudeli loomiseks töötles autor esmalt Maa- ja Ruumiameti tehinguinfot, mis sisaldas esialgselt 69 veergu andmeid tehingute kohta ning eraldi lehel täiendavalt 23 veergu tehingute hoonete kohta käivat informatsiooni, kuna antud töö jaoks koostatava mudeli jaoks on selline andmemahut liialt suur ning ei ole täismahus vajalik.

Sisendandmete eeltötluse käigus viidi läbi järgmised sammud:

- A. Veergude eemaldamine: Andmestikust kõrvaldati tunnused, mis ei ole töö eesmärgist lähtudes hinnangulise väärtuse ennustamise seisukohalt olulised (nt katastritunnus, registriosa number, tehingu id, notari nimi, tehingu number jt). Samuti eemaldati veerud, millel esinesid kõikides kirjetes identsed väärtused (nt KOM, OSTMÜÜK, MU), kuna need ei anna mudelile lisaväärtust.
- B. Ridade eemaldamine: Andmetest on eemaldatud tehinguread, mille kohta on märgitud, et need ei vasta vabaturutingimustele, sh enampakkumised (EP), võlaõiguslikud tehingud (VÕL) ning riigi osalusega ostu- või müügitehingud, kuna selliseid tehinguid ei ole standardi kohaselt lubatud turuväärtuse hindamisel kasutada. Lisaks on eemaldatud read märkega „mitteeluruum“, kuna tegemist on äripindadega, mis ei vasta elamispindade hindamise eesmärgile.

Mudeli loomiseks kasutatud Azure JupyterLab keskkonnas viidi läbi järgmised sammud andmete töötlemiseks:

- A. Kvalitatiivsete muutujate kodeerimine: Mitmed tekstilisel kujul esitatud tunnused (nt linnaosa, asum, aadress) teisendati masinõppemudeli jaoks sobivasse arvulisse vormingusse, kasutades kategoorilist kodeeringut (*LabelEncoder*), et mudel suudaks neid sisendina töödelda.
- B. Seisukorra määramine: Kuna Maa- ja Ruumiameti tehinguinfo ei sisalda informatsiooni korterite seisukorra kohta, mis on korteri väärtuse määramisel oluline tegur, kasutas töö autor kaudset hinnangumeetodit. Kõikidele andmeridadele genereeriti seisukorra hinnang JupyterLab keskkonnas loodud skripti abil, mis võttis

arvesse iga korteri ruutmeetrihinna (EUR/m²), piirkonna (asumi) ning hoone ehitusaasta. Kuigi selline lähenemine ei pruugi üksikjuhtudel kajastada konkreetse korteri tegelikku olukorda – näiteks kui vara on müüdud märgatavalt alla või üle turuhinna –, tasakaalustab sellised erandid suuremahuline andmestik. Nõnda muutub üldine hinnang piisavalt representatiivseks ja sobivaks mudeli sisendiks.

- C. Erindite tuvastamine ja eemaldamine, et vältida nende negatiivset mõju mudeli täpsusele ja usaldusväärsusele.

Andmete töötlemise tulemusel on mudeli loomiseks kasutatavates andmetes 854 tehingurida perioodil 01.01.2024-31.03.2025 Tallinnas Mustamäe linnaosas tehtud korteriomanditega, mis on käsitletavat eluruumidena. Antud piirkonna korterite tehingute hinnatase on kuude lõikes sellel perioodil mõnevõrra kõikunud, kuid hinnatase tervikuna on püsinud pigem stabiilsena ning äkilisi turumuutusi olnud ei ole, lisaks on tehingute maht iseloomulik aktiivsele turule, mis tagab piisavalt esinduslikke andmeid mudeli ülesehitamiseks. Mudeli sihtm muutujaks ehk prognoositavaks muutujaks on korteri tehingusumma eurodes, mis kajastab turuväärtust toimunud müügitehingu põhjal. Mudeli sisendmuutujad on korteri pindala ruutmeetrites, hoone ehitusaasta, korteri seisukord ning asum, kuna need on vara iseloomustavad spetsiifilised tunnused, mis on täna Maa- ja Ruumiameti tehinguinfost kättesaadavad.

Loodud tehisintellektil põhinev automaatne hindamismudel tugineb tehisnärvivõrkudele, mille eesmärk on prognoosida korteri turuväärtust sisendmuutujate alusel. Mudel koosneb kolmest põhikomponendist ning neljast kihist: sisendkiht, kaks peidetud kihti ning väljundkiht, mis on esitatud Tabelis 3.

Tabel 3. Loodud tehisnärvivõrkudel põhineva AVM mudeli struktuur

Kiht	Kirjeldus
Sisendkiht	Sisendiks on andmed nagu korteri pindala, hoone ehitusaasta, korteri seisukord ja asumipõhine asukoht. Sisendkiht sisaldab 4 tunnust.
Varjatud kiht 1	Esimene tihe (ingl. k. <i>dense layer</i>) neuronikiht, millel on 128 neuronit ja ReLU (ingl. k. <i>rectified linear unit</i>) aktiivfunktsioon.
Varjatud kiht 2	Teine tihe neuronikiht, millel on 64 neuronit ja ReLU aktiivfunktsioon.
Varjatud kiht 3	Kolmas tihe neuronikiht, millel on 1 neuron ja lineaarne funktsioon.
Väljundkiht	Väljundiks on kinnisvara hinnanguline turuväärtus, mida mudel ennustab. Sisaldab ühte neuronit, kuna tegemist on regressioonimudeliga.

Allikas: Autori koostatud

Sisendkihi muutujad valiti lähtuvalt kinnisvarahindamise teoriast ning töö eesmärgist, peidetud kihtides kasutatakse ReLU (ingl. k. *rectified linear unit*) aktiveerimisfunktsiooni, mis aitab modelleerida mittelineaarseid seoseid. Väljundkihis kasutatakse lineaarset aktiveerimis-funktsiooni, kuna prognoositav väärtus on pidev (hinnanguline turuväärtus). Optimeerimisalgoritmina on treeningprotsessis kasutatud Adam-i optimeerijat, mis on hinnatud tõhusaks ja laialdaselt kasutusel olevaks algoritmiks erinevatel tehiskäitajate võrkudel põhinevate mudelite treenimisel (Reyad, Sarhan, & Arafa, 2023; Dereich, Jentzen, & Rieker, 2025; Kingma & Ba, 2015). Kadude funktsioonina (ingl. k. *loss function*) kasutati *Mean Squared Error* (MSE), mis väärtustab suuremaid vigu rohkem ning on sobiv regressioonülesannete puhul.

Uuringu järgmises etapis toimus **mudeli treenimine**. Mudel loodi Microsoft Azure Machine Learning Studio keskkonnas, kasutades Python 3.8 programmeerimiskeelt. Treeninguks kasutati 80% kogu andmestikust, millest osa märgistati treening- ja valideerimisandmeteks, ülejäänud 20% moodustasid testandmed, mida kasutati mudeli üldistusvõime ja täpsuse hindamiseks (Tin et al., 2024). Treeningu käigus kasutati 150 epohhi ja töötluspartii (ingl. k. *batch size*) suuruseks määrati 16. Lõplik parameetrite arv kokku on mudelis 25 473 tk, sh treenitavad on kõik parameetrid ning mitte-treenitavaid parameetreid ei ole.

Järgmise etapina hindas autor **mudeli täpsust**. Automaatseid kinnisvara turuväärtuse hindamise mudeleid on erinevates teadustöodes rahvusvaheliselt laialdaselt arendatud ja testitud. Käesolevas töös kasutatakse nende varasemate uuringute tulemusi võrdlusraamistikuna, mille alusel hinnatakse autori poolt loodud mudeli täpsust ja usaldusväärsust. Selline võrdlev lähenemine võimaldab positsioneerida välja töötatud mudeli toimivust laiemas teaduslikus kontekstis ning analüüsida selle sobivust Eesti kinnisvaraturu eripäradele. Mudeli hindamiseks kasutati mitmeid täpsuse mõõdikuid, sealhulgas keskmine absoluutviga (MAE), juuritud keskmine ruutviga (RMSE), suhteline absoluutviga (RAE), suhteline ruutviga (RSE) ja determinatsioonikordaja (R^2), mille tulemused on toodud tabelis 4.

Tabel 4. Mudeli statistikute ülevaade

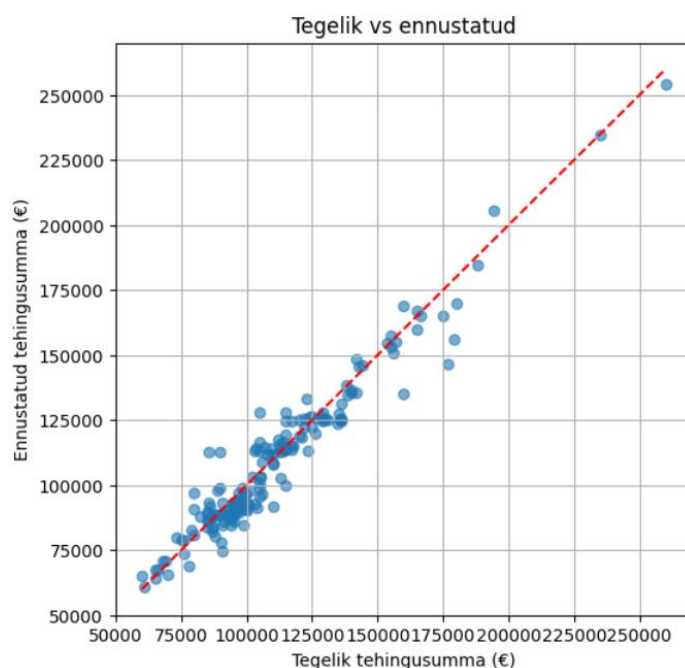
MAE	RMSE	RAE	RSE	R^2
5248,23 €	7430,94 €	0,2344	0,0600	0,9400

Allikas: Autori koostatud JupyterLab keskkonnas

Käesoleva töö jaoks loodud mudeli MAE väärtus on 5248,23 €, mis näitab, et mudeli ennustatud väärtused kaldusid keskmiselt tegelikest väärtustest kõrvale umbes 5248,23 euro võrra. Autori hinnangul on see suhteliselt hea tulemus, kuna arvestades mudeli sisendite lihtsustatust ja üldistavat iseloomu, on selline täpsus tavalise hindamispraktikaga võrreldaval tasemel ning näitab mudeli potentsiaali hindamisprotsessis. RMSE väärtus 7430,94 € osutab sellele, et esineb ka suuremaid kõrvalekaldeid, kuna see mõõdik annab suurema kaalu suurematele vigadele, kuid see on kinnisvaraturu kontekstis ootuspärane, kuna üksikud tehingud võivad oluliselt erineda keskmisest turutasemest. Seega ei viita kõrgem RMSE automaatselt mudeli ebaõnnestumisele, vaid peegeldab pigem turu loomupärast hajuvust. RAE väärtus 0,2344 kinnitab, et mudel suudab ennustada tegelikke väärtusi hästi, kuna see jääb lähedale nullile, mis viitab tugevale mudelile (Naser et al., 2020). RSE väärtus 0,0600 on samuti väga madal, mis kinnitab mudeli täpsust. Väike väärtus (alla 1) näitab, et mudel suudab ennustada tehingusummasid väikse veaga, mis näitab mudeli head toimimist (Naser et al., 2020). R^2 väärtus 0,9400 on väga tugev näitaja, sest see näitab, et 94% andmete varieeruvusest on mudeliga seletatav. R^2 väärtus lähedal 1-le viitab tugevale seosele mudeli ennustuste ja tegelike väärtuste vahel (Naser et al., 2020; Chicco, Warrens, & Jurman, 2021). Eelnevat analüüsisid näitab loodud mudeli statistika, et see suudab kinnisvara väärtusi ennustada suhteliselt täpselt. Kinnisvara hindamise praktikast lähtudes on aktsepteeritav hindamistulemuse täpsusklass homogeensete tehingute puhul +/-5% hindamistulemusest. Mudeli poolt saavutatud keskmine absoluutne viga 5248,23 € tähendab, et keskmise ja kõrgema hinnaklassi objektide, eelkõige üle ca 105 000 € turuväärtuse puhul jääb mudeli ennustus hindamise täpsusklassi piiridesse. Kokkuvõtlikult võib järeldada, et kuigi loodud AVM ei pruugi saavutada kutseliste hindajate täpsusklassi kõikides turusegmentides, on tema toimivus väga lähedane professionaalsele hindamistasemele, mistõttu võib antud mudelit kasutada töö eesmärgi saavutamiseks.

Täiendavalt on hinnatud mudeli täpsust graafilise analüüsi läbi. Joonisel 4 on toodud mudeli täpsus *scatterplot* graafikul, kus on välja toodud mudeli poolt ennustatud ja tegelikud tehingusummad, kus x-teljel on tegelikud väärtused ning y-teljel mudeli ennustatud väärtused. Graafiku analüüs näitab tugevat positiivset korrelatsiooni ennustatud ja tegelike väärtuste vahel, kuna enamik punkte paikneb punase sirge ümber, mis tähistab ideaalse ennustuse joont. See viitab sellele, et mudel suudab tehingusummasid üldiselt täpselt ennustada. Graafikul esinevad siiski mõned punktid, mis jäävad kaugemale punasest sirgest, mis viitab mudeli väikestele ennustuste vigadele. Need vead on eriti märgatavad kõrgete tehingusummade puhul, mis näitab, et mudel võib olla täpsem madalamate hindade puhul,

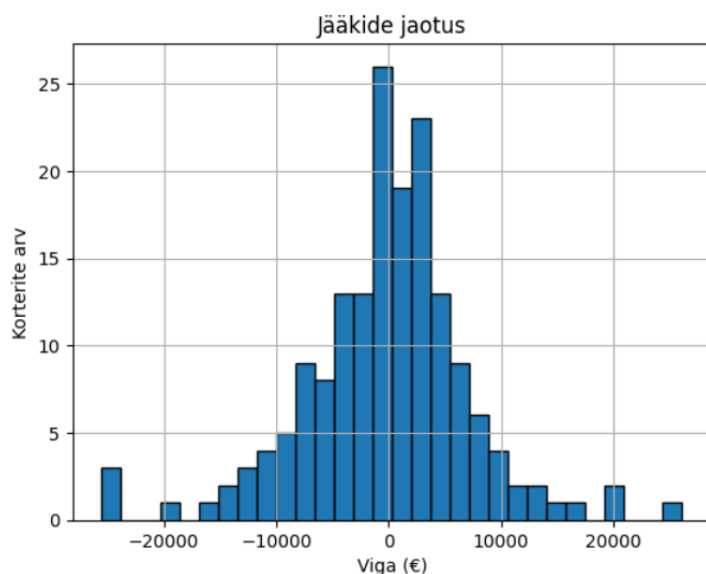
kuid kõrgete hindade korral on mudeli täpsus veidi langenud. See on oodatav nähtus, kuna igal mudelil on oma täpsusmarginaal ja teatud määral ei suuda mudel kõikides olukordades täpset tulemust saavutada, samas kui põhimahus on graafiku ja punase joone vaheline paigutus positiivne ja viitab sellele, et mudel suudab tehingusummasid ennustada suure täpsusega. Erandite puhul, kus punktid on sirgest kaugemal, võiks kaaluda mudeli täiendamist, et parandada ennustuste täpsust, eriti kõrgemate hindadega korterite puhul. Siiski, kuna enamik punktidest asub joone lähedal, võib järeldada, et mudel on usaldusväärne ja annab usaldusväärseid tulemusi enamikus hinnaklassides.



Joonis 4. Tegelik ja ennustatud tehingusumma võrdlus

Allikas: Autori koostatud JupyterLab keskkonnas

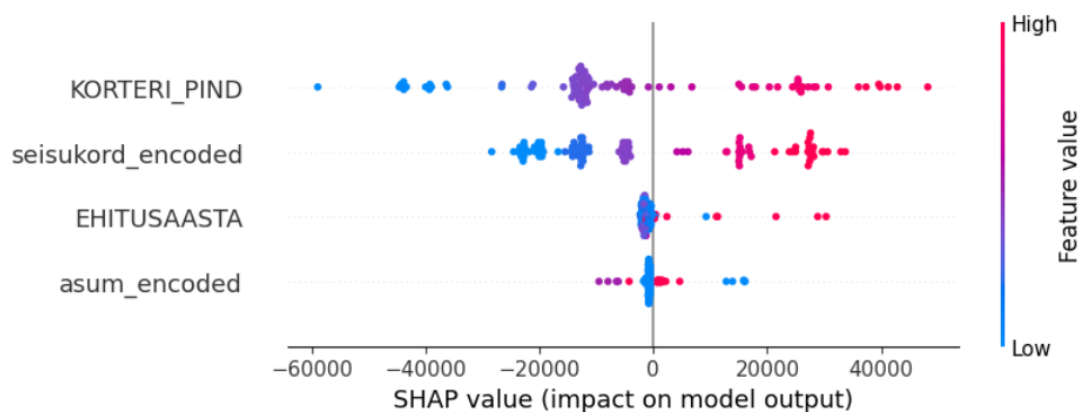
Joonisel 5 on esitatud jääkide histogramm, kus on kujutatud jääkide jaotus, mis näitab, kuidas mudeli ennustuste ja tegelike väärtuste vaheline viga jaguneb. Jääkide jaotuse keskosa, mis on umbes nulli lähedal, näitab, et suurem osa ennustusi on täpsed ning ei ole suurt erinevust tegelikest väärtustest. Histogrammi kuju viitab sellele, et jääkide jaotus on suhteliselt sümmeetriline, mis tähendab, et mudeli prognoosid ei ole ühepoolselt nihkes, kuid mõned suurte jääkidega väärtused esinevad siiski. Väiksemad positiivsed ja negatiivsed erinevused viitavad sellele, et mudel suudab hinnata suurema osa objektidest õigesti, kuid mõningaid ebatäpseid ennustusi siiski esineb.



Joonis 5. Jääkide jaotus hindamismudelis

Allikas: Autori koostatud JupyterLab keskkonnas

Joonisel 6 esitatud SHAP väärtuste graafik illustreerib, kuidas erinevad omadused (korterite pindala, seisukord, ehitusaasta ja asukoht) mõjutavad kinnisvara hindamismudeli ennustusi. Graafikult on näha, et kõige suurem mõju mudeli ennustusele tuleneb korteri pindalast, mille suuremad väärtused tõstavad mudeli ennustatud hinda. Seisukord on samuti oluline tegur, kus kõrgema seisukorra väärtused suurendavad ennustatud tehingusummat. Mõlema teguri mõju on kooskõlas turuloogikaga, kus suurem pindala ja parem seisukord on otseses seoses kõrgema hinnatasemega. Ehitusaasta mõju on aga mitmekesisem, ulatudes positiivsetest kuni negatiivsete väärtusteni, mis viitab sellele, et ehitusaasta mõju mudelis võib sõltuda ka hoone seisukorrast ning seos ei pruugi alati olla lineaarne. Asukoht avaldab samuti mõju, kuid see varieerub sõltuvalt piirkonna väärtusest, mis peegeldab nõudluse-pakkumise dünaamikat erinevates linnaosades.



Joonis 6. SHAP väärtused ja nende mõju mudeli väljundile hindamismudelis

Allikas: Autori koostatud JupyterLab keskkonnas

Loodud automaatne hindamismudeli tulemused viitavad mudeli kõrgele prognoositäpsusele ning usaldusväärsele kinnisvara hindamise kontekstis. Statistilised näitajad kinnitavad mudeli suutlikkust seletada olulist osa andmete varieeruvusest ning toetavad selle praktilist kasutatavust. Kvantitatiivseid hinnanguid täiendasid visuaalsed analüüsid, mis näitasid tugevat vastavust mudeli ennustuste ja tegelike väärtuste vahel ning jääkide sümmeetrilist jaotust, viidates mudeli tasakaalustatud toimimisele. Lisaks võimaldas SHAP-analüüs tuvastada kõige olulisemad sisendtunnused – korteri pindala, seisukorra, asukoha ja hoone ehitusaasta –, mille mõju hindamistulemusele on kooskõlas kinnisvaraturul kehtivate seaduspärasustega. Kokkuvõtvalt kinnitavad tulemused, et loodud mudel omab praktilist rakenduspotentsiaali hindamisprotsessis, võimaldades pakkuda usaldusväärseid, kiireid ja objektiivseid väärtushinnanguid.

Järgmises uuringu etapis viidi läbi **mudeli hindamine**. Mudeli praktilise kasutatavuse hindamiseks anti neljale kutselisele hindajale lähteülesandena leida näidisvara hinnanguline turuväärtus autori poolt loodud tehisintellektipõhise AVM-i abil ning turuväärtus võrdlusmeetodil selliselt, nagu nad eksperthinnangu koostamiseks seda teeksid, lähtudes kõikidest nõuetest ning enda parimast praktikast. Lisaks anti lähteülesanne täiendavalt kahele kutselisele hindajale (hindaja 5 ja 6), kes leidsid näidisvara turuväärtuse ilma AVM-i kasutamata, et välistada ankurdamise probleem. Lähteülesandes näidisvara iseloomustavad näitajad olid järgmised:

- Aadress: Ehitajate tee 49-65, Mustamäe asum, Mustamäe linnaosa, Tallinn
- Pindala: 30,0 m²
- Korrus: 2
- Rõdu: olemas
- Seisukord: lähtuda fotodest ning määrata vastavalt hindaja kogemusele
- Hoone ehitusaasta: 1979

AVM mudeli testimiseks sisestasid hindajad korteri neli põhimuutujat – korteri pindala (m²), ehitusaasta, seisukord ja asum – Jupyter Lab keskkonnas, kasutades eeldefineeritud koodiplokki. Seejärel töötles mudel sisendandmeid analüüsides igas kihis andmeid järjestikku, otsides mustreid ja seoseid sisendmuutujate vahel ning selle tulemusel kuvas hinnatava korteri ennustatud väärtuse.

Hindajad esitasid hindamispraktika alusel leitud turuväärtuse hinnangud Excelis võrdlustabelitena, kus olid välja toodud erinevad analüüsitud võrdlustehingud samas piirkonnas ja samade omadustega varade kohta ning hindamiskäigus tehtud kohandused. Iga

hindaja valis sobivad võrdlusobjektid, arvestades tehingute omadusi ja asukohta ning määras hinnatavale varale seisukorra lähtuvalt enda professionaalsest hinnangust ja kogemusest.

Tulemused on koondatud kokkuvõtvasse tabelisse nr 5, kus on toodud nii AVM mudeliga leitud näidisvara hinnanguline turuväärtus kui hindajate poolt leitud vara turuväärtus ning tulemustele olulist mõju avaldanud tegurid.

Tabel 5. AVM mudeli ja hindajate leitud turuväärtuste võrdlus

	TI	Töö autor	Hindaja 1	Hindaja 2	Hindaja 3	Hindaja 4	Hindaja 5	Hindaja 6
AVM mudeliga leitud hinnanguline turuväärtus	82 087,32 €		82 087,32 €	82 087,32 €	82 087,32 €	82 087,32 €	-	-
Traditsioonilise hindamisega leitud turuväärtus	-	81 500 €	83 500 €	83 400 €	84 900 €	82 000 €	82 500 €	83 000 €
Korteri pindala	Arvestatud	Arvestatud	Arvestatud	Arvestatud	Arvestatud	Arvestatud	Arvestatud	Arvestatud
Korteri seisukord	Hea-väga hea	Hea-väga hea	Hea-väga hea	Hea-väga hea	Hea-väga hea	Hea-väga hea	Hea-väga hea	Hea-väga hea
Asukoht	Arvestatud	Arvestatud	Arvestatud	Arvestatud	Arvestatud	Arvestatud	Arvestatud	Arvestatud
Hoone ehitusaasta	Arvestatud	Arvestatud	Arvestatud	Arvestatud	Arvestatud	Arvestatud	Arvestatud	Arvestatud
Hoone seisukord	-	Arvestatud	Arvestatud	Arvestatud	Arvestatud	Arvestatud	Arvestatud	Arvestatud
Korrus (2 korrus)	-	Arvestatud	Arvestatud	Arvestatud	Arvestatud	Arvestatud	Arvestatud	Arvestatud
Rõdu olemasolu	-	Arvestatud	Arvestatud	Arvestatud	Arvestatud	Arvestatud	Arvestatud	Arvestatud

Allikas: Autori koostatud

Hindamistulemuste analüüsimisel tuleb arvestada, et loodud AVM mudel ei arvesta kõikide teguritega, mida kutselised hindajad arvesse võtavad ning mis võiksid kinnisvara hindamist täpsustada. Näiteks on mudelist välja jäetud rõdu olemasolu, hoone seisukord, korruselisus ja muud ümbruskonnast tulenevad tegurid, mis võivad oluliselt mõjutada vara väärtust, kuna Maa- ja Ruumiameti algandmetes nende kohta veerud puuduvad ning kohati sõltuvad ka hindaja turutunnetusest vastavas piirkonnas.

Lisaks ei suuda mudel arvestada muutuvaid tegureid, nagu mööbli olemasolu, materjalide kvaliteet ja muud visuaalsed või füüsilised omadused, mis võivad konkreetse korteri hindamisprotsessis olulist rolli mängida. Seetõttu on oluline arvestada, et TI mudeli täpsus võib olla piiratud, kui puuduvad sellised detailid, mis on sageli professionaalsete hindajate poolt arvesse võetud, mida on välja toodud ka varasemates uuringutes (Scheurwater, 2017; Baum et al., 2021), kuid teisalt võib see tekitada subjektiivsusest tulenevaid probleeme, mis võib viia erinevusteni turuväärtuse määramises.

Tabelis 5 on esitatud erinevused tegurite kohandamise arvestamisel, mis tulenevad hindajate poolt tehtud otsustest, kuid TI mudeli kasutamise puhul ei saa välja tuua, millest ta

lähtudes oma väärtuse ennustuse tegemisel, kuna mudel teeb ennustusi „musta kasti“ põhimõttel. See tähendab, et kuigi mudel suudab andmete põhjal teha täpseid ennustusi, ei ole võimalik detailselt kindlaks teha, milliseid tegureid ja suhteid mudel hindamise tegemisel arvestab. Seda nähtust nimetatakse „musta kasti“ probleemiks, mida on teadus- ja teaduskirjanduses laialdaselt uuritud (Adadi et al., 2018; Alsahan et al., 2024; Baum et al., 2021; Conway, 2018). „Musta kasti“ probleem tekib tihti keerulistes mudelites, nagu tehisnärivõrgud, kus sisendite ja väljundite vahelised suhted ei ole alati otseselt arusaadavad ega selgitatavad. See omakorda vähendab mudeli läbipaistvust ja võib tekitada kahtlusi selle usaldusväärsuses, eriti olukordades, kus hinnangulised väärtused vajavad põhjendamist.

Järgevalt on koostatud maatriks iseloomustamaks leitud väärtuste erinevusi protsentuaalselt ning esitatud tabelis 6. Maatriksist on välja jäetud hindajate poolt TI-mudeliga leitud väärtused, kuna selle tulemused olid samad kõikide hindajate puhul.

Tabel 6. Hindamistulemuste maatriks

		82 087,32 €	81 500 €	83 500 €	83 400 €	84 900 €	82 000 €	82 500 €	83 000 €
		TI	Töö autor	Hindaja 1	Hindaja 2	Hindaja 3	Hindaja 4	Hindaja 5	Hindaja 6
82 087,32 €	TI		-0,7%	1,7%	1,6%	3,4%	-0,1%	0,5%	1,1%
81 500 €	Töö autor	-0,7%		2,5%	2,3%	4,2%	0,6%	1,2%	1,8%
83 500 €	Hindaja 1	1,7%	2,5%		-0,1%	1,7%	-1,8%	-1,2%	-0,6%
83 400 €	Hindaja 2	1,6%	2,3%	-0,1%		1,8%	-1,7%	-1,1%	-0,5%
84 900 €	Hindaja 3	3,4%	4,2%	1,7%	1,8%		-3,4%	-2,8%	-2,2%
82 000 €	Hindaja 4	-0,1%	0,6%	-1,8%	-1,7%	-3,4%		0,6%	1,2%
82 500 €	Hindaja 5	0,5%	1,2%	-1,2%	-1,1%	-2,8%	0,6%		0,6%
83 000 €	Hindaja 6	1,1%	1,8%	-0,6%	-0,5%	-2,2%	1,2%	0,6%	

Allikas: Autor koostatud

Tabelis 6 on esitatud protsentuaalsed erinevused TI mudeli ja hindajate hinnangute vahel. Tulemused näitavad, et TI mudeli ennustatava väärtuse erinevus jääb kõikidel juhtudel alla 5% võrreldes kutseliste hindajatega, sealjuures töö autori, Hindaja 4 ja Hindaja 5 puhul on erinevused isegi alla 1%, vastavalt 0,7%, 0,1% ja 0,5%. Suurim erinevus, 3,4%, ilmneb Hindaja 3 ja TI vahel, kus hindaja on vara väärtuse kõrgemaks hinnanud. Üldiselt on enamus erinevusi alla 5%, mis viitab sellele, et mudel on täpne ja sarnaneb hästi hindajate hinnangutega. Antud juhul on tegemist tüüpikorteriga Mustamäe paneelmajas, mida võib käsitleda standardse varana, mille puhul on oodatav, et hindamistulemused on omavahel võrdlemisi kooskõlas. Taolise vara puhul on kutselisel hindajal tänu oma kogemusele ja turu tunnetusele sageli võimalik juba esmase analüüsi põhjal kujundada ligikaudne ettekujutus

objekti turuväärtusest, mistõttu on tulemused sarnased ka ilma eelnevalt AVM-mudelit kasutamata ning töö autor mudeli tulemuse suhtes ankurdamise probleemi ei näe.

Samas esineb erinevusi ka hindajate poolt leitud turuväärtuste võrdluses. Eelneva tabeli põhjal on suurim erinevus töö autori ja Hindaja 3 vahel, kus Hindaja 3 on määranud vara väärtuse 4,2% kõrgemaks kui Töö autor ning Hindaja 3 ja Hindaja 4 vahel, kus Hindaja 3 on määranud vara väärtuse 3,4% kõrgemaks. Väiksem erinevus esineb Hindaja 1 ja Hindaja 2 vahel, kus erinevus on vaid 0,1%, ning Hindaja 2 ja Hindaja 6 vahel, kus erinevus on 0,5%. Erinevused hindajate vahel võivad tuleneda mitmest tegurist. Üheks põhjuseks võib olla, subjektiivne hindamine, mille puhul iga hindaja võib oma kogemuste ja professionaalse praktika põhjal erinevalt hinnata näiteks korteri seisukorda ja kasutatud materjale või asukoha väärtust (IAAO, 2018; Adadi et al., 2018). Näiteks võib üks hindaja anda suurema kaalu seisukorra või hoone vanuse mõjule, samas kui teine hindaja arvestab rohkem piirkonna tingimusi või turu arenguid. Kuigi erinevused on väikesed, võimaldaks tehisintellekti kasutamine hindamist veelgi ühtlustada, kuna esitab iga kord sama tulemuse.

Uuringu edasises etapis viidi läbi **intervjuud** ning nende tulemused tuuakse välja nelja põhiteemana. Esimese teemana käsitleti tehisintellekti kasutamist kinnisvara hindamises, keskendudes hindajate isiklikele kogemustele, kokkupuutele ja üldisele hoiakule tehnoloogia kasutamise osas. Intervjuude tulemused näitasid, et kuigi enamik osalenud kutselisi hindajaid ei olnud tehisintellekti hindamistöös seni otseselt kasutanud, olid nad üldiselt teadlikud selle olemasolust ning potentsiaalset. Hoiakud tehnoloogia suhtes olid üldiselt ettevaatlikud, rõhutati vajadust selguse ja kontrollitavuse järele. Küsimusele tehisintellekti praktiliste kasutusvaldkondade kohta töid hindajad enim esile andmeanalüüsi, kus TI võiks tulevikus analüüsida turuandmeid, filtreerida sobivad tehingud ning koostada eeltöö hinnangu koostamiseks. Samas ei peetud tõenäoliseks, et tehisintellekt võiks iseseisvalt määrata lõpliku turuväärtuse, kuna see eeldab hindaja kaalutusotsuseid, vara sisukamat mõistmist ning kutsealast vastutust. TI rolli nähti pigem abivahendina, mis toetab hindamisprotsessi, mitte ei asenda professionaalset otsust.

„Eks see huvitav võimalus on, aga raske on veel öelda, kuidas see päriselt meie töösse sobituks.“ (Hindaja 4)

„Tehisintellekt võib abiks olla, aga vastutus jääb ikkagi hindajale.“ (Hindaja 1)

Järgmise teemavaldkonnana käsitleti intervjuudes tehisintellekti eeliseid ja võimalusi. Olulise eelisena AVM puhul nägid intervjuueeritavad selle kiirust. Toimiva ja kontrollitud andmetega mudeli kasutamisel piisab korteri andmete sisestamisest ning mudel kuvab ennustatava väärtuse sekunditega. Tehisintellekti põhised mudelid võimaldavad töödelda

suures mahus erinevat tüüpi andmeid, mis vähendab manuaalse töökoormust ja kiirendab hindamisprotsessi (Numan & Yusoff, 2024). Traditsiooniline võrdlusmeetodi kasutamine võtab hindajatel aega keskmiselt ühest tunnist kuni mitme tunnini põhiliselt sõltuvalt vara eripäradest ja hindaja kogemusest. Seega on AVM mudeli kasutamisel saadav märkimisväärne ajavõit. Teisalt toodi intervjuudes olulise murekohana välja, et mudeli põhiline ajaline kulu läheks sisendandmete analüüsimisele, täiendamisele ja kontrollimisele, mis võib ajaliselt olla mahukam kui võrdlusmeetodi rakendamine. Intervjuueeritavad ei osanud hinnata ajakulu sisendandmete analüüsimisele, kuid arvestades andmemahu suurust, hinnati seda ajakulu pigem suuremaks kui tavapärase töö jätkamist, mis võib piirata mudeli kasutuspotentsiaali.

„Kui andmed pole korras, siis kulub selle kontrollimisele väga palju aega, võib-olla isegi rohkem kui käsitsi hindamisele.“ (Hindaja 2)

Tehisintellekti kasutamine hindamises loob võimaluse vähendada hindajapõhist varieeruvust ning suurendada hinnangute järjepidevust. Hindamistulemust võib mõjutada hindamisstiilide erinevus, liigne optimism või ettevaatus ning kui hindaja on samas piirkonnas või sama vara varem hinnanud, võib ta olla kallutatud sellest lähtuma (Baum et al., 2021). Intervjuude käigus hindamiskäike analüüsid selgus, et antud lähteülesande puhul tuli hindajate vaheline erinevus korteri siseviimistluse ja kohtkindla mööbli kvaliteedi hinnangu määramisest. Üle 20-aastase kogemusega Hindaja 5 oli mõnevõrra konservatiivsem ning seetõttu oli tema leitud turuväärtus teistest hindajatest madalam, kuid see ei pruugi tähendada, et ta hindas täpsemalt ja on võimalik, et ta hindas tehtud renoveerimistöid ka liiga madalalt. Kõik eeltoodud tegurid on seotud hindajast lähtuva subjektiivsusega, mis on üks põhilisi väljakutseid, mida hindamisel tuleb arvestada, kuna see võib viia hindamisvigadeni ja usaldusväarsuse vähenemiseni. Intervjuudel antud probleemi arutades jäi kõlama, et hindajad näevad potentsiaali AVM puhul antud probleemi lahendamiseks ja hindamiste ühtlustamiseks, kuid see taaskord eeldab andmete väga head ja ühtlast kvaliteeti.

„Isegi kogenud hindajatel võivad väärtushinnangud erineda. Keegi hindab siseviimistlust kõrgemalt, teine madalamalt. See ongi subjektiivsuse koht. Tehisintellekt võiks seda natuke ühtlustada, kui andmed on piisavalt täpsed ja võrreldavad.“ (Hindaja 4)

Kolmanda teemavaldkonnana käsitleti tehisintellektil põhinevate automaatsete hindamismudelite väljakutseid ja piiranguid. Intervjuude käigus rõhutati korduvalt, et kui AVM mudel teeb prognoose lähtuvalt sellele antud sisendandmetest, siis traditsioonilise hindamise puhul saab hindaja andmeid tõlgendada ja teha järeldusi, mis ei pruugi põhineda ainult numbritel. Eriti olukordades, kus andmed on puudulikud, ebatäpsed või vastuolulised,

on hindajal võimalik otsida lisainfot, teha kohapealseid vaatlusi, konsulteerida turuosalistega või teha kaudseid järeldusi. Seetõttu nähakse AVM-ide puhul ühe suurima nõrkusena selle tugevat sõltuvust andmete kvaliteedist ja täielikkusest ning mudeli suutmatusest ebatäpsusi või kallutatusi tuvastada. Lisaks toodi välja, et kuna AVM kasutab ajaloolisi sisendandmeid, ei ole mudel võimeline kohanema kiiresti muutuvate turutingimustega. RICS (2022) on samuti juhtinud tähelepanu AVM-ide piiratud suutlikkusele kohaneda turuolukordadega, mida iseloomustavad äkilised hinnamuutused ja ebakindlus.

Neljandas teemavaldkonnas käsitleti tehisintellektil põhineva AVM vastavust hindamisstandarditele ja kutsenõuetele. Intervjuudel rõhutasid kõik uurimuses osalenud hindajad, et tänasel hetkel selliselt eksperthinnanguid nad koostada ei saaks lähtuvalt hindamisstandardite nõuetest ning ka muude hindamiste puhul, nt raamatupidamiseks, investeringute hindamiseks, hindajad täna võimalust AVM-i kasutada, ei näinud. Kokkuvõtvalt leiti, et „musta kasti“ probleem võib olla üks suuremaid takistusi tehisintellekti kasutuselevõtmiseks hindamispraktikas, kuna see kaotab hindamiskäigu läbipaistvuse. Ka varasemates uurimustes on leitud, et kuigi tehisintellekt suurendab täpsust, ei lahenda see kõiki probleeme, eriti seoses läbipaistvuse ja tõlgendatavusega (Numan & Yusoff, 2024). Lisaks tuleb märkida intervjuude põhjal, et hindajad ei usalda tehisintellektil põhinevaid lahendusi täna sellisel määral, et võtta seda aluseks turuväärtuse hindamisel.

„Me ei saa anda välja eksperthinnangut, kui me ei tea täpselt, mille alusel seal väärtus tuli. Standard nõuab läbipaistvust.“ (Hindaja 1)

„Kui mudel teeb midagi, mida me ise ei kontrolli ega mõista, siis see ei lähe hindamisaruandesse. Keegi ei võta selle eest vastutust.“ (Hindaja 4)

Intervjuude põhjal suhtuvad kutselised hindajad tehisintellektil põhinevatesse hindamismudelitesse ettevaatliku huvi ja mõõduka optimismiga, nähes neis potentsiaalseid tööriistu, mis võivad teatud tingimustel toetada hindamisprotsessi täpsust ja efektiivsust. Enamik hindajaid tunnistab, et TI suudab analüüsida suuri andmemahtusid, leida mustreid ja arvestada mitmeid tegureid, mida inimene võib jätta tähelepanuta. Samuti nähakse TI eelseid objektiivsuses, kuna see kõrvaldab inimeste subjektiivsed eelistused ja vead, mis võivad hinna määramist mõjutada. Mudeli kasutamine turuväärtuse leidmiseks oli selgelt arusaadav, sisendite määramine oli loogiline ja ühetaoline ning mudel andis sama tulemusel igal kasutuskorral. Siiski, hindajad väljendavad ka murettekitavat suhtumist, kuna tehisintellekt ei suuda arvestada kõiki kohalikest tingimustest ja kultuurilistest nüanssidest tulenevaid tegureid, mida kogunud hindaja oma otsustes intuiitselt tuvastada suudab. Paljud hindajad tunnevad, et TI-l on potentsiaali täiustada nende tööd, kuid see ei saa täielikult asendada

inimlikku hindamist, kuna on palju aspekte, mis jäävad masinate jaoks arusaamatuks. Seetõttu usuvad hindajad, et tehisintellekti kasutamine ja kutseline hindaja peaksid töötama koos, kuna tehisintellekt pakub täiendavat tuge ja analüüsi, samas kui inimene suudab teha lõplikud otsused, arvestades ka teisi subjektiivseid ja turupõhiseid tegureid ning säilitades hindamisprotsessi läbipaistvuse.

2.3. Järeldused tehisintellekti kasutusvõimalustest kinnisvara hindamisel

Käesoleva töö käigus loodud tehisintellekti põhise mudeli eesmärk on analüüsida tehisintellektil põhineva AVM mudeli potentsiaali kinnisvara hindamises kasutamiseks ning eelmises peatükis toodud tulemused näitavad, et tehisnärvivõrkudel põhinev TI mudel on saavutanud täpsed ja usaldusväärsed tulemused, olles tulemuse poolest võrreldav professionaalsete hindajate hindamismeetoditega. Töö eesmärk ei olnud luua täielikku mudelit, mis ennustaks ilma vigadeta ning võtaks arvesse kõiki tegureid, mida kutseline hindaja, kuid on olemasolevate andmete põhjal loodud võimalikult täpseks, et analüüsida mudeli tugevusi ja nõrkuseid ning hinnata selle kasutusvõimalusi Eestis ja probleemkohti võrreldes professionaalsete hindajatega.

Mudeli üheks oluliseks eeliseks on võime analüüsida suuri statistilisi andmemahtusid ja teha prognoose mitmete tegurite koostoimel, mille eeldatavat usaldusväärsust hindas töö autor asjakohaste täpsusnäitajate abil. MAE, RMSE, RAE, RSE ja R^2 , näitavad, et mudel suudab usaldusväärselt hinnata kinnisvara turuväärtust, kuigi mõningad väiksemad erinevused kutseliste hindajate prognoosidega viitavad sellele, et mudel ei suuda veel kõiki tegureid täiuslikult arvestada. Võrdluses kutseliste hindajatega oli mudeli poolt prognoositud väärtus sarnane, jäädes kõikidel juhtudel kutseliste hindajate hinnangutest $\pm 5\%$ piiresse. See viitab sellele, et mudel võib olla sobilik praktiliseks kasutuseks homogeensetes turusegmentides ning suudab anda usaldusväärsed tulemusi.

TI-mudelil on eelis töötluskiiruses ja võimekuses hinnata suuremahulisi andmestikke järjepidevalt ning anda sama sisendi puhul iga kord identne tulemus, nagu kinnitavad käesoleva uurimuse tulemused. Mudel suudab teha hindamisotsuseid sekunditega, ilma et tulemused sõltuksid subjektiivsetest tõlgendustest ning välistab inimlikud vead, kallutatused ja intuiitiivsed oletused, mis võivad kutselise hindaja hinnanguid mõjutada. Tänu sellele oleks mudelit võimalik kasutada ka erinevates piirkondades ja turusegmentides ilma struktuursete muudatusi tegemata. Mudel kohanduks sisendandmete põhjal kohalikele turutingimustele, võimaldades kasutada sama süsteemi näiteks nii Tallinna kui Tartu korteriturul hindamisel, erinevalt kutselisest hindajast, kelle hinnang võib sageli sõltuda kohalike kogemusest. Töö tulemused viitavad, et loodud tehisnärvivõrkude põhisel AVM-mudelil on potentsiaal

kasutamiseks elamispindade turuväärtuse hindamisel Eestis, eriti homogeenses piirkonnades, kus on oluline kiirus ja järjepidevus, kuid selleks tuleb mitmeid takistusi eelnevalt ületada.

AVM-id on üha olulisem ja traditsioonilisi hindamisi ning muid hindamisalternatiive täiendav tööriist kinnisvara hindamisel. Nende mudelite kättesaadavus, täpsus ja jõudlus jätkavad paranemist, isegi kui teatud raskesti hinnatavad objektid jäävad kõigile hindamismeetoditele väljakutseks (Valuation Analytics Workgroup, 2019). Käesoleva töö raames välja töötatud närvivõrgupõhine automaatne hindamismudel (AVM) kinnisvara turuväärtuse prognoosimiseks näitas, et andmete kvaliteet mängib kesksel rollil mudeli täpsuses ja töökindluses. Andmete ühtlus ja korrektsus on vajalikud, et tagada mudeli sisendite järjepidevus ja vältida valeandmete mõju lõpptulemusele.

Puudustena võib välja tuua, et töös kasutatud Maa- ja Ruumiameti andmestik esinenud puudulikud või ebausaldusväärsed väärtused nõudsid eelnevat puhastust ja ühtlustamist ning anomaaliate ja erindväärtuste tuvastamine ja eemaldamine oli samuti vajalik mudeli stabiilsuse tagamiseks. Lisaks ei ole Maa- ja Ruumiameti tehinguandmed piisava detailsusega loomaks mudelit, mis arvestab kõiki vajalikke tegureid. Osade tegurite kohta on informatsioon kättesaadav avalikest registritest, näiteks, korruselisus ja rõdu olemasolu, kuid see eeldab selle info käsitsi välja otsimist, mis ei ole realistlik ega jätkusuutlik suurte andmemahtude juures. Samuti puudub tehinguinfo andmestikus korterite seisukorra tunnus, mille samuti määras loodud TI-mudel teiste olemasolevate andmete põhjal. Andmete ettevalmistamine ja eelprotsessimine on ajamahukas, kuid oluline samm, mille kvaliteet määrab otseselt mudeli üldise toimivuse. Olenemata sellest, kas analüüs on automatiseeritud või hindaja koostatud, on turuanalüüsi üheks põhielemendiks andmete kvaliteet (IAAO, 2018). Lisaks rõhutab rahvusvaheline AVM-e käsitlev standard, et kvaliteedi tagamise protseduurid on samuti kriitilise tähtsusega, et kontrollida andmete järjepidevat kvaliteeti, mudeli kasutatavust (IAAO, 2018) ning usaldusväärsust. Seega võib järeldada, et isegi tehniliselt hästi toimiv mudel ei saavuta maksimaalset täpsust, kui sisendandmed ei ole täpsed, täielikud ja usaldusväärsed.

AVM mudeli piisava täpsuse saavutamiseks on vaja rikkalikke andmebaase, mis sisaldavad mitmeid olulisi tunnuseid, kuid enamasti on andmete kättesaadavus piiratud. Sellest hoolimata suudab tehisintellekt siiski mõista suure osa hinnakujunemise dünaamikast, mistõttu saadud teavet saab kasutada professionaalide toetamiseks, kuid see vajab endiselt inimjärelvalvet (Rampini et al., 2022). Käesolevas töös kasutati Maa- ja Ruumiameti tehinguandmeid, mis on usaldusväärsed ja täpsed, kuid on kättesaadavad kutselistele vara

hindajatele ning on tasulised, mis teeb nende kättesaadavuse piiratuks. Ka Valier (2020) tõi välja ühe piiranguna, et masinõppe mudelite loomine on võimalik ainult neil, kellel on juurdepääs vajalikele andmetele, et mudeleid treenida ja optimeerida. Lisaks ei ole Maa- ja Ruumiameti tehinguinfo piisava detailsusega ning ei sisalda kõiki vajalikke infoveergusid, et täna luua usaldusväärne kinnisvara turuväärtust hindav AVM Eesti turul. See eeldaks Eestis mitmete organisatsioonide ja sidusrühmade koostööd, sealhulgas Maa- ja Ruumiamet, Rahandusministeerium, Eesti Kinnisvara Hindajate Ühing, suuremad krediidasutused, kohalikud omavalitsused ning suuremad kinnisvarabürood, et täiendada andmeid vajalike infoveergudega, tagada andmete kvaliteedi kontroll ning kättesaadavus kutselistele spetsialistidele.

Andmete kvaliteedi ja ajakohasuse kontekstis on oluline välja tuua, et kuigi tehisintellektil põhinevad AVM-mudelid suudavad töödelda ulatuslikke ajaloolisi andmestikke, võivad nad jääda hätta kiirete ja ootamatute turumuutuste kontekstis. Nagu ka varasemates uuringutes on välja toodud, on ebaselge, kuidas AVM-id suudavad toime tulla turukorrektsioonide ja -kohandustega nii üles- kui allapoole, turu ebakindluse perioodidega ning äärmusliku turu volatiilsusega (RICS, 2022). Viimaste aastate näitel, nagu COVID-19 pandeemia, sellele järgnenud kinnisvaraturu üliaktiivsus ning Ukraina sõja algus, kui kinnisvaraturg reageeris äärmiselt kiiresti – hinnad muutusid lühikese aja jooksul mitu protsenti kuus, kui keskmine pikaajaline kasv jääb ca 3-5% juurde aastas. Intervjuudest selgus, et ka kutselistel hindajatel oli keeruline reageerida nii kiiretele turumuutustele, kuna hindamine põhineb ajaloolistel tehingutel, samal ajal kui turg liikus nende arengutest kiiremini. Sarnaselt võib eeldada, et ka AVM-mudelid, mis toetuvad ajaloolisele andmebaasile, ei suuda piisavalt kiiresti kohanduda, kui ajalooliste andmete põhjal töötav mudel ei suuda neid muutusi õigel ajal peegeldada. Sellistes olukordades, kus turg käitub tavapäratult kiiresti ja andmepõhine lähenemine ei suuda muutustega reaajas sammu pidada, muutub eriti oluliseks inimese, st hindaja roll, kelle teadlikkus võimaldab turudünaamikat paindlikumalt tõlgendada.

Hindajad määravad kinnisvara väärtuse peamiselt selgelt määratletud turuinfo põhjal, kuid lõplik hindamine tehakse siiski subjektiivselt, mistõttu on hinnanguline väärtus paratamatult hindajast mõjutatud (Chou et al., 2022). Käesoleva töö tulemustest selgus, et hindajate vahelised erinevused leitud turuväärtuses olid protsentuaalselt suuremad kui AVM ja hindajate vahelised erinevused. See viitab sellele, et inimeste poolt koostatud hinnangud võivad varieeruda sõltuvalt individuaalsetest tõlgendustest, kogemustest ja subjektiivsetest hinnangutest, samas kui tehisintellektil põhinev mudel pakub objektiivsemat ja

järjepidevamat hindamist, rakendades kõikidele objektidele samu analüüsipõhimõtteid, mis ei ole mõjutatud subjektiivsetest teguritest. Põhilised tegurid, mille osas hindajal tuleb korteri hindamisel subjektiivseid otsuseid teha, on korteri ja hoone seisukord ning kvaliteet. Paljude füüsiliste varade puhul jääb seisukorra hindamine oluliseks kriteeriumiks hindamisprotsessis. Kirjanduses rõhutatakse, et iga protsess, mis kasutab AVM-i, peaks selgesõnaliselt kirjeldama, kuidas seda omadust käsitletakse ja millist metoodikat kasutatakse seisukorra hindamiseks (RICS, 2022). Seega, kuigi mingil määral jääb alles hindaja subjektiivseid otsuseid ka AVM kasutamise puhul, vähendaks mudeli kasutamine siiski hinnangute erinevusi, kuna käsitsi rakendatavaid tõlgendusi ja otsuseid on vähem.

Ühe tähelepanekuna toob töö autor välja, et kuigi loodud tehisintellekti põhine mudel ei arvestanud detailselt korteri seisukorda, kuna tal puudus fotode põhine analüüs, jäi mudeli leitud väärtus väga lähedale hindajate tulemusele. Sellest võib järeldada, et kuigi hindajal on võimekus täpsemalt määrata korteri seisukorda, võib AVM suutlikkus töödelda suurt hulka andmeid ning tuvastada mustreid, korvata osaliselt visuaalse teabe puudumise. Lisaks tuleb arvestada, et kutselised hindajad teevad seisukorra põhjal kohandusi üldjuhul $\pm 5\%$ sammuga, mis tähendab, et visuaalse hinnangu mõjul tehtavad muudatused jäävad sageli piiridesse, mida TI-mudel kompenseerib teiste tunnuste kaudu. See võib olla oluline võimalus vähendamaks hindajast tulenevat subjektiivsust ning tõstmaks hindamissektori usaldusväärtust.

Mudeli täpsuse analüüsimisele lisaks tuleb tähele panna, kas mudel vastab kõikidele hindamise läbipaistvuse ja jälgitavuse nõuetele. Traditsioonilises hindamisprotsessis on oluline, et kõik tehtud otsused ja väärtuse kujunemise etapid oleksid läbipaistvalt dokumenteeritud ning põhjendatavad. Vastavalt Eesti kinnisvara hindamise standardiseeria EVS 875 nõuetele peab hindamisaruanne olema arusaadav, üheselt mõistetav ja läbipaistev (Eesti Standardikeskus, 2015) ning kajastama hindamistoimingu kirjeldust selliselt, et hindaja otsustusprotsess oleks jälgitav, põhjendatud ja kontrollitav, sh arvutuskäik, mis võimaldab jälgida, kuidas lähteandmetest jõuti hindamistulemuseni (Eesti Standardikeskus, 2024). Käesolevas töös selgus, et kui kutseliste hindajate poolt määratud turuväärtuste erinevused on üldjuhul selgitatavad ning hindajal on võimalus põhjendada tehtud otsuseid ja kohandusi, siis tehisintellektil põhineva mudeli puhul ei saa mudeli kasutaja kindlalt välja tuua, milliste kaalutluste põhjal prognoositud väärtus kujunes. Seega on TI-mudelitel oluline piirang tulenevalt „musta kasti“ iseloomust, kuna hindaja ei saa kindlalt teada, milliseid väärtusi ja vorme muutuvad õppimisprotsessis omandavad, mis omakorda muudab mudelid ebaefektiivseks väärtuse kujunemise mõistmisel (Valier et al., 2020) ning ei võimalda

eksperthinnangus kajastada hindamise aluseks olnud loogikat, kohandusi ega nende mõju lõpptulemusele läbipaistvalt, nagu seda nõuab standardiseeritud hindamispraktika. Kuni TI-põhiste mudelite seletatavus ja läbipaistvus ei ole võrreldaval tasemel traditsiooniliste hindamiseetoditega, jääb nende laialdasem kasutamine ametlikes hindamisprotsessides piiratuks.

Uuemates automaatsetes hindamismudelites kasutatavad tehisintellekti ja masinõppe põhised lähenemised toetavad järjest enam tõlgendatavuse ja seletatavuse kontseptsiooni, samas analüüsitava andmemahu pideval kasvamisel AVM-mudelite dünaamilisus ja keerukus kasvab nii, et inimene ei suuda seda täielikult mõista. Sellises olukorras tuleb analüüsida, kas mudeliga seotud eelised ja riskid on aktsepteeritavad ning kohaldatavad rangetes standardipõhistes raamistiketes – nii hindamis- kui muud tüüp raamistiketes. (RICS, 2022) Täna ei vasta tehisintellektil põhinevate mudelite kasutamine Eestis kehtivate kutsetegevuse standardite nõuetele, mistõttu on vajalik edasine analüüs selle kohta, millistel tingimustel ja eeldustel oleks võimalik selliseid mudeleid kasutada usaldusväärselt, vastutustundlikult ja kooskõlas hindamistegevuse regulatiivsete raamistikuga.

Kokkuvõttes saab järeldada, et kuigi tehisintellektil põhinevad AVM-d on suutelised hindama turuväärtusi suhteliselt täpselt, kiirelt, objektiivselt ning tuvastama keerulisemaid mustreid ja õppima andmetest automaatselt, jääks hindajale oluline roll andmete kvaliteedi tagamisel ning kokkupanemisel. Tehisintellekt võib pakkuda tuge, kiirust ja järjepidevust, kuid mudelile täielik üleminek eeldab lahendusi läbipaistvuse puudulikkusele ehk nn „musta kasti“ probleemile ning standardite ja nõuete kohandamist, mis omakorda tähendab ulatuslikku tööd erinevate sidusrühmade vahel tehisintellekti võimalikuks laialdasemaks kasutuselevõtmiseks kinnisvara hindamises Eestis. Esmased kasutaja võiksid siiski olla kinnisvarabürood või suurettevõtted finantsaruandluseks ja investeringute hindamiseks, kus on vaja kiiret ja andmepõhist väärtushinnangut, kuid edaspidi tuleks analüüsida, millistel juhtudel on tehisintellekti kasutamise kasud piisavad, et õigustada selle võimalikku seletamatust ning millistes olukordades on vaja säilitada inimese poolt jälgitav ja põhjendatav hindamisprotsess.

Kokkuvõte

Tehisintellekti kasutamine kinnisvara hindamises esindab olulist arengusuunda, kuna see võimaldab automatiseerida ja kiirendada hindamisprotsessi, tagades samal ajal suure täpsuse ja järjepidevuse. Magistritöö eesmärk oli kaardistada tehisintellekti kasutusvõimalusi kinnisvara hindamispraktikas Eestis, luua tehisnärvivõrkudel põhinev automaatne

hindamismudel ning võrrelda selle eeliseid ja puuduseid standardiseeritud hindamispraktikaga.

Magistritöö esimeses osas kirjeldas töö autor standardiseeritud kinnisvara hindamispraktikat ning analüüsis tehisintellekti kasutusvõimalusi ja väljakutseid kinnisvara hindamises, keskendudes eelkõige tehisnärvivõrkudel põhinevate automaatsete hindamismudelite kasutamise eelistele ja puudustele. Tehisnärvivõrkudel põhinevate AVM-de peamisteks eelisteks on hindamisprotsessi kiirus ja objektiivsus suuremahuliste andmete töötlemisel, kuid puudustena tuuakse välja läbipaistvuse ja usaldusväarsuse tagamise küsimust olukordades, kus puudub piisav andmestik või tekivad mudeli üldistusvead.

Käesoleva töö teises peatükis töötas autor välja tehisnärvivõrkudel põhineva automaatse hindamismudeli ning võrdles mudeli poolt ennustatud väärtuseid kutseliste hindajate poolt traditsiooniliste meetoditega antud turuväärtuse hinnangutega, kaardistades tulemuste põhjal tehisintellekti kasutamise eelised ja puudused võrreldes traditsioonilise hindamispraktikaga. Tulemuste põhjal analüüsis töö autor mudeli praktilist kasutatavust Eesti kinnisvaraturul, tuues välja, et tehisintellekti põhised hindamismudelid suudavad vähendada hindajate subjektiivsuse mõju, eriti tegurite puhul, kus hindajate arvamused võivad oluliselt varieeruda, näiteks seisukorra tõlgendamisel. See on oluline eelis, tagades hindamistulemustel järjepidevuse sõltumata sellest, kes mudelit kasutab. Lisaks näitasid töö tulemused, et kuigi hindaja võib teatud omadusi hinnata visuaalselt, suudab tehisintellekt kompenseerida selle puudumist teiste andmete kaudu, kuna on võimeline analüüsima märkimisväärselt suuremat andmemahtu.

Tehisintellektil põhinevate automaatsete hindamismudelite üheks peamiseks eeliseks on kiirus. Kui traditsiooniline hindamine põhineb hindaja turu- ning andmete analüüsil ja turuväärtuste arvutusel käsitsi sisestatud andmete põhjal, siis tehisintellektil põhinev mudel suudab töödelda suuremahulisi andmestikke kiiresti ning anda ennustatud väärtuse sekunditega, suurendades kogu hindamisprotsessi tõhusust.

Samas jääb oluliseks väljakutseks mudeli läbipaistvus. Tehisintellektil põhinevate mudelite suurimaks probleemiks on nende „musta kasti“ olemus, sest kuigi mudel suudab anda täpse tulemuse, ei ole kasutajal sageli võimalik jälgida ega mõista, milliste otsuste põhjal see tulemus kujunes. Seega on selliste mudelite laialdasem kasutamine ametlikes hindamisprotsessides võimalik alles siis, kui suudetakse tagada nende läbipaistvus ja tulemuste põhjendatavus kooskõlas kehtivate standarditega.

Tehisintellekti kasutuselevõtt kinnisvara hindamises eeldab suurt tähelepanu andmete kvaliteedile, kättesaadavusele ja standardiseeritusele. Mudeli edukas kasutamine sõltub

sisendandmete ühtlusest ja täpsusest, kuna puudulikud andmed võivad oluliselt mõjutada mudeli ennustustäpsust ning viia ebausaldusväärsete tulemusteni. Lisaks on Eestis andmetele ligipääs piiratud, mistõttu vajab sellise mudeli laialdasem kasutus Eestis süsteemset koostööd avaliku- ja erasektori vahel, et tagada andmetele juurdepääs ning kehtestada ühtsed põhimõtted nende kogumiseks, standardiseerimiseks ja haldamiseks.

Eesti valitsus teatas käesoleva aasta alguses plaanist muuta kehtivaid nõudeid kodulaenu tagatiseks oleva kinnisvara hindamisel, mille tulemusel ei oleks pankadel enam kohustust kodulaenu andmisel küsida sõltumatu kutselise hindaja eksperthinnangut ning asendada see mudelipõhise hindamisega panga siseselt. Valitsuse poolt kavandatav muudatus kinnitab samuti, et kinnisvara hindamise sektor liigub järjest enam andmepõhise ja automatiseeritud hindamise poole ning toetab töö järeltööd, et tehisintellekti põhised mudelid võivad tulevikus võtta olulise rolli kinnisvara hindamises.

Kokkuvõtlikult võib järeldada, et kuigi tehisintellektil põhinevad automaatsed hindamismudelid võivad suurendada kiirust, efektiivsust ja objektiivsust kinnisvara hindamisel, mis on olulised hindamise kvaliteedi tõstmiseks, ei suuda need täna veel täielikult asendada kutselise hindaja rolli Eesti hindamispraktikas. Peamised takistused tulenevad kehtivatest standarditest ning mudeli läbipaistmatusest, mistõttu vajab tehisintellektipõhise tehnoloogia laialdasem kasutuselevõtt põhjalikku arutelu, regulatiivsete raamistikute ajakohastamist ning kutseliste hindajate kaasamist nende arendamisse ning kasutamisse. Selle tulemusel saaksid kutselised hindajad, kinnisvaraanalüütikud ja finantsasutused kasutada tehisintellektipõhiseid mudeleid töövahendina, mis toetab esmaseid analüüse, kiirendab otsustusprotsesse ja aitab fookuseerida ressursse keerukamatele juhtumitele.

Tehisintellekti kasutus kasvab kiiresti kõikides valdkondades, sealhulgas ka kinnisvara hindamises, mistõttu edasised uurimissuunad Eesti hindamispraktikas võiksid sisaldada selgitava tehisintellekti (XAI, ingl. k. *explainable artificial intelligence*) kasutusvõimaluste analüüsi, avalike registrite andmete automaatset integreerimist hindamismudelitesse ning tehisintellekti põhiste mudelite kasutamist erinevates kinnisvaraturu segmentides. Selline lähenemine võimaldaks parandada mudelite läbipaistvust ning suurendada sisendandmete kättesaadavust, võimaldades saavutada seeläbi kutselise hindajaga võrreldava täpsusastme ning hindamise usaldusväärsuse luues aluse tehisintellektipõhiste hindamismudelite laiapõhjalisemaks kasutuselevõtuks Eesti kinnisvarasektoris.

Viidatud allikad

1. Abidoye, R. B., & Chan, A. P. C. (2018). Improving property valuation accuracy: A comparison of hedonic pricing model and artificial neural network. *Pacific Rim Property Research Journal*, 24(1), 71–83. <https://doi.org/10.1080/14445921.2018.1436306>
2. Adadi, A., & Berrada, M. (2018). Peeking inside the black-box: A survey on explainable artificial intelligence (XAI). *IEEE Access*, 6, 52138–52160. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2018.2870052>
3. Adewale, T. (2024). *Ensuring fairness in AI-powered real estate valuation models*. ResearchGate. <https://www.researchgate.net/publication/387508538>
4. Agosta, M., Schimmenti, E., Di Franco, C. P., & Ascuito, A. (2024). A wall between real estate valuation standards and professional appraisal practice: A focus on Italian market. *Journal of Infrastructure, Policy and Development*, 8(10), Article 7245. <https://doi.org/10.24294/jipd.v8i10.7245>
5. Alsahan, I. M., & AlZaidan, Z. I. (2024). Unleashing the power of artificial intelligence in real estate valuation: Opportunities and challenges ahead. *Journal of Knowledge Learning and Science Technology*, 3(2), 1-10. <https://doi.org/10.60087/jklst.vol3.n2.p10>
6. Al-Zaidan, Z. I. (2024). Unveiling the value proposition: Real estate appraisers as strategic partners in business decision-making. *International Journal of Economic, Finance and Business Statistics*, 1(2), 139–152. <https://doi.org/10.59890/ijst.v2i2.1465>
7. Appraisal Institute, & Eesti Kinnisvara Hindajate Ühing. (2008). *Kinnisvara hindamine* (13. trükk). Eesti Kinnisvara Hindajate Ühing.
8. Aydogdu, R., Genc, O., & Aydinli, S. (2024, December 26–30). Valuation of residential real estate using machine learning techniques. *EGE 12th International Conference on Applied Sciences*, Izmir, Turkey. https://www.researchgate.net/publication/387692423_VALUATION_OF_RESIDENTIAL_REAL_ESTATE_USING_MACHINE_LEARNING_TECHNIQUES
9. Baum, A., Graham, L., & Xiong, Q. (2021). *The future of automated real estate valuations (AVMs)*. Oxford Future of Real Estate Initiative. <https://www.sbs.ox.ac.uk/sites/default/files/2022-03/FoRE%20AVM%202022.pdf>
10. Chen, C., Ma, X., & Zhang, X. (2024). Empirical study on real estate mass appraisal based on dynamic neural networks. *Buildings*, 14(7), 2199. <https://doi.org/10.3390/buildings14072199>
11. Chicco, D., Warrens, M. J., & Jurman, G. (2021). The coefficient of determination R-squared is more informative than SMAPE, MAE, MAPE, MSE and RMSE in regression

- analysis evaluation. *PeerJ Computer Science*, 7, e623. <https://doi.org/10.7717/peerj-cs.623>
12. Chou, J.-S., Fleshman, D.-B., & Truong, D.-N. (2022). Comparison of machine learning models to provide preliminary forecasts of real estate prices. *Journal of Housing and the Built Environment*, 37(10), 2079–2114. <https://doi.org/10.1007/s10901-022-09937-1>
 13. Conway, J. (2018). *Artificial intelligence and machine learning: Current applications in real estate* (Master's thesis). Massachusetts Institute of Technology.
 14. Dereich, S., Jentzen, A., & Riekert, A. (2025). Averaged Adam accelerates stochastic optimization in the training of deep neural network approximations for partial differential equation and optimal control problems. *arXiv preprint arXiv:2501.06081v1*. <https://arxiv.org/abs/2501.06081>
 15. Despotovic, M., Koch, D., Stumpe, E., Brunauer, W. A., & Zeppelzauer, M. (2023). Leveraging supplementary modalities in automated real estate valuation using comparative judgments and deep learning. *Journal of European Real Estate Research*, 16(2), 200–219. <https://doi.org/10.1108/JERER-11-2022-0036>
 16. Droj, G., Kwartnik-Pruc, A., & Droj, L. (2024). A comprehensive overview regarding the impact of GIS on property valuation. *ISPRS International Journal of Geo-Information*, 13(175). <https://doi.org/10.3390/ijgi13060175>
 17. Eesti Standardikeskus. (2015). *Vara hindamine: osa 1: Hindamise mõisted ja põhimõtted* (EVS 875-1:2015). Eesti Standardikeskus.
 18. Eesti Standardikeskus. (2020). *Vara hindamine: osa 11: Võrdlusmeetod* (EVS 875-11:2020). Eesti Standardikeskus.
 19. Eesti Standardikeskus. (2024). *Vara hindamine: osa 4: Hindaja kutse-eeetika ja hindamistulemuste esitamine* (EVS 875-4:2024). Eesti Standardikeskus.
 20. Einmaa, I.-M. (17.04.2025). *Valitsus plaanib kaotada kodulaenu taotlemisel hindamisakti nõude*. ERR. <https://www.err.ee/1609301125/valitsus-plaanib-kaotada-kodulaenu-taotlemisel-hindamisakti-noude>
 21. IFRS Foundation. (2024). *IFRS Accounting Standards: Red Book 2024 – Standards with early application*. IFRS Foundation. <https://www.ifrs.org>
 22. International Association of Assessing Officers. (2018). *Standard on automated valuation models (AVMs): A criterion for measuring fairness, quality, equity and accuracy* (Approved July 2018). International Association of Assessing Officers. https://www.iaao.org/wp-content/uploads/Standard_on_Automated_Valuation_Models.pdf

23. IVSC. (2024). *International valuation standards: Effective 31 January 2025*. International Valuation Standards Council. <https://ivsc.org/standards/>
24. Karistusseadustik (KarS) § 157. RT I 2001, 61, 364, viimati muudetud RT I, 12.12.2024, 6 (jõust. 01.01.2025). <https://www.riigiteataja.ee/akt/112122024006Lisad>
25. Khan, A. Q., Awan, H. A., Rasul, M., Siddiqi, Z. A., & Pimanas, A. (2023). Optimized artificial neural network model for accurate prediction of compressive strength of normal and high strength concrete. *Cleaner Materials*, 10, 100211. <https://doi.org/10.1016/j.clema.2023.100211>
26. Khrais, L. T., & Shidwan, O. S. (2023). The role of neural network for estimating real estate prices value in post COVID-19: A case of the Middle East market. *International Journal of Electrical and Computer Engineering (IJECE)*, 13(4), 4516–4525. <https://doi.org/10.11591/ijece.v13i4.pp4516-4525>
27. Kingma, D. P., & Ba, J. L. (2015). Adam: A method for stochastic optimization. *Proceedings of the International Conference on Learning Representations (ICLR)*. <https://arxiv.org/abs/1412.6980>
28. Koppel, K., Kuusik, A., Arrak, K., Raik, J., Niidu, A., Kõks, K., & Lahtvee, P. (2023). *Süvatehnoloogiate alternatiivsed arengutrajektoolid ja nende tähendus Eestile*. Civitta Eesti AS. https://arenguseire.ee/wp-content/uploads/2023/09/2023_suvatehnoloogiate-arengutrajektoolid-ja-nende-tahendus-eestile_uuring_1.pdf
29. Lee, C. L., Yam, S., Susilawati, C., & Blake, A. (2024). The future property workforce: Challenges and opportunities for property professionals in the changing landscape. *Buildings*, 14(1), 224. <https://doi.org/10.3390/buildings14010224>
30. Lepik, K., Harro-Loit, H., Kello, K., Linno, M., Selg, M. ja Strömpl, J. (2014) Sotsiaalse Analüüsi Meetodite ja Metodoloogia õpibaas. Kasutatud 03.04.2025, <https://samm.ut.ee/intervjuu/>
31. Maa- ja Ruumiamet. (05.01.2025). Maa korraline hindamine. Maa- ja Ruumiamet. <https://maaruum.ee/maakataster-ja-maa-hindamine/maa-hindamine/maa-korraline-hindamine>
32. Maakatstriseadus (MaakatS) §6, §20. (1994). RT I 1994, 74, 1324, viimati muudetud RT I, 04.12.2024, 16 (jõust. 01.01.2025). <https://www.riigiteataja.ee/akt/104122024016>
33. Naser M.Z., Alavi A. (2020). *Insights into Performance Fitness and Error Metrics for Machine Learning*, arXiv. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2006.00887>

34. Numan, J.A.A. & Yusoff, I.M. (2024). Identifying the current status of real estate appraisal methods. *Real Estate Management and Valuation*, 32(4), 12-27.
<https://doi.org/10.2478/remav-2024-0032>
35. Rampini, L., & Re Cecconi, F. (2022). Artificial intelligence algorithms to predict Italian real estate market prices. *Journal of Property Investment & Finance*, 40(6), 588-611.
<https://doi.org/10.1108/jpif-08-2021-0073>
36. Reyad, M., Sarhan, A. M., & Arafa, M. (2023). A modified Adam algorithm for deep neural network optimization. *Neural Computing and Applications*, 35, 17095–17112.
<https://doi.org/10.1007/s00521-023-08568-z>
37. RICS. (2020). *RICS valuation – global standards* (Global edition). Royal Institution of Chartered Surveyors. <https://www.rics.org/profession-standards/rics-standards-and-guidance/sector-standards/valuation-standards/red-book/red-book-global.html>
38. Root, T. H., Strader, T. J., & Huang, Y.-H. (2023). A review of machine learning approaches for real estate valuation. *Journal of the Midwest Association for Information Systems*, 2023(2), Article 2. <https://doi.org/10.17705/3jmwa.000082>
39. Royal Institution of Chartered Surveyors. (2022). *Automated valuation models (AVMs): Implications for the profession and their clients*. RICS. <https://www.rics.org>
40. Scheurwater, S. (2017). *The future of valuations: The relevance of real estate valuations for institutional investors and banks – views from a European expert group*. Report for Royal Institution of Chartered Surveyors. RICS Insight Paper. <http://rics.org/news-insights/research-and-insights/the-future-of-valuations>
41. Shahmansouri, A. A., Yazdani, M., Ghanbari, S., Akbarzadeh Bengar, H., Jafari, A., & Ghatte, H. F. (2021). Artificial neural network model to predict the compressive strength of eco-friendly geopolymer concrete incorporating silica fume and natural zeolite. *Journal of Cleaner Production*, 279, 123697.
<https://doi.org/10.1016/j.jclepro.2020.123697>
42. Sharma, L. R., Bidari, S., Bidari, D., Neupane, S., & Sapkota, R. (2023). Exploring the mixed methods research design: Types, purposes, strengths, challenges, and criticisms. *Global Academic Journal of Linguistics and Literature*, 5(1), 3–12.
<https://doi.org/10.36348/gajll.2023.v05i01.002>
43. Zillow. (n.d.). *What is a Zestimate?* Kasutatud 10.04.2025,
<https://www.zillow.com/z/zestimate/>

44. Tabar, M. E., Şişman, A., & Şişman, Y. (2023). A real estate appraisal model with artificial neural networks and fuzzy logic: A local case study of Samsun city. *International Real Estate Review*, 26(4), 565–581. <https://doi.org/10.53383/100374>
45. Tin, T. T., Wei, C. J., Min, O. T., Feng, B. Z., & Xian, T. C. (2024). Real estate price forecasting utilizing recurrent neural networks incorporating genetic algorithms. *International Journal of Innovative Research and Scientific Studies*, 7(3), 1216–1226. <https://doi.org/10.53894/ijirss.v7i3.3220>
46. Valier, A. (2020). Who performs better? AVMs vs hedonic models. *Journal of Property Investment & Finance*, 38(3), 213–225. <https://doi.org/10.1108/JPIF-12-2019-0157>
47. Valier, A., & Micelli, E. (2020). Automated models for value prediction: A critical review of the debate. *Valori e Valutazioni*, 24, 151-162. https://www.researchgate.net/publication/355390028_Automated_models_for_value_prediction_A_critical_review_of_the_debate
48. Valuation Analytics Workgroup. (2019). *The state of automated valuation models in the age of big data*. Mortgage Bankers Association. <https://www.mba.org>

LISA A

Intervjuuplaan ja teemad

Teemavaldkond	Teemad	Intervjuu küsimused
1. Tehisintellekti kasutamine kinnisvara hindamises	Uuritakse, kas ja kuidas on tehisintellekti seni kasutatud hindamises, millised on hindajate isiklikud kokkupuuted, hoiakud ja üldine hinnang tehnoloogia sobivusele.	<ul style="list-style-type: none">- Kas ja kuidas olete kokku puutunud tehisintellekti kasutamisega kinnisvara hindamises?- Milliseid praktilisi kasutusvaldkondi näete TI jaoks hindamisprotsessis?- Millist rolli võiks TI teie hinnangul hindamises täita?
2. Tehisintellekti eelised ja võimalused hindamises	Uuritakse tehisintellekti pakutavat lisandväärtust, sh töö tõhustamine, objektiivsus, kiirus ning võimalused hindaja töötoimingute osaliseks automatiseerimiseks.	<ul style="list-style-type: none">- Millised eelised võiks tehisintellekti kasutamine hindamise protsessis tuua?- Milliseid tööetappe võiks teie hinnangul TI aidata tõhusamalt läbi viia?- Kuidas võiks TI parandada hindamisotsuste täpsust või usaldusväärsust?
3. Väljakutsed ja piirangud TI kasutamisel kinnisvara hindamises	Käsitleb kitsaskohti ja riske, mis seonduvad TI kasutamisega kinnisvara hindamisel, sh andmekvaliteedi küsimused, usaldusväärsus ja professionaalne vastuvõetavus.	<ul style="list-style-type: none">- Milliseid kitsaskohti või riske te näete TI kasutamisel kinnisvara hindamises?- Kas ja kuidas mõjutab andmete kvaliteet või kättesaadavus TI mudelite toimivust?- Millised on suurimad takistused TI laiemaks kasutuselevõtuks hindamises?
4. Vastavus hindamisstandarditele ja kutsenõuetele	Arutletakse, kas ja kuidas tehisintellekti kasutamine sobitub kehtivate hindamisstandardite ja kutse-eetika raamidesse ning milline peaks olema hindaja roll TI kasutamise kontekstis.	<ul style="list-style-type: none">- Kuidas peaks TI-lahendus sobituma olemasolevate hindamisstandardite ja meetodikatega?- Kas tehisintellekti abil tehtud hindamistulemust saab teie hinnangul käsitleda professionaalselt vastuvõetavana?- Millist rolli peaks kutseline hindaja täitma juhul, kui TI osaleb hindamises?

Summary

APPLICATIONS OF ARTIFICIAL INTELLIGENCE IN REAL ESTATE VALUATION BASED ON A NEURAL NETWORK BASED AUTOMATED VALUATION MODEL

Elia Vääri

The application of artificial intelligence in real estate valuation represents a significant shift in the industry, enabling automation and acceleration of the valuation process while improving accuracy and consistency. The aim of this thesis was to map the possibilities of applying AI in Estonia's real estate valuation practice by developing a neural network based automated valuation model (AVM) and comparing its strengths and weaknesses to standardized valuation practices.

In the first part of the thesis, the author described standardized valuation practices and analyzed the opportunities and challenges of using AI, focusing particularly on the strengths and limitations of neural network based AVMs.

The second part of the study involved developing a neural network based AVM and comparing its predicted values with market value estimates provided by professional valuers using traditional methods. Based on the results, the author analyzed the practical applicability of the model in the Estonian real estate market and found that AI-based models reduce the impact of subjective judgment, especially in aspects like property condition, where interpretations can vary significantly. This consistency is a notable advantage, ensuring more uniform results regardless of who uses the model. The results also showed that while some features can only be assessed visually, AI can compensate for this by analyzing a significantly larger data volume.

One of the primary benefits of AI-based AVMs is speed. While traditional valuation relies on the valuer's manual analysis of data and market conditions, AI models can process large datasets within seconds and deliver predicted values, increasing overall efficiency.

However, transparency remains a challenge. The "black box" nature of AI models makes it difficult to explain or trace how specific outputs are generated. This lack of explainability currently limits their use in formal valuation procedures, which require transparent and justifiable results in accordance with existing standards.

The successful adoption of AI in valuation also depends on the quality, availability, and standardization of input data. The model's reliability is strongly influenced by the completeness and consistency of data; in Estonia, limited access to data necessitates collaboration between the public and private sectors to develop consistent data frameworks.

In early 2024, the Estonian government announced plans to amend current mortgage collateral valuation regulations by allowing banks to use internal model-based assessments instead of independent expert opinions. This reform supports the thesis's findings that the sector is moving toward data-driven and automated valuation, and that AI models may play a more central role in the future.

In conclusion, although AI-based AVMs offer greater speed, efficiency, and objectivity, they are not yet capable of fully replacing professional valuers in Estonia. Current barriers include existing standards and lack of model transparency. Broad adoption of AI technology will require regulatory updates and active involvement of valuation professionals.

Future research in Estonia should focus on explainable AI (XAI), automated integration of public registry data, and implementation of AI-based models across various market segments.

Lihtlitsents lõputöö reprodutseerimiseks ja üldsusele kättesaadavaks tegemiseks

Mina, Elia Vääri,

annan Tartu Ülikoolile tasuta loa (lihtlitsentsi) minu loodud teose
TEHISINTELLEKTI KASUTUSVÕIMALUSED KINNISVARA HINDAMISES
TEHISNÄRVIVÕRKUDEL PÕHINEVA AUTOMAATSE HINDAMISMUDELI PÕHJAL,

mille juhendajad on kaasprofessor Kertu Lääts, kaasprofessor Priit Sander,

reprodutseerimiseks eesmärgiga seda säilitada, sealhulgas lisada digitaalarhiivi DSpace kuni autoriõiguse kehtivuse lõppemiseni.

Annan Tartu Ülikoolile loa teha punktis 1 nimetatud teos üldsusele kättesaadavaks Tartu Ülikooli veebikeskkonna, sealhulgas digitaalarhiivi DSpace kaudu Creative Commons'i litsentsiga CC BY NC ND 4.0, mis lubab autorile viidates teost reprodutseerida, levitada ja üldsusele suunata ning keelab luua tuletatud teost ja kasutada teost ärieesmärgil, kuni autoriõiguse kehtivuse lõppemiseni.

Olen teadlik, et punktides 1 ja 2 nimetatud õigused jäävad alles ka autorile.

Kinnitan, et lihtlitsentsi andmisega ei riku ma teiste isikute intellektuaalomandi ega isikuandmete kaitse õigusaktidest tulenevaid õigusi.

Elia Vääri
21.05.2025