

TARTU ÜLIKOOL
ÕIGUSTEADUSKOND
Karistusõiguse osakond

Anna Pissareva

**TEHISINTELLEKTIPÕHISED RISKIHINDAMISMUDELID
KORDUVKURITEGEVUSE PROGNOOSIMISEL EESTI VANGLASÜSTEEMIS:
VÕIMALUSED JA OHUD.**

Magistritöö

Juhendaja

PhD Anna Markina

Tallinn

2026

SISUKORD

SISSEJUHATUS	4
1. KORDUVKURITEGEVUSE RISKIHINDAMINE EESTI VANGLASÜSTEEMIS	7
1.1 Kehtiv regulatsioon	7
1.2 Riskihindamine	12
1.3 Eestis kasutusel olev riskihindamisvahend OASys.....	15
1.4 Riskihindamisvahendiga OASys seotud probleemkohad	20
1.4.1 OASys-e ajamahukus ja inimsubjektiivsus.....	21
1.4.2 OASys-e üldistatavus ja kallutatus.....	21
1.4.3 OASys-e ülesehituse ja metoodika salajasus	23
2. TEHISINTELLEKTIPÕHISTE RISKIHINDAMISMUDELITE KASUTAMISE VÕIMALUSED	33
2.1 Tehisintellektil põhinevate riskihindamismudelite areng	33
2.2 Tehisintellektipõhiste riskihindamismudelite kasutamise võimalused korduvkuritegevuse prognoosimisel.....	38
2.2.1 Kiirus ja inimsubjektiivsuse vähendamine	38
2.2.2 Tehisintellektipõhiste riskihindamismudeli täpsus	40
3.TEHISINTELLEKTIPÕHISTE RISKIHINDAMISMUDELITE KASUTAMISE OHUD	44
3.1 Tehisintellektipõhiste riskihindamismudelite kallutatus	44
3.2 Tehisintellektipõhiste riskihindamismudelite läbipaistvus.....	47
3.3 Tehisintellektipõhiste riskihindamismudelite kasutamise lubatavus tehisintellekti määruse valguses	48
KOKKUVÕTE.....	54
SUMMARY:.....	57

KASUTATUD ALLIKAD	60
KASUTATUD ÕIGUSAKTID	65
KASUTATUD KOHTUPRAKTIKA	66
KASUTATUD MUUD ALLIKAD	67

SISSEJUHATUS

Justiitsministeerium saatis kooskõlastusringile eelnõu, mille järgi võiks täisealine kinnipeetav pärast karistusest suurema osa ärakandmist vabaneda automaatselt, ilma kohtumenetlusteta. Meedias tekkis diskussioon selle üle, kas kurjategijate ennetähtaegse vabastamise lihtsustamine võib suurendada ühiskonnale ohtlike isikute ennetähtaegset vabanemist.¹ Osad õigusteadlased ning advokaadid suhtuvad eelnõusse positiivselt.² Osad õigusteadlased rõhutavad, et kohtud on olnud varem kriitilised vanglateenistuses riskihindamise vahendina kasutusel oleva OASys (Offender Assessment System) suhtes.³

Tartu Ringkonnakohtus märgib oma arvamuses karistusseadustiku muutmise ja sellest tulenevate teiste seaduste muutmise seaduse eelnõu kohta, et kohtud on mitmeid kordi juhtinud vanglate tähelepanu asjaolule, et pole võimalik mõista, mille alusel n-ö retsidiivsusprotsendid tekivad.⁴ Riigikohus rõhutas, et ei saa riskihinnangule ennetähtaegse vabastamise menetluses tugineda sellisel kujul, et riskihinnang kujutab endast numbrilist tähendust, näiteks: „süüdimõistetu puhul on üldise korduva kuriteo toimepanemise tõenäosus järgmise kahe aasta jooksul 34 protsenti“. Selline riskihinnangu esitusviis ei ole otsustamiseks piisavalt põhjendatud ega usaldusväärne, sest pole arusaadav, miks väljendub uue kuriteo toimepanemise risk just sellistes tõenäosuse määrades. Lisaks vanglad ei selgita, mis meetodikaid riskihinnangu andmiseks vanglasüsteemis kasutatakse ja missuguseid asjaolusid ning miks arvesse võetakse.⁵ Tartu ülikooli õigusteaduskond pöörab tähelepanu, et ulatuslikuma diskretsiooni andmine vanglatele ennetähtaegse vabastamise valdkonnas kõigepealt eeldab vanglasüsteemi läbipaistvamaks muutumist riskihindamise meetodika osas ning vanglas riski hindamise süsteemi kvaliteedi tõusu.⁶

¹ Väino, V. (toim.) Kohtute hinnangul on plaan hakata vange automaatselt vabastama puudulik. – ERR 27.05.2025. Arvutivõrgus: <https://www.err.ee/1609706142/kohtute-hinnangul-on-plaan-hakata-vange-automaatselt-vabastama-puudulik> (21.12.2025)

² Lauri, V. Kinnipeetavad võivad tulevikus vabaneda trellide tagant automaatselt. – ERR 07.05.2025. Arvutivõrgus: <https://www.err.ee/1609686728/kinnipeetavad-voivad-tulevikus-vabaneda-trellide-tagant-automaatselt> (21.12.2025)

³ Väino, V.

⁴ Pappel, T. Tartu Ringkonnakohtu arvamus karistusseadustiku muutmise ja sellest tulenevate teiste seaduste muutmise seaduse eelnõu kohta. Arvutivõrgus: <https://dokumendiregistrid.karlerss.com/dokumendid/584595/tartu-ringkonnakohtu-arvamus-karistusseadustiku-muutmise-ja-sellest-tulenevate-teiste-seaduste-muutmise-seaduse-eelnou-kohta> (21.12.2025)

⁵ RKKKm nr 1-09-14104, p 26-27.

⁶ Soo, A. Arvamus karistusseadustiku muutmise ja sellest tulenevate teiste seaduste muutmise seaduse eelnõu (muudatused seoses ennetähtaegse vabanemise, kriminaalhoolduse ja oportuuniteediga) kohta. Arvutivõrgus:

Tänapäeval seoses tehisintellekti ja masinõppe arenguga näeme, kuidas traditsioonilised riskihindamisvahendid asenduvad novaatorlike, masinõppel põhinevate prognoosimudelitega.⁷ Eeldatavalt automaatse ennetähtaegse vabastamise süsteemile ülemineku kontekstis riskihindamise vahendina kasutusel oleva OASys-e roll võib veelgi kasvada ning sellega tõuseb riskihindamissüsteemi kvaliteedi probleem teravalt esile. Siin tekib küsimus, kas ja kuidas riskihindamisvahendite areng tehisintellekti tehnoloogia osas hakkab lahendama probleeme, mis kerkivad esile OASys-e puhul.

Käesoleva töö eesmärgiks on analüüsida tehisintellektil põhinevate riskihindamismudelite rakendamise võimalust korduva kuriteo toimepanemise tõenäosuse hindamisel ning sellega kaasnevaid võimalusi ja ohte.

Tulenevalt magistritöö uurimisprobleemist ja eesmärgist on püsitatud järgmised uurimisküsimused:

1. Millised on Eesti vanglateenistuses kasutusel oleva riskihindamise vahendi peamised puudused?
2. Millised on peamised võimalused, mis tulenevad tehisintellektil põhinevate riskihindamismudelite kasutamisest retsidiivsuse prognoosimisel?
3. Millised on peamised riskid ja ohud, mis tulenevad tehisintellektil põhinevate riskihindamismudelite kasutamisest retsidiivsuse prognoosimisel?

Töö sisu on jaotatud kolmeks peatükiks. Esimeses peatükis käsitletakse, kuidas toimub korduvkuritegevuse riskide hindamine Eesti vanglasüsteemis. Eelkõige vaadeldakse Eesti kriminaalhoolduses ja vanglateenistuses rakendatud OASys-t, mis on aktuaarsel meetodil ning struktureeritud professionaalsel hinnangul põhinev riskihindamise töövahend. Antakse ülevaade riskihindamise vahendist OASys-est ja sellest, kuidas riskihindamismudel prognoosib retsidiivsust,

https://docs.karlerss.com/O2toXcYLjpHPnzUhrnPjUe0xwxKU3tKc/Arvamus_ennetähtaegse_vabastamise_jne_eelnou_koh_ta.pdf (15.01.2026)

⁷ Machan, C., Gomes, J., Recuero, G. A. Socio-technical AI and the reform of recidivism prediction. – Justice Trends Magazine 03.04.2026. Arvutivõrgus: <https://justice-trends.press/socio-technical-ai-and-the-reform-of-recidivism-prediction/> (27.04.2026)

milliseid tegureid riskihindamisvahend kasutab ja uuritakse, mis on praeguse riskihindamisvahendi peamised puudused. Eriti pööratakse tähelepanu OASys-e ülesehituse ja meetodika salajasusele. On vajalik hinnata, mis mõju omab OASys-e salajasus automaatse ennetähtaegse vabastamise süsteemi kontekstis.

Töö teises peatükis käsitletakse tehisintellekti arengut korduvkuritegevuse prognoosimise valdkonnas, tutvustatakse tehisintellektil põhinevaid riskihindamismudeleid ning käsitletakse tehisintellektil põhinevaid riskihindamismudelite kasutamise võimalusi riskihinnangu tegemisel. Võrreldakse, kuidas tehisintellektipõhised riskihindamismudelid erinevad Eestis kasutusel olevast riskihindamisvahendist. Uuritakse, kas masinõppe areng ja uued tehnoloogilised lahendused suudavad tõsta riskihindamise süsteemi kvaliteeti korduvkuritegevuse prognoosimisel. Sellele küsimusele vastamisel on rõhk asetatud prognoositäpsusele.

Kolmandas peatükis tuuakse välja tehisintellektipõhiste riskihindamismudelite kasutamisega seotud ohud korduvkuritegevuse prognoosimisel. Magistritöö piiratud mahu tõttu ei olnud võimalik käsitleda kõiki probleeme, sellepärast autor fokuseerib riskihindamismudelite kallutatusele, läbipaistmatusele ja üldistatavusele. Analüüsitakse küsimust, kas tehisintellektil põhinevaid riskihindamismudeleid on lubatav kasutada tehisintellektimääruse kontekstis.

Magistritöö on teoreetiline uurimus, mis tugineb tehnoloogia- ja õigusalaselt kirjandusele. Peamiselt on kasutatud võõrkeelseid artikleid, kuivõrd korduvkuritegevust prognoositavaid tehisintellektipõhiseid riskihindamisvahendeid on Eestis võrdlemisi vähe uuritud. Töös kasutatakse võrdlevat uurimismeetodit, sest tehisintellektipõhiste riskihindamismudelite võimalused saab tuvastada eelkõige võrdluses Eestis kasutusel oleva riskihindamisvahendiga.

Tööd iseloomustavad järgmised märksõnad: OASys, tehisintellekt, riskihindamisvahend, korduvkuritegevus.

1. KORDUVKURITEGEVUSE RISKIHINGAMINE EESTI VANGLASÜSTEEMIS

1.1 Kehtiv regulatsioon

Lähtudes käesoleva magistr töö eesmärgist on esmalt oluline käsitleda, kuidas korduvkuritegevuse riskihindamine on reguleeritud Eestis. Eestis viiakse õigusrikkuja kriminogeensete riskide hindamist läbi erinevates etappides: enne karistuse määramist kohtueelse ettekande koostamisel, karistuse alguses kinnipeetava individuaalse täitmiskava või kriminaalhooldusala hoolduskava koostamisel, regulaarselt karistuse kandmise ajal ning karistusaja lõpus iseloomustuse koostamisel kinnipeetava tingimisi enne tähtaega vanglast vabastamise otsustamiseks. Retsidiivsusriski hindamine on eriti oluline kahel juhul: ennetähtaegse vabastamise menetluses, kui vangistatud isik vabaneb karistuse kandmisest enne karistuse lõpu saabumist, ja karistuse määramisel, kui tuleb hinnata teo toime pannud isiku süüd ning arvestada seda, kas isik on ka varem kuritegusid toime pannud, mis on retsidiivsusriskile viitav tegur.⁸

Järgnevalt käsitleme, kuidas retsidiivsusriski hindamine on reguleeritud ennetähtaegse vabastamise menetluse tasandil. Karistusseadustiku⁹ (edaspidi lühend - KarS) § 76 lg 1-3 sätestavad formaalseid eeldusi ja lg 4 sätestab materiaalseid eeldusi, mis tingivad kinnipeetava tingimisi enne tähtaega vangistusest vabastamise. Vastavalt KarS §-le 76 ja kriminaalmenetluse seadustiku¹⁰ (edaspidi lühend - KrMS) §-le 426 otsustab isiku tingimisi enne tähtaega vangistusest vabastamise ainult kohus.

Praktikas kohus langetab otsuse isiku ennetähtaegse vabastamise kohta kõigi vangla, kriminaalhooldusametniku ja prokuratuuri seisukohtade põhjal.¹¹ KrMS § 432 lg 3³ sätestab, et tingimisi enne tähtaega vangistusest vabastamise küsimusi võib täitmiskohtuniku juures läbi vaadata prokuröri osavõtuta, kui prokuratuur on edastanud täitmiskohtunikule oma seisukoha kirjalikult või elektrooniliselt ning teatanud, et ei soovi küsimuse läbivaatamisest osa võtta.

⁸ Liba, P. Korduvkuritegevuse riskide hindamise meetodid. – Sotsiaaltöö 2011, nr. 3, lk 45.

⁹ Karistusseadustik. – RT I, 22.12.2025, 2.

¹⁰ Kriminaalmenetluse seadustik. – RT I, 22.12.2025, 3.

¹¹ Senetskaja, A. Vangla, prokuratuuri ja kohtu arvamused tingimisi ennetähtaegse vabastamise menetluses. Magistr töö. Juhendaja Anna Markina. Tallinn: Tartu Ülikool 2018, lk 19.

Vangistusest tingimisi ennetähtaegse vabastamise sisuliseks eelduseks on isiku edasine õiguskuulekas käitumine, mille hindamiseks on vaja teada, kuidas isik ennast karistuse kandmise ajal on ülal pidanud ja kas ta on täitnud individuaalses täitmiskavas ette nähtud eesmärgid. Kuna need andmed prokuratuuril puuduvad, toetab tavaliselt prokuratuur vangla seisukohta ennetähtaegse vabastamise menetluses, kuna just vangla omab piisavat ülevaadet süüdlasest.¹²

Vangistusseaduse¹³ (VangS) § 76 lg 1 p-st 2 lähtudes koostab vangla kinnipeetava iseloomustuse tema tingimisi enne tähtaega vangistusest vabastamiseks. Justiitsministri 12. augusti 2010. a määruse nr 28 "Kinnipeetava tingimisi enne tähtaega vabastamise materjalide ettevalmistamise kord" (edaspidi: *ettevalmistamise kord*) § 4 lg 1 kohaselt koostatakse kinnipeetava iseloomustus tema kriminogeensetele riskidele antud hinnangu ja kriminaalhooldusametniku arvamuse alusel samas määruses sätestatud korras. Sama määruse § 4 lg 2 kohaselt antakse kinnipeetava iseloomustuses hinnang kinnipeetava ohtlikkusele, uue kuriteo toimepanemise võimalikkusele ja seda soodustavatele asjaoludele ning tema tingimisi enne tähtaega vabastamise kohta; hinnatakse individuaalse täitmiskava täitmist; esitatakse arvamus kohaldatavate kohustuste valiku ja nende kohaldamise tähtaja kohta.

Ettevalmistamise korra § 9 lg 1 sätestab, et iseloomustuse koostab kontaktisik ning sama paragrahvi lg-s 2 on kirjas, et iseloomustuses tuleb märkida kinnipeetava ees- ja perekonnanimi, isikukood või sünniaeg, rahvus ja kodakondsus; isikut tõendava dokumendi nimetus, dokumendi number ja kehtivuse lõppkuupäev; kinnipeetava vabanemisjärgse elukoha andmed; kohtulahendi teinud kohtu nimi, kohtulahendi kuupäev, number ja jõustumise kuupäev; karistuse liik ja määr ning süüteo kvalifikatsioon; vangistuse algus- ja lõppkuupäev; vangistusest tingimisi enne tähtaega või elektroonilise valve kohaldamisega vabastamise võimaluse avanemise kuupäev; hinnang selle kohta, kuidas on kuritegude laad ja raskusaste aja jooksul muutunud; vanglas riskide maandamiseks toimunud tegevused ja nende tulemused; andmed kehtivate distsiplinaarkaristuste kohta; riskihinnangu kokkuvõtte kinnipeetava isikuomadustest, elukäigust ja käitumisest tulenevate riskide kohta; hinnang uue kuriteo toimepanemise võimalikkuse ja kinnipeetava ohtlikkuse kohta; kriminaalhooldusametniku arvamus katseaja ja käitumiskontrolli pikkuse ning katseajaks

¹² Viru MKm 1-21-2470, lk 2.

¹³ Vangistusseadus. – RT I, 26.06.2025, 20.

kohustuste valiku ja tähtaja kohta; iseloomustuse koostanud ametniku ees- ja perekonnanimi ning ametikoht.

Riskihindamise puhul on tegemist vähemalt osaliselt ametniku hinnanguga ning osaliselt kinnipeetava enda antud selgitustega. Iseloomustusel puudub iseseisev tähendus omav toime, sh ei ole tegemist õiguslikke tagajärgi kaasa toova dokumendiga. Iseloomustuse eesmärgiks on kajastada asja otsustamiseks vajalikke faktilisi andmeid ja vangla seisukohti.¹⁴

Samas on oluline meeles pidada, et enne tähtaega vangistusest vabanemine ei ole ühegi kinnipeetava subjektiivne õigus. See tähendab, et eelduslikult peab iga kinnipeetav talle määratud karistuse lõpuni kandma ning kohus võib alati keelduda süüdlase ennetähtaegsest vabastamisest, kui süüdlane ei vasta KarS § 76 lõikes 1-4 sätestatud nõuetele.¹⁵

Riigikohus selgitas, et ennetähtaegse vabastamise õigusnormide eesmärgiks ei ole luua õiguslikku positsiooni, millele tuginedes tekiks süüdimõistetul õiguspärane alus loota, et kogu karistust ei tule ära kanda.¹⁶ KarS § 76 lg-te 1,2 märgitud tähtaegade saabumine ei anna iseenesest süüdimõistetule subjektiivset õigust vangistusest tingimisi ennetähtaegseks vabanemiseks. Kohus otsustab süüdimõistetu ennetähtaegse vabastamise KarS § 76 lg-s 4 loetletud asjaolude kaalumise tulemusena.¹⁷ Ennetähtaegse vabastamise sätestamise vajadus tuleneb sellest, et kinnipeetav oleks motiveeritud saavutama vangistusseaduse § 16 alusel koostatavas individuaalses täitmiskavas ette nähtud eesmärgid. Samas Riigikohtu hinnangul KarS § 76 lg-tes 1 ja 2 toodud tähtajad peegeldavad seadusandja abstrakset kriminaalpoliitilist hinnangut, et vangistuse kandmisest ennetähtaegne vabastamine on vastuvõetav pärast teatud karistusaja äraandmist.¹⁸

Tingimisi enne tähtaega vangistusest vabastamine tuleb kõne alla vaid siis, kui kohtul tekib veendumus, et isik suudaks seatud katseaja nõudeid täita ning sel ajal õiguskuulekalt käituda. Arvesse läheb isiku varasem elukäik, elutingimused pärast vabanemist, ent ka võimalus hankida

¹⁴ TlnHK 3-25-368, p 19.

¹⁵ Teder, I. Seisukoht vastuolu mittetuvastamise kohta. Elamisluba tingimisi enne tähtaega vangistusest vabanemise eeldusena, lk 2. Arvutivõrgus: https://www.oiguskantsler.ee/sites/default/files/2024-11/6iguskantsleri_seisukoht_vastuolu_puudumise_kohta_elamisluba_tingimisi_enne_tahtaega_vangistusest_vabane_mise_eeldusena.pdf (01.02.2026)

¹⁶ RKKm 3-1-1-12-17, p 18.

¹⁷ RKKKo 3-1-1-18-11, p 9.1.

¹⁸ RKKm 3-1-1-12-17, p 19.

õiguspäraselt elu- ja töökoht.¹⁹ Riskihindamise kontekstis on oluline märkida, et kohus hindab erinevaid aspekte. KarS § 76 lõike 4 kohaselt arvestab kohus tingimisi enne tähtaega vangistusest vabastamise otsustamisel kuriteo toimepanemise asjaolusid, süüdlase isikut, varasemat elukäiku ning käitumist karistuse kandmise ajal, sealhulgas osalemist uue kuriteo toimepanemise riski vähendavates tegevustes või nõusolekut osaleda sellistes tegevustes käitumiskontrolli ajal, samuti tema elutingimusi ja neid tagajärgi, mida võib süüdlasele kaasa tuua tingimisi enne tähtaega karistusest vabastamine.

Selleks, et hinnata, kas isik käitub edaspidi õiguskuulekalt, ei tohi fokuseerida üksnes toimepandud kuriteo raskusele. Arvesse võetakse nii isiku käitumist vangistuse ajal, sh sotsiaalprogrammide läbimine, vanglas töötamine, distsiplinaarkaristuste puudumine, kui ka isiku eeldatav toimetulek vabaduses, mille kasuks räägivad lähedaste toetus ning kuritegelikele hoiakutele viitavate asjaolude puudumine.²⁰

Samuti käsitleme, kuidas toimub kriminogeensete riskide hindamine karistuse alguses kinnipeetava individuaalse täitmiskava koostamisel. Individuaalse täitmiskava koostamine on oluline osa vangistuse täideviimise eesmärkide saavutamiseks VangS § 6 lõige 1 mõttes, milleks on kinnipeetava suunamine õiguskuulekale teele ning õiguskorra kaitse. Individuaalne täitmiskava on dokument, milles on kajastatud kinnipeetava kriminogeensete riskide vähendamise abinõud ning nende rakendamise ajagraafik. Kriminogeensete riskide hindamine kujutab endast sisuliselt kinnipeetava kohtlemisuuringut, mis on vastuvõtuetapi osa, so vangistuse täideviimise esimene etapp.²¹

VangS § 16 lg 1 kohaselt koostatakse individuaalne täitmiskava kinnipeetavale, kelle poolt reaalselt ärakandmisele kuuluva vangistuse tähtaeg ületab ühte aastat. Justiitsministri 14. mai 2008. a määruse nr 21 „Kinnipeetava individuaalse täitmiskava koostamise ja rakendamise juhend“

¹⁹ Teder, I., lk 3-4.

²⁰ Veem, M., Hirsnik, E. Kompus, T. Mägi, M. Kas siseveendumus või statistiline regressioon? Retsidiivsusriski tõendus põhine hindamine kriminaalmenetluses. – Juridica 2025/10-11, lk 640-641.

²¹ Õiguskantsleri seisukoht nr 6-3/121181/1402697. Seisukoht vastuolu mittetuvastamise kohta. Kinnipeetava individuaalse täitmiskava koostamise ja rakendamise juhendi põhiseaduspärasus, tubakatoodete kasutamise piiramine. Arvutivõrgus: https://www.oiguskantsler.ee/sites/default/files/2024-11/6iguskantsleri_seisukoht_vastuolu_mittetuvastamise_kohta_kinnipeetava_individuaalse_taitmiskava_koostamise_ja_rakendamise_juhendi_pohiseadusparasus_tubakatoodete_kasutamise_piiramine.pdf (30.03.2026), lk 6.

(edaspidi ITK juhend) § 3 lg 1 kohaselt on täitmiskava koostamise aluseks kinnipeetava riskihindamise tulemused. Riskihindamise käigus analüüsitavad asjaolud on loetletud sama määruse § 3 lg-s 4, mille kohaselt riske hindav ametnik annab hinnangu asjaoludele, mis soodustavad uue kuriteo toimepanemist või mis viitavad sellele, et isik võib endale ja teistele ohtlik olla, ning analüüsib riskihinnangus kinnipeetava: 1) kuritegelikku käitumist; 2) eluaset; 3) tööd ja haridust; 4) majanduslikku toimetulekut; 5) suhteid; 6) sõltuvusainete tarbimist ja probleemkäitumist; 7) tervist ja emotsionaalset seisundit; 8) mõtlemist ja käitumist; 9) hoiakuid; 10) ohtlikkust.

Vastavalt ITK juhendile § 3 lg 6 kasutatakse riskihindamise tulemust paigutamise ja ümberpaigutamise otsustamisel. Lisaks omab kriminogeensete riskide hindamine tähtsust avavanglasse ümberpaigutamise üleotsustamisel. Avavanglasse paigutamise eelduste täidetust kontrollides tugineb vangla kriminogeensete riskide hindamise ankeedi tulemustele. Kui kinnipeetav on hinnatud kõrgohtlikuks avalikkusele ning vangla ei toeta tema tingimisi ennetähtaegset vabanemist, siis ei vasta kinnipeetav vähemalt ühele täitmisplaanis § 17 lg 1 p-s 3 sätestatud tingimusele.²²

VangS § 20 lg 1 sätestab, et kinnipeetava võib tema nõusolekul ümber paigutada avavanglasse, kui on piisavalt alust oletada, et kinnipeetav ei pane toime uusi õigusrikkumisi. Justiitsministri 25. märtsi 2008. a määruse nr 9 „Täitmisplaan“²³ § 17 lg 2 p 3 kohaselt paigutatakse kinnipeetav tema nõusolekul avavanglasse või kinnise vangla avavanglaosakonda individuaalse täitmiskava alusel, kui riskihindamise tulemusel ei ole kinnipeetav üliohtlik, kõrgohtliku kinnipeetava ohutaseme ja uue kuriteo toimepanemise tõenäosuse kombinatsioon on selline, et vangla toetab kinnipeetava tingimisi ennetähtaegset vabanemist, ta on läbinud ümberpaigutamise otsustamise ajaks selle ajani individuaalses täitmiskavas planeeritud tegevused või teinud endast oleneva, et neid läbida, narkomaaniadiagnoosiga kinnipeetav on nõustunud raviga ja ta ei ole rehabilitatsioonifaasis, alkoholisõltuvuse vastu planeeritud tegevused on läbitud ja kinnipeetav vastab lõikes 2 sätestatud tingimustele.

²² TrtHK 3-21-1160, p 23.

²³ Täitmisplaan. – RT I, 20.12.2025, 18.

Riskihindamine mängib olulist rolli karistuse alguses, kuna just riskihindamise tulemustest sõltub, millises osakonnas kinnipeetav elada võib, milliseid soodustusi vangla kinnipeetavale kohaldab, millistel tingimustel kinnipeetav töö või koolis käia saab jms.²⁴ Vangla pädevuses on hinnata ja otsustada, mis tegevusi täitmiskavas on vajalik määrata kinnipeetava kriminogeensete riskide vähendamisel.²⁵

Kinnipeetava kuritegeliku käitumise hindamisel võetakse arvesse ka arhiveeritud karistusi, mis kajastuvad kinnipeetava karistusregistri väljavõttes, et kujundada võimalikult terviklik ülevaade isiku varasemast kriminaalsest käitumisest. Kinnipeetava riskihindamise läbiviimiseks annab karistusregistri seaduse²⁶ (edaspidi lühend - KarRS) § 20 lg 1 p 8 vanglateenistusele õiguse saada registri arhiivis asuvaid andmeid kinnipeetava kriminogeensete riskide hindamise eesmärgil.²⁷ Seega ei ole vanglal keelatud riskihinnangus kasutada n-ö kustunud karistusi.

Riskihindamise koostamise kord on sätestatud ITK juhendis § 8 lg-s 5 ja 6, mille kohaselt uus riskihindamine läbi viiakse täitmiskava täitmist mõjutavate uute asjaolude ilmnmisel. Asjaolude näideteks on kinnipeetava suhtes uue süüdimõistva kohtuotsuse või kohtuvälise menetleja otsuse jõustumine ning asjaolud, mis võivad mõjutada kinnipeetava kriminogeensete riskide hindamise tulemusi või mille tõttu on vaja muuta kavandatud sekkumisi või paigutada kinnipeetav teise vanglasse.

1.2 Riskihindamine

Riskide hindamiseks on mitmeid viise. Riskihindamise meetodite näidetena on spetsialisti poolt läbiviidav kliiniline hinnang või struktureeritud hindamisvahendite kasutamine, milleks on kindla struktuuriga algoritmidel põhineva riskihindamise töövahendid, mida pidevalt täiendatakse maksimaalse täpsuse saavutamiseks tuleviku prognoosimisel.²⁸

²⁴ Andmekaitse Inspektsiooni vaideotsus avaliku teabe asjas nr 2.1-3/16/692, lk 4. Arvutivõrgus: https://www.aki.ee/sites/default/files/vaideotsused/2016/Vaideotsus_25.05.2016_692_Eraisik-TallinnaVangla.pdf (21.04.2026)

²⁵ RKHKo 3-3-1-31-12, p 3.

²⁶ Karistusregistri seadus. – RT I, 05.07.2025, 8.

²⁷ TrtHK 3-21-1160, p 10.11.

²⁸ Loide, K. Riskihindamine – tuleviku prognoosimise vahend ja juhtumikorralduse alus. – Sotsiaaltöö 2021 nr. 2, lk 33.

Kurjategijate ohutaseme hindamise vahendid jagunevad neljale põlvkonnale. Esimese põlvkonna vahendid eeldasid struktureerimata professionaalse hinnangu andmist. Teise põlvkonna riskihindamisvahendid olid kindlustusmatemaatilised ning need tuginesid staatilistel teguritel. Selgus, et kindlustusmatemaatilised hinnangud olid kuritegeliku käitumise ennustamisel edukamad, kui kliinilised või professionaalsed hinnangud, aga teise põlvkonna riskihindamisvahendite oluliseks puuduseks oli see, et staatiliste, muutumatute riskitegurite kasutamine ei arvesta kurjategijate muutumise ja paranemisega. Selleks, et mõõta riskitaseme muutumist aja jooksul, arendati kolmanda põlvkonna riskihindamise vahendeid, mis hõlmasid endas ka dünaamilisi riskitegureid, milleks on muutuvaid tegureid nagu tööhõive, kriminaalne suhtlusringkond, perekondlikud suhted jne.²⁹

Kolmanda ja neljanda põlvkonna riskihindamise instrumendid põhinevad riski-vajaduse-vastavuse mudelil, mille eeliseks on see, et riskihindamisvahendid arvestavad õigusrikkuja olukorras toimunud muutustega ning teevad kindlaks, millistele vajadustele peaks sekkumisi suunama. RNR (risk, needs and responsivity) teooria lähtub riski, vajaduse ja vastavuse põhimõtetest. Riski põhimõtte tähendab seda, et õigusrikkujale pakutavad teenused või sekkumised peavad vastama uue kuriteo toimepanemise riskile. Vajaduse põhimõtte eeldab, et on vaja hinnata kriminogeenseid vajadusi ja sihtida neid sekkumises. Vastavuse põhimõtte järgi on vaja kohendada kurjategija õpistiilile, motivatsioonile, võimetele ja tugevustele selleks, et sekkumine oleks tõhus.³⁰

Selleks, et anda hinnang alternatiivsele lahendusele, mis võimaldaks retsidiivsuse prognoosimisel tagada riskihindamise protsessi läbipaistvuse ja usaldusväärsuse, käsitleme, kuidas toimub korduvkuritegevuse riskihindamine praeguses Eesti vanglasüsteemis.

Eestis kasutusel olevas kriminogeensete riskide hindamise metoodika koosneb kahest olulisest hindamismeetodist: professionaalse hindamine ehk kliiniline hindamismeetod ning kindlustushindamine ehk statistiline hindamismeetod. Kliiniline hindamismeetod põhineb seadusrikkujaga tehtaval intervjuul ning toetub intervjuueerija isiklikele teadmistele ja kogemustele. Kindlustushindamine on sarnane elukindlustuse tegemiseks läbiviidud hindamisega, kuna

²⁹ Senetskaja, A. Vangla, prokuratuuri ja kohtu arvamused tingimisi ennetähtaegse vabastamise menetluses. Magistritöö. Juhendaja Anna Markina. Tallinn: Tartu Ülikool 2018, lk 12-13.

³⁰ Markina, A. jt. Noorte õigusrikkujate uuring. Lõpparuanne. Tartu: RAKE 2021, lk 111.

prognoositakse negatiivsete sündmuste esinemise võimalikkust. Kindlustushindamise aluseks on näidisgruppide statistilised võrdlused. Kindlustushindamine aitab ületada professionaalse hindamise piiratust, kuna üksnes professionaalse hindamise tulemused võivad tekitada ebatäpsustusi prognoosides intervjuueeria eelarvamuste ja eksimuste tõttu. Seega erinevate meetodite kombineerimine muudab tõhusamaks riskihindamist, kuna see võimaldab ühe meetodi puudusi asendada teise tugevustega.³¹

ITK juhendi § 3 lg 2 kohaselt koostab riskihinnangu inspektor-kontaktisik või muu riske hindav ametnik. Hindaja, kellel on vastav erialane ettevalmistus riskihinnangu koostamiseks ja riskide hindamiseks, vestleb kinnipeetavaga, kogub informatsiooni kinnipeetava isiklikust toimikust ja teistest vanglale kättesaadavatest allikatest. Seejärel riske hindav ametnik analüüsib kogutud informatsiooni ning selle põhjal koostab hinnangu kinnipeetava kriminogeensetele riskidele kasutades oma isiklike teadmisi ja kogemusi.³² Statistiline hindamismeetod sisaldab statistilist algoritmi, mis tugineb kindlate muutujate analüüsile. Meetodi aluseks on juhtumite uurimise käigus riskitegurite väljaselgitamine, mis on korduvkuritegevusega statistiliselt seotud.³³ Eestis vanglateenistuse ametnikud kasutavad ankeedi algoritmi, mis põhineb statistilisele hindamismeetodile.³⁴ Ankeedis antakse hinnangut erinevaid riskitegureid hõlmavate teemade kohta kindlustushindamise kaudu.³⁵ Praktikal kirjeldusliku hinnangu andmise kõrval ametnik langetab otsuse probleemi suuruse üle, kasutades 0, 1, 2 skaalat või vastab ei/jah valikuga ankeedi küsimustele tuginedes faktide hinnangule ja oma tunnetusele.³⁶ Lisaks hindaja toob välja ankeedis riskihindamise kokkuvõttes kinnipeetavale omased ohutegurid, mis kanduvad üle riskihindamisest iseloomustusse.³⁷ Sellisel viisil loodud metoodika ühendab endas nii kliinilist hindamismeetodit, kui ka statistilist hindamismeetodit.

Seega riskihindamine kujutab endast struktureeritud ankeeti, mille eesmärgiks on kuriteo toimepanemise eest süüdimõistetud isiku kriminogeensete riskide, vajaduste ja ohtlikkuse

³¹ Riives, J. Kriminogeensete riskide hindamise usaldusväärsus ning mõju kinnipeetava karistuse täideviimisele. Magistritöö. Juhendaja Jaan Ginter. Tartu: Tartu Ülikool 2017, lk 12.

³² TlnHKo 3-12-2712, lk 4.

³³ Liba, P. Korduvkuritegevuse riskide hindamise meetodid. – Sotsiaaltöö 2011 nr. 3, lk 43.

³⁴ TrtHK 3-21-1160, p 11.2.

³⁵ Riives, J., lk 12.

³⁶ Liba, P. Korrektsiooniline sotsiaaltöö: rakenduskõrgkooli õpik. Tallinn: Sisekaitseakadeemia 2017, lk 53.

³⁷ TrtRnKo 3-16-418, p 12-14.

hindamine. Lisaks aitab ankeet välja selgitada protsentides süüdimõistetu uue kuriteo toimepanemise tõenäosus lähiaastatel ning määrata tegevused riskitegurite vähendamiseks. Riskihindamise küsimustik sisaldab punkti hinnanguid ja riskihindamise tulemustest olenevalt pannakse paika iga kinnipeetava ohtlikustase. Olenevalt ankeedi tulemustest vangla otsutab, kas toetada või mitte toetada kinnipeetava ennetähtaegset vabanemist.³⁸

Eesti vanglasüsteemi riskihindamise eeliseks on see, et riskihindamisvahend selgitab välja nii kinnipeetava riskid, kui kriminogeensed vajadused, mis on vajalikud sekkumise suunamiseks, kuna vastavalt kehtivale seadusele on prioriteediks kinnipeetava resotsialiseerimine ning vabanenud isiku ettevalmistamine õiguskuulekaks eluks. Erinevalt abivahenditest, mille peamiseks eesmärgiks on ennetähtaegse vabastamise küsimuse otsustamine, mängib Eestis riskihindamine olulist rolli karistusaja planeerimisel ja karistuse täideviimisel.³⁹

1.3 Eestis kasutusel olev riskihindamisvahend OASys

Eestis vanglateenistuses on kasutusel kinnipeetavate riskihindamise vahend põhineb Ühendkuningriigis kasutataval neljanda põlvkonna riskide hindamise ja juhtimise vahendile OASys (Offender Assessment System ehk Kurjategijate Hindamise Süsteem).⁴⁰ Eestile kohandatud riskihindamisvahendi aluseks on laiaulatuslikud statistilised uuringud kuritegeliku minevikuga inimeste edaspidise käitumise kohta.⁴¹

Retsidiivsusrisi hindamise meetodikat hakati välja töötama Eestis 2003. aastal. 2004–2005. aastatel olid läbi viidud esimesed riskide hindamise koolitused, väljatöötatud meetodikat rakendati Eesti vanglates. 2007. aastal kasutusele võeti elektrooniline ankeet.⁴²

³⁸ Andmekaitse Inspektsiooni vaideotsus avaliku teabe asjas nr. 2.1-3/16/632, lk 3. Arvutivõrgus: https://www.aki.ee/sites/default/files/vaideotsused/2016/Vaideotsus_16.05.2016_632_Eraisik-TartuVangla.pdf (30.01.2026)

³⁹ Liba, P. Korduvkuritegevuse riskide hindamise lähtealused ja praktika Eesti vanglasüsteemis. – Juridica 2011/10, lk 785-786.

⁴⁰ Liba, P. Korduvkuritegevuse riskide hindamise meetodid. – Sotsiaaltöö 2011 nr. 3, lk 44.

⁴¹ TlnHK 3-21-2309, p 28.

⁴² Burdziak, K., Rüütel, E. Prognoza kryminologiczna. Porównanie rozwiązań estońskich i polskich. Lublin: Wydawnictwo Naukowe TYGIEL sp. z o.o. 2022, lk 57. Arvutivõrgus: <https://bc.wydawnictwo-tygiel.pl/public/assets/717/Prognoza%20kryminologiczna.%20Por%C3%B3wnanie%20rozwi%C4%85za%C5%84%20esto%C5%84skich%20i%20polskich%20-%20open%20access.pdf> (01.02.2026)

2009. aastal Eestis võeti kasutusele 4 uut mõõdikut, mille eesmärgiks on uue kuriteo toimepanemise tõenäosuse hindamine. Need näitajad põhinevad Ühendkuningriigis väljatöötatud näitajatel (OGRS 3, OGP, OVP, RM2000), kuid nad ei ole identsed. Esimene mõõdik (RH-S) mõõdab üldise kuriteo toimepanemise tõenäosust (staatiliste riskitegurite pealt). Teine mõõdik (RH-K) mõõdab üldise kuriteo toimepanemise tõenäosust (staatiliste ja dünaamiliste riskitegurite pealt). RH-V mõõdab vägivaldse kuriteo toimepanemise tõenäosust (staatiliste ja dünaamiliste riskitegurite pealt). RM – mõõdab seksuaalkuriteo või vägivaldse kuriteo toimepanemise tõenäosust (staatiliste riskitegurite pealt).⁴³

Esimene mõõdiku (RH-S) puhul hinnatakse riski ainult staatiliste riskitegurite alusel. Igal sellisel riskiteguril on kindlaksmääratud arvuline väärtus (kordaja). Üldise kuriteo toimepanemise tõenäosuse arvutamiseks tuleb summeerida staatilistele teguritele vastavad arvulised väärtused ning asetada saadud summa vastavasse valemisse. Teise ja kolmanda mõõdikute puhul arvestatakse nii staatilisi kui ka dünaamilisi tegureid. Kõigepealt määratakse eraldi, millistesse kategooriatesse kuuluvad staatilised ja dünaamilised riskitegurid. Need kategooriad määratakse spetsiaalse vastavustabeli abil, kus igale staatilisele atribuudile või dünaamiliste atribuutide arvuliste väärtuste summale omistatakse kindlaksmääratud kaal. Seejärel liidetakse staatilise ja dünaamilise kategooria väärtused ning saadud lõpptulemus sisestatakse vastavasse riskihinnangu arvutamise valemisse. Neljas mõõdik RM koosneb kahest alamõõdikust RM-S ja RM-V. Nelja mõõdiku tulemus koosneb RM-S ja RM-V väärtuste liitmise teel.⁴⁴

Riskihindamisvahendi ennustuslikku täpsust iseloomustav statistiline näitaja AUC võimaldab mõõta riskihindamisinstrumendi ennustusjõudu. Ennustusjõud on kõrge, kui AUC väärtus on 0,70 ja kõrgem. Mõõdukas ennustusjõud on juhul, kui AUC väärtus jääb vahemikku 0,60–0,69. AUC väärtus alla 0,60 osutab mudeli nõrgale eristusvõimele, mis seab kahtluse alla instrumendi praktilise rakendatavuse.⁴⁵ Eestis mudeli kalibreerimise tulemused näitasid, et RH-S mõõdiku puhul AUC väärtus on 0,708, RH-K mõõdiku puhul AUC väärtus on 0,708 ja RH-V mõõdiku puhul

⁴³ Riives, J., lk 13.

⁴⁴ Burdziak, K., Rüütel, E., lk 58-59.

⁴⁵ Aro, K., Kirs, K., Viks-Binsol, P., Schultz, A. Pervägivalla toimepanijatele suunatud riskihindamisvahendite võrdlev analüüs - Eesti ja Euroopa praktika. Tallinn: Civitta Eesti AS 2026, lk 20.

AUC väärtus on 0,745.⁴⁶ Mõõdikud on üsna tõhusad. Eestis kasutusel oleva kohandatud OASys'i viimase hindamise tulemused näitasid ligikaudu 70% ennustustäpsust, mis on sarnane teiste maailmas kasutatavate riskihindamisinstrumentidega (nt riskihindamisvahend COMPAS, mida kasutatakse Ameerika Ühendriikides). Eesti vanglasüsteemis rakendatav riskihindamisvahend prognoosib korduvkuritegevust oluliselt paremini, kui ainult inimese intuitsioonil põhinevad ennustused. Kohandatud OASys'i kasutuselevõtu eesmärgiks Eestis oli abistada riikliku vanglateenistuse ametnikke ja kohtunikke otsustusprotsessis, kuna kliinilise meetodi suureks nõrkuseks riskihindamist läbiviiva inimese eelarvamused ja eksimused. Selle illustreerimiseks võib tuua näite uuringust, mis näitas, et kohtunikud otsustavad ennetähtaegse vabastamise menetluse käigus enne lõunasööki tõenäolisemalt kurjategija tingimisi vabastamise vastu, kui pärast seda.⁴⁷

Neli uue kuriteo toimepanemise arvutamise mõõdikut baseeruvad staatiliste ja dünaamiliste riskiteguritel. Staatilised riskitegurid (ehk muutumatud tegurid) on riskikäitumise tõenäosust suurendavad ennustajad, mida ei ole käitumise muutmisega võimalik vähendada. Staatiliste riskitegurite mõju võib väheneda üksnes vanuse suurenemisega. Dünaamilised tegurid ehk muutuvad tegurid on avatud muutusele.⁴⁸

Staatiliste riskitegurite näideteks on sugu; toimepandud kuritegude arv ja sellega seotud asjaolud; toimepandud seksuaal- ja vägivallakuritegude arv; süüdimõistetu vanus viimase süüdimõistmise hetkel; toimepandud kuritegude liigid; eelnev uimastite kuritarvitamine. Dünaamilisteks teguriteks on eluase ja elukoht; haridus, väljaõpe; sissetulek, majanduslik toimetulek; perekond ja isiklikud suhted (sh kaaslaste mõju); uimastite kuritarvitamine ja sõltuvused, agressiivne käitumine ja impulsiivsus, probleemilahendamise oskused, kriminogeensed hoiakud, suhtumine ühiskonnasse ja motivatsioon kuritegelikust käitumisest hoidumiseks.⁴⁹

Staatilised ennustajad võimaldavad planeerida tegevusi riskide maandamiseks erinevalt dünaamilistest ennustajatest, mis aitavad sekkumisplaanide koostada.⁵⁰ Erinevalt

⁴⁶ Burdziak, K., Rüütel, E., lk 63.

⁴⁷ Burdziak, K. Can the use of algorithms enhance judicial independence? Reflections in the context of The Hague Declaration – *Biuletynu Kryminologicznego* 2021 No 28, lk 12-13.

⁴⁸ Riives, J., lk 13-15.

⁴⁹ Burdziak, K., Rüütel, E., lk 58.

⁵⁰ Liba, P. Korrektsiooniline sotsiaaltöö: rakenduskõrgkooli õpik. Tallinn: Sisekaitseakadeemia 2017, lk 46.

mittekriminogeensetest vajadusest (nt enesehinnang, ärevus), kriminogeensed vajadused (nt vaenulikkuse ja viha tundmine, mõnuainete kuritarvitamine), võimaldavad retsidiivsusriskidega efektiivsemalt tegeleda ning neid vähendada.⁵¹

Riskihindamiseks on vaja täita küsimustikku, mis on elektrooniline. Ankeedi täitmine aitab selgitada välja riskitegureid (nt kriminaalne käitumine, haridus, hoiakud, ohtlikkus jne). Seejärel võib tuvastada kinnipeetava ohtlikkus ning uue kuriteo toimepanemise tõenäosus.⁵² Kinnised küsimused pakuvad ainult kahte võimalikku vastust. Näiteks võimaldavad need valida "jah" või "ei" vastuse, või hinnata olukorda skaalal vahemikus 0 kuni 2. Selles skaalas 0 tähendab, et tegur üldse ei mõjuta uue kuriteo toimepanemise tõenäosust, 2 viitab riskitegurile, mis oluliselt mõjutab uue kuriteo toimepanemise tõenäosust. Skaalaküsimuste korral hindab pädev isik ise riskiteguri mõju. Samal ajal kasutatakse riskihindamiseks küsimusi, mis nõuavad riskihindamise läbiviivalt isikult hinnangu andmist.⁵³

Hindamine ei põhine üksnes vastaja enesehinnangul, vaid kujutab endast ametniku professionaalset arvamust. Näitena võib tuua, et toimepandud kuriteo motiive ja põhjusi käsitlevad küsimused on struktureeritud nii, et hinnatakse mitmeid võimalikke riskitegureid eraldi. Ametnik teeb otsuse toimepandud kuriteo motiivide ja põhjuste esinemise või puudumise kohta, valides vastuseks „jah“ või „ei“, tuginedes kogutud teabele ja olemasolevate andmetele. Hinnatavateks aspektideks on muuhulgas seksuaalse rahulduse saamine, rahaline motiiv, psühhoaktiivsete ainete tarvitamine, kättemaksu motiiv, enesekontrolli kaotus, psüühiliste probleemidega seotud tegurid, afektiseisund, rassism või vaenulikkus teatud inimgrupi suhtes, seiklusjanu või soov kogeda teravaid elamusi, grupi mõju, kuhu isik kuulub, kuritegelikku ühendusse kuulumine ning muud võimalikud põhjused, mida täpsustatakse vajaduse korral eraldi.⁵⁴

Samuti küsimustik sisaldab suletud küsimusi, mille vastused esitatakse skaalal vahemikus 0–2. Seda tüüpi küsimusi kasutatakse nt alkoholi tarvitamise hindamiseks. Skaala väärtused kajastavad probleemi raskusastet või esinemise intensiivsust, kusjuures skaala kõrgem väärtus viitab

⁵¹ Liba, P. Korrektsiooniline sotsiaaltöö: rakenduskõrgkooli õpik. Tallinn: Sisekaitseakadeemia 2017, lk 47.

⁵² Riives, J., lk 12.

⁵³ Burdziak, K., Rüütel, E., lk 59.

⁵⁴ *Ibid*, lk 59-60.

tõsisemale või korduvale käitumismustrile. Küsimused käsitlevad nii alkoholitarvitamist kuriteo toimepanemise ajal, kui ka varasemat alkoholi kuritarvitamist, alkoholi tarvitamisega seotud agressiivset käitumist ning isiku motiveeritust alkoholisõltuvusest vabastamiseks. Hindamisel arvestatakse ka isiku enda ütlusi ning valmisolekut osaleda tugirühmades ja programmides.⁵⁵

Kirjeldavat hinnangut eeldavate küsimuste näideteks on need, mis käsitlevad varasemalt toimepandud kuritegusid. Sellised küsimused on avatud. Nt riske hindav ametnik kirjeldab, mida isik täpsemalt tegi ja millisel viisil, kes sai kannatada kuriteo tõttu ning millised olid kuriteo toimepanemise põhjused.⁵⁶

Riskihindamisel eristatakse uue kuriteo riski ja isiku ohtlikkust. Risk iseloomustab uue kuriteo toimepanemise tõenäosust, ohtlikkus tähistab isiku riski põhjustada kahju iseenda või teiste isikute elule või tervisele. Lisaks ohtlikkus viitab ühiskonnaohtlikkuse ilmnemise võimalikkusele, mille näiteks on riigivastased teod, organiseeritud kuritegevus, rahvatervisevastased teod, liiklussüüteod.⁵⁷

Riskihindamise raames jagunevad isikud nelja riskirühma vastavalt nende ohtlikkuse tasemele. Esimese rühma moodustavad isikud, kelle puhul märgatavad ohtlikkuse tunnused puuduvad. Nt isik on toime pannud tegusid, mille tagajärjeks on materiaalne kahju. Teise rühma kuuluvad isikud, keda hinnatakse ohtlikuks. Nende puhul ohtlikkuse tunnused ilmnevad juhul, kui muutub isiku eluviis ning varasemas käitumises on viiteid, et isik võib seetõttu teisi ohustada. Nt kui isik lõpetab talle määratud ravimite kasutamise. Kolmandasse rühma kuuluvad väga ohtlikud isikud. Nende puhul võivad ohtlikkuse tunnused ilmnedagi igal ajahetkel ning potentsiaalne kahju on suur. Samuti iseloomustab neid korduv ja süstemaatiline vägivalda kasutamine, sealhulgas tahtlikud rünnakud või teiste isikute tõsine vigastamine. Kõrgohtlikud inimesed kasutavad vaimset vägivalda, et sundida teisi tegutsema vastu nende tahtmiste. Neljandasse rühma kuuluvad üliohtlikud isikud, kelle ohtlikkus on selgelt tuvastatav. Nende puhul on kuriteo toimepanemise tõenäosus väga suur, kuna isikud otsivad aktiivselt võimalusi õigusrikkumiste sooritamiseks ja loovad neid teadlikult.⁵⁸

⁵⁵ Burdziak, K., Rüütel, E., lk 60-61.

⁵⁶ *Ibid*, lk 60.

⁵⁷ Liba, P. Korrektsiooniline sotsiaaltöö: rakenduskõrgkooli õpik. Tallinn: Sisekaitseakadeemia 2017, lk 52.

⁵⁸ Riives, J., lk 19-20.

Tuleb märkida, et riskihindamist läbi viiakse perioodiliselt, nt kui isiku elustiil muutub või toimuvad muutused vangi käitumises. Suhtumine kuriteo ohvrisesse ja vastutuse võtmine toimepandud kuriteo eest võivad ajas muutuda. Korduva riskihindamise käigus võib ohtlikkuse tase langeda, millega võib kaasneda kinnipeetava individuaalse täitmiskava korrigeerimine.⁵⁹

1.4 Riskihindamisvahendiga OASys seotud probleemkohad

Eestis kasutatav riskihindamise süsteem põhineb aktuaarsel meetodil ning struktureeritud professionaalsel hinnangul.⁶⁰ Aktuaarne meetod tähendab, et riski hindamiseks on välja arvatud eelnevatel uuringutel põhinevad tõenäosusmäärad.⁶¹ Pikka aega kasutatud riskihindamisinstrumenti Oasys-e puhul on tegemist traditsioonilise mudeliga, mis kasutab logistilist regressiooni korduvkuritegevuse prognoosimiseks. See tähendab, et isiku retsidiivsust ei hinnata sisetunde põhjal, vaid tuginedes statistiliselt tõestatud seostele ajaloolistes andmetes. Selleks, et mudelisse jõuaksid vaid statistiliselt olulised riskitegurid, selgitatakse mudeli ülesehitamisel välja kriminogeensed riskitegurid, eristades juhuslikud seosed statistiliselt usaldusväärsetest riskiteguritest. Logistiline regressioon aitab määrata igale riskitegurile kindla matemaatilise kaalu (väärtuse) vastavalt sellele, kui oluline oli see tegur ajaloolises statistikas. See tähendab, et mida tugevam on riskiteguri seos retsidiivsusega minevikus, seda suurem on selle teguri kaal lõpliku riskiskoori kujunemisel.⁶² Praktikast ei kasutata aga neid statistilisi koefitsiente otseselt, vaid need teisendatakse kasutajasõbralikumaks punktisüsteemiks.⁶³ Kui riskihindamise ankeet on täidetud, omistatakse igale riskitegurile vastavalt selle kaalule kindel arv punkte. Mudel liidab punktid kokku ning selle tulemusena genereeritakse isikule numbriline riskiskoor.⁶⁴ Riskiskoor võimaldab ametnikul määrata vajalikke järelevalvemeetmeid või sekkumisprogramme.⁶⁵

⁵⁹ Burdziak, K., Rüütel, E., lk 61.

⁶⁰ Senetskaja, A., lk 13.

⁶¹ Lind-Liiberg, A. Peresuhete roll naiskinnipeetavate sotsiaalse reintegratsiooni korraldamisel. Magistritöö. Juhendaja: Koidu Saia. Tallinn: Tallinna Ülikool 2015, lk 25.

⁶² Babuta, A. Behavioural Analytics in Policing. Data-Driven Offender Management: Assessing the Evidence Base, Doctoral thesis. London: University of West London 2023, lk 28.

⁶³ Howard, P., Dixon, L. The Construction and Validation of the OASys Violence Predictor: Advancing Violence Risk Assessment in the English and Welsh Correctional Services – Criminal Justice and Behavior 2012 Vol 39 No 3, lk 14.

⁶⁴ Babuta, A., lk 28.

⁶⁵ Aro, K. jt, lk 41.

1.4.1 OASys-e ajamahukus ja inimsubjektiivsus

OASys-e rakendamine on ressursi- ja ajamahukas protsess, kuna OASys-e juurutamine eeldab mitte ainult tehnilist arendustegevust ja projekti piloteerimist, vaid ka ametnike põhjalikku koolitamist (intervjueerimisoskus, andmeanalüüsioskus vms).⁶⁶ Tartu Vangla teenistuja Janek Riives küsitles Tartu Vangla riskihinnanguid koostavaid ametnikke, kes igapäevaselt kasutavad OASys-e oma töös ning selgus, et tegemist on ajamahuka protsessiga ning andmete sisestamine võtab üsna palju aega.⁶⁷ OASys koosneb enam, kui 350 üksikküsimusest.⁶⁸ OASys eeldab kliinilist meetodit, millega kaasneb hindaja võimalik subjektiivsus.⁶⁹ Oleme varem juba käsitlenud, et OASys-e puhul täidab vanglaametnik küsimustiku ning professionaalse arvamuse põhjal otsustab riskitegurite esinemise üle, valides vastusevariantide „jah“ või „ei“ vahel või vastavalt probleemi suurusele kasutab 0, 1, 2 skaalat.

1.4.2 OASys-e üldistatavus ja kallutus

Statistilise hindamismeetodi puuduseks on see, et statistiline algoritm teeb ennustusi populatsioonil põhinevate uuringute põhjal. Üksikisiku käitumise prognoosimiseks kasutatakse riskihindamivahendiga genereeritud riskiskoori, mis põhineb teatud inimeste grupi statistiliste näitajate üldistamisel.⁷⁰ Eestis kasutusel olev riskihindamisvahend sai kriitikat usaldusväärsuse osas seoses sellega, et tööriist põhineb teadusuuringutele, mis oli tehtud meesoost valgenahaliste kurjategijate baasil. Seetõttu instrument ei arvestanud teiste gruppide kuritegevuse eripärasid ning kuritegelikke vajadusi.⁷¹

OASys-e puhul märgitatakse, et instrument tähtsustab üle staatilisi tegureid.⁷² OASys-e puhul on staatilistel riskiteguritel rohkem kaalu, nt vanus praeguse süüdimõistmise hetkel, varasemate süüdimõistmistest arv, kui tunnetuslikel küsimustel kuriteo tõenäosuse arvutamisel.⁷³ Lisaks

⁶⁶ Aro, K. jt, lk 42.

⁶⁷ Riives, J., lk 33.

⁶⁸ Andmekaitse Inspektsiooni vaideotsus avaliku teabe asjas nr 2.1.-3/18/3990, lk 2. Arvutivõrgus: <https://www.aki.ee/sites/default/files/vaideotsused/2019/Vaideotsus%2031.01.2019%20avaliku%20teabe%20asjas%20nr%202.1.-3-18-3990%20eraisik-Justiitsministeerium.pdf> (12.04.2026)

⁶⁹ Aro, K. jt, lk 42.

⁷⁰ Liba, P. Korrektsiooniline sotsiaaltöö: rakenduskõrgkooli õpik. Tallinn: Sisekaitseakadeemia 2017, lk 45.

⁷¹ Riives, J., lk 62.

⁷² Aro, K. jt, lk 42.

⁷³ Liba, P. Korrektsiooniline sotsiaaltöö: rakenduskõrgkooli õpik. Tallinn: Sisekaitseakadeemia 2017, lk 45-46.

pööratakse tähelepanu, et riskihindamisvahendi ennustusvõime võib olla madal harvaesinevate sündmuste puhul.⁷⁴ Levinumate kuritegude puhul töötab instrument korrektsemalt, kui nt seksuaalkuritegude või narkootikumide kaubanduse puhul.⁷⁵

Logistiline regression eeldab vaikimisi võrdset eksimiskulu, mis tähendab, et valepositiivsed ja valenegatiivsed vead on statistiliselt sama kaaluga. Kui aga üks tulemus esineb harvemini, kui teine, võib mudel hakata eelistama sagedasemat kategooriat ning haruldasema sündmuse tuvastamine võib muutuda keerulisemaks. Teisisõnu, klassifitseerimine võib olla tasakaalust väljas, kui andmestikus on klasside jaotus ebaühtlane. Sellises olukorras hakkab mudel eelistama enamusklassi, ignoreerides vähemusklassi nüansse. See võib viia olukorrani, kus mudel on küll üldiselt täpne, kuid teeb vähemusklassi osas süstemaatilist vigu.⁷⁶ Kuna riskihindamisvahendi alusandmetes domineerivad meessoost isikud ja mõned kuriteoliigid, on süsteem kohandatud peamiselt enamusgrupi tunnustele ja selle tulemusena korduvkuritegevuse hindamise kontekstis tekivad vähemusgruppide puhul süsteemsed vead, kus instrumendi täpsus langeb ning riskitase määratakse ebakorrektsete üldistuste põhjal.

Lisaks logistiline regression ei suuda arvestada andmetes esinevat mittelineaarsust.⁷⁷ OASys tugineb arendajate poolt eelnevalt kindlaks määratud parameetritele. See tähendab, et riskihindamisvahend ei suuda iseseisvalt andmetest uusi riskitegureid avastada ega muuta tegurite vahelisi suhteid vastavalt andmete muutumisele. Praktikas tähendab see seda, et mudel hindab iga tunnuse mõju peamiselt eraldi ning ei pruugi automaatselt arvestada tunnuste omavaheliste koosmõjudega.⁷⁸ Näiteks võib tegelikkuses teatud riskitegurite kombinatsioon (nt narkosõltuvus koos noore vanusega) mõne juhtumi puhul olla olulisem, kui teine riskitegurite kombinatsioon või üksikud tegurid eraldi. Teiste sõnadega OASys-t võib iseloomustada staatilise mudelina, kuna kui see on kord valmis tehtud, siis selle süsteemi määrad, mida omistatakse igale riskitegurile, ei muutu enne, kui teadlased teevad uue uuringu ja mudelit käsitsi uuendavad.

⁷⁴ Aro, K. jt, lk 42.

⁷⁵ Riives, J., lk 33.

⁷⁶ Ozkan, T. Predicting recidivism through machine learning. Dissertation. University of Texas at Dallas 2017, lk 22.

⁷⁷ *Ibid*, lk 22.

⁷⁸ Babuta, A., lk 28.

Eestis Riigikohus on korduvalt toonitanud, et isiku karistusest tingimisi vabastamine KarS §-de 73 ja 74 alusel on põhikaristuse üks võimalikest individualiseerimise viisidest. Kui karistuse määramisel lähtutakse eelkõige süüst, siis tingimisi vabastamise otsustamisel on määravaks kuriteo toimepanemise asjaolud ja süüdlase isik.⁷⁹ Viru Vangla toetab seisukohta, et riskihinnang kujutab endast ainult vanglateenistuse töövahendit, millel ei ole iseseisvat õiguslikku tähendust, rõhutades, et vangla poolt koostatud riskihinnang on üldjuhul kohtuliku kontrolli objekt.⁸⁰ Sellest tulenevalt, ennetähtaegse vabastamise otsus ei saa tugineda ainult riskihindamisvahendi tulemustele. Riskihinnang on vaid üks otsustamisel arvesse võetav asjaolu, mis vajab kontrollimist, kas riskihinnang on koostatud nõuetekohaselt ning kas selle järeldused on konkreetse juhtumi asjaolusid arvestades põhjendatud.

1.4.3 OASys-e ülesehituse ja metoodika salajasus

Kõigepealt tuleb kindlaks määrata, mis teave OASys-e puhul on salastatud. Vanglad ei avalikusta riskihindamise põhimõtteid, ankeedi punktihinnangutes sisalduvat informatsiooni ega punktiküsimuste andmeid.⁸¹ Vabariigi Valitsuse 01.03.2018 määruse nr 19 „Kinnipeetavate, vahistatute, arestialuste ja kriminaalhooldusaluste andmekogu põhimäärus” lisa nr 1 „Vangiregistrisse kantavad andmed” kohaselt kantakse vangiregistrisse andmed, sealhulgas kinnipeetava kriminogeensete riskide hindamise kohta. Määruse nr 19 lisa 1 „Vangiregistrisse kantavad andmed” p 8.1 kohaselt kantakse vangiregistrisse muu hulgas andmed kriminogeensete riskide hindamise kohta: 1) toimepandud kuritegude andmed (p 8.1.3); 2) eluasemega seotud andmed (p 8.1.4); 3) töötamise ja haridusega seotud andmed (8.1.5); 4) sissetulekute ja majandusliku toimetulekuga seotud andmed (p 8.1.6); 5) suhete ja elustiiliga seotud andmed (p 8.1.7); 6) alkoholi, narkootikumide jm kuritarvitamisega seotud andmed (p 8.1.8); 7) tervise ja emotsionaalse seisundiga seotud andmed (p 8.1.9); 8) mõtlemise ja käitumisega seotud andmed (p 8.1.10); 9) väärtushinnangute ja hoiakutega seotud andmed (p 8.1.11); 10) uue kuriteo sooritamise riski ja isiku ohtlikkuse faktorid (p 8.1.12); 11) ohtlikkuse andmed (p 8.1.13). VangS § 5² lg 1 kohaselt on vangiregistrisse kantud andmed asutusesiseseks kasutamiseks. Sellest järeldub, et

⁷⁹ RKKKo 3-1-1-40-04, p 8.

⁸⁰ Tartu RgKm 3-22-454, p 17.

⁸¹ Andmekaitse Inspeksiooni vaideotsus avaliku teabe asjas nr. 2.1-3/16/632, lk 3.

OASys-e ankeet on Eestis täielikult salajane ning vastavalt VangS § 5² lg 2 ja lg 6 eelpool mainitud andmete väljastamine kinnipeetavale on piiratud.

Järgnevalt käsitleme, kuidas OASys-e ülesehituse ja metoodika konfidentsiaalsena hoidmine on põhjendatud vanglate poolt. Riskihindamise põhimõtete ja ankeedi andmete varjamise vajadus on tingitud asjaoluga, et selle informatsiooni avalikuks tulek võib ohustada vangistuse täideviimist. Selle põhjuseks on esile toodud kinnipeetava võimalust mõõdikuga manipuleerida. Kinnipeetav saab alandada retsidiivsusmõõdiku tulemust, kuna mõtlemise-käitumise ja hoiakute teemas on punkti hinnangud seotud kinnipeetava poolt väljendatavaga. Lisaks riskihindamisankeedis ohtlikkuse osas kajastuvad andmed tulenevad piiratud ligipääsuga andmebaasidest ja võimaldavad näha kuritegeliku maailmaga olemasolevaid suhteid.⁸² Vastavalt Tallinna Vangla kodukorra seletuskirjale, 7.1.54 alapunktile, on kriminogeensete riskide hindamise metoodika salajasus põhjendatud, kuna riskihindamise tulemustega manipuleerimise korral ei saa vangla välja selgitada kinnipeetava kuriteo toimepanemise põhjusriske, millega kaasneb kinnipeetavale ettenähtust madalam kohtlemistaseme määramine. See omakorda kujutab ohtu ühiskonna turvalisusele, kuna vabadusse pääseb isik, kelle kuriteo põhjusriskid on suured.⁸³

Tartu Vangla selgitas, et vanglaametnikud läbivad erialase väljaõppe erinevate julgeolekuriskide tuvastamiseks. Riskihindamises analüüsitavate riskitegurite teatavakstegemisel ei ole samu meetodeid ja taktikaid enam võimalik julgeolekualase teabe saamiseks kasutada. Lisaks muutuvad need tõenäoliselt ebatõhusateks.⁸⁴ Kinnipeetav ei pea teadma, mis teavet vanglas kogutakse, milliseid küsimusi kinnipeetavalt küsitakse ja millele vestlustel rohkem tähelepanu pööratakse, milliseid järeldusi oma igapäevatöö korraldamisel, sh julgeoleku- ja järelevalvemeetmete valikul, vangla teeb ja kuidas need andmed mõjutavad kinnipeetava riskide hindamist. Selle info väljatulek ohustab riskide hindamise kvaliteeti. Vangiregistri sissekannetes sisalduvad konkreetset laused viitavad teavele, mida vangla konkreetse isiku puhul peab oluliseks. Suureneb risk, et kinnipeetav

⁸² Andmekaitse Inspeksiooni vaideotsus avaliku teabe asjas nr. 2.1-3/16/632, lk 3.

⁸³ Tallinna Vangla kodukorra seletuskiri, lk 24. Arvutivõrgus:
<https://vanglateenistus.ee/sites/default/files/documents/2025-10/Tallinna%20Vangla%20kodukorra%20seletuskiri%20al%2006....pdf> (22.04.2026)

⁸⁴ TrtHK 3-22-2227, p 9.10.

hakkab esitama valeinfot, et varjata, eksitada ise või organiseerida eksitava teabe edastamist koos kaaskinnipeetavatega vangla töö häirimiseks või õigusrikkumiste varjamiseks.⁸⁵

Andmekaitse Inspeksioon toetab samuti seisukohta, et andmete täies mahus väljastamisest keeldumine on õigustatud, kuna see võib tulevikus raskendada vangistuse täideviimist. Riskihindamise dokumentide puhul on tegemist avaliku teabega AvTS § 3 lõike 1 mõistes. VangS § 5² lg 6 kohaselt võib vanglateenistus keelduda vangiregistrist andmete väljastamisest kahe kumulatiivse tingimuse esinemise korral, kui dokumendid sisaldavad informatsiooni vanglatöös kasutatavate meetodite, taktika või julgeolekuriskide hindamise kohta ning kui selle avalikuks tulek võib ohustada vangistuse, eelvangistuse, aresti või kriminaalhoolduse täideviimist, samuti teistel seaduses sätestatud alustel. Seega eksisteerib oht, et koos isikuandmete avaldamisega satub kinnipeetava valdusesse informatsioon, mis võimaldab kinnipeetaval mõõdikuga manipuleerimist.⁸⁶

Kohtupraktikas kinnitub ka seisukoht, et riskihindamise ankeet sisaldab AvTS § 35 lg 1 p 9 alusel teavet turvasüsteemide, turvaorganisatsiooni või turvameetmete kirjelduse kohta ning on sellest tulenevalt mõeldud ainult asutusesiseseks kasutamiseks.⁸⁷ 2025. aastal Tartu Ringkonnakohus selgitas, et isegi 2013. a Maarja Grünbergi õpiku „Kriminogeensete riskide hindamine“ kättesaadavus ei too kaasa arusaama muutust sellest, et kinnipeetaval puudub võimalus tutvuda riskihindamise ankeediga ja saada sellest koopiaid, vaatamata sellele, et riskihindamise koostamisel juhindutakse vanglateenistuse õpikust „Kriminogeensete riskide hindamine“, kus kajastuvad ankeedi küsimused ja punkti hinnangud.⁸⁸ Justiitsministeerium leiab, et Eesti Rahvusraamatukogu peab eemaldama ja ühtlasi tagastama vanglateenistuse õpiku „Kriminogeensete riskide hindamine“ ministeeriumile.⁸⁹

⁸⁵ TrtHK 3-22-2227, p 15.

⁸⁶ Andmekaitse Inspeksiooni vaideotsus avaliku teabe asjas nr 2.1-3/16/692, lk 4-5. Arvutivõrgus: https://www.aki.ee/sites/default/files/vaideotsused/2016/Vaideotsus_25.05.2016_692_Eraisik-TallinnaVangla.pdf (22.04.2026)

⁸⁷ Tartu RgKm 3-20-469, p 7.

⁸⁸ Tartu RgKm 3-24-2506, p 29.

⁸⁹ Justiitsministeerium tahab raamatukogust vanglaõpiku eemaldamist. – ERR 21.07.2022. Arvutivõrgus: <https://www.err.ee/1608663277/justiitsministeerium-tahab-raamatukogust-vanglaopiku-eemaldamist> (22.04.2026)

Järgnevalt me käsitleme huvide konflikti, mis tekib kinnipeetava ja vanglate vahel. On oluline märkida, et riskihindamise tulemustest otseselt sõltub ennetähtaegse vabastamise toetamine, avavanglasse ümberpaigutamine ning kas kinnipeetavat paigutatakse või ümberpaigutatakse tugevdatud järelevalvega osakonda.⁹⁰ Tugevdatud järelevalvega osakond erineb teistest osakondadest eelkõige intensiivsema järelevalve poolest, st kinnipeetav on pideva jälgimise all ja kinnipeetavate liikumis- ja suhtlusvabadus on piiratum.⁹¹ Kohus arvestab riskihindamise ankeedis antud uute kuritegude toimepanemise tõenäosust isegi välismaalaste kinnipidamiseks ja kinnipidamiskeskusesse paigutamiseks luba andes.⁹² Lähtudes sellest, me näeme, et kinnipeetaval tekib põhjendatud huvi tutvuda riskihindamise põhimõtetega, sh OASys-es sisalduva staatilise algortimi ülesehitusega, et kontrollida, kas genereeritud skoor on õiglane, kuna tulemustest sõltub isiku ennetähtaegse vabastamise võimalus või vanglakaristuse kandmise tingimused.

Vanglad võtavad seisukohta, et avaliku korra kaitse lai vajadus kaalub üles isiku õiguse tutvuda oma ankeediga, toetudes argumentile, et riskihinnangu puhul on tegemist vanglateenistuse töövahendiga, mis ei oma iseseisvat õiguslikku tähendust. Lisaks on rõhutatud, et vangla hinnangud läbivad kohtuliku kontrolli, mis eeldab, et vaidluse korral kohus kontrollib, kas vangla on riske õigesti hinnanud.⁹³

Kohtupraktika toetab seisukohta, et avalik huvi riskihindamise ankeedi andmete varjamiseks kinnipeetava eest on kaalukam kui kinnipeetava huvi nende andmetega tutvuda, kuna juurdepääsupiirang ei riiva kinnipeetava õigusi ülemääraselt. Näiteks kinnipeetavale isegi ei saa võimaldada juurdepääsu tema kohta koostatud riskihindamise ankeedile ka osaliselt, kuna riskihindamise ankeet on terviklik dokument, mida ei ole selle mõistmist raskendamata võimalik jagada osadeks selliselt, et eespool kirjeldatud avalik huvi oleks kaitstud.⁹⁴ Olukorras, kus vanglas koostatava riskihindamise ankeedile on kinnipeetava juurdepääs piiratud, kinnipeetaval on õigus ainult riskihindamise tulemusi (protsente) teada saada.⁹⁵ Kinnipeetava individuaalse täitmiskava koostamise ja rakendamise juhendi § 5 lg 2 järgi inspektor-kontaktisik selgitab kinnipeetavale

⁹⁰ Liba, P. Korrektsiooniline sotsiaaltöö: rakenduskõrgkooli õpik. Tallinn: Sisekaitseakadeemia 2017, lk 46.

⁹¹ TrtHKo 3-24-1545, p 13.

⁹² TrtHKm 3-24-1636, p 6.

⁹³ Tartu RgKm 3-22-454, p 17.

⁹⁴ TlnRnKm 3-23-2015, p 14.

⁹⁵ TrtHKo 3-20-2295, p 31.

riskihindamise tulemusi. Arvestades seda, et vanglate seisukoha järgi ohustab julgeolekut juba see, kui kinnipeetavale isegi vihjatakse, millist teavet kogutakse kinnipeetava riskihindamisel, tekib küsimus, kas kinnipeetavale tegelikult tagatakse sisulist võimalust mõista teda puudutavaid riskihindamise tulemusi, mis omakorda mõjutab riskihindamise tulemuste vaidlustamise võimalusele.

Probleemi süvendab ka see, et eeldatavasti vangla teenistujate endal puudub arusaam OASys-e statistilise algoritmi loogikast. Suutmatus eristada mudeli olulisi muutujaid väheolulistest tähendab, et ametnikud ei suuda pakkuda kohtule sisulist ja arusaadavat selgitust isiku ohtlikkuse kohta, piirdudes sageli vaid algoritmi genereeritud tulemuse tsiteerimisega.⁹⁶

Riskihindamisel ei ole regulatiivset toimet, kuna kinnipeetava ohtlikkusele antav hinnang ei mõjuta iseseisvalt kinnipeetava õigusi ja kohustusi.⁹⁷ Aga kinnipeetav võib vaidlustada tema õigusi mõjutavaid vangla poolt toiminguid ja haldusakte, mille eelduseks on kinnipeetava suhtes teostatud riskihindamine. Seejuures kinnipeetav võib tugineda tema õigusi riivavatele ebaõigetele faktiväidetele või väärtushinnangutele.⁹⁸ Näiteks isik võib esitada vastuväited vangla riskihindamisele tingimisi enne tähtaega vabastamise menetluses ning seejärel vaidlustada määruskaebusega tingimisi enne tähtaega vabastamata jätmise määrust. Lisaks kinnipeetav võib vaidlustada tema paigutamise või ümberpaigutamise tehtud otsuse, esitades oma vastuväited ka riskihindamisele, aga kinnipeetav ei saa nõuda uue riskihindamise läbiviimist.⁹⁹

Riskihindamise ankeediga tutvumisõiguse piiramisega kaasneb PS § 24 lg-st 2 tulenev piirang menetlusosalise põhiõigusele olla oma kohtuasja arutamise juures.¹⁰⁰ Lisaks riskihindamise ankeedi tutvumisõiguse piiramisel kinnipeetav ei saa tutvuda tõendiga, mida esitab vangla ennetähtaegse vabastamise menetluse käigus, milllega kaasneb riive PS §-des 14 ja 15 sätestatud menetlusosaliste õigust võrdsele kohtlemisele, mis tuleneb õigusest ausale kohtumenetlusele. Kohtupraktika lubab seda tingimusel, et isikul on tagatud õigus tõhusale õiguskaitsele ning kui

⁹⁶ Burdziak, K., Rüütel, E., lk 56.

⁹⁷ RKHKm 3-18-111, p 5.

⁹⁸ TlnHK 3-25-368, p 18.

⁹⁹ *Ibid*, p 19-20.

¹⁰⁰ TlnRnKm 3-23-2015, p 13.

kohtu poolt on võetud meetmeid juurdepääsupiirangu tasakaalustamiseks.¹⁰¹ Tartu Ringkonnakohus nõustus, et ankeedi andmete kinnipeetavale teatavaks tegemine võib ohustada riskihindamise tulemuse õiget kujunemist ja vangla julgeolekut, ning selgitas, et juurdepääsupiirangust tulenev ebavõrdsus kinnipeetava ja vangla vahel ei ole suur.¹⁰² Tartu Halduskohus juba varem leidis, et riskihindamise ankeediga tutvusmisõiguse piiramisel kinnipeetava õigusi ei riivata ebaproportsionaalselt, sest kohus saab dokumendiga tutvuda ja hinnata seda kogumis teiste tõenditega.¹⁰³

Siinkohal on vajalik käsitleda alternatiivseid vaateid riskihindamisvahendite salastatusele, kusjuures eriti pakub huvi, mis olukord on välja kujunenud Inglismaal instrumendi salastatuse osas, kuna Eesti vanglasüsteemis kasutusel olev riskihindamisvahend on üle võetud Inglismaalt.

Psühholoogias on sageli arutletud eneseanalüüsil või küsimustikel põhinevate andmete usaldusväärsuse üle. Küsimustikele inimese poolt antud vastused ei pruugi alati peegeldada tegelikkust. See tuleneb mitte ainult asjaolust, et vastajad võivad teadlikult manipuleerida vastustega, et vähendada oma retsidiivsusrisi hinnangut, kuid tulemust mõjutavad ka piiratud enesevaatluse võime ning sotsiaalse soovitatavuse efekt, mis sunnib vastajat jätma endast oodatust positiivsemat muljet. Näiteks ilmselgelt uimastite tarvitamine on tõenduspõhiselt seotud kõrgema retsidiivsususe tõenäosusega, aga kui isik ausalt tunnistab uimastite tarvitamise fakti, see võiks viidata sellele, et noor on valmis oma probleemidega tegelema, mis vähendab retsidiivsusrisi tulevikus. Kui andmestikus on palju selliseid vastandlike mõjudega juhtumeid, siis riskihindamisvahendiga tehtud järeldused võivad olla valed, kuna kirjeldatud vastandlikud mõjud loovad andmestikus süstemaatilist müra, mis vähendab enesehinnanguliste muutujate ennustusjõudu.¹⁰⁴ Kui isikul ei ole võimalik jägida, mis kriteeriumide põhjal OASys-es sisalduv statiline algortim genereerib isiku riskiskoori, on raske vaidlustada tulemusi ja kontrollida, mis kaal uue kuriteo tõenäosuse arvutamisel.

¹⁰¹ Tartu RgKm 3-20-469, p 6.

¹⁰² *Ibid*, p 7-8.

¹⁰³ Tartu RgKm 3-20-469, p 2.

¹⁰⁴ Waldeck, L. How to Predict Recidivism in Young Offenders: Comparing Logistic Regression, Random Forest, and Boosted Classification Trees and Examining Possible Risk Factors. Master's thesis Forensic Psychology 2020, lk 35-36.

Salastatus ei ole ainus viis manipuleerimise vältimiseks. Selle asemel saavad arendajad otsida tugevamaid ja täpsemaid mõõdikuid, mis muudavad mõõdikutega manipuleerimise keeruliseks.¹⁰⁵ Riskihindamisvahendiga genereeritud riskiskoor tihti põhineb kriteeriumidel, mis on mõõdikutega manipuleeriva isiku kontrolli alt täielikult väljas. Näiteks riskihinnang tugineb sageli varasemate kinnipidamiste arvule, eelnevatele süüdimõistmistele, arvestades jõugukuuluvust või tööhõivet. On vähetõenäoline, et retsidiivsuse riskihindamise toimimispõhimõtete avalikustamine ajendaks potentsiaalset süüdlast oma käitumist etteulatuvalt muuta, et saavutada tulevikus soodsam riskiproгноos.¹⁰⁶ Teadaolevalt Eestis kasutusel oleva OASys-e puhul vanus praeguse süüdimõistmise hetkel, varasemate süüdimõistmistest arv on kaalukamad faktipõhised küsimused uue kuriteo tõenäosuse arvutamisel.¹⁰⁷ Riskihindamise metoodika, sealhulgas hindamisankeedi küsimuste, vastustele omistatavaid punktihinnangute, koefitsiendite, mille alusel koondskoor arvutatakse, varjamine kinnipeetava ja avalikkuse eest eeldab vanglalt kõigepealt kaalumist, mis konkreetsemalt ohustab vangistuse täideviimist.

Mõõdikutega manipuleerimise oht on praktikas sageli teoreetiline ja ülehinnatud, samas kui instrumendi salajasusega kaasnev mõju avalikule kontrollile on reaalne ja mõõdetav. Vastavalt alternatiivsele seisukohale, tuleks fookus suunata pigem analüüsile, mis ulatuses võib avalikustada süsteemi ülesehituse põhiprintsiipe, asetades rõhku, mis eelised ühiskonnale toob süsteemi läbipaistvus, alates otsuste langetamise kvaliteedi parandamisest ja lõpetades isiku õiguste kaitsmisega.¹⁰⁸

On märkimisväärne, et erinevalt Eesti praktikast on Suurbritannias OASys-e üldine juhendmaterjal avalikult kättesaadav. Statewatch ajakirjaniku teabenõudele vastates Inglismaal Justiitsministeerium kinnitab, et metoodikat käsitlevaid dokumentide väljastamine ei ole ühiskondlike huvidega kooskõlas just sellel põhjusel, et kinnipeetavad hakkavad mõõdikutega manipuleerima. Samas Inglismaa Justiitsministeerium arvestas läbipaistvuse ehk aruandekohustuse vajadusega, kuna ühiskond peab olema informeeritud vanglateenistuse

¹⁰⁵ Cofone, I., Strandburg, K. J. Strategic Games and Algorithmic Secrecy. McGill Law Journal 2019, lk 662.

¹⁰⁶ *Ibid*, lk 652.

¹⁰⁷ Liba, P. Korrektsiooniline sotsiaaltöö: rakenduskõrgkooli õpik. Tallinn: Sisekaitseakadeemia 2017, lk 45-46.

¹⁰⁸ Cofone, I., Strandburg, K. J., lk 627.

tegevusest.¹⁰⁹ Seega Inglismaa Justiitsministeerium väljastas ankeedi tühja vormi, mis sisaldab kõiki OASys-e küsimusi ja seksioone.¹¹⁰ Lisaks on väljastatud kalkulaator Exceli tabeli vormis, mis sisaldab osa OASys-e algoritmidest. Riskihindamise kalkulaator hästi illustreerib, kuidas erinevad riskitegurid mõjutavad lõpliku riskiskoori kujunemist.¹¹¹ Erinevalt Eestist ei põhine Inglismaal ja Walesis kasutusel olev OASys-e riskihindamisvahend täielikul salajasusel. Kuigi kogu meetodika ei ole avalik, on oluline osa süsteemi ülesehitusest siiski kättesaadav.

Riskihindamise süsteemi läbipaistvuse puudumine ei kahjusta üksnes kinnipeetava õigusi, vaid tekitab laiemalt avalikkuses põhjendatud usaldamatuse Eesti vanglasüsteemi suhtes. Seda hästi illustreerib vaidemenetlus, kui kinnipeetav pöördus Andmekaitse Inspektsiooni poole küsimusega, mis põhjusel ei muutunud isiku retsidiivsusmäär seoses üksikvea parandamisega riskihindamises. Justiitsministeerium selgitas, et tema valduses ei ole teadusuuringuid ega nimekirja teadusuuringutest, milles sisaldub tervikülevaate Eesti vanglasüsteemis kohandatud OASys-e mõõdiku osas teostatud teadusuuringutest ning läbi viidud uuringutest uue kuriteo temaatika uurimiseks. Lisaks Justiitsministeerium kinnitas, et Justiitsministeeriumile ei ole teada institutsioon, kes valdaks antud infot terviklikult.¹¹² Lisaks sellele praeguse OASys-e süsteemi valideerimine Eestis ei ole piisaval tasemel õnnestunud. Probleem seisneb selles, et valideerimistulemused ei ole avalikud, st sõltumatud teadlased pole neid kontrollinud, mistõttu on keeruline tõsikindlalt järeldada, et OASys-e hindamisvahend on teaduslikult kehtiv.¹¹³ Lisaks riskihindamise meetodika ja instrumendi salajasusega kaasneb risk, et instrumendi algne kasutusotstarve ja uus kasutuskeskkond ei lange kokku. Seda hästi illustreerib juhtum, kui COMPAS riskihindamisvahendi arendaja selgitas, et COMPAS riskihinnang üldse ei sobi kinnipeetavate ennetähtaegse vabastamise üleotsustamiseks. Teiste sõnadega kohus ei teadnud, mille tööks instrument oli loodud. Teiste sõnadega riskihindamisvahendi kasutamiseks peab olema

¹⁰⁹ Freedom of Information Request response from the Ministry of Justice, Ref No. 250107008, lk 2-3. Arvutivõrgus: <https://www.statewatch.org/media/4865/uk-oasys-foi-response-250107008.pdf> (22.04.2026)

¹¹⁰ OASys Blank Template, obtained via Freedom of Information Request response from the Ministry of Justice, Ref No. 250107008. Arvutivõrgus: <https://www.statewatch.org/media/4866/uk-oasys-foi-blank-template.pdf> (22.04.2026)

¹¹¹ UK: Over 1,300 people profiled daily by Ministry of Justice AI system to 'predict' re-offending risk. – Statewatch 09.04.2025. Arvutivõrgus: https://www.statewatch.org/news/2025/april/uk-over-1-300-people-profiled-daily-by-ministry-of-justice-ai-system-to-predict-re-offending-risk/?utm_source=chatgpt.com (22.04.2026)

¹¹² Andmekaitse Inspektsiooni vaideotsus avaliku teabe asjas nr 2.1.-3/18/3990, lk 2.

¹¹³ Burdziak, K., Rüütel, E., lk 62-63.

tagatud võimalus kontrollida, kas riskihindamisvahend on loodud vägivaldse kuriteo sooritamise tõenäosuse mõõtmiseks või just seksuaalkuriteo kuriteo toimepanemise tõenäosuse prognoosimiseks.¹¹⁴

Selleks, et hinnata, mis mõju avaldab instrumendi salastus automaatse ennetähtaegse vabastamise reformile, toon järgnevalt välja salastatusega kaasnevad peamised tagajärjed. Esimeseks tagajärjeks on riigi mainekahju ning usalduse kadumine süsteemi vastu. Justiitsministeeriumi vastus, et neil puudub terviklik ülevaade Eestis kohandatud OASys-i mõõdiku uuringutest ning ei ole teada ühtegi institutsiooni, kes sellist infot valdaks, ei tekita usaldust avalikkuse vaatevinklist. Ühelt poolt meie näeme vanglasüsteemi seisukohta, et riskihindamise metoodika on nii tundlik, et vähimgi info väljatulek võib selle kvaliteeti nullida. Teiselt poolt, kuigi süsteem peetakse salajaseks, vanglateenistuse õpik „Kriminogeensete riskide hindamine“, mis sisaldab ankeedi küsimusi ja punktisüsteemi, oli vanglate raamatukogudes kinnipeetavate poolt laenutatav.¹¹⁵ Märgime, et OASys-e valideerimistulemused ei ole avalikud, samal ajal on Eesti riskihindamisvahendi prototüübiks olnud Inglismaa OASys-e manuaal täielikult avalik. See tekitab õigustatud küsimuse, miks on Eesti instrumendi versioon muudetud salajaseks, kui algupärane süsteem ja selle metoodika on maailmale avatud? Teiseks tagajärjeks on kinnipeetavate õiguste piiramine, kuna isikul puudub võimalus seada kahtluse alla määratud talle riskiskoor. Riskihinnangus sisalduvate andmete väljastamata jätmine omab isikule tugev mõju, kuna kui isikul puudub ligipääs riskihinnangu andmetele, siis tal on võimatu kontrollida faktivigu, mis võivad viia ebaõige riskiskoorini ning teostada tõhusat kaitseõigust, kuna isik täpselt ei tea, milliseid asjaolusid peab ta kohtus ümber lükkama. Karistusseadustiku muutmise ja sellest tulenevate teiste seaduste muutmise seaduse (muudatused seoses ennetähtaegse vabanemise, kriminaalhoolduse ja oportuniteediga) eelnõu¹¹⁶ kontekstis tõuseb küsimus ühiskonna turvalisusest. Vastavalt seletuskirjale ennetähtaegse vabastamise muudatuste sisuks on isiku tingimisi ennetähtaegne vabastamine sõltuvalt karistuse kandmise aluseks oleva kuriteo raskusastmest ilma kohtu

¹¹⁴ D’Andrea, A., Christian G. AI and the Assessment of Risk in Bail, Sentencing and Recidivism. Toronto: Law Commission of Ontario 2025, lk 23.

¹¹⁵ TrtRnKo 3-24-2506, p 16.

¹¹⁶ Karistusseadustiku muutmise ja sellest tulenevate teiste seaduste muutmise seaduse eelnõu (muudatused seoses ennetähtaegse vabanemise, kriminaalhoolduse ja oportuniteediga). Arvutivõrgus: <https://eelnoud.valitsus.ee/main/mount/docList/ad869b22-8e46-4845-9250-38808158cf70#yFq4GWnh> (09.03.2026)

sellekohase otsustuseta, mille tulemusena võimalikult suur hulk kinnipeetavaid vabaneksid edaspidi kriminaalhooldusele ja seetõttu kohtu ja vangla koormus langeb. Automaatse ennetähtaegse vabastamise n-ö hädapiduriks on vangla ja prokuratuur, mis võivad esitada kohtule põhjendatud ettepanek kinnipeetava vabastamata jätmiseks. Rõhutatakse, et just vanglal on parim ülevaade sellest, kuidas isiku karistuse kandmine on kulgenud ja milline on tema eripreventiivne prognoos.¹¹⁷ Kui tingimisi ennetähtaegne vabastamine muutub automaatseks, mis tugineb vangla poolt koostatud riskihinnangule, siis muutub selle hinnangu aluseks oleva riskihindamisvahendi OASys-e roll. Olukorras, kus vangla omab kaalutlusruumi, kas esitada kohtule ettepaneku isiku vabastamata jätmiseks või mitte, asendub kohtulik kaalutlusõigus salajase ja kontrollimatu süsteemiga. Kohtupraktikas on välja kujunenud seisukoht, et riskihindamise meetoodika arusaadavus või kontrollitavus ei oma asja lahendamisel määravat tähtsust, kuna kohus alati hindab riskihinnangule tuginevale põhjendust, millele vangla toetub.¹¹⁸ See muutub oma tähenduse automaatse vabastamise süsteemi valguses. Automaatse vabastamise süsteemi korral ei ole kohtulik kontroll enam see päästerõngas, millele vanglad tuginevad, kuna kohus ei saa tuvastada süsteemi viga, mida ta ise nähagi ei saa.

¹¹⁷ Karistusseadustiku muutmise ja sellest tulenevate teiste seaduste muutmise seaduse (muudatused seoses tingimisi ennetähtaegse vangistusest vabastamise, kriminaalhoolduse- ja oportuuniteedi täideviimisega) eelnõu seletuskiri, lk 14-17. Arvutivõrgus: <https://eelvoud.valitsus.ee/main#1DbCVIXs> (22.04.2026)

¹¹⁸ Vaata nt TrtHKo 3-23-635, p 11.

2. TEHISINTELLEKTIPÕHISTE RISIKIHINDAMISMUDELITE KASUTAMISE VÕIMALUSED

2.1 Tehisintellektil põhinevate riskihindamismudelite areng

Tehisintellekti (artificial intelligence, AI) sisuks on luua süsteeme, kus masinad täidavad inimintelligentsi vajavaid ülesandeid.¹¹⁹ Tehisintellekt on katusmõiste, mille alla kuuluvad reeglipõhised süsteemid, masinõpe ja tehisneurovõrgud. Reeglipõhised süsteemid koosnevad inimekspertide poolt koostatud reeglitest (algoritmidest), mis on lihtsad, selged ja muutumatud, süsteem järgib neid ja suudab kindlaksmääratud reeglite alusel lahendada probleeme.¹²⁰ Eelnevalt oli käsitletud, et OASys sisaldab ka statistilist algoritmi. Tegemist on reeglipõhise süsteemiga, kuna OASys tugineb arendajate poolt eelnevalt kindlaks määratud parameetritele. OASys-e loogika on täielikult kontrollitav erinevalt keerulisematest musta kastina toimivatest tehisintellekti mudelitest.

Järgmiseks arenguks korduvkuritegevuse riskihindamise valguses on riskihindamise vahendid, mis baseeruvad masinõppel.¹²¹ Masinõppe korral õpib arvuti ise ülesannet lahendama suuri andmekogusid analüüsides.¹²² Erinevalt reeglipõhisest süsteemidest, kus masinale antakse ette ammendavad juhised, suudab masinõpe tuletada vajalikud mustrid otse andmetest. Probleemiks on aga mudelite keerukusest tulenev seletamatus ja oht, et treeningandmetes sisalduv kallutatus kandub üle masina langetatavatesse otsustesse.¹²³ Kuna masinõppe puhul treenitakse mudelit ajalooliste andmete põhjal ning seejärel kasutatakse seda uute seoste leidmiseks ja prognoosi tegemiseks. Masinõppe peamine eesmärk on võimalikult täpsete ennustuste tegemine.¹²⁴ Keerulisemad masinõppe-põhised meetodid võimaldavad kasutada ulatuslikke ajaloolisi andmeid ja käsitleda mittelineaarseid ja keerukaid seoseid algandmetes, mida traditsioonilised statistilised

¹¹⁹ Bogdanov, D. jt. Tehisintellekti ja masinõppe tehnoloogia riskide ja nende leevendamise võimaluste uuring. Riigi Infosüsteemi Amet 2024, lk 10.

¹²⁰ *Ibid*, lk 13.

¹²¹ Babuta, A., lk 23-24.

¹²² *Ibid*, lk 13-14.

¹²³ Alqatawna, A. Utilizing Artificial Intelligence (AI) in Criminal Justice and Policing. *Comparative Law Review* 2024, lk 13.

¹²⁴ Babuta, A., lk 23-24.

mudelid ei pruugi märgata.¹²⁵ On oluline märkida, et masinõppes kasutatakse ka logistilist regressiooni.¹²⁶

Juhendatud masinõppe korral antakse süsteemile ette treeningandmed koos vastustega (nt just see isik pani kuriteo toime korduvalt). Seejärel otsib süsteem ise mustreid ja loob valemi, mis neid andmeid kõige paremini kirjeldab. Testeerimisfaasi käigus antakse süsteemile uued juhtumid, kus vastust pole kirjas, ja süsteem peab oma loodud valemi abil ise ennustama, kuhu kategooriasse see inimene kuulub.¹²⁷ Erinevalt OASys-est, kus inimene määras ise, mis on mingi riskiteguri kaal, koostab masinõppe puhul süsteem ise reeglistiku.

HART (The Harm Assessment Risk Tool) on masinõppel põhinev riskihindamisvahend, mida kasutab Durhami politsei Checkpoint programmi osana, et hinnata isiku retsidiivsusriske. See instrument aitab politseil kindlaks määrata, kas suunata süüdistatav rehabilitatsioonile või anda kohtu alla. Kui riskihindamisvahend prognoosib, et isik võib tulevikus toime panna raske isikuvastase kuriteo, kuulub ta kõrgesse riskirühma ning teda Checkpointi programmi ei lubata. Madala riski puhul peetakse uue kuriteo ohtu minimaalseks ning seetõttu ka ei ole vajadust suunata isikut Checkpointi programmi, kuna ta ei vaja nii mahukat sekkumist. Keskmisel riskirühma kuuluvad isikud on ainus grupp, kes pääsevad Checkpointi programmi ning kelle suhtes rakendatakse rehabilitatsiooni võimalusi. Kui isik läbib talle määratud rehabilitatsiooniprogrammi edukalt algusest lõpuni, siis kriminaalmenetlus lõpetatakse ja teda ei anta kohtu alla. Checkpointi programmi eesmärgiks on ressursi optimeerimine ja abi osutamine just nendele isikutele, kelle puhul on rehabilitatsioonimeetmete rakendamine on kõige efektiivsem.¹²⁸

HART põhineb masinõppe meetodil, mida nimetatakse juhumetsaks (Random Forest).¹²⁹ Järgnevalt illustreerime, kuidas masinõppe erineb OASys-e puhul kirjeldatud lähenemisest HART-instrumendi näitel.

¹²⁵ Babuta, A., lk 24.

¹²⁶ *Ibid*, lk 28.

¹²⁷ Huq, A. Z. Racial Equity in Algorithmic Criminal Justice. – Duke Law Journal 2019 Vol 68 No 6, lk 1063.

¹²⁸ Fair Trials. Automating injustice: The use of artificial intelligence & automated decision-making systems in criminal justice in Europe. Crime Prevention and Criminal Justice 2021, lk 21. Kättesaadav: https://www.fairtrials.org/app/uploads/2021/11/Automating_Injustice.pdf (26.04.2026)

¹²⁹ Oswald, M. jt. Algorithmic risk assessment policing models: lessons from the Durham HART model and 'Experimental' proportionality. – Information & Communications Technology Law 2018 Vol 27, lk 6.

Süsteemi treenimisfaasi käigus anti mudelile analüüsimiseks 104 000 varasemat politsei juhtumit. Nende andmete põhjal koostas masin 509 erinevat otsustuspuud ehk n-ö prognoosimudelit. HART-i käsutuses on 34 riskiteguri (sh karistusajalugu, sugu, vanus ja elukoha postiindeks). Igaüks neist mudelitest hindab 34 riskiteguri omavahelisi seoseid ja kaalu unikaalsel viisil, tuginedes erinevatele andmete kombinatsioonidele. Kui süsteemi sisestatakse isiku andmed, jooksevad need läbi kõigist 509-st otsustuspuust. Iga selline puu toimib justkui iseseisev ekspert, kes analüüsib isiku andmeid veidi erineva nurga alt. Näiteks võib üks stsenaarium pidada määravaks isiku vanust, samas teine keskendub eelkõige varasemate vägivaldsete kuritegude sagedusele ja tüübile. Iga puu annab oma sõltumatu hääle, liigitades isiku kas madala, keskmise või kõrgesse riskirühma. Seejärel määrab süsteem, kas isik kuulub madala, keskmise või kõrgesse riskigruppi sõltuvalt sellest, mis grupp kogus nendelt "ekspertidelt" kõige rohkem hääli.¹³⁰

Kui OAsys-e puhul on iga riskiteguri kaal ehk punktisumma eelnevalt kindlaks määratud ja staatiline, siis HART-i puhul ei määra ükski tegur tulemust eraldiseisvalt. Selle asemel analüüsib masin, kuidas need 34 tegurit tuhandetes erinevates kombinatsioonides on omavahelises koosmõjus.¹³¹

Erinevalt teistest süsteemidest ei püüa HART vigu lihtsalt minimiseerida, vaid mudel prioritseerib teatud tüüpi eksimusi teistele. HART-i mudel on konstrueeritud nii, et iga ühe ohtliku vea kohta tekib kaks ettevaatlikku viga. See tähendab, et süsteem on ettevaatlik ja eelistab isiku Checkpoint programmist välistada, kui et riskib sellega, et jätab raske kuriteo ennustamata. See on teadlik valik, mida tehti koostöös politsei juhtkonnaga.¹³² See tõstatab küsimust, kuivõrd on eetiline üldse kasutada seda instrumenti, mis avaliku julgeoleku huvides võib genereerida valepositiivseid tulemusi.¹³³ On oluline arvestada, et HART riskihindamisinstrumendiga tehtud prognoosist sõltub ainult see, kas inimene võib Checkpoint programmis osaleda või mitte. Tingimisi ennetähtaegse vabastamise otsuse tegemisel isikuõiguste riive on siin tunduvalt intensiivsem, kuna kaalul on isiku vahetu vabadus. Lisaks on oluline märkida, et HART instrument täidab oma olemuselt ainult nõustavat rolli. Arvestades, et algoritm ei suuda arvestada kõike asjaolusid iga juhtumi puhul,

¹³⁰ Oswald, M. jt., lk 6-7.

¹³¹ *Ibid*, lk 7.

¹³² *Ibid*, lk 6.

¹³³ *Ibid*, lk 8.

langetab lõpliku otsuse alati inimene. Siiski kaasneb alati risk, et ametnikud võivad hakkama veeretama vastutust riskihindamisvahendile, mis võib samuti viia ametnike professionaalse hindamisoskuse langusele.¹³⁴

Viimaseks arenguks korduvkuritegevuse riskihindamise valguses on kaasaegsed riskihindamismudelid, mis põhinevad sügavõppel ja seletataval AI-l (XAI). Tehisneurovõrgud on masinõppemudelid, mis imiteerivad inimaju bioloogilist ehitust. Need koosnevad omavahel ühendatud kihtidest ja sõlmedest ehk tehisneuroniteks. Selline ülesehitus võimaldab luua keerulisi, paljude peidetud kihtidega süsteeme. Mida rohkem on kihte ja neuroneid, seda sügavamaid (rohkemate kihtidega) neurovõrke saab ehitada, millest tuleneb ka mõiste süvaõpe (deep learning).¹³⁵ Näiteks on olemas Recidivism Clustering Network (RCN) riskihindamise raamistik, mis põhineb süvaõppel, klasside tasakaalustamise tehnikal (SMOTE), klasterdamise meetoditel (K-means, PCA, t-SNE) ja süvaõppe tehnikaid seletatava AI (XAI) instrumendil, milleks on SHapley Additive exPlanations (SHAP). RCN lähenemisviisi kood on avaldatud GitHubi keskkonnas, et võimaldada teistel huvitundvatel isikutel vastavalt antud raamistikule kohandada oma mudelit oma andmetega.¹³⁶ Süvaõppel ja klasterdamisel põhineva RCN-i lähenemise eeliseks logistilise regressiooni ees on keerukamate mittelineaarsete seoste tuvastamine ning sügavama ülevaade andmine kurjategijate alagruppidest.¹³⁷

Riskihindamise prognoosimisel on sageli takistuseks klasside tasakaalustamatuse probleem. See tähendab, et korduva kuriteo toimepanijate osakaal andmestikus on oluliselt väiksem võrreldes nendega, kes uut kuritegu toime ei pane. Selline andmete jaotus takistab mudelite võimekust tuvastada harvemini esinevaid, kuid kriitilise tähtsusega, riskimustreid. Mudel kaldub optimeerima üldist täpsust enamusgrupi mitte-retsidiivistide põhjal.¹³⁸ Lisaks sellele, nagu me oleme selgitanud välja OAsys-e puhul, ei ole andmetes piisavalt tihti esindatud erinevad elanikkonnarühmad, nt naised, mis ka viib ebatäpsetele prognoosidele.

¹³⁴ Oswald, M. jt, lk 10-11.

¹³⁵ Bogdanov, D. jt, lk 18.

¹³⁶ Cavus, M. jt. Transparent and Bias-Resilient AI Framework for Recidivism Prediction Using Deep Learning and Clustering Techniques in Criminal Justice. – Applied Soft Computing Journal 2025 Vol 176, lk 1-2.

¹³⁷ *Ibid*, lk 6.

¹³⁸ Wijenayake, S., Graham, T., Christen, P. A Decision Tree Approach to Predicting Recidivism in Domestic Violence. – Springer Verlag 2018, lk 5.

Klasside tasakaalustamatuse probleemi RCN näitel parandatakse SMOTE tehnika abil, et vähemusklassi juhtumid ei kaoks mudeli treenimise ajal. See tehnika loob sünteetilisi näidiseid korduvrikkujate kohta, mis tasakaalustavad andmestikku nii, et mudel õpib korduvrikkujaid paremini ära tundma.¹³⁹ Luues sünteetilisi näidiseid korduvrikkujate kohta vähendab süsteem enamusgrupi kasuks kalduvat ebaõiglust selleks, et prognoosi täpsust tõsta. Samal ajal jääb logistiline regressioon hätta ebaühtlaste andmestikega.¹⁴⁰

Klasterdamise eesmärk on jagada süüdimõistetud loogilisteks alamrühmadeks, ilma et süsteemil oleks eelteadmisi nende ohtlikkusest. Klasterdamise meetodid (K-means, PCA, t-SNE) võimaldavad inimesi jagada rühmadesse peidetud mustrite tuvastamiseks. Kui isiku kohta on liiga palju andmeid (vanus, pikkus, kaal, karistuste arv, elukoht jne), tekib müra ja süsteem ei suuda enam olulist ebaolulisest eristada. PCA säilitab andmestiku olulise varieeruvuse, kuid välistab ebaolulisi üksikasju, mis võiksid prognoosi segada. See muudab mudeli stabiilsemaks ja vähendab juhuslike tegurite mõju riskiskoorile.¹⁴¹ Kattuvad klastrid tähistavad juhtumeid, mis nõuavad põhjalikumat inimkontrolli ja individuaalset hindamist. Klastrite osaline kattuvus PCA ja t-SNE visualisatsioonides peegeldab kriminoloogilist reaalsust – süüdimõistetute profiilid on dünaamilised.¹⁴²

Süvaõppe meetodite areng ja masinõppemudelite üha kasvav keerukus on teravdanud mudelite seletavuse probleemi. Mida keerukamaks muutub süsteem, seda raskem on mõista, kuidas masin oma järeldusteni jõuab. Erinevalt reeglipõhistest süsteemidest, kus seos sisendi ja väljundi vahel on kergesti jälgitav, peetakse sügavaid neurovõrke üldiselt mustadeks kastideks, kuna mudeli ennustamise või otsustamise põhimõtted ei ole jälgitavad. Seletamatuse lahendusena on pakutud seletuslik intellektitehnika (explainable AI, XAI). Lihtsa struktuuriga mudelid on iseseletavad mudelid, mille parameetrid jäävad algusest peale ning kogu mudeli ulatuses seletatavateks. Keerukamate mudelite puhul kasutatakse järeseletavuse meetodeid, mille eesmärgiks ei ole enam mudeli sisemise arhitektuuri või miljonite parameetrite lahtiseletamine, vaid järeseletavuse

¹³⁹ Cavus, M. jt, lk 12.

¹⁴⁰ *Ibid*, lk 6.

¹⁴¹ *Ibid*, lk 14-15.

¹⁴² *Ibid*, lk 17-18.

meetodide abil näidata, kuidas väikesed, individuaalsed muutused sisendtunnustes nihutavad mudeli lõplikku prognoosi.¹⁴³

Seetõttu on RCN-meetodika suunatud seletavuse suurendamise poole. Tänu seletavatele AI instrumentidele on võimalik jälgida, kuidas mudel tehniliselt oma tulemusteni jõuab. SHAP võimaldab välja selgitada uuritava tunnuse olulisust ning kalkuleerida tunnuste arväärtusi. Riskihindamismudel peab pakkuma juhtumipõhiseid selgitusi määrates kindlaks korduvkuritegevuse tegurite kaalu. Näiteks riskihindamismudel näitab, et isik kuulub kõrgeimasse riskirühma, kuna varasemalt toimepandud kuritegude arv on kolm (+0.25 SHAP-punkti), stabiilse eluaseme puudumine (+0.15), samas püsiva töö olemasolu (−0.10) vähendab riski.¹⁴⁴ Tulemuse visualiseerimiseks kasutatakse erinevaid graafikuid. Need näitavad, mis tegurid tõstsid või langetasid riskiskoori. Lisaks visualiseerib diagramm, millised riskitegurid (nt varasemad süüteod) lükkasid skoori kõrge riski suunas ja millised asjaolud (nt stabiilne töökoht) seda tasakaalustasid. See tagab võimaluse kontrollida, kuidas algoritmi poolt antud riskiskoor oli genereeritud.¹⁴⁵ SHAP aitab vähemalt liikuda selle poole, et tagada kinnipeetavale reaalne võimalus talle antud hinnangut vaidlustada või selle põhjendatus küsimärgi alla seada, mis on kooskõlas ausa kohtumenetluse põhimõtetega. Visuaalne tagasiside võimaldab isikul mõista, millised konkreetset riskitegurid mõjutasid tema koondhinnet kõige enam ja millised tegurid toimisid riski vähendavalt. Nüüd, kui kinnipeetav mõistab oma skoori sisu, saab ta esitada sisulisi vastuargumente.¹⁴⁶ On vajalik märkida, et erinevalt OAsys-e instrumendist RCN meetodika ei ole suunatud kriminogeensete vajaduste hindamisele. RCN genereerib riskiskoores, kuid ei paku juhiseid sekkumisteks, mis aitaksid seda riski maandada.

2.2 Tehisintellektipõhiste riskihindamismudelite kasutamise võimalused korduvkuritegevuse prognoosimisel

2.2.1 Kiirus ja inimsubjektiivsuse vähendamine

Järgnevalt käsitleme, mis võimalusi võrreldes traditsiooniliste riskihindamisvahenditega toovad kaasa tehisintellektipõhised instrumendid. Tehisintellektipõhised riskihindamisvahendid on

¹⁴³ Bogdanov, D. jt, lk 24-25.

¹⁴⁴ Cavus, M., lk 2-3.

¹⁴⁵ *Ibid*, lk 3-4.

¹⁴⁶ *Ibid*, lk 5.

suunatud inimliku subjektiivsuse vähendamiseks. Lisaks aitab korralikult disainitud ja kontrollitud riskihindamissüsteem kiirendada otsustusprotsesse.¹⁴⁷ Erinevalt inimestest suudavad tehisintellektipõhised riskihindamisvahendid langetada keerulisi otsuseid märgatavalt kiiremini, võimaldades ühtlasi optimeerida riiklike ressursse.¹⁴⁸ Näiteks Ukraina on astunud märkimisväärsed samme tehisintellekti integreerimiseks oma penitentsiaarsüsteemi, tuginedes riiklikule tehisintellekti arengukontseptsioonile. Nimetatud strateegilise dokumendi kohaselt on tehnoloogia rakendamise keskne eesmärk tõsta avalikku turvalisust süüdimõistetute resotsialiseerimise ja korduvkuritegevuse riski ennetamise kaudu. Selle eesmärgi saavutamiseks loodi 2021. aastal süüdimõistetute ja vahi all peetavate isikute ühtne register. Registri peamiseks ülesandeks on luua andmebaas, mis koondab süüdimõistetute ja kinnipeetavate kohta käivat informatsiooni, mis omakorda võimaldab retsidiivsuse näitajate süsteemset analüüsi. Cassandra on Ukraina vanglasüsteemis kasutatav tehisintellektil põhinev süsteem, mis prognoosib kinnipeetavate korduvkuritegevuse riski. Cassandra töötleb laia spektrit andmeid: kriminaalasja asjaolud, haridus, tööhõive, sõltuvused.¹⁴⁹ Ukraina justiitsminister on rõhutanud vajadust liikuda Cassandra süsteemi edasiarendamisel täieliku automatiseerituse suunas. Cassandra peab hakkama iseseisvalt hindama kõiki asjakohaseid riskifaktoreid. Aga hetkel on raske hinnata Cassandra süsteemi usaldusväärsust, kuna puuduvad uuringud, mis käsitleksid Cassandra teaduslikku valideeritust.¹⁵⁰

Sellisel viisil on näha, kuidas masinõpe kiirendab otsustusprotsesse alates süsteemi loomise etapist. Erinevalt OASys-est masinõppe puhul analüütik ei pea käsitsi tegurite kaalusid määrama ega mahukaid eeluuringuid läbi viima. Selle asemel sisestatakse süsteemi suured andmemassiivid, millest algoritm ise tuvastab seosed ning koostab prognoosimiseks vajaliku reeglistiku. Cassandra instrumendi näitel on näha, kuidas süsteem võib olla automatiseeritud, hankides vajalikud andmed (nt varasem süüdimõistmised, haridus) otse riiklikust registrist. Inimese roll andmesisestajana on

¹⁴⁷ D'Andrea, A., Christian G., lk 49.

¹⁴⁸ Jacobson, J. Algorithmic risk assessment tools in criminal proceedings. An analysis in light of Articles 6 and 14 of the European Convention on Human Rights. Master's thesis. Supervisor: Marcus Grahn. Uppsala University 2022, lk 22-23.

¹⁴⁹ Kolesnikov, A. Artificial intelligence in crime prevention and investigation. – Scientific notes Series Law 2024 Vol 1, lk 293.

¹⁵⁰ Fair Trials. Automating injustice: The use of artificial intelligence & automated decision-making systems in criminal justice in Europe. Crime Prevention and Criminal Justice 2021, lk 25.

siin viidud miinimumini, mis piirab subjektiivsete hinnangute andmist. HART-mudeli puhul sisestab ametnik teatud piiratud hulga vastuseid, aga protsess on siiski kiirem, kui traditsiooniliste meetodite puhul, kuna ametnik ei pea vastama 350-st küsimusest koosnevale mahukale ankeedile nagu OASys-e puhul. See säästab vanglaametnike aega, võimaldades neil keskenduda riskide hindamise asemel nende maandamisele ja sisulisele tööle kinnipeetavaga.

OASys-e puhul võivad kaks erinevat ametnikku sama kinnipeetava puhul jõuda erinevate tulemusteni.¹⁵¹ Kuna OASys-e ankeet koosneb sadadest küsimustest, millele vastamine tugineb ametniku intervjuule ja isiklikule hinnangule, muutub riskiskoor paratamatult sõltuvaks hindaja kogemusest, väsimusastmest või väljaõppest. Masinõppel põhinevad instrumendid liiguvad selle poole, et ametniku roll andmesisestajana oleks minimeeritud.

2.2.2 Tehisintellektipõhiste riskihindamismudeli täpsus

Nagu varem oli käsitletud, asetatakse eelkõige rõhk masinõppe võimele tuvastada mittelineaarseid seoseid ning analüüsida tegurite omavahelisi mõjusid, mida on raske teha tavapärase statistika abil. Tehisintellektipõhised riskihindamisvahendid suudavad analüüsida mahukaid ja struktureerimata andmehulki, tuvastades seoseid, mida inimene ei märkaks. Eeldatakse, et see on oluline prognooside täpsuse tõstmiseks ja seekaudu avaliku turvalisuse suurendamiseks.¹⁵² Praeguste teadusuuringute põhjal on võimatu anda kindlat vastust küsimusele, kas masinõppel põhinevad ennustusmudelid on tegelikult täpsemad, kui klassikalised instrumendid, mis põhinevad statistilistele meetoditele.¹⁵³

Ühe uuringu eesmärgiks oli vaadata, kas masinõppe juurutamine võib tõsta RisCanvi riskihindamisvahendi täpsust. Uuringus võrreldi, kas masinõppel põhinev mudel on täpsem, kui traditsiooniline RisCanvi instrument, mis kujutab endast käsitsi koostatud statistilist valemit.¹⁵⁴

¹⁵¹ Sildala, M. Joobes juhtimise eest süüdimõistetute uue kuriteo riskid kriminaalhooldajate hinnangutes. Magistritöö. Juhendaja Kadi Ilves. Tartu: Tartu Ülikool 2011, lk 36.

¹⁵² Jacobson, J., lk 22-23.

¹⁵³ Oh, G., Song, J., Park, H., Na, C. Evaluation of Random Forest in Crime Prediction: Comparing Three-Layered Random Forest and Logistic Regression. – Deviant Behavior 2022 Vol 43, lk 1-2.

¹⁵⁴ Karimi-Haghighi, M., Castillo, C. Enhancing a Recidivism Prediction Tool With Machine Learning: Effectiveness and Algorithmic Fairness. – Proceedings of the Eighteenth International Conference on Artificial Intelligence and Law 2021, lk 210.

RisCanvi on Hispaanias kasutusel olev riskihindamisvahend, mis hindab 5 kriteeriumit: kas vang võib end vigastada või sooritada enesetapu; rünnata teisi kinnipeetavaid; üldise kuriteo toimepanemise tõenäosust; vägivaldse kuriteo toimepanemise tõenäosust ja hindab, kas kinnipeetav järgib talle määratud kontrollnõudeid.¹⁵⁵ RisCanvi aitab langetada otsuse nii tingimisi ennetähtaegse vabastamise osas, kui ka võimaldab vanglaametnikele hinnata, kas lubada kinnipeetavale minna lühiaegsetele väljasõitudele (teiste sõnadega puhkusele). Erinevad spetsialistid, kelle hulgas on psühholoogid ja sotsiaaltöötajad, intervjuerivad kinnipeetavaid kaks korda aastas ning sisestavad kogutud andmed arvutitarkvarasse, mis kasutab riskiastme määramiseks deterministlikku statistilist mudelit. On huvitav, et ekspertide meeskond kontrollib, kas teiste spetsialistide poolt sisestatud andmed vastavad reeglipõhise süsteemiga määratud riskitasemele. Süsteemiga genereeritud riskihinnang tähistab ohutasemeid: madal, keskmine või kõrge. Süsteem võtab arvesse muutusi kinnipeetava asjaoludes ja käitumises korduva riskihindamise läbiviimise käigus.¹⁵⁶

Kinnipeetava vanglasse saabumisel viiakse esmalt läbi riskihindamine RisCanvi-S abil, mis põhineb ainult kümnel riskiteguril. Info kogumiseks viiakse läbi intervjuud kinnipeetavaga ja analüüsitakse kriminaalasja asjaolusid. Enne andmete sisestamist analüüsib meeskond kogutud tõendeid ning arutab ühiselt läbi ja langetab otsuse iga riskiteguri olemasolu või puudumise kohta. Juhul, kui süsteem viitab kõrgele riskitasemele, rakendatakse kinnipeetava suhtes riskihindamise RisCanvi-C versiooni, mille käigus hinnatakse põhjalikult juba 43 erinevat riskitegurit. RisCanvi sisaldab endas 16 staatilist riskitegurit ja 27 dünaamilist riskitegurit. RisCanvi on sarnaselt OASys-ile laiahaardeline instrument, mis hõlmab 5 suurt valdkonda. Kriminaalse käitumise valdkonnas analüüsitakse isiku kuritegelikkude karjääri ning tema käitumist vangistuse ajal. Biograafiline valdkond keskendub isiku taustale nagu haridus või kohanemisvõime lapsepõlves. Perekondlik valdkond uurib perekondlikke suhteid, sotsiaalset tuge ning kuritegeliku sõpruskonna mõju. Viimasena käsitleb kliiniline valdkond vaimset tervist ja sõltuvusprobleeme.¹⁵⁷ Samas märgivad spetsialistid, et neile ei ole selgitatud algoritmi tööpõhimõtteid ning süsteem ei paku kasutajale

¹⁵⁵ Galdon C. jt. Automating (in) justice? An adversarial audit of RisCanvi. Spain: Eticas Foundation 2024, lk 13-14.

¹⁵⁶ *Ibid*, lk 17-18.

¹⁵⁷ *Ibid*, lk 18-20.

raporti, mis selgitaks, miks just selline ohutase on isikule määratud. Vanglatöötajatel on õigus algoritmiga määratud riskihinnangut käsitsi muuta, aga peavad lisama põhjenduse.¹⁵⁸

Uuringus, mis võrdles masinõppel põhinevat mudelit traditsioonilise RisCanvi instrumendiga, keskenduti RisCanvi-C täisversioonile, hinnates selle võimekust ennustada nii vägivaldset, kui ka üldist korduvkuritegevust kahe aasta jooksul pärast vabanemist. Mudelite treenimiseks kasutati andmestikku kinnipeetavatest, kes läbisid RisCanvi hindamise aastatel 2010–2013. Tulemused näitasid, et kuigi masinõppel põhinevatel mudelitel olid täpsemad tulemused (AUC masinõppe juurutamisel oli 0,76 ja tavalise süsteemi puhul 0,73), oli täpsuse kasv võrreldes traditsioonilise RisCandi instrumendiga väike. Lisaks sellele võib masinõppe süsteemi sisse tuua algoritmilise kallutatuse, nt kinnipeetava päritolu või vanuse tunnuse põhjal. Uurimuses rõhutatakse, et masinõppe korral on vaja rakendada algoritmilise kallutatuse leevendusmeetodeid, mis ei võimalda süsteemil eksida teatud inimrühmade kahjuks sagedamini, kui teiste puhul. See sunnib algoritmi kohandama oma otsustuspiire nii, et vea tekkimise tõenäosus oleks mõlemas grupis võimalikult sarnane. Samas on oluline märkida, et kallutus ei kao täielikult.¹⁵⁹

Hispaanias on kasutusel noorte õigusrikkujate vägivallariskide hindamiseks riskihindamisvahend SAVRY, mis tugineb spetsialistide ekspertiisile, mitte algoritmidele. Uuringud, kus võrreldi SAVRY prognoose masinõppel põhinevate mudelitega, näitasid, et masinõppe juurutamine aitas korduvkuritegevust täpsemalt prognoosida. Aga see täpsuse tõus oli tingitud süsteemi kallutatusega välispäritolu noorte suhtes, kes olid näiteks Magrebi ja Ladina-Ameerika taustaga. Välismaalased, kes tegelikkuses uusi kuritegusid toime ei pannud, liigitati masinõppe poolt peaaegu kaks korda sagedamini ekslikult kõrge riskiastmega rühma, kui Hispaania kodanikud.¹⁶⁰

Riskihindamise mudeli valik ei ole pelgalt tehniline küsimus, vaid strateegiline otsus, mis sõltub andmete kvaliteedist ja sellest, kui võrd prognoosi loogika peab olema selgitatav. Traditsioonilised riskihindamisvahendid, mis põhinevad logistilisel regressioonil väldivad musta kasti probleemi, aga masinõppe aitab tuvastada mittelineaarseid seoseid, mida tavaline statistika ei näe. Juhul, kui

¹⁵⁸ Galdon, C. jt, lk 18.

¹⁵⁹ Karimi-Haghighi, M., Castillo, C., lk 211-213.

¹⁶⁰ Fair Trials. Automating injustice: The use of artificial intelligence & automated decision-making systems in criminal justice in Europe. Crime Prevention and Criminal Justice 2021, lk 26.

analüütik suudab olemasolevatest andmetest olulised riskifaktorid tuvastada ning need mudelisse lisada, ei pruugi masinõppe juuramine prognoosi täpsust märkimisväärselt parandada.¹⁶¹

Riskihindamise kontekstis on oluline rõhutada, et innovatsioon eeldab alati leppimist teatava ebakindlusega. Me ei saa tehnoloogia tegelikku kasu teada enne, kui lubame innovatsiooni juurutada päriselus. Selleks, et saada kasu innovaatilistest algoritmidest, on vaja välja töötada mehhanism, mis lubaks seda innovatsiooni rakendada, aga samal ajal peab olema eksperimenteerimine kontrolli all. HART instrumendi juurutamine oli Durhami politsei eksperiment, millega paratamatult kaasnes ebakindlus instrumendi efektiivsuse, kui ka proportsionaalsuse osas.¹⁶² Samas, kui lähtume sellest, et masinõppel põhinevate riskihindamismudelite potentsiaali avamiseks on vaja neid eksperimentaalselt juurutada, siis peame arvestama, et eksperimenteerimine on aktsepteeritav eelkõige siis, kui tegemist on riskihindamisvahendiga, mis ei mõjuta intensiivselt isiku õigusi. HART-mudeli puhul me käsitlesime varem, et HART-mudeliga tehtavast prognoosist sõltub ainult isiku võimalus osaleda rehabilitatsiooniprogrammis. OASys-e tulemustest sõltub, kas kinnipeetava puhul toetab vangla ennetähtaegset vabastamist või mitte ning kas kinnipeetav paigutatakse avavanglasse või tugevdatud järelevalvega osakonda.

¹⁶¹ Ozkan, T., lk 63-67.

¹⁶² Oswald, M. jt, lk 26-27.

3. TEHISINTELLEKTIPÕHISTE RISIKIHINDAMISMUDELITE KASUTAMISE OHUD

Tehisintellektipõhised riskihindamisvahendid ei suuda lahendada probleemi, mis tuleneb prognoosi üldistatavusest, mida oleme käsitlenud OASys-e puhul. Tehisintellekti põhieesmärk on genereerida riskiskoore, analüüsides suuri andmehulki ja tehes nende põhjal üldistusi, mis aga vastandub vajadusele käsitleda igat kinnipeetavat tema unikaalsetest asjaoludest lähtuvalt.¹⁶³ Tehisintellektipõhised riskihindamisvahendid on loodud eesmärgiga teha üldistusi. Selline lähenemine ohustab individualiseeritud karistuse põhimõtteid, kuna riskihinnang peab arvestama konkreetse inimese spetsiifilisi asjaolusid, aga retsidiivsuse riskihindamise tööriistad annavad prognoose üldpopulatsiooni keskmise korduvkuritegevuse määra alusel, ohustades isiku õigust konkreetse üksikjuhtumi asjaoludele vastavale individualiseeritud karistusele.¹⁶⁴ RCN lähenemise näitel on näha, kuidas proovitakse prognoosi üldistatavuse probleemi leevendada. Näiteks rakendatakse masinõppe klasterdamise meetodeid, mis võimaldavad luua andmete põhjal sadu spetsiifilisi klastreid ehk isikuprofiile. Erinevalt traditsioonilistest meetoditest analüüsib RCN isikuomaduste unikaalseid kombinatsioone ning asetab iga isiku just talle vastavasse, sarnaste muustritega klastrisse. Selline lähenemine võimaldab võrrelda isikut minevikus esinenud juhtumitega, mille profiil ühtib tema omaga kõige täpsemalt.

3.1 Tehisintellektipõhiste riskihindamismudelite kallutatus

Tehisintellekti ja masinõppe puhul on probleemiks eelarvamustega tehisintellektisüsteem sel põhjusel, et süsteemi väljund on täpselt nii kvaliteetne, kui selle treenimiseks kasutatud sisendandmed. See tähendab, et kallutatud andmetega treenitud mudel teeb paratamatult kallutatud prognoose. Masinõppe algoritmid õpivad mineviku andmete põhjal, kuid need andmed võivad kanda endas varasemaid, tänaseks iganenud või ebaõiglaseks tunnistatud praktikaid. Kui süsteem õpib andmetest, mis peegeldab ühiskonna ajaloolist ebavõrdsust või teatud gruppide ebaõiglast kohtlemist, siis algoritm õpib neid mustreid kopeerima. Tulemuseks on tehnoloogia, mis peidab ajaloolised eelarvamused statistika maski taha, muutes need süsteemi osaks. Nt süüdistatava kuriteo uuesti toimepanemise riski hindamiseks kasutatav instrument COMPAS illustreeris

¹⁶³ Cavus, M., lk 4.

¹⁶⁴ D'Andrea, A., Christian G., lk 18.

algoritmilise süsteemi eelarvamuslikkust, kuna mustanahalisi süüdistatavaid hinnati ekslikult kõrge riski kategooriasse kaks korda sagedamini, kui valgenahalisi, aga omakorda valgenahalisi süüdistatavaid klassifitseeriti sagedamini ekslikult madala riski kategooriasse, kuigi selgus, et just nemad panid tulevikus toime uue kuriteo.¹⁶⁵ Märkimisväärne on see, et algoritm tegi kallutatud otsuseid isegi siis, kui rassilist kuuluvust ei olnud COMPAS riskihindamisvahendis riskitegurina kasutatud. HART-instrument analüüsib käitumise riskitegureid ja mõõdab nende omavahelist mõju soo-, vanuse- ja postiindeksiga. Postiindeksi arvessevõtmine võib põhjustada kallutatust, kuna mudel on treenitud ajaloolistel andmetel, mis peegeldavad arestimise andmeid teatud piirkondades. Kasutades riskifaktorina postiindeksit, ei hinda mudeli prognoos isiku individuaalset ohtlikkust, vaid peegeldab piirkondlikku vaesust. Lisaks on vaja arvestada sellega, et AI mudeleid õpetatakse mineviku andmetel, aga need ajaloolised andmed ei pruugi alati õigesti kajastada praegust tegelikkust, kuna ühiskonnas toimuvad muutused. Kui inimene võib otsuse langetajana vahetult kohaneda ja arvestada ühiskonnas toimuvate muutustega, siis tehisintellektipõhiseid instrumente on vaja pidevalt auditeerida ja neid andmeid, millel mudel õpib, värskendada. Kui instrumendi arendajad rõhutavad, et HART-instrumendi puhul aitab postiindeksi arvestamine paremini sihistada rehabilitatsiooniteenuseid Checkpoint-programmi raames, siis ainult süsteemi auditeerimine võib kindlaks määrata, kas postiindeksi arvessevõtmine on süsteemi täpsuse tagamiseks põhjendatud.¹⁶⁶

Kui algoritm on treenitud andmetega, mis pärinevad peamiselt ühest suurest ühiskonnagrupist, siis ei oska see masin teiste gruppide käitumismustreid õigesti tõlgendada. Masin üritab sobitada neid inimesi mudelisse, mis ei ole nende jaoks loodud ja tulemuseks on täiesti väär hinnangu andmine.¹⁶⁷ On küsitav, kas võib kohaldada naiste suhtes instrumenti, mis on välja töötatud ja valideeritud noorte meeste valimi põhjal.¹⁶⁸ Riskihindamisvahendi arendamisel on oluline arvestada soost tulenevate spetsiifikatega. Neutraalsed ja mittekallutatud süsteemid ei tähenda soo ja tausta ignoreerimist. Kui me loome instrumenti, mis kohtleb mehi ja naisi, kui identset massi,

¹⁶⁵ D'Andrea, A., Christian G., lk 21-20.

¹⁶⁶ Oswald, M. jt., lk 12-14.

¹⁶⁷ D'Andrea, A., Christian G., lk 22.

¹⁶⁸ Ugwudike, P. Sentencing and risk assessment algorithms. – De Gruyter Handbook of Digital Criminology 2025, lk 439.

siis me eirame naiste puhul olulisi spetsiifilisusi, mis aitaksid neil õigusrikkumistest hoiduda.¹⁶⁹ Lisaks sisaldavad riskihindamisvahendid sageli kriteeriume, mis peegeldavad isiku sotsiaalmajanduslikku tausta, nagu töötus, madal haridustase või ebakindel elukoht. Selle tulemusel saavad sotsiaalselt eriti haavatavad kinnipeetavad põhjendamatult kõrgeid riskiskoore, mitte oma tegeliku ohtlikkuse, vaid oma raske majandusliku olukorra tõttu. Kuna naised kogevad meestest enam sotsiaalset ja majanduslikku ilmajäetust, näivad naised süsteemi silmis ohtlikumad, kui nad tegelikkuses on.¹⁷⁰ See süvendab probleemi, kus riskiproгноosisid lähtuvad mitte indiviidist enesest, vaid tuginevad populatsioonipõhisele statistikale.¹⁷¹

Mudeli kallutatuse vähendamiseks kasutatakse erinevaid meetodeid enne mudeli õpetamist, õpetamise ajal ja pärast mudeli õpetamist. Enne mudeli õpetamist proovitakse andmeid tasakaalustada, mudeli õpetamise ajal muudetakse algoritme nii, et need ei eelistaks kedagi ning pärast mudeli õpetamist korrigeeritakse mudeli väljundit nii, et lõpptulemused oleks õiglasemad. Tavaliselt kritiseeritakse sellist lähenemist, kus andmete parandusi tehakse vaid ühes etapis isoleeritult. See lähenemine ei pruugi tagada õiglust kogu süsteemi vältel, kuna ühes etapis mudeli kallutatuse vähendavaid meetodeid ei ennusta järgmises faasis kallutatuse ilmnemist. Alternatiivina on pakutud kompleksset ja integreeritud lähenemist, mis rakendab ebaõiglust vähendavaid meetodeid mitmel etapil üheaegselt.¹⁷² Peamiseks väljakutseks mudeli arendajatele on see, et kui muuta mudeleid õiglasemaks ning vähendada kallutatust, siis sellega kaasneb mudeli prognoosivõime ehk täpsuse langus. Me vajame tehisintellekti mudeleid, mis suudavad üheaegselt pakkuda nii kõrget ennustusvõimet kui ka tehniliselt usaldusväärset süsteemi.¹⁷³ Probleemiks tuuakse välja see, et etnilise kuuluvusega mitteamvestamine võib viia ebatäpsete prognoosideni. Kui süsteem eirab sugu või etnilist kuuluvust ja püüab olla neutraalne, siis algoritm tegelikult eksib veel rohkem.¹⁷⁴

¹⁶⁹ Galdon C. jt. lk 11.

¹⁷⁰ Ugwudike, P., lk 439.

¹⁷¹ *Ibid*, lk 438.

¹⁷² Farayola, M. M. jt. A fairness-focused approach to recidivism prediction: implications for accuracy, trust, and equity. – AI & Soc 2025, lk 2.

¹⁷³ *Ibid*, lk 2-3.

¹⁷⁴ Skeem, J., Lowenkamp, C. Using algorithms to address trade-offs inherent in predicting recidivism. – Behav Sci Law 2020 Vol 38, lk 274.

Nagu varem oli käsitletud sõltub riskiproгноoside usaldusväärsus otseselt sisendandmete kvaliteedist. Selleks, et muuta riskihindamise mudelid õiglasemaks ja täpsemaks pakutakse erinevaid tehnoloogilisi lahendusi. Kuna andmed ei ole kunagi neutraalsed peavad tulevikustrateegiad keskenduma andmetes olevatele kallutatuse tuvastamisele ja leevendamisele.¹⁷⁵

3.2 Tehisintellektipõhiste riskihindamismudelite läbipaistvus

Tehisintellektipõhiste riskihindamisvahendite puhul instrumendi tehniline metoodika on kaitstud ärisaladusena ja tihti jääb kohtule, süüdistatavale ja prokuratuurile varjatuks, mis takistab pooltel kontrollida, milliseid faktoreid on hinnangu andmisel arvesse võetud ja milline on nende riskitegurite osakaal lõpptulemuses. Eriti tõuseb küsimus süsteemi läbipaistmatusest, kui süüdimõistetud isik proovib leida teavet ja saada juurdepääsu dokumentidele, et vaidlustada tema õigusi ja vabadusi piiravaid otsusi.¹⁷⁶ Analoogselt OASys-ega, kui instrumendi loogika on salastatud, kaob võimalus teostada sisulist kontrolli süsteemse kallutatuse üle. Lisaks sellele teravneb läbipaistvuse probleem tehisintellektipõhiste riskihindamisvahendite keerukuse ja musta kasti iseloomu tõttu.

HART riskihindamisvahendi üheks suurimaks ohuks on selle ülikeerukus, kuna mudel sisaldab 4,2 miljoni otsustuspunkti. See tähendab, et isegi juhul, kui algoritmi kood on avalikustatud, seisneb probleem selles, et instrumendi tehnilise keerukuse tõttu on isikul ja tema kaitsjal keeruline mõista, miks süsteem just sellise prognoosi andis. Algoritm kujutab endast ülipikka otsustusahelat, kus analüüsitakse miljoneid samme. Inimesele on sellises olukorras väga keeruline põhjus-tagajärg seoseid jälgida. Seega koodi lugemine ei paku sisulist vastust küsimusele, miks selline prognoos tehtud on. Selline süsteem on tehniliselt läbipaistev, kuid inimesele, kellel ei ole teadmisi statistika valdkonnas, on raske selgitada, kuidas masinõppel põhinev instrument funktsioneerib.¹⁷⁷

Seletuslik intellektitehnika on ainult viis selleks, et liikuda läbipaistvama tehisintellekti poole.¹⁷⁸ RCN näitel oleme käsitlenud, kuidas võib rakendada järeleseletavuse meetodeid nagu SHAP, et

¹⁷⁵ Ugwudike, P., lk 441.

¹⁷⁶ D'Andrea, A., Christian G., lk 18.

¹⁷⁷ Oswald, M. jt, lk 12.

¹⁷⁸ Bogdanov, D. jt, lk 24.

visualiseerida, kuidas erinevad riskitegurid mõjutavad lõplikku skoori. Aga siin on oluline rõhutada, et XAI meetodid masinõppes suudavad pakkuda vaid funktsionaalseid selgitusi, avades algoritmi tehnilist loogikat ja näidates, kuidas sisendandmed konkreetse tulemuseni viisid. Aga sellised tehnilised selgitused ei asenda otsuse tegemisel haldusorgani põhjendamiskohustust. Isegi kui XAI suudab näidata prognoosi kujunemise loogikat, ei täida see nõuet, et prognoos on sisuliselt ja õiguslikult põhjendatud vastavalt juhtumi asjaoludele.¹⁷⁹ Kuigi XAI püüab osaliselt lahendada musta kasti probleemi, pakkudes tehnilist selgitust algoritmi toimimise kohta, ei tähenda see veel seda, et süsteem oleks suuteline isikule selgitama, miks on konkreetne otsus tema suhtes sisuliselt õiglane. See tähendab, et otsuse langetamise kontekstis ei piisa arusaamisest, kuidas masin andmeid töötles, kuna isikul on õigus teada, milline on instrumendiga otsuse langetamise loogika ja kas sellele järgnev õiguste riive neis asjaoludes on juriidiliselt ja sotsiaalselt aktsepteeritav.¹⁸⁰

3.3 Tehisintellektipõhiste riskihindamismudelite kasutamise lubatavus tehisintellekti määruse valguses

Järgnevalt analüüsime, kas masinõppel ja sügavõppel põhinevaid riskihindamismudeleid on lubatav kasutada tehisintellekti käsitleva määruse¹⁸¹ valguses. Määrame kindlaks, kas tehisintellektipõhised riskihindamisvahendid on tehisintellektisüsteem tehisintellekti määruse art 3 p 1 mõttes. Tehisintellekti määruse selgituspunkti 12 järgi on vaja eristada tehisintellektisüsteeme lihtsamatest traditsioonilistest tarkvarasüsteemidest, mis sooritavad toiminguid põhinedes määratletud reeglitele. Tehisintellektisüsteem tehisintellekti käsitleva määruse art 3 p 1 mõttes on masinpõhine süsteem, mida iseloomustab osaline või täielik autonoomsus ja kohanemisvõime. Süsteem peab suutma saadud sisendist järeldada, kuidas genereerida väljundeid (nt prognoose või otsuseid), mis mõjutavad füüsilist või virtuaalset keskkonda. Kohanemisvõime viitab siinkohal süsteemi võimele õppida ja kasutamise ajal muutuda, samas, kui autonoomsus tähistab süsteemi suutlikkust toimida ilma inimsekkumiseta mingil määral. Tehisintellekti käsitleva määruse

¹⁷⁹ Waller, M., Waller, P., Yeung, K. Can XAI methods satisfy legal obligations of transparency, reasons giving and legal justification? Report, lk 7-8. Kättesaadav: <https://cispa.de/elsa/2024/ELSA%20%20D3.4%20Short%20Report.pdf> (26.04.2026)

¹⁸⁰ *Ibid*, lk 8-9.

¹⁸¹ 13. juuni 2024. aasta Euroopa Parlamendi ja nõukogu määrus (EL) 2024/1689, millega nähakse ette tehisintellekti käsitlevad ühtlustatud õigusnormid ning muudetakse määruseid (EÜ) nr 300/2008, (EL) nr 167/2013, (EL) nr 168/2013, (EL) 2018/858, (EL) 2018/1139 ja (EL) 2019/2144 ning direktiive 2014/90/EL, (EL) 2016/797 ja (EL) 2020/1828 (tehisintellekti käsitlev määrus). – ELT L.

selgituspunkt 12 määrab kindlaks, et just masinõppemeetodeid iseloomustab järeltuste tegemise võime.

Euroopa Komisjon seletab oma suunistes, et tehisintellektisüsteemi määratluses on vaja eristada süsteemi loomise etappi ning süsteemi kasutamise etappi. Need elemendid, mida me varem oleme käsitlenud ei pea süsteemi mõlema etapi jooksul pidevalt olemas olema. Piisab sellest, kui mõni element ilmneb ainult ühes etapis.¹⁸² Tehisintellektimääruse selgituspunkt 12 viidatud masinõppemeetodidite hulka kuuluvad juhendatud õpe, juhendamata õpe, enesejärelevalve all toimuv õpe ja stiimulõpe. Lisaks on ka süvaõpe ja loogika- ja teadmistepõhised lähenemisviisid järeltuste tegemist võimaldavad tehisintellekti meetodid.¹⁸³ Just neid meetodeid on vaja eristada selgituspunktis 12 märgitud lihtsamatest traditsioonilistest tarkvarasüsteemidest või programmeerimisviisidest, mis kasutavad toimingute automaatseks sooritamiseks üksnes füüsiliste isikute määratletud reegleid. Näiteks tehisintellektisüsteemi määratluse kohaldamisalasse ei kuulu süsteemid, mis töötavad fikseeritud, inimese programmeeritud reeglite alusel. Sellised süsteemid ei kasuta väljundite genereerimiseks tehisintellekti meetodeid, näiteks masinõpet, ning süsteemi elutsükli mis tahes etapis ei toimu „õppimine, arutus või modelleerimine“.¹⁸⁴ Süsteem peab „järeltama, kuidas genereerida väljundeid“, mida tuleb mõista nii, et süsteemi loomise etapis kasutatakse meetodeid, mille käigus süsteem õpib ise tuletama väljundeid masinõppemeetodite abil.¹⁸⁵ Selleks, et määrata, kas tarkvarasüsteem on tehisintellektisüsteem, on vaja teha konkreetse süsteemi arhitektuuri ja funktsioonide analüüs.¹⁸⁶ Aga juba selles etapil võib oletada, et riskihindamisvahendid nagu HART, RCN, Cassandra on tehisintellektisüsteemid tehisintellekti käsitleva määruse art 3 p 1 mõttes, kuna need kasutavad masinõpet vähemalt mudeli loomise etapil, et mudel saaks õppimise käigus tuletada väljundeid ja seejärel oma prognoose teha. Eeldatavasti Eestis kasutusel olev OAsys on käsitletav traditsioonilise tarkvarasüsteemina, mille elutsükli mis tahes etapis ei toimu mudeli õppimist ja ei rakendata masinõpet. Oasys-e töötab inimese

¹⁸² Komisjoni suunised määruses (EL) 2024/1689 (tehisintellektimäärus) kehtestatud tehisintellekti keelatud kasutusviiside kohta (5053), lk 2.

¹⁸³ *Ibid*, lk 6-8.

¹⁸⁴ *Ibid*, lk 8-11.

¹⁸⁵ *Ibid*, lk 5-6.

¹⁸⁶ *Ibid*, lk 13.

programmeeritud reeglite alusel ning erinevalt tehisintellektisüsteemidest ei õpi ise, milline on seos sisendi ja väljundi vahel, et süsteemi kasutamise etapis oma prognoose teha.

Tehisintellekti käsitleva määruse art 5 lg 1 punkt d sätestab, et on keelatud tehisintellektisüsteemide kasutusele võtmine füüsiliste isikute riskihindamiste tegemiseks, et hinnata või prognoosida riski, et füüsiline isik paneb toime kuriteo, tuginedes üksnes füüsilise isiku profiilianalüüsile või tema isikuomaduste ja erijoonte hindamisele. Tehisintellekti käsitleva määruse selgituspunkti 42 tuleks järgi füüsilisi isikuid hinnata nende tegeliku käitumise põhjal vastavalt süütuse presumptsiooniga. Sellest tuleneb, et ilma inimhinnanguta ei tohiks füüsilisi isikuid kunagi hinnata vaid tehisintellekti prognoosil põhineva käitumise alusel, tuginedes üksnes nende profiilianalüüsile, isikuomadustele või erijoontele, nagu rahvus, sünnikoht, elukoht, laste arv, võlatase või automark.

Tehisintellektimääruse artikli 5 lõike 1 punktis d sätestatud keelu kohaldamiseks peavad olema korraga täidetud 3 kumulatiivset tingimust. Esiteks peab tegemist olema tehisintellektisüsteemi turule laskmise ja kasutusele võtmisega just selle konkreetse eesmärgi jaoks või kasutamisega. Teiseks peab süsteem andma hinnangu või prognoosi selle kohta, kas füüsiline isik võib toime panna kuriteo. Kolmandaks peab see hinnang põhinema üksnes isiku profiilianalüüsil või tema isikuomaduste ja erijoonte hindamisel.¹⁸⁷

Teiste isikute käitumise ja tulevaste (veel toime panemata) kuritegude prognoosimiseks tuvastavad tehisintellektisüsteemid varasemates andmetes mustreid ning seostavad näitajaid kuriteo toimumise tõenäosusega, mis võib korrata või isegi tugevdada eelarvamusi. Teiseks probleemiks on välja toodud oht, et tehisintellektisüsteemid võivad jätta tähelepanuta olulised individuaalsed asjaolud, kui need ei ole algoritmides arvesse võetud. Tegemist on riskiga, mis võib tekitada laiemat usalduskriisi õiguskaitseasutuste ja õigussüsteemi suhtes.¹⁸⁸

Tehisintellektimääruse artikli 5 lõike 1 punktis d sätestatud keeld kohaldub ainult siis, kui riskihindamine põhineb üksnes isiku profiilianalüüsil või tema isikuomaduste ja erijoonte hindamisel. Erandiks on olukord, kui tehisintellektisüsteemi kasutatakse inimhinnangu toetamiseks

¹⁸⁷ Komisjoni suunised määruses (EL) 2024/1689 (tehisintellektimäärus) kehtestatud tehisintellekti keelatud kasutusviiside kohta (5052), lk 66-67.

¹⁸⁸ *Ibid*, lk 67.

isiku kuritegelikus tegevuses osalemise puhul, mis juba tugineb sellise tegevusega otseselt seotud objektiivsetele ja kontrollitavatele faktidele.¹⁸⁹

Profiilanalüüs tähendab isikuandmete automatiseeritud töötlemist isiku teatud omaduste (nt majanduslik olukord, tervis, käitumine) hindamiseks või prognoosimiseks isikuandmete kaitse üldmääruse (IKÜM)¹⁹⁰ artikli 4 punkti 4 tähenduses. Rühmaprofiili abil prognoositakse konkreetse isiku retsidiivsusrisiki, tuginedes varasemate süüdimõistetute ajaloolistele andmetele. Nende andmete põhjal koostatud rühmaprofiile rakendatakse hiljem sarnaste omadustega isikute suhtes tulevase käitumise hindamiseks ja ennustamiseks. Isikuomadused ja erijooned on suur kategooria, mis on profiilanalüüsi määratluse alternatiiv.¹⁹¹ Vastavalt teisele alternatiivile kohaldub keeld, kui riskihindamine põhineb üksnes isikuomaduste ja erijoonte hindamisel. Tehisintellektimääruse põhjenduspunktis 42 on toodud illustratiivsete näidetena „rahvus, sünnikoht, elukoht, laste arv, võlatase või automark“. HART instrumendi näitel on näha, et riskihindamisvahendi prognoos põhineb muuhulgas isiku soo, vanuse ja isegi elukoha postiindeksi faktoritel.

Euroopa komisjoni suunistes märgitakse, et võivad tekkida mitmesugused olukorrad, kus tingimus, et riskihindamine peab tuginema „üksnes“ profiilanalüüsile, ei ole täidetud. Näiteks, kui prognoosi tegemisel võetakse arvesse mitmesuguseid muid elemente, milleks on objektiivsed ja kontrollitavad faktid.¹⁹² Tegelikult sõna „üksnes“ viitab manöövri tegemise võimalusele. Keeld ei kohaldu, kui riski prognoosimisel inimesed osalevad aktiivselt korduvkuritegevuse riski hindamisel, intervjuuerides ja hinnates erinevaid asjaolusid, mis on seotud konkreetse inimesega. Vanglaametnik võib alati muuta riskiskoori, mida annab süsteem. Tehisintellekti ei tohi kasutada selleks, et hinnata või ennustada inimese kuritegevuse riski ainult tema isikuomaduste või profiili põhjal, ilma konkreetsete käitumisandmete või juhtumipõhiste tõenditeta, kuid selliste süsteemide kasutamine võib olla lubatud juhul, kui hinnang põhineb asjakohastel ja kontrollitavatel andmetel inimese tegeliku käitumise kohta ning lõplik otsus ei tugine üksnes tehisintellekti väljundile, vaid

¹⁸⁹ Komisjoni suunistes määruses (EL) 2024/1689 (5052), lk 71.

¹⁹⁰ 27. aprilli 2016. aasta Euroopa Parlamendi ja nõukogu määrus (EL) 2016/679, füüsiliste isikute kaitse kohta isikuandmete töötlemisel ja selliste andmete vaba liikumise ning direktiivi 95/46/EÜ kehtetuks tunnistamise kohta (isikuandmete kaitse üldmäärus). – ELT L 119 lk 1–88.

¹⁹¹ Komisjoni suunistes määruses (EL) 2024/1689 (5052), lk 68-69.

¹⁹² *Ibid*, lk 69-70.

hõlmab ka inimlikku kaalutlust. See omakorda võib tähendada probleemi, mis juba tekkis RisCanvi puhul.

Riskihindamisvahendi RisCanvi kasutamise kontekstis on juba juhitud tähelepanu asjaolule, et kinnipeetavatel on äärmiselt raske vangla otsuseid vaidlustada. See tuleneb asjaolust, et RisCanvi instrumenti käsitletakse üksnes abistava vahendina, samas kui lõpliku otsuse langetab ametlikult inimene. Probleem peitub IKÜM art 22 sisalduvas lüngas, mis keelab otsuste tegemist, mis põhinevad üksnes automatiseeritud töötlusel (sh profiilianalüüsil), kuid sõna “üksnes” võimaldab seda keeldu vältida, kui protsessi on kaasatud inimene. Kuna lõplik vastutus lasub inimesel, tekib olukord, kus kinnipeetaval on peaaegu võimatu algoritmi prognoosi sisuliselt vaidlustada, isegi kui see on olnud otsustusprotsessis määrava tähtsusega.¹⁹³

Tehisintellekti käsitleva määruse III lisa punkti 6 alapunkti d järgi tehisintellektisüsteemid, mida kasutatakse, et hinnata füüsilise isiku poolt korduva õigusrikkumise toimepanemise riski mitte üksnes füüsiliste isikute profiilianalüüsi põhjal, on alati suure riskiga tehisintellektisüsteemid tehisintellekti käsitleva määruse artikli 6 lg 2 mõttes ning nad peavad järgima lisanõudeid, mis sisalduvad tehisintellekti käsitleva määruse teises jaos. Eriti tuleb tähelepanu pöörata sellele, et tehisintellekti määruse art 13 p 1 sätestab, et suure riskiga tehisintellektisüsteemide projekteerimisel ja arendamisel peaks olema tagatud nende toimimise piisav läbipaistvus selleks, et juurutajad saaksid tõlgendada süsteemi väljundit ja seda asjakohaselt kasutada. Oleme varem nentunud, et riskihindamisvahendite puhul tähendab musta kasti probleem olukorda, kus süsteemi sisemine loogika on nii keeruline, et isegi arendaja ei suuda ammendavalt selgitada konkreetse väljundi kujunemist. Siinkohal kerkib küsimus, kuidas suudavad seletatava tehisintellekti meetodid, nagu SHAP, täita sätestatud määrukes läbipaistvuse ja selgitatavuse nõudeid.

Tehisintellekti määrusega soovitakse vältida olukorda, kus innovatsioon korduvkuritegevuse prognoosimisel ohustab individualiseeritud karistuse põhimõtteid. Kuna masinõppel põhinevad riskihindamismudelid teevad oma prognoose lähtudes rühmaprofiilidest ja tuginedes varasemate süüdimõistetute ajaloolistele andmetele, piirab määrus selliste süsteemide kasutuselevõttu. Masinõppel põhineva riskihindamismudeli tehtav prognoos on vaid toetav instrument, mis peab

¹⁹³ Fair Trials. Automating injustice: The use of artificial intelligence & automated decision-making systems in criminal justice in Europe. Crime Prevention and Criminal Justice 2021, lk 26.

alluma rangele inimkontrollile ja täitma kõiki suure riskiga süsteemidele esitatavaid täiendavaid nõudeid.

KOKKUVÕTE

Käesoleva töö eesmärgiks oli analüüsida tehisintellektil põhinevate riskihindamismudelite rakendamise võimalust korduva kuriteo toimepanemise tõenäosuse hindamisel ning sellega kaasnevaid võimalusi ja ohte. Eesti kriminaalhoolduses ja vanglateenistuses rakendatud riskihindamisvahend OASys on staatiline ja reeglipõhine süsteem, mille parameetrid ja riskitegurite kaalud on ekspertide poolt käsitsi määratud. OASys-i põhilisteks puudusteks on selle ajamahukus ja inimsubjektiivsus. Süsteemi rakendamine eeldab vanglaametnike põhjalikku väljaõpet kriminogeensete riskide tuvastamiseks. Riskihindamine ja ankeedi täitmine on iseenesest aeganõudev protsess. Lisaks on kriitiliseks kohaks inimsubjektiivsus, kuna ametnikud peavad kinnipeetavate intervjuerimise käigus ise otsustama, kuidas vastuseid tõlgendada ja elektroonilisse ankeeti sisestada. Sellisel viisil võib lõplik riskihinnang sõltuda hindaja individuaalsest vaatest. Lisaks oli OASys välja töötatud uuringutel, mis viidi läbi valgenahaliste meessoost kurjategijate baasil, mis muudab instrumendi kasutamise problemaatiliseks naiste või alaealiste isikute puhul, kuna mudel ei arvesta nende sihtrühmade kuritegevuse eripärasid ega spetsiifilisi vajadusi. Süveneb probleem, et üksikisiku käitumise prognoosimiseks rakendatakse riskiskoori, mis on tuletatud teatud inimeste grupi statistiliste näitajate üldistamisel, mis ohustab individualiseeritud karistuse põhimõtteid, kuna riskihinnang peab arvestama konkreetse inimese spetsiifilisi asjaolusid.

Oleme rõhutanud, et OASys-e ülesehituse ja metoodika salastatus võib olemasolevaid probleeme veelgi süvendada, tekitades laiemas avalikkuses põhjendatud usaldamatust Eesti vanglasüsteemi vastu, kuna Eesti mudeli prototüübiks olnud Inglismaa OASys-e manuaal on täielikult avalik, samas kui Eestis OASys-e valideerimistulemused ei ole avalikud. Olukorras, kus OASys-e loogika ei ole kontrollitav, ei saa kinnipeetav tõhusalt teostada oma kaitseõigust vangistusest ennetähtaegse vabanemise menetluse käigus, kuna isik ei tea täpselt, milliseid asjaolusid peab ta kohtus ümber lükkama. Riskihindamise metoodika varjamine kinnipeetava ja avalikkuse eest eeldab vanglalt kõigepealt kaalumist, mis konkreetsemalt ohustab vangistuse täideviimist. Planeeritava seadusemuudatuse valguses, mis muudab ennetähtaegse vabastamise teatud juhtudel automaatseks, muutub OASys-e roll veelgi kriitilisemaks. Kui vangla või prokuratuur esitab kohtule n-ö hädapidurina ettepaneku kinnipeetava vabastamata jätmise kohta, siis asendub senine

kohtulik kaalutusõigus salajase ja kontrollimatu süsteemiga. Seni on kohtupraktika asunud seisukohale, et meetodika kontrollitavus pole määrav, kuna kohus hindab vangla sisulisi põhjendusi. Automaatse vabastamise süsteemis ei saa kohus olla tõhusaks kontrollmehhanismiks, kuna ta ei suuda tuvastada süsteemis vigu, mille sisu on talle nähtamatu.

OASys-st iseloomustab suutmatus mittelineaarseid seoseid tuvastada. Tehisintellekti areng on aga endaga kaasa toonud kaasaegsed masin- ja sügavõppe meetodid, mis kiirendavad protsessi juba alates süsteemi loomise etapist erinevalt OASys-est, kus analüütikud peavad tegurite kaalud ja kriminogeensed seosed käsitsi määratlema. Masinõppe algoritmid suudavad ise tuvastada mittelineaarseid seoseid ja teguritevahelisi koosmõjusid. See lähenemine võimaldab delegeerida masinale andmete analüüsimist ja reeglistiku tuletamist, mille järgi võib teha prognoose. Lisaks liiguvad masinõppel põhinevad instrumendid suunas, et ametniku rolli andmesisestajana minimeerida. Kui süsteem hangib vajalikke andmeid otse riiklikust registrist või ametnik ei pea enam vastama 350-st küsimusest koosnevale ankeedile, siis see vähendab inimsubjektiivsust ja kiirendab otsustusprotsesse.

Oluline on aga arvestada sellega, et masinõppe juurutamine ei pruugi korduvkuritegevuse prognoosi täpsust märkimisväärselt parandada võrreldes traditsioonilise riskihindamisvahendiga, mis põhineb logistilisel regressioonil, kui analüütik on juba suutnud olemasolevatest andmetest olulised riskifaktorid tuvastada ja traditsioonilisse mudelisse integreerida. Masinõppe juurutamisega nagu igasuguse innovatsiooni puhul peame leppima esialgse ebakindlusega. HART-instrumendi näitel on näha, et masinõppe potentsiaalse mõju väljaselgitamiseks on vaja eksperimentaalselt juurutada masinõppel põhinevaid riskihindamisinstrumente. Samas on oluline rõhutada, et eksperimentaalne juurutamine peab olema range kontrolli all ega tohi intensiivselt riivata isiku põhiõigusi. Siinkohal on määravaks instrumendi iseloom ja sellega kaasnevad tagajärjed. Näiteks HART-mudeliga tehtavast prognoosist sõltub ainult isiku võimalus osaleda rehabilitatsiooniprogrammis, mitte tema vabaduse piiramine.

Samas, masinõppe juurutamisega saavutatud täpsuse tõus võib tulla kõrge hinnaga, kuna eksisteerib reaalne oht, et süsteem õpib andmetest peidetud mustreid, mis viivad teatud rühmade diskrimineerimiseni ja nende eksliku liigitamiseni kõrge riskiastmega gruppi. Lisaks toob masinõppe kasutuselevõtt kaasa süsteemi läbipaistmatuse ehk musta kasti probleemi, kuna mudeli

keerukuse tõttu on raske mõista, kuidas masin oma järeldusteni jõuab. Tehisintellekti määrase valguses on tehisintellektipõhised riskihindamisvahendid alati klassifitseeritud kõrge riskiga süsteemideks, millele kohalduvad ranged lisanõudeid. Sealjuures on oluline rõhutada, et sellised instrumendid on lubatavad üksnes inimest toetava instrumendina, kuna tehisintellektipõhised riskihindamismudelid ei kõrvalda prognooside üldistatavusest tulenevat probleemi, millele oleme tähelepanu juhtinud juba OASys-e analüüsimisel. Ainult tulevik näitab, kas masinõppe kallutatuse leevendamismeetodite tehnikad ja XAI tehnikad suudavad tegelikkuses täita tehisintellekti määrasest tulenevaid ranged nõudeid, mis puudutavad läbipaistvust.

SUMMARY:

The aim of this Master's thesis was to analyse the possibilities of applying AI-driven risk assessment models in predicting the likelihood of reoffending, as well as the associated opportunities and risks. The recidivism risk assessment tool OASys, used in Estonian probation and prison services, is a static and rule-based system in which parameters and risk factor weights are manually determined by experts. The main shortcomings of OASys are its time-consuming nature and human subjectivity. Its implementation requires extensive training of prison officers in identifying criminogenic risks. Risk assessment and completing questionnaires are time-consuming processes in themselves. In addition, human subjectivity is a critical issue, as officers must interpret responses during interviews and enter them into the system, meaning that final risk assessments may depend on the individual evaluator. Furthermore, OASys was developed based on studies conducted on white male offenders, making its use problematic for women and juveniles, as it does not account for the specific characteristics and needs of these groups. This raises concerns regarding the use of generalized statistical risk scores to predict individual behaviour, potentially undermining the principle of individualized sentencing, as risk assessment must consider the specific circumstances of each individual.

Author emphasized that the confidentiality of the structure and methodology of OASys may further exacerbate existing problems, creating justified distrust in the Estonian prison system among the wider public. While the OASys manual from England, which served as a prototype for the Estonian model, is fully public, the validation results of OASys in Estonia are not publicly available. In a situation where the logic of OASys cannot be verified, a prisoner cannot effectively exercise their right of defence in parole proceedings, as the individual does not know exactly which circumstances must be challenged in court. Concealing the risk assessment methodology from prisoner and the public requires the prison system to first consider what specifically threatens the execution of imprisonment. In light of the planned legislative amendment, which makes early release automatic in certain cases, the role of OASys becomes even more critical. If the prison or prosecutor submits a proposal to the court as a so-called emergency brake to deny release, judicial discretion is replaced by a secret and unverifiable system. So far, case law has held that the verifiability of the methodology is not decisive, as the court evaluates the substantive reasoning of

the prison. In an automatic release system, the court cannot act as an effective control mechanism, as it cannot detect errors in a system whose content is not visible to it.

OASys is characterised by an inability to detect non-linear relationships. However, the development of artificial intelligence has brought modern machine learning and deep learning methods, which accelerate the process already from the system development stage, unlike OASys, where analysts must manually define factor weights and criminogenic relationships. Machine learning algorithms are capable of identifying non-linear relationships and interactions between factors. This approach allows the delegation of data analysis and rule derivation to the machine, according to which predictions can be made. In addition, machine learning-based risk assessment instruments are moving towards minimizing the role of the officer as a data inputter. If the system obtains the necessary data directly from national registers or the officer no longer has to complete a questionnaire consisting of 350 questions, this reduces human subjectivity and speeds up decision-making processes.

However, it is important to consider that the implementation of machine learning may not significantly improve the accuracy of recidivism prediction compared to traditional risk assessment tools based on logistic regression, if the analyst has already identified the relevant risk factors from existing data and integrated them into a traditional model. With the implementation of machine learning, as with any innovation, we must accept initial uncertainty. The example of the HART instrument shows that experimental implementation of machine learning-based risk assessment tools is necessary to determine their potential impact. At the same time, it is important to emphasize that experimental implementation must be strictly controlled and must not intensively interfere with fundamental rights. In this context, the nature of the instrument and its consequences are decisive. For example, the prediction made by the HART model only affects a person's opportunity to participate in a rehabilitation program, not the restriction of their liberty.

At the same time, the increase in accuracy achieved through the implementation of machine learning may come at a high cost, as there is a real risk that the system learns hidden patterns in the data that lead to discrimination against certain groups and their incorrect classification into high-risk categories. In addition, the use of machine learning introduces system opacity, i.e. the "black box" problem, as the complexity of the model makes it difficult to understand how the machine

reaches its conclusions. In light of the the Artificial Intelligence Act, AI-based risk assessment tools are always classified as high-risk systems, to which strict additional requirements apply. It is important to emphasize that such instruments are only permissible as tools supporting human decision-making, as AI-based risk assessment models do not eliminate the problem arising from the generalization of predictions, which we have already highlighted in the analysis of OASys. Only the future will show whether bias mitigation techniques and explainable AI methods can in practice meet the strict transparency requirements arising from the Artificial Intelligence Act.

KASUTATUD ALLIKAD

- 1) Alqatawna, A. Utilizing Artificial Intelligence (AI) in Criminal Justice and Policing. Comparative Law Review 2024.
- 2) Andmekaitse Inspeksiooni vaideotsus avaliku teabe asjas nr 2.1.-3/18/3990. Arvutivõrgus:
<https://www.aki.ee/sites/default/files/vaideotsused/2019/Vaideotsus%2031.01.2019%20avaliku%20teabe%20asjas%20nr%202.1.-3-18-3990%20eraisik-Justiitsministeerium.pdf> (12.04.2026)
- 3) Andmekaitse Inspeksiooni vaideotsus avaliku teabe asjas nr 2.1-3/16/692. Arvutivõrgus:
https://www.aki.ee/sites/default/files/vaideotsused/2016/Vaideotsus_25.05.2016_692_Eraisik-TallinnaVangla.pdf (12.04.2026)
- 4) Andmekaitse Inspeksiooni vaideotsus avaliku teabe asjas nr. 2.1-3/16/632. Arvutivõrgus:
https://www.aki.ee/sites/default/files/vaideotsused/2016/Vaideotsus_16.05.2016_632_Eraisik-TartuVangla.pdf (30.01.2026)
- 5) Aro, K., Kirs, K., Viks-Binsol, P., Schultz, A. Perevågivalla toimepanijatele suunatud riskihindamisvahendite võrdlev analüüs - Eesti ja Euroopa praktika. Tallinn: Civitta Eesti AS 2026. Arvutivõrgus:
https://sotsiaalkindlustusamet.ee/sites/default/files/documents/2026-02/Perevagivalla-riskihindamisvahendite-vordlev-analuus_lopparuanne_12022026.pdf (01.02.2026)
- 6) Babuta, A. Behavioural Analytics in Policing. Data-Driven Offender Management: Assessing the Evidence Base, Doctoral thesis. London: University of West London 2023. Arvutivõrgus: <https://repository.uwl.ac.uk/id/eprint/10381/1/Babuta%20-%20Final%20PhD%20Thesis%20%28July%2023%29%20-%20%5BETHOS%20Copy%5D.pdf> (09.04.2026)
- 7) Bogdanov, D., Etti, P., Kamm, L., Ostrak, A., Stomakhin, F., Toomsalu, M., Valdma, S. H., Veldre, A. Tehisintellekti ja masinõppe tehnoloogia riskide ja nende leevendamise võimaluste uuring. Aruanne. – Riigi Infosüsteemi Amet ja Cybernetica

- AS 27.02.2024. Arvutivõrgus: <https://www.ria.ee/sites/default/files/documents/2024-03/Tehisintellekti-masinoppe-tehnoloogia-riskide-uuring-2024.pdf> (11.04.2026)
- 8) Burdziak, K. Can the use of algorithms enhance judicial independence? Reflections in the context of The Hague Declaration – Biuletynu Kryminologicznego 2021 No 28.
- 9) Burdziak, K., Rüütel, E. Prognoza kryminologiczna. Porównanie rozwiązań estońskich i polskich. Lublin: Wydawnictwo Naukowe TYGIEL sp. z o.o. 2022. Arvutivõrgus: <https://bc.wydawnictwo-tygiel.pl/public/assets/717/Prognoza%20kryminologiczna.%20Por%C3%B3wnianie%20rozwi%C4%85za%C5%84%20esto%C5%84skich%20i%20polskich%20-%20open%20access.pdf> (01.02.2026)
- 10) Cavus, M., Benli, M. N., Altuntas, U., Sari, M., Ayan, H., Ugurluoglu, Y. F. Transparent and Bias-Resilient AI Framework for Recidivism Prediction Using Deep Learning and Clustering Techniques in Criminal Justice. Applied Soft Computing 2025.
- 11) Cofone, I; Strandburg, K. J. Strategic Games and Algorithmic Secrecy. McGill Law Journal 2019.
- 12) D'Andrea, A., Christian G. AI and the Assessment of Risk in Bail, Sentencing and Recidivism. Toronto: Law Commission of Ontario 2025. Arvutivõrgus: <https://www.lco-cdo.org/wp-content/uploads/2025/11/LCO-AI-in-Criminal-Justice-Paper-3-AI-and-Risk-Assessment.pdf> (09.04.2026)
- 13) Fair Trials. Automating injustice: The use of artificial intelligence & automated decision-making systems in criminal justice in Europe. Crime Prevention and Criminal Justice 2021. Kättesaadav: https://www.fairtrials.org/app/uploads/2021/11/Automating_Injustice.pdf (26.04.2026)
- 14) Farayola, M. M., Tal, I., Saber, T., Connolly, R., Bendeche, M. A fairness-focused approach to recidivism prediction: implications for accuracy, trust, and equity. AI & Soc 2025.
- 15) Galdon Clavell, G; Mastracci, M., Vizuet, L., Azores, M. Automating (in)justice? An adversarial audit of RisCanvi. Eticas Foundation 2024. Arvutivõrgus:

https://eticasfoundation.org/wp-content/uploads/2024/12/RisCanvi-Audit-Report_FINAL.pdf (09.04.2026)

- 16) Howard, P., Dixon, L. The Construction and Validation of the OASys Violence Predictor: Advancing Violence Risk Assessment in the English and Welsh Correctional Services – Criminal Justice and Behavior 2012 Vol 39 No 3.
- 17) Huq, A. Z. Racial Equity in Algorithmic Criminal Justice. – Duke Law Journal 2019 Vol 68 No 6.
- 18) Jacobson, J. Algorithmic risk assessment tools in criminal proceedings. An analysis in light of Articles 6 and 14 of the European Convention on Human Rights. Master's thesis. Supervisor: Marcus Grahn. Uppsala University 2022.
- 19) Justiits- ja Digiministeerium. Seaduseelnõu. Karistusseadustiku muutmise ja sellest tulenevate teiste seaduste muutmise seadus (muudatused seoses ennetähtaegse vabanemise, kriminaalhoolduse ja oportuuniteediga). Arvutivõrgus: <https://eelnoud.valitsus.ee/main/mount/docList/ad869b22-8e46-4845-9250-38808158cf70#yFq4GWnh> (09.03.2026)
- 20) Karimi-Haghighi, M., Castillo, C. Enhancing a Recidivism Prediction Tool With Machine Learning: Effectiveness and Algorithmic Fairness. – Proceedings of the Eighteenth International Conference on Artificial Intelligence and Law 2021.
- 21) Karistusseadustiku muutmise ja sellest tulenevate teiste seaduste muutmise seaduse (muudatused seoses ennetähtaegse vabanemise, kriminaalhoolduse ja oportuuniteediga) eelnõu seletuskiri.
- 22) Kolesnikov, A. Artificial intelligence in crime prevention and investigation. – Scientific notes Series Law 2024 Vol 1.
- 23) Komisjoni suunised määruses (EL) 2024/1689 (tehisintellektimäärus) kehtestatud tehisintellekti keelatud kasutusviiside kohta (5052).
- 24) Komisjoni suunised määruses (EL) 2024/1689 (tehisintellektimäärus) kehtestatud tehisintellekti keelatud kasutusviiside kohta (5053).
- 25) Liba, P. Korduvkuritegevuse riskide hindamise lähtealused ja praktika Eesti vanglasüsteemis. – Juridica 2011/10.

- 26) Liba, P. Korduvkuritegevuse riskide hindamise meetodid. Sotsiaaltöö, 2011, nr. 3. Arvutivõrgus: https://www.tai.ee/sites/default/files/2021-03/131555212466_sotsiaalto_2011_03.pdf
- 27) Liba, P. Korrektsiooniline sotsiaaltöö: rakenduskõrgkooli õpik. Tallinn: Sisekaitseakadeemia 2017. Arvutivõrgus: https://digiriul.sisekaitse.ee/bitstream/handle/123456789/1964/Korrektsiooniline%20sotsiaalto_WEB.pdf?sequence=1&isAllowed=y (09.04.2026)
- 28) Lind-Liiberg, A. Peresuhete roll naiskinnipeetavate sotsiaalse reintegratsiooni korraldamisel. Magistritöö. Juhendaja: Koidu Saia. Tallinn: Tallinna Ülikool 2015.
- 29) Loide, K. Riskihindamine – tuleviku prognoosimise vahend ja juhtumikorralduse alus. Sotsiaaltöö, 2021, nr. 2. Arvutivõrgus: <https://www.tai.ee/et/sotsiaalto/riskihindamine-tuleviku-prognoosimise-vahend-ja-juhtumikorralduse-alus> (09.04.2026)
- 30) Markina, A. jt. Noorte õigusrikkujate uuring. Lõpparuanne. Tartu: RAKE 2021. Arvutivõrgus: https://skytte.ut.ee/sites/default/files/2022-04/noorte_oigusrikkujate_uuring_lopparuanne_22.10.2021.pdf (09.04.2026)
- 31) Oh, G., Song, J., Park, H., Na, C. Evaluation of Random Forest in Crime Prediction: Comparing Three-Layered Random Forest and Logistic Regression. – Deviant Behavior 2022 Vol 43.
- 32) Õiguskantsleri seisukoht nr 6-3/121181/1402697. Seisukoht vastuolu mittetuvastamise kohta. Kinnipeetava individuaalse täitmiskava koostamise ja rakendamise juhendi põhiseaduspärasus, tubakatoodete kasutamise piiramine. – https://www.oiguskantsler.ee/sites/default/files/2024-11/6iguskantsleri_seisukoht_vastuolu_mittetuvastamise_kohta_kinnipeetava_individuealse_taitmiskava_koostamise_ja_rakendamise_juhendi_pohiseadusparasus_tubakatoode_kasutamise_piiramine.pdf (30.03.2026)
- 33) Oswald, M. jt. Algorithmic risk assessment policing models: lessons from the Durham HART model and ‘Experimental’ proportionality. – Information & Communications Technology Law 2018 Vol 27.

- 34) Ozkan, T. Predicting recidivism through machine learning. The University of Texas at Dallas 2017.
- 35) Pappel, T. Tartu Ringkonnakohtu arvamus karistusseadustiku muutmise ja sellest tulenevate teiste seaduste muutmise seaduse eelnõu kohta. Arvutivõrgus: <https://dokumendiregistrid.karlerss.com/dokumendid/584595/tartu-ringkonnakohtu-arvamus-karistusseadustiku-muutmise-ja-sellest-tulenevate-teiste-seaduste-muutmise-seaduse-eelnou-kohta> (21.12.2025)
- 36) Riives, J. Kriminogeensete riskide hindamise usaldusväärsus ning mõju kinnipeetava karistuse täideviimisele. Magistritöö. Juhendaja: Jaan Ginter. Tartu: Tartu Ülikool 2017.
- 37) Senetskaja, A. Vangla, prokuratuuri ja kohtu arvamusel tingimisi ennetähtaegse vabastamise menetluses. Magistritöö. Juhendaja: Anna Markina. Tallinn: Tartu Ülikool 2018.
- 38) Sildala, M. Joobes juhtimise eest süüdimõistetute uue kuriteo riskid kriminaalhooldajate hinnangutes. Magistritöö. Juhendaja Kadi Ilves. Tartu: Tartu Ülikool 2011.
- 39) Skeem, J., Lowenkamp, C. Using algorithms to address trade-offs inherent in predicting recidivism. – Behavioral Sciences & the Law 2020 Vol 34 No 4.
- 40) Soo, A. Arvamus karistusseadustiku muutmise ja sellest tulenevate teiste seaduste muutmise seaduse eelnõu (muudatused seoses ennetähtaegse vabanemise, kriminaalhoolduse ja oportuuniteediga) kohta. Arvutivõrgus: https://adr-docs.karlerss.com/O2toXcYLjpHPnzUhrnPjUe0xwxKU3tKc/Arvamus_ennetahtaegse_vabastamise_jne_eelnou_kohta.pdf (15.01.2026)
- 41) Tallinna Vangla kodukorra seletuskiri. Arvutivõrgus: <https://vanglateenistus.ee/sites/default/files/documents/2025-10/Tallinna%20Vangla%20kodukorra%20seletuskiri%20al%2006....pdf> (09.04.2026)
- 42) Teder, I. Seisukoht vastuolu mittetuvastamise kohta. Elamisluba tingimisi enne tähtaega vangistusest vabanemise eeldusena. Arvutivõrgus: <https://www.oiguskantsler.ee/sites/default/files/2024->

[11/Giguskantsleri seisukoht vastuolu puudumise kohta elamisluba tingimisi enne tahtaega vangistusest vabanemise eeldusena.pdf](#) (01.02.2026)

- 43) Tollenaar, N., Heijden, P. G. M. Which method predicts recidivism best? A comparison of statistical, machine learning and data mining predictive models. Journal of the Royal Statistical Society 2011.
- 44) Ugwudike, P. Sentencing and risk assessment algorithms. De Gruyter Handbook of Digital Criminology.
- 45) Veem, M., Hirsnik, E. Kompus, T. Mägi, M. Kas siseveendumus või statistiline regressioon? Retsidiivsusriski tõenduspõhine hindamine kriminaalmenetluses. – Juridica 2025/10-11.
- 46) Waldeck, L. How to Predict Recidivism in Young Offenders: Comparing Logistic Regression, Random Forest, and Boosted Classification Trees and Examining Possible Risk Factors. Master's thesis Forensic Psychology 2020. Arvutivõrgus: https://www.justiz.sachsen.de/kd/download/2020_waldeck_how-to-predict-recidivism.pdf (09.04.2026)
- 47) Waller, M., Waller, P., Yeung, K. Can XAI methods satisfy legal obligations of transparency, reasoning and legal justification? Report. Kättesaadav: <https://cispa.de/elsa/2024/ELSA%20%20D3.4%20Short%20Report.pdf> (26.04.2026)
- 48) Wijenayake, S., Graham, T., Christen, P. A Decision Tree Approach to Predicting Recidivism in Domestic Violence.

KASUTATUD ÕIGUSAKTID

- 49) Karistusregistri seadus. – RT I, 05.07.2025, 8.
- 50) Karistusseadustik. – RT I, 22.12.2025, 2.
- 51) Kriminaalmenetluse seadustik. – RT I, 22.12.2025, 3.
- 52) Täitmisplaan. – RT I, 20.12.2025, 18.
- 53) Vangistusseadus. – RT I, 26.06.2025, 20.
- 54) 13. juuni 2024. aasta Euroopa Parlamendi ja nõukogu määrus (EL) 2024/1689, millega nähakse ette tehisintellekti käsitlevad ühtlustatud õigusnormid ning muudetakse määruseid (EÜ) nr 300/2008, (EL) nr 167/2013, (EL) nr 168/2013, (EL) 2018/858,

(EL) 2018/1139 ja (EL) 2019/2144 ning direktiive 2014/90/EL, (EL) 2016/797 ja (EL) 2020/1828 (tehisintellekti käsitlev määrus). – ELT L.

55) 27. aprilli 2016. aasta Euroopa Parlamendi ja nõukogu määrus (EL) 2016/679, füüsiliste isikute kaitse kohta isikuandmete töötlemisel ja selliste andmete vaba liikumise ning direktiivi 95/46/EÜ kehtetuks tunnistamise kohta (isikuandmete kaitse üldmäärus). – ELT L 119

KASUTATUD KOHTUPRAKTIKA

- 56) RKHKm 3-18-111.
- 57) RKHKO 3-3-1-31-12.
- 58) RKKKm nr 1-09-14104.
- 59) RKKKO 3-1-1-18-11.
- 60) RKKKO 3-1-1-40-04.
- 61) RKKm 3-1-1-12-17.
- 62) Tartu RgKm 3-22-454.
- 63) TlnHK 3-21-2309.
- 64) TlnHK 3-25-368.
- 65) TlnHKO 3-12-2712.
- 66) TlnRnKm 3-23-2015.
- 67) TrtHK 3-21-1160.
- 68) TrtHK 3-22-2227.
- 69) TrtHKm 3-24-1636.
- 70) TrtHKO 3-20-2295.
- 71) TrtHKO 3-23-635.
- 72) TrtHKO 3-24-1545.
- 73) TrtRnK 3-20-469.
- 74) TrtRnKm 3-24-2506.
- 75) TrtRnKO 3-16-418.
- 76) Viru MKm 1-21-2470.

KASUTATUD MUUD ALLIKAD

- 77) Freedom of Information Act (FOIA) Request – 250107008. Arvutivõrgus: <https://www.statewatch.org/media/4865/uk-oasys-foi-response-250107008.pdf> (11.04.2026)
- 78) Justiitsministeerium tahab raamatukogust vanglaõpiku eemaldamist. – ERR 21.07.2022. Arvutivõrgus: <https://www.err.ee/1608663277/justiitsministeerium-tahab-raamatukogust-vanglaopiku-eemaldamist> (11.04.2026)
- 79) Lauri, V. Kinnipeetavad võivad tulevikus vabaneda trellide tagant automaatselt. – ERR 07.05.2025. Arvutivõrgus: <https://www.err.ee/1609686728/kinnipeetavad-voivad-tulevikus-vabaneda-trellide-tagant-automaatselt> (21.12.2025)
- 80) Machan, C., Gomes, J., Recuero, G. A. Socio-technical AI and the reform of recidivism prediction. – Justice Trends Magazine 03.04.2026. Arvutivõrgus: <https://justice-trends.press/socio-technical-ai-and-the-reform-of-recidivism-prediction/> (27.04.2026)
- 81) OASys blanket. Arvutivõrgus: <https://www.statewatch.org/media/4866/uk-oasys-foi-blank-template.pdf> (11.04.2026)
- 82) UK: Over 1,300 people profiled daily by Ministry of Justice AI system to ‘predict’ re-offending risk – Statewatch. Arvutivõrgus: https://www.statewatch.org/news/2025/april/uk-over-1-300-people-profiled-daily-by-ministry-of-justice-ai-system-to-predict-re-offending-risk/?utm_source=chatgpt.com (11.04.2026)
- 83) Väino, V. (toim.) Kohtute hinnangul on plaan hakata vange automaatselt vabastama puudulik. – ERR 27.05.2025. Arvutivõrgus: (21.12.2025)

Lihtlitsents lõputöö reprodutseerimiseks ja üldsusele kättesaadavaks tegemiseks

Mina, Anna Pissareva ,
(*autori nimi*)

1. annan Tartu Ülikoolile tasuta loa (lihtlitsentsi) minu loodud teose

Tehisintellektipõhised riskihindamismudelid korduvkuritegevuse prognoosimisel ,
Eesti vanglasüsteemis: võimalused ja ohud
(lõputöö pealkiri)

mille juhendaja(d) on Anna Markina ,
(*juhendaja nimi*)

reprodutseerimiseks eesmärgiga seda säilitada, sealhulgas lisada Tartu Ülikooli digitaalarhiivi kuni autoriõiguse kehtivuse lõppemiseni;

2. annan Tartu Ülikoolile loa teha punktis 1 nimetatud teos üldsusele kättesaadavaks Tartu Ülikooli veebikeskkonna, sealhulgas digitaalarhiivi 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;
3. olen teadlik, et punktides 1 ja 2 nimetatud õigused jäävad alles ka autorile;
4. kinnitan, et lihtlitsentsi andmisega ei riku ma teiste isikute intellektuaalomandi ega isikuandmete kaitse õigusaktidest tulenevaid õigusi.

Anna Pissareva

29.04.2026