Tampereen yliopisto

Jesse Heinonen

VAHVAN TEKOÄLYN KEHITTYMISEN MAHDOLLISUUDET

Informaatioteknologian ja viestinnän tiedekunta
Kandidaattitutkielma
Toukokuu 2020

TIIVISTELMÄ

Jesse Heinonen: Vahvan tekoälyn kehittymisen mahdollisuudet
Kandidaattitutkielma
Tampereen yliopisto
Tietojenkäsittelytieteiden tutkinto-ohjelma
Toukokuu 2020

Tämä tutkielma on kirjallisuuskatsaus, jonka tarkoituksena on selvittää, mitä on vahva tekoäly (engl. Artificial General Intellgience, AGI tai Strong AI), mitkä ovat tämän suurimmat haasteet kehittymisessä ja mahdollisuudet sen toteutumisessa. Vahvaan tekoälyyn on kehitetty useita teoreettisia malleja ja koneoppimisen menetelmiä, joiden avulla tämä voitaisiin saavuttaa. Tutkielmassa perehdytään vahvan tekoälyn ratkaisutapoihin syväoppimisen ja vahvistusoppimisen kautta. Määränpäähän on kuitenkin vielä runsaasti matkaa nykyisen informaation ja teknologian kanssa. Teknologisen toteutuksen lisäksi haasteita luo yleisen älykkyyden ja tietoisuuden määritelmät, joista ei ole vielä saatavavilla standardoituja malleja. Määritelmät yleisestä älykkyydestä vaihtelevat tutkijoiden välillä, mikä takaa ristiriitaa tunnistettaessa vahvaa tekoälyä. Vahvan tekoälyn identiteettinä on, että se kykenee ohjelmoidun täsmäosaamisen sijaan suorittamaan sille annettuja tehtäviä itsenäisesti saatavilla olevan datan avulla. Lisäksi vahva tekoäly kykenee oppimaan uusia asioita aikaisemmasta kokemuksesta sekä soveltamaan jo aikaisempia opittuja tietoja ja taitoja keskenään. Vahva tekoäly on tietoinen omasta ympäristöstään ja osittain myös itsestään.

Tämän tutkielman tuloksena määriteltiin vahvan tekoälyn perusidea ja tarkasteltiin menetelmiä tämän kehittämisen ja toteuttamisen saavuttamisessa. Tutkielmassa todetaan, että vahvistusoppiminen ja syväoppiminen tarjoavat ratkaisuja, jotka voivat auttaa vahvan tekoälyn toteutumisessa tulevaisuudessa. Menetelmät eivät kuitenkaan vielä itsessään pysty tätä toteuttamaan laskennallisen tehon ollessaan liian vaativat nykyiselle teknologialle. Suurimmat haasteet vahvan tekoälyn kehittymisessä ovat koneoppimisen tekniikoiden omien haasteiden lisäksi yleisen älykkyyden toiminnan määrittäminen ja mallintaminen.

Tähän tutkielmaan kerätty aineisto perustuu pääosin tieteellisiin julkaisuihin. Käytetty aineisto on peräisin vuosilta 2005 – 2020. Tutkielman tuloksena havaittiin vahvan tekoälyn kehittymistä vaikeuttavat tekijät. Toteutumisessa haasteina nykyisellä teknologialla ovat tietoisuuteen ja älykkyyteen liittyvien ongelmien ratkaiseminen sekä tietojenkäsittelyn osalta tarvittavan laskennallisen tehon saavuttaminen. Kun tulevaisuudessa näihin haasteisiin löydetään ratkaisut, on vahvan tekoälyn toteutuminen askeleen lähempänä.

Avainsanat: vahva tekoäly, yleinen älykkyys, tietoisuus, vahvistusoppiminen

Tämän julkaisun alkuperäisyys on tarkastettu Turnitin OriginalityCheck –ohjelmalla.

Sisällysluettelo

1 Johdanto ... 1

2 Keskeiset käsitteet ... 2

3 Vahva tekoäly: Taustat, määritelmät ja konseptit suhteutettuna yleisen älykkyyden komponentteihin ... 4

3.1 Turingin koe 4

3.2 Yleinen älykkyys ja varhaiset vahvan tekoälyn konseptit 5

3.3 Tietoisuuden osa-alueet 8

4 Saavutukset ja haasteet monipuolisemman tekoälyn kehityksessä ... 10

4.1 Vahvistusoppiminen 11

4.2 Google DeepMindin tekoälyn kehitys pelien avulla 11

4.3 Vahvan tekoälyn toteutumisen haasteet 13

5 Pohdinta ... 14

6 Yhteenveto ... 15

Lähdeluettelo ... 16

1 Johdanto

Tekoäly on ollut jo pitkään ajatuksia herättävä keskustelu niin yhteiskunnallisten kuin teknologisten asioiden tiimoilta. Se herättää ihmisissä, niin mielenkiintoa kehittyvän teknologian sovellusten kautta, mutta samalla myös kauhukuvia robottien valtaamasta ja tekoälyn tuhoamasta ihmiskunnasta. Jälkimmäinen väite saattaa juurtaa enemmän tai vähemmän negatiivisen maineensa pohjaa tieteistarinoista. Näissä tekoäly esitetään uhkaavana ilmentymänä, jossa se saattaa suorittaa toimintojaan yhteiskuntaa vastaan. Tunnetuimpia uhkakuvia ovat maapallon ympäristön ja elinvarojen tuhoutuminen sekä tekoälyllisen ekonomian mahdollistama massatyöttömyys. Kun tekoäly ohittaa ihmisen älykkyydessä ja toiminnallisuuksissa, on tekoälyllä parempi rooli työmarkkinoilla kuin ihmisellä. Älykkäiden robottien kilpailu valtataistelusta ihmisiä vastaan on myös suosittu tekoälyn uhkakuva viihdemaailmassa, kuten Terminator-elokuvien parissa. (Live Science, 2013)

Tällaisista yleisesti älykkäistä tekoälyn sovelluksista käytetään nimitystä vahva tekoäly. Määrittelyjen mukaan se pystyy toteuttamaan useanlaisia tehtäviä vähintään ihmisen tasoisesti ja laajuisesti. (Ford, 2018) Mikäli keinotekoinen älykkyys on ihmistä tehokkaampi ja kehittyvämpi monelta osalta, voidaan puhua supertekoälystä (Kurzweil, 2015). Vahvasta tekoälystä käytetään myös jokseenkin synonyyminä termiä keinotekoinen yleinen älykkyys. Tässä tutkielmassa keinotekoisesta yleisestä älykkyydestä käytetään termiä vahva tekoäly.

On kuitenkin hyvä ymmärtää, ettei vahvaa tekoälyä ole vielä saatu toteutettua reaalielämässä. Optimistisimmat tekoälyn tutkijat uskovat, että konseptin saavuttaminen on mahdollista tulevien vuosikymmenien aikana. Mielipiteitä herättää myös se, onko vahvan tekoälyn toteutuminen välttämättä edes haluttu tekoälyn suunta ihmiskunnalle. Vahvan tekoälyn eräitä seurauksia saattaisi olla myös hypoteettinen teknologinen singulariteetti, jolloin kyseinen entiteetti on niin älykkäässä pisteessä, ettei ihminen kykene enää hallitsemaan sen toimintoja. (Kurzweil, 2005)

Tutkimusmenetelmänä on kirjallisuuskatsaus ja siihen on etsitty lähteitä Google Scholarin, Andor-tietokantojen, tiedelehtien artikkelien sekä YouTube-videoiden kautta. Osa lähteistä perustui Arxiv-lähteisiin, mutta näiden löydösten osalta tietoa oli saatavilla myös vertaisarvioidussa muodossa. Osa hakujen kautta vastaan tulleista julkaisuista on ollut Springerin kustantamia tieteellisiä julkaisuja. Suurin osa

lähteistä on etsitty tietokannoissa käyttämällä muunnoksia hausta *Artificial, General, Intelligence*, *Artificial, General, Intelligence* AND *consciousness*, *Artificial, General, Intelligence* AND *reinforcement learning,* ja *General Intelligence.* Suuri Osa lähteistä on löydetty myös käyttämällä myös lyhenteitä kuten *AGI*, tai etsitty lisää teoksia mm. aikaisemmissa lähteissä vastaan tulevien kirjailijoiden tai tutkijoiden nimillä.

Tässä kirjallisuuskatsauksessa käydään ensin läpi luvussa 2 esittelyä yleisesti tekoälystä sekä siihen liittyvistä peruselementeistä ja kontekstista, jotka ovat tämän tutkielman pohjalta hyvä ymmärtää. Tämän jälkeen luvussa 3 pohjustamme vahvan tekoälyn konseptin taustoja historian alkuajoilta, sekä avaamme sen määritelmiä suhteutettuna yleiseen älykkyyteen. Luvussa 4 käymme läpi saavutuksia ja haasteita tekoälyn tutkimuksen ja sovellusten osalta niin teorian kuin käytännönkin kautta. Haasteiden osalta tutkielmassa keskitytään pääsääntöisesti teknisen toteuttamisen haasteisiin, jolloin turvallisen vahvan tekoälyn toteuttamisen haasteet on rajattu minimaaliseksi tutkielman osalta. Luvussa 5 on pohdinta, jossa keskustellaan vahvan tekoälyn tilannetta ja mahdollisuutta kehittyä tulevaisuudessa. Lopuksi luvussa 6 on tiivistelmä. Tämän tutkielman kannalta olennainen näkökulma on myös avata, miksi vahvan tekoälyn saavuttaminen yleisenä keinotekoisena älykkyytenä on käytännössä hankalaa tai suorastaan mahdotonta nykypäivän ja lähitulevaisuuden teknologialla. Tutkimuskysymykseni on: Millaiset tekijät tekevät vahvan tekoälyn toteutumisesta haastavan? Jotta tähän voidaan saada vastaus, pitää ensin selvittää mikä on vahva tekoäly käsitteenä ja mitä siihen liittyvät taustat pitävät sisällään.

2 Keskeiset käsitteet

Vahvan tekoälyn maailmaan voidaan syventyä paremmin, kun siihen sidoksissa olevista käsitteistä tuodaan esiin olennaisimmat taustatiedot, jolloin asian ymmärtäminen helpottuu lukijalle. Kappaleessa käydään läpi kapea tekoäly, sekä erilaiset tekoälyn oppimistavat ja menetelmät kuten ohjattu oppiminen, ohjaamaton oppiminen, sekä vahvistusoppiminen tässä järjestyksessä.

Kapea tekoäly (Artificial Narrow Intelligence) on koneälykkyys, joka pystyy suorittamaan tiettyyn toiminnallisuuteenrajattuja tehtäviä. Nykyisissä yhteiskunnan toteutuksissa kaikki toteutettu tekoäly koostuu enimmillään kapean tekoälyn sovelluk-

sista. Voidaankin todeta, että yleiskielessä puhuttu tekoäly on siis aina kapeaa tekoälyä, ellei tätä syystä tai toisesta määritellä erikseen muulla tavalla. Useimmat kapean tekoälyn tehtävät keskittyvät automatisaation ja data-analyysin sovelluksiin eri tieteiden osa-alueiden parissa. Kapean tekoälyn keskiössä on useimmiten erilaiset algoritmit, jotka ohjeistavat tekoälyä toimimaan annettujen tehtävien perustein siihen tarkoitetulla tavalla. Esimerkiksi Applen puheentunnistukseen ja kielen prosessointiin perustuva avustaja Siri, on eräs sovellus kapeaa tekoälyä. Siri tunnistaa ja osaa hakea puheen perusteella sille kutsuttuja pyyntöjä, mutta ei kognitiivisesti ymmärrä näiden asioiden merkityksiä. (Medium, 2018)

Kirjassa *The Singularity is near: When humans transcend biology* Ray Kurzveil (2005) määrittelee kapeaa tekoälyä systeemiksi, joka tietyssä kontekstissa suorittaa sille tarkoitetun älykkään tehtävän. Mikäli tehtävä olisi hiemankin erilainen, edellyttäisi se uudelleenohjelmointia ulkoiselta taholta tekoälyn tietyn tarkoin määritellyn tehtävän kriteerien muuttuessa. Kuitenkin puhuttaessaan luonnollisista älykkäistä systeemeistä kuten ihmisistä, ovat tämän hetken tekoälylliset sovellukset vielä paljolti jäljessä älykkyyden osalta. (Goerzel, 2014)

Ohjattu oppiminen on eräs tapa tekoälyn opettamiselle. Se sisältää huolellisesti jäsennellyn harjoitustiedon toimittamisen, joka on luokiteltu tai merkitty oppimisalgoritmiin. Menetelmää käytetään hyödyksi esimerkiksi kielen kääntämisessä ja radiologisissa systeemeissä mm. lääketieteen parissa. Tämän menetelmän avulla järjestelmä pystyisi esimerkiksi tunnistamaan kissan valokuvatiedostoista, mikäli sille syöttäisi lukuisia kuvia kyseisestä eläimestä. Kun syötetiedostoissa on sekä kuvia merkittynä tunnisteella ”kissa” ja ”ei-kissa”, systeemiä pystyy harjoittamaan niiden mukaisesti. Lopputuloksena systeemi pystyy jatkossa tunnistamaan täysin uuden kuvatiedoston perusteella, onko siinä kissa vai ei. (Ford 2018)

Ohjattu oppiminen on yleisimpiä tekniikoita tekoälyn tuotannon osalta ja sen osuus kattaa mahdollisesti noin 95% käytännön toteutuksista. Yksi ohjatun oppimisen ongelmakohtia on, että se tarvitsee valtavia määriä näytekappaleista koostuvaa merkittyä dataa. Täten isoilla yhtiöillä, kuten Googlella ja Facebookilla on suotuisat olosuhteet tekoälyn kehittämisen kannalta kyseisellä menetelmällä, sillä ne hallitsevat ja ohjaavat erittäin suuria datamääriä. (Ford 2018)

Ohjaamaton oppiminen on puolestaan systeemin oppimista hyödyntäen jäsentelemätöntä dataa, joka saapuu niiden kohtaamista ympäristöistä. Oppimisen tyyliä

voisi verrata ihmisen tapaiseen oppimiseen, sillä ihmisen aivoilla on kyky oppia ympäristöä tarkastelemalla ja olla siihen yhteydessä ohjaamattomasti. Esimerkiksi pienet lapset oppivat puhumaan kieltä kuuntelemalla vanhempia. (Ford, 2018)

Ohjaamaton oppiminen on yksi lupaavimmista tavoista tehdä kehitystä tekoälyn tutkimuksen saralla. Kyseisen menetelmän kautta systeemien oppiminen tapahtuu ilman suurta merkityn harjoitteludatan volyymia, sillä oppiminen tapahtuu itsekseen. Siitä huolimatta ohjaamattoman oppimisen soveltuvuus on yksi vaikeimpia haasteita tämän tutkimusalueen piirissä. Varsinkin futuristi Martin Ford mieltää, että teknologinen läpimurto tehokkaan ohjaamattoman oppimisen menetelmän kanssa saattaisi avata väylän ihmistason tekoälyyn. (Ford, 2018)

3 Vahva tekoäly: Taustat, määritelmät ja konseptit suhteutettuna yleisen älykkyyden komponentteihin

Vahvalla tekoälyllä tarkoitetaan yleisesti älykästä tekoälyä, joka pystyy suorittamaan luonteeltaan erilaisia monimutkaisia tehtäviä useissa ympäristöissä ja pystyy hallitsemaan itseään oman ajattelunsa varjolla. (Pennachin et al., 2007). Vahva tekoäly on siis luonteeltaan paljon kehittyneempi ilmentymä verrattuna kapean tekoälyn toteutuksiin. Kuitenkaan nykyisessä yhteiskunnassa vahvan tekoälyn sovelluksia ei olla vielä pystytty toteuttamaan, mikä onkin yksi suurimpia tavoitteita tiettyjen tekoälyn tutkijoiden osalta. Teknisen toteuttamisen lisäksi vahvan tekoälyn suhteen haasteita tuottaa myös filosofisiin merkityksiin pohjautuvat seikat, kuin tieteellisten kriteerien tarkka ja yhdenmukainen määrittely. Tässä luvussa käsitellään ensin taustoja vahvan tekoälyn alkuajoilta Turingin kokeen parista. Tämän jälkeen siirrytään avaamaan yleistä älykkyyttä sekä siihen suhteutettua vahvan tekoälyn runkorakenteita. Lopuksi avataan älykkyyden kokonaisuuteen kuuluvaa tietoisuuden käsitettä.

3.1 Turingin koe

Vahva tekoäly juurtaa alkunsa 1950-luvulta, jolloin kyseisen konseptin tutkiminen olikin suuremmassa suosiossa. Suosiota ruokki Alan Turingin kehittämä Turingin koe, jossa ihminen ja hypoteettinen Turingin kone keskustelevat keskenään ilman, että keskustelun osapuolista ei voida erottaa konetta ja ihmistä toisistaan (Ford, 2018). Turingin kokeessa pyritään tarkastelemaan sitä, pystyykö kone ajattelemaan.

Alkuasetelmassa kone ja ihminen keskustelevat etäisessä sijainnissa kuulustelijan kera. Ihmisen on syytä olla rehellinen vastauksissaan, mutta koneen sallitaan valehdella ja uskotella kuulustelijalle olevan ihminen. Mikäli testisarjoissa kuulustelija ei pysty todistamaan oikeaa ihmistä testin vaiheissa, voitaisiin ajatella koneen läpäisseen kokeen ajattelukykynsä ansiosta. (Kak, 2006). Turingin koetta on kuitenkin kritisoitu useampaan otteeseen. Argumentteina on mm. testin objektiivisen määrittelyn puutos, sillä kokeessa kuulustelijana toimii ihminen. Lisäksi kokeessa verrataan konetta ihmisten kognitiivisten kykyjen suhteen, mutta tälle ei ole asetettu määritelmiä alemman tason älykkyydelle. (Kak, 2006). Fordin (2018) mukaan Turingin paperi ja vuonna 1956 järjestetty Darmouthin konferenssi olivat kuitenkin perustana tekoälyn tutkimukselle modernien tieteiden alueena, jolloin voitaisiin ajatella vahvan tekoälyn olleen alusta lähtien eräs päätavoitteista tekoälyn tutkimuksen osalla.

3.2 Yleinen älykkyys ja varhaiset vahvan tekoälyn konseptit

Kun määritellään vahvaa tekoälyä, on tiettyjä avainkohtia, jotka useamman tutkijan mukaan pitäisi saavuttaa ennen kuin voidaan todeta, että tekoäly on saavuttanut yleisen älykkyyden. Näitä väitteitä puoltaa mm. Voss (2007) ja Goerzel (2014). Kirjallisuudessa saatetaan mainita toisinaan niin yleinen älykkyys kuin myös ihmistason älykkyys. Ihmistason älykkyydellä kuvataan nimenomaisesti sitä älykkyyttä, johon ihminen kykenee, kun taas yleinen älykkyys kattaa osa-alueita vielä laajemmin. Kyseiset käsitteet voidaan tämän kirjallisuuskatsauksen puolelta luokitella vahvan tekoälyn kriteereihin suhteutettuna samaksi antavan samat pohjavaatimukset vahvan tekoälyn puoltamiselle.

Jotta hahmotetaan paremmin vahvan tekoälyn rakenteen perustaa, on hyvä tietää, mitä siihen verrattava ja sovellettava yleinen älykkyys on. Peter Voss (2007) toteaa, että yleisen älykkyyden komponenttien identifioiminen on avain vahvan tekoälyn mahdolliseen ilmentymiseen. Hän kuvaa yleisen älykkyyden olevan autonomista, tavoitteellista ja mukautuvaa. Tärkeää ei niinkään ole yleisen älykkyyden piirteissä sen suuri tieto ja taito yleisiin soveltuvuusalueisiin, vaan kyky saada ja kehittää näitä kyseisiä taitoja, sekä myöhemmin myös soveltaa näitä erilaisissa alueissa. Goerzel (2014) on myös samoilla linjoilla Vossin (2007) kanssa. Kun ajatellaan yleistä älykkyyttä Goerzelin mukaan reaalimaailman systeemeissä yleinen älykkyys ei jakaudu tasaisesti vaan älykkäillä kohteilla on taipumuksia mm. suoriutua ja oppia

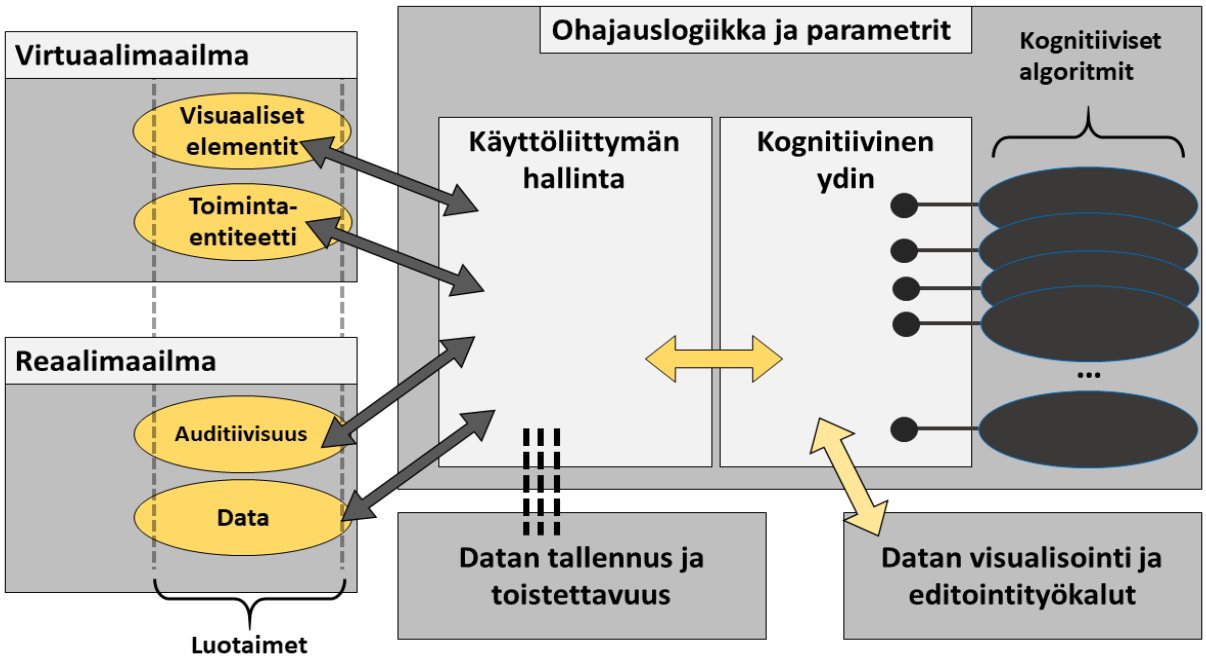
tiettyjä asioita ja tavoitteita kohtaan helpommin kuin toisia. Voidaan myös päätellä, ettei ihmiset saavuta koskaan maksimaalista potentiaalia yleisen älykkyyden rajoissa, vaikka tämä suhteutettaisiin ympäristöihin ja tavoitteisiin, joissa nämä ovat kehityksen saatossa sopeutuneet. (Goerzel, 2014) Täten, mikäli vahva tekoäly saataisiin kehitettyä nykyisten käsitysten mukaisesti, suoriutuisi se todennäköisesti paremmin tehtävistään kuin tehtävään suunnattu biologinen vastine. (Goerzel, 2014)

Vossin (2007) määritelmissä yleisen älykkyyden luonnetta ei hyödyntää pelkästään ihmistasolla vaan jo matalamman eläimen älykkyyden tason kanssa. Vastakkain voidaan asetella esimerkiksi termostaatti tai muu vastaava itsestään joustamattomasti oppimaton sovellus sekä koira, joka pystyy oppimaan erilaisia taitoja, puhumattakaan ihmisestä ja tämän itsensä tiedostavasta oppimisesta.

Voss nostaa esiin kolme kriteeriä yleisen älykkyyden tiedon saamiseksi ennakoivasti erilaisista ja muuttuvista ympäristöistä yleisen älykkyyden suhteen:

1) hankinnat ominaisuuksien saamiseksi maailmasta,
2) johdonmukainen tapa tallentaa tällä tavalla saatuja tietoja,
3) joustavat mekanismit niin staattisessa kuin dynaamisessa merkityksessä.

Näiden saattamana lisäksi kaikkien vahvan tekoälyn käytännön sovellusten on luonnostaan kyettävä käsittelemään ajallista väliaikaista tietoa laajasti, eikä vain aikaulottuvuuden omaavina staattisina kuvioina. (Voss, 2007) Kaikkien tämän toiminnallisuuden taustalla on kuvioiden käsittely. Lisäksi aistiminen ja toiminta perustuvat geneerisiin malleihin, samoin kuin sisäinen kognitiivinen toiminta (Voss 2007). Kun yllä mainittuja ominaisuuksia mallinnetaan, saadaan samalla teoreettinen runkorakenne vahvalle tekoälylle. Rakenne on esitetty seuraavalla sivulla kuvassa 1.

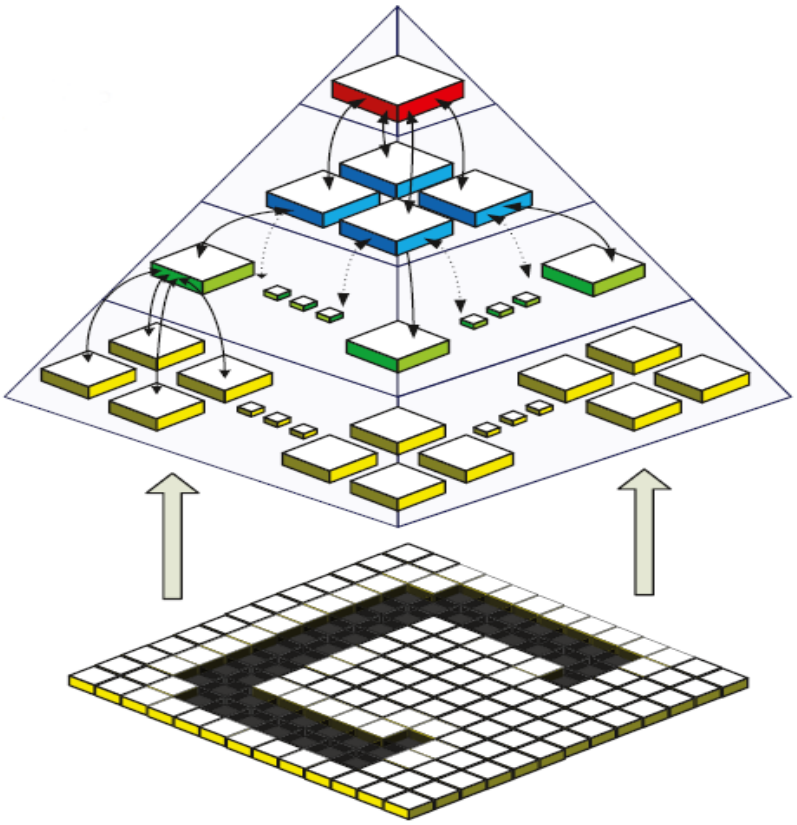


Kuva 1. Mukautuvan vahvan tekoälyn sovelluksen teoreettinen runkorakenne. Kuva perustuu lähteeseen (Voss, 2007)

Paperissa Arel (2012) mainitsee karkean tason älykkyydellä olevan kaksi alatason systeemiä: Havaintokyky ja toimintojen aktivointi havaintojen perusteella. Nämä kaksi yhdessä toimivaa komponenttia luovat pohjaa Arelin vahvan tekoälyn mallille. Ihmisaivojen tiedon esittämisen tehokkuuden ja kestävyyden mukaileminen on ollut eräs keskeisimmistä haasteista tekoälyn tutkimuksessa jo vuosikymmeniä. Ihmisten aivot keräävät joka sekunti huomattavia määriä dataa, josta ne pystyvät keräämään tulevaisuutta varten olennaisimman. Tämän vuoksi vahvan tekoälyn malleissa pitää Arelin (2012) mukaan hyödyntää samaan aikaan spatiaalista, tilaa kuvaavaa dataa sekä samalla huomioida kyseinen data suhteutettuna aikaan ja sen muutoksiin. Arel (2012) esittää paperissaan aika-avaruuden tilan päätelmiin suhteutetun rakenteellisen syväoppimisen mallin. Tämä rakenne jakaa toimintansa kerroksittain mallintaen aivokuoren toimintaa. Kerroksessa toimivia tason osia nimitetään solmuiksi. Jokaisessa solmussa oppiminen on ohjaamatonta. Tässä mallissa jokaisen solmun konkreettisena tehtävänä on oppia esittämään kuvioiden sekvenssit, jotka sille välittyy edeltävän kerroksen solmuilta.

Solmujen alin kerros vastaanottaa raakana datatulona esimerkiksi kuvia ja videoita, ja rakentaa niiden pohjalta jatkuvasti kuvitteellista tilaa hahmottamaan sekvens-

sejä havaitun datan perusteella. Toinen kerros, ja kaikki sen yläpuolella olevat, vastaanottavat tulona solmujen kuvitteellisen tilan vastaavissa alemmissa kerroksissa. Nämä kerrokset pyrkivät myös rakentamaan omat kuvitteelliset tilat, jotka kaappaavat yleiset säännöllisyydet saadessaan syötteen. Kuvassa 2 havainnollistava kuva kyseisestä arkkitehtuurista.



Kuva 2. Syväoppimisen sovellettu arkkitehtuuri, joka mallintaa aivokuoren toimintaa visuaalisen informaation prosessoinnissa. (Arel, 2012)

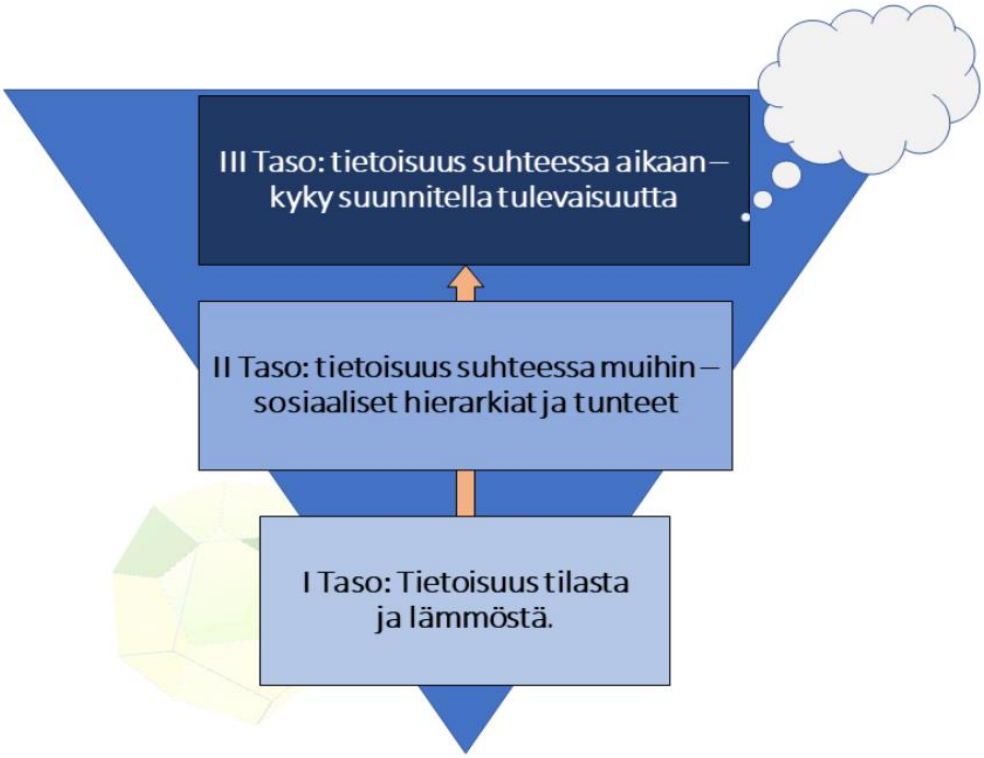
Arelin (2012) kaltaisia syväoppimisen arkkitehtuurin malleja sovelletaan edelleen nimenomaisesti kuvanprosessoinnin käyttötarkoituksissa. Arelin malli perustuu vain osittain saatavilla olevan tiedon tarkasteluun, joka on vahvan tekoälyn jäsentämisessä välttämätön osuus.

3.3 Tietoisuuden osa-alueet

Tietoisuuden arvioiminen ja mittaaminen saattaa olla yksi hankalimmista vaiheista vahvan tekoälyn ominaisuuksia tarkastellessa. Osan vaikeudesta luo yleisesti tieteen saralla tietoisuuden mittaamiseen vaadittavan ns. virallisen asteikon puuttuminen.

Monella tutkijalla eri tieteenalalla on hieman erilaisia metodeja tämän soveltamiseen.

Tässä tutkielmassa tietoisuuden mittaamiseen käytetään yhdysvaltalaisen teoreettisen fysiikan tutkijan Michio Kakun mallia, joka koostuu kolmesta tietoisuuden tasosta. Kakun mallia on haastettu monelta osin, mm. riittävän aivojen rakenteen taustatietojen puuttumisella. Kakun mallissa tietoisuutta mitataan ympäristöön, muihin organismeihin ja aikaan suhteutetulla palautesykleillä. Mitä monipuolisemmat palautesyklit ilmentymällä ovat, sitä korkeammalla tasolla sen tietoisuus mahdollisesti on. Tätä mallia voidaan soveltaa siis niin ihmisiin, eläimiin, kuten myös kasveihin sekä tekoälyn sovelluksiin palautesyklien antamalla tietoisuuden yksiköiden määrällä. (Cosmology Today, 2016). Olennaista tämän mallin kanssa suhteutettuna yleiseen älykkyyteen ja vahvaan tekoälyyn on kyseisen menetelmän mahdollinen sovellettavuus robotteihin ja muihin tulevaisuuden älykkäisiin sovelluksiin. Tasolla 1 kuvattavaan tasoon olennaista on ymmärtämisen oma asema tilaan suhteutettuna. Tasolla 2 mukaan tulee ymmärrys muihin organismeihin, sosiaalisiin hierarkioihin sekä tunteisiin. Lopuksi Tasolla 3 ymmärrys ajan suhteeseen sekä kyky ajatella tulevaisuutta. Ohessa kuva 3 tietoisuuden tasoista Kakun mallin mukaan.



Kuva 3. Kakun tietoisuuden malli. Kuva perustuu lähteeseen (Cosmology Today, 2016)

IEEE Spectrumin (2018) artikkelissa teoreettisen neurotieteen edustaja Jeff Hawkins kertoo omia näkemyksiään koneen tietoisuudesta. Hänen mukaansa tulevaisuudessa älykkäät koneet pystyvät ymmärtämään maailmaa luovilla ihmismäisillä metodeilla. Jotkin koneista ovat itsensä tiedostavia ja pystyvät mahdollisesti kommunikoimaan kielen avulla. Tästä huolimatta Hawkins uskoo, ettei tulevaisuuden koneet ole kuitenkaan pääosin ominaisuuksiltaan ihmisen kaltaisia. Piirteet, kuten tunteet ja fyysinen olomuoto saattavat vaihdella, mikäli niitä on alkuunkaan määritelty koneelle. (IEEE Spectrum, 2018)

Hawkinsin mukaan koneiden tietoisuuden määrittäminen on myös tarkastelunäkökulmasta kiinni. Mikäli ajatellaan nisäkkäiden ja muiden eliöiden olevan tietoisia, niin joidenkin koneiden voidaan ajatella olevan myös tietoisia. Jos tietoisuuden ajatellaan olevan vain ihmiseen kohdistuva piirre, koneet eivät tule olemaan tietoisia. (IEEE Spectrum, 2018) Kun Hawkinsin näkemyksiä koneiden tietoisuudesta verrataan Michio Kakun malliin, voidaan todeta, että tietoisuuden taso kasvaisi koneilla tulevaisuudessa, mutta ne eivät kuitenkaan saavuttaisi ihmisen tason tietoisuutta.

4 Saavutukset ja haasteet monipuolisemman tekoälyn kehityksessä

Turingin kokeen alkuajoilta tekoäly on kehittynyt merkittävästi. Tekoäly on voittanut ammattilaisia erilaisissa peleissä kuten Go ja Pokeri, sekä suoriutunut jopa ihmisiä paremmin älykkyystesteissä (The Merkle News, 2017). Vaikka tekoäly on selkeästi saavuttanut paljon viimeisen 50 vuoden aikana, kehitys on selkeästi siirtynyt uudelle tasolle syväoppimisen ja vahvistusoppimisen hyödyntämisen jälkeen. Seuraavassa luvussa tarkastelemme vahvistusoppimista tekoälyn kehityksessä, sekä kuinka menetelmän kehittyminen heijastuu vahvaan tekoälyyn. Tämän jälkeen käsittelemme Googlen omistaman tekoäly-yhtiö -DeepMindin saavutuksia tekoälyn osalta. Lopuksi tutustutaan haasteisiin, joita vahvan tekoälyn toteutuminen kohtaa. Tämän tutkielman osalta haasteet keskittyvät nimenomaisesti kyseisen käsitteen toteuttamiseen eikä niinkään toteutumisen jälkeisiin seurauksiin. Kappaleen asioita kerrotaan niin teoreettisesta näkökulmasta kuin myös esimerkillisin keinoin.

4.1 Vahvistusoppiminen

Vahvistusoppiminen tarkoittaa oppimista yrityksen ja erehdyksen kautta harjoittelun yhteydessä. Sen sijaan, että algoritmia harjoitettaisiin tarjoamalla oikea merkitty lopputulos, systeemin päästetään etsimään ratkaisua itse. Onnistuessaan algoritmille annetaan eräänlainen palkinto. Kirjassaan *Architects of intelligence* Martin Ford (2018) vertaa palkintomekanismia tempun opettamisessa koiralle. Kun koira osaa istua pyynnöstä ja antaa tassua, sille annetaan palkinnoksi namipala. Näin koira oppii, että tassun antaminen merkitsee palkinnon saamista. Vahvistusoppiminen on ollut erittäin tehokas tapa rakentaa pelejä pelaavia tekoälyjärjestelmiä.

Kuten yleensä menetelmillä on tapana, myös vahvistusoppimisella on oma osansa heikkouksia. Ongelmana on suurien harjoituskierrosten määrä ennen kuin algoritmi saavuttaa onnistumisen. Tämän vuoksi menetelmä onkin käytössä ympäristöissä, joissa tehtäviä voidaan simuloida nopeutettuna tietokoneella. Vahvistusoppimista käytetään hyödyksi mm. itsestään ajavien autojen kehityksen kanssa, jolloin kehitys itsessään tapahtuu simulaatiossa eikä reaalimaailman kaduilla, ennen kuin systeemi on kehittänyt itseään onnistuneesti. (Ford 2018)

Imatar Arel (2012) käsittelee vahvan tekoälyn toteutumista hyödyntämällä vahvistusoppimista ja syväoppimista keskenään. Arel pitää muiden tutkijoiden ohella Tärkeänä vahvan tekoälyn pääpiirteenä kykyä suorittaa tehtäviä hyödyntäen jäsentymätöntä tietoa, jonka vuoksi syväoppiminen on avain vahvaa tekoälyä lähestyttäessä. Vahvistusoppiminen yhdessä syväoppimisen kanssa tarjoaa positiiviset näkymät vahvan tekoälyn kehittämisessä. Arel (2012) huomauttaakin, että teknologian osalta toteutuksen palapelin palat ovat käytännössä jo olemassa.

4.2 Google DeepMindin tekoälyn kehitys pelien avulla

Yhtenäisimpänä käsitteenä tutkijat ovat mieltäneet tekoälyn luonteen oppia uusia asioita ja kehittää sekä soveltaa opittuja taitoja pidemmälle, tapahtui oppiminen sitten reaalimaailmassa tai virtuaalisessa ympäristössä. Tätä puoltaa myös Vossin (2007) mainitsemat tiedon ja taidon hankinnan kriteerit. Googlen omistama tekoälyyhtiö DeepMind kehitti algoritmin, joka oppi pelaamaan 49 erilaista arcade-peliä. Osassa näissä peleissä, tekoäly pystyi saavuttamaan parempia tuloksia kuin ammattilaispelaaja. Kyseinen tekoälyn algoritmin ensimmäinen versio kehitettiin vuonna

2013. Tämä oli ensimmäinen tekoälyn systeemi, joka pystyi minimaalisen alkuinformaation jälkeen oppimaan pelien erilaisia tehtäviä ilman yksityiskohtaisia muunnoksia algoritmiin. (Gibney, 2015)

Vaikka pelimaailman simulaatiot tuovat vain pienen ja rajatun kokonaisuuden opittavia asioita, on tulevaisuus vahvan tekoälyn ominaisuuksien kehittämisen osalta lupaava. Vahvan tekoälyn pääeroavaisuuksiin kapeasta tekoälystä kuuluu ohjaamaton oppiminen ja opitun soveltaminen useissa erilaisissa tehtävissä. Vaikka ympäristö rajoittuukin vain yksinkertaisten pelimaailmojen simulaatioihin, jokaisella pelillä on silti omat säännöt ja erilaiset tehtävät, joista pitää suoriutua eri tavoin mahdollisimman optimaalisesti. (Gibney, 2015)

DeepMindin algoritmin monipuolisuuden taustalla on kyse kahdesta koneoppimisen tyypistä yhdessä: Syväoppimisesta ja vahvistusoppimisesta. Syväoppimisen menetelmien avulla algoritmi pystyy purkamaan ja käsittelemään peleistä saatua jäsentymätöntä tietoa. Vahvistusoppimisen kautta algoritmi pystyy oppimaan palkitsevia ratkaisuja usean yrityksen ja erehdyksen kautta (Gibney, 2015). Menetelmien yhdistäminen palvelee myös Arelin (2012) näkemyksiä vahvan tekoälyn toteutumisesta yhdistellen kyseisiä menetelmiä.

DeepMind jatkaa tutkimustaan tekoälyn tutkimuksen ja älykkyyden ratkaisemisen parissa. Kyseiseen tutkimukseen monimutkaiset pelit ja simulaatiot toimivat edelleen hyvänä laboratoriona uusille kokeille. Viimeisimpänä saavutuksena DeepMind kehitti älykkään itsestään oppivan AlphaStar-algoritmin Starcraft II -reaaliaikaiselle strategiapelille, joka onnistui päihittämään huippupelaajia (Vinyals et al, 2019). Peli soveltuu hyvin kehittyneemmän tekoälyn kehittämiselle, sillä kyseinen maailma tuo paljon haasteita tietojenkäsittelyn kontekstissa. Ympäristössä joutuu tekemään nopeita päätöksiä jopa satojen erilaisten ohjattavien yksiköiden osalta. Käytettävissä oleva informaatio on aina epätäydellistä ja siihen sopeutuminen vaatii erittäin nopeaa reagointia mekaanisesti, kuin myös ajatuksen tasolla. Pelissä ei ole aina selkeää voittostrategiaa, vaan jokaiseen useaan muuttujaan on osattava reagoida kokonaisvaltaisesti. Tämä tekee siitä kapealle tekoälylle huomattavan haasteen. DeepMind toteutti AlphaStarin käyttämällä useita koneoppimisen tekniikoita. AlphaStarin toteuttaminen ei kuitenkaan ollut helppoa ja sen toteuttaminen vaati paljon yrityksiä ja sinnikkyyttä, että se toimisi samalla mahdollisimman ihmismäisesti. (Risi et al, 2020)

4.3 Vahvan tekoälyn toteutumisen haasteet

Vahvan tekoälyn käsite on hyvin abstrakti, jonka vuoksi sen toteutumisessa on tekniikan lisäksi muita haasteita ja ongelmia ratkottavana. Yhdistäen tutkijoiden määritelmiä, vahva tekoäly on algoritmi, joka pystyy suorittamaan useita erilaisia tehtäviä niin virtuaaliympäristössä tai reaalimaailmassa. Toimintaympäristö riippuu pitkälti mallista, jota siihen sovelletaan. Vahvan tekoälyn toteutumisen haasteet tietojenkäsittelyn osalta perustuvat sen toimintatavan menetelmiin. Mikäli vahvan tekoälyn runkona toimii jalostettu versio vahvistusoppimisen ja syväoppimisen menetelmistä, on näiden kyseisten menetelmien ongelmat myös vahvan tekoälyn ongelmia. Tällöin vahvan tekoälyn toteutumisen haaste perustuu käytettävissä olevan datan määrään, siirrettävyyteen sekä laskennalliseen tehoon. Erilaisissa simulaatioissa ja virtuaalisissa ympäristöissä vahvistusoppimisen algoritmit voivat ajaa ja opettaa itseään kohtalaisen tehokkaasti ympäristöjen ollessa kiihdytettävissä. Ympäristöä voidaan nopeuttaa ja ajettava algoritmi voi toteuttaa miljoonia yrityksiä tehtävän opetteluun muutamassa viikossa. Kun tehtävän suoritus ylittää saatavilla olevan koneellisen laskentatehon, koituu laajempien monimutkaisempien tehtävien toteuttamisesta haasteellista.

Eräänä tienä vahvaan tekoälyyn on pidetty ihmisaivojen älykkyyden periaatteita. Kyseisten periaatteiden ymmärtäminen on kuitenkin yksi vaikeimmista ihmisten ratkaistavista haasteista, joten vahvan tekoälyn toteuttaminen tämän avulla luo yhä suuremman haasteen jo vaikealle olemassa olevalle haasteelle. (Huang, 2017)

Goerzel (2014) käsittelee myös vahvan tekoälyn toteuttamista aivojen mallinnuksen ja muiden laskennallisten neurotieteiden osa-alueiden kautta. Goerzel mainitsee aivojen olevan ainoa konkreettinen lähde älykkyydelle, jonka mallintamista ja tutkimusta voitaisiin tulevaisuudessa hyödyntää vahvan tekoälyn saavuttamisessa. Neurotieteiden kiihtyvä kasvu antaa myös toivoa vahvan tekoälyn syntymisen mahdollisuuksille. Tästä huolimatta, Goerzel (2014) kuitenkin on skeptinen neurotieteiden menetelmien puolesta vahvan tekoälyn toteutumisessa. Neurotieteiden alueelta tutkijoilta puuttuu edelleen tarkat määrittelyt aivojen rakenteesta, ja siitä kuinka ne esittävät abstraktia tietoa. Tämän lisäksi aivojen rakenteen mukaan tuottama vahva tekoäly ei välttämättä kuitenkaan olisi kaikista toimivin. Monimutkaisemmat menetelmät, jotka toimivat aivoissa eli niin sanotussa biologisessa laitteistossa eivät välttämättä toimi yhtä tehokkaasti perinteisissä nykyteknologian ohjelmistoissa. Mikäli

laskennalliset järjestelmät saavuttavat paremman tehon, olisi tällä mahdollisesti paremmat mahdollisuudet toteuttaa vahvan tekoälyn algoritmia sille soveltuvampaan laitteistoon.

Toinen näkökulma toteutumisen haasteeseen on informaation puute ja määritelmien ristiriidat suhteessa tekoälyn kriteereihin. Vahvan tekoälyn ollessa yleisesti älykäs, vaaditaan sen toimivan riittävän hyvin älykkyyden eri osa-alueilla. Ongelmia tuottaa se, ettei tieteellä ole standardoitua mallia kaikista älykkyyden osa-alueista varsinkaan, kun sen suhteuttaa vahvan tekoälyn vaatimuksiin. Voss (2007) jakaa älykkyyden piirteitä karkeasti kolmeen osaan, kun taas Goerzel (2014) jakaa ne kahdeksaan.

Tämä keskustelu johtaa myös ongelmaan, jossa vahvan tekoälyn ja ihmistason tekoälyn ristiriitoihin. Vahva tekoäly on itsessään erittäin abstrakti käsite, eikä se ole täydellisesti verrattavissa ihmisen kaltaiseen älykkyyteen. Ihmistason tekoäly puolestaan on paljon konkreettisempi, sillä tämän toteutumiselle voidaan määrätä selkeästi kriteereiksi toimia samalla tavalla kuin ihminen. (Goerzel, 2014) Tämänlaiselta ilmentymältä voitaisiin vaatia paljon suurempaa itsensä tiedostamista niin filosofisesti kuin psykologisestikin.

5 Pohdinta

Vahvaa tekoälyä määriteltäessä ei ole yllätys, että tieteen saralla aiheessa esiintyy ristiriitoja monen eri alan ollessa yhteydessä kyseiseen käsitteeseen. Vahvan tekoälyn ongelmat eivät rajoitu niinkään vain teknisen ohjelmistoalan ongelmien osalle vaan määritelmien yhtenäisyys lisää myös konflikteja tutkijoiden teorioissa. Tutkielmassa esiin tuotu Michio Kakun määritelmä tietoisuudesta ei ole täysin aukoton, mutta se soveltuu perusasetelmien määrittämiseen mahdollisimman monelle vertauskohteelle. Tällä hetkellä kehittyneimmät tekoälyn sovellukset ovat Kakun tietoisuuden mallin mukaan tasolla 1, sillä osa niistä pystyy tiedostamaan oman aseman tilan suhteen kuten robotit ja älykkäät autot. (Cosmology today, 2016)

Tekoälyn tutkimus on kasvanut merkittävästi viimeisen 20 vuoden aikana ja moniin projekteihin ja koulutuksiin alueen saralta on panostettu myös taloudellisesti. Siitä huolimatta vahvan tekoälyn toteutus on vielä huomattavan kaukana, sillä nykyiset saavutukset ovat perustuneet kohtalaisen pieneen ympäristöön: Peliin, simulaatioon tai vastaavaan. Näissä ympäristöissä tulevat vastaan kohtalaisen selkeät ja

yksinkertaiset säännöt suhteutettuna reaalimaailman yleisiin toimintoihin. Vahvan tekoälyn ominaispiirteitä tavoittelevat ohjelmistot ja järjestelmät ovat suorittaneet niille annettuja tehtäviä vain osittaisen ohjaamattoman oppimisen kautta. Virtuaalimaailman simulaatioissa ajettavat vahvistusoppimiseen perustuvat algoritmit pystyvät toteuttamaan monimutkaisiakin prosesseja oikeilla menetelmillä. Datan ja vaadittavan suoritusmenetelmän kasvun jälkeen laskennallinen teho koituu kuitenkin ongelmaksi. Vahvan tekoälyn implementaatio on vielä kaukana, mutta samaan aikaan se lymyää jo nurkan takana. Kun menetelmät älykkyyden ratkaisemisesta ja tiedon siirtämisestä kehittyvät, vahvan tekoälyn toteutumisen mahdollisuudet kasvavat.

Teknisten haasteiden ja mahdollisen vahvan tekoälyn toteutumisen jälkeen uusia haasteita tuo esille erityisesti eettiset ja juridiset aspektit. Mikäli vahva tekoäly saavuttaa yleisen ongelmanratkaisun ja tietoisuuden lisäksi humanoidin rakenteen, olisiko vahva tekoäly edelleen sen kehittäjän omistuksessa vai olisiko sillä myös omia velvoitteita? Tämän tutkielman alussa mainitsin erityisesti tieteistarinallisista uhkakuvista, joissa esimerkiksi vahva tekoäly kehittyy ihmistä kyvykkäämmäksi elämänmuodoksi saavuttaen lopulta teknologisen singulariteetin. Jälkimmäisen konseptin toteutuminen on hyvin kiistanalainen, eikä mahdollisen supertekoälyn toteutumisen seuraukset ole tutkielman päätavoitteena. Kyseinen tapahtuma on kuitenkin mahdollinen seuraus, joka vahvan tekoälyn ilmentyessä ja kehittyessä saattaisi tulla vastaan yhteiskunnalle. Tämän vuoksi yksi vahvan tekoälyn haasteista on myös kehittää siitä mahdollisimman turvallinen.

6 Yhteenveto

Tässä tutkielmassa käsiteltiin vahvaa tekoälyä ja sen kehittymisen mahdollisuuksia teknisen toteutumisen suhteen. Tarkastelin vahvan tekoälyn taustoja ja nykyistä tilannetta, johon liittyi vahvan tekoälyn kriteerien ja käsitteiden määrittelyä. Nykyisen teknologian puolesta käy ilmi, että suurin osa vahvan tekoälyn ominaisuuksia ja sen rakenteiden osia ratkaisevat menetelmät perustuvat tällä hetkellä syväoppimiseen ja vahvistusoppimiseen. Suurimmat haasteet vahvan tekoälyn kehittymisessä ovat koneoppimisen tekniikoiden omien haasteiden lisäksi yleisen älykkyyden toiminnan määrittäminen ja mallintaminen. Mikäli näistä haasteista päästään eteenpäin, on

vahvan tekoälyn toteutumisen mahdollisuudet taas askelta lähempänä, kunnes mahdollisia uusia haasteita ilmentyy vastaan.

Lähdeluettelo

Arel, I. (2012). Deep Reinforcement Learning as Foundation for Artificial General Intelligence. In: Wang P., Goertzel B. (eds) Theoretical Foundations of Artificial General Intelligence. Atlantis Thinking Machines, vol 4. Atlantis Press, Paris https://doi.org/10.2991/978-94-91216-62-6_6

Cosmology Today (2016). What is Consciousness? - Three Stages of Consciousness | Michio Kaku. Video, julkaistu Cosmology Today 3.3.2016. https://www.youtube.com/watch?v=iONlo9WcKgQ

Ford, M. (2018). *Architects of Intelligence: The truth about AI from the people building it*. Packt Publishing Ltd, 2018. ISBN: 9781789131512

Ghose, T. (2013). Super-Intelligent Machines: 7 Robotic Futures. *Live Science.* https://www.livescience.com/29376-rise-of-super-intelligent-robots.html

Gibney, E. (2015). DeepMind algorithm beats people in classic video games. Nature 518, 465–466. doi:10.1038/518465a

Goerzel, B. (2014). Artificial General Intelligence: Concept, State of the art and future prospects. Journal of Artificial General Intelligence 5(1), 1-48. https://doi.org/10.2478/jagi-2014-0001

Huang, T. (2017). Imitating the brain with neurocomputer a "new" way towards artificial general intelligence. *Int. J. Autom. Comput.* **14,** 520–531. https://doi-org.libproxy.tuni.fi/10.1007/s11633-017-1082-y

IEEE Spectrum (2008). Tech Luminaries Address Singularity. IEEE Spectrum: Technology, Engineering and Science News. https://spectrum.ieee.org/computing/hardware/tech-luminaries-address-singularity

Jalal, T.D. (2018). Distinguishing between Narrow AI, General AI and Super AI. *Medium*. https://medium.com/@tjajal/distinguishing-between-narrow-ai-general-ai-and-super-ai-a4bc44172e22

Kak, Subhash C. (2006). Can We Define Levels Of Artificial Intelligence? Department of Electrical & Computer Engineering JOURNAL OF INTELLIGENT SYSTEMS, vol. 6, pp. 133-144. http://www.ece.lsu.edu/kak/ai.pdf

Kurzweil, R. (2005). *The singularity is near: When humans transcend biology*, Penguin, ISBN: 1101218886, 9781101218884

Memoria, F. (2017). 6 Amazing AI Achievements that Will Blow Your Mind. *The Merkle News.*
https://themerkle.com/6-amazing-ai-achievements-that-will-blow-your-mind/

Pennachin, C. & Goerzel, B. (2007). Contemporary Approaches to Artificial General Intelligence. AGIRI – Artificial General Intelligence Research Institute, 1-30. https://doi.org/10.1007/978-3-540-68677-4

Rise, S. & Preuss, M. (2020). Behind DeepMind's Alpha Star AI that Reached Grandmaster Level in StarCraft II. Künstl Intel **34,** 85–86. https://doi-org.libproxy.tuni.fi/10.1007/s13218-020-00642-1

Vinyals, O., Babuschkin, I., Czarnecki, W.M., Mathieu, M., Dudzik, A., Chung, J., Choi, D.H., Powell, R., Ewalds, T., Georgiev, P., Oh, J., Horgan, D., Kroiss, M., Danihelka, I., Huang, A., Sifre, L., Cai, T., Agapiou, J.P., Jaderberg, M., Vezhnevets, A.S., Leblond, R. Pohlen, T., Dalibard, V., Budden, D., Sulsky, Y., Molloy, J., Paine, T.L., Gulchere, C., Wang, Z., Pfaff, T., Wu, Y., Ring, R., Yogotama, D., Wünsch, D., McKinney, K., Smith, O., Schaul, T., Lillicarp, T., Kavukcuoglu, K., Hassabis, D., Apps, C. & Silver, D. (2019). Grandmaster level in StarCraft II using multi-agent reinforcement learning. *Nature* **575,** 350–354. https://doi.org/10.1038/s41586-019-1724-z

Voss, P. (2007). Essentials of General Intelligence: The Direct Path to Artificial General Intelligence. In: Goertzel B., Pennachin C. (eds) Artificial General Intelligence. Cognitive Technologies. Springer, Berlin, Heidelberg 131-157. https://doi.org/10.1007/978-3-540-68677-4_4