



Tekoäly, koneoppiminen ja teknologinen murros: Kohti datatoimijuutta ja tulevaisuuden design-taitoja

Henriikka Vartiainen¹, Matti Tedre², Ilkka Jormanainen², Juho Kahila¹, Teemu Valtonen¹ ja
Tapani Toivonen²

¹ Filosofinen tiedekunta, Itä-Suomen yliopisto

² Luonnontieteiden ja metsätieteiden tiedekunta, Itä-Suomen yliopisto



Tekoälyn ja erityisesti uudet koneoppimisen tekniikat ovat teknologisen murroksen keskeisiä ajureita. Tänä päivänä koneoppiminen on myös yhä enemmän sulautumassa osaksi kehollista ja materiaalista maailmaa sekä vuorovaikutusta. Antureiden, verkkoyhteyksien ja tietokoneohjelmistojen kautta rakennukset, esineet ja tekstiilit ovat muuttumassa älykkäiden esineiden ja toimintojen verkostoiksi. Virtuaalisen, materiaalsen ja keuhollisuuden uudenlainen kohtaaminen tarjoaa myös ennennäkemättömiä mahdollisuuksia sekä haasteita koneoppimisen sekä datalähtöisen suunnittelun ja innovoinnin tukemiseen kouluopetuksessa. Tämän artikkelin tavoitteena on rakentaa näkökulmia datatoimijuuteen sekä datalähtöiseen design-ajatteluun koneoppimisen muovaamassa maailmassa. Artikkelii esittelee digitaalisen, materiaalsen sekä keuhollisuuden uudenlaisia mahdollisuuksia sekä riskejä, joka tuo koneoppimisen ajamaan murrokseen liittyviä näkökulmia osaksi käsityön ja teknologiakasvatuksen tulevaisuudesta käytävää tieteellistä ja julkista keskustelua.

Tekoäly, koneoppiminen, datalähtöinen suunnittelu, teknologiakasvatus, tulevaisuuden taidot

Lähetetty: 15.3.2020

Hyväksytty: 25.3.2021

Vastuukirjoittaja: henriikka.vartiainen@uef.fi

DOI: 10.23988/ad.90776

Johdanto

Tekoäly ja koneoppiminen ovat tulleet osaksi jokapäiväistä keskustelua sekä elämäämme, sillä sen vaikutukset ovat monia viimeaikaisia teknologian murroksia laaja-alaisempia ja syvällisempiä. Ensinnäkin koneoppimisen sekä sen ajaman automaation katsotaan ulottuvan yhä useammille toimialoille. Automaatio ja robotit ovat jo korvanneet monia fyysisiä työtehtäviä, mutta syväoppimisen (engl. *deep learning*) ja vahvistusoppimisen (engl. *reinforcement learning*) myötä tekoälyn työtä syrjäyttävä vaikutus ulottuu entistä enemmän myös tietotyön aloille (Brynjolfsson & McAfee, 2014). Laskentatehon ja koneoppimisalgoritmien kehittymisen myötä organisaatioiden toiminta ja yritysten ansaintalogiikka perustuvat yhä suuremmassa määrin datavirtojen ymmärtämiseen ja hallintaan perustuvalla suunnittelulla sekä innovoinnilla. Koneoppimisen hyödyntäminen uudenlaisten ideoiden, tuotteiden ja palveluiden kehittämisessä nähdäänkin keskeisenä tekijänä tulevaisuuden osaamisen sekä design-taitojen kehittämisessä (Denning & Tedre, 2019).

Toisekseen koneoppimisen ja datavirtojen ymmärtämiselle on entistä enemmän kysyntää yhteiskunnassa, jossa datan määrä on jo vuosia kasvanut eksponentiaalisesti. Koneoppimisen teknologiat ovat jo nyt merkittävällä tavalla läsnä jokaisen arjessa. Esimerkiksi sosiaalisen median palvelut, hakukoneet ja kaupat keräävät runsaasti tietoa käyttäjiensä jokapäiväisestä valinnoista, kulutustottumuksista sekä mielipiteistä (Valtonen, Tedre, Mäkitalo & Vartiainen, 2019). Tänä päivänä koneoppiminen on myös enemmän määrin sulautumassa myös osaksi materiaalista maailmaa ja vuorovaikutusta (Vartiainen, Tedre, Salonen & Valtonen, 2020). Esineiden internetin on ennakoitu olevan teknologisen kehityksen seuraava murros, jolla kirjaimellisesti tarkoitetaan ”asioita” jotka ovat yhteydessä internetiin sekä toisiinsa (Greengard, 2015). Antureiden, verkkoyhteyden ja tietokoneohjelmistojen kautta rakennukset, esineet ja tekstiilit ovat muuttuvassa älykkäiden esineiden ja toimintojen verkostoiksi. Sen myötä tuleamme asumaan älykodeissa, käymme ostoksilla älykaupoissa sekä liikumme älykaupungissa, jossa materiaallinen, kehollinen ja virtuaalinen maailma ovat sulautuneet toisiinsa.

Kansainvälisessä keskustelussa onkin siirrytty puhumaan data-yhteiskunnasta, jolle ominaista on kaikkialla läsnä oleva datankeruu ja kerätyn datan käsitteleminen koneoppimisen keinoin (Hintz & Wahl-Jorgensen, 2019). Puhutaan myös uudeltaisesta digitaalisesta kuilusta eli jakolinjasta niihin, jotka keräävät ja hyödyntävät dataa sekä niihin, jotka sitä luovuttavat. Tämä voi johtaa etenevässä määrin datan, teknologian ja osaamisen keskittymiseen harvojen käsiin ja sitä kautta myös merkittäviin riskeihin vallan ja varallisuuden epätasaisesta jakautumisesta uudella tavalla (Zuboff, 2015). Laajemmin ajateltuna tekoälyn murroksessa ei ole kyse yhden teknologian soveltamisesta vaan vaikutusten heijastumisesta kaikille keskeisille elämänalueille terveydenhuollosta aina asumiseen, liikkumiseen, vapaa-aikaan sekä työllisyyteen. Teknologiseen murrokseen sekä datayhteiskunnan kehitykseen liittyy olennaisesti myös koulutus- ja oppimistarpeiden muuttuminen. Maailmassa, jossa datasta on tullut

kaupankäynnin, kontrollin ja seurannan väline, datalukutaidon ja koneoppimisen perusteiden ymmärtämisen tulisi kuulua nykykansalaisen yleissivistykseen.

Viime aikoina monet tutkijat ovatkin peräänkuuluttaneet datalukutaitoa, joihin sisältyy erityisesti kyky ymmärtää ja hyödyntää dataa (Lehtiniemi & Haapoja, 2019; Pangrazio & Selwyn, 2019; Data-Pop Alliance ja Internews, 2015). Vaikka datalukutaidon (engl. *data literacy*) määritelmät eroavat toisistaan korostamiensa taitojen ja tietojen suhteen, niihin sisältyy tyypillisesti esimerkiksi kyky tunnistaa, miten ja missä henkilökohtaista dataa luodaan ja käsitellään (Pangrazio & Selwyn, 2019), kyky hallita henkilökohtaista dataa ja datakäytänteitä (McCosker, 2017; Education Development Center Inc., 2016) sekä kyky osallistua data-yhteiskunnan käytänteisiin (Data-Pop Alliance ja Internews, 2015). Lehtiniemen ja Haapojan (2019) mukaan datalukutaidon ytimessä on tukea ihmisiä olemaan aktiivisia ja vastuullisia data-yhteiskunnan toimijoita, eikä vain passiivisia datankeruun kohteita. Datalukutaito nähdäänkin tärkeänä tekijänä kansalaisaktiivisuudessa ja sosiaalisessa inklusiivisuudessa, jossa kansalaisilla on sekä mahdollisuus että kyky vaikuttaa siihen miten ja kenen toimesta henkilökohtaisia tietoja käytetään, mihin niitä käytetään ja kenen toimesta (Data-Pop Alliance ja Internews, 2015). Informaation tuottamisen, tulkinnan ja välittämisen muotojen uudistumisen myötä datalukutaito kietoutuu myös laaja-alaiseen osaamiseen sekä monilukutaidolle tyypillisiin taitoihin hankkia, muokata, tuottaa, esittää ja arvioida tietoa moninaisissa yhteyksissä sekä multimodaalissa esitystavoissa (vrt. Kupiainen, Kulju & Mäkinen, 2015).

Huolimatta siitä, että koneoppiminen on mullistanut sekä työelämää, yhteiskunnallisia rakenteita että jokapäiväistä arkea, sen mahdollisuudet ja toimintaperiaatteet ovat jääneet erityisen vähäiselle huomiolle kouluopetuksessa niin Suomessa kuin kansainvälisestikin. Tilanne on paradoksaalinen, sillä tutkimusten mukaan koneoppimiseen perustuvat teknologiat ovat keskeinen osa nykynuorten arkea (Pangrazio & Selwyn, 2019) ja monet heistä tulevat myös työskentelemään ammateissa, joita koneoppiminen mullistaa tai mahdollistaa. Mutta mitä sitten on koneoppiminen? Miten se vaikuttaa jokaisen kansalaisen arjessa? Mitä haasteita ja mahdollisuuksia se tuo opetukselle ja teknologiakasvatukselle?

Tämän artikkelin tavoitteena on tuoda koneoppimisen ajamaan murrokseen liittyviä näkökulmia osaksi käsityön ja teknologiakasvatuksen tulevaisuudesta käytävää tieteellistä sekä julkista keskustelua. Artikkelillä avaa tekoälyn ja koneoppimisen käsitteitä ja perusmekanismeja sekä kuvaa datalähtöisen design-ajattelun murrosta. Lisäksi artikkeli esittelee miten tekoäly ja koneoppiminen näyttäytyvät jokapäiväisessä elämässä ja millaisia mahdollisuuksia sekä riskejä siihen liittyy. Näin rakennetaan näkökulmia datatoimijuuteen, joka tarjoaa uuden lähestymistavan tämän ajan teknologiseen sivistykseen sekä tulevaisuuden design-taitoihin.

Mitä on koneoppiminen?

Tekoälyä on määritelty monella tavalla, ja määritelmät ovat muuttuneet aikojen saatossa (McCorduck, 2004). Tekoäly on tutkimusalue, joka pyrkii

tuottamaan järjestelmiä, jotka osaavat sopeuttaa toimintaansa ympäristöönsä ja tilanteeseen niin, että niiden toiminta vaikuttaa ainakin jollakin tasolla älykkäältä (Russell & Norvig, 2016). Tekoäly ei ole vain yksi teknologia, vaan sen alle lukeutuu joukko erilaisia menetelmiä, teknologioita, sovelluksia ja tutkimussuuntia (Ailisto ym., 2018), mukaan lukien koneoppiminen. Pietikäinen ja Siven (2019) erottavat tekoälytutkimuksessa kaksi päätavoitetta. Ensinnäkin pyrkimyksenä on tehdä tietokoneet aikaisempaa käyttökelpoisemmiksi, toisaalta tavoitteena on ymmärtää niitä periaatteita, jotka tekevät älykkyyden mahdolliseksi.

Tekoäly ei ole uusi keksintö, sillä ajattelun toiminnallisia mekanismeja on pohdittu vuosituhansia. Erityisesti ihmisiä on kiehtonut mahdollisuus siihen, että ihmisen tekemät artefaktit voisivat ajatella. Modernin tietokoneen synty 1940-luvun lopussa avasi uusia näkökulmia ajattelun mekanisointiin, ja käsite tekoäly (engl. *artificial intelligence*) syntyi 1950-luvun puolessa välissä (McCorduck, 2004). Ihmistä älykkäämpään ”super-tekoälyyn” liittyvistä toiveista ja peloista huolimatta tekoälyn teknologiat eivät missään vaiheessa ole perustuneet oman toimintansa ymmärtämiselle (ihmisen tapaan). Kaikki tekoälyn teknologiat ovat ”kapeaa tekoälyä” – ne pystyvät suorittamaan tarkkaan rajattuja tehtäviä niin, että niiden toiminta antaa vaikutelman jonkinasteisesta älykkyydestä. Useimmat tekoälyn puhutuimmista uusista sovelluksista perustuvat koneoppimiselle (engl. *machine learning*), jonka läpimurto tapahtui 2010-luvun alkupuolella (Darwiche, 2018). Läpimurto perustui digitaalisen datan merkittävään lisääntymiseen, sen käytön mahdollistavien tietokonelaitteistojen nopeaan kehittymiseen sekä jo 1980-luvulta lähtien tehtyihin menetelmäkeksintöihin (Darwiche, 2018).

Perinteisen ohjelmoinnin ajatuksena on se, että järjestelmän kehittäjät suunnittelevat ja määrittelevät koneelle säännöt siitä, kuinka toimia kussakin tilanteessa. Koneoppimisen perusajatuksena puolestaan on, että kone oppii sille syötetyistä esimerkeistä tai datasta, jotka voivat olla eri muodossa (esim. numeerinen, teksti, ääni, kuva, video). Tätä eroa on kuvattu sääntöpohjaisena ”vanhana” maailmana ja datapohjaisena ”uutena” maailmana. Koneoppimisen tekoälymallit tuotetaan nimensä mukaisesti opettamalla; joko etukäteen lukuisalla joukolla esimerkkejä sisältävän datan pohjalta tai ”palkintojen” avulla, jotka ohjaavat tekoälymallin toimintaa haluttuun suuntaan (Russell & Norvig, 2016; Kääriäinen ym., 2018). Tekoälyn viimeaikainen kehitys perustuu pitkälti syväoppiviin neuroverkkoihin, jotka pystyvät esimerkiksi luokittelemaan automaattisesti kuvassa olevia kohteita, tunnistamaan puhetta tai tekemään ennustuksia markkinoiden kehityksestä (LeCun ym., 2015). Koneoppimisen onkin katsottu soveltuvan erityisesti tilanteisiin, joissa ilmiötä ei ymmärretä tai sen mallintaminen nähdään liian työlääksi, mutta ilmiöstä on saatavilla riittävästi dataa (Karpathy, 2017; Ailisto ym., 2018). Nykyään suurin osa reaali maailman ongelmista onkin luonteeltaan sellaisia, että niihin on merkittävästi helpompaa kerätä valtava määrä opetusdataa kuin määrittellä toiminnalliset säännöt erikseen kuhunkin tilanteeseen (Karpathy, 2017).

Koneoppiminen jaetaan kolmeen osa-alueeseen: ohjattuun koneoppimiseen, ohjaamattomaan koneoppimiseen sekä vahvistusoppimiseen (Russell & Norvig, 2016). Ohjattua koneoppimista käytettäessä koneelle

syötetään opetusdataa, jossa toivotut syöte/tuloste -parit on määritelty etukäteen. Esimerkiksi sähköpostin roskapostisuodatin oppii sitä paremmaksi mitä enemmän viestejä käyttäjä merkitsee roskapostiksi ja halutuksi postiksi. Ohjaamatonta koneoppimista käytettäessä kone etsii datasta samankaltaisuuksia tai yhteyksiä ilman, että sille kerrotaan mitä etsiä. Esimerkiksi vähittäiskaupan tietojärjestelmä voi ehdottaa asiakastyypien luokittelua ryhmiin heidän ostostottumustensa perusteella. Tyypillisiä ohjaamattoman oppimisen sovelluksia ovat muun muassa erilaiset suositteluratkaisut ja kuluttajien käyttäytymistä selvittävät data-analyysit (Valtonen ym. 2019). Vahvistusoppimiseen perustuvissa ratkaisuissa algoritmi pyrkii optimoimaan toimintaansa monimutkaisessa ympäristössä, joissa on jokin kriteeri toivotulle ja ei-toivotulle toiminnalle. Vahvistusoppimiseen perustuvat järjestelmät ovat oppineet esimerkiksi pelaamaan Atarin pelejä ihmistä paremmin. Tällöin järjestelmille on kerrottu vain se, että pistelaskurin kasvu on positiivinen asia, milloin peli on lopputilassa (game over), ja mitä ohjaimella voi tehdä (Mnih ym., 2013).

Datalähtöinen suunnittelu ja episteeminen murros

Koneoppimisessa olennaisena erona perinteiseen ohjelmointiin on siirtymä sääntöpohjaisesta suunnittelusta datalähtöiseen suunnitteluun. Perinteinen ohjelmointi perustuu deterministiseen suunnitteluun, jossa kirjoitetaan eksplisiittiset säännöt jonkin tunnistetun ongelman ratkaisemiseen. Ongelma pilkotaan osiin ja ohjelmoija kirjoittaa koneelle sääntöjä, jotka määrittävät kokonaisuuden toiminnan. Tällöin myös ohjelman toiminta voidaan viime kädessä pelkistää atomisiin toimintaohjeisiin ja ohjelman tilojen välisiin siirtymäsääntöihin, jotka määrittelevät järjestelmän kokonaisuuden toiminnan.

Koneoppiminen puolestaan perustuu pitkälti induktiiviseen päättelyyn, jossa ohjelmoija syöttää koneelle opetusdataa, jonka perusteella kone muodostaa mallin, joka perustuu esimerkiksi tilastolliseen mallintamiseen tai neuroverkkoihin (Russell & Norvig, 2016). Datan määrä ja laatu vaikuttavat merkittävästi päätelmiin sekä muodostettavan mallin toimintaan (Desouza ym., 2017; Kääriäinen ym., 2018). Koneoppimisen kohdalla puhutaankin varmuudesta (engl. *confidence*), jolla tarkoitetaan sitä, kuinka hyvin opetettu malli pystyy tunnistamaan uuden, aikaisemmin näkemättömän datan kuulumisen tiettyyn luokkaan. Koneoppimiseen perustuvat järjestelmät eivät tyypillisesti yllä täydelliseen sataprosenttiseen tarkkuuteen, mutta usein järjestelmä saadaan toimimaan riittävän hyvin käyttötapaukseen nähden. Tällöin järjestelmä toimii ”suurella todennäköisyydellä suunnilleen oikein” (Valiant, 2013). Liian pitkälle jatkuva opetusdatan syöttäminen voi kuitenkin johtaa mallin ylisovittamiseen (engl. *overfitting*). Tällöin opetettu malli toimii lähes täydellisesti tietyille syötteille, mutta se ei pysty yleistämään oppimaansa uudenlaiselle datalle. Perinteiseen sääntöpohjaiseen ohjelmointiin verrattuna datalähtöinen suunnittelu johtaa väistämättä myös didaktisiin muutoksiin. Sen kantavana ajatuksena ei ole rakentaa determinististä ohjelmaa, jonka oikeellisuus voitaisiin varmuudella osoittaa, vaan onnistunut lopputulos saavutetaan jos rakennettava ohjelma toimii ”riittävän hyvin”. Seuraavassa kuvaamme

arjen esimerkkejä siitä, miten koneoppiminen sekä datalähtöinen suunnittelu ovat jo monella tapaa läsnä ihmisten jokapäiväisissä toiminnoissa ja vuorovaikutustilanteissa.

Koneoppiminen arjessa ja ihmisen tukena

Koneoppiminen helpottaa elämäämme esimerkiksi suodattamalla roska-posteja, neuvomalla reittivaihtoehtoja ja aikatauluja sekä suosittelemalla meitä kiinnostavia uutisia, musiikkia tai elokuvia. Voimme myös hyödyntää konekäännöstä tekstin tai puheen tulkkaukseen sekä kysyä neuvoa Siriltä tai muilta puheentunnistukseen perustuvilta henkilökohtaisilta avustajilta. Nykyisin käytämme myös yhä enemmän sosiaalista mediaa ja erilaisia pikaviestinpalveluja yhteydenpidon välineinä sekä työssä että jokapäiväisessä arjessa. Sosio-tekniset innovaatiot ovat myös edesauttaneet rakentamaan yhteisöllisen oppimisen ja kansalaisosallistumisen käytänteitä tavalla, joka mahdollistaa osallistumisen laajassa verkostossa tapahtuvaan tiedonrakentamiseen (Jenkins, 2008).

Tänä päivänä myös useimmat pankki- ja viranomaispalvelut ovat saavutettavissa kännykällä ajasta ja paikasta riippumatta. Kone näköön ja biometriseen tunnistukseen pohjaavia teknologioita käytetään enenevässä määrin esimerkiksi erilaisissa turvajärjestelmissä kuten passin- ja henkilökorttien hakuprosessissa sekä lentokenttien turvatarkastuksissa. Tällöin ihmisen kasvokuvia, sormenjälkiä tai silmien iiristä verrataan henkilörekistereihin tallennettuihin tietoihin. Vastaavaa teknologiaa hyödynnetään myös esimerkiksi kivijalkakauppojen automaatiassa. Amazon on jo avannut useita automatisoituja ruokakauppoja, jossa anturijärjestelmät tarkkailevat mitä kukin asiakas ostaa. Asiakkaan poistuessa järjestelmä laskuttaa automaattisesti ostokset asiakkaan tililtä (Amazon, 2020). Kone näkö on myös avainroolissa itsenäisesti tai puoli-itsenäisesti liikkuvissa ajoneuvoissa. Sen tuella monien auton valmistajien koeautot ovatkin jo ajaneet miljoonia kilometrejä sekä rajatuissa olosuhteissa että aidon liikenteen seassa.

Biotunnisteiden keruu ja automaattinen prosessointi on myös avannut uusia mahdollisuuksia terveydentilan reaaliaikaiseen mittaamiseen sekä julkisessa terveydenhuollossa että henkilökohtaisessa elämässä. Tekoäly, koneaistit ja robotiikka auttavat näkövammaisia näkemään, kuulovammaisia kuulemaan sekä pyörätuoliin sidottuja liikkumaan puoli-autonomisesti (Pietikäinen & Siven, 2019). Ne myös auttavat jokaista ihmistä seuraamaan omaa hyvinvointiaan, terveyttään sekä turvallisuuttaan. Puettavilla tietokoneilla tai älyvaatteilla voidaan mitata esimerkiksi käyttäjän liikkeitä, sijaintia ja fysiologista tilaa (esim. syke, verenpaine, lämpötila, verensokeri, veren happipitoisuus). Sovellusesimerkkejä on jo lukuisia: vastasyntyneen aivosähkökäyrän mittaushattu, uni- ja hengitysrhythmin seurantaan sopivat liikehousut, CP-vamman varhaisarvioon soveltuva älypotkupuku (Suomen aivosäätiö, 2019; Louhela, 2020) tai pelastustoimen työasu, jonka sensorit seuraavat sekä ympäristön kemikaaleja että työntekijän lämpötiloja (VTT, 2019).

Hahmontunnistus ja kone näkö ovat myös keskeisessä roolissa erilaisissa lisätyn todellisuuden sovelluksissa. Lisätyssä todellisuudessa yhdistetään virtuaalista todellisuutta fyysiseen maailmaan, jonka avulla voidaan

esimerkiksi tarjota fyysiseen artefaktiin liittyvää mediasisältöä kuten lisätietoa, muistutuksia, käyttöohjeita, varoituksia ja ilmoituksia (Shull & Damian, 2015). Tällä hetkellä esimerkiksi Unity ja Vuforia tarjoavat ilmaisia työkaluja lisätyn todellisuuden sovelluskehitykseen ilman, että perusratkaisuihin tarvitsee kirjoittaa riviäkään koodia. Tulevaisuudentutkija Kevin Kelly (2019) ennakoikin, että pian elämme ”peilimaailmassa” (engl. *mirror world*), jossa jokaisella fyysisellä artefaktilla, tilalla ja paikalla on digitaalinen kaksonen.

Nykyaikana teknologia on enenevässä määrin myös sulautumassa materiaaliseen maailmaan sekä fyysiseen ympäristöön. Sensoriteknologian avulla materiaaliset esineet voivat kommunikoida keskenään sekä kerätä digitaalista tietoa esimerkiksi omasta tilasta, toiminnasta, käytöstä ja ympäristöstä (Vartiainen ym., 2020a). Niin kutsuttu esineiden internet (engl. *Internet of Things, IoT*) yhdistää erilaiset älylaitteet toisiinsa ja mahdollistaa vuorovaikutuksen sekä tiedonsiirron eri laitteiden kesken (Greengard, 2015). Älykkäät artefaktit keräävät, käsittelevät ja välittävät tietoa itsestään sekä ympäristöstään ollen vuorovaikutuksessa niin toisten esineiden kuin ihmisten kanssa (Ziegeldorf, Morchon & Wehrle, 2014). Tietoa prosessoidaan pilvipalvelujen avulla, jolloin tuotteet ja laitteet voivat myös optimoida toimintaansa sekä personoida käyttökokemuksia niiden käyttäjien tekemien valintojen kautta. Esineiden internet avaa siten uudenlaisia mahdollisuuksia älykkäiden toimintojen yhdistelmille: Aukkaan kasvojentunnistus avaa ulko-oven, valot syttyvät äänikomenolla, verhot avautuvat kädenheilautuksella ja jäteastioihin kiinnitettävät anturit ilmoittavat automaattisesti roska-autoille tyhjennystarpeesta.

Ziegeldorf kollegoineen (2014) ennakoivat, että esineiden internetin myötä teknologian kanssa kommunikointi onkin tulossa entistä kehollisemmaksi. Tällöin käyttäjät ohjaavat älykkäitä artefakteja esimerkiksi liikkeiden, kosketuksen tai puheen välityksellä (Ziegeldorf ym., 2014). Nykyään myös monet teknologiayritykset ovat myös alkaneet panostamaan tunnetekoälyyn, jolloin ympäristössämme olevat älylaitteet hyödyntävät ihmisten tunnetiloja räätälöidessään aikaisempaa henkilökohtaisempia käyttäjäkokemuksia (Pietikäinen & Siven, 2019). Virtuaalisen ja materiaalisen maailman kohtaamista voidaankin pitää uudenlaisena murroksena, joka voi muuttaa yhteiskuntaa ja arkielämää perusteellisesti. Toisaalta ympäristöön, rakennuksiin, esineisiin sekä asusteisiin kätkeytynyt teknologia on nostanut esiin myös huolen uudenlaisista riskeistä sekä eriarvoisuuden muodoista.

Arjen datafikaation ja yksityisyyden haasteet

Sosiologi Deborah Luptonin (2020) mukaan puettavien ja älykkäiden tuotteiden myyntipuheissa korostuu vahva pedagoginen eetos. Tällöin älylaitteiden kuvataan keräävän sekä prosessoivan henkilökohtaista dataa tavalla, jota käyttäjä voi hyödyntää oppimiseen, liikunnallisten elämäntapojen edistämiseen, terveyden edistämiseen, sairauksien ehkäisyyn, lievittämään ahdistusta ja ylipäätään parantamaan elämänlaatuaan. Myös West (2019) väittää, että uusia teknologioita ja erityisesti sosiaalisen median palveluja luonnehditaan tyypillisesti henkilökohtaisen, sosiaalisen ja demokraattisten etujen näkökulmasta. Samanlainen utopistinen sävy

toistui myös puheessa osallistavan kulttuurin vallankumouksesta, jonka kehittämisessä viestintäteknologialla ja median muutoksella oli keskeinen rooli. Vaikka käyttäjien siirtyminen median kuluttajista tiedon ja median tuottajiksi on avannut poikkeuksellisia mahdollisuuksia osallisuudelle (Jenkins, 2008), nykytiedon valossa käsitykset sosiaalisen median vapaudesta ja demokraattisuudesta vaikuttavat varsin utopistisilta (Zuboff, 2015; West, 2019; Morozov, 2011). Mikäli tarkastelemme digitalisaation ja läsnäolodatan keruun suhdetta uuden median mekanismeihin, huomaamme helposti, miten tiedon tuottamisen ja hyödyntämisen suhde on paljon mutkikkaampi kuin mitä ajatus osallisuuden kulttuurista antaa ymmärtää.

Kehittyneet tekoälyteknologiat ovat nostaneet esille monenlaisia huolia ja uusia riskejä liittyen erityisesti massadatan käyttöön sekä yksityisyyden suojaan. Harmittomalta tuntuva sovellus voi kerätä valtavan määrän yksityiselämän alueelle kuuluvia tietoja yhdistelemällä ihmisten toimintaa, klikkauksia, tykkäyksiä, päivityksiä, selaushistoriaa ja sijaintitietoja (Valtonen ym., 2019). Erityisesti Amazonin, Facebookin, Applen ja Googlen kaltaisten suuryritysten liiketoimintamallit perustuvat siihen, että ne keräävät käyttäjistä valtavasti tietoja ja myyvät näitä tietoja edelleen mainostajien käyttöön (Zuboff, 2015). Mahdollisuudet seurata käyttäjiä ovat kasvaneet merkittävästi myös toisiinsa kytköksissä olevien sovellusten ja tunnistautumisprotokollien kautta.

Koneoppimisen ja massadatan erityinen potentiaali piileekin niiden kyvyssä paljastaa ihmisten käyttäytymisestä ja arvomaailmasta asioita, joista emme aina ole itsekään tietoisia. Henkilöstä kerätyn datan perusteella voidaan tehdä pitkälle meneviä päätelmiä ihmisten arvoista, asenteista, verkostoista, sosiaalisesta statuksesta tai vaikkapa sukupuolisesta suuntautuneisuudesta (Kosinski ym., 2013; Valtonen ym., 2019). Esimerkiksi Youyou ja muut (2015) osoittivat tutkimuksessaan, miten Facebookin algoritmi ennusti 10 tykkäyksen perustella henkilön persoonallisuutta tarkemmin kuin hänen kollegansa ja 300 tykkäyksen perusteella paremmin kuin heidän puolisonsa tai läheiset ystävät. Kosinkin ja kumppaneiden (2013) tutkimuksessa puolestaan osoitettiin, miten Facebookin tykkäyksistä voidaan ennustaa varsin henkilökohtaisia asioita kuten seksuaalista suuntautumista, etnistä taustaa, onnellisuutta, uskonnollisia ja poliittisia näkemyksiä sekä riippuvuutta aiheuttavien aineiden käyttöä.

Kun ihmisen toimintaa tarkastellaan historiallisena kehitysprosessina, dataa yhdistellään esimerkiksi asiakas- ja luottokorttitietoihin ja verrataan toisten ihmisten tekemisiin, on mahdollista luoda erittäin tarkkoja profiileja sekä yksittäisistä ihmisistä että erilaisista kuluttajaryhmistä ja -segmenteistä (Chen ym., 2015; Valtonen ym., 2019). Yritykset voivat esimerkiksi analysoida eri käyttäjien profiilien samankaltaisuutta ja kohdistaa personoituja sisältöjä toiselle samankaltaiseen käyttäjäprofiiliin kuuluvalla henkilöllä (Chen ym., 2015). Profiilien perusteella voidaan siten tehdä varsin osuvia ennustuksia siitä, mitä eri kuluttajasegmenteille kannattaa mainostaa tai millaisia sisältöjä heille näytetään, milloin ja miten. Toisin sanoen, algoritmien ohjaamien profilointi- ja personointiteknologioiden seurauksena eri käyttäjät saavat erilaista sisältöä ja erilaisia mainoksia riippuen siitä, mitä palvelut tietävät käyttäjästä,

hänen mieltymyksistään sekä hänen käyttöhistoriastaan (Tufekci, 2015; Kramer, Guillory, & Hancock, 2014).

Juuri tällaisen näkymättömän vaikuttamisen kautta ohjataan ihmisten valintoja sekä käyttäytymistä kaupallisten intressien suuntaan. Internetin pioneereihin kuuluvan Jaron Lanierin (2018) mukaan käyttäytymisen muokkaaminen perustuu pitkälti behaviorismista tuttuihin periaatteisiin. Sosiaalisen median käyttäjille syötetään jatkuvasti tunnereaktioita aiheuttavia ärsykeitä, joiden perusteella saadaan tietoa siihen, miten niihin reagoimme (Lanier, 2018). Näin järjestelmät myös oppivat reaktioistamme, jonka kautta käyttäytymisen ohjaaminen on entistä tehokkaampaa (Lanier, 2018). Algoritmisen vaikuttamisen mahdollisuuksia on kuvattu esimerkiksi Kramerin ja muiden (2014) kohua herättäneessä tutkimuksessa. Tutkimuksessa analysoitiin vaikuttaako positiivisten tai negatiivisten sanojen määrä Facebook-käyttäjän lukemissa päivityksissä hänen itse kirjoittamiensa päivitysten tunnetilaan. Tutkimuksessa Facebook kokeili viikon ajan algoritmia, joka ohjasi millaisia päivityksiä lähes 700 000 ihmistä näkivät uutisvirrassaan. Tutkimus osoitti, että tunnetiloja voidaan todellakin ohjata, sillä käyttäjät alkoivat käyttää päivityksissään tilastollisesti merkittävästi enemmän negatiivisia tai positiivisia sanoja sen mukaan, mille tunnetilalle heidät oli altistettu (Kramer ym., 2014). Käyttäytymistä ohjaavan teknologian suomenkielinen sanasto ei kuitenkaan ole vielä vakiintunut ja vastineita hakevat esimerkiksi käytöksenmuokkaustekniikka (engl. *behavior engineering*), tunnereaktioiden tuottaminen (engl. *emotion farming*) ja huomionohjaustekniikka (engl. *attention engineering*).

Näkymätöntä ohjailua hyödynnetään myös poliittisessa vaikuttamisessa (Malone, 2018). Kenties tunnetuin esimerkki on Cambridge Analytica -yhtiön rooli Yhdysvaltain presidentinvaaleissa 2016, jossa kymmenien miljoonien äänestäjien käyttäytymistä ohjattiin kohdentamalla personoituja mainoksia ja valeuutisia valituille kohderyhmille (Isaak & Hanna, 2018). Ihmisten profilointi sekä sitä kautta tapahtuva näkymätön vaikuttaminen on myös nostanut huolen ihmisten eriytymisestä samanmielisten kupliin (Lazer ym., 2018). Toisin sanoen, ihmisten olemassa olevat mieltymykset sekä (virhe)käsitykset vain vahvistuvat koneoppimisen tuella, jolloin meillä on entistä heikommat mahdollisuudet ymmärtää erilaisia näkemyksiä ja eri tavalla ajattelevia ihmisiä (Lanier, 2018; Vihma, Hartikainen, Ikäheimo & Sauri, 2018). Pidemmällä tähtäimellä tämä voi johtaa maailmankuvien erkaantumiseen, poliittiseen polarisaatioon sekä horjuttaa ihmisten uskoa demokratiaan. Elämme niin sanottua totuuden jälkeistä aikaa, jossa kybervaikuttaminen, tunteisiin vetoaminen, populismi, propaganda ja kohdennetut valeuutiset leviävät kuin tartuntataudit (Vihma ym., 2018).

Kehollinen teknologia ja datan materialisaatio

Yksityisyyden problematiikka, käyttäytymisen muokkaaminen ja läsnäolodatan keräämiseen liittyvät riskit eivät koske pelkästään sosiaalista mediaa vaan ankkuroituvat enenevässä määrin myös materiaaliseen todellisuuteen. Esineiden internetin (IoT) myötä vuorovaikutuksemme toisten

ihmisten, artefaktien, tilojen ja ympäristön kanssa on yhä enemmän teknologioiden välittämää (Greengard, 2015; Lupton, 2020). Tämä myös mahdollistaa entistä intiimimmän ja massiivisemmän tiedonkeruun ihmisten jokapäiväisestä elämästä (Ziegeldorf ym., 2014; Lopez, Rios, Bao & Wang, 2017). IoT-laitteiden avulla voidaan kerätä yksilöstä erittäin henkilökohtaista tietoa; ei vain sitä mitä teemme vaan missä sen teemme, kuinka sen teemme, kenen tai minkä kanssa ja millaisia emotionaalisia tai kehollisia reaktioita se meissä herättää (Streitz ym., 2007). Esimerkiksi älysormukset, älykellot, älyvaatteet ja erilaiset urheilumittarit pystyvät jo tällä hetkellä keräämään kaikkea edellä kuvattua tietoa. Esineiden internetin myötä avautuu myös ennennäkemättömiä mahdollisuuksia eri tietolähteistä kerättävän datan yhdistämiselle (Ziegeldorf ym., 2014). Materiaalisen maailman ja kehollisen vuorovaikutuksen datafikaatio tarjoaa siten uudenlaisen tirkistysreiän ihmisten jokapäiväiseen elämään tavalla, josta käyttäjät itse ovat harvoin tietoisia (Ziegeldorf ym., 2014; Lupton, 2018).

Huomionarvoista myös on, että päivittäisestä arjesta ja vuorovaikutustilanteista tuotettava massadata on hyvin erilaista verrattuna perinteiseen ihmistieteelliseen tutkimukseen. Datan tuottavat käyttäjät itse, ja se koostuu ihmisten kertomusten ja raporttien sijaan heidän todellisista tekemisistä sekä kehollisista tuntemuksista. Teknologia tarjoaa näin mahdollisuuden tarkastella ihmisten toimintaa uudella tavalla, entistä paremmalla tarkkuudella ja ennennäkemättömällä laajuudella (Schroeder, 2014; Lupton, 2020). Datan perusteella voidaan tuottaa entistä tehokkaampia ja jatkuvasti kehittyviä profilointeja sekä arvioita siitä, millä todennäköisyydellä yksittäinen ihminen toimii tietyllä tavalla tulevaisuudessa (Lanier, 2018). Ongelmana on myös se, että arjen toimista ja vuorovaikutustilanteista kerättävä massadata on keskittymässä muutaman teknologiajätin omistukseen (Zuboff, 2015). Toiveet internetistä ja sosiaalisesta mediasta demokratiaa ja yksilönvapauksia tukevinä alustoina ovat kadonneet, kun autoritääriset valtiot ovat ryhtyneet käyttämään niitä myös propagandan, sorron, valvonnan ja sensuurin välineinä (Morozov, 2011). Haastavaksi tilanteen kaikissa yhteiskunnissa tekee se, ettei käyttäjillä ole tarkkaa tietoa miten dataa käytetään, mihin tarkoitukseen, ketkä kaikki sitä hyödyntävät ja mitä datalle tapahtuu tulevaisuudessa (Ziegeldorf ym., 2014).

Datayhteiskunta ja datakapitalismi

Zuboffin (2015) mukaan olemme siirtyneet valvontakapitalismin aikakaudelle. Tällöin pääoman kasautumiseen ei enää tarvita osaavaa työvoimaa, vaan käyttäjistä kertyvää dataa, jonka avulla voidaan ennustaa ja muokata ihmisten käyttäytymistä yritysten haluamalla tavalla. Toisin sanoen ihmisten kokemukset, ajatukset ja tunteet on valjastettu kauppatavaraksi tavalla, jossa käyttäjät itse tuottavat ja luovuttavat yksityiselämänsä tietoja vastikkeeksi käyttämistään palveluista (Zuboff, 2015). Muutaman teknologiajätin muodostama alustateollisuus ja niiden omistama massiivinen datamäärä näyttävät myös dominoivan markkinoita. Tällöin myös muiden yritysten on usein tarpeen käyttää näiden suuryritysten tarjoamia alustoja ja laskentakapasiteettia pysyäkseen kehityksessä mukana (Pietikäinen & Siven, 2019). Zuboffin teorian kritiikissään Morozov (2019) yhtyy Zuboffin huoliin ”valvontadataismin” (engl.

surveillance dataism) osalta. Morozov (2019) kuitenkin huomauttaa, että Zuboffin valvontakapitalismin ero vanhaan kapitalismiin sekä muihin uusiin kapitalismin teorioihin, kuten alustakapitalismiin, biokapitalismiin ja kognitiokapitalismiin, on epäselvä. Morozov (2019) kohdistaa kritiikkinsä erityisesti kapitalismin juurisyiden sekä omistuksen, työvoiman, valtion, rahan, valtasuhteiden, tai muiden kapitalismin perinteisten osatekijöiden uusien suhteiden teoretisointiin.

Läsnäolodatan keruun myötä on myös puhuttu valvontayhteiskuntien noususta ja datan keruun normalisaatiosta (Hintz & Wahl-Jorgensen, 2019). Keskustelua ovat vauhdittaneet erityisesti Edward Snowdenin paljastukset kansainvälisistä massavalvontaohjelmista sekä kohu-uutiset Kiinan harjoittamasta kansalaisvalvonnasta, joka perustuu tekoälyn, erityisesti konenäön sekä ison datan käyttöön (Hintz & Wahl-Jorgensen, 2019). Vaikka kriitikoiden näkemykset saattavat olla yliampuvia, esimerkiksi Yhdysvalloissa on jo nyt käytössä ennakoiva poliisitoiminta, jossa koneoppimiseen perustuva ohjelmaa laskee todennäköisyyksiä ja ennakoi niitä kaupunginosia, joissa seuraava mahdollinen rikos saattaa tapahtua (Ensign ym., 2018). Kiinan hallinto on puolestaan ottamassa käyttöön kansalaisten itse tuottamiin datajälkiin perustuvaa pisteyttämisyjärjestelmää. Se voi Cinnamon (2017) mukaan toimia varoituksena siitä mitä yhteiskunnallisia uhkia voi seurata uusista dataan perustuvista valvonta- tai luokittelujärjestelmistä.

Datayhteiskunnan ongelmiin voi myös kuulua liiallinen luottamus tai sokea usko datan voimaan (Cukier & Mayer-Schoenberger, 2013). Vaikka algoritmit itsessään ovat deterministisiä, suuren datan aikana etenkin neuroverkot toimivat sellaisella tavalla, että on usein käytännössä mahdotonta tietää ”miksi” ja ”miten” järjestelmä päätyi tiettyyn tulokseen (Valtonen ym., 2019). Neuroverkkoihin perustuvat menetelmät toimivat pitkälti niin sanottuina ”mustina laatikoina” (engl. *black box*) sisältäen miljoonia tai jopa miljardeja parametreja, joiden merkitystä mallin opettamisen jälkeen edes kehittäjät itse eivät pysty tarpeeksi hyvin analysoimaan. Mikäli syväoppimisyjärjestelmät toimivat sovelluksessa riittävän hyvin ja itsenäisesti, läpinäkyvyyden puute ei ole kovin ongelmallinen. Toisaalta läpinäkyvyyden puute voi muodostua ongelmaksi esimerkiksi lääketieteen diagnooseissa, oikeusistuinten tuomioissa tai itseohjautuvan ajoneuvon kolaritilanteessa (Pietikäinen & Siven, 2019; Burrell, 2016).

On myös huomioitava, että kone oppii sitä, millaista opetusaineistoa sille syötetään, oli se sitten oikeaa tai väärää (Russell & Norvig, 2016). Data voi sisältää epäsuorasti tai jopa suorasti virheitä ja vinoutumia, jotka edelleen korostuvat koneopitun tekoälymallin tuottamissa tuloksissa (Garcia, 2016), mitä on (hieman harhaanjohtavasti) kutsuttu algoritmiseksi vääristymäksi (engl. *algorithmic bias*). Toisin sanoen, jos koneelle syötetty data sisältää ajattelun vääristymiä, rakenteellisia epäoikeudenmukaisuuksia ja syrjinnän mekanismeja, myös kone tekee vinoutuneita päätelmiä (Ollila, 2019). Tätä näkemystä tukee esimerkiksi Dattan ja muiden (2015) tutkimus, jossa todettiin Googlen näyttävän korkeapalkkaiseen työhön liittyvää mainosta herkemmin miehille kuin naisille. Yhdeksi datayhteiskunnan polttavaksi eettiseksi kysymykseksi onkin noussut algoritmisen diskriminaatio, koska algoritmisia päätöksentekojärjestelmiä

hyödynnetään esimerkiksi rekrytointiprosesseissa, lainapäätösten tekemisessä sekä osana tuomioistuinten toimintaa. Mikäli henkilö tulee jostain syystä luokitelluksi riskiryhmiin, marginaalisiin ryhmiin tai matalatuloisiin kuluttajasegmentteihin kuuluvaksi, saattaa algoritmien ohjaama ympäristö vahvistaa edelleen huono-osaisuuden kehää (Ojanen ym., 2019; Lupton, 2020).

Vaikka kriitikot ja tutkijat ovat alkaneet kiinnittää huomiota tapoihin, joilla kaikkialla läsnä oleva datankeruu väistämättä vaikuttaa jokaisen ihmisten elämään, ei arjen datafikaatiota tai koneoppimisen murrosta ole juurikaan huomioitu suomalaisessa kouluopetuksessa tai teknologiakasvatuksen tulevaisuudesta käytävässä keskustelussa. Luptonin ja Williamsenin (2017) mukaan tilanne on kuitenkin erityisen hälyttävä lasten ja nuorten näkökulmasta, sillä jo hyvin pienistä lapsista jaetaan valtavasti tietoa kansainvälisten suuryritysten palveluihin. Dataa tuottavat sekä lapset itse että heidän läheisensä, jotka eivät useinkaan ymmärrä miten, missä tai miksi tietoja kerätään ja mitä yksityisyyden riskejä tiedonkeruuseen liittyy (Pangrazio & Selwyn, 2019). Vapaaehtoisesti luovutetuista tiedoista rakentuu pitkiä elämänkaaria, alkaen sosiaalisen median palveluissa jaetuista ultraäänikuvista aina videoihin ja valokuviin vauvan ensiaskeleista, lapsuuden harrastuksista, kouluvuosista, seurustelusuhteista sekä perhe-elämästä (Dijck, 2013) Kaiken kaikkiaan edellä kuvatut koneoppimisen sekä sen vaikutuksia peilaavat tutkimukset ja esimerkit herättävät kysymyksen siitä, missä määrin tietoisuus koneoppimisen toimintaperiaatteista sekä vaikutuksista on tärkeää teknologisen sivistyksen kannalta ja miten se tulisi huomioida teknologiakasvatuksessa.

Kohti datatoimijuutta ja tulevaisuuden design-taitoja

Perusopetuksen opetussuunnitelmassa (Opetushallitus, 2014) teknologinen osaaminen nähdään tärkeänä kansalaistaitona. Oppilaita tulisi tukea tuntemaan erilaisia teknologisia sovelluksia ja käyttötarkoituksia sekä huomaamaan niiden merkitys arjessa, ihmisten välisessä vuorovaikutuksessa sekä vaikuttamisen välineenä. Yhtäläillä opetussuunnitelma korostaa valmiuksia osallistua yhteiskunnalliseen toimintaan, joka nähdään demokratian toimivuuden perusedellytyksenä. Huomionarvoista myös on, että teknologiakasvatus nähdään laaja-alaisesti ja sitä voidaan opetussuunnitelman mukaan toteuttaa useassa eri oppiaineessa sekä oppiaineiden rajoja ylittäen. Toisaalta erityisesti käsityön oppiaineessa yhtenä tavoitteena on oppia ymmärtämään erilaisia teknologioita sekä niiden vaikutuksia, mutta yhtäläillä käsityön tavoitteenasettelussa korostuu oppilaiden valmiudet kehittää itse erilaisia teknologisia sovelluksia (Opetushallitus, 2014.) Teknologiakasvatuksen tavoitteeksi voidaan siten ymmärtää pyrkimys kasvattaa yhteiskunnallisia toimijoita, jotka ovat tietoisia ja kriittisesti ajattelevia kuluttajia sekä teknologisen tulevaisuuden vastuullisia suunnittelijoita ja tekijöitä.

Tässä artikkelissa on esitetty ajatuksia, joiden mukaan toimijuus tämän ajan taloudessa, politiikassa, mediassa ja yhteiskunnassa vaatii ymmärtämystä kaikkiallisesta datankeruusta sekä sitä prosessoivasta koneoppimisesta. Tekoälyteknologioiden kehittyminen yhä älykkäämpään

ja autonomisempaan muotoon tuo myös väistämättä pohdittavaksi filosofisesti, oikeudellisesti ja yhteiskunnallisesti tärkeitä kysymyksiä (Ojanen ym., 2019; Ollila, 2019). On selvää, että koneoppimisen sekä sen vaikutuksiin liittyvissä eettisissä ja moraalisisissa kysymyksissä ei ole olemassa yhtä ainoaa totuutta, mutta erityisen tärkeää olisi, että uusien mahdollisuuksien ja riskien ymmärtämisestä käydään mahdollisimman laaja-alaista ja avointa keskustelua (Garcia, 2016; Ojanen ym., 2019; Ollila, 2019) myös opetuksen ja kasvatuksen puolella.

Koneoppimisen muovaamassa maailmassa teknologiakasvatuksen haasteet eivät siten ole yksinomaan koneoppimisen mekanismien opettamisessa vaan yhtä lailla lasten ja nuoren datatoimijuuden tukemisessa. Datatoimijuudella tarkoitamme halua ja kykyä vaikuttaa sekä tehdä rationaalisia päätöksiä omassa ja yhteisessä digitaalisessa maailmassa. Se sisältää myös kyvyn ymmärtää miten dataa tuotetaan, kuka sitä kerää, mihin tarkoitukseen, miten sitä prosessoidaan ja millaisia henkilökohtaisia, sosiaalisia ja eettisiä vaikutuksia sillä on (Tedre ym., 2020). Laajempänä tavoitteena on siten tukea lapsia ymmärtämään miten koneoppimisen muovaama maailma toimii sekä tukea heitä kasvamaan tulevaisuuden tekijöiksi, jotka kykenevät valjastamaan arjen datavirrat ja koneoppimisen uusien ideoiden, tuotteiden sekä palvelujen vastuulliseen kehittämiseen. Datalähtöinen suunnittelu voidaan toimijuuden näkökulmasta ymmärtää aktiivisena osallistumisena ja vaikuttamisena, jolla muotoillaan dataan perustuvan yhteiskunnan tulevaisuutta.

Tekoälyn aikakaudella datalähtöinen ajattelu ja design voidaan myös nähdä vastauksena nopeasti tapahtuviin yhteiskunnallisiin muutoksiin, tulevaisuuden epävarmuuteen sekä muuttuvan työelämän osaamisvaatimuksiin. Kokoavasti voidaan todeta, että koneoppimiseen perustuvat teknologiat tarjoavat monenlaisia mahdollisuuksia keventää ja parantaa ihmisen fyysisiä sekä kognitiivisia heikkouksia. Materiaaliseen maailmaan sekä fyysiseen ympäristöön upotetut teknologiat mahdollistavat myös monien olemassa olevien tuotteiden, palvelujen ja toimintamallien edelleen kehittämisen. Yhtälailla koneoppiminen tarjoaa välineitä uusille ideoille, innovaatioille ja keksinnöille, jotka perustuvat sekä materiaaliseen että datalähtöiseen suunnitteluun. Datalähtöisessä suunnittelussa tärkeää onkin ymmärtää miten tietoa luodaan ja miten tiedon keruuta sekä prosessointia voidaan automatisoida eettisesti kestäväällä tavalla. Tämä edellyttää kykyä tunnistaa ratkaisua vaativia ongelmia, mutta yhtälailla kykyä valjastaa siihen kytkeytyviä informaatiovirtoja uuden oppimiseen sekä toiminnan jatkuvaan kehittämiseen. Datalähtöinen suunnittelu voikin parhaimmillaan tukea innovatiivista ja eettisesti kestäväää toimintaa, joka luo sekä taloudellista hyötyä että hyvinvointia yhteiskunnallisella tasolla (Ojanen ym., 2019).

Tekoälytutkijoiden Matti Pietikäisen ja Olli Silvénin (2019) mukaan automaatio ja tekoäly tulevat kiistatta hävittämään rutiininomaisia työtehtäviä, mutta sellaisten tehtävien tarve tulee varmasti kasvamaan, joissa vaaditaan analyyttistä ajattelua, luovuutta, kädentaitoa ja kykyä sopeutua jatkuvasti muuttuviin olosuhteisiin. Luovuuden, innovatiivisuuden ja kädentaitojen korostamisessa ei ole sinänsä mitään uutta, mutta ongelmat, joiden ratkomiseen näitä taitoja vaaditaan ovat entistä mutkikkaampia.

Juuri näiden taitojen oppimisen ja harjoittelun tueksi on kuitenkin käsityötieteen ja kasvatustieteen rajapinnoilla jo pitkään kehitetty erilaisia tutkivan oppimisen, yhteisöllisen suunnittelun sekä tekijäkeskeisen pedagogiikan sovelluksia (esim. Lahti, 2008; Seitamaa-Hakkarainen, Viilo, & Hakkarainen, 2010; Kangas, 2014; Vartiainen, 2014).

Itä-Suomen yliopistossa on myös pilotoitu yhteisölliseen suunnitteluun perustuvia pedagogisia malleja sekä opetusteknologioita, joiden tuella eri-ikäiset oppijat ovat tutustuneet koneoppimisen mahdollisuuksiin ja mekanismeihin. Koneoppimisen projekteissa on käytetty Joensuussa kehitettyä sovellusta (Mariescu-Istodor & Jormanainen, 2019) sekä Googlen Teachable Machine (GTM) oppimisympäristön kehitysversiota, joka ei vaadi ohjelmointitaitoja. Omia tekoälysovelluksia suunnittelemaan oppijat ovat opettaneet konetta tunnistamaan esimerkiksi omia piirroksiinsa, kasvoniilmeitään, puheääntään, omaa soittoaan sekä omia kehon asentojaan (kuva 1) (Vartiainen ym., 2021). Kehollisen vuorovaikutuksen myötä myös pienetkin lapset voivat tutkia koneoppimisen mahdollisuuksia sekä mekanismeja (Vartiainen, Tedre & Valtonen, 2020b). Omia tekoälysovelluksia suunnitellessaan oppijoita on myös haastettu pohtimaan datan merkitystä sekä omia datakäytänteitä arkielämässä.



Kuva 1. Oppilaat tutkimassa koneoppimisen periaatteita äänen, piirrosten ja asentojen välittämänä.

Valtosen ja muiden (2019) mukaan koneoppimista sekä sen roolia arjessa voidaan myös lähestyä tarkastelemalla nuorten käyttämiä sovelluksia. Tutustumalla sovelluksen toimintaan ja käyttöehtoihin voidaan esimerkiksi tutkia millaista tietoa sovellukset keräävät, miten ne sitä keräävät, kuka tietoa luovuttaa ja mihin tarkoitukseen luovutettuja tietoja käytetään sekä kuka käyttää niitä. Koneiden oppimista voidaan myös konkretisoida vertailemalla esimerkiksi verkkokaupan tai YouTuben tarjoamia suosituksia eri käyttäjille sekä näin pohtia miten profilointi ja kohdennettu mainonta näyttäytyvät arjen tilanteissa sekä kulutusvalinnoissa. Data-lähtöisiä suunnittelutaitoja, luovaa ongelmaratkaisua sekä koneoppimisen ja ohjelmoinnin perusteita voidaan edistyneempien oppijoiden kanssa harjoitella myös tekemällä Arduino-pohjaisia artefakteja. Kuvassa 2 InnoKomp-hankkeeseen osallistuneet opettajat ja opettajankouluttajat testaavat työpajassa toteutettua kasvontunnistukseen perustuvaa kulunvalvontajärjestelmää.



Kuva 2. Opettajat ja opettajankouluttajat tutustumassa koneoppimisen periaatteisiin ja mahdollisuuksiin tietojenkäsittelytieteen tutkijoiden tuella.

Koneoppimisen murros ja datalähtöinen suunnittelu haastavat sekä eri tieteenalojen tutkijoita että opetuksen toteuttajia yhdistämään osaamisensa sellaisten opetusmallien kehittämiseksi, jotka tukevat datayhteiskunnassa tarvittavien kansalais- ja työelämätaitojen oppimista. On selvää, että koneoppimisen muovaamassa maailmassa tarvitsemme sekä teknologisesti sivistyneitä kuluttajia että vastuullisia tulevaisuuden tekijöitä enemmän kuin koskaan aiemmin.

Tutkimusta on tukenut InnoKomp-hanke, johon on saatu avustusta Opetus- ja kulttuuriministeriöltä. Kiitämme Tammikuun Ryhmää tuestanne.

Lähteet

- Ailisto, H., Heikkilä, E., Helaakoski, H., Neuvonen, A. & Seppälä, T. (2018). *Tekoälyn kokonaiskuva ja osaamiskartoitus*. Valtioneuvoston selvitys- ja tutkimustoiminnan julkaisu 46/2018. Helsinki: Valtioneuvosto.
<http://urn.fi/URN:ISBN:978-952-287-549-5>
- Amazon (2020). Amazon Go. Katsottu 13.3.2020.
<https://www.amazon.com/b?ie=UTF8&node=16008589011>
- Brynjolfsson, E. and McAfee, A. (2014). *The Second Machine Age: Work, Progress, and Prosperity in a Time of Brilliant Technologies*. New York: W. W. Norton & Company.
- Burrell, J. (2016). How the machine 'thinks': Understanding opacity in machine learning algorithms. *Big Data & Society*, 3(1):1–12.
<https://doi.org/10.1177/2053951715622512>
- Cinnamon, J. (2017). Social injustice in surveillance capitalism. *Surveillance & Society*, 15(5), 609–625. <https://doi.org/10.24908/ss.v15i5.6433>
- Chen, F., Deng, P., Wan, J., Zhang, D., Vasilakos, A. V. & Rong, X. (2015). Data mining for the internet of things: Literature review and challenges. *International Journal of Distributed Sensor Networks*, 11(8), 1–14. <https://doi.org/10.1155/2015/431047>
- Darwiche, A. (2018). Human-level intelligence or animal-like abilities? *Communications of the ACM*, 61(10), 56–67. <https://doi.org/10.1145/3271625>
- Data-Pop Alliance and Internews (2015). *Beyond data literacy: reinventing community engagement and empowerment in the age of data* (Data-Pop alliance white paper series). Working paper, Data-Pop Alliance and Internews, New York, September. Haettu osoitteesta
<https://datapopalliance.org/item/beyond-data-literacy-reinventing-community-engagement-and-empowerment-in-the-age-of-data/>
- Denning, P. J. & Tedre, M. (2019). *Computational Thinking*. Cambridge, MA: MIT Press.

- <https://doi.org/10.7551/mitpress/11740.001.0001>
- van Dijck, J. (2013). ‘You have one identity’: Performing the self on Facebook and LinkedIn. *Media, Culture & Society*, 35(2), 199–215.
<https://doi.org/10.1177/0163443712468605>
- Education Development Centre Inc (2016) *Building global interest in data literacy: a dialogue. Workshop report*. Waltham, MA: Oceans of Data Institute. Haettu osoitteesta
<http://oceansofdata.org/our-work/building-global-interest-data-literacy-dialogue-workshop-report>
- Ensign, D., Friedler, S., Neville, S., Scheidegger, C. & Venkatasubramanian, S. (2018) Runaway feedback loops in predictive policing. *Proceedings of Machine Learning Research*, 81, 1–12. <https://proceedings.mlr.press/v81/ensign18a.html>
- Garcia, M. (2016). Racist in the machine: The disturbing implications of algorithmic bias. *World Policy Journal*, 33(4), 111–117.
<https://doi.org/10.1215/07402775-3813015>
- Greengard, S. (2015). *The Internet of things*. Boston, MA: MIT Press.
<https://doi.org/10.7551/mitpress/10277.001.0001>
- Hintz, A., Dencik, L. & Wahl-Jorgensen, K. (2019). *Digital Citizenship in a Datafied Society*. Cambridge: Polity Press.
- Isaak, J. & Hanna, M. J. (2018). User data privacy: Facebook, Cambridge Analytica, and privacy protection. *IEEE Computer*, 51(8), 56–59.
<https://doi.org/10.1109/MC.2018.3191268>
- Jenkins, H., Clinton, C., Purushotma, R., Robison, A. J. & Weigel, M. (2008). *Confronting the challenges of participatory culture: Media education for the 21st century*. Chicago, IL: John D. and Catherine T. MacArthur Foundation. Haettu osoitteesta:
https://www.macfound.org/media/article_pdfs/JENKINS_WHITE_PAPER.PDF
- Kangas, K. (2014). *The artifact project: Promoting design learning in the elementary classroom*. (Väitöskirja). Helsingin yliopisto.
<http://urn.fi/URN:ISBN:978-951-51-0401-4>
- Karpathy, A. (2017). *Software 2.0*. <https://medium.com/@karpathy/software-2-0-a64152b37c35>
- Kelly, K. (2019). AR will spark the next big tech platform—Call it mirrorworld. *Wired Magazine*. <https://www.wired.com/story/mirrorworld-ar-next-big-tech-platform/>
- Kosinski, M., Stillwell, D. & Graepel, T. (2013). Digital records of behavior expose personal traits. *Proceedings of the National Academy of Sciences*, 110(15), 5802–5805. <https://doi.org/10.1073/pnas.1218772110>
- Kramer, A., Guillory, J. & Hancock, J. (2014). Experimental evidence of massive-scale emotional contagion through social networks. *Proceedings of the National Academy of Sciences*, 111(24), 8788–8790.
<https://doi.org/10.1073/pnas.1320040111>
- Kupiainen, Reijo, Kulju, Päivi & Mäkinen, Marita (2015). Mikä monilukutaito? Teoksessa T. Kaartinen (toim.), *Monilukutaito kaikki kaikessa* (s. 13–24). Tampere: Tampereen yliopiston normaalikoulu.
<https://urn.fi/URN:NBN:fi:uta-201510082343>
- Kääriäinen, J., Aihkialo, T., Halén, M., Holmström, H., Jurmu, P., Matinmikko, T., Seppälä, T., Tihinen, M. & Tirronen, J. (2018). *Ohjelmistorobotiikka ja tekoäly – soveltamisen askelmerkkejä*. Valtioneuvoston selvitys- ja tutkimustoiminnan julkaisusarja 65/2018. Helsinki: Valtioneuvosto.
<http://urn.fi/URN:ISBN:978-952-287-616-4>
- Lanier, J. (2018). *Ten Arguments for Deleting Your Social Media Accounts Right Now*. London: The Bodley Head.
- Lazer, D. M., Baum, M. A., Benkler, Y., Berinsky, A. J., Greenhill, K. M., Menczer, F., ... & Schudson, M. (2018). The science of fake news. *Science*, 359(6380), 1094–1096. <https://doi.org/10.1126/science.aao2998>
- Lahti, H. (2008). *Collaborative design in a virtual learning environment: three design experiments in textile teacher education*. (Väitöskirja). Helsingin yliopisto.
<http://urn.fi/URN:ISBN:978-952-10-5087-9>
- LeCun, Y., Bengio, Y. & Hinton, G. (2015). Deep learning. *Nature*, 521(7553), 436–444.
<https://doi.org/10.1038/nature14539>

- Lehtiniemi, T. & Haapoja, J. (2020). Data agency at stake: MyData activism and alternative frames of equal participation. *New Media & Society*, 22(1), 87–104. <https://doi.org/10.1177/1461444819861955>
- Lopez, J., Rios, R., Bao, F. & Wang, G. (2017). Evolving privacy: From sensors to the internet of things. *Future Generation Computer Systems*, 75, 46–57. <https://doi.org/10.1016/j.future.2017.04.045>
- Louhela, 2020. Suomessa kehitettiin ”mullistava” älypotkupuku, joka auttaa tunnistamaan vauvan CP-vamman varhaisessa vaiheessa. *Helsingin Sanomat*, julkaistu 13.2.2020. Luettu 13.2.2020. <https://www.hs.fi/kotimaa/art-2000006406148.html>
- Lupton, D. & Williamson, B. (2017). The datafied child: The dataveillance of children and implications for their rights. *New Media & Society*, 19(5), 780–794. <https://doi.org/10.1177/1461444816686328>
- Lupton, D. (2018). ‘Better Understanding about What’s Going On’: Young Australians’ Use of Digital Technologies for Health and Fitness. *Sport, Education and Society*, 25(1), 1–13. <https://doi.org/10.1080/13573322.2018.1555661>
- Malone, T. W. (2018). *Superminds: The Surprising Power of People and Computers Thinking Together*. New York: Hachette Book Group.
- Mariescu-Istodor, R. & Jormanainen, I. (2019). Machine Learning for High School Students. *Proceedings of 19th Koli Calling International Conference on Computing Education Research*, November 2019, 10, 1–9. <https://doi.org/10.1145/3364510.3364520>
- McCorduck, P. (2004). *Machines Who Think: A Personal Inquiry Into the History and Prospects of Machine Intelligence*. 2. painos. Natick, MA: A K Peters.
- McCosker A. (2017). Data literacies for the postdemographic social media self. *First Monday*, 22(10). <https://doi.org/10.5210/fm.v22i10.7307>
- Mnih, V., Kavukcuoglu, K., Silver, D., Graves, A., Antonoglou, I., Wierstra, D. & Riedmiller, M. (2013). *Playing atari with deep reinforcement learning*. <https://arxiv.org/abs/1312.5602>
- Morozov, E. (2011). *The Net Delusion: The Dark Side of Internet Freedom*. New York: Public Affairs.
- Morozov, E. (2019). Capitalism’s New Clothes. *The Baffler*, 4.9.2019. <https://thebaffler.com/latest/capitalisms-new-clothes-morozov>
- Ollila M-R (2019). *Tekoälyn etiikkaa*. Helsinki: Otava.
- Ojanen, A., Oljakka, N., Sahlgren, O., Tuikka, A-M. & Vaiste, J. (2019). *Opas tekoälyn etiikkaan*. Turku: Turku AI Society. Haettu osoitteesta: https://aisociety.fi/sites/aisociety.fi/files/opas_tekoalyn_etiikkaan_v1.pdf
- Opetushallitus (2014). *Perusopetuksen opetussuunnitelman perusteet 2014*. Helsinki: Opetushallitus.
- Pangrazio, L. & Selwyn, N., (2018). Personal data literacies: a critical literacies approach to enhancing understandings of personal digital data. *New Media and Society*, 21(2), 419–437. <https://doi.org/10.1177/1461444818799523>
- Pietikäinen, M. & Siven, O. (2019). *Tekoälyn haasteet: koneoppimisesta ja konenäöstä tunnetekoälyyn*. Oulu: Oulun yliopisto. <http://urn.fi/urn:isbn:9789526232027>
- Russell, S. J. & Norvig, P. (2016). *Artificial Intelligence: A Modern Approach*. 3. painos. Harlow: Pearson Education Limited.
- Schroeder, R. (2014). Big Data and the brave new world of social media research. *Big Data & Society*, 1(2), 1–11. <https://doi.org/10.1177/2053951714563194>
- Seitamaa-Hakkarainen, P., Viilo, M. & Hakkarainen, K. (2010). Learning by collaborative design: Technology-enhanced knowledge practices. *International Journal of Technology and Design Education*, 20(2), 109–136. <https://doi.org/10.1007/s10798-008-9066-4>
- Shull, P.B. & Damian, D.D. (2015). Haptic Wearables as Sensory Replacement, Sensory Augmentation and Trainer – A Review. *Journal of NeuroEngineering and Rehabilitation*, 12, 1–13. <https://doi.org/10.1186/s12984-015-0055-z>
- Streitz, N., Prante, T., Röcker, C., Van Alphen, D., Stenzel, R., Magerkurth, C., Lahlou, S., Nosulenko, V., Jegou, F., Sonder, F. & Plewe, D. (2007). Smart artefacts as affordances for awareness in distributed teams. Teoksessa N. Streitz, A. Kameas & I. Mavrommati (toim.), *The Disappearing Computer* (s. 3–29). Berlin, Heidelberg: Springer. https://doi.org/10.1007/978-3-540-72727-9_1
- Suomen aivosäätiö (2019). Älyvaatteilla käsiksi vauvojen aivotoimintaan. Luettu 13.3.2020. <https://aivosaatio.fi/alyvaatteilla-kasiksi-vauvojen-aivotoimintaan/>

- <https://web.archive.org/web/20201128221400/https://aivosaatio.fi/alyvaatteilla-kasiksi-vauvojen-aiivotoimintaan/>
- Tedre, M., Vartiainen, H., Kahila, J., Toivonen, T., Jormanainen, I. & Valtonen, T. (2020). Machine Learning Introduces New Perspectives to Data Agency in K–12 Computing Education. *Proceedings of the 2020 FIE Conference*, Uppsala, Sweden: 21–24 October, 2020. <https://doi.org/10.1109/FIE44824.2020.9274138>
- Tufekci, Z. (2015). Algorithmic harms beyond Facebook and Google: Emergent challenges of computational agency. *Colorado Technology Law Journal*, 13, 203–218. <https://ctlj.colorado.edu/wp-content/uploads/2015/08/Tufekci-final.pdf>
- Valiant, L. (2013). *Probably Approximately Correct: Nature’s Algorithms for Learning and Prospering in a Complex World*. New York: Basic Books.
- Valtonen, T., Tedre, M., Mäkitalo, K. & Vartiainen, H. (2019). Media Literacy Education in the Age of Machine Learning. *Journal of Media Literacy Education*, 11(1), 20–36. <https://doi.org/10.23860/JMLE-2019-11-2-2>
- Vartiainen, H. (2014). *Principles of design-oriented pedagogy for learning from and with museum objects*. (Väitöskirja). Itä-Suomen yliopisto. <http://urn.fi/URN:ISBN:978-952-61-1484-2>
- Vartiainen, H., Tedre, M., Salonen, A. & Valtonen, T. (2020a). Rematerialization of the virtual and its challenges for design and technology education. *Techne Series - Research in Sloyd Education and Craft Science A*, 27(1), 52–69. <https://journals.oslomet.no/index.php/techneA/article/view/3558>
- Vartiainen, H., Tedre, M. & Valtonen, T. (2020b). Learning machine learning with very young children: Who is teaching whom? *International Journal of Child-Computer Interaction*, 25. <https://doi.org/10.1016/j.ijcci.2020.100182>
- Vartiainen, H., Toivonen, T., Jormanainen, I., Kahila, J., Tedre, M. & Valtonen, T. (2021). Machine learning for middle schoolers: Learning through data-driven design. *International Journal of Child-Computer Interaction*, 29. <https://doi.org/10.1016/j.ijcci.2021.100281>
- Vihma, A., Hartikainen, J., Ikäheimo, H.-P. & Seuri, O. (2018). *Totuuden jälkeen: miten media selviää algoritmien ja paskapuheen aikana*. Helsinki: Teos.
- VTT (2019). *Smart Clothing 2.0 projektissa kehitettiin teknologiaa ja palvelukonsepteja yhdessä älyvaate-ekosysteemin eri toimijoiden kanssa*. Julkaistu 18.12.2019. Luettu 13.2.2020. <https://www.vtt.fi/medialle/uutiset/smart-clothing-2-0-projektissa-kehitettiin-teknologiaa>
- West, S. (2019). Data capitalism: redefining the logics of surveillance and privacy. *Business & Society*, 58(1): 20–41. <https://doi.org/10.1177/0007650317718185>
- Youyou, W., Kosinski, M. & Stillwell, D. (2015). Computer-based personality judgments are more accurate than those made by humans. *Proceedings of the National Academy of Sciences*, 112(4), 1036–1040. <https://doi.org/10.1073/pnas.1418680112>
- Ziegeldorf, J. H., Morchon, O. G. & Wehrle, K. (2014). Privacy in the internet of things: Threats and challenges. *Security and Communication Networks*, 7(12), 2728–2742. <https://doi.org/10.1002/sec.795>