

Konvoluutioneuroverkkojen
hyödyntäminen aivokasvainten
diagnostiikassa ja kliinisen soveltamisen
haasteet

TURUN YLIOPISTO
Tietotekniikan laitos
TkK-tutkielma
Lääketieteellinen tekniikka ja terveysteknologia
Maaliskuu 2026
Siiri Kopra

TURUN YLIOPISTO

Tietotekniikan laitos

SIIRI KOPRA: Konvoluutioneuroverkkojen hyödyntäminen aivokasvainten diagnostiikassa ja kliinisen soveltamisen haasteet

TkK-tutkielma, 29 s.

Lääketieteellinen tekniikka ja terveysteknologia

Maaliskuu 2026

Aivokasvain kuuluu maailman tappavimpiin sairauksiin aiheuttamalla merkittävää kuolleisuutta kaikissa ikäryhmissä. Aivokasvaimet diagnosoidaan kuvantamistutkimuksilla, jotka lääkäri tulkitsee manuaalisesti visuaalisella analyysillä. Visuaalinen analyysi on virhealtista, aikaavievää ja edellyttää lääkäriltä vuosien kokemusta. Konvoluutioneuroverkko on syväoppimiseen perustuva tekoälymenetelmä, joka on osoittanut suurta tarkkuutta aivokasvainten diagnosoimisessa tutkimuskäytössä.

Tutkielmassa selvitetään, miten konvoluutioneuroverkkoa hyödyntävä aivokasvaimen diagnosointimenetelmä voidaan kehittää ja millaisia haasteita konvoluutioneuroverkkojen kliiniseen soveltamiseen liittyy. Tutkielmassa keskitytään aivokasvaimen diagnostiikkaan magneettikuvien perusteella. Tutkielma on toteutettu kirjallisuuskatsauksena.

Tutkielman tuloksena selvisi, että konvoluutioneuroverkkoa hyödyntävän aivokasvaimen diagnosointimenetelmän kehittäminen koostuu seuraavista vaiheista: tietojoukon kerääminen, tietojoukon esikäsittely, mallin koulutus ja kasvaintyyppien luokittelu. Konvoluutioneuroverkkojen kliiniseen soveltamiseen liittyy ratkaisemattomia haasteita. Niistä merkittävimpiä ovat tietojoukkoihin, potilastietojen käsitteelyyn, vastuukysymyksiin, black box -ongelman aiheuttamaan selittämättömyyteen ja menetelmän puolueellisuuden aiheuttamaan epäluotettavuuteen liittyvät ongelmat. Konvoluutioneuroverkkojen kliininen soveltaminen tehokkaasti ja turvallisesti odottaa ratkaisuja näihin haasteisiin.

Asiasanat: aivokasvain, magneettikuvantaminen, konvoluutioneuroverkko, diagnoosi, kliininen soveltaminen, haasteet

Sisällys

| | | |
|----------|---|-----------|
| 1 | Johdanto | 1 |
| 2 | Aivokasvaimet ja niiden diagnostiikan perusteet | 4 |
| 2.1 | Aivokasvain | 4 |
| 2.2 | Magneettikuvantaminen | 6 |
| 2.3 | Konvoluutioneuroverkko | 8 |
| 3 | Konvoluutioneuroverkot aivokasvainten diagnostiikassa | 12 |
| 4 | Konvoluutioneuroverkkojen klinisen soveltamisen haasteet | 17 |
| 4.1 | Tietojoukot | 17 |
| 4.2 | Oikeudellinen näkökulma | 19 |
| 4.3 | Eettinen näkökulma | 20 |
| 4.4 | Muita haasteita | 22 |
| 4.5 | Yhteenvedo haasteista | 23 |
| 5 | Pohdinta | 25 |
| 6 | Yhteenvedo | 28 |
| | Lähdeluettelo | 30 |

Kuvat

| | | |
|-----|---|----|
| 1.1 | Aineistojen haun rajausprosessi tutkimuskysymykseen 1 | 2 |
| 1.2 | Aineistojen hakumenetelmä tutkimuskysymykseen 2 | 3 |
| 2.1 | Aivot kuvattuna eri magneettikuvantamismenetelmillä | 8 |
| 2.2 | Konvoluutioneuroverkon kerrokset | 10 |
| 2.3 | Esimerkki luokitteluvirhetaulukosta | 11 |
| 3.1 | Konvoluutioneuroverkon kehittämisen vaiheet | 15 |

Taulukot

| | | |
|-----|--|----|
| 4.1 | Artikkeleissa esitetyt haasteet koottuna | 24 |
|-----|--|----|

1 Johdanto

Aivokasvain on yksi maailman tappavimmista sairauksista. Se aiheuttaa merkittävää sairastuvuutta ja kuolleisuutta kaikissa ikäryhmissä, mukaan lukien lapsissa ja nuorissa [1]. Aivokasvaimet tunnistetaan ja diagnosoidaan kuvantamistutkimuksilla, useimmiten magneettikuvauksella. Vaikka nykyään tuotetaan valtavia määriä lääketieteellisiä kuvia päivittäin, niistä suurin osa tulkitaan edelleen manuaalisesti visuaalisella analyysillä. Visuaalisen analyysin tekeminen edellyttää lääkäriltä vuosien kokemusta ja on kallista, aikaavievää sekä virhealtista. [2] Aivokasvaimen tarkka, nopea ja varhainen luokittelu on tärkeää diagnoosin ja hoitomuodon valinnan kannalta, jotta paranemisennuste on mahdollisimman hyvä.

Konvoluutioneuroverkko on syväoppiva tekoälymenetelmä, jota voidaan hyödyntää kuvien tulkinnessa, kuten lääketieteellisen kuvantamisdatan tulkinnessa. Konvoluutioneuroverkot ovat osoittaneet suurta tarkkuutta ja suorituskykyä aivokasvainien diagnostiikassa tutkimuskäytössä, mutta edelleen on ratkaisemattomia kriittisiä ongelmia, jotka estävät konvoluutioneuroverkkojen käyttöönoton magneettikuvien tulkitsemisessa kliinisesti. [3]

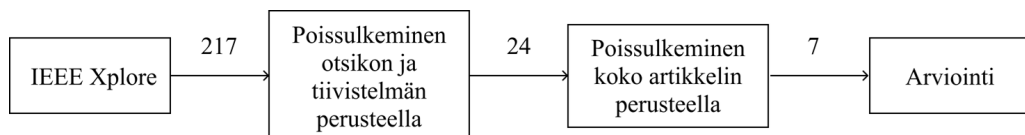
Tämän tutkielman tarkoitus on selvittää, miten konvoluutioneuroverkkoa hyödyntävä aivokasvaimen diagnosointimenetelmä voidaan kouluttaa luokittelemaan aivokasvaintyyppit magneettikuvien perusteella ja mitä haasteita konvoluutioneuroverkkojen kliiniseen soveltamiseen liittyy. Tutkimuskysymykset ovat seuraavat:

Tutkimuskysymys 1: Mitä vaiheita konvoluutioneuroverkkoa hyödyntävän aivokasvaimen diagnosointimenetelmän kehittämiseen kuuluu?

Tutkimuskysymys 2: Mitä haasteita on konvoluutioneuroverkkoa hyödyntävän aivokasvaimen diagnosointimenetelmän kliinisessä soveltamisessa?

Tutkielma on toteutettu kirjallisuuskatsauksena. Tutkimusmenetelmä jakautuu kahteen vaiheeseen. Ensimmäisessä vaiheessa artikkeleita poissuljettiin otsikon ja tiivistelmän perusteella. Toisessa vaiheessa artikkelit valittiin koko tekstin perusteella ja epäolennaiset rajattiin pois. Artikkelien kieleksi rajattiin englanti ja maksulliset artikkelit jouduttiin jättämään valinnan ulkopuolelle. Artikkelien valinnassa painotettiin edeltäviä viittä julkaisuvuotta (2021–2025), jotta aineisto perustuisi mahdollisimman tuoreeseen tutkimustietoon.

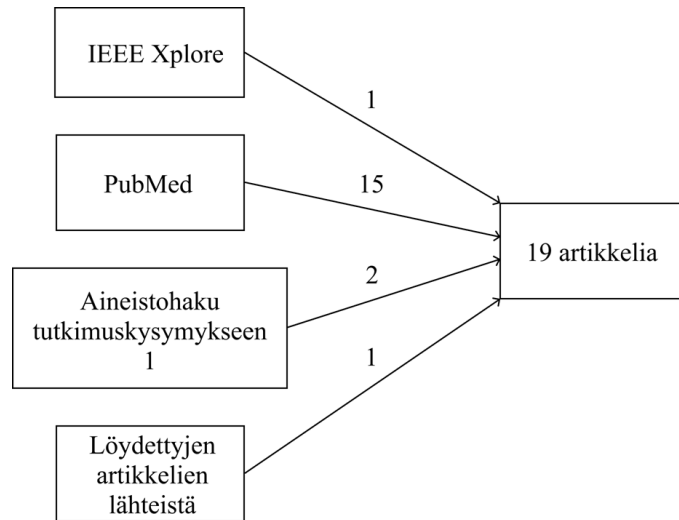
Tiedonhaku tehtiin kahteen tietokantaan: IEEE Xplore ja PubMediin. Tutkimuskysymykseen 1 tiedonhaku tehtiin IEEE Xplore -tietokantaan hakulauseella "brain tumor* diagnosis"AND ("convolutional neural network*"OR "CNN") AND ("magnetic resonance imaging"OR "MRI". Kuvassa 1.1 on esitettyä aineistojen haun rajausprosessi tutkimuskysymystä 1 varten.



Kuva 1.1: Aineistojen haun rajausprosessi tutkimuskysymykseen 1

Tutkimuskysymykseen 2 tiedonhaku tehtiin IEEE Xplore - ja PubMed-tietokantaan hakulauseella "diagnosis"AND ("brain tumor*"OR "cancer") AND ("convolutional neural network*"OR "CNN"OR "artificial intelligence") AND "clinical application"AND "challenges". Lisäksi oikeudellisista ja eettisistä haasteista kertovia tieteellisiä artikkeleita haettiin hakusanoilla "legal", "ethical" ja "responsi-

bility". Kuvassa 1.2 on esitettyä aineistojen hakumenetelmä tutkimuskysymykseen 2.



Kuva 1.2: Aineistojen hakumenetelmä tutkimuskysymykseen 2

Luvussa 2 taustoitetaan tutkielman aiheen kolme keskeistä osa-aluetta: aivokasvain, magneettikuvantaminen ja konvoluutioneuroverkko. Luvussa 3 yhdistetään luvussa 2 esiteltyt osa-alueet ja esitellään konvoluutioneuroverkkoa hyödyntävän aivokasvaimen diagnosointimenetelmän kehitysprosessin vaiheet. Luvussa 4 käydään läpi kyseisen menetelmän haasteita kliinisessä soveltamisessa. Luvussa 5 on pohdintaa tutkielmassa esiin tulevista havainnoista ja näkemyksistä. Luvussa 6 esitetään tutkielman yhteenveto ja vastataan tutkimuskysymyksiin.

2 Aivokasvaimet ja niiden diagnostiikan perusteet

Tässä luvussa käsitellään tämän kirjallisuuskatsauksen kolme keskeistä osa-aluetta: aivokasvain, magneettikuvantaminen ja konvoluutioneuroverkko. Nämä kolme osa-aluetta yhdistämällä saavutetaan lukuisissa tutkimuksissa kiitettävää tarkkuutta ja suorituskykyä osoittanut aivokasvaimen diagnosointimenetelmä [4].

2.1 Aivokasvain

Aivokasvaimet ovat heterogeeninen ryhmä kallonsisäisiä kasvaimia, jotka aiheuttavat merkittävää kuolleisuutta ja sairastuvuutta [3]. Kasvain voi olla hyvänlaatuinen tai pahanlaatuinen syöpäkasvain. Hyvänlaatuinen aivokasvain voi myös olla vaarallinen, jos se painaa hermoston rakenteita. Aivokasvaimen oireet riippuvat sen koosta, sijainnista ja kasvunopeudesta. Yleisimmät aivokasvaimen aiheuttamat oireet ovat päänsärky, pahoinvointi ja epileptiset kouristuskohtaukset. Aivokasvain voi aiheuttaa myös aivojen turvotusta. Lisäksi se voi aiheuttaa kognitiivisia oireita, kuten muistivaikeuksia, sekä puhe- ja näköhäiriöitä. Tyypillisesti aivokasvaimet tunnustetaan ja diagnosoidaan kuvantamistutkimuksella, kuten magneettikuvauksella. Aivokasvaimen ensisijainen hoitomuoto on leikkaus. Pahanlaatuisen kasvaimen tapauksessa leikkauksen jälkeen annetaan usein sädehoitoa ja joissakin tilanteissa myös solunsalpaajalääkkeitä. [5], [6]

Aivokasvaimia voidaan luokitella useilla eri tavoilla. Ne voidaan luokitella primaarisiksi ja sekundaarisiksi aivokasvaimiksi niiden syntypaikan mukaan. Primaariset aivokasvaimet saavat alkunsa aivoissa, ja sekundaariset aivokasvaimet leviävät aivoihin muualta elimistöstä. Maailman terveysjärjestön (engl. World Health Organization, WHO) aivokasvainten luokitusjärjestelmän mukaan aivokasvaimet luokitellaan asteikolla 1–4. Ensimmäisen asteen kasvaimet ovat vähiten aggressiivisia ja kasvavat hitaasti. Neljännen asteen kasvaimet puolestaan ovat aggressiivisimpia, kasvavat nopeasti ja ovat vaikeita hoitaa. Korkean asteen aivokasvaimen tapauksessa eloonjäämisprosentti on pienempi kuin alhaisemman asteen tapauksessa. [6] Ikä ja aivokasvaimen asteen korkeus ovat yhteydessä toisiinsa, sillä ensimmäisen asteen kasvaimia esiintyy pääosin lapsilla ja nuorilla aikuisilla. Riski korkeamman asteen aivokasvaimen saamiseen on suurimmillaan 60–70-vuotiailla. [7]

Aivokasvaintyyppejä on yli 120 [8]. Aivokasvaimen tyyppi määritellään sen muodostavien solujen tyyppin perusteella. Yleisimpiä aivokasvaintyyppejä ovat glioomat, meningioomat ja aivolisäkkeen kasvaimet. Glioomat ovat hermoston glia- eli tukisoluista alkavia solukasvaimia. Ne ovat usein pahanlaatuisia. Meningioomat eli aivokalvokasvaimet syntyvät aivokalvoilla. Ne ovat useimmiten hyvänlaatuisia kasvaimia. Aivolisäkkeen aivokasvaimet alkavat aivolisäkkeestä, joka tuottaa hormoneja ja säätelee fysiologisia toimintoja. Myös aivolisäkkeen kasvaimet ovat yleensä hyvänlaatuisia. [5], [6]

Syövän syntymekanismi perustuu mutaatioihin eli perimän satunnaisiin muutoksiin, jotka aiheuttavat häiriöitä solujen normaalissa toiminnassa. Kun näiden mutaatioiden aiheuttamat vauriot kohdistuvat keskeisiin solun toimintaa sääteleviin geeneihin, solujen ilmiäsuun ja kasvutapaan syntyy vähitellen muutoksia. Lopulta solujen jakautumisen säätely pettää ja syöpäkasvaimen kasvun mahdollistava kasvutapa valtaa solut. Tällöin solunjakautumisaktiivisuus lisääntyy ja syöpäsolut saavat kyvyn jakautua loputtomasti. Syövän syntyminen nopeutuu mutaatioiden määrän

kasvaessa ja perimän korjaustoimintojen pettäessä. Syöpäkasvaimen syntyprosessi kestää vuosia tai vuosikymmeniä. [9]

2.2 Magneettikuvantaminen

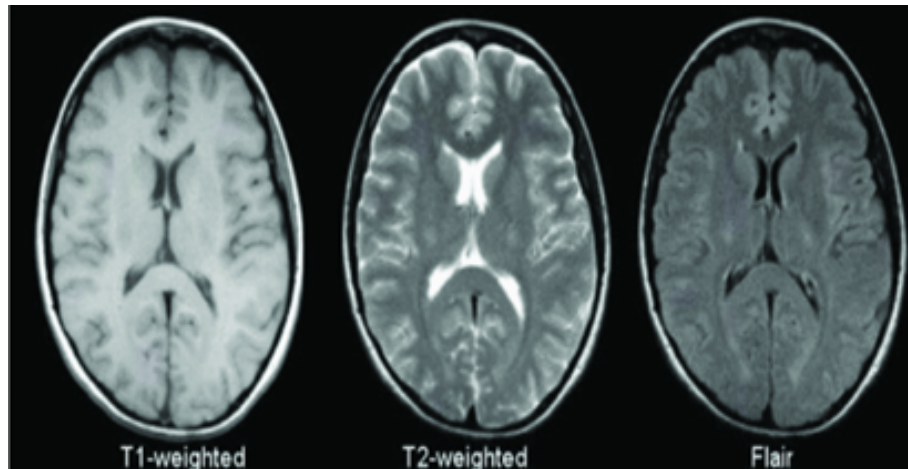
Magneettikuvantaminen (engl. magnetic resonance imaging, MRI) on lääketieteellinen kuvantamistekniikka, jonka avulla saadaan tarkkoja kuvia kehon elimistä ja kudoksista [10]. Magneettikuvaus perustuu atomien ytimien magnetoitumiseen. Magneettikuvauksessa tutkittavan kudoksen vesimolekyylien vety-ytimet eli protonit suunnataan voimakkaalla, tasaisella ulkoisella magneettikentällä. Tämä suuntautuminen häiriintyy, kun radiotaajuista sähkömagneettista säteilyä kohdistetaan samaan kudokseen ja protonit siirtyvät korkeammalle energiatasolle eli virittyvät. Kun radiotaajuinen säteily loppuu, protonit relaksoituvat eli palaavat tasapainotilaan. Tällöin syntyy heikko radiotaajuinen signaali, joka mitataan. Signaalin sisältämä taajuustieto muunnetaan Fourier-muunnoksella vastaaviksi intensiteettitasoiksi, jotka näkyvät magneettikuvassa harmaan eri sävyinä. [11]

Magneettikuvantaminen on tärkein kuvantamismenetelmä aivokasvainten havaitsemisessa ja luokittelussa, kun hyödynnetään kehittyneitä syväoppimismenetelmiä. Magneettikuvantaminen tuottaa yksityiskohtaisia ja korkean resoluution kuvia, minä ansiosta kasvaimen ominaisuuksien ja morfologian, eli muodon, visualisointi on mahdollista. Magneettikuvaus on ei-invasiivinen menetelmä, jossa potilas ei altistu ionisoivalle säteilylle. [12] Magneettikuvauksen lisäksi patologin tekemää invasiivista kasvainkudoksen analyysiä käytetään aivokasvaimen diagnosoimisessa ja hoitomuotojen valinnassa [5]. Sen korvaaminen ei-invasiivisella, mutta tarkalla menetelmällä, vähentäisi diagnoosin resurssien tarvetta. Verrattuna muihin ei-invasiivisiin kuvantamismenetelmiin, kuten tietokonetomografiaan (engl. computed tomography, CT), magneettikuvauksella saadaan parempi kontrastiero eri elinten pehmytkudoksiin, mikä helpottaa kasvaimen erottamista normaalista kudoksesta [13]. Lisäksi mag-

neettikuvantamistutkimus ei altista potilasta ionisoivalle säteilylle, toisin kuin esimerkiksi tietokonetomografia ja positroniemissiotomografia (engl. positron emission tomography, PET). Ionisoiva säteily lisää riskiä saada pahanlaatuinen syöpäkasvain, minkä vuoksi sille altistumista on syytä välttää [7].

Magneettikuvantamismenetelmiä on useita erilaisia, kuten T1-, T2-painotetut ja FLAIR-kuvat. Magneettikuvantamismenetelmät eroavat toisistaan käytettyjen toistumis- ja kaikuajojen perusteella. Toistumisaika (engl. repetition time, TR) on kuvausjakson toistojen välinen aika. Kaikuaika (engl. time to echo, TE) on aika radiotaajuuden sähkömagneettisen säteilyn lähettämisen ja kaikusignaalin vastaanottamisen välillä.

T1-painotetuista kuvista erottaa hyvin aivojen rakenteen ja osat, sillä eri kudostyypit erottuvat selkeästi toisistaan. T1-painotetut kuvat saadaan käyttämällä lyhyitä TR- ja TE-aikoja. T2-painotetut kuvat korostavat nesteitä, joten ne ovat hyödyllisiä aivoedeeman eli aivoturvotuksen havaitsemiseen. Pahanlaatuiset aivokasvaimet oireilevat usein aiheuttamalla aivoturvotusta. T2-painotetut kuvat saadaan käyttämällä pidempiä TR- ja TE-aikoja. T1- ja T2-painotetut kuvat erottaa toisistaan aivo-selkäydinnesteen sävyn perusteella, sillä T1-painotetussa kuvassa se on tummempi verrattuna T2-painotettuun kuvaan. FLAIR-kuvissa (engl. fluid attenuated inversion recovery, FLAIR) aivo-selkäydinneste muuttuu tummemmaksi, jolloin poikkeavuuksien havainnointi yleensä helpottuu, kun aivo-selkäydinnesteestä aiheutuva välkkyvä signaalia pienenee. [1] Kuvassa 2.1 on aivot kuvattuna eri magneettikuvantamismenetelmillä.



Kuva 2.1: Aivot kuvattuna eri magneettikuvantamismenetelmillä. T1-painotettu (T1-weighted), T2-painotettu (T2-weighted) ja FLAIR-magneettikuva aivoista [1].

© 2025 IEEE. Uudelleenjulkaistu luvalla.

2.3 Konvoluutioneuroverkko

Konvoluutioneuroverkko (engl. convolutional neural network, CNN) on syväoppimismenetelmä, joka kykenee oppimaan itsenäisesti ja poimimaan merkityksellisiä piirteitä sekä muotoja sille syötetyistä kuvista. Konvoluutioneuroverkot ovat olleet tietokoneen näkökyvyn mullistava keksintö, jolla on saavutettu erinomaisia tuloksia erilaisissa visuaalisissa tunnistustehtävissä. [14] Konvoluutioneuroverkko jäljittelee ihmisen aivojen biologisia ominaisuuksia visuaalisen esityksen analysoinnissa ja päätöksenteossa [15]. Konvoluutioneuroverkkoja pidetään vähintäänkin yhtenä parhaista, ellei jopa parhaana menetelmänä piirteiden tunnistamiseen ja luokitteluun, minkä vuoksi ne valikoituivat tässä tutkielmassa käsiteltäväksi syväoppimismenetelmäksi. Konvoluutioneuroverkkomalleja on useita, kuten ResNet, AlexNet, GoogleNet ja VGGNet. Konvoluutioneuroverkkomallien rakenteissa on eroja muun muassa kerrosten lukumäärissä, mutta tässä tutkielmassa käsitellään konvoluutioneuroverkon rakennetta yleisellä tasolla.

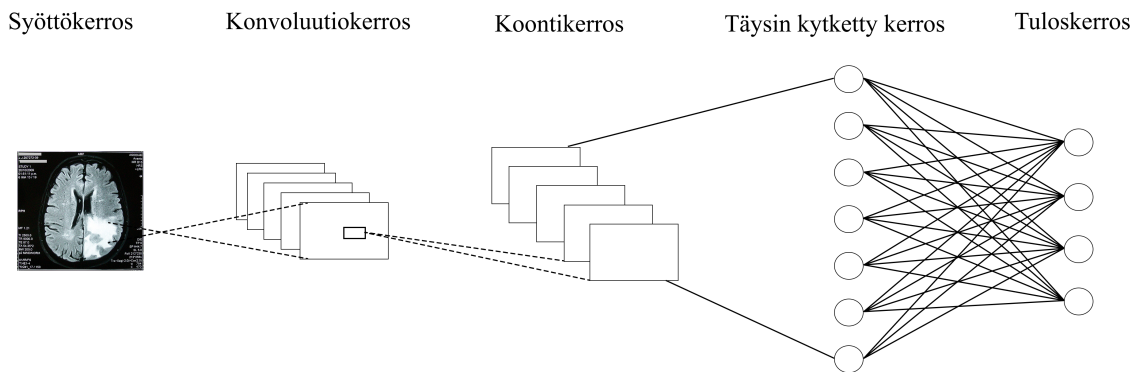
Konvoluutioneuroverkko koostuu useista kerroksista, joista jokaisella on oma tehtävänsä. Ensimmäistä kerrosta kutsutaan syöttökerrokseksi (engl. input layer). Syöttökerros vastaanottaa syöttötiedot (engl. input data), kuten magneettikuvan. Syöttökerros koostuu neuronijoukosta, jossa kukin neuroni vastaa yhtä syöttökuvan pikseliä. [16] Konvoluutiokerroksessa (engl. convolutional layer) suoritetaan konvoluutioprosessi eli matemaattiset operaatiot ja suodattimien käyttö tärkeiden piirteiden erottamiseksi. Suodatinmatriisia liu'utetaan syötetyn kuvan yli, minkä seurauksena saadaan piirrekartta, joka syötetään seuraaville kerroksille jatkokäsittelyyn. Jokaisessa konvoluutiokerroksessa on useita suodattimia ja kukin suodatin tuottaa oman erillisen piirrekartan. Konvoluutioneuroverkko oppii tarvittavan suodattimen koon ja suodatinmatriisin arvot koulutuksen aikana, mikä optimoi sen suorituskyvyn. [15], [16]

Konvoluutiokerroksen tulos annetaan syötteenä koontikerrokselle (engl. pooling layer). Koontikerros pienentää piirrekartan ulottuvuuksia pienentämällä kerrosten välisten yhteyksien lukumäärää, mikä vähentää laskentakustannuksia. Koontioperaatioita on useita erilaisia, joista yksi on MAX pooling. [15], [16] Usein konvoluutioneuroverkossa käytetään myös aktivointifunktiota (engl. activation function). Epälineaarista aktivointifunktiota (engl. rectified linear unit, ReLU) sovellettaessa kunkin kerroksen tulokselle saadaan epälineaarinen tulos, joka auttaa konvoluutioneuroverkkoa oppimaan monimutkaisia suhteita syötetyn tiedon ja tuloksena saadun tiedon välillä. Muita aktivointifunktioita ovat muun muassa softmax ja sigmoid [16].

Täysin kytketty kerros (engl. fully connected layer) sijaitsee konvoluutioneuroverkon viimeisissä kerroksissa. Se saa syötteen viimeisestä koontikerroksesta ja toimii suorana yhteytenä kooten saadut tiedot lopullisen tuloksen aikaansaamiseksi. [15], [16] Viimeisenä kerroksena toimii tuloskerros (engl. output layer), joka tuottaa lopulliset tulokset konvoluutioneuroverkolle syötetyistä tiedoista. Tulokset koostuvat

yleensä yhdestä tai useammasta neuronista, joista kukin vastaa luokittelun tiettyä luokkaa.

Konvoluutioneuroverkon koulutuksen aikana tuloskerros oppii luokittelemaan esimerkiksi syötetyt magneettikuvat niissä olevien piirteiden perusteella oikeaan luokkaan. Konvoluutioneuroverkon testauksen aikana konvoluutioneuroverkko puolestaan luokittelee syötetyt magneettikuvat oppimansa perusteella oikeisiin luokkiin. [16] Tiivistettynä konvoluutio- ja koontikerrokset poimivat piirteet magneettikuvista ja täysin kytketty kerros siirtää poimitut piirteet lopulliseen tulokseen [15]. Kuvassa 2.2 on esitettyä konvoluutioneuroverkon kerrokset.



Kuva 2.2: Konvoluutioneuroverkon kerrokset. Kuva perustuu lähteeseen [15]. Syöttökerroksen aivojen magneettikuva on lähteestä [17].

Luokittelun tulokset kootaan usein luokitteluvirhetaulukoksi (engl. confusion matrix). Luokitteluvirhetaulukon yhdellä rivillä on esitettyä tietyn aivokasvaintyyppin magneettikuvien luokittelu eri kasvaintyyppiluokkiin. Sarake puolestaan kertoo, mihin kasvaintyyppiluokkaan magneettikuva on luokiteltu. Taulukon diagonaalilla esitetään siis oikein luokiteltujen magneettikuvanäytteiden lukumäärät ja diagonaalin ulkopuolella olevissa soluissa esitetään väärin luokiteltujen näytteiden lukumäärät. [16]

Kuvassa 2.3 on esitettyä esimerkki luokitteluvirhetaulukosta. Luokitteluvirhetaulukon lukuarvot eli luokittelun tulokset ovat lähteestä [16]. Luokitteluvirhetaulukkoesimerkkiä tarkastelemalla nähdään, että kyseisessä tutkimuksessa magneettikuva-aineistossa esiintyi yhteensä kahdeksankymmentä glioomakasvainta. Lukumäärä saadaan laskemalla glioomarivin lukuarvot yhteen. Kahdeksastakymmenestä gliomasta oikein luokiteltiin seitsemänkymmentä. Tämä nähdään taulukon glioomasarakkeesta. Gliomista yhdeksän luokiteltiin virheellisesti meningioomiksi ja yksi aivolisäkekasvaimiksi. Yhteensä kymmenen gliomaa luokiteltiin siis väärin kyseisessä tutkimuksessa. Ei kasvainta -sarakkeen lukuarvo gliomarivillä on nolla, joten kaikki gliomat luokiteltiin aivokasvaimiksi, vaikka osa luokiteltiinkin vääräksi aivokasvaintyyppiä. Tarkastelemalla luokitteluvirhetaulukkoa tunnistetaan aivokasvaintyyppit, jotka konvoluutioneuroverkko luokittelee hyvin ja ne, joiden luokittelutarkkuutta tulee vielä parantaa.

| | | | | |
|-------------------|--------|-------------|--------------|------------------------|
| Glioma | 70 | 9 | 0 | 1 |
| Meningiooma | 6 | 58 | 8 | 2 |
| Ei kasvainta | 2 | 4 | 33 | 1 |
| Aivolisäkekasvain | 0 | 2 | 0 | 91 |
| | Glioma | Meningiooma | Ei kasvainta | Aivolisäke- kasvain |

Kuva 2.3: Esimerkki luokitteluvirhetaulukosta. Taulukossa esitetään gliooman, meningiooman, kasvaimen puuttumisen ja aivolisäkekasvaimen luokittelun tulokset lähteessä [16].

3 Konvoluutioneuroverkot

aivokasvainten diagnostiikassa

Tässä luvussa yhdistetään edellisessä luvussa esiteltyt osa-alueet. Keskitytään siis konvoluutioneuroverkkomalliin, jota voidaan hyödyntää aivokasvaimen diagnostiikassa magneettikuvista. Konvoluutioneuroverkkomallin kehitysprosessi koostuu vaiheista, joita ovat tietojoukon kerääminen, tietojoukon esikäsitteily, mallin koulutus ja kasvaintyyppien luokittelu [4], [16], [18], [19]. Konvoluutioneuroverkkomallien kehittämisen vaiheiden tekniset yksityiskohdat eroavat toisistaan eri tutkimuksissa, joten tässä esitellään malleissa yleisesti esiintyvät vaiheet.

Tietojoukon keräämisvaiheessa kootaan magneettikuvatietokanta, jossa kuvat luokitellaan esimerkiksi neljään luokkaan: glioomat, meningioomat, aivolisäkekasvaimet ja ei kasvainta [4], [16], [18], [19]. Monissa tutkimuksissa hyödynnetään Kaggle-alustan tarjoamia julkisesti saatavilla olevia aivokasvainten magneettikuva-aineistoja [4], [16], [19], [20]. Kuva-aineisto ei sisällä magneettikuvannettujen henkilöiden tietoja, kuten ikää, sukupuolta tai etnistä taustaa, ja magneettikuvat on kerätty eri laitteilla ja magneettikuvantamismenetelmillä [4]. Luotettavan mallin saavuttamiseksi on tärkeää, että eri kasvaintyyppiluokat ovat tasapuolisesti edustettuina, eli kaikista kasvaintyypeistä tulee olla runsaasti laadukasta ja monipuolista magneettikuva-aineistoa [1], [4].

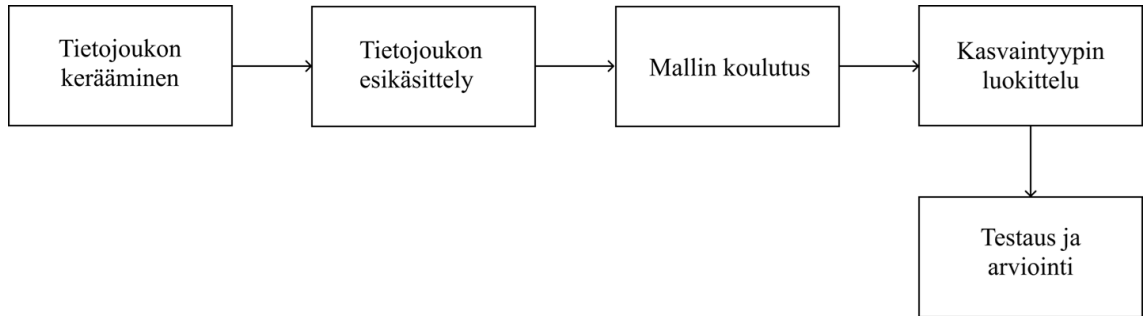
Tietojoukon esikäsittelyvaiheen tarkoituksena on varmistaa kuva-aineiston riittävä määrä, laadukkuus ja monipuolisuus, jotta kuva-aineiston luokitteleva konvoluutioneuroverkkomalli saavuttaisi mahdollisimman tarkkoja ja yleistettäviä tuloksia. Esikäsittelyvaiheeseen kuuluu sekä kuvanlaatua parantavia että kuva-aineiston monimuotoisuutta lisääviä toimia. Esikäsittelyssä magneettikuvat muutetaan vakiokoisiksi, mikä vähentää laskennallista monimutkaisuutta. Magneettikuville tehdään myös kohinan ja epätarkkuuksien poistoa. Lisäksi kontrasti ja kirkkaus säädetään sopiviksi, millä korostetaan aivokasvaimen piirteitä ja näin ollen parannetaan mallin aivokasvaimen havaitsemisen tarkkuutta. [4], [19] Magneettikuvien esikäsittelyyn voi kuulua myös kallon poisto (engl. skull stripping), jolla saadaan parannettua luokittelun suorituskykyä, kun aivojen alueet erottuvat kuvasta selkeämmin. [3]

Koska lääketieteellisiä kuva-aineistoja on rajallisesti saatavilla, on usein tarpeen käyttää kuva-aineiston lisästekniikoita, kuten kiertämistä, kääntämistä, zoomausta ja rajaamista. Näillä toimilla luodaan synteettisiä magneettikuvia, jotka vastaavat magneettikuvien todellisia vaihteluita. Näin voidaan myös korjata aivokasvaintyyppien kuva-aineistojen epätasapainoa, mikäli jostain kasvaintyyppistä on saatavilla vähemmän kuva-aineistoa kuin toisesta. Kuva-aineiston lisästekniikat lisäävät monimuotoisuutta ja parantavat mallin tarkkuutta ja yleistettävyyttä. [4], [19] Kuva-aineiston esikäsittelyvaiheessa se jaetaan koulutus-, validointi- ja testaussarjoihin. Näiden sarjojen osuudet koko kuva-aineistoista voivat olla esimerkiksi 70 %, 15 % ja 15 % [18] tai 80 %, 10 % ja 10 % [20].

Useissa malleissa suoritetaan magneettikuvien segmentointi, eli jaetaan magneettikuvat samankaltaisten ominaisuuksien perusteella ryhmiin [2]. Segmentoinnissa kasvain eristetään sitä ympäröivästä kudoksesta. Tällä saadaan paikannettua kasvain ja varmistetaan, että konvoluutioneuroverkko analysoi vain merkityksellisen kasvainalueen (engl. region of interest, ROI). [19] Seuraavaksi siirrytään ominaisuuksien poimintaan. Konvoluutioneuroverkko oppii automaattisesti tunnistamaan kas-

vaimen tilalliset ja rakenteelliset ominaisuudet, kuten kudusrakenteen ja kasvaimen muodon sekä rajat. [19] Magneettikuvista poimitut ominaisuudet syötetään konvoluutioneuroverkolle, joka suorittaa magneettikuvien luokittelun. Ennen luokittelua konvoluutioneuroverkon useat kerrokset tunnistavat magneettikuvista asteittain yksityiskohtaisia piirteitä. Kerros kerrallaan tapahtuva asteittainen piirteiden tunnistaminen parantaa erilaisten kasvaintyyppien erotuskykyä. Riippuu käytettävästä konvoluutioneuroverkkomallista, miten lopullinen luokittelu suoritetaan. Esimerkiksi softmax-aktivointifunktio voi suorittaa kasvaintyyppien luokittelun. [19], [21]

Mallin koulutusvaiheessa voidaan käyttää kehittyneitä menetelmiä, joita ovat muun muassa stokastinen gradienttilasku, takaisinkytkentä ja varhainen pysäyttäminen ylikoulutusongelman minimoimiseksi [14], [18]. Koulutusvaiheessa, jossa konvoluutioneuroverkolle syötetään yleensä 70-80 % magneettikuva-aineistosta, tapahtuu konvoluutioneuroverkon parametrien koulutus [21]. Monissa tutkimuksissa on käytetty ennakkokoulutettuja konvoluutioneuroverkkomalleja, kuten ResNet50-mallia [18], [20]. Useissa tutkimuksissa on myös koulutettu alusta alkaen oma konvoluutioneuroverkkomalli. Itsekoulutettujen mallien etuna on se, että ne on suunniteltu juuri magneettikuvien erityispiirteisiin, kuten herkkiin yksityiskohtiin ja heikkoon kontrastiin [4]. Aivokasvaimet vaihtelevat suuresti kooltaan, muodoltaan ja intensiteetiltään, mikä voi tuottaa haasteita ennakkokoulutetuille malleille [8]. Ennakkokoulutetut mallit on suunniteltu yleisiin kuvantunnistustehtäviin, joten ne eivät useimmiten saavuta yhtä hyviä aivokasvainten luokittelutuloksia kuin itsekoulutetut mallit, jotka koulutetaan alusta alkaen tunnistamaan herkkiä aivokasvainrajoja [4]. Kuvassa 3.1 on esitettyä konvoluutioneuroverkkomallin kehitysprosessin vaiheet.



Kuva 3.1: Konvoluutioneuroverkon kehittämisen vaiheet. Kaaviokuvassa esitetään konvoluutioneuroverkkoa hyödyntävän aivokasvaimen diagnosointimenetelmän kehitysprosessin vaiheet. Kuva perustuu lähteisiin [3], [16], [19].

Konvoluutioneuroverkon luokittelun tuloksia eri kasvaintyypeille voidaan arvioida matemaattisten yhtälöiden avulla käyttämällä luokitteluvirhetaulukosta saatavia lukuarvoja. Näitä lukuarvoja ovat oikeat positiiviset (OP), oikeat negatiiviset (ON), väärät positiiviset (VP) ja väärät negatiiviset (VN). Alla on esitettyä matemaattisia yhtälöitä, joiden antamien tulosten perusteella voidaan esittää konvoluutioneuroverkkomallin suorituskykyä kuvaavia graafeja. [16]

$$\text{Täsmällisyys (engl. precision) : } \frac{OP}{OP + VP}$$

$$\text{Herkkyyys : } \frac{OP}{OP + VN}$$

$$\text{Spesifisyys : } \frac{ON}{ON + VP}$$

$$\text{Tarkkuus (engl. accuracy) : } \frac{OP + ON}{OP + VP + ON + VN}$$

Lisäksi konvoluutioneuroverkkomallin suorituskyky mittarina voidaan käyttää F1-pistettä (engl. F1-Score), jolla määritetään mallin tarkkuus tietyssä tietojoukossa. Se määritetään mallin täsmällisyyden ja herkkyyden harmonisena keskiarvona. F1-pisteet ovat hyödyllisiä mallin luotettavuuden arvioinnissa etenkin tilanteissa,

joissa luokkien jakauma on epätasainen. Alla on esitetty F1-pisteen matemaattinen yhtälö. [15], [16]

$$\text{F1-piste} : \frac{2}{1/\text{herkkyys} + 1/\text{täsmällisyys}}$$

4 Konvoluutioneuroverkkojen kliinisen soveltamisen haasteet

Tässä luvussa keskitytään konvoluutioneuroverkkojen kliinisen soveltamisen haasteisiin. Haasteita käsitellään tietojoukkoihin, oikeudellisiin ja eettisiin kysymyksiin liittyvistä näkökulmista. Lisäksi käydään läpi muita esille tulleita haasteita. Luvun lopussa haasteista esitetään yhteenvetotaulukko. Sen perusteella voidaan tarkastella, mitkä haasteet nousevat toistuvimmin esille ja voidaan tunnistaa merkittävimmät haasteet konvoluutioneuroverkkojen kliinisessä soveltamisessa.

4.1 Tietojoukot

Yksi suurimmista haasteista aivokasvainten diagnostiikassa on suurten, tasapainoisten ja hyvin annotoitujen tietojoukkojen rajallinen saatavuus [22]. Tämän kirjallisuuskatsauksen näkökulmasta tarkoitetaan siis magneettikuva-aineistoa, jossa on edustettuna kattavasti ja tasapuolisesti eri aivokasvaintyyppit. Konvoluutioneuroverkkojen koulutus ja validointi edellyttää runsasta ja laadukasta tietojoukkojen saatavuutta [23].

Haaste muodostuu siitä, että lääketieteelliset kuvat ovat potilastietoja. Tietosuojalait rajoittavat potilastietojen jakamista tutkimuslaitosten välillä, minkä vuoksi konvoluutioneuroverkkojen koulutukseen on saatavilla hyvin rajallisesti kuva-aineistoa. [24] Tietojoukkojen liian vähäisestä määrästä aiheutuu ylisovittamiseksi

kutsuttu ongelma, jossa konvoluutioneuroverkkomalli saavuttaa hyvän tarkkuuden harjoitusaineistossa, mutta tarkkuus heikkenee testiaineistossa [25]. Tämä aiheutuu siitä, että mallin suuren oppimiskapasiteetin vuoksi se alkaa oppimaan koulutusdatasta myös merkityksettömiä piirteitä [3].

Määrän lisäksi tärkeää on myös tietojoukkojen laadukkuus ja kattavuus. Sen lisäksi, että tietojoukkoja on huonosti saatavilla, eri kasvaintyyppit ovat niissä usein epätasapuolisesti edustettuina. Kaikista kasvaintyypeistä ei siis löydy yhtä paljon kuva-aineistoa, mikä tekee vankan ja yleistettävän konvoluutioneuroverkkomallin kehittämisestä lähes mahdotonta [22]. Tietojoukkojen heikko saatavuus ja epätasapuolinen esiintyvyys aiheuttavat myös puolueellisuutta eri väestöryhmien näkökulmasta, mikäli nämä eivät esiinny tietojoukoissa tasapuolisesti. Tekoälyalgoritmi on vain yhtä hyvä kuin sen koulutusprosessissa käytetty tietojoukko. Siksi konvoluutioneuroverkkomallin yleistettävyyden ja luotettavuuden kannalta on olennaista, että tietojoukot edustavat tasapuolisesti eri väestöryhmiä, kuten eri ikä-, sukupuoli- ja etnisiä ryhmiä, jotta mallin tekemät päätökset ovat oikeudenmukaisia. [26]

Kolmas tietojoukkoihin liittyvä haaste on niiden annotointi. Annotointi on prosessi, jossa lääkäri luo konvoluutioneuroverkolle esimerkkidataa, jonka perusteella se oppii luokittelemaan eri aivokasvaintyyppit oikeisiin luokkiin. Annotointi vaatii kokeneen lääkärin ja on aikaavievä prosessi, joten se on merkittävä resurssivaatimus konvoluutioneuroverkkomallin kehittämiseksi. [27] Lisäksi tietojoukkoihin liittyy domain shift -ongelma, jossa esimerkiksi käytetyn lääketieteellisen laitteen valmistajan, mallinumeron tai valmistusvuoden kaltaiset ominaisuudet sekä eri terveydenhuollon laitosten protokollien väliset erot ovat merkittävämpiä kuin patologian ominaisuudet [25]. Tämän ongelman ratkaisemiseksi konvoluutioneuroverkkomallin pitäisi pystyä käsittelemään esimerkiksi erilaatuisia magneettikuvia yhtä tehokkaasti, jotta mallin integrointi erilaisiin kliinisiin ympäristöihin olisi mahdollista ja kannattavaa.

Luotettavaa konvoluutioneuroverkkomallia kehittäessä törmätään jatkuvasti erilaisiin suorituskyvyn parantamiseen liittyviin ongelmiin. Useimmiten nämä aiheutuvat tietojoukkojen heikosta saatavuudesta. Tällä hetkellä suurin osa luokittelua tekevästä tekoälymalleista suoriutuu hyvin kahteen luokkaan tehtävästä luokittelusta, kuten esimerkiksi kasvain vai ei kasvainta -luokittelusta [28]. Kuitenkaan moniluokkaisessa luokittelussa tarkkuus ei ole aina vielä riittävällä tasolla, mikä osaltaan johtuu tietojoukkojen epätasaisesta saatavuudesta [28].

4.2 Oikeudellinen näkökulma

Konvoluutioneuroverkkosten hyödyntämiseen diagnostiikassa liittyy myös oikeudellisia haasteita, jotka täytyy ratkaista luotettavan mallin kehittämiseksi ja kliinisen käyttöönoton mahdollistamiseksi. Edellä todettiin, että laadukkaiden tietojoukkojen riittävä saatavuus on ensiarvoisen tärkeää luotettavan mallin kehittämisen kannalta. Koska tietojoukot ovat tässä tapauksessa potilastietoja, on tärkeää huolehtia yksityisyyden suojasta, jotta tekoälyä käytetään vastuullisesti [29]. Euroopan unionin (EU) yleinen tietosuojasäädös (engl. General Data Protection Regulation, GDPR) asettaa tiukkoja rajoituksia tekoälypohjaisille tietojenkäsittelymenetelmille tietosuojan varmistamiseksi [30]. Tiukka sääntely onkin yksi merkittävimmistä esteistä tekoälyn käyttöönotolle kliinisessä soveltamisessa [29]. Sääntelyn noudattaminen sekä potilastietojen yksityisyyden suojaaminen ja potilaan suostumuksen saaminen hänen potilastietojensa käyttöön ovat kriittisiä tekijöitä, jotta tekoälyä voidaan soveltaa kliinisesti [31].

Toinen oikeudelliseen näkökulmaan liittyvä keskeinen ongelma on kysymys tekoälyn tekemän päätöksen vastuusta. Tekoäly tekee päätöksiä algoritmiensa perusteella ilman ihmisen puuttumista prosessiin. Useimmissa tekoälyalgoritmeissa on black box -ongelma, eli niiden toiminta ei ole ymmärrettävissä ihmiselle. Lääkäri tulisi kuitenkin vahvistaa tekoälyn tekemä päätös, mutta ongelmaksi muodostuu, miten

hän voi tehdä sen ymmärtämättä tekoälyalgoritmin päätöksen perusteita. Ratkaisematon ongelma onkin, kuka ottaa vastuun, kun tekoäly tekee virheen. [26]

Länsimaalaiseen ajattelun kehittymiseen vaikuttaneen kreikkalaisen filosofi Aristoteleen mukaan ihmisen tehdessä päätöksen, jolla on vaikutuksia muihin, on hän vastuussa siitä. Ehtona kuitenkin on, että ihmisen tulee olla tietoinen tekemisestään. Tekoälyteknologiat eivät kuitenkaan täytä perinteisiä kriteereitä täydelliselle moraalille toiminnalle, kuten tietoisuutta ja vapautta toiminnastaan. Tämän vuoksi tekoälyteknologiat eivät täytä vastuullisuuden edellytyksiä. Tämän pohdinnan perusteella ainoa vaihtoehto on se, että ihminen ottaa vastuun tekoälyn tekemistä päätöksistä. [32]

Perinteisesti lääkäri on vastuussa tekemästään diagnoosista, joten tällä hetkellä on hänen vastuullaan vahvistaa tekoälyn tekemä diagnoosi. Käytännössä lääkärin tulisi siis pystyä vahvistamaan tekoälyn päätös, jonka perusteita hän ei useimmiten black box -ongelman vuoksi ymmärrä. [32] Toisaalta tekoälylaitteen valmistajalla voitaisiin katsoa olevan huolenpitovelvollisuus potilaaseen nähden, mutta tästä ei ole toistaiseksi näyttöä tuomioistuimissa tekoälyteknologioiden osalta [33]. On esitetty näkemyksiä, joiden mukaan tekoälylaitteiden kehittäjät tulisi asettaa samanlaiseen vastuuseen potilaista kuin lääkärit [34].

Tekoälyn integroiminen kliiniseen työhön edellyttää hoitohenkilökunnan koulutusta ja perehdyttämistä [27]. Tekoälylaitteen valmistajalla on velvollisuus tiedottaa käyttäjiä laitteen tarkkuudesta, riskeistä, hyödyistä ja rajoituksista [33]. Tällä hetkellä laitteen valmistaja on vastuussa vähintään laitteen luotettavuusominaisuuksien tiedottamisesta ja jossain määrin myös laitteen käytön koulutuksesta.

4.3 Eettinen näkökulma

Konvoluutioneuroverkkojen kliiniseen soveltamiseen liittyy ratkaisemattomia teknisiä haasteita, jotka aiheuttavat eettisiä ongelmia. Yksi keskeisimmistä eettisistä on-

gelmistä on jo aiemmin mainittu black box -ongelma. Jos ihminen ei pysty ymmärtämään tekoälyn luokittelun perusteita, se ei pysty valvomaan tekoälyn toimintaa. On kuitenkin yleinen tilanne, että edes konvoluutioneuroverkkomallin kehittäjä ei pysty selittämään mallin sisäistä toimintaa tai lopputuloksen perusteita [3].

Lääketieteen kliinisessä soveltamisessa päätöksenteolla on syviä vaikutuksia ihmisen elämään. Virheellinen diagnoosi saattaa johtaa vääränlaiseen hoitoon tai hoitamatta jättämiseen, mikä puolestaan voi johtaa sairauden pahenemiseen ja pahimmillaan kuolemaan. Tämän vuoksi on välttämätöntä ymmärtää perusteet konvoluutioneuroverkkomallin luokittelun taustalla, jotta mallin luotettavuutta voidaan arvioida ja lääkärit voidaan vakuuttaa menetelmän tehokkuudesta. [4] Selitettävyydellä tarkoitetaan mallin päätöksenteon taustalla olevien syiden läpinäkyvyyttä ihmiselle ymmärrettävästi. Tavoitteena on ymmärtää, miksi malli tekee tietyn päätöksen ja arvioida olosuhteita, joissa malliin voidaan luottaa. Selitettävyyteen kuuluu sekä mallin rakenteen teknisten yksityiskohtien että lopputuloksen perusteiden ymmärtäminen. Tällä hetkellä selitettävissä olevat mallit ovat kuitenkin osoittautuneet suorituskyvyltään huonommiksi kuin selittämättömät mallit. [34]

Lisäksi eettisiä huolenaiheita ovat tekoälyn päätöksien oikeudenmukaisuuden varmistaminen ja tekoälyn käytön läpinäkyvyys sekä vastuullisuus [35]. Nämä haasteet liittyvät tekoälymallin koulutuksessa käytettävien tietojoukkojen epätasapuolisuuden ja black box -ongelmaan, jonka vuoksi mallin oikeudenmukaisuuden varmistaminen voi olla jopa mahdotonta. Tietojoukkoihin liittyvän puolueellisuuden lisäksi ihmisten puolueellisuus voi vaikuttaa siihen, miten tekoälyä hyödynnetään sairaaloissa ja terveyskeskuksissa [29]. Jo tekoälyalgoritmien suunnitteluvaiheessa voi ilmetä eettisiä ongelmia, jotka voivat pahentaa hoidon tarjoamisen ja voitontavoittelun välistä jännitettä [25].

Automaation puolueellisuus tarkoittaa ihmisen taipumusta suosia koneiden tekemiä päätöksiä ja sivuuttaa vastakkaiset tiedot tai ristiriitaiset ihmisten päätök-

set [34]. Automaation puolueellisuus voi johtaa diagnosointivirheeseen, jos lääkäri ei huomaa tekoälyn tekemää virhettä. Diagnostiikan nopeutuminen voi lisätä virheellisuutta, mikäli lääkäri tarkastelee tekoälyn tekemää luokittelua vain pintapuolisesti. Automaation puolueellisuuteen liittyvää ongelmaa pahentaa tekoälyn black box -ongelma ja tapaukset, joissa kasvaimen piirteet ovat niin hienovaraisia, että ihminen ei edes pysty havaitsemaan niitä. [32]

4.4 Muita haasteita

Tietojoukkoihin, juridiikkaan ja eettisyyteen liittyvien haasteiden lisäksi konvoluutioneuroverkkojen soveltamiseen kliinisesti liittyy paljon muitakin haasteita. Yksi keskeinen haaste on lääkäreiden ja muiden sidosryhmien tietämättömyys tekoälystä, sen menetelmistä ja sovelluksista. Jotta tekoälyä hyödyntämällä voidaan saavuttaa korkealaatuisempia hoitotuloksia, tulee kaikki tekoälyn käyttöön liittyvät sidosryhmät perehdyttää hyvin. Sidosryhmillä tarkoitetaan potilaita, lääkäreitä, palveluntarjoajia ja liiketoiminnan hallintohenkilöitä. [36] Lääkärin asiantuntemus, teknologinen osaaminen ja ikä ovat tekijöitä, jotka vaikuttavat lääkärin tietämykseen ja sen seurauksena asenteeseen tekoälyä kohtaan. Lääkärin mahdollinen epäilevä tai negatiivinen asenne tekoälyä kohtaan johtuu useimmiten hänen tietämättömyytensä lisäksi tekoälymenetelmien selittämättömyydestä, määrittelemättömästä lääketieteellisestä vastuusta ja mahdollisesti epäluotettavien ennusteiden taloudellisista kustannuksista. [29] Lääkäreiden skeptinen asenne tekoälyä kohtaan on yksi merkittävimmistä kliinistä integrointia estävistä haasteista [27].

Usein tunnistetaan myös riski liittyen potilassuhteen muuttumiseen. Tekoälymenetelmien käytön ei tule heikentää tai vahingoittaa lääkärin ja potilaan välistä suhdetta [32]. Keskeinen riski liittyy potilaan varaukselliseen suhtautumiseen tekoälymenetelmien käyttöön hänen hoidossaan. Jotta potilaan ja lääkärin välillä säilyy luottamus ja kunnioitus, potilaan tulee saada kattavasti tietoa tekoälymenetelmän

hyödyntämisestä ja mahdollisuus kieltäytyä siitä. [37] Lääkärin empaattisuus on myös tärkeä osa potilassuhdetta, joten on tärkeää, että tekoäly ei välitä itsenäisesti diagnooseja potilaalle [38]. Huolta herättää myös mahdollinen lääkäreiden ammatitaidon heikentyminen tekoälyn käyttöönoton seurauksena, mikäli he luottaisivat liikaa tekoölyyn diagnoosin laatimisessa. Tässä tapauksessa yhteyskunta olisi riippuvainen tekoölystä, mikä olisi ongelmallista. [26] Toisaalta ollaan huolissaan myös tekoälyn aiheuttamasta teknologisesta työttömyydestä, jolla tarkoitetaan ihmisen korvaamista koneella [26].

Muiden haasteiden lisäksi tekoälyteknologian kehittäminen ja hyödyntäminen edellyttää valtavia alkuinvestointeja teknologiaan, infrastruktuuriin ja henkilöstön koulutukseen [38]. Konvoluutioneuroverkkojen kouluttaminen on laskennallisesti intensiivistä ja raskasta, joten se edellyttää muun muassa suorituskykyisiä koneita ja erikoistuneita laitteistoja. Monilla resurssirajoitteisilla tutkimuskeskuksilla ei ole tällaisia laitteistoja, mikä johtaa eriarvoisuuteen tekoälyn kehittämisessä ja kliinisessä käyttöönotossa. Myös laskennallisen infrastruktuurin kustannukset voivat rajoittaa tekoölymallin skaalautuvuutta eri ympäristöissä, mikä syventää eroja terveydenhuollon laadussa. Huolimatta suurista alkuinvestoinneista, pitkällä aikavälillä tekoälyn hyödyntäminen mahdollistaa kuitenkin kustannussäästöjä. [24]

4.5 Yhteenveto haasteista

Taulukossa 4.1 on koottuna artikkeleista löytyneet kliinisen soveltamisen haasteet. Taulukon perusteella voidaan todeta, että merkittävimmät haasteet konvoluutioneuroverkon kliinisessä soveltamisessa liittyvät tietojoukkoihin, potilastietojen käsitteelyyn, vastuukysymyksiin, black box -ongelman aiheuttamaan selittämättömyyteen ja menetelmän puolueellisuuden aiheuttamaan epäluotettavuuteen.

Taulukko 4.1: Artikkeleissa esitetyt haasteet koottuna

| Artikkeli | Tietojoukot | | | Lainsäädäntö | | Eettisyys | | | Muut | | | |
|---------------------------------|-------------------------|-----------------|--------------|---------------------------|--------------------|----------------------------|----------------|----------------------------|----------------------------|----------------------------|-----------------------------|--------------|
| | Saatavuus ja laadukkuus | Ylisovittaminen | Domain shift | Potilastietojen käsittely | Vastuu ja sääntely | Black box ja selitettävyys | Puolueellisuus | Automaation puolueellisuus | Tietämättömyys ja asenteet | Potilassuhteen muuttuminen | Ammattitaidon heikentyminen | Kustannukset |
| Xie ym., 2022 [3] | x | x | | | | x | | | | | | |
| Alshomrani, 2025 [22] | | | x | | | x | x | | | | | |
| Zhan ym., 2025 [23] | x | | x | x | x | x | x | | | | | |
| Selvaraj ym., 2025 [24] | x | | x | x | x | x | x | x | | x | x | x |
| Hamamoto ym., 2024 [25] | | x | x | x | | x | | | | | | |
| Marques ym., 2024 [26] | x | | | x | x | x | x | x | | | x | |
| Chong ym., 2025 [27] | x | | x | x | x | x | x | | x | | | |
| Sebastian & Peter, 2022 [28] | x | | x | | | x | x | | x | | | x |
| Kolla & Parikh, 2024 [29] | x | x | x | x | x | x | x | x | x | | x | x |
| Chaddad, 2023 [30] | x | | x | x | | x | | | | | | |
| Ben Brahim ym., 2024 [31] | x | | x | x | | x | x | | | | | |
| Neri ym., 2020 [32] | | | | | x | x | | | | | | |
| Jobson ym., 2022 [33] | | | | x | x | x | x | x | | | x | |
| Geis ym., 2019 [34] | | | | x | x | x | x | x | | | x | |
| Eldin ym., 2025 [4] | x | | | | | x | | | x | | | |
| Khalighi ym., 2024 [35] | x | | | | x | x | x | | | x | | |
| Farina ym., 2022 [36] | x | | x | x | x | | | | x | | | |
| S Alshuhri ym., 2024 [37] | x | | | x | x | x | x | x | x | x | | x |
| Davenport & Kalakota, 2019 [38] | | | | x | x | x | x | | | x | | |

5 Pohdinta

Merkittävimpiä haasteita konvoluutioneuroverkkojen hyödyntämisessä lääketieteessä voidaan pitää tietojoukkojen saatavuutta ja laadukkuutta, vastuukysymyksiä ja black box -ongelmasta aiheutuvaa tekoälymenetelmien selittämättömyyttä. Ne ovat kaikki kriittisiä ongelmia, jotka on ratkaistava ennen kuin mallia voidaan kliinisesti soveltaa. Niihin ei kuitenkaan ole löytynyt yksiselitteisiä ratkaisuja.

Jotta tietojoukkoja voidaan jakaa tietosuoja noudattaen, mutta tehokkaasti, on tehtävä sidosryhmät ylittävää yhteistyötä, johon osallistuvat lääkärit, tutkijat, lainsäätäjät ja potilaat. Tietosuojan rajoittaessa potilastietojen jakamista luotettavien konvoluutioneuroverkkomallien kehittäminen ei ole mahdollista. Ratkaisuna tähän monialaisten asiantuntijaryhmien tulisi kehittää uusia, turvallisia ja tietosuoja kunnioittavia käytäntöjä potilastietojen jakamiseen. Yksityisyyden suojasta ei tule koskaan tinkiä.

Laadukkaiden ja eri väestöryhmiä kattavasti edustavien tietojoukkojen avulla pystytään kehittämään luotettava ja hyvän suorituskyvyn omaava konvoluutioneuroverkkomalli. Monipuolisten tietojoukkojen avulla mallista tulee mukautuvampi ja useita eri kasvaintyyppettä pystytään tunnistamaan luotettavasti. Usein lääketieteellisten tekoälylaitteiden ongelmana on niiden "lukittuneisuus", eli ne pystyvät suorittamaan vain yhtä tiettyä tehtävää tietyllä tavalla. Tästä seuraa, että tekoälyn suorituskykyä ja kapasiteettia ei hyödynnetä täysin. Mitä mukautuvampi konvoluutioneuroverkkomalli on erilaisiin ympäristöihin niin laitevaatimusten, tietojoukkojen

laadun kuin suorittamansa luokittelun suhteen, sitä helpompana ja kannattavampana sen integrointi kliiniseen työhön nähdään. Toisaalta tekoälylaitteen mukautuvuus lisää jatkuvan validoinnin tarvetta, jotta voidaan varmistua sen luotettavuuden säilymisestä, joten se lisää kustannuksia.

Konvoluutioneuroverkkomallien puolueellisuus on myös haaste, joka aiheutuu pitkälti tietojoukkojen puolueellisuudesta, eli niiden epätasapuolisesti esiintymisestä. Mallin puolueellisuus ja epäluotettavuus puolestaan vaikuttavat suoraan siihen, miten lääkärit ja potilaat suhtautuvat sen kliiniseen käyttöön. Lääkäreiden tietämättömyys ja kielteiset asenteet vaikeuttavat ja jopa estävät konvoluutioneuroverkkomallien integrointia kliiniseen työhön. Tämän vuoksi ensimmäinen askel kohti tekoälymenetelmien kliinistä soveltamista on lääkäreiden ja potilaiden vakuuttaminen kehittämällä mahdollisimman luotettava ja puolueeton malli sekä lisätä lääkäreiden tietämystä tekoälymenetelmistä.

Lisäksi mallin heikko selitettävyys on ratkaisematon ongelma, joka liittyy olennaisesti sekä lääkäreiden asenteisiin että vastuukysymyksiin. Jos lääkäri on vastuussa konvoluutioneuroverkkomallin avulla tehdyistä diagnooseista ja malli on ei-selitettävissä oleva, hän hyvin todennäköisesti on haluton käyttämään sitä. Toinen mahdollinen vastuussa oleva taho voisi olla konvoluutioneuroverkkomallin valmistaja. Tällöin esiin nousee kuitenkin kysymys, voiko vastuussa olla henkilö, joka ei ole lääkäri. Vastuukysymyksiä ratkaisemiseksi tarvitaan monialainen asiantuntijaryhmä pohtimaan ja päättämään, kuka on vastuussa tekoälylaitteen tekemistä virheistä. Onko se lääkäri, laitteen valmistaja vai voisiko jonain päivänä laite olla itse vastuussa tekemistään päätöksistä? Niin kauan kuin selitettävyys ja vastuukysymykset ovat ratkaisematta, konvoluutioneuroverkkomallien kliininen käyttöönotto joutuu odottamaan.

Konvoluutioneuroverkkomallin ja laajemminkin syväoppivien tekoälymenetelmien ongelma on samalla niiden suurin etu: ne pystyvät suorittamaan tehtäviä te-

hokkaasti ja luotettavasti tavalla, jota ihminen ei edes pysty ymmärtämään. Tällä hetkellä edellytyksenä tekoölymenetelmien kliiniselle käyttöönnotolle kuitenkin pidetään mallin selitettävyyttä ihmiselle. Toisaalta, jos mallin tulee olla ihmisen ymmärrettävissä, ei tekoölyn kaikkea kapasiteettia hyödynnetä. On kuitenkin täysin selvää, että tekoölyn käyttö ilman ihmisen käsitystä sen toiminnasta olisi vastuutonta, kun on kyse ihmisen elämästä.

Vastuukysymysten keskeneräisyyden ja black box -ongelman aiheuttaman selittämättömyyden vuoksi konvoluutioneuroverkkoja voidaan toistaiseksi perustellusti hyödyntää vain lääkärin apuvälineenä diagnoosia tehdessä. Tällä tavoin ihmisellä säilyy ymmärrys tekoölyn toiminnasta ja vastuu diagnoosista on lääkäriellä, mutta kokemattomampikin lääkäri onnistuu todennäköisemmin päätymään oikeaan diagnoosiin. Myös kokeneemmat lääkärit hyötyvät tekoölystä tapauksissa, joissa kasvaimen piirteet ovat liian hienovaraisia ihmisen silmän erotettaviksi. Kehittyvissä maissa ja resurssipulaisilla alueilla on tapauksia, joissa ei ole saatavilla ainakaan riittävän kokenutta lääkäriä tekemään diagnoosia. Tällaisissa tapauksissa voitaisiin harkita, olisiko parempi, että edes tekoöly tekisi diagnoosin. On kuitenkin syytä huomioida, että pelkästä diagnoosista ei ole hyötyä, mikäli hoitoon pääseminen ei ole mahdollista.

On tärkeää huomioida, että tekoölymalli pystyy olemaan vain osiensa summa. Ei ole siis syytä kiirehtiä ennen kuin merkittävät ongelmat tietojoukkoihin, vastuukysymyksiin ja selitettävyyteen liittyen on saatu ratkaistua. On epävarmaa, millä aikavälillä tekoölyn hyödyntäminen lääketieteessä on realistinen tavoite. Ainakaan tekoölyn täyden potentiaalin hyödyntäminen ei ole realistinen tavoite niin pitkään, kun vastuukysymykset ovat ratkaisematta. Haasteiden ratkaiseminen edellyttää karsivällisyyttä ja monialaisten asiantuntijaryhmien käsittelyä, jotta tekoölymenetelmiä voidaan soveltaa kliinisesti.

6 Yhteenveto

Tässä tutkielmassa käsiteltiin, miten konvoluutioneuroverkkoa hyödyntävä aivokasvaimen diagnosointimenetelmä rakentuu ja mitä haasteita menetelmän kliiniseen soveltamiseen liittyy. Tutkielmassa keskityttiin aivokasvaimen diagnostiikkaan magneettikuvien perusteella. Tutkimuskysymyksiin saatiin seuraavat vastaukset:

Tutkimuskysymys 1: Mitä vaiheita konvoluutioneuroverkkoa hyödyntävän aivokasvaimen diagnosointimenetelmän kehittämiseen kuuluu? Konvoluutioneuroverkkoa hyödyntävän aivokasvaimen diagnosointimenetelmän kehittäminen koostuu vaiheista, joita ovat tietojoukon kerääminen, tietojoukon esikäsittely, mallin koulutus ja kasvaintyyppien luokittelu.

Tutkimuskysymys 2: Mitä haasteita on konvoluutioneuroverkkoa hyödyntävän aivokasvaimen diagnosointimenetelmän kliinisessä soveltamisessa? Konvoluutioneuroverkkoa hyödyntävän aivokasvaimen diagnosointimenetelmän kliinisessä soveltamisessa on vielä lukuisia ratkaisemattomia haasteita, joista merkittävimpiä ovat tietojoukkoihin, potilastietojen käsittelyyn, vastuukysymyksiin, black box -ongelman aiheuttamaan selittämättömyyteen ja menetelmän puolueellisuuden aiheuttamaan epäluotettavuuteen liittyvät ongelmat.

Erilaisten konvoluutioneuroverkkomallien aivokasvaintyyppien luokittelusta ja luokittelun arvioinnista on tehty viime vuosina runsaasti tutkimuksia eri puolilla maailmaa. Useat tutkimusryhmät ovat onnistuneet kehittämään korkean suorituskyvyn ja luotettavuuden omaavia konvoluutioneuroverkkomalleja. Tämän vuok-

si jatkotutkimuksessa olisi tärkeää keskittyä kliinisen soveltamisen esteenä olevien haasteiden ratkaisemiseen. Monialaisten asiantuntijaryhmien tulisi löytää ja kehittää turvallinen tapa potilastietojen jakamiseen, jotta tietojoukkojen heikkoon saataavuuteen ja laadukkuuteen liittyvät haasteet saadaan ratkaistua. Näiden haasteiden ratkaisemisen seurauksena myös mallin puolueettomuus ja luotettavuus paranevat, mikä auttaa lääkäreiden ennakkoluuloisten asenteiden kumoamisessa.

Toinen monialaisten asiantuntijaryhmien ratkaistava ongelma on vastuukysymykset. Kuka asetetaan vastuuseen tekoälyn tekemistä päätöksistä, ja miten lainsäädäntöä tulisi kehittää, jotta tekoälyteknologioita voidaan hyödyntää lääketieteessä tehokkaasti ja turvallisesti. Kolmas jatkotutkimusehdotus liittyy black box -ongelman aiheuttaman selittämättömyyden ratkaisemiseen. Konvoluutioneuroverkkomalleihin tulee liittää selitettävän tekoälyn ominaisuuksia, jotta tekoälyn päätöksentekoprosessi on läpinäkyvä ja perusteltavissa.

Lähdeluettelo

- [1] S. P. Ch ja P. K. P, ”Revolutionizing Brain Tumor Diagnosis using Convolutional Neural Networks”, teoksessa *2025 5th International Conference on Expert Clouds and Applications (ICOECA)*, 2025, s. 852–858. DOI: 10.1109/ICOECA66273.2025.00150.
- [2] K. T. Islam, S. Wijewickrema ja S. O’Leary, ”A Deep Learning Framework for Segmenting Brain Tumors Using MRI and Synthetically Generated CT Images”, *Sensors*, vol. 22, nro 2, s. 523, tammikuu 2022, ISSN: 1424-8220. DOI: 10.3390/s22020523. url: <http://dx.doi.org/10.3390/s22020523>.
- [3] Y. Xie et al., ”Convolutional Neural Network Techniques for Brain Tumor Classification (from 2015 to 2022): Review, Challenges, and Future Perspectives”, *Diagnostics*, vol. 12, nro 8, s. 1850, heinäkuu 2022, ISSN: 2075-4418. DOI: 10.3390/diagnostics12081850. url: <http://dx.doi.org/10.3390/diagnostics12081850>.
- [4] N. M. B. Eldin, G. Elkhayat ja A. A. Amer, ”Brain Tumor Classification Using Convolutional Neural Networks”, teoksessa *2025 International Conference on Machine Intelligence and Smart Innovation (ICMISI)*, IEEE, toukokuu 2025, s. 219–224. DOI: 10.1109/icmisi65108.2025.11115797. url: <http://dx.doi.org/10.1109/ICMISI65108.2025.11115797>.
- [5] Aivosäätiö. ”Aivokasvaimet”. Viitattu 16.11.2025. url: <https://www.aivosaatio.fi/diagnoosi/aivokasvaimet/>.

- [6] Mayo Clinic Staff. "Brain Tumor: Symptoms and Causes". Viitattu 16.11.2025. url: <https://www.mayoclinic.org/diseases-conditions/brain-tumor/symptoms-causes/syc-20350084>.
- [7] K. A. McNeill, "Epidemiology of Brain Tumors", *Neurologic Clinics*, vol. 34, nro 4, s. 981–998, marraskuu 2016, ISSN: 0733-8619. DOI: 10.1016/j.ncl.2016.06.014. url: <http://dx.doi.org/10.1016/j.ncl.2016.06.014>.
- [8] S. Gull, S. Akbar ja H. U. Khan, "Automated Detection of Brain Tumor through Magnetic Resonance Images Using Convolutional Neural Network", *BioMed Research International*, vol. 2021, nro 1, E. Roldan-Valadez, toim., tammikuu 2021, ISSN: 2314-6141. DOI: 10.1155/2021/3365043. url: <http://dx.doi.org/10.1155/2021/3365043>.
- [9] M. Laiho, "Miten syöpä syntyy", *Lääketieteellinen aikakauskirja Duodecim*, vol. 118, nro 17, s. 1751–1758, 2002, Viitattu 16.11.2025. url: <https://www.duodecimlehti.fi/xmedia/duo/duo93129.pdf>.
- [10] Mayo Clinic Staff. "MRI". Viitattu 16.11.2025. url: <https://www.mayoclinic.org/tests-procedures/mri/about/pac-20384768>.
- [11] L. Hamberg ja H. Aronen, "Magneettikuvauksen perusteet ja tutkimusmenetelmät", *Lääketieteellinen aikakauskirja Duodecim*, vol. 108, nro 8, s. 713–, 1992, Viitattu 16.11.2025. url: <https://www.duodecimlehti.fi/duo20140>.
- [12] K. Neamah et al., "Brain Tumor Classification and Detection Based DL Models: A Systematic Review", *IEEE Access*, vol. 12, s. 2517–2542, 2024, ISSN: 2169-3536. DOI: 10.1109/access.2023.3347545. url: <http://dx.doi.org/10.1109/ACCESS.2023.3347545>.
- [13] T. S. Kumar, B. M, R. J. S ja S. M, "Segmentation and Classification of Brain Tumor from MRI Images", teoksessa *2025 International Conference on Emerging Technologies in Engineering Applications (ICETEA)*, IEEE, kesä-

- kuu 2025, s. 1–4. DOI: 10.1109/icetea64585.2025.11099745. url: <http://dx.doi.org/10.1109/ICETEA64585.2025.11099745>.
- [14] R. R. Ali et al., ”Learning Architecture for Brain Tumor Classification Based on Deep Convolutional Neural Network: Classic and ResNet50”, *Diagnostics*, vol. 15, nro 5, s. 624, maaliskuu 2025, ISSN: 2075-4418. DOI: 10.3390/diagnostics15050624. url: <http://dx.doi.org/10.3390/diagnostics15050624>.
- [15] R. Suganthe, R. Latha, M. Geetha, S. Abirami, P. Anaya ja A. Ganga Sri, ”Convolutional Neural Network Based Multi Class Classification Model for Brain Tumor Diagnosis”, teoksessa *2022 International Conference on Computer Communication and Informatics (ICCCI)*, IEEE, tammikuu 2022, s. 1–6. DOI: 10.1109/iccci54379.2022.9740805. url: <http://dx.doi.org/10.1109/ICCCI54379.2022.9740805>.
- [16] N. Mahajan ja H. Chavan, ”MRI Images Based Brain Tumor Detection Using CNN for Multiclass Classification”, teoksessa *2023 3rd Asian Conference on Innovation in Technology (ASIANCON)*, IEEE, elokuu 2023, s. 1–5. DOI: 10.1109/asiancon58793.2023.10270492. url: <http://dx.doi.org/10.1109/ASIANCON58793.2023.10270492>.
- [17] Bobjgalindo, *MRI brain tumor*, https://commons.wikimedia.org/wiki/File:MRI_brain_tumor.jpg, Wikimedia Commons, CC BY-SA 4.0, 2006.
- [18] N. Bansal, A. Khan, A. Tyagi, M. Goel, R. Baghel ja S. Gupta, ”Efficient and Accurate Brain Tumor Diagnosis: A CNN Approach for MRI Image Classification”, teoksessa *2025 3rd International Conference on Disruptive Technologies (ICDT)*, IEEE, maaliskuu 2025, s. 1100–1102. DOI: 10.1109/icdt63985.2025.10986513. url: <http://dx.doi.org/10.1109/ICDT63985.2025.10986513>.

- [19] S. K, P. D. Chaitya, K. Abdulla ja K. Mahesh, ”A Novel Method for Prompt Brain Tumor Identification Utilizing Augmented Data and Deep CNN”, teoksessa *2025 3rd International Conference on Artificial Intelligence and Machine Learning Applications Theme: Healthcare and Internet of Things (AIMLA)*, IEEE, huhtikuu 2025, s. 1–6. DOI: 10.1109/aimla63829.2025.11040223. url: <http://dx.doi.org/10.1109/AIMLA63829.2025.11040223>.
- [20] Ö. M. Kökçam, A. Boyaci ja M. E. undefinedolak, ”Deep Learning based Brain Tumor Classification for MR Images using ResNet50”, teoksessa *2024 12th International Symposium on Digital Forensics and Security (ISDFS)*, IEEE, huhtikuu 2024, s. 1–6. DOI: 10.1109/isdfs60797.2024.10527322. url: <http://dx.doi.org/10.1109/ISDFS60797.2024.10527322>.
- [21] A. Sheta, W. H. Elashmawi, A. Karim Baareh, P. Rausch ja E. S. Othman, ”Medical Image Analysis for Brain Tumor Classification Using CNN Architecture”, teoksessa *2025 12th International Conference on Information Technology (ICIT)*, 2025, s. 91–98. DOI: 10.1109/ICIT64950.2025.11049092.
- [22] F. Alshomrani, ”Challenges and Advances in Classifying Brain Tumors: An Overview of Machine, Deep Learning, and Hybrid Approaches with Future Perspectives in Medical Imaging”, *Current Medical Imaging Formerly Current Medical Imaging Reviews*, vol. 21, syyskuu 2025, ISSN: 1573-4056. DOI: 10.2174/0115734056365191250602124819. url: <http://dx.doi.org/10.2174/0115734056365191250602124819>.
- [23] Y. Zhan, Y. Hao, X. Wang ja D. Guo, ”Advances of artificial intelligence in clinical application and scientific research of neuro-oncology: Current knowledge and future perspectives”, *Critical Reviews in Oncology/Hematology*, vol. 209, s. 104682, toukokuu 2025, ISSN: 1040-8428. DOI: 10.1016/j.critrevonc.2025.104682. url: <http://dx.doi.org/10.1016/j.critrevonc.2025.104682>.

- [24] C. Selvaraj et al., "Artificial intelligence in cancer care: revolutionizing diagnosis, treatment, and precision medicine amid emerging challenges and future opportunities", *3 Biotech*, vol. 15, nro 10, syyskuu 2025, ISSN: 2190-5738. DOI: 10.1007/s13205-025-04518-9. url: <http://dx.doi.org/10.1007/s13205-025-04518-9>.
- [25] R. Hamamoto et al., "Current status and future direction of cancer research using artificial intelligence for clinical application", *Cancer Science*, vol. 116, nro 2, s. 297–307, marraskuu 2024, ISSN: 1349-7006. DOI: 10.1111/cas.16395. url: <http://dx.doi.org/10.1111/cas.16395>.
- [26] M. Marques, A. Almeida ja H. Pereira, "The Medicine Revolution Through Artificial Intelligence: Ethical Challenges of Machine Learning Algorithms in Decision-Making", *Cureus*, syyskuu 2024, ISSN: 2168-8184. DOI: 10.7759/cureus.69405. url: <http://dx.doi.org/10.7759/cureus.69405>.
- [27] P. L. Chong et al., "Integrating artificial intelligence in healthcare: applications, challenges, and future directions", *Future Science OA*, vol. 11, nro 1, heinäkuu 2025, ISSN: 2056-5623. DOI: 10.1080/20565623.2025.2527505. url: <http://dx.doi.org/10.1080/20565623.2025.2527505>.
- [28] A. M. Sebastian ja D. Peter, "Artificial Intelligence in Cancer Research: Trends, Challenges and Future Directions", *Life*, vol. 12, nro 12, s. 1991, marraskuu 2022, ISSN: 2075-1729. DOI: 10.3390/life12121991. url: <http://dx.doi.org/10.3390/life12121991>.
- [29] L. Kolla ja R. B. Parikh, "Uses and limitations of artificial intelligence for oncology", *Cancer*, vol. 130, nro 12, s. 2101–2107, maaliskuu 2024, ISSN: 1097-0142. DOI: 10.1002/cncr.35307. url: <http://dx.doi.org/10.1002/cncr.35307>.

- [30] A. Chaddad, ”Stability in Radiomics Analysis: Advancements and Challenges”, teoksessa *2023 IEEE International Conference on E-health Networking, Application amp; Services (Healthcom)*, IEEE, joulukuu 2023, s. 1–5. DOI: 10.1109/healthcom56612.2023.10472376. url: <http://dx.doi.org/10.1109/Healthcom56612.2023.10472376>.
- [31] S. Ben Brahim, S. Dardouri ja R. Bouallegue, ”Brain Tumor Detection Using a Deep CNN Model”, *Applied Computational Intelligence and Soft Computing*, vol. 2024, nro 1, S. Fathi Hafshejani, toim., tammikuu 2024, ISSN: 1687-9732. DOI: 10.1155/2024/7634426. url: <http://dx.doi.org/10.1155/2024/7634426>.
- [32] E. Neri, F. Coppola, V. Miele, C. Bibbolino ja R. Grassi, ”Artificial intelligence: Who is responsible for the diagnosis?”, *La radiologia medica*, vol. 125, nro 6, s. 517–521, tammikuu 2020, ISSN: 1826-6983. DOI: 10.1007/s11547-020-01135-9. url: <http://dx.doi.org/10.1007/s11547-020-01135-9>.
- [33] D. Jobson, V. Mar ja I. Freckelton, ”Legal and ethical considerations of artificial intelligence in skin cancer diagnosis”, *Australasian Journal of Dermatology*, vol. 63, nro 1, elokuu 2021, ISSN: 1440-0960. DOI: 10.1111/ajd.13690. url: <http://dx.doi.org/10.1111/ajd.13690>.
- [34] J. R. Geis et al., ”Ethics of Artificial Intelligence in Radiology: Summary of the Joint European and North American Multisociety Statement”, *Radiology*, vol. 293, nro 2, s. 436–440, marraskuu 2019, ISSN: 1527-1315. DOI: 10.1148/radiol.2019191586. url: <http://dx.doi.org/10.1148/radiol.2019191586>.
- [35] S. Khalighi, K. Reddy, A. Midya, K. B. Pandav, A. Madabhushi ja M. Abdalthagafi, ”Artificial intelligence in neuro-oncology: advances and challenges in brain tumor diagnosis, prognosis, and precision treatment”, *npj Precision*

- Oncology*, vol. 8, nro 1, maaliskuu 2024, ISSN: 2397-768X. DOI: 10.1038/s41698-024-00575-0. url: <http://dx.doi.org/10.1038/s41698-024-00575-0>.
- [36] E. Farina, J. J. Nabhen, M. I. Dacoregio, F. Batalini ja F. Y. Moraes, "An Overview of Artificial Intelligence in Oncology", *Future Science OA*, vol. 8, nro 4, helmikuu 2022, ISSN: 2056-5623. DOI: 10.2144/fsoa-2021-0074. url: <http://dx.doi.org/10.2144/fsoa-2021-0074>.
- [37] M. S. Alshuhri et al., "Artificial intelligence in cancer diagnosis: Opportunities and challenges", *Pathology - Research and Practice*, vol. 253, s. 154996, tammikuu 2024, ISSN: 0344-0338. DOI: 10.1016/j.prp.2023.154996. url: <http://dx.doi.org/10.1016/j.prp.2023.154996>.
- [38] T. Davenport ja R. Kalakota, "The potential for artificial intelligence in healthcare", *Future Healthcare Journal*, vol. 6, nro 2, s. 94–98, kesäkuu 2019, ISSN: 2514-6645. DOI: 10.7861/futurehosp.6-2-94. url: <http://dx.doi.org/10.7861/futurehosp.6-2-94>.