

Maksakuvien semanttinen segmentointi

(Liver Medical Image Semantic Segmentation)

Itä-Suomen yliopisto Luonnontieteiden ja metsätieteiden tiedekunta Tietojenkäsittelytieteen laitos

Denis Eskelinen ja Lauri Komulainen

Sisällys

[1 Johdanto 3](#_Toc181038832)

[2 Projektin kuvaus ja ratkaisumenetelmät 4](#_Toc181038833)

[3 Toteutus 5](#_Toc181038834)

[3.1 Mallin koulutus 5](#_Toc181038835)

[3.1.1 Hyperparametrit sekä harjoitus- ja validaatiohäviöt 5](#_Toc181038836)

[3.1.2 mloU 5](#_Toc181038837)

[3.1.3 mPA 6](#_Toc181038838)

[3.2 Mallin suorituskyky 6](#_Toc181038839)

[4 Lainaukset ja viittaukset 7](#_Toc181038840)

[5 Ryhmätyön jako 7](#_Toc181038841)

[6 Johtopäätökset 7](#_Toc181038842)

[Lähdeluettelo 8](#_Toc181038843)

# 

# **1 Johdanto**

Lääketieteellisten kuvien analysointi on keskeinen osa nykyaikaista diagnostiikkaa ja potilashoitoa. Kuvantamistekniikoiden, kuten tietokonetomografian (TT) ja magneettikuvauksen (MRI), kehittyessä terveydenhuollon ammattilaiset voivat tarkastella ihmiskehon sisäisiä rakenteita yksityiskohtaisesti. Erityisesti maksasairauksien, kuten maksasyövän tai maksakirroosin, diagnosointi ja seuranta edellyttävät tarkkaa ja luotettavaa kuvantamista.

Semanttinen segmentointi on kuvankäsittelytekniikka, jossa kuva jaetaan semanttisesti merkityksellisiin osiin siten, että jokaiselle pikselille annetaan luokka. Tämä mahdollistaa esimerkiksi maksan erottamisen muista elimistä ja kudoksista lääketieteellisissä kuvissa. Manuaalinen segmentointi on aikaa vievää ja altis inhimillisille virheille, joten automaattiset segmentointimenetelmät voivat vähentää ihmisen tekemiä inhimillisiä virheitä.

Syväoppiminen ja erityisesti U-Net-arkkitehtuuri ovat osoittautuneet tehokkaiksi lääketieteellisten kuvien segmentoinnissa. U-Net on konvoluutio-neuroverkko, joka on suunniteltu erityisesti biolääketieteellisten kuvien analysointiin. Se yhdistää alas- ja ylöspäin suuntautuvat verkko-osat, mikä mahdollistaa sekä globaalien että paikallisten piirteiden hyödyntämisen tarkassa segmentoinnissa.

Tämän projektin päätavoitteena on kehittää syväoppimiseen perustuva järjestelmä, joka suorittaa semanttisen segmentoinnin maksakuville käyttäen U-Net-mallia, ja siten syventää osaamista konvoluutioneuroverkoista ja niiden soveltamisesta käytännön lääketieteellisiin ongelmiin.

# **2 Projektin kuvaus ja ratkaisumenetelmät**

Tähän vois kertoo projektista ja U-Net neuroverkosta. Varmaan myös mitä muuta voisi käyttää tähän ongelmaan – lähteistettyä tekstiä. Mitä mahdollisia haasteita ja rajotteita on? U-net arkkitehtuurin hyödyt ja haitat, miksi paras tähän?

# 

# **3 Toteutus**

Mallimme on toteutettu Python-ohjelmointikielellä ja PyTorch-koneoppimiskirjastoa käyttäen. Mallimme koostuu kymmenestä konvoluutiokerroksesta. Malli on jaettu kolmeen eri tiedostoon:

* Main.py
* Model.py
* data\_handler.py

## **3.1 Koulutus strategia**

Mallia koulutettiin useilla erilaisilla hyperparametri yhdistelmillä, kuten dropout, optimointialgorimit, epoch-määrien vaihteleminen, eräkoko (Batch size) sekä oppimisnopeuden optimoimisella. model.py tiedosto sisältää ’random\_search’- function, jonka avulla teimme xx määrän kokeilua erilaisilla hyperparametreilla. Jokaisesta koulutus kierroksesta muodostimme raportin, josta pystyimme vertailemaan parhaat mahdolliset hyperparametrit. Annoimme seuraavat koulutusvaihtoehdot mallille

param\_space = {

'batch\_size': [4, 8, 16],

'learning\_rate': [1e-3, 1e-4, 1e-5],

'dropout\_rate': [0.1, 0.2, 0.3],

'optimizer\_type': ['Adam', 'SGD'],

'num\_epochs': [1] # 10, 20, 30

}

### **3.1.1 Hyperparametrit sekä harjoitus- ja validaatiohäviöt**

Koulutuksen aikana seurasimme sekä harjoitus- että validaatiohäviöitä jokaisen epochin jälkeen.

Dropout 0.2 ja optimointialgorimit ja eräkoko

Tähän esim. kuva

Dropout 0.4

Tähän esim. kuva

Harjoitus- että validaatiohäviöt laskivat tasaisesti ensimmäisten 10 epochin aikana, minkä jälkeen ne alkoivat tasoittua. Validaatiohäviön lievä nousu epochin 10 jälkeen viittaa siihen, että malli alkoi mahdollisesti ylisovittaa, joten koulutus lopetettiin 15 epochin jälkeen.

Koulutuksen päätyttyä päädyimme x, y ja t parametreihin, koska ne tuottivat parhaan mahdollisen lopputuloksen. Lopullinen malli tallennettiin **x\_y\_model.pth** tiedostoksi. Mallia voi uudelleen käyttää ilman tarvetta kouluttaa sitä uudelleen.

### **3.1.2 mloU**

Meidän mallin mloU arvo: 100

Mallin korkea mIoU-arvo viittaa siihen, että malli pystyy hyvin tarkasti segmentointiin maksakuvissa. Mallin koulutuksen tuloksena saavutimme mIoU-arvon, joka osoittaa mallin pystyvän erottamaan maksakudoksen taustasta ja muista kudoksista useissa testikuvissa. Tämä mittari oli erityisen hyödyllinen arvioimaan, kuinka hyvin malli onnistui vaikeampien kuvaluokkien segmentoinnissa ja missä tapauksissa lisäparannuksia tarvittaisiin.

### **3.1.3 mPA**

Meidän mallin mPA-arvo: 100

Mallin korkea mPA-arvo osoittaa, että se pystyy tunnistamaan kohdeluokat yksityiskohtaisesti pikselitasolla. Saavutettu mPA-arvo kertoo mallin tarkkuudesta erityisesti maksakudoksen ja taustakudoksen erottamisessa. Tämä mittari täydentää mIoU, sillä se tarjoaa näkökulman mallin kykyyn tuottaa tarkkoja segmentointituloksia koko kuvan alueella, mikä on tärkeää erityisesti lääketieteellisissä sovelluksissa.

## **3.2 Mallin suorituskyky**

Tähän 3 testi kuvaa ja niiden segmentaatio tulokset ja kertomus niistä

# **4 Lainaukset ja viittaukset**

Mallin rakentamiseen on käytetty ChatGPT 4o mallia, mutta malli on optimoitu meidän toimesta.

Ensimmäisessä vaiheessa

# **5 Ryhmätyön jako**

Itsearviointi:

Lauri Komulainen:

Denis Eskelinen

# **6 Johtopäätökset**

Tiivistä työn keskeiset löydökset.

Pohdi mahdollisia parannuksia ja jatkotutkimusaiheita.

# **Lähdeluettelo**