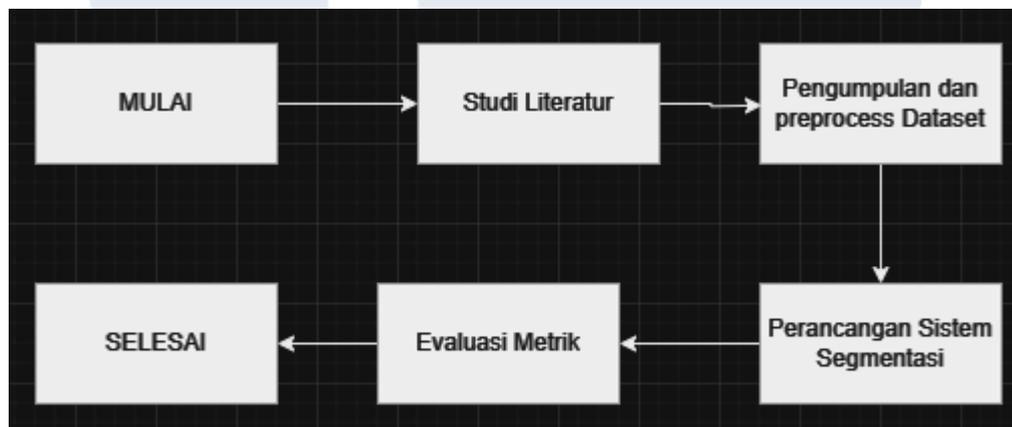


BAB III

ANALISIS DAN PERANCANGAN SISTEM

3.1 Metode Penelitian

Penelitian ini dilakukan dengan beberapa tahapan untuk mencapai tujuan dan menjawab masalah yang telah ditetapkan. Tahapan pertama adalah studi literatur untuk memahami konsep dan metode deep learning yang relevan. Tahapan kedua adalah perancangan modul yang terdiri dari pengumpulan dan prapemrosesan dataset, perancangan sistem segmentasi, dan evaluasi metrik. Alur penelitian ini dapat dilihat pada gambar 3.1.



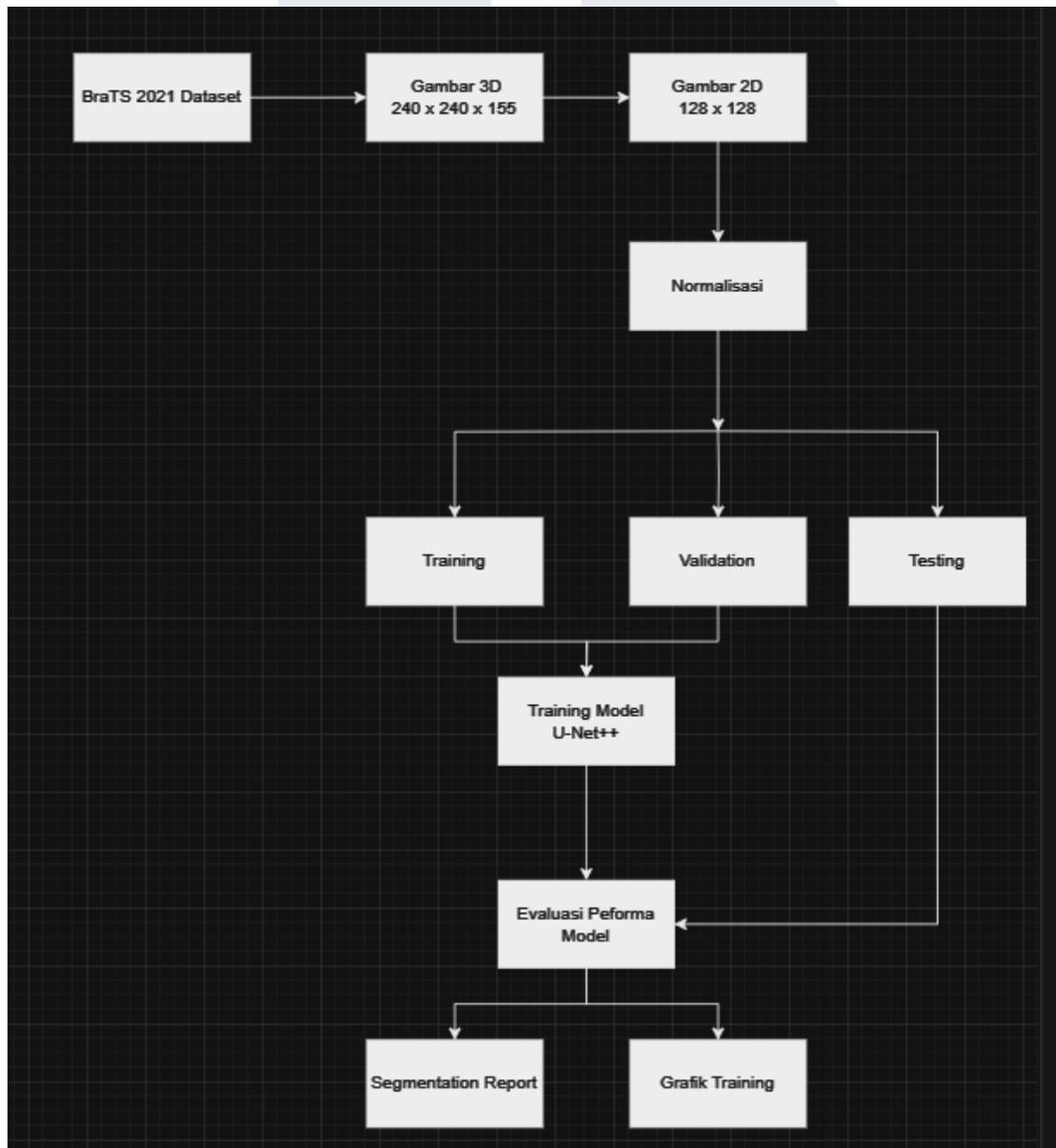
Gambar 3.1 Alur penelitian

3.2 Studi Literatur

Penulis melakukan studi literatur untuk mempelajari konsep dan metode *deep learning* dan segmentasi tumor otak. Penulis menemukan inspirasi untuk metode dan model segmentasi tumor otak dengan mempelajari berbagai penelitian terdahulu. Penulis juga berdiskusi dengan dosen pembimbing tentang penelitian yang dilakukan. Penulis juga membaca berbagai website untuk mempelajari penerapan *deep learning* dan modelnya pada dataset citra tumor otak.

3.3 Perancangan Model

Perancangan model memiliki proses dimulai dari pemerolehan dataset, pengolahan dataset, pembuatan sistem segmentasi, evaluasi metrik dari model tersebut. Alur perancangan model tersebut dapat dilihat pada gambar 3.2.



Gambar 3.2 Alur perancangan model

3.3.1 Pengumpulan dan pengolahan dataset

Pengumpulan data pada penelitian ini menggunakan dataset terbuka yang didapat secara *free* tanpa akses khusus dari *website* Kaggle dengan judul *BraTS*

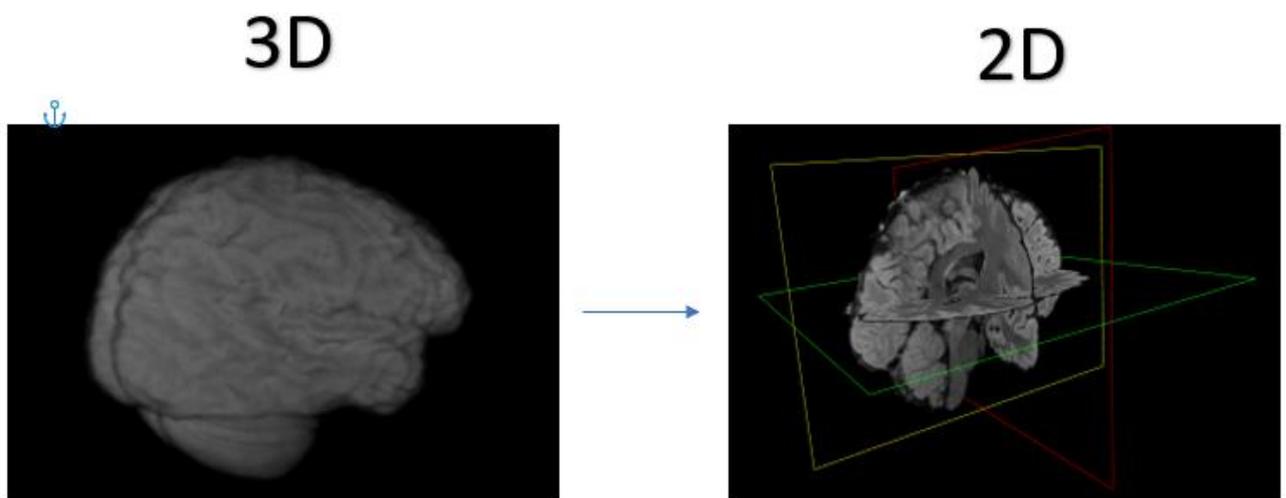
2021 Task 1 Dataset dan memiliki dataset dengan nama *BraTS2021_Training_Data* yang dibuat oleh *RSNA-ASNR-MICCAI* dengan format NFTI atau 3D. Dataset ini merupakan anotasi ground truth dari sub-region tumor dibuat dan disetujui oleh neuroradiologis ahli untuk setiap subjek yang disertakan dalam dataset pelatihan, validasi, dan pengujian untuk mengevaluasi secara kuantitatif segmentasi tumor yang diprediksi. Menurut penelitian[19], Dataset ini sebenarnya memiliki total gambar sebanyak 9411 gambar yang didapat dari 2040 pasien (1251 pasien (Training), 219 pasien (Validation), 570 pasien (Test)), tetapi penulis hanya bisa menggunakan dari *data training* saja dikarenakan membutuhkan akses khusus untuk bisa mendapatkan *data validation* dan *data test* pada *website RSNA-ASNR-MICCAI BraTS Challenge 2021*, sedangkan untuk data training bisa didapatkan secara free pada *website Kaggle*, maka dari itu penulis menggunakan dataset yang berasal dari *website Kaggle* karena mudah diaksesnya dan dataset bisa diunduh secara *free*. Selain itu, menurut penelitian[13], *data validation* dan *data test* tidak memiliki truth label sehingga tidak bisa digunakan pada penelitian ini. Dataset BraTS 2021 berisi gambar-gambar Multimodal Brain Tumor yang setiap 1 pasiennya berjumlah 4 gambar multimodal seperti yang sudah dijelaskan sebelumnya pada gambar 2.2 dan 1 gambar segmentasi/*Ground Truth* seperti pada gambar 2.3. *Data train* memiliki jumlah sebanyak gambar yang diambil dari 1251 pasien dengan jumlah 6255 gambar. Berikut perbandingan jumlah folder dataset BraTS 2021 antara yang digunakan penulis (tidak lengkap) dan dataset yang berjumlah lengkap ditunjukkan pada tabel 3.1.

Tabel 1. Jumlah dataset BraTS 2021

	Lengkap	Tidak Lengkap
<i>Train</i>	1251 (<i>labeled</i>)	850 (<i>Labeled</i>)
<i>Validation</i>	219 (<i>Not labeled</i>)	251 (<i>Labeled</i>)
<i>Test</i>	570 (<i>Not labeled</i>)	150 (<i>labeled</i>)
Total	2040	1251

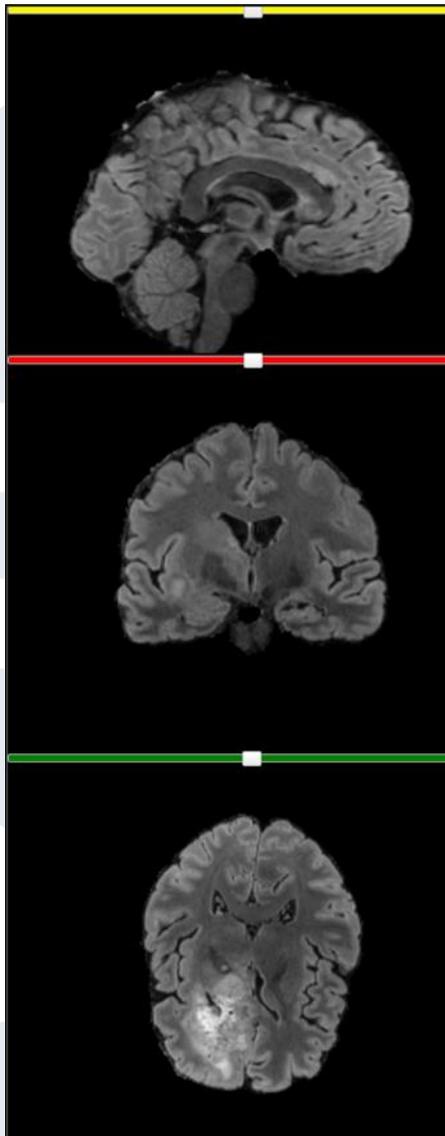
Dalam Penelitian ini, penulis hanya akan menggunakan 2 modalitas dari dataset Brats2021 yang dimiliki penulis yaitu FLAIR dan T1ce, karena menurut penelitian [16], 2 modalitas tersebut sudah memiliki informasi yang cukup untuk diolah dan jika menggunakan semua modalitas yang ada maka komputasinya akan semakin berat. Maka dari itu, penulis akan menggunakan FLAIR, T1ce, serta *ground truth* sebagai *input* untuk diolah.

Dikarenakan data latih memiliki format gambar 3D yang berukuran 240 x 240 x 155 yang jika diolah memiliki komputasi yang cukup berat dan waktu yang lama untuk di latih, penulis mengubah format gambar tersebut menjadi 2D dengan ukuran 128 x 128 agar lebih ringan saat diolah seperti yang dilakukan pada penelitian sebelumnya[14]. Berikut adalah gambar 3.3 yaitu visualisasi antara 3D dan 2D dari gambar otak manusia.



Gambar 3.3 Visualisasi gambar 3D dan 2D Tumor Otak Manusia

Untuk 2D terbagi menjadi 3 sudut pandang, garis merah menunjukkan gambar otak dari sudut pandang depan dan belakang, garis kuning menunjukkan sudut pandang dari samping kanan dan kiri, dan untuk garis hijau menunjukkan sudut pandang dari atas dan bawah. Untuk sudut pandang yang lebih jelasnya bisa dilihat pada gambar 3.4.



Gambar 3.4 Visualisasi sudut pandang Gambar 2D Tumor Otak Manusia

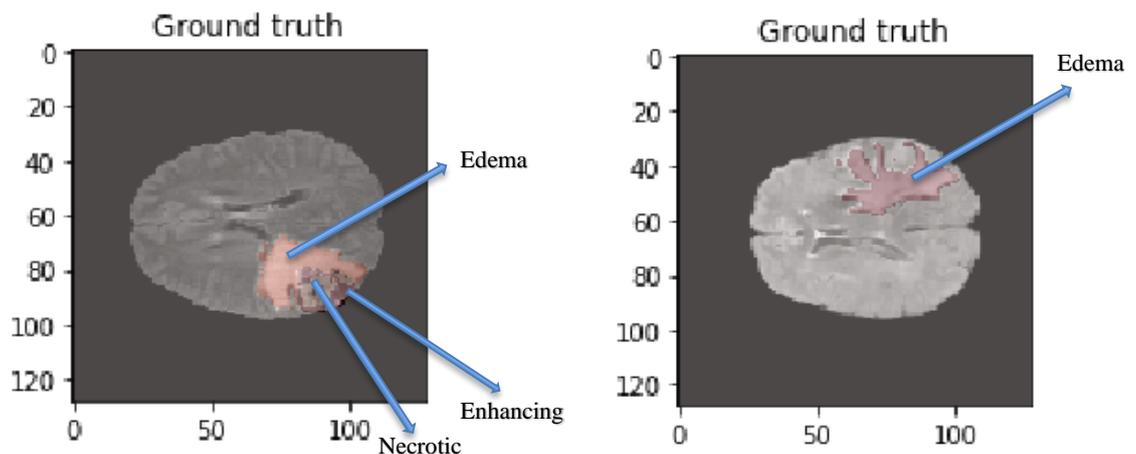
Berikut jumlah *label class* yang ada dalam dataset yang dimiliki penulis akan ditunjukkan pada tabel 3.2.

U N I V E R S I T A S
M U L T I M E D I A
N U S A N T A R A

Tabel 2 Jumlah label class dalam dataset BraTS 2021

Class	Jumlah
<i>Necrotic</i>	356
<i>Edema</i>	1251
<i>Enhancing</i>	356
<i>No Tumor</i>	0

Dapat dilihat pada tabel 3.2, bahwa semua gambar dalam dataset yang dimiliki penulis terdapat tumor. Daerah tumor Edema akan selalu terdapat dalam tumor otak glioma, namun untuk Necrotic dan Enhancing tidak selalu terdapat dalam tumor otak glioma. Jika di dalam tumor otak Glioma terdapat daerah necrotic, sudah dipastikan terdapat daerah Enhancing dan Edema juga dalam gambar tersebut. Dapat diartikan juga bahwa dataset BraTS2021 memiliki *imbalanced class* yang artinya tidak setiap gambar memiliki semua class yang ada. Contohnya dapat dilihat pada gambar 3.5.



Gambar 3.5 Perbedaan Class dalam Gambar Tumor Otak

Bisa dilihat pada gambar 3.5, bahwa pada terdapat perbedaan class yang ada diantara kedua gambar tersebut yang berasal dari dataset BraTS2021. *Edema* berwarna merah muda, *Necrotic* berwarna abu – abu, dan *Enhancing* berwarna merah tua. Gambar disebelah kiri, menunjukkan adanya *class Necrotic, Edema,* dan

Enhancing (Multiple Classes). Sedangkan untuk gambar disebelah kanan hanya menunjukkan *class Edema* saja (Single Classes). Jadi, dalam dataset BraTS2021 yang dimiliki penulis terdapat gambar dengan jumlah class yang berbeda pada setiap gambar, ada gambar dengan *Multiple classes* dan ada juga gambar dengan *single classes*.

3.3.2 Perancangan Sistem Segmentasi

Perancangan sistem segmentasi pada penelitian ini dilakukan menggunakan model yang didasari dari penelitian sebelumnya. Model yang akan dipakai yaitu U-Net ++. Model ini dipilih karena model ini adalah versi yang lebih baru dari keluarga. Model tersebut juga diambil berdasarkan penelitian yang dilakukan oleh MD Abdullah Al Nasim,dkk. dimana penelitian tersebut memakai model U-Net dan mendapatkan hasil DSC yang cukup tinggi [16].

Untuk penelitian ini, layer yang akan dipakai terinspirasi dari penelitian sebelumnya[16], dengan penambahan batch normalization agar model bisa lebih stabil dan meningkatkan akurasi dan parameter lainnya seperti ukuran filter penulis ubah menjadi nilai yang paling optimal yang bisa didapat oleh model tersebut. Berikut adalah penjelasan susunan layer yang digunakan oleh penulis:

- Batch normalization adalah metode yang digunakan untuk melakukan pelatihan dengan lebih cepat dan lebih stabil melaui normalisasi setiap input layer dengan cara dilakukan re-center atau re-scaling.
- Input layer adalah lapisan pertama dalam arsitektur jaringan saraf tiruan, dan fungsinya adalah menerima data input atau masukan dari luar sistem. Lapisan ini menentukan format dan dimensi data yang diterima oleh model. Fungsi utama input layer adalah sebagai titik awal tempat model menerima informasi eksternal yang akan diproses dan dipelajari. Input layer yang digunakan adalah 128x128x3 dan ukuran filter 512 seperti yang dilakukan pada penelitian sebelumnya [16].
- Decoder adalah bagian dari jaringan saraf yang bertugas untuk mengembalikan informasi yang telah disusutkan oleh encoder menjadi

bentuk atau resolusi yang lebih tinggi, sering kali dengan tujuan untuk menghasilkan output yang sesuai dengan input asli. Dalam penelitian ini, terdapat lima blok encoder dengan struktur *Convolution-BatchNormalization-ReLU*, diikuti oleh layer *MaxPooling* untuk *downsampling*.

- Encoder adalah komponen yang melakukan penyusutan data input ke dalam representasi yang lebih ringkas, menjaga informasi penting yang diperlukan untuk tugas tertentu. Dalam penelitian ini, terdapat empat blok decoder dengan struktur *Transposed Convolution-Concatenation-Convolution*, diikuti oleh upsampling untuk mengembalikan resolusi.
- Output layer yang digunakan untuk segmentasi gambar. Output layer menggunakan fungsi aktivasi softmax untuk setiap piksel, dan menghasilkan peta probabilitas untuk setiap kelas di setiap lokasi gambar.

Penelitian ini menggunakan optimizer Adam dengan learning rate 0.001, batch size 32, dan 50 epoch. Pemilihan Adam sebagai optimizer didasarkan pada kinerja baiknya yang merupakan kombinasi dari RMSProp dan AdamGrad, seperti yang telah terbukti dalam penelitian sebelumnya[14]. Batch size 32 dipilih untuk menghindari kehabisan sumber daya, terutama pada bagian memory, karena nilai yang lebih besar memerlukan alokasi resource yang lebih besar. Jumlah epoch sebanyak 50 dipilih untuk memastikan model memiliki waktu yang cukup untuk mempelajari fitur-fitur dari data, dan ini didukung oleh pengalaman penulis dan temuan penelitian sebelumnya[14].

3.3.3 Evaluasi Metrik pada Model

Evaluasi metrik pada model sangat penting untuk memeriksa hasil performa dari model tersebut, mengukur kinerjanya, mengoptimalkan model dan bisa menjadi bahan analisis penulis dalam mengukur performa model. Evaluasi metrik yang penulis gunakan dalam penelitian ini seperti berikut :

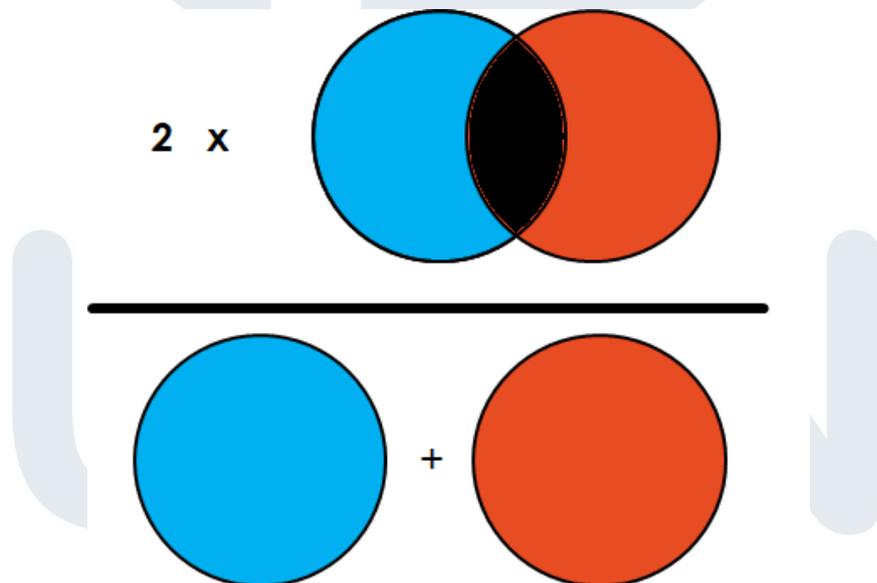
- Grafik pembelajaran atau performa untuk melihat kinerja model tersebut dari sisi pelatihan dan validasi. Grafik tersebut memiliki sumbu x sebagai

jumlah epoch dan sumbu y sebagai nilai dari akurasi dan loss dari hasil pelatihan dan loss. Dari grafik tersebut bisa kestabilan model tersebut.

- *Segmentation report* adalah laporan yang akan menunjukkan nilai dice coefficient berdasarkan masing - masing kelas seperti WT (Edema), TC(Necrosis), ET(Enhancing) dari hasil pengujian. Dimana dice coefficient digunakan untuk mengevaluasi sejauh mana hasil segmentasi model atau algoritma cocok dengan ground truth atau hasil yang diharapkan. Rumus perhitungan untuk mendapat nilai dice coefficient adalah sebagai berikut dan visualisasi rumus *Dice Coefficient* bisa dilihat pada gambar 3.3 :

$$\text{Intersection} = Y_{\text{true}} \times Y_{\text{pred}}$$

$$\text{Dice Coefficient} = \frac{2 \times \text{intersection}}{Y_{\text{true}} + Y_{\text{pred}}}$$



Gambar 3.6 Visualiasi Rumus Dice Coefficient

Intersection adalah jumlah piksel yang benar-benar tersegmentasi dengan benar oleh model dan sesuai dengan *ground truth*. *Ypred* (lingkaran berwarna merah) adalah jumlah total piksel yang diprediksi oleh model sebagai bagian dari segmentasi. *Ytrue* (lingkaran berwarna biru) adalah jumlah total piksel yang seharusnya termasuk dalam segmentasi berdasarkan *ground truth*. *Dice score* memiliki rentang nilai antara 0 dan 1, di mana 1 menunjukkan segmentasi yang sempurna sesuai dengan *ground truth*.

