

***LEARNING VECTOR QUANTIZATION (LVQ) UNTUK KLASIFIKASI TUMOR  
BERDASRKAN CITRA MAGNETIC RESONANCE IMAGING (MRI)***

**SKRIPSI**

**Oleh:  
AMALIA DIENI TSABITA  
NIM.19650061**



**PROGRAM STUDI TEKNIK INFORMATIKA  
FAKULTAS SAINS DAN TEKNOLOGI  
UNIVERSITAS ISLAM NEGERI MAULANA MALIK IBRAHIM  
MALANG  
2023**

***LEARNING VECTOR QUANTIZATION (LVQ) UNTUK KLASIFIKASI  
TUMOR BERDASRKAN CITRA MAGNETIC RESONANCE IMAGING  
(MRI)***

**SKRIPSI**

Diajukan Kepada:  
Fakultas Sains dan Teknologi  
Universitas Islam Negeri Maulana Malik Ibrahim Malang  
Untuk memenuhi Salah Satu Persyaratan Dalam  
Memperoleh Gelar Sarjana Komputer (S.Kom)

Oleh:  
**AMALIA DIENI TSABITA**  
**NIM. 19650061**

**PROGRAM STUDI TEKNIK INFORMATIKA  
FAKULTAS SAINS DAN TEKNOLOGI  
UNIVERSITAS ISLAM NEGERI MAULANA MALIK IBRAHIM  
MALANG  
2023**

**HALAMAN PERSETUJUAN**

**LEARNING VECTOR QUANTIZATION (LVQ) UNTUK KLASIFIKASI  
TUMOR BERDASRKAN CITRA MAGNETIC RESONANCE IMAGING  
(MRI)**

**SKRIPSI**

**Oleh:**  
**AMALIA DIENI TSABITA**  
**NIM. 19650034**

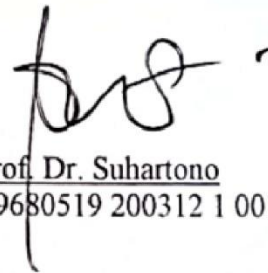
Telah Diperiksa dan Disetujui untuk Diuji  
Tanggal: 15 Desember 2023

Pembimbing I



Fajar Rohman Hariri, M.Kom  
NIP. 19890515 201801 1 001

Pembimbing II



Prof. Dr. Suhartono  
NIP. 19680519 200312 1 001

Mengetahui,  
Ketua Program Studi Teknik Informatika  
Fakultas Sains dan Teknologi  
Universitas Islam Negeri Maulana Malik Ibrahim Malang



Dr. Fachrud Kurniawan, M.MT  
NIP. 19771020 200912 1 001

## HALAMAN PENGESAHAN

### **LEARNING VECTOR QUANTIZATION (LVQ) UNTUK KLASIFIKASI TUMOR BERDASRKAN CITRA *MAGNETIC RESONANCE IMAGING* (MRI)**

### SKRIPSI

Oleh:  
**AMALIA DIENI TSABITA**  
NIM. 19650061

Telah Dipertahankan Di Depan Dewan Penguji Skripsi  
Dan Dinyatakan Diterima Sebagai Salah Satu Persyaratan  
Untuk Memperoleh Gelar Sarjana Komputer (S.Kom)  
Tanggal: 27 Desember 2023

#### Susunan Dewan Penguji

Ketua Penguji : Dr. M. Ainul Yaqin, M.Kom  
NIP. 19761013 200604 1 004

Anggota Penguji I : Ahmad Fahmi Karami, M.Kom  
NIP. 19870909 202012 1 001

Anggota Penguji II : Fajar Rohman Hariri, M.Kom  
NIP. 19890515 201801 1 001

Anggota Penguji III : Prof. Dr. Suhartono  
NIP. 19680519 200312 1 001

  
()  
()  
()

Mengetahui dan Mengesahkan,  
Ketua Program Studi Teknik Informatika  
Fakultas Sains dan Teknologi  
Universitas Islam Negeri Maulana Malik Ibrahim Malang



Dr. Fachrudin Kurniawan, M.MT  
NIP. 19771020 200912 1 001

## PERNYATAAN KEASLIAN TULISAN

Saya yang bertanda tangan di bawah ini:

Nama : Amalia Dieni TSabiita  
NIM : 19650061  
Fakultas/Prodi : Sains dan Teknologi / Teknik Informatika  
Judul Skripsi : *Learning Vector Quantization (LVQ) untuk Klasifikasi Tumor Berdasarkan Citra Magnetic Resonance Imaging (MRI)*

Menyatakan dengan sebenarnya bahwa Skripsi yang saya tulis ini benar-benar merupakan hasil karya saya sendiri, bukan merupakan pengambil alihan data, tulisan, atau pikiran orang lain yang saya akui sebagai hasil tulisan atau pikiran saya sendiri, kecuali dengan mencantumkan sumber cuplikan pada daftar pustaka.

Apabila dikemudian hari terbukti atau dapat dibuktikan skripsi ini merupakan hasil jiplakan, maka saya bersedia menerima sanksi atas perbuatan tersebut.

Malang, 28 Desember 2023  
Yang membuat pernyataan,



Amalia Dieni Tsabita  
NIM. 19650061

## **MOTTO**

*“It was unfortunate, but a life was too short even to live for oneself.”*

## **HALAMAN PERSEMBAHAN**

Penulis mengucapkan puji syukur kepada Allah Subhanahu Wa Ta'ala atas segala karunia dan Rahmat-Nya yang telah dilimpahkan kepada penulis hingga dapat menyelesaikan penulisan skripsi ini.

Penulis mempersembahkan skripsi ini kepada Kedua orang tua Abi Ariefudin Widhianto dan Umi Lilik Sri Wahyuningsih serta Keluarga tercinta, Seluruh Dosen, teman-teman, serta seluruh pihak yang telah terlibat dan membantu penulis dalam menyusun skripsi ini.

Penulis mengucapkan terimakasih banyak.

## KATA PENGANTAR

*Assalamu'alaikum Warahmatullahi Wabarakatuh*

Puji syukur penulis panjatkan ke hadirat Allah Subhanahu Wa Ta'ala yang telah melimpahkan karunia dan Rahmat-Nya sehingga penulis dapat menyelesaikan penulisan skripsi dengan judul “***Learning Vector Quantization (LVQ) Untuk Klasifikasi Tumor Berdasarkan Citra Magnetic Resonance Imaging (MRI).***”

Skripsi ini disusun sebagai salah satu syarat untuk memperoleh gelar Sarjana Teknik Informatika di Universitas Islam Negeri Maulana Malik Ibrahim Malang. Penulis menyadari bahwa penyelesaian skripsi ini tidaklah mudah. Berbagai hambatan dan tantangan yang dihadapi dalam melakukan penelitian ini. Namun, berkat dukungan, bimbingan, dan dorongan dari berbagai pihak, penulis berhasil menyelesaikan skripsi ini.

Penulis ingin mengucapkan terima kasih yang sebesar-besarnya kepada:

1. Prof. Dr, M. Zainuddin, MA selaku Rektor Universitas Islam Negeri Maulana Malik Ibrahim Malang.
2. Prof. Dr. Hj. Sri Harini, M.Si selaku Dekan Fakultas Sains dan teknologi Universitas Islam Negeri maulana Malik Ibrahim Malang.
3. Dr. Fachrul Kurniawan, M.MT, IPM selaku ketua Program Studi Teknik Informatika Fakultas Sains dan Teknologi Universitas Islam Negeri Maulana Malik Ibrahim Malang.
4. Dr. M. Ainul Yaqin, M.Kom dan Ahmad Fahmi Karami, M.Kom selaku Dewan Penguji yang telah memberikan arahan, bimbingan, dan masukan yang sangat berharga dalam penulisan skripsi ini.



5. Fajar Rohman Hariri, M.Kom dan Prof. Dr. Suhartono selaku Dosen Pembimbing skripsi serta Dewan Penguji yang telah memberikan arahan, bimbingan, dan masukan yang sangat berharga dalam penulisan skripsi ini.
6. Abi Ariefudin Widhianto dan Umi Lilik Sri Wahyuningsih selaku orang tua penulis yang telah memberikan dukungan moral, material, do'a, dan semangat dalam proses penelitian dan penulisan skripsi ini.
7. Teman seperjuangan 'ALIEN' Angkatan 2019 Jurusan Teknik Informatika, dan juga teman-teman penulis atas kebersamaan, dukungan, dan motivasi yang diberikan kepada penulis.
8. Semua pihak yang tidak dapat disebutkan satu per satu, yang telah memberikan kontribusi, saran, dan dukungan dalam proses penelitian dan penulisan skripsi ini.

Penulis juga menyadari bahwa terdapat keterbatasan dan kekurangan dalam skripsi ini. Oleh karena itu, penulis dengan kelapangan hati menerima kritik dan saran yang membangun untuk perbaikan di masa depan.

*Wassalamu'alaikum Warahmatullahi Wabarakatuh*

Malang, 15 Desember 2023

Penulis

## DAFTAR ISI

<b>HALAMAN PERSETUJUAN .....</b>	<b>iii</b>
<b>HALAMAN PENGESAHAN.....</b>	<b>iv</b>
<b>PERNYATAAN KEASLIAN TULISAN .....</b>	<b>v</b>
<b>MOTTO .....</b>	<b>vi</b>
<b>DAFTAR ISI.....</b>	<b>x</b>
<b>DAFTAR GAMBAR.....</b>	<b>xi</b>
<b>DAFTAR TABEL .....</b>	<b>xii</b>
<b>ABSTRAK .....</b>	<b>xiii</b>
<b>ABSTRACT .....</b>	<b>xiv</b>
<b>مستخلص البحث .....</b>	<b>xv</b>
<b>BAB I PENDAHULUAN.....</b>	<b>1</b>
1.1 Latar Belakang .....	1
1.2 Pernyataan Masalah .....	5
1.3 Tujuan Penelitian .....	5
1.4 Batasan Masalah .....	5
1.5 Manfaat Penelitian .....	6
<b>BAB II STUDI PUSTAKA .....</b>	<b>7</b>
2.1 Klasifikasi Tumor Otak.....	7
2.2 Magnetic Resonance Imaging (MRI).....	11
2.3 Learning Vector Quantization (LVQ).....	11
<b>BAB III METODOLOGI PENELITIAN .....</b>	<b>12</b>
3.1 Pengumpulan Data .....	13
3.2 Desain Sistem.....	14
3.3 Pre-processing.....	15
3.3.1 <i>Resizing dan Autocropping</i> .....	16
3.3.2 Peningkatan Kontras dengan DWT-CLAHE.....	17
3.4 <i>Learning Vector Quantization (LVQ)</i> .....	18
<b>BAB IV UJI COBA DAN PEMBAHASAN.....</b>	<b>24</b>
4.1 Skenario Uji Coba.....	24
4.1.1 Pembagian Data .....	24
4.1.2 Menghitung Kinerja Sistem .....	26
4.2 Hasil Uji Coba.....	28
4.2.1 Uji Coba Rasio Data 60:40 .....	28
4.2.2 Uji Coba Rasio Data 70:30 .....	36
4.2.3 Uji Coba Rasio Data 80:20 .....	42
4.2.4 Perbandingan Akurasi dari Setiap Rasio .....	49
4.3 Pembahasan.....	50
<b>BAB V KESIMPULAN DAN SARAN.....</b>	<b>57</b>
5.1 Kesimpulan .....	57
5.2 Saran .....	57
<b>DAFTAR PUSTAKA</b>	
<b>LAMPIRAN</b>	

## DAFTAR GAMBAR

Gambar 3. 1 Citra Otak Glioma (a) dan Citra Otak Meningioma (b).....	13
Gambar 3. 2 Desain Sistem.....	14
Gambar 3. 3 Alur <i>Preprocessing</i> .....	16
Gambar 3. 4 Citra asli (a) Citra <i>hasil resizing</i> (b).....	17
Gambar 3. 5 Citra asli (a) dan Citra hasil peningkatan kontras (b) .....	18
Gambar 3. 6 Flowchart pelatihan algoritma LVQ .....	20
Gambar 3. 7 Flowchart pelatihan algoritma LVQ .....	21
Gambar 3. 8 Arsitektur Jaringan LVQ .....	22
Gambar 4. 1 Dataset Glioma dan Meningioma.....	25
Gambar 4. 2 Confusion matrix 60:40, learning rate 0.1 .....	28
Gambar 4. 3 Confusion matrix 60:40, learning rate 0.2 .....	29
Gambar 4. 4 Confusion Matrix 60:40, learning rate 0.3 .....	30
Gambar 4. 5 Confusion Matrix 60:40, learning rate 0.4 .....	31
Gambar 4. 6 Confusion Matrix 60:40, learning rate 0.5 .....	32
Gambar 4. 7 Confusion Matrix 60:40, learning rate 0.6 hingga 0.9 .....	33
Gambar 4. 8 Grafik perbandingan akurasi rentang 0.21 hingga 0.29 .....	35
Gambar 4. 9 Confusion Matrix 70:30, learning rate 0.22 .....	35
Gambar 4. 10 Confusion Matrix 70:30, learning rate 0.1 .....	36
Gambar 4. 11 Confusion Matrix 70:30, learning rate 0.2 .....	37
Gambar 4. 12 Confusion Matrix 70:30, learning rate 0.3 .....	38
Gambar 4. 13 Confusion Matrix 70:30, learning rate 0.4 hingga 0.9 .....	39
Gambar 4. 14 Grafik perbandingan akurasi rentang 0.01 hingga 0.09 .....	41
Gambar 4. 15 Confusion Matrix 70:30, learning rate 0.06 .....	41
Gambar 4. 16 Confusion Matrix 80:20, learning rate 0.1 .....	42
Gambar 4. 17 Confusion Matrix 80:20, learning rate 0.2 .....	43
Gambar 4. 18 Confusion Matrix 80:20, learning rate 0.3 .....	44
Gambar 4. 19 Confusion Matrix 80:20, learning rate 0.4 .....	45
Gambar 4. 20 Confusion Matrix 80:20, learning rate 0.5 hingga 0.9 .....	46
Gambar 4. 21 Grafik perbandingan akurasi rentang 0.11 hingga 0.19 .....	48
Gambar 4. 22 Confusion Matrix 60:40, learning rate 0.11 .....	48
Gambar 4. 23 Perbandingan akurasi learning rate 0.1 hingga 0.9 .....	50

## DAFTAR TABEL

Tabel 2. 1 Penelitian Terdahulu dengan data yang sama.....	9
Tabel 4. 1 Jumlah data pada kelas glioma dan meningioma.....	25
Tabel 4. 2 Data Frame dari dataset yang digunakan.....	26
Tabel 4. 3 Rasio Pembagian Data.....	26
Tabel 4. 4 <i>Confusion Matrix</i> .....	27
Tabel 4. 5 Nilai precision, recall, dan f-1 score learning rate 0.1.....	29
Tabel 4. 6 Nilai precision, recall, dan f-1 score learning rate 0.2.....	30
Tabel 4. 7 Nilai precision, recall, dan f-1 score learning rate 0.3.....	31
Tabel 4. 8 Nilai precision, recall, dan f-1 score learning rate 0.4.....	32
Tabel 4. 9 Nilai precision, recall, f1-score pada learning rate 0.5.....	33
Tabel 4. 10 Nilai precision, recall, f1-score learning rate 0.6 hingga 0.9.....	34
Tabel 4. 11 Perbandingan akurasi rentang learning rate 0.21 hingga 0.29....	34
Tabel 4. 12 Nilai precision, recall, f1-score pada learning rate 0.22.....	36
Tabel 4. 13 Nilai precision, recall, f1-score pada learning rate 0.1.....	37
Tabel 4. 14 Nilai precision, recall, f1-score pada learning rate 0.2.....	38
Tabel 4. 15 Nilai precision, recall, f1-score pada learning rate 0.3.....	39
Tabel 4. 16 Nilai precision, recall, f1-score learning rate 0.4 hingga 0.9.....	40
Tabel 4. 17 Perbandingan akurasi rentang learning rate 0.01 hingga 0.09....	40
Tabel 4. 18 Nilai precision, recall, f1-score pada learning rate 0.06.....	42
Tabel 4. 19 Nilai precision, recall, f1-score pada learning rate 0.1.....	43
Tabel 4. 20 Nilai precision, recall, f1-score pada learning rate 0.2.....	44
Tabel 4. 21 Nilai precision, recall, f1-score pada learning rate 0.3.....	45
Tabel 4. 22 Nilai precision, recall, f1-score pada learning rate 0.4.....	46
Tabel 4. 23 Nilai precision, recall, f1-score learning rate 0.5 hingga 0.9.....	47
Tabel 4. 24 Perbandingan akurasi rentang learning rate 0.11 hingga 0.19....	47
Tabel 4. 25 Nilai precision, recall, f1-score pada learning rate 0.11.....	49
Tabel 4. 26 Perbandingan akurasi setiap rasio.....	49
Tabel 4. 27 Perbandingan performa metode.....	51

## ABSTRAK

Tsabita, Amalia Dieni. 2023. *Learning Vector Quantization (LVQ) untuk Klasifikasi Tumor Berdasarkan Citra Magnetic Resonance Imaging (MRI)*. Skripsi. Jurusan Teknik Informatika Fakultas Sains dan Teknologi Universitas Islam Negeri Maulana Malik Ibrahim Malang. Pembimbing: (I) Fajar Rohman Hariri, M.Kom (II) Prof. Dr. Suhartono.

**Kata kunci:** Klasifikasi Tumor, *Learning Vector Quantization*, Tumor

Tumor otak merupakan jenis tumor paling berbahaya pada manusia dan bertanggung jawab atas 29,5% kematian yang terjadi akibat tumor ganas. Tumor otak berasal dari pertumbuhan abnormal pada jaringan otak atau syaraf pusat yang dapat mempengaruhi kinerja fungsi otak normal. Berdasarkan data yang dirilis oleh Global Cancer Observatory (GCO), terdapat paling sedikit lima ribu kasus tumor otak dan syaraf pusat ganas di Indonesia pada tahun 2020. Data tersebut juga menunjukkan bahwa 88% penderita tumor otak dan syaraf pusat tidak selamat. Klasifikasi tumor otak pada citra MRI merupakan praktik yang membutuhkan waktu yang lama. Penyebabnya antara lain, kompleksitas dari jaringan otak, gejala tumor yang tidak spesifik, dan karakteristik tumor otak yang berbeda-beda. Perbedaan karakteristik tumor tersebut mengakibatkan segmentasi dan klasifikasi jenis tumor sulit dilakukan. Selain itu, kualitas dari citra MRI yang digunakan juga berpengaruh dalam proses diferensiasi tumor otak. Hal tersebut membuat pemeriksaan dan klasifikasi tumor otak secara tradisional tidak efektif. Oleh karena itu, diperlukan cara untuk melakukan klasifikasi tumor otak pada penderita dengan gejala tidak spesifik. Penelitian ini bertujuan untuk menemukan model klasifikasi neural network dengan akurasi yang baik untuk klasifikasi tumor otak, khususnya pada glioma dan meningioma. Metode yang digunakan pada penelitian ini adalah Learning Vector Quantization (LVQ) dan hasil keluaran dari model tersebut adalah klasifikasi gambar glioma dan meningioma. Uji coba yang dilakukan menggunakan 12 skenario uji coba mampu menghasilkan akurasi tertinggi sebesar 82.3%.

## ABSTRACT

Tsabita, Amalia Dieni. 2023. **Learning Vector Quantization (LVQ) for Tumor Classification Based on Magnetic Resonance Images**. Undergraduate Thesis. Department of Informatics Engineering Faculty of Science and Technology Maulana Malik Ibrahim State Islamic University Malang. Supervisor: (I) Fajar Rohman Hariri, M.Kom (II) Prof. Dr. Suhartono

Brain tumors are the most dangerous type of tumor in humans and account for 29.5% of deaths caused by malignant tumors. Brain tumors originate from abnormal growth in brain tissue or the central nervous system, which can affect the normal functioning of the brain. According to data released by the Global Cancer Observatory (GCO), there were at least five thousand cases of malignant brain and central nervous system tumors in Indonesia in 2020. The data also indicates that 88% of brain and central nervous system tumor patients do not survive. Classifying brain tumors in MRI images is a time-consuming practice. This is due to the complexity of brain tissue, nonspecific tumor symptoms, and varying characteristics of brain tumors. The differences in tumor characteristics make segmentation and classification of tumor types difficult. Additionally, the quality of the MRI images used also impacts the process of differentiating brain tumors. This renders traditional brain tumor examinations and classifications ineffective. Therefore, there is a need for a method to classify brain tumors in patients with nonspecific symptoms. This research aims to discover a neural network classification model with high accuracy for classifying brain tumors, specifically gliomas and meningiomas. The method employed in this research is Learning Vector Quantization (LVQ), and the output of the model is the classification of glioma and meningioma images. Experimentation conducted using 12 test scenarios resulted in the highest accuracy of 82.3%.

**Keywords:** *Tumor Classification, Learning Vector Quantization, Tumor*

## مستخلص البحث

تسابيتا أماليا ديبيتي .2023. تكميم منتج التعلم (LVQ) لتصنيف الأورام بناءً على صور الرنين المغناطيسي .  
التشفير . . قسم الهندسة المعلوماتية، كلية العلوم والتكنولوجيا، جامعة مولانا مالك إبراهيم الإسلامية الحكومية  
مالانج . مشرف: (الأول (فجر رحمن الحريري، م كوم) الثاني (البروفيسور. د. سوهارتونو)

انكهبْد انشئُشخ :مرض السكئة الدماغية ,كشف السكئة الدماغية ,تعلم كمية ناقلات

أورام الدماغ هي أخطر أنواع الأورام في البشر وهي مسؤولة عن 29.5% من الوفيات الناجمة عن الأورام الخبيثة. تأتي أورام الدماغ من نمو غير طبيعي في أنسجة المخ أو الأعصاب المركزية التي يمكن أن تؤثر على أداء وظائف المخ الطبيعية. استنادًا هناك ما لا يقل عن خمسة آلاف حالة من أورام الدماغ والأعصاب، (GCO) إلى البيانات الصادرة عن المرصد العالمي للسرطان المركزية الخبيثة في إندونيسيا في عام 2020. كما أظهرت البيانات أن 88% من المرضى الذين يعانون من أورام الدماغ والأعصاب المركزية لم يكونوا آمنين. تصنيف أورام الدماغ في صور التصوير بالرنين المغناطيسي هو ممارسة تستغرق وقتًا طويلًا. تشمل الأسباب تعقيد أنسجة المخ، وأعراض الورم غير المحددة، والخصائص المختلفة لأورام الدماغ. الاختلافات في خصائص الورم تجعل تجزئة وتصنيف أنواع الأورام أمرًا صعبًا. بالإضافة إلى ذلك، فإن جودة صور التصوير بالرنين المغناطيسي المستخدمة مؤثرة أيضًا في عملية تمايز ورم الدماغ. وهذا يجعل فحص وتصنيف أورام المخ غير فعال تقليديا. لذلك، هناك حاجة إلى طريقة لإجراء تصنيف أورام الدماغ في المرضى الذين يعانون من أعراض غير محددة. تهدف هذه الدراسة إلى إيجاد نموذج تصنيف للشبكة العصبية بدقة جيدة لتصنيف أورام الدماغ، خاصة في الأورام الدبقية والأورام السحائية. الطريقة المستخدمة في هذه الدراسة هي ونتائج المخرجات للنموذج هي تصنيف الصور للورم الدبقي والورم السحائي. تمكنت التجارب (LVQ) تعلم تكميم المتجهات % التي أجريت باستخدام 12 سيناريو تجريبي من إنتاج أعلى دقة بنسبة 82.3

# **BAB I**

## **PENDAHULUAN**

### **1.1 Latar Belakang**

Informasi dan teknologi merupakan aspek yang secara terus-menerus dikembangkan guna meningkatkan taraf kehidupan manusia. Ilmu pengetahuan dalam bidang kedokteran dan kesehatan adalah salah satu aspek yang terbantu dengan perkembangan teknologi dan informasi. Salah satu representasi dari perkembangan tersebut yaitu MRI atau Magnetic Resonance Imaging (Li et al., 2016). Metode pemeriksaan ini dapat mempermudah dokter atau patologis dalam melakukan diagnosis pada penyakit pasien, contohnya tumor dan kanker.

Tumor otak merupakan pertumbuhan abnormal pada jaringan otak atau syaraf pusat yang dapat mempengaruhi kerja fungsi otak normal (Rana & Singh, 2014). Hal tersebut dapat menyebabkan penyumbatan dan terjadinya tekanan pada otak yang dapat menurunkan kinerja otak. Tumor otak dibagi menjadi dua jenis, yaitu tumor berbahaya (kanker) atau tumor non-kanker. Tumor otak merupakan jenis tumor yang paling berbahaya pada manusia dan bertanggung jawab atas 29,5% kematian yang terjadi akibat kanker (Lapointe et al., 2018). Berdasarkan data yang dirilis oleh Global Cancer Observatory (GCO), terdapat paling sedikit lima ribu kasus kanker otak dan syaraf pusat di Indonesia pada tahun 2020. Data tersebut juga menunjukkan bahwa 88% penderita kanker otak dan syaraf pusat tidak selamat.

Salah satu penyebab persentase kematian yang tinggi tersebut adalah lambatnya deteksi dini dan penanganan tumor otak (Hu & Razmjoooy, 2021). Dalam penelitiannya, Hu dan Razmjoooy (Hu & Razmjoooy, 2021) juga menyebutkan bahwa



kompleksitas dari jaringan otak mengakibatkan perencanaan penanganan dan tatalaksana tumor otak menjadi lambat. Selain itu, diperlukan tenaga medis yang dapat memeriksa citra MRI guna melakukan diagnosis lebih lanjut. Hal tersebut membuat pemeriksaan dengan cara tradisional menjadi kurang efektif.

Masalah lain pada deteksi tumor otak adalah karakteristik tumor otak yang berbeda-beda. Karakteristik tersebut antara lain bentuk, ukuran, intensitas gray level dan lokasi dari tumor (Shirazi et al., 2020). Perbedaan karakteristik tumor tersebut mengakibatkan segmentasi dan klasifikasi jenis tumor sulit dilakukan. Selain itu, kualitas dari citra MRI yang digunakan juga berpengaruh dalam proses diferensiasi tumor otak (Abdelaziz Ismael et al., 2020). Citra MRI yang digunakan harus dimodifikasi dari gangguan gambar atau noise sebelum dilakukan pemrosesan.

Jaringan syaraf tiruan merupakan salah satu metode yang dapat digunakan untuk pengenalan atau deteksi dini citra. Jaringan syaraf tiruan atau Artificial Neural Network merupakan cara komputer untuk meniru jaringan syaraf biologis dengan membangun sejumlah besar neuron tersimulasi yang terhubung bersama dalam berbagai bentuk jaringan (Ehteshamullah, 2019). Jaringan syaraf tiruan menyelesaikan permasalahan kompleks melalui perubahan bobot. Salah satu algoritma yang digunakan untuk menghitung manipulasi dari perubahan bobot ini adalah algoritma Learning Vector Quantization (LVQ).

Metode Learning Vector Quantization (LVQ) merupakan salah satu metode pengolahan citra dengan akurasi yang baik dan waktu pemrosesan yang cepat. Metode ini mengelompokkan pola dari setiap kelompok output untuk

merepresentasikan sebuah kategori atau kelas (Samsir et al., 2022). Berdasarkan penelitian terdahulu yang dilakukan oleh Raju et al. (Raju et al., 2022) tentang MRI brain image classification using Linear Vector Quantization Classifier. Penelitian ini menggunakan penggambaran resonansi magnetik (MRI) sebagai deteksi dini. Deteksi dini dilakukan untuk mengurangi tingkat kematian akibat penyakit kanker. Pemrosesan gambar dilakukan dengan Dual-Tree Mband Wavelet Transform (DTMBWT) dan pembagian Sub-Band Energy Features (SEF). Kemudian, klasifikasi LVQ ditambahkan dalam pengujian fitur. Hasil menunjukkan bahwa penggunaan LVQ meningkatkan sensitivitas dan ranking pada klasifikasi gambar.

Penelitian lain dilakukan oleh Amrullah dan Mulyana (Amrullah & Mulyana, 2022) tentang “Optimasi Identifikasi Adenokarsinoma dari Citra X-Ray dengan Metode Learning Vector Quantization”. Deteksi dini dilakukan dengan pengambilan citra X-Ray dada. Kemudian, dilakukan klasifikasi hasil citra menggunakan algoritma Learning Vector Quantization (LVQ) dengan learning rate 0.1 dan 0.2, hidden layer 10, dan maksimal epoch sebesar 100. Akurasi tertinggi yang mampu dicapai sebesar 97,333% dengan 150 data uji yang dapat dibaca. Algoritma Learning Vector Quantization dapat melakukan pemrosesan data dengan cepat dan menghasilkan tingkat akurasi yang baik. Algoritma ini juga dapat dipadukan dengan metode lain untuk meningkatkan sensitivitas klasifikasi dan akurasi dalam mendeteksi citra.

Penyakit seperti tumor otak merupakan salah satu cobaan yang diberikan Allah SWT. kepada manusia. Tujuan dari hal tersebut diantaranya meningkatkan kesabaran, ketakwaan, dan agar manusia dapat belajar dari penyakit yang

dideritanya. Penyakit tersebut juga dapat menjadi petunjuk bagi manusia yang beriman. Kesembuhan dari penyakit ganas seperti kanker merupakan salah satu perwujudan rahmat yang diberikan oleh Allah SWT. kepada manusia agar senantiasa mengingat bahwa kehidupan itu tidak kekal. Oleh karena itu, manusia harus senantiasa beriman dan bertakwa kepada-Nya. Seperti yang disebutkan dalam surat Hujurat ayat 13.

يَا أَيُّهَا النَّاسُ إِنَّا خَلَقْنَاكُمْ مِنْ ذَكَرٍ وَأُنْثَىٰ وَجَعَلْنَاكُمْ شُعُوبًا وَقَبَائِلَ لِتَعَارَفُوا إِنَّ أَكْرَمَكُمْ عِنْدَ اللَّهِ أَتْقَىٰكُمْ إِنَّ اللَّهَ عَلِيمٌ خَبِيرٌ

*“Wahai manusia, sesungguhnya Kami telah menciptakan kamu dari seorang laki-laki dan perempuan. Kemudian, Kami menjadikan kamu berbangsa-bangsa dan bersuku-suku agar kamu saling mengenal. Sesungguhnya yang paling mulia di antara kamu di sisi Allah adalah orang yang paling bertakwa. Sesungguhnya Allah Maha Mengetahui lagi Mahateliti.” (QS. Al-Hujurat: 13).*

Ayat tersebut menjelaskan bahwa Allah SWT menciptakan manusia dari Adam dan Hawa, yang menjadi penyatu nasab semua manusia. Walaupun berbeda bangsa dan suku, semuanya berasal dari garis keturunan yang sama. Manusia dikelompokkan agar saling mengenal, bukan untuk saling membanggakan suku-suku dan garis keturunannya. Perbedaan diantara manusia hanya tingkat ketakwaan kepada Allah SWT. Dari ayat tersebut dapat dilihat pentingnya pegelompokan sesuatu untuk dikenali karakteristiknya dan dipelajari. Seperti halnya dengan penelitian ini yang bertujuan untuk melakukan pengelompokan pada tumor otak. Sehingga dapat dikenali karakteristik dari masing-masing jenis tumor otak, dalam hal ini glioma dan meningioma.

Pada penelitian ini, klasifikasi pada penyakit tumor otak perlu dilakukan evaluasi. Evaluasi performa dilakukan dengan menguji seberapa besar nilai akurasi yang mampu dihasilkan oleh model klasifikasi. Semakin besar nilai akurasi yang dihasilkan, maka semakin baik pula sistem yang dibuat dapat digunakan.

Dalam penelitian ini, himpunan data yang akan digunakan adalah data citra penggambaran resonansi magnetic (MRI) otak. Data tersebut kemudian akan diolah dengan preprocessing untuk mempermudah klasifikasi menggunakan algoritma Learning Vector Quantization. Data akan dibagi menjadi kelas glioma dan meningioma otak setelah klasifikasi. Dari klasifikasi tersebut, hasil yang diharapkan berupa akurasi yang baik sehingga penelitian ini dapat dimanfaatkan dalam pengenalan objek citra MRI untuk klasifikasi penyakit kanker otak sehingga risiko metastasis dan prognosis dapat segera ditemukan.

## **1.2 Pernyataan Masalah**

Bagaimana penentuan jenis tumor berdasarkan citra Magnetic Resonance Imaging (MRI)?

## **1.3 Tujuan Penelitian**

Melakukan klasifikasi pada tumor otak dengan gejala tidak spesifik berdasarkan Magnetic Resonance Imaging (MRI) menggunakan Learning Vector Quantization (LVQ).

## **1.4 Batasan Penelitian**

Terdapat batasan penelitian yang diaplikasikan agar penelitian fokus pada tujuan penelitian yang telah disebutkan sebagai berikut:

- a. Penelitian ini menggunakan citra MRI otak manusia yang terdiri dari citra glioma dan citra meningioma.
- b. Data yang diambil pada penelitian ini adalah data akses terbuka yang berisi data sekunder pemindaian MRI otak figshare. Dapat diakses melalui alamat “<https://www.kaggle.com/datasets/denizkavi1/brain-tumor>” yang diambil pada tanggal 26 Februari 2023.

### **1.5 Manfaat Penelitian**

Berikut beberapa manfaat yang didapat dari penelitian ini:

- a. Bagi pihak Rumah Sakit, sistem ini diharapkan dapat membantu dalam meningkatkan efisiensi dan akurasi teknologi medis yang digunakan dalam klasifikasi dan prediksi tumor otak sehingga pengobatan pasien dan prognosis dapat diberikan lebih awal.
- b. Bagi mahasiswa Teknik Informatika, sistem ini diharapkan dapat membantu pemahaman tentang konsep *Image Processing* dan model jaringan syaraf tiruan *Learning Vector Quantization* pada pengelompokan citra medis dalam bidang pengetahuan kecerdasan buatan.

## **BAB II**

### **STUDI PUSTAKA**

#### **2.1 Klasifikasi Tumor Otak**

Tumor otak adalah jenis tumor yang menyerang otak dan sistem syaraf pusat. Tumor ini seringkali terbentuk karena metastasis dari kanker di daerah lain selain otak dan sistem syaraf pusat. Jenis tumor otak yang paling sering ditemukan adalah glioma atau kanker yang ditemukan di sel glial dan meningioma atau kanker yang ditemukan pada sel meninges. Glioma dibedakan lebih lanjut secara jaringan menjadi astrositoma (kanker pada jaringan astrosit), oligodendroglioma (kanker pada oligodendrosit), ependimoma (kanker pada sel ependymal), atau oligoastrositik glioma campuran berdasarkan kemiripan morfologi sel dengan sel syaraf (Weller et.al. 2015). Klasifikasi lebih lanjut dibedakan berdasarkan lokasi ditemukannya glioma, berdasarkan perbedaan pola, dan adanya anaplasia.

Sedangkan, meningioma merupakan neoplasma yang terletak pada bagian ekstra-aksial. Meningioma mewakili 15-20% kasus primer neoplasma intrakranial (Fynn et al., 2004). Meningioma tumbuh dari sel meningoethelial atau arachnoid (Ogasawara et al., 2021). Dalam beberapa kasus, meningioma dapat dikaitkan dengan lesi pada daerah lain seperti meningioangiomatosis (hamartoma atau malformasi jaringan tisu pada pembuluh dara otak dan sel meninges), malformasi pada pembuluh arteri, encephalocele, oligodendroglioma, meningeal haemangioma, dan erosi orbital pada otak (Deb et al., 2006).

Polat dan Güngen (2021) melakukan deteksi kanker otak menggunakan empat jaringan pelatihan pemebelajaran yang berbeda yaitu VGG-16, VGG-19,

ResNet50, dan DenseNet121. Kemudian dilakukan testing dengan empat algoritma pembelajaran yaitu Adadelta, ADAM, RMSprop, dan SGD dengan tingkat pembelajaran sebesar 1.0, 0.0001, dan 0.01. Dari keempat metode yang digunakan, ResNet50 dan DenseNet50 memiliki tingkat akurasi yang lebih baik dibandingkan metode lain, yaitu 99,02% untuk ResNet50 dan 98,91% DenseNet121. Penelitian ini menggunakan data akses terbuka figshare. Penelitian ini menghasilkan akurasi yang lebih baik dari penelitian sebelumnya dengan data yang sama.

Deepak dan Ameer (2021) melakukan pengelompokan gambar kanker otak menggunakan CNN dan SVM. Data yang digunakan diperoleh dari data terbuka figshare yang terdiri data MRI dari tiga jenis kanker otak. Penelitian ini menggunakan CNN untuk melakukan ekstraksi fitur dan SVM multiclass digunakan untuk meningkatkan performa pengelompokan. Pengujian dan evaluasi dilakukan dengan fivefold cross validation. Hasil menunjukkan penelitian ini memiliki akurasi yang lebih tinggi dari penelitian sebelumnya dengan data yang sama, yaitu 95,82%. Metode yang diusulkan (CNN-SVM) memiliki komputasi dan kebutuhan memori yang lebih sedikit.

Pada penelitian sebelumnya, Deepak & Ameer (2019) menggunakan GoogleNet yang telah di latih untuk melakukan ekstraksi fitur pada 3 jenis tumor, yaitu glioma, meningioma, dan pituitari. Uji coba dilakukan dengan five-fold-cross-validation pada dataset citra MRI yang diperoleh dari figshare. Kemudian, dataset dikelompokkan dengan algoritma pengelompokan berbasis SVM dan KNN. Penelitian menghasilkan rata-rata akurasi klasifikasi sebesar 98%. Perhitungan

performa juga dilakukan dengan daerah di bawah kurva (AUC), presisi, recall, F-score, dan spesifitas.

Kazemi et. al. (2022) melakukan identifikasi gambar tumor otak menggunakan jaringan syaraf konvolusi. Metode yang diusulkan adalah gabungan dari dua model neural network yaitu VGGNet dan AlexNet. Kemudian, fitur dari dataset gambar dikelompokkan menggunakan softmax. Hasil terbaik didapatkan dari dataset figshare dengan akurasi 99,14% pada data biner dan 98,78% pada data multiclass. Hasil penelitian menunjukkan bahwa metode yang diusulkan memiliki performa yang lebih baik dari penelitian terdahulu yang menggunakan SVM sebagai model klasifikasi.

Vijayalata et. al. (2023) melakukan segmentasi dan klasifikasi bagian tumor otak pada MRI dengan CNN. Penelitian dilakukan dengan mempertimbangkan unit linear yang diperbaiki (ReLU), garis singgung hiperbola (TanH), sigmoid yang ditambahkan dengan fungsi unit linear eksponensial (ELU). Data yang diklasifikasi menghasilkan rata-rata dan akurasi f-score 99,44%.

Berdasarkan penelitian yang telah dikumpulkan terkait deteksi dan klasifikasi tumor otak diperoleh hasil seperti pada Tabel 2.1.

Tabel 2. 1 Penelitian Terdahulu dengan data yang sama

No.	Peneliti	Topik	Metode	Subjek
1.	Polat dan Güngen (2021)	Deteksi tumor otak	CNN (VGG-16, VGG-19, ResNet50, DenseNet121) dan Algoritma Pembelajaran (Adadelata, ADAM, RMSprop, SGD)	Data akses terbuka figsharye
2.	Deepak dan Ameer (2021)	Pengelompokan gambar tumor otak	CNN dan SVM	Data akses terbuka figshare



Lanjutan Tabel 2.1

No.	Peneliti	Topik	Metode	Subjek
3.	Deepak & Ameer (2019)	Ekstraksi fitur pada 3 jenis tumor (glioma, meningioma, dan pituitari)	GoogleNet dan Algoritma Pengelompokan (SVM dan KNN)	Dataset citra MRI dari figshare
4.	Kazemi et. al. (2022)	Identifikasi gambar tumor otak	Gabungan VGGNet dan AlexNet dengan teknik softmax	Dataset gambar dari figshare
5.	Vijayalata et. al. (2023)	Segmentasi dan klasifikasi bagian tumor otak pada MRI	CNN dengan unit linear yang diperbaiki (ReLU), garis singgung hiperbola (TanH), sigmoid yang ditambahkan dengan fungsi unit linear eksponensial (ELU)	Data dari gambar figshare

Berdasarkan Tabel 2.1, terdapat beberapa perbedaan dengan penelitian terdahulu, antara lain model yang digunakan untuk melakukan klasifikasi dan prediksi terhadap penyakit tumor otak seperti CNN (VGG-16, VGG-19, ResNet50, DenseNet121, GoogleNet, AlexNet), serta model pengelompokan SVM dan KNN. Beberapa penelitian tersebut menunjukkan bahwa jumlah dataset dan model yang digunakan berpengaruh terhadap kinerja optimal sistem. Keterbaharuan penelitian ini dengan penelitian terdahulu adalah model klasifikasi yang digunakan berupa LVQ dan peningkatan kontras pada citra menggunakan DWT-CLAHE. Deteksi terhadap penyakit tumor otak dilakukan untuk membantu memberikan penanganan yang tepat terhadap pasien agar prognosis menjadi lebih baik berdasarkan hasil MRI.

## **2.2 Magnetic Resonance Imaging (MRI)**

Magnetic Resonance Imaging adalah sebuah teknologi untuk menghasilkan gambar dari proton yang ada dalam jaringan menggunakan gelombang magnetik dan detak frekuensi radio (RF) (Takahashi, 2019). MRI bekerja saat medan magnet meluruskan proton pada jaringan dalam satu arah yang disebut dengan magnetisasi jaringan (Bushberg et al., 2011). Kemudian, gelombang radio RF akan melemparkan proton keluar dari deretannya dengan magnet (Plewes & Kucharczyk, 2012). Tegangan induksi yang dihasilkan oleh medan magnet setelah gelombang RF bekerja dapat dihitung untuk menghasilkan sebuah gambar.

## **2.3 Learning Vector Quantization (LVQ)**

Algoritma Learning Vector Quantization (LVQ) merupakan algoritma yang menghasilkan pengelompokan berbasis prototipe. Dasar dari algoritma LVQ adalah memindahkan prototipe untuk mendekat dengan input jika labelnya sama dan menjauhkan prototipe dengan input jika labelnya tidak sama. LVQ dapat digunakan sebagai alternatif dari deep learning karena memiliki kompleksitas dan biaya komputasi yang rendah (Villmann et al., 2016).

Proses pembelajaran pada metode learning vector quantization memerlukan batasan epoch yang akan dijalankan. Lapisan competitive dapat melakukan pembelajaran dengan sendirinya dalam klasifikasi input vector yang diberikan. Input vector akan diklasifikasikan berdasarkan kedekatan jarak dengan vector lain yang berdekatan (Kusumadewi, 2004). Algoritma yang digunakan dalam proses pembelajaran learning vector quantization antara lain:

Tetapkan: bobot awal dari unit input ke-j terhadap kelas ke-i yang merepresentasikan unit input ke-j ( $W_{ij}$ ), maksimum epoh ( $MaxEpoch$ ) yang digunakan, parameter learning rate ( $\alpha$ ), pengurangan learning rate ( $Dec \alpha$ ), dan menggunakan minimal learning rate ( $Min \alpha$ ).

1. Masukkan: data input  $X_{ij}$  dan kelas target  $T_k$ .
2. Tetapkan kondisi awal:  $Epoch=0$ .
3. Kerjakan jika: ( $epoch \leq MaxEpoch$ ) dan ( $\alpha \geq Min \alpha$ )
  - a.  $Epoch = Epoch + 1$ ;
  - b. Kerjakan untuk  $i = 1$  sampai  $n$

Tentukan  $j$  sedemikian hingga  $|X_i - W_j|$  minimum ( $C_j$ )

Perbaiki  $W_j$  dengan ketentuan:

- Jika  $T = C_j$  maka:

$$W_j (new) = W_j (old) + \alpha (X_i - W_j (old)) \quad (3.4)$$

- Jika  $T \neq C_j$  maka:

$$W_j (new) = W_j (old) - \alpha (X_i - W_j (old)) \quad (3.5)$$

- c. Kurangi nilai learning rate.

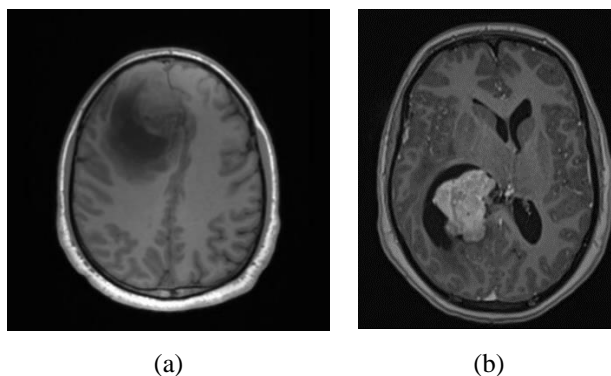
## BAB III

### METODOLOGI PENELITIAN

#### 3.1 Pengumpulan Data

Pada penelitian ini, data primer yang digunakan didapatkan dari (Cheng et al., 2016) pada laman Kaggle.com yang terdiri dari tiga kelas yaitu glioma, meningioma, dan pituitary. Kemudian, kategori yang digunakan dalam penelitian ini adalah glioma dan meningioma. Gambar 3.1 merupakan contoh data citra untuk kelas glioma dan meningioma yang akan digunakan sebagai data sampel untuk proses selanjutnya.

Data yang digunakan pada penelitian ini diperoleh dari website Kaggle <https://www.kaggle.com/datasets/denizkavi1/brain-tumor>. Pada penelitian ini, dataset yang digunakan merupakan citra hasil MRI otak pasien yang terkena glioma dan juga pasien yang terdiagnosa meningioma. Gambar 3.1 merupakan contoh data citra untuk kelas glioma dan meningioma yang akan digunakan sebagai sampel data untuk proses selanjutnya.

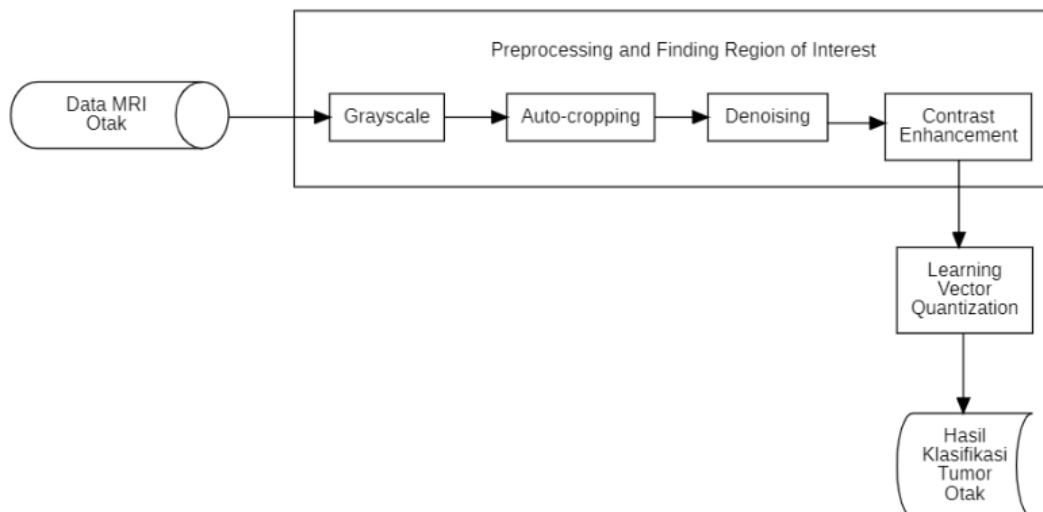


Gambar 3. 1 Citra Otak Glioma (a) dan Citra Otak Meningioma (b)

Pada kelas glioma, dataset yang digunakan sebanyak 170 citra MRI. Sedangkan pada kelas meningioma menggunakan sebanyak 170 citra MRI otak. Data citra yang digunakan pada penelitian ini hanya file dengan format '.jpeg'. Kemudian dilakukan preprocessing dan disimpan menjadi '.png'. Dataset tersebut akan digunakan untuk melatih model klasifikasi menggunakan Learning Vector Quantization (LVQ).

### 3.2 Desain Sistem

Pada penelitian ini sistem dibuat untuk melakukan klasifikasi citra MRI tumor otak. Tahapan sistem meliputi pengambilan himpunan data citra, pre-processing citra, deteksi tepi, implementasi klasifikasi menggunakan Learning Vector Quantization (LVQ), dan output klasifikasi tumor otak. Gambar 3.2 menunjukkan tahapan sistem tersebut.



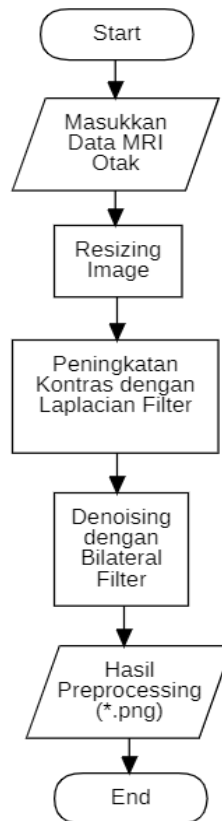
Gambar 3. 2 Desain Sistem

Sistem yang dibuat akan dikembangkan berdasarkan desain sistem pada Gambar 3.2, menggunakan bahasa pemrograman Python dan menggunakan dataset

citra MRI otak sebagai masukan. Data akan diproses melalui beberapa tahapan seperti resizing dan contrast enhancement, sehingga didapatkan Region of Interest (ROI). ROI merupakan area yang akan dilakukan analisis dan dimasukkan pada model sistem. Selanjutnya, dibuat sebuah model deteksi menggunakan metode Learning Vector Quantization (LVQ). Kemudian, model tersebut akan diuji dengan menggunakan skenario uji coba dan confusion matrix untuk evaluasi terhadap performa agar diperoleh nilai akurasi, presisi, recall, dan f1-score.

### **3.3 Pre-processing**

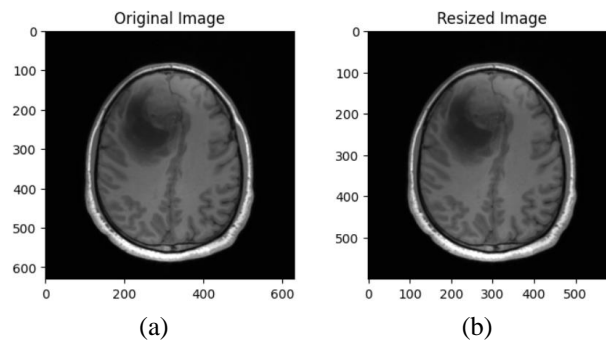
Data citra harus diolah terlebih dahulu sebelum dilakukan ekstraksi fitur agar menghasilkan output yang lebih optimal. Pada penelitian ini, preprocessing yang dilakukan meliputi empat tahap antara lain grayscaling, resizing, denoising, dan peningkatan kontras. Tujuan dilakukannya preprocessing terhadap data citra MRI otak adalah memudahkan analisis dan klasifikasi pada sistem. Data citra dengan ukuran dan value yang sama akan meringankan kerja model saat proses klasifikasi. Adapun alur preprocessing yang akan dilakukan pada penelitian ini dapat dilihat pada Gambar 3.3 berikut.



Gambar 3. 3 Alur *Preprocessing*

### 3.3.1 *Resizing dan Autocropping*

Resizing citra digunakan untuk menyeragamkan ukuran citra pada dataset. Apabila tidak dilakukan resize pada dataset, akan muncul error karena ukuran pixel dari setiap citra berbeda-beda. Hal ini menimbulkan array dari dataset menjadi tidak teratur (*ragged nested array*). Oleh karena itu, dilakukan resize untuk menyeragamkan ukuran citra menjadi 600 x 600 pixel. Proses resize dilakukan menggunakan algoritma *autocropping*. Gambar 3.4 menunjukkan perbedaan citra sebelum dan sesudah di resize.



Gambar 3. 4 Citra asli (a) Citra *hasil resizing* (b)

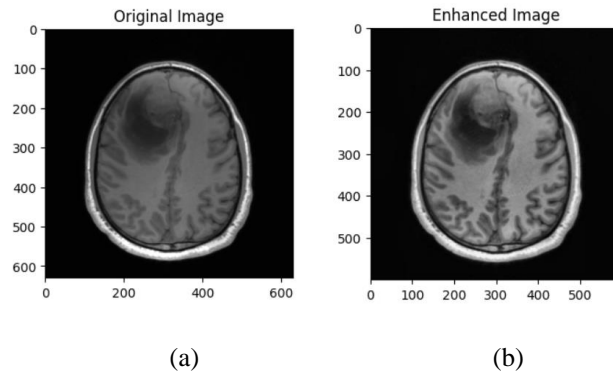
Deteksi kontur yang digunakan pada penelitian ini dilakukan dengan mencari kontur eksternalnya untuk mengetahui kontur terluar dari citra. Proses selanjutnya dilakukan dengan mencari kontur terbesar dari kontur eksternal yang ditemukan pada citra. Pencarian kontur terbesar ini diperlukan untuk menunjukkan objek yang akan diteliti pada citra. Jika kontur terbesar sudah ditemukan, maka citra akan dipotong berdasarkan titik-titik ekstrem dari citra input.

### 3.3.2 Peningkatan Kontras dengan DWT-CLAHE

CLAHE atau Contrast Limited Adaptive Histogram Equalization adalah versi lebih lanjut dari Adaptive Histogram Equalization (AHE) yang bertujuan untuk mengurangi peningkatan berlebihan noise pada citra. CLAHE membagi input citra menjadi blok yang tidak saling bersinggungan (tiles) dan meningkatkan blok satu-persatu (Joseph et al., 2017). CLAHE menggabungkan keuntungan dari ekualisasi histogram dan spesifikasi histogram menjadi transform tunggal. Bentuk histogram dari tile yang ditingkatkan mendekati bentuk distribusi probabilitas yang ditentukan oleh user. Menurut penelitian yang dilakukan oleh Joseph et. al. (2017) clip limit yang paling optimal digunakan pada citra MRI adalah 0.01. Pada penelitian ini, implementasi dilakukan dengan library PyWavelet. Gambar 3.5



menunjukkan perbandingan citra asli dan citra yang telah ditingkatkan kontras dengan DWT-CLAHE.



Gambar 3. 5 Citra asli (a) dan Citra hasil peningkatan kontras (b)

### 3.4 Learning Vector Quantization (LVQ)

Learning Vector Quantization (LVQ) adalah algoritma jaringan syaraf tiruan terawasi dengan lapisan tunggal yang dapat digunakan untuk klasifikasi. Metode LVQ digunakan untuk melakukan klasifikasi pola ke dalam kategori atau kelas tertentu dengan menggunakan vektor bobot sebagai vektor rujukan atau referensi ke sebuah kelas (Tantiati et.al. 2019). Vektor bobot tersebut disebut sebagai prototipe pada LVQ yang merepresentasikan kelas dari suatu data. Jarak antar prototipe dihitung dengan Euclidean Distance. Secara umum, Euclidean Distance dapat dirumuskan sebagai berikut (Hariri, 2018):

$$Euclidean\ Distance = \sum_{i=0}^{n-1} \left( X_1(t) - W_{ij}(t) \right)^2 \quad (3.1)$$

Pada rumus tersebut,  $i$  merupakan indeks setiap elemen vektor, sedangkan  $n$  merupakan jumlah keseluruhan elemen dalam vektor. Kemudian,  $X_1(t)$  merupakan vektor input dan  $W_{ij}(t)$  merupakan vektor bobot. Setelah diketahui Euclidean Distance terkecil dari bobot yang paling dekat dengan kelas pemenang,

bobot pemenang ini akan diperbarui sesuai dengan kelas sampel. Perubahan tersebut dilakukan dengan rumus:

Jika kelas sampel sesuai dengan kelas target:

$$w_{ij}(t + 1) = w_{ij}(t) + \alpha(t) \cdot (x_i(t) - w_{ij}(t)), j \in N_e \quad (3.2)$$

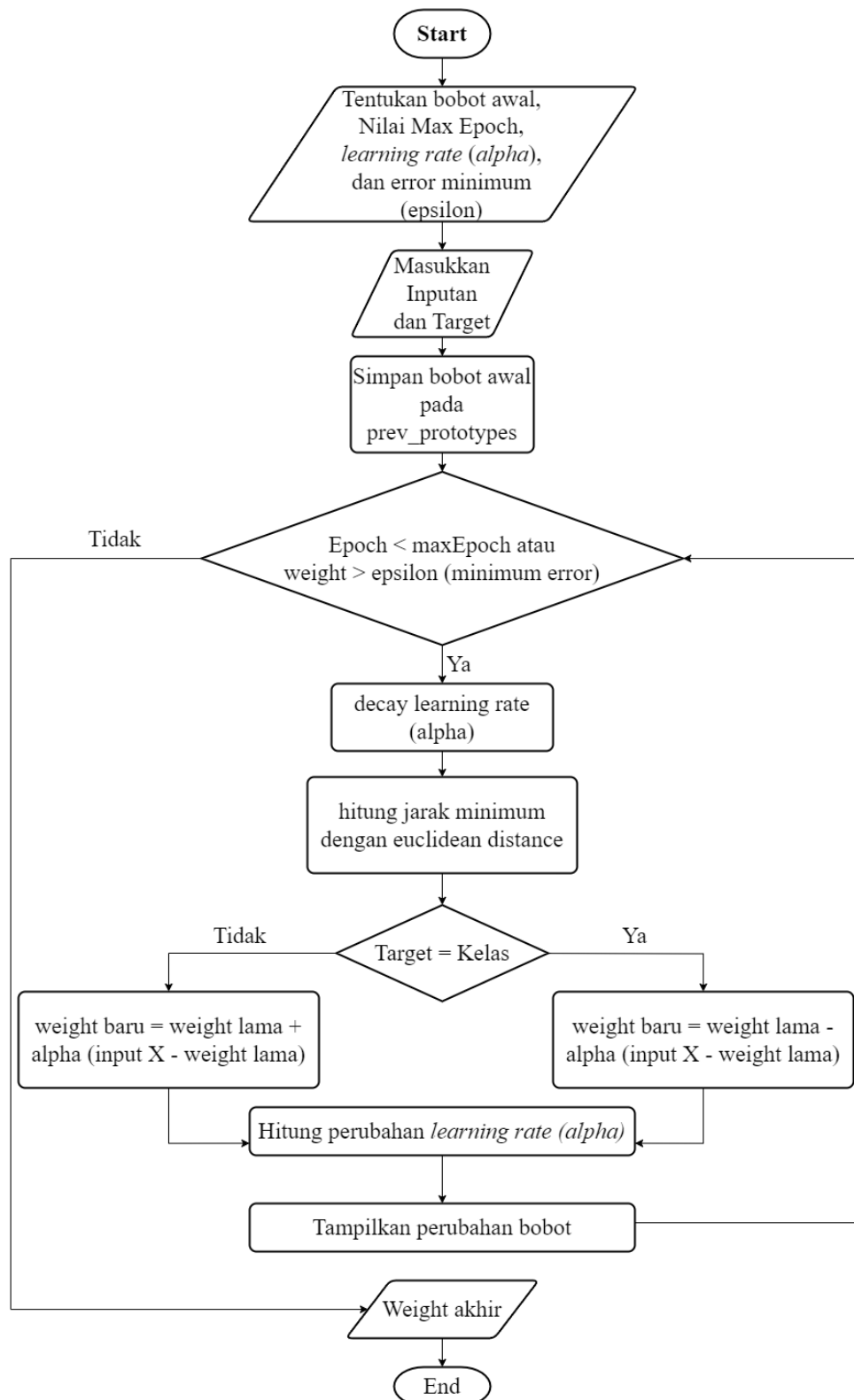
Jika kelas sampel tidak sesuai dengan kelas target:

$$w_{ij}(t + 1) = w_{ij}(t) - \alpha(t) \cdot (x_i(t) - w_{ij}(t)), j \in N_e \quad (3.3)$$

Pada rumus diatas,  $w$  mewakili bobot,  $x$  merupakan pixel input,  $N_e$  merupakan nilai *neighborhood*,  $t$  merupakan waktu,  $\alpha$  merupakan *learning rate*. Sedangkan,  $i$  merupakan indeks node input dan  $j$  merupakan indeks node output. Selanjutnya, dilakukan penurunan laju pembelajaran (*decay learning rate*) sebagai berikut:

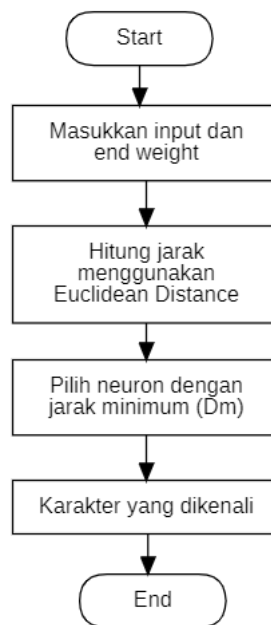
$$\alpha(t + 1) = 0.1 * \alpha(t) \quad (3.4)$$

Gambar 3.6 menunjukkan tahapan pada metode pembelajaran kuantisasi vektor (LVQ) yang digunakan oleh sistem.



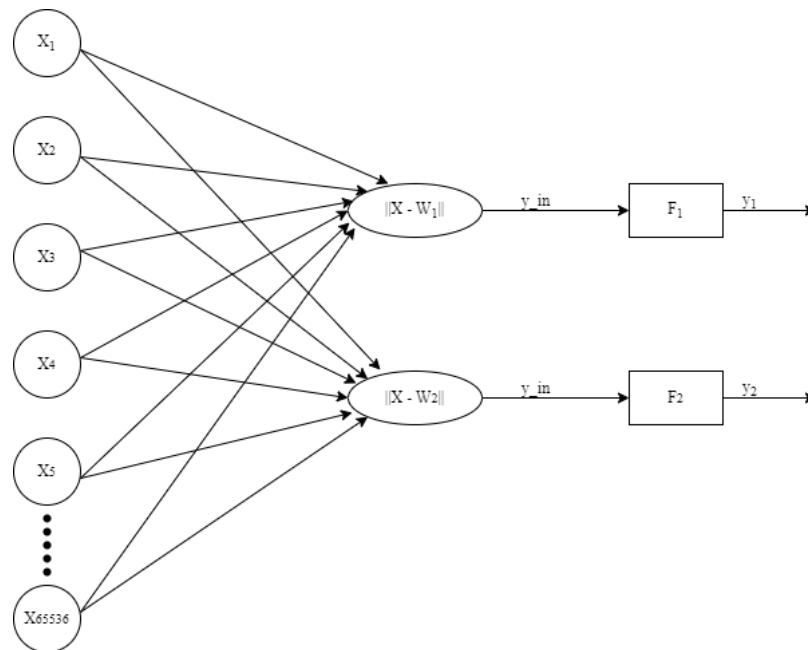
Gambar 3. 6 Flowchart pelatihan algoritma LVQ

Tahapan pelatihan akan menghasilkan end weight atau bobot akhir. Nilai dari bobot akhir akan dijadikan sebagai input pada tahapan selanjutnya yaitu tahapan pengujian. Tujuan dari tahapan pengujian adalah mengetahui kemampuan model latih dapat digukan pada data baru yang belum pernah diketahui. Gambar 3.7 menunjukkan alur tahapan pengujian algoritma LVQ.



Gambar 3. 7 Flowchart pelatihan algoritma LVQ

LVQ terbagi menjadi tiga bagian, yaitu lapisan input, lapisan hidden, dan lapisan output. Gambar 3.7 menunjukkan pembagian setiap lapis dari algoritma LVQ. Lapisan input berisi matriks dari pikselasi gambar, lapisan hidden menunjukkan pembobotan gambar, dan lapisan output berisi hasil pembagian gambar berdasarkan kedekatan jarak yang telah dihitung.



Gambar 3. 8 Arsitektur Jaringan LVQ

Pada Gambar 3.8, dapat dilihat bahwa terdapat input layer yang berperan sebagai penerima data citra. Data tersebut kemudian akan diteruskan ke hidden layer untuk dikelompokkan kedalam kelas-kelas yang sesuai dan disesuaikan vektor bobotnya untuk setiap kelas. Ketika proses training, akan dibandingkan data input dengan vektor bobot dari setiap kelas kemudian ditentukan kelas yang paling sesuai dengan data input tersebut. Setelah itu, hasil klasifikasi akan ditentukan di output layer yaitu node yang sesuai kelasnya. Setelah dilakukan proses training, LVQ dapat digunakan untuk pengenalan pola dan citra karena metode ini memiliki kemampuan dalam melakukan klasifikasi terhadap data kompleks. Adapun algoritma yang dikerjakan pada proses pembelajaran metode LVQ sebagai berikut (Kusumadewi, 2004):

Tetapkan: bobot awal dari unit input ke- $j$  terhadap kelas ke- $i$  yang merepresentasikan unit input ke- $j$  ( $W_{ij}$ ), maksimum epoh (MaxEpoch) yang

digunakan, parameter learning rate ( $\alpha$ ), pengurangan learning rate (Dec  $\alpha$ ), dan menggunakan minimal learning rate (Min  $\alpha$ ).

4. Masukkan: data input  $X_{ij}$  dan kelas target  $T_k$ .
5. Tetapkan kondisi awal:  $Epoch=0$ .
6. Kerjakan jika: ( $epoch \leq MaxEpoch$ ) dan ( $\alpha \geq Min \alpha$ )
  - d.  $Epoch = Epoch + 1$ ;
  - e. Kerjakan untuk  $i = 1$  sampai  $n$

Tentukan  $j$  sedemikian hingga  $|X_i - W_j|$  minimum ( $C_j$ )

Perbaiki  $W_j$  dengan ketentuan:

- Jika  $T = C_j$  maka:

$$W_j (new) = W_j (old) + \alpha (X_i - W_j (old)) \quad (3.4)$$

- Jika  $T \neq C_j$  maka:

$$W_j (new) = W_j (old) - \alpha (X_i - W_j (old)) \quad (3.5)$$

- f. Kurangi nilai learning rate.

## **BAB IV**

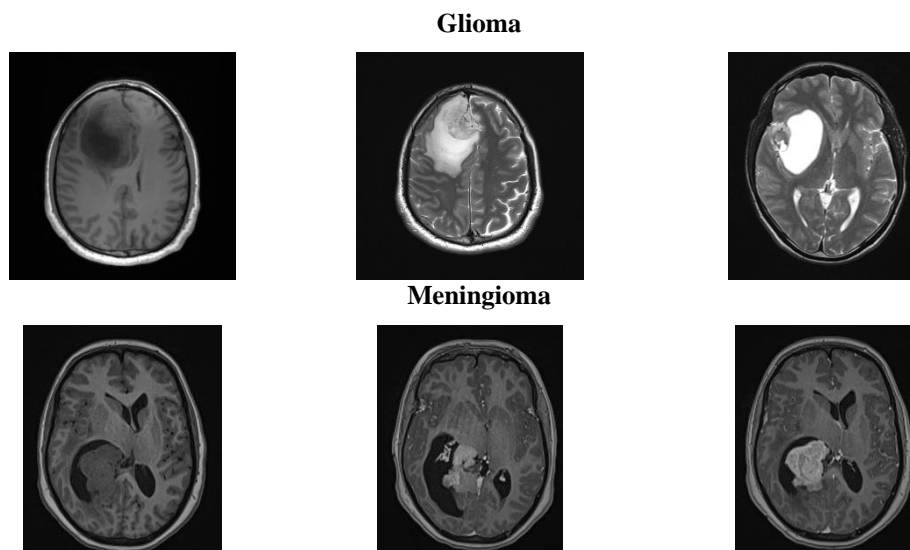
### **UJI COBA DAN PEMBAHASAN**

#### **4.1 Skenario Uji Coba**

Skenario uji coba sistem pada penelitian ini dilakukan dalam beberapa bagian secara sistematis. Bagian pertama dilakukan dengan membagi dataset menjadi data latih atau train dan data uji atau test. Kemudian dilakukan input data yang telah dibagi pada model LVQ. Kemudian, hasil deteksi dievaluasi menggunakan confusion matrix untuk mendapatkan hasil akurasi, presisi, recall, dan f1-score. Selain itu, pengujian juga dilakukan dengan pengubahan rasio data input dan tingkat pembelajaran sehingga dapat diketahui model sistem paling optimal.

##### **4.1.1 Pembagian Data**

Terdapat dua kelas dataset yang digunakan pada penelitian ini, antara lain kelas Glioma dan Meningioma. Setiap kelas terdiri dari 170 data citra MRI, dengan jumlah keseluruhan 340 data. Dataset sumber terbuka diperoleh dari laman daring <https://www.kaggle.com/datasets/denizkavi1/brain-tumor>. Berikut merupakan contoh data yang dipilih dari Kaggle.com. Tabel 4.1 menunjukkan perbedaan visual data yang digunakan.



Gambar 4. 1 Dataset Glioma dan Meningioma

Selanjutnya, dilakukan preprocessing pada data yang telah dikumpulkan. Tujuan dari preprocessing data adalah mereduksi noise pada citra, melakukan peningkatan kontras citra, dan memperkecil ukuran citra. Preprocessing pada citra akan meringankan beban komputasi sistem, sehingga klasifikasi dapat dilakukan dengan optimal. Tabel 4.1 menunjukkan jumlah data pada kelas glioma dan meningioma.

Tabel 4. 1 Jumlah data pada kelas glioma dan meningioma

<b>Kelas</b>	<b>Jumlah</b>
Glioma	170 data
Meningioma	170 data
Total	340 data

Data yang akan digunakan pada model berbentuk matriks dari pikselasi citra tumor. Kemudian, matriks tersebut diberi label, dengan 0 sebagai meningioma dan 1 sebagai glioma. Tabel 4.2 menunjukkan data frame dari dataset yang digunakan.



Tabel 4. 2 Data Frame dari dataset yang digunakan

No	Dataset	Label
0	[[13 13 13 ... 13 13 13] [13 13 13 ... 13 13 13] [13 13 13 ... 13 13 13]]	0
170	[[17 17 17 ... 17 17 17] [17 17 17 ... 17 17 17] [17 17 17 ... 17 17 17] ... [17 17 17 ... 17 17 17] [17 17 17 ... 17 17 17] [17 17 17 ... 17 17 17]]	1

Kemudian, data tersebut dipisahkan menjadi data train dan data test, dengan tiga jenis rasio data. Rasio data yang digunakan antara lain, 60:40, 70:30, dan 80:20. Jumlah data train yang digunakan lebih besar daripada data test. Tabel 4.4 menunjukkan pembagian rasio data.

Tabel 4. 3 Rasio Pembagian Data

Rasio	Training	Validation
0.6	204	136
0.7	238	102
0.8	272	68

#### 4.1.2 Menghitung Kinerja Sistem

Data yang telah dibagi berdasarkan rasio perbandingan tersebut akan diinput ke dalam model LVQ. Kemudian, perubahan terhadap tingkat pembelajaran (learning rate) dilakukan untuk menguji kinerja sistem. Terdapat empat tingkat pembelajaran yang digunakan pada penelitian ini, antara lain 0.1, 0.2, 0.3, 0.4, 0.5, 0.6, 0.7, 0.8, dan 0.9 (Yu et al., 2020). Selanjutnya, tingkat pembelajaran akan disesuaikan dengan tren akurasi dari setiap rasio yang digunakan. Kemudian, ambang batas konvergensi error yang digunakan adalah  $1 \times 10^{-4}$ . Selanjutnya, hasil klasifikasi model dievaluasi menggunakan confusion matrix.

Pada confusion matrix, hasil prediksi dari model LVQ akan dibandingkan dengan hasil nyata pada data test atau data validation. Kemudian, jumlah prediksi data benar dan prediksi data salah akan ditampilkan dalam empat kategori. Kategori ini antara lain, True Positive (TP), False Positive (FP), True Negative (TN), dan False Negative (FN). Dengan deskripsi sebagai berikut:

1. TP (*True Positive*): Data penyakit glioma yang diprediksi sebagai glioma oleh sistem.
2. FP (*False Positive*): Data penyakit meningioma yang diprediksi sebagai glioma oleh sistem.
3. TN (*True Negative*): Data penyakit meningioma yang diprediksi sebagai meningioma oleh sistem.
4. FN (*False Negative*): Data penyakit glioma yang diprediksi sebagai meningioma oleh sistem.

Tabel 4.4 menunjukkan pembagian antara kelas prediksi dan kelas aktual. Setelah dilakukan pengujian, akan diperoleh hasil akurasi dan juga jumlah data yang berhasil dideteksi dengan baik. Dengan adanya matriks confusion matrix dapat digunakan sebagai acuan untuk mengevaluasi kinerja model deteksi yang diterapkan.

Tabel 4. 4 *Confusion Matrix*

<i>Confusion Matrix</i>		<i>Predicted Class</i>	
		<i>Negative (N)</i>	<i>Positive (P)</i>
<i>Actual Class</i>	<i>Negative (N)</i>	<i>TN (True Negative)</i>	<i>FP (False Positive)</i>
	<i>Positive (P)</i>	<i>False Negative (FN)</i>	<i>True Positive (TP)</i>

Berdasarkan kategori tersebut, kemudian dihitung akurasi, presisi, recall, dan F1-score dengan menggunakan persamaan berikut:

$$Accuracy = \frac{TP+TN}{(TP+FP+TN+FN)} \quad (4.1)$$

$$Presisi = \frac{TP}{TP+FP} \quad (4.2)$$

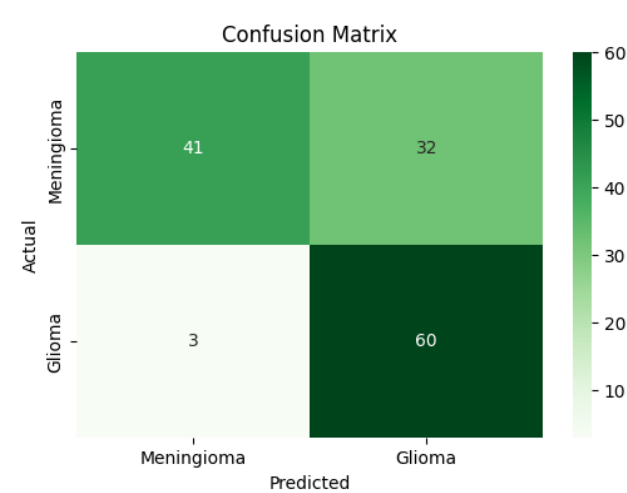
$$Recall = \frac{TP}{TP+FN} \quad (4.3)$$

$$F1 - score = 2 \times \frac{Presisi * Recall}{Presisi + Recall} \quad (4.4)$$

## 4.2 Hasil Uji Coba

### 4.2.1 Uji Coba Rasio Data 60:40

Uji coba yang dilakukan pada penelitian ini menggunakan nilai epoch sebesar 100, random state sebanyak 5, dan convergence threshold atau ambang batas konvergensi sebesar  $1 \times 10^{-4}$ . Hasil uji coba pada skenario 1 dilakukan dengan menerapkan ratio data 60:40 dengan learning rate sebesar 0.1. Gambar 4.2 menunjukkan hasil pengujian dengan confusion matrix.



Gambar 4. 2 Confusion matrix 60:40, learning rate 0.1

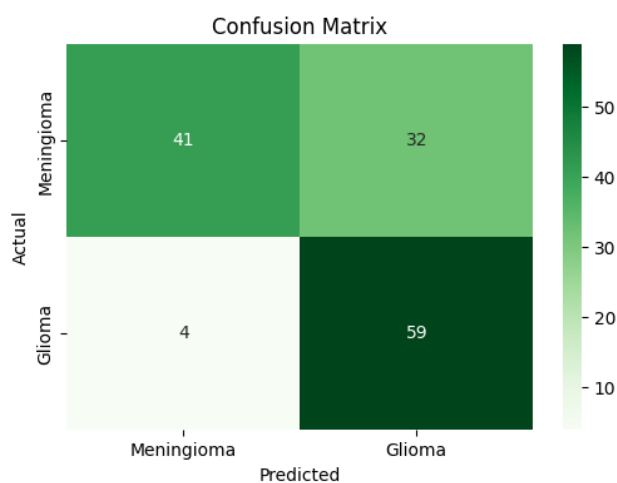
Hasil yang diberikan menunjukkan terdapat 60 data True Positive glioma yang mampu diprediksi dengan benar dan akurat. Terdapat 3 data False Negative glioma yang diprediksi sebagai meningioma oleh sistem. Sebaliknya, terdapat 41

data True Negative meningioma yang diprediksi secara akurat oleh sistem. Kemudian, terdapat 32 data False Positive meningioma yang diprediksi sebagai glioma oleh sistem. Berdasarkan hasil prediksi tersebut, diperoleh hasil akurasi sebesar 0.742 dari skenario uji coba 1. Tabel 4.5 berikut menunjukkan hasil confusion matrix untuk precision, recall, dan f1-score dari 2 kelas klasifikasi.

Tabel 4. 5 Nilai precision, recall, dan f-1 score learning rate 0.1

<b>Kelas</b>	<b>Precision</b>	<b>Recall</b>	<b>F1-Score</b>
Meningioma	0.93	0.56	0.70
Glioma	0.65	0.95	0.77

Selanjutnya, hasil uji coba pada skenario 2 dilakukan dengan menerapkan ratio data 60:40 dengan learning rate sebesar 0.2. Gambar 4.3 menunjukkan hasil pengujian dengan confusion matrix.



Gambar 4. 3 Confusion matrix 60:40, learning rate 0.2

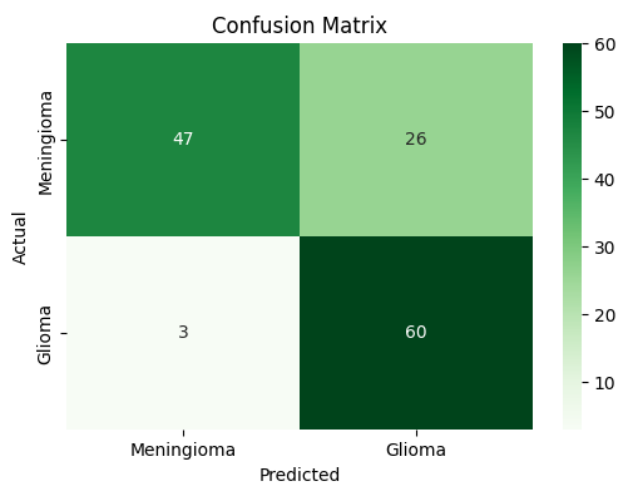
Hasil yang diberikan menunjukkan terdapat 59 data True Positive glioma yang mampu diprediksi dengan benar dan akurat. Terdapat 4 data False Negative glioma yang diprediksi sebagai meningioma oleh sistem. Sebaliknya, terdapat 41 data True Negative meningioma yang diprediksi secara akurat oleh sistem.

Kemudian, terdapat 32 data False Positive meningioma yang diprediksi sebagai glioma oleh sistem. Berdasarkan hasil prediksi tersebut, diperoleh hasil akurasi sebesar 0.735 dari skenario uji coba 2. Tabel 4.6 berikut menunjukkan hasil confusion matrix untuk precision, recall, dan f1-score dari 2 kelas klasifikasi.

Tabel 4. 6 Nilai precision, recall, dan f-1 score learning rate 0.2

<b>Kelas</b>	<b>Precision</b>	<b>Recall</b>	<b>F1-Score</b>
Meningioma	0.91	0.56	0.69
Glioma	0.65	0.94	0.77

Selanjutnya, hasil uji coba pada skenario 3 dilakukan dengan menerapkan ratio data 60:40 dengan learning rate sebesar 0.3. Gambar 4.4 menunjukkan hasil pengujian dengan confusion matrix.



Gambar 4. 4 Confusion Matrix 60:40, learning rate 0.3

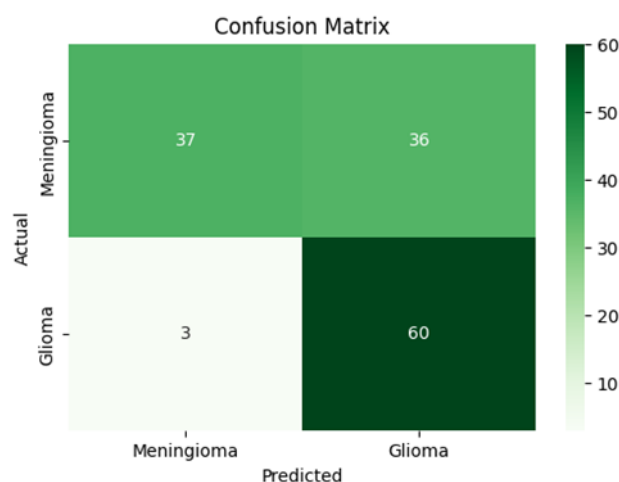
Hasil yang diberikan menunjukkan terdapat 60 data True Positive glioma yang mampu diprediksi dengan benar dan akurat. Terdapat 3 data False Negative glioma yang diprediksi sebagai meningioma oleh sistem. Sebaliknya, terdapat 47 data True Negative meningioma yang diprediksi secara akurat oleh sistem. Kemudian, terdapat 26 data False Positive meningioma yang diprediksi sebagai

glioma oleh sistem. Berdasarkan hasil prediksi tersebut, diperoleh hasil akurasi sebesar 0.786 dari skenario uji coba 3. Tabel 4.7 berikut menunjukkan hasil confusion matrix untuk precision, recall, dan f1-score dari 2 kelas klasifikasi.

Tabel 4. 7 Nilai precision, recall, dan f-1 score learning rate 0.3

<b>Kelas</b>	<b><i>Precision</i></b>	<b><i>Recall</i></b>	<b><i>F1-Score</i></b>
Meningioma	0.94	0.64	0.76
Glioma	0.70	0.95	0.81

Selanjutnya, hasil uji coba pada skenario 4 dilakukan dengan menerapkan ratio data 60:40 dengan learning rate sebesar 0.4. Gambar 4.5 menunjukkan hasil pengujian dengan confusion matrix.



Gambar 4. 5 Confusion Matrix 60:40, learning rate 0.4

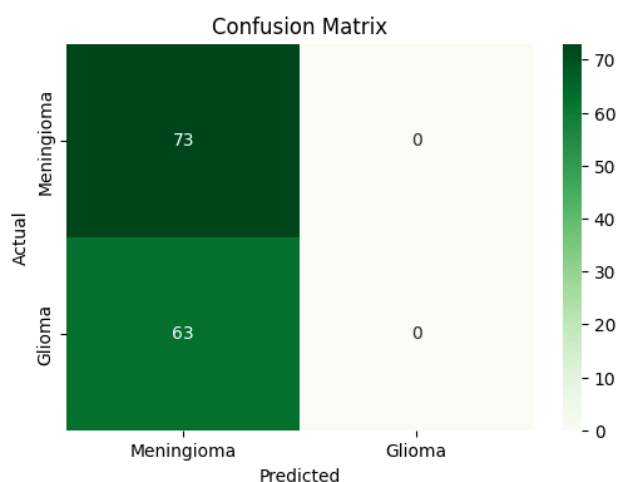
Hasil yang diberikan menunjukkan terdapat 60 data True Positive glioma yang mampu diprediksi dengan benar dan akurat. Terdapat 3 data False Negative glioma yang diprediksi sebagai meningioma oleh sistem. Sebaliknya, terdapat 37 data True Negative meningioma yang diprediksi secara akurat oleh sistem. Kemudian, terdapat 36 data False Positive meningioma yang diprediksi sebagai glioma oleh sistem. Berdasarkan hasil prediksi tersebut, diperoleh hasil akurasi

sebesar 0.713 dari skenario uji coba 4. Tabel 4.8 berikut menunjukkan hasil confusion matrix untuk precision, recall, dan f1-score dari 2 kelas klasifikasi.

Tabel 4. 8 Nilai precision, recall, dan f-1 score learning rate 0.4

<b>Kelas</b>	<b>Precision</b>	<b>Recall</b>	<b>F1-Score</b>
Meningioma	0.93	0.51	0.65
Glioma	0.62	0.95	0.75

Selanjutnya, hasil uji coba pada skenario 5 dilakukan dengan menerapkan ratio data 60:40 dengan learning rate sebesar 0.5. Gambar 4.6 menunjukkan hasil pengujian dengan confusion matrix.



Gambar 4. 6 Confusion Matrix 60:40, learning rate 0.5

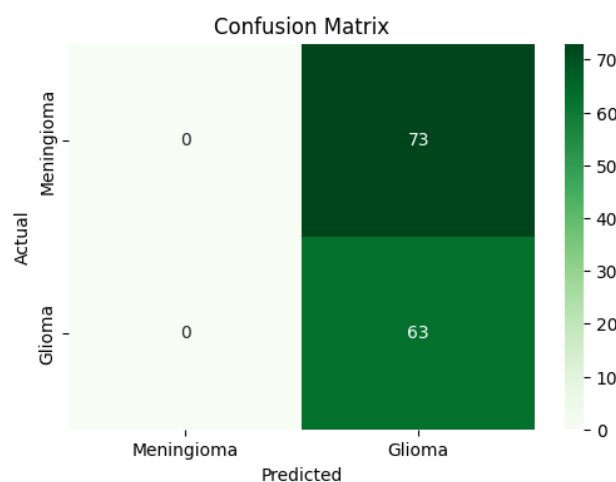
Hasil yang diberikan menunjukkan terdapat 0 data True Positive glioma yang mampu diprediksi dengan benar dan akurat. Terdapat 63 data False Negative glioma yang diprediksi sebagai meningioma oleh sistem. Sebaliknya, terdapat 73 data True Negative meningioma yang diprediksi secara akurat oleh sistem. Kemudian, terdapat 0 data False Positive meningioma yang diprediksi sebagai glioma oleh sistem. Berdasarkan hasil prediksi tersebut, diperoleh hasil akurasi

sebesar 0.536 dari skenario uji coba 5. Tabel 4.9 berikut menunjukkan hasil confusion matrix untuk precision, recall, dan f1-score dari 2 kelas klasifikasi.

Tabel 4.9 Nilai precision, recall, f1-score pada learning rate 0.5

<b>Kelas</b>	<b>Precision</b>	<b>Recall</b>	<b>F1-Score</b>
Meningioma	0.54	1.00	0.70
Glioma	0.00	0.00	0.00

Selanjutnya, hasil uji coba pada skenario 6 dilakukan dengan menerapkan ratio data 60:40 dengan learning rate sebesar 0.6, 0.7, 0.8, dan 0.9 menunjukkan hasil yang sama. Gambar 4.7 menunjukkan hasil pengujian dengan confusion matrix.



Gambar 4.7 Confusion Matrix 60:40, learning rate 0.6 hingga 0.9

Hasil yang diberikan menunjukkan terdapat 63 data True Positive glioma yang mampu diprediksi dengan benar dan akurat. Terdapat 0 data False Negative glioma yang diprediksi sebagai meningioma oleh sistem. Sebaliknya, terdapat 0 data True Negative meningioma yang diprediksi secara akurat oleh sistem. Kemudian, terdapat 73 data False Positive meningioma yang diprediksi sebagai glioma oleh sistem. Berdasarkan hasil prediksi tersebut, diperoleh hasil akurasi



sebesar 0.463 dari skenario uji coba 6. Tabel 4.10 berikut menunjukkan hasil confusion matrix untuk precision, recall, dan f1-score dari 2 kelas klasifikasi.

Tabel 4. 10 Nilai precision, recall, f1-score learning rate 0.6 hingga 0.9

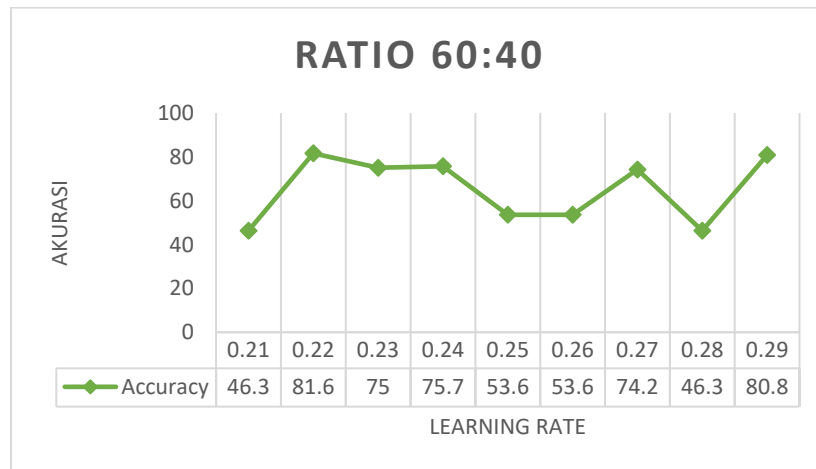
<b>Kelas</b>	<b>Precision</b>	<b>Recall</b>	<b>F1-Score</b>
Meningioma	0.00	0.00	0.00
Glioma	0.46	1.00	0.63

Berdasarkan uji coba tersebut dapat dilihat adanya kecenderungan peningkatan akurasi pada learning rate 0.1 ke learning rate 0.2 dengan peningkatan akurasi sebesar 5.9 %. Kemudian, akan dilakukan uji coba berdasarkan kecenderungan peningkatan akurasi tersebut, yaitu pada learning rate 0.1 ke learning rate 0.2. Uji coba dilakukan pada rentang 0.21 hingga 0.29. Tabel 4.11 menunjukkan perbandingan akurasi dari rentang learning rate tersebut.

Tabel 4. 11 Perbandingan akurasi rentang learning rate 0.21 hingga 0.29

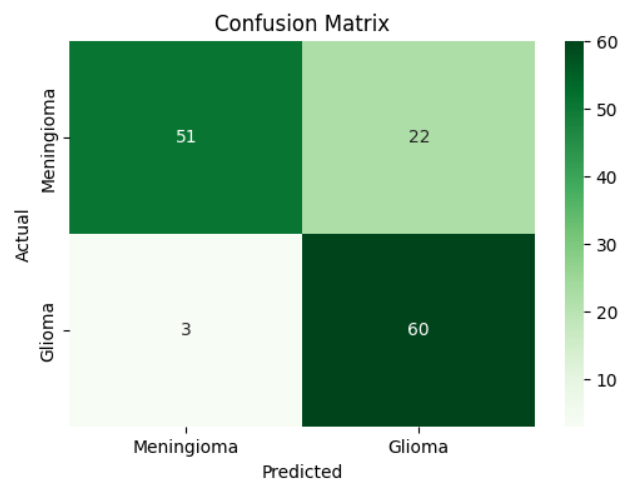
<b>Rasio Data</b>	<b>Learning Rate</b>	<b>Akurasi</b>
60:40	0.21	46.3 %
	0.22	81.6 %
	0.23	75 %
	0.24	75.7 %
	0.25	53.6 %
	0.26	53.6 %
	0.27	74.2 %
	0.28	46.3 %
	0.29	80.8 %

Dari tabel 4.11 dapat dilihat bahwa akurasi tertinggi terdapat pada learning rate 0.22 dengan akurasi sebesar 81.6 %. Gambar 4.8 menunjukkan grafik perbandingan akurasi pada rentang learning rate 0.21 hingga 0.29.



Gambar 4. 8 Grafik perbandingan akurasi rentang 0.21 hingga 0.29

Gambar 4.9 menunjukkan hasil pengujian learning rate 0.22 dengan confusion matrix.



Gambar 4. 9 Confusion Matrix 70:30, learning rate 0.22

Hasil yang diberikan menunjukkan terdapat 60 data True Positive glioma yang mampu diprediksi dengan benar dan akurat. Terdapat 3 data False Negative glioma yang diprediksi sebagai meningioma oleh sistem. Sebaliknya, terdapat 51 data True Negative meningioma yang diprediksi secara akurat oleh sistem. Kemudian, terdapat 22 data False Positive meningioma yang diprediksi sebagai

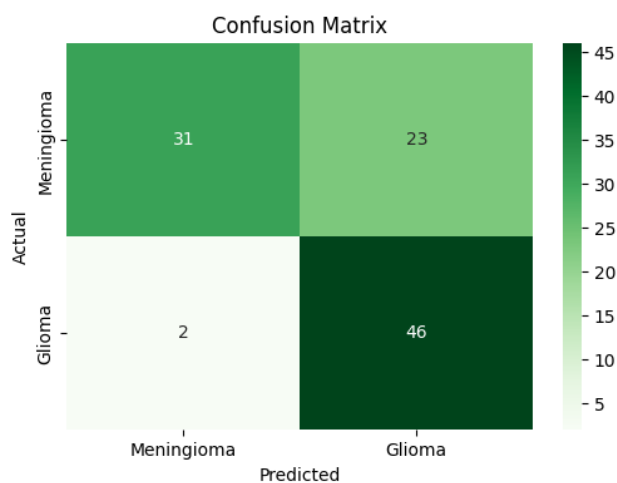
glioma oleh sistem. Berdasarkan hasil prediksi tersebut, diperoleh hasil akurasi sebesar 0.816. Tabel 4.12 berikut menunjukkan hasil confusion matrix untuk precision, recall, dan f1-score dari 2 kelas klasifikasi.

Tabel 4. 12 Nilai precision, recall, f1-score pada learning rate 0.22

<b>Kelas</b>	<b>Precision</b>	<b>Recall</b>	<b>F1-Score</b>
Meningioma	0.94	0.70	0.80
Glioma	0.73	0.95	0.83

#### 4.2.2 Uji Coba Rasio Data 70:30

Uji coba yang selanjutnya pada skenario 7 dilakukan dengan menerapkan ratio data 70:30 dengan learning rate sebesar 0.1. Gambar 4.10 menunjukkan hasil pengujian dengan confusion matrix.



Gambar 4. 10 Confusion Matrix 70:30, learning rate 0.1

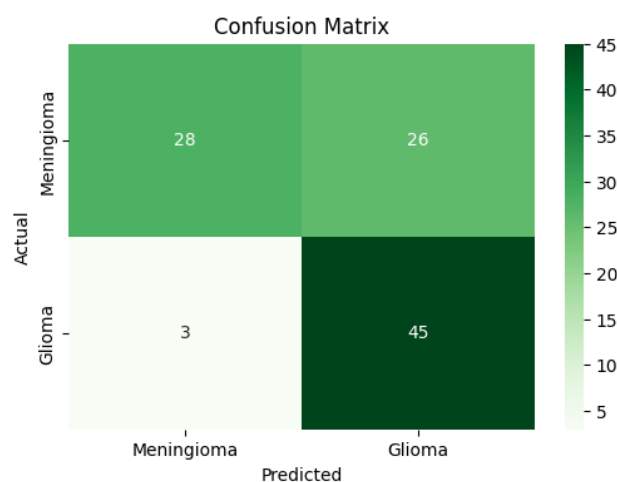
Hasil yang diberikan menunjukkan terdapat 46 data True Positive glioma yang mampu diprediksi dengan benar dan akurat. Terdapat 2 data False Negative glioma yang diprediksi sebagai meningioma oleh sistem. Sebaliknya, terdapat 31 data True Negative meningioma yang diprediksi secara akurat oleh sistem. Kemudian, terdapat 23 data False Positive meningioma yang diprediksi sebagai

glioma oleh sistem. Berdasarkan hasil prediksi tersebut, diperoleh hasil akurasi sebesar 0.754 dari skenario uji coba 7. Tabel 4.13 berikut menunjukkan hasil confusion matrix untuk precision, recall, dan f1-score dari 2 kelas klasifikasi.

Tabel 4. 13 Nilai precision, recall, f1-score pada learning rate 0.1

<b>Kelas</b>	<b><i>Precision</i></b>	<b><i>Recall</i></b>	<b><i>F1-Score</i></b>
Meningioma	0.94	0.57	0.71
Glioma	0.67	0.96	0.79

Selanjutnya, hasil uji coba pada skenario 8 dilakukan dengan menerapkan ratio data 70:30 dengan learning rate sebesar 0.2. Gambar 4.11 menunjukkan hasil pengujian dengan confusion matrix.



Gambar 4. 11 Confusion Matrix 70:30, learning rate 0.2

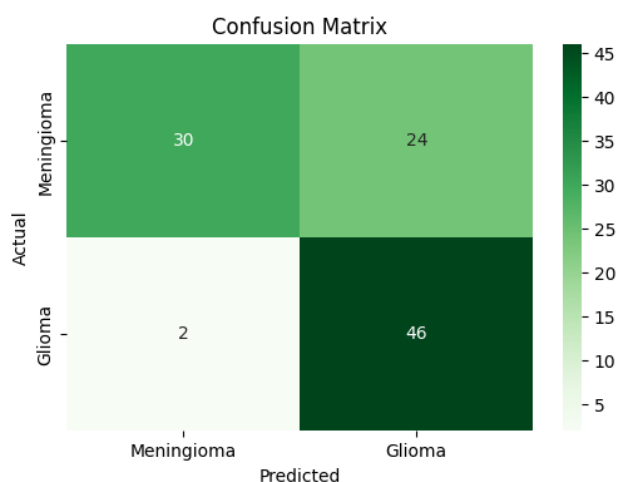
Hasil yang diberikan menunjukkan terdapat 45 data True Positive glioma yang mampu diprediksi dengan benar dan akurat. Terdapat 3 data False Negative glioma yang diprediksi sebagai meningioma oleh sistem. Sebaliknya, terdapat 28 data True Negative meningioma yang diprediksi secara akurat oleh sistem. Kemudian, terdapat 26 data False Positive meningioma yang diprediksi sebagai glioma oleh sistem. Berdasarkan hasil prediksi tersebut, diperoleh hasil akurasi

sebesar 0.715 dari skenario uji coba 8. Tabel 4.14 berikut menunjukkan hasil confusion matrix untuk precision, recall, dan f1-score dari 2 kelas klasifikasi.

Tabel 4. 14 Nilai precision, recall, f1-score pada learning rate 0.2

<b>Kelas</b>	<b>Precision</b>	<b>Recall</b>	<b>F1-Score</b>
Meningioma	0.90	0.52	0.66
Glioma	0.63	0.94	0.76

Selanjutnya, hasil uji coba pada skenario 9 dilakukan dengan menerapkan ratio data 70:30 dengan learning rate sebesar 0.3. Gambar 4.12 menunjukkan hasil pengujian dengan confusion matrix.



Gambar 4. 12 Confusion Matrix 70:30, learning rate 0.3

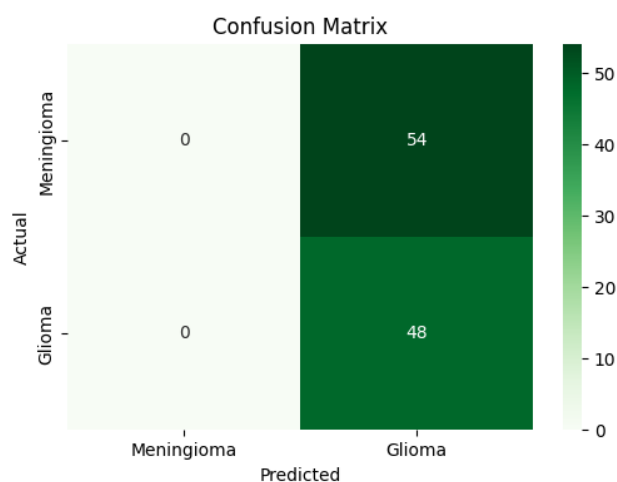
Hasil yang diberikan menunjukkan terdapat 46 data True Positive glioma yang mampu diprediksi dengan benar dan akurat. Terdapat 2 data False Negative glioma yang diprediksi sebagai meningioma oleh sistem. Sebaliknya, terdapat 30 data True Negative meningioma yang diprediksi secara akurat oleh sistem. Kemudian, terdapat 24 data False Positive meningioma yang diprediksi sebagai glioma oleh sistem. Berdasarkan hasil prediksi tersebut, diperoleh hasil akurasi

sebesar 0.745 dari skenario uji coba 9. Tabel 4.15 berikut menunjukkan hasil confusion matrix untuk precision, recall, dan f1-score dari 2 kelas klasifikasi.

Tabel 4. 15 Nilai precision, recall, f1-score pada learning rate 0.3

<b>Kelas</b>	<b>Precision</b>	<b>Recall</b>	<b>F1-Score</b>
Meningioma	0.94	0.56	0.70
Glioma	0.66	0.96	0.78

Selanjutnya, hasil uji coba pada skenario 10 dilakukan dengan menerapkan ratio data 70:30 dengan learning rate sebesar 0.4, 0.5, 0.6, 0.7, 0.8, dan 0.9 menunjukkan hasil yang sama. Gambar 4.13 menunjukkan hasil pengujian dengan confusion matrix.



Gambar 4. 13 Confusion Matrix 70:30, learning rate 0.4 hingga 0.9

Hasil yang diberikan menunjukkan terdapat 63 data True Positive glioma yang mampu diprediksi dengan benar dan akurat. Terdapat 0 data False Negative glioma yang diprediksi sebagai meningioma oleh sistem. Sebaliknya, terdapat 0 data True Negative meningioma yang diprediksi secara akurat oleh sistem. Kemudian, terdapat 73 data False Positive meningioma yang diprediksi sebagai glioma oleh sistem. Berdasarkan hasil prediksi tersebut, diperoleh hasil akurasi

sebesar 0.470 dari skenario uji coba 10. Tabel 4.16 berikut menunjukkan hasil confusion matrix untuk precision, recall, dan f1-score dari 2 kelas klasifikasi.

Tabel 4. 16 Nilai precision, recall, f1-score learning rate 0.4 hingga 0.9

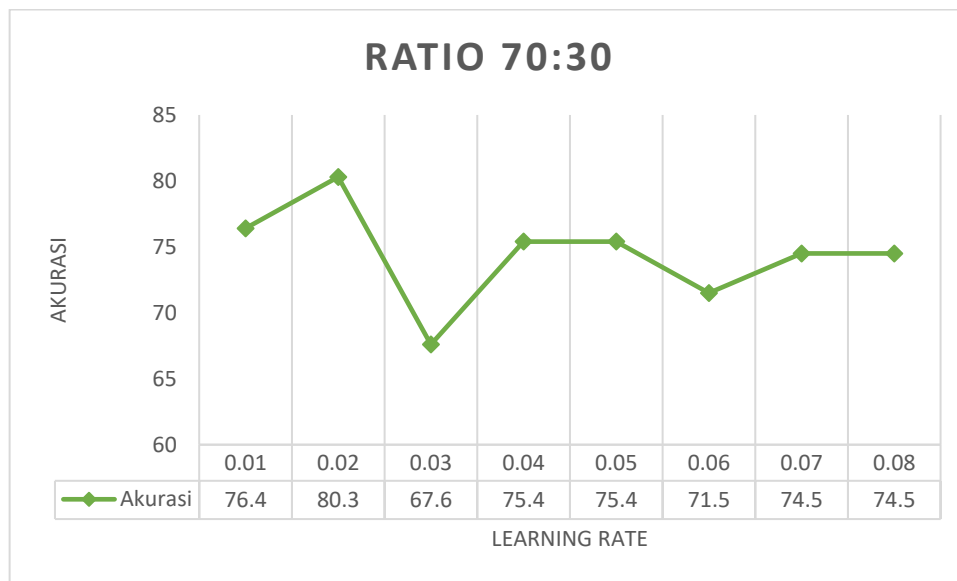
<b>Kelas</b>	<b>Precision</b>	<b>Recall</b>	<b>F1-Score</b>
Meningioma	0.00	0.00	0.00
Glioma	0.47	1.00	0.64

Berdasarkan uji coba tersebut dapat dilihat adanya kecenderungan peningkatan akurasi pada learning rate 0.01 ke learning rate 0.1. Kemudian, akan dilakukan uji coba berdasarkan kecenderungan peningkatan akurasi tersebut, yaitu pada learning rate 0.01 ke learning rate 0.1. Uji coba dilakukan pada rentang 0.01 hingga 0.09. Tabel 4.17 menunjukkan perbandingan akurasi dari rentang learning rate tersebut.

Tabel 4. 17 Perbandingan akurasi rentang learning rate 0.01 hingga 0.09

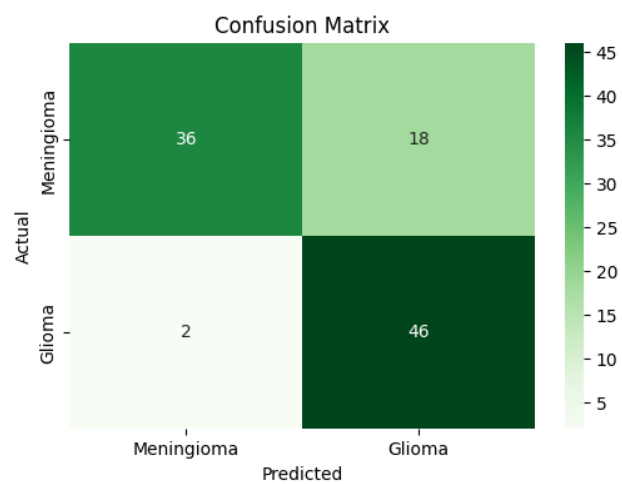
<b>Rasio Data</b>	<b>Learning Rate</b>	<b>Akurasi</b>
70:30	0.01	47 %
	0.02	76.4 %
	0.03	47 %
	0.04	52.9 %
	0.05	47 %
	0.06	80.3 %
	0.07	52.9 %
	0.08	67.6 %
	0.09	75.4 %

Dari tabel 4.17 dapat dilihat bahwa akurasi tertinggi terdapat pada learning rate 0.06 dengan akurasi sebesar 80.3%. Gambar 4.14 menunjukkan grafik perbandingan akurasi pada rentang learning rate 0.01 hingga 0.09.



Gambar 4. 14 Grafik perbandingan akurasi rentang 0.01 hingga 0.09

Gambar 4.15 menunjukkan hasil pengujian learning rate 0.06 dengan confusion matrix.



Gambar 4. 15 Confusion Matrix 70:30, learning rate 0.06

Hasil yang diberikan menunjukkan terdapat 46 data True Positive glioma yang mampu diprediksi dengan benar dan akurat. Terdapat 2 data False Negative glioma yang diprediksi sebagai meningioma oleh sistem. Sebaliknya, terdapat 36 data True Negative meningioma yang diprediksi secara akurat oleh sistem.



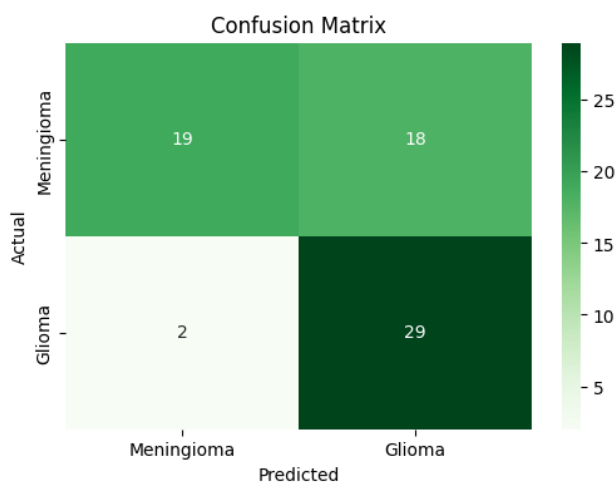
Kemudian, terdapat 18 data False Positive meningioma yang diprediksi sebagai glioma oleh sistem. Berdasarkan hasil prediksi tersebut, diperoleh hasil akurasi sebesar 0.803. Tabel 4.18 berikut menunjukkan hasil confusion matrix untuk precision, recall, dan f1-score dari 2 kelas klasifikasi.

Tabel 4. 18 Nilai precision, recall, f1-score pada learning rate 0.06

<b>Kelas</b>	<b>Precision</b>	<b>Recall</b>	<b>F1-Score</b>
Meningioma	0.95	0.67	0.78
Glioma	0.72	0.96	0.82

### 4.2.3 Uji Coba Rasio Data 80:20

Uji coba yang selanjutnya pada skenario 11 dilakukan dengan menerapkan ratio data 80:20 dengan learning rate sebesar 0.1. Gambar 4.16 menunjukkan hasil pengujian dengan confusion matrix.



Gambar 4. 16 Confusion Matrix 80:20, learning rate 0.1

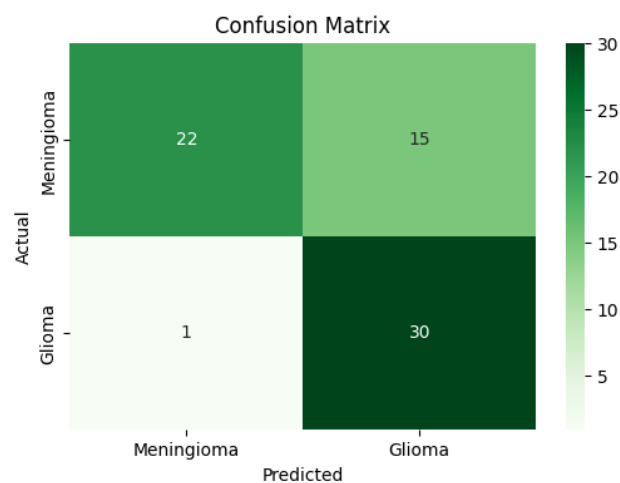
Hasil yang diberikan menunjukkan terdapat 29 data True Positive glioma yang mampu diprediksi dengan benar dan akurat. Terdapat 2 data False Negative glioma yang diprediksi sebagai meningioma oleh sistem. Sebaliknya, terdapat 19 data True Negative meningioma yang diprediksi secara akurat oleh sistem.

Kemudian, terdapat 18 data False Positive meningioma yang diprediksi sebagai glioma oleh sistem. Berdasarkan hasil prediksi tersebut, diperoleh hasil akurasi sebesar 0.705 dari skenario uji coba 11. Tabel 4.19 berikut menunjukkan hasil confusion matrix untuk precision, recall, dan f1-score dari 2 kelas klasifikasi.

Tabel 4. 19 Nilai precision, recall, f1-score pada learning rate 0.1

<b>Kelas</b>	<b>Precision</b>	<b>Recall</b>	<b>F1-Score</b>
Meningioma	0.90	0.51	0.66
Glioma	0.62	0.94	0.74

Selanjutnya, hasil uji coba pada skenario 12 dilakukan dengan menerapkan ratio data 80:20 dengan learning rate sebesar 0.2. Gambar 4.17 menunjukkan hasil pengujian dengan confusion matrix.



Gambar 4. 17 Confusion Matrix 80:20, learning rate 0.2

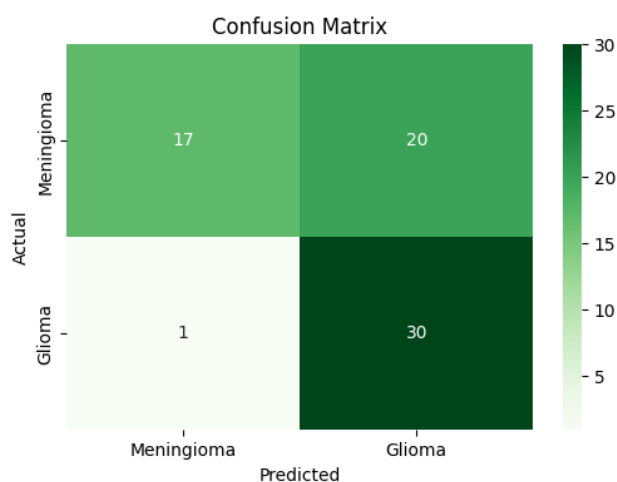
Hasil yang diberikan menunjukkan terdapat 30 data True Positive glioma yang mampu diprediksi dengan benar dan akurat. Terdapat 1 data False Negative glioma yang diprediksi sebagai meningioma oleh sistem. Sebaliknya, terdapat 22 data True Negative meningioma yang diprediksi secara akurat oleh sistem. Kemudian, terdapat 15 data False Positive meningioma yang diprediksi sebagai

glioma oleh sistem. Berdasarkan hasil prediksi tersebut, diperoleh hasil akurasi sebesar 0.764 dari skenario uji coba 12. Tabel 4.20 berikut menunjukkan hasil confusion matrix untuk precision, recall, dan f1-score dari 2 kelas klasifikasi.

Tabel 4. 20 Nilai precision, recall, f1-score pada learning rate 0.2

<b>Kelas</b>	<b>Precision</b>	<b>Recall</b>	<b>F1-Score</b>
Meningioma	0.96	0.59	0.73
Glioma	0.67	0.97	0.79

Selanjutnya, hasil uji coba pada skenario 13 dilakukan dengan menerapkan ratio data 80:20 dengan learning rate sebesar 0.3. Gambar 4.18 menunjukkan hasil pengujian dengan confusion matrix.



Gambar 4. 18 Confusion Matrix 80:20, learning rate 0.3

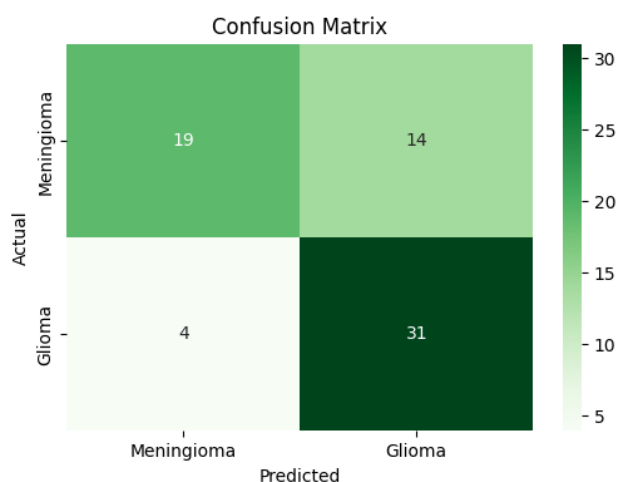
Hasil yang diberikan menunjukkan terdapat 30 data True Positive glioma yang mampu diprediksi dengan benar dan akurat. Terdapat 1 data False Negative glioma yang diprediksi sebagai meningioma oleh sistem. Sebaliknya, terdapat 17 data True Negative meningioma yang diprediksi secara akurat oleh sistem. Kemudian, terdapat 20 data False Positive meningioma yang diprediksi sebagai glioma oleh sistem. Berdasarkan hasil prediksi tersebut, diperoleh hasil akurasi

sebesar 0.691 dari skenario uji coba 13. Tabel 4.21 berikut menunjukkan hasil confusion matrix untuk precision, recall, dan f1-score dari 2 kelas klasifikasi.

Tabel 4. 21 Nilai precision, recall, f1-score pada learning rate 0.3

<b>Kelas</b>	<b>Precision</b>	<b>Recall</b>	<b>F1-Score</b>
Meningioma	0.94	0.46	0.62
Glioma	0.60	0.97	0.74

Selanjutnya, hasil uji coba pada skenario 14 dilakukan dengan menerapkan ratio data 80:20 dengan learning rate sebesar 0.4. Gambar 4.19 menunjukkan hasil pengujian dengan confusion matrix.



Gambar 4. 19 Confusion Matrix 80:20, learning rate 0.4

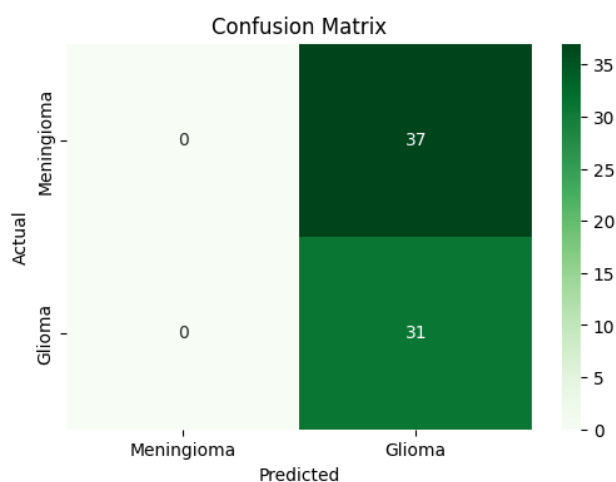
Hasil yang diberikan menunjukkan terdapat 31 data True Positive glioma yang mampu diprediksi dengan benar dan akurat. Terdapat 4 data False Negative glioma yang diprediksi sebagai meningioma oleh sistem. Sebaliknya, terdapat 19 data True Negative meningioma yang diprediksi secara akurat oleh sistem. Kemudian, terdapat 14 data False Positive meningioma yang diprediksi sebagai glioma oleh sistem. Berdasarkan hasil prediksi tersebut, diperoleh hasil akurasi

sebesar 0.735 dari skenario uji coba 14. Tabel 4.22 berikut menunjukkan hasil confusion matrix untuk precision, recall, dan f1-score dari 2 kelas klasifikasi.

Tabel 4. 22 Nilai precision, recall, f1-score pada learning rate 0.4

<b>Kelas</b>	<b>Precision</b>	<b>Recall</b>	<b>F1-Score</b>
Meningioma	0.83	0.58	0.68
Glioma	0.69	0.89	0.78

Selanjutnya, hasil uji coba pada skenario 15 dilakukan dengan menerapkan ratio data 60:40 dengan learning rate sebesar 0.5, 0.6, 0.7, 0.8, dan 0.9 menunjukkan hasil yang sama. Gambar 4.20 menunjukkan hasil pengujian dengan confusion matrix.



Gambar 4. 20 Confusion Matrix 80:20, learning rate 0.5 hingga 0.9

Hasil yang diberikan menunjukkan terdapat 31 data True Positive glioma yang mampu diprediksi dengan benar dan akurat. Terdapat 0 data False Negative glioma yang diprediksi sebagai meningioma oleh sistem. Sebaliknya, terdapat 0 data True Negative meningioma yang diprediksi secara akurat oleh sistem. Kemudian, terdapat 37 data False Positive meningioma yang diprediksi sebagai glioma oleh sistem. Berdasarkan hasil prediksi tersebut, diperoleh hasil akurasi

sebesar 0.455 dari skenario uji coba 15. Tabel 4.23 berikut menunjukkan hasil confusion matrix untuk precision, recall, dan f1-score dari 2 kelas klasifikasi.

Tabel 4. 23 Nilai precision, recall, f1-score learning rate 0.5 hingga 0.9

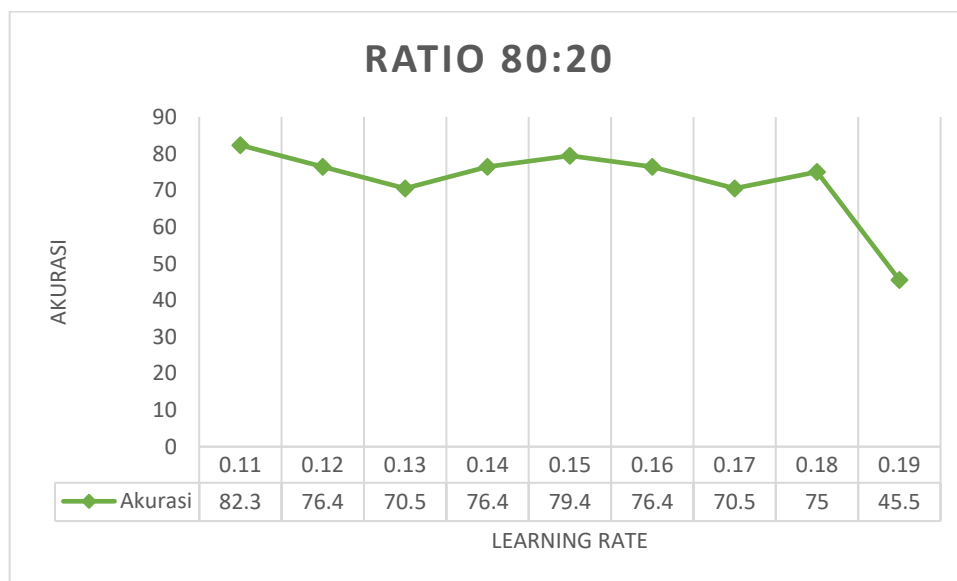
<b>Kelas</b>	<b>Precision</b>	<b>Recall</b>	<b>F1-Score</b>
Meningioma	0.00	0.00	0.00
Glioma	0.46	1.00	0.63

Berdasarkan uji coba tersebut dapat dilihat adanya kecenderungan peningkatan akurasi pada learning rate 0.1 ke learning rate 0.2. Kemudian, akan dilakukan uji coba berdasarkan kecenderungan peningkatan akurasi tersebut, yaitu pada learning rate 0.1 ke learning rate 0.2. Uji coba dilakukan pada rentang 0.11 hingga 0.19. Tabel 4.24 menunjukkan perbandingan akurasi dari rentang learning rate tersebut.

Tabel 4. 24 Perbandingan akurasi rentang learning rate 0.11 hingga 0.19

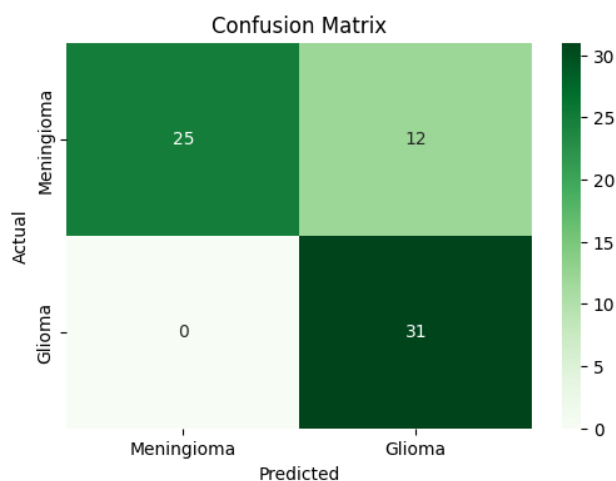
<b>Rasio Data</b>	<b>Learning Rate</b>	<b>Akurasi</b>
80:20	0.11	82.3 %
	0.12	76.4 %
	0.13	70.5 %
	0.14	76.4 %
	0.15	79.4 %
	0.16	76.4 %
	0.17	70.5 %
	0.18	75 %
	0.19	45.5 %

Dari tabel 4.24 dapat dilihat bahwa akurasi tertinggi terdapat pada learning rate 0.11 dengan akurasi sebesar 82.3%. Gambar 4.21 menunjukkan grafik perbandingan akurasi pada rentang learning rate 0.11 hingga 0.19.



Gambar 4. 21 Grafik perbandingan akurasi rentang 0.11 hingga 0.19

Gambar 4.22 menunjukkan hasil pengujian learning rate 0.06 dengan confusion matrix.



Gambar 4. 22 Confusion Matrix 60:40, learning rate 0.11

Hasil yang diberikan menunjukkan terdapat 31 data True Positive glioma yang mampu diprediksi dengan benar dan akurat. Terdapat 0 data False Negative glioma yang diprediksi sebagai meningioma oleh sistem. Sebaliknya, terdapat 25 data True Negative meningioma yang diprediksi secara akurat oleh sistem.

Kemudian, terdapat 12 data False Positive meningioma yang diprediksi sebagai glioma oleh sistem. Berdasarkan hasil prediksi tersebut, diperoleh hasil akurasi sebesar 0.823. Tabel 4.25 berikut menunjukkan hasil confusion matrix untuk precision, recall, dan f1-score dari 2 kelas klasifikasi.

Tabel 4. 25 Nilai precision, recall, f1-score pada learning rate 0.11

<b>Kelas</b>	<b>Precision</b>	<b>Recall</b>	<b>F1-Score</b>
Meningioma	1.00	0.68	0.81
Glioma	0.72	1.00	0.84

#### 4.2.4 Perbandingan Akurasi dari Setiap Rasio

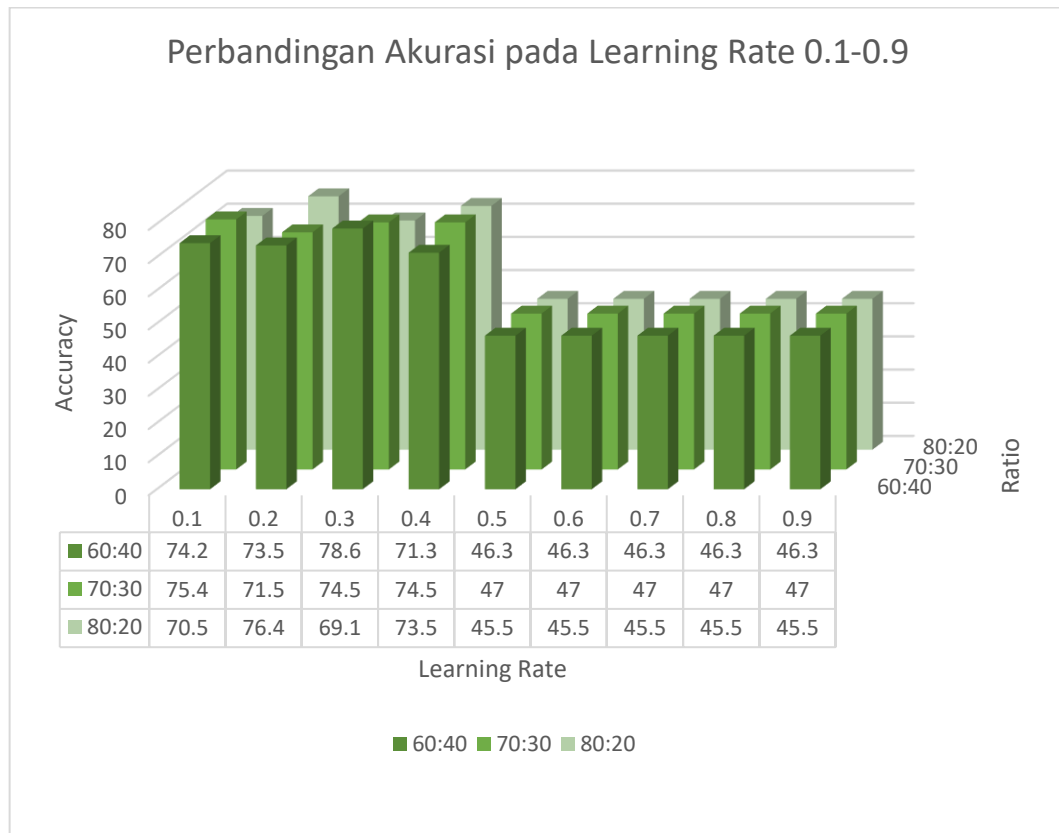
Hasil uji coba menggunakan ketiga rasio data yaitu 60:40, 70:30, dan 80:20 serta perubahan parameter learning rate 0.1, 0.2, 0.3, 0.4, 0.5, 0.6, 0.7, 0.8, dan 0.9 pada epoch yang digunakan yaitu 100 mampu menghasilkan tingkat akurasi seperti pada Tabel 4.26.

Tabel 4. 26 Perbandingan akurasi setiap rasio

<b>Learning Rate</b>	<b>Rasio</b>		
	<b>60:40 (%)</b>	<b>70:30 (%)</b>	<b>80:20 (%)</b>
0.1	74.2	75.4	70.5
0.2	73.5	71.5	76.4
0.3	78.6	74.5	69.1
0.4	71.3	74.5	73.5
0.5	46.3	47	45.5
0.6	46.3	47	45.5
0.7	46.3	47	45.5
0.8	46.3	47	45.5
0.9	46.3	47	45.5

Kemudian, Gambar 4.23 menunjukkan grafik 3 dimensi perbandingan akurasi dari ketiga skenario pembagian data tersebut.





Gambar 4. 23 Perbandingan akurasi learning rate 0.1 hingga 0.9

Sumbu X mewakili rentang learning rate 0.1 hingga 0.9. Kemudian, Sumbu Y mewakili tingkat akurasi (%) dari masing-masing learning rate. Selanjutnya, Sumbu Z mewakili pembagian data 60:40, 70:30, dan 80:20.

### 4.3 Pembahasan

Berdasarkan hasil uji coba yang dilakukan dengan 3 jenis pembagian rasio data dan learning rate dengan rentang 0.1 hingga 0.9 diketahui bahwa rasio 60:40 menghasilkan rata-rata akurasi tertinggi sebesar 76.1%. Namun, pada pengerucutan kembali learning rate berdasarkan kecenderungan peningkatan akurasi pada masing-masing rasio data, hasil paling optimal didapatkan pada rasio 80:20 dengan

learning rate 0.11 sebesar 82.3%. Pada skenario tersebut sistem dapat menghasilkan precision, recall, dan f1-score sebesar 87%, 82%, dan 82%.

Rasio data 80:20 diketahui dapat menghasilkan akurasi terbesar karena pengaruh dari teknik data sampling yang digunakan (Abdillah et al., 2018). Rasio ini memungkinkan terjadinya representasi yang seimbang dari data yang digunakan. Hal tersebut merupakan salah satu hal utama yang mempengaruhi akurasi dari klasifikasi menggunakan LVQ. Namun, perlu diketahui bahwa akurasi dari prediksi LVQ dapat dipengaruhi oleh faktor lain seperti inisialisasi dari prototipe dan mekanisme optimisasi yang digunakan (Blachnik & Duch, 2010). Oleh karena itu, walaupun rasio 80:20 merupakan bagian dari skenario percobaan yang utama, harus dipertimbangkan faktor lain yang mempengaruhi akurasi optimal pada performa model.

Pada rasio 60:40 setelah dilakukan pengerucutan learning rate ke rentang 0.21 hingga 0.29, didapatkan akurasi tertinggi sebesar 81.6% pada learning rate 0.22. Pada rasio 70:30 setelah dilakukan pengerucutan learning rate ke rentang 0.01 hingga 0.09, didapatkan akurasi tertinggi sebesar 80.3% pada learning rate 0.06. Pada rasio 80:20 setelah dilakukan pengerucutan learning rate ke rentang 0.11 hingga 0.19, didapatkan akurasi tertinggi sebesar 82.3% pada learning rate 0.11.

Tabel 4.27 menunjukkan perbandingan performa model berdasarkan hasil akurasi penelitian ini dibanding penelitian terdahulu dengan data yang sama.

Tabel 4. 27 Perbandingan performa metode

No.	Peneliti	Metode	Akurasi (%)
1.	Deepak (2019)	KNN + deep CNN	98
2.	Deepak (2021)	SVM + deep CNN	95.82
3.	Polat & Güngen (2021)	ResNet50 + Adadelta	99.02

4.	Kazemi (2022)	SVM + AlexNet dan VGGNet	99.14
5.	Vijayalata (2023)	CNN	99.44
	Metode yang diusulkan	DWT + LVQ	82.3

Pada penelitian yang dilakukan, terlihat bahwa akurasi dari metode yang diusulkan lebih sedikit dibanding dengan penelitian terdahulu. Metode ini digunakan berdasarkan penelitian yang dilakukan oleh Singh & Solanki (2021) yang melakukan penelitian tentang klasifikasi tumor otak ganas dan tumor otak tidak berbahaya yang menghasilkan presisi sebesar 98.7%. Namun, data penelitian yang berbeda dengan jumlah yang jauh lebih sedikit dan pengolahan gambar yang berbeda menyebabkan penurunan tingkat presisi dan akurasi. Kemudian, perbedaan akurasi yang jauh lebih sedikit dari penelitian terdahulu dengan data yang sama diakibatkan oleh perbedaan jenis model neural network yang digunakan. Penelitian yang dilakukan oleh Kung et al. (2015) menunjukkan bahwa CNN mampu menghasilkan performa yang lebih baik dibandingkan dengan ANN pada input berupa gambar. Hal ini disebabkan oleh kemampuan CNN untuk melakukan optimasi pada output, melakukan toleransi pada reduksi presisi, dan memiliki keunggulan dari model yang lain dalam menjalankan tugasnya.

Penelitian ini dilakukan dengan tujuan melakukan klasifikasi citra MRI berdasarkan dua kelas yaitu glioma dan meningioma. Klasifikasi dilakukan untuk mempercepat diagnosis pada metastasis tumor otak, sehingga diharapkan prognosis pasien meningkat. Selain itu, klasifikasi dapat membantu mencegah menyebarnya tumor otak tingkat lanjut pada bagian lain. Sistem yang dibuat masih memerlukan

beberapa perbaikan sehingga performa yang dihasilkan lebih optimal dan dapat melakukan prediksi yang lebih akurat.

Sistem klasifikasi tumor otak ini dapat diaplikasikan pada bidang teknologi medis sebagai bantuan untuk membedakan citra glioma dan meningioma. Sehingga diagnosis ataupun pencegahan dapat dilakukan dan prognosis penderita menjadi lebih baik. Dalam hal ini Q.S Thaha ayat 53 mengingatkan manusia untuk senantiasa bersyukur.

الَّذِي جَعَلَ لَكُمُ الْأَرْضَ مَهْدًا وَسَلَكَ لَكُمْ فِيهَا سُبُلًا وَأَنْزَلَ مِنَ السَّمَاءِ مَاءً فَأَخْرَجْنَا بِهِ أَزْوَاجًا مِّن نَّبَاتٍ  
شَقِيًّا

*“Yang telah menjadikan bagimu bumi sebagai hamparan dan Yang telah menjadikan bagimu di bumi itu jalan-jalan, dan menurunkan dari langit air hujan. Maka Kami tumbuhkan dengan air hujan itu berjenis-jenis dari tumbuh-tumbuhan yang bermacam-macam.” (Q.S Thaha: 53)*

Menurut Tafsir as-Sa’di oleh Syaikh Abdurrahman bin Nashir as-Sa’di, ayat ini menerangkan bahwa Allah memberikan kenikmatan dan menurunkan kebajikan-Nya kepada manusia. “(Allah) Yang telah menjadikan bagimu bumi ini sebagai hamparan,” berarti sebagai tempat berdiri sehingga manusia dapat beristirahat, bertempat tinggal, dan beraktivitas untuk menunjang kehidupannya. “Dan yang telah menjadikan bagimu di bumi itu jalan-jalan,” dengan maksud membuka jalur yang dapat menghubungkan manusia dari satu tempat ke tempat lain, sehingga manusia dapat menikmati manfaat dari perjalanan yang jauh. “Dan menurunkan dari langit air hujan. Maka Kami tumbuhkan dengan air hujan itu berjenis-jenis tumbuh-tumbuhan yang bermacam-macam,” memiliki makna, Dia menurunkan air hujan, kemudian menghidupkan kembali bumi dari kekeringannya.

Dengan air itu, Allah menumbuhkan berbagai macam jenis tumbuhan dengan segala perbedaan karakternya. Dia mendatangkan, menetapkan, dan memudahkannya sebagai rezeki bagi manusia dan makhluk hidup lain yang ada di bumi.

Dari tafsir tersebut, dapat disimpulkan bahwa Allah menciptakan perbedaan dan memberikan jalan bagi manusia untuk melakukan penelitian dan meraih hasil dari perbedaan tersebut. Sama halnya dengan penelitian ini yang memanfaatkan perbedaan karakteristik dari tumor otak, untuk mengelompokkannya kembali menjadi jenis tumor yang lebih spesifik. Dari pengelompokan tersebut akan memudahkan manusia untuk mencari cara penyembuhan. Dalam hal ini, Q.S Al-An'am ayat 17 mengingatkan manusia untuk senantiasa bertawakal.

وَإِن يَمْسَسْكَ اللَّهُ بِضُرٍّ فَلَا كَاشِفَ لَهُ إِلَّا هُوَ وَإِن يَمْسَسْكَ بِخَيْرٍ فَهُوَ عَلَىٰ كُلِّ شَيْءٍ قَدِيرٌ

*“Dan jika Allah menimpakan sesuatu kemudharatan kepadamu, maka tidak ada yang menghilangkannya melainkan Dia sendiri. Dan jika Dia mendatangkan kebaikan kepadamu, maka Dia Maha Kuasa atas tiap-tiap sesuatu.” (Q.S. Al-An'am: 17)*

Berdasarkan surah Al-An'am ayat 17 tersebut, setiap manusia diminta untuk tawakal kepada Allah SWT, baik ketika tertimpa musibah maupun ketika medapat rezeki. Setelah berusaha untuk mencari obat terhadap penyakit dalam hal ini tumor otak, setiap manusia diperintahkan untuk senantiasa berdo'a kepada-Nya untuk diberikan kesembuhan atas kehendak-Nya. Klasifikasi jenis tumor otak merupakan bentuk i'tikad untuk mencari pengobatan yang tepat. Namun, hasil akhir kesembuhan dan keberhasilan pengobatan sepenuhnya berada pada kehendak

Tuhan. Akhirnya, manusia harus mengingat bahwa setiap kemudharatan yang menimpa adalah peringatan untuk menjauhi dosa dan mendekatkan diri kepada-Nya karena semua kebaikan dan kesehatan merupakan karunia Tuhan.

قَالَ رَسُولُ اللَّهِ صَلَّى اللَّهُ عَلَيْهِ وَسَلَّمَ نِعْمَتَانِ مَغْبُونٌ فِيهِمَا كَثِيرٌ مِنَ النَّاسِ الصِّحَّةُ وَالْفَرَاغُ

*Rasulullah Shallallahu 'alaihi wa salam bersabda: "Dua nikmat yang banyak dilalaikan manusia; kesehatan dan waktu luang." (Hadits Jami' At-Tirmidzi No. 2226)*

Seperti yang disampaikan hadits jami' diatas bahwa kesehatan dan waktu luang merupakan dua hal yang sering dilalaikan oleh manusia. Kedua hal tersebut merupakan anugerah terbesar yang diberikan kepada manusia. Hendaknya manusia memanfaatkan masa sehat dan waktu luangnya untuk melakukan hal yang bermanfaat. Seperti pembuatan model klasifikasi yang digunakan pada penelitian ini yang pada aplikasinya dapat membantu kemaslahatan umat manusia, meskipun hanya dalam lingkup yang terbatas.

أَنَّ رَسُولَ اللَّهِ صَلَّى اللَّهُ عَلَيْهِ وَسَلَّمَ قَالَ مَنْ دَعَا إِلَى هُدًى كَانَ لَهُ مِنَ الْأَجْرِ مِثْلُ أُجُورِ مَنْ اتَّبَعَهُ لَا يَنْقُصُ ذَلِكَ مِنْ أُجُورِهِمْ شَيْئًا وَمَنْ دَعَا إِلَى ضَلَالَةٍ فَعَلَيْهِ مِنَ الْإِثْمِ مِثْلُ آثَامِ مَنْ اتَّبَعَهُ لَا يَنْقُصُ ذَلِكَ مِنْ آثَامِهِمْ شَيْئًا

*Rasulullah shallallahu 'alaihi wasallam bersabda: "Barangsiapa mengajak kepada petunjuk, maka baginya pahala seperti pahala orang yang mengikutinya tanpa mengurangi pahala mereka sedikitpun. Barangsiapa mengajak kepada kesesatan maka baginya dosa seperti dosa yang mengikutinya tanpa mengurangi dosa mereka sedikitpun." (Hadits Ibnu Majah No. 202)*

Kesembuhan dari penyakit merupakan salah satu anugerah dari Tuhan. Dengan penelitian ini, diharapkan akan mempermudah penanganan penyakit dan penemuan prognosis penyakit. Hal ini merupakan bentuk ajakan kepada kebaikan.

Oleh karena itu, manusia harus senantiasa berusaha untuk melakukan kebaikan dan berserah diri kepada Allah setelah mengerahkan segala kemampuan. Seperti yang tertulis dalam hadits at-Tirmidzi berikut.

قَالَ رَسُولُ اللَّهِ صَلَّى اللَّهُ عَلَيْهِ وَسَلَّمَ الدُّعَاءُ لَا يُرَدُّ بَيْنَ الْأَذَانِ وَالْإِقَامَةِ قَالُوا فَمَاذَا نَقُولُ يَا رَسُولَ اللَّهِ قَالَ سَلُوا اللَّهَ الْعَافِيَةَ فِي الدُّنْيَا وَالْآخِرَةِ قَالَ أَبُو عِيسَى هَذَا حَدِيثٌ حَسَنٌ وَقَدْ زَادَ يَحْيَى بْنُ الْيَمَانِ فِي هَذَا الْحَدِيثِ هَذَا الْحَرْفَ قَالُوا فَمَاذَا نَقُولُ قَالَ سَلُوا اللَّهَ الْعَافِيَةَ فِي الدُّنْيَا وَالْآخِرَةِ

*Rasulullah shallallahu 'alaihi wasallam bersabda: "tidak akan ditolak, do'a diantara adzan dan iqamat." Mereka bertanya; "Lalu apa yang harus kami katakan ya Rasulullah? beliau menjawab: "Mohonlah keselamatan (kesejahteraan) kepada Allah di dunia dan akhirat." Abu Isa berkata; "Hadits ini derajatnya hasan. Dan Yahya bin Al Yaman adalah yang menambahkan beberapa huruf dalam hadits ini, yaitu; "Maka apa yang seharusnya kita baca?" beliau menjawab: "Mohonlah keselamatan (kesejahteraan) kepada Allah di dunia dan akhirat." (Hadits Jami' At-Tirmidzi No. 3518)*

Hadits diatas mengajarkan kepada manusia untuk memohon keselamatan dan kesejahteraan kepada Allah baik di dunia maupun di akhirat. Hendaknya manusia memohon keselamatan dalam seluruh kehidupannya, dalam hal ini kesehatan dari penyakit yang menimpa tubuh seperti tumor otak. Kemudian, memohon keselamatan di akhirat agar dijauhkan dari siksa neraka dan memohon untuk diampuni dosa-dosanya selama berada di dunia.

## **BAB V**

### **KESIMPULAN DAN SARAN**

#### **5.1 Kesimpulan**

Berdasarkan penelitian yang dilakukan terhadap klasifikasi penyakit tumor otak menunjukkan bahwa alokasi data pelatihan yang lebih sedikit mampu memberikan hasil yang lebih optimal. Adapun dataset yang digunakan pada penelitian ini memiliki jumlah yang sama pada setiap kelas. Skenario pengujian dilakukan dengan 3 jenis rasio data antara lain, 60:40, 70:30, dan 80:20. Ketiga rasio data yang digunakan menunjukkan hasil akurasi yang berbeda. Selain itu, pada penelitian ini juga dilakukan pengujian terhadap parameter learning rate atau tingkat pembelajaran yaitu 0.22 pada rasio 60:40, 0.06 pada rasio 70:30, dan 0.11 pada rasio 80:20. Berdasarkan hasil uji coba yang dilakukan terhadap rasio data dan learning rate diperoleh hasil optimal pada rasio data 80:20 pada learning rate 0.11 dengan hasil akurasi sebesar 82.3%.

#### **5.2 Saran**

Dalam pengembangan sistem klasifikasi penyakit tumor otak berdasarkan citra MRI ini, diperlukan beberapa perbaikan dalam mencapai hasil yang lebih maksimal. Berikut merupakan saran kepada peneliti selanjutnya:

1. Penggunaan dataset dan skenario uji coba dengan parameter yang lain. Penggunaan dataset yang kecil dapat menyebabkan hasil akurasi dan presisi menjadi belum maksimal karena jumlah dataset untuk melatih sistem kurang



banyak. Dapat juga dilakukan penelitian dengan parameter learning rate dan epoch yang berbeda.

2. Pemilihan fitur dengan ekstraksi fitur yang lebih baik. Ekstraksi fitur yang dilakukan dalam pemilihan ini sangat minimal. Disarankan untuk penelitian selanjutnya dapat menggabungkan ekstraksi fitur dengan CNN atau metode lain seperti auto-cropping agar hasil menjadi lebih maksimal.
3. Melakukan penelitian menggunakan metode lain seperti Random Forest, K-Nearest Neighbor, dan lain sebagainya.

## DAFTAR PUSTAKA

- Abdelaziz Ismael, S. A., Mohammed, A., & Hefny, H. (2020). An enhanced deep learning approach for brain cancer MRI images classification using residual networks. *Artificial Intelligence in Medicine*, 102. <https://doi.org/10.1016/j.artmed.2019.101779>
- Abdillah, R., Sanjaya, S., & Afrianty, I. (2018). The Effect of Class Imbalance Against LVQ Classification. 2018 2nd International Conference on Electrical Engineering and Informatics (ICon EEI), 42–45. <https://doi.org/10.1109/ICon-EEI.2018.8784330>
- Amrullah, A. S., & Mulyana, D. I. (2022). Optimasi Identifikasi Adenokarsinoma Dari Citra X-Ray Dengan Metode Learning Vector Quantization. *Smart Comp: Electronic Journal Politeknik Harapan Bersama Tegal*, 1–10. <https://doi.org/http://dx.doi.org/10.30591/smartcomp.v11i4.4242>
- Blachnik, M., & Duch, W. (2010). Improving Accuracy of LVQ Algorithm by Instance Weighting. In K. Diamantaras, W. Duch, & L. S. Iliadis (Eds.), *Artificial Neural Networks -- ICANN 2010* (pp. 257–266). Springer Berlin Heidelberg.
- Botalb, A., Moinuddin, M., Al-Saggaf, U. M., & Ali, S. S. A. (2018). Contrasting Convolutional Neural Network (CNN) with Multi-Layer Perceptron (MLP) for Big Data Analysis. 2018 International Conference on Intelligent and Advanced System (ICIAS), 1–5. <https://doi.org/10.1109/ICIAS.2018.8540626>
- Bushberg, J. T., Seibert, J. A., Leidholdt, E. M., & Boone, J. M. (2011). *The Essential Physics of Medical Imaging* (C. W. Mitchell (ed.); 2nd Editio). Wolters Kluwer Health. <https://books.google.co.id/books?id=RKcTgTqeniwC>
- Cheng, J., Yang, W., Huang, M., Huang, W., Jiang, J., Zhou, Y., Yang, R., Zhao, J., Feng, Y., Feng, Q., & Chen, W. (2016). Retrieval of Brain Tumors by Adaptive Spatial Pooling and Fisher Vector Representation. *PLoS ONE*, 11(6), 1–15. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0157112>
- Deb, P., Gupta, A., Sharma, M. C., Gaikwad, S., Singh, V. P., & Sarkar, C. (2006). Meningioangiomas with meningioma: An uncommon association of a rare entity - Report of a case and review of the literature. *Child's Nervous System*, 22(1), 78–83. <https://doi.org/10.1007/s00381-004-1074-4>
- Deepak, S., & Ameer, P. M. (2019). Brain tumor classification using deep CNN features via transfer learning. *Computers in Biology and Medicine*, 111(March), 103345. <https://doi.org/10.1016/j.combiomed.2019.103345>

- Deepak, S., & Ameer, P. M. (2021). Automated Categorization of Brain Tumor from MRI Using CNN features and SVM. *Journal of Ambient Intelligence and Humanized Computing*, 12(8), 8357–8369. <https://doi.org/10.1007/s12652-020-02568-w>
- Ehteshamullah, M. (2019). ARTIFICIAL NEURAL NETWORK. *Journal of Mathematical Sciences & Computational Mathematics*. <https://api.semanticscholar.org/CorpusID:240704584>
- Fynn, E., Khan, N., & Ojo, A. (2004). Meningioma - a review of 52 cases. In *South African Journal of Radiology* (Vol. 8, Nomor 4, hal. 3). <https://doi.org/10.4102/sajr.v8i4.100>
- Hariri, F. R. (2018). Klasifikasi Jenis Golongan Darah Menggunakan Fuzzy C-Means Clustering (FCM) dan Learning Vector Quantization (LVQ). *MATICS*, 10(1), 26. <https://doi.org/10.18860/mat.v10i1.5356>
- Hu, A., & Razmjoooy, N. (2021). Brain tumor diagnosis based on metaheuristics and deep learning. *International Journal of Imaging Systems and Technology*, 31(2), 657–669. <https://doi.org/10.1002/ima.22495>
- Joseph, J., Sivaraman, J., Periyasamy, R., & Simi, V. R. (2017). An objective method to identify optimum clip-limit and histogram specification of contrast limited adaptive histogram equalization for MR images. *Biocybernetics and Biomedical Engineering*, 37(3), 489–497. <https://doi.org/10.1016/j.bbe.2016.11.006>
- Kazemi, A., Shiri, M. E., Sheikahmadi, A., & khodamoradi, M. (2022). Classifying tumor brain images using parallel deep learning algorithms. *Computers in Biology and Medicine*, 148, 105775. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.compbimed.2022.105775>
- Kung, J., Kim, D., & Mukhopadhyay, S. (2015). On the Impact of Energy-Accuracy Tradeoff in a Digital Cellular Neural Network for Image Processing. *IEEE Transactions on Computer-Aided Design of Integrated Circuits and Systems*, 34(7), 1070–1081. <https://doi.org/10.1109/TCAD.2015.2406853>
- Kusumadewi, S. (2004). Membangun Jaringan Syaraf Tiruan Menggunakan MATLAB & EXCEL LINK. In F. W. Nurwiyati (Ed.), *Graha Ilmu* (Edisi Pert). Graha Ilmu.
- Lapointe, S., Perry, A., & Butowski, N. A. (2018). Primary brain tumours in adults. *The Lancet*, 392(10145), 432–446. [https://doi.org/10.1016/S0140-6736\(18\)30990-5](https://doi.org/10.1016/S0140-6736(18)30990-5)
- Li, Y., Jia, F., & Qin, J. (2016). Brain tumor segmentation from multimodal magnetic resonance images via sparse representation. *Artificial Intelligence in*

*Medicine*, 73, 1–13. <https://doi.org/10.1016/j.artmed.2016.08.004>

- Ogasawara, C., Philbrick, B. D., & Adamson, D. C. (2021). Meningioma: A review of epidemiology, pathology, diagnosis, treatment, and future directions. *Biomedicines*, 9(3). <https://doi.org/10.3390/biomedicines9030319>
- Plewes, D. B., & Kucharczyk, W. (2012). Physics of MRI: a primer. *Journal of Magnetic Resonance Imaging: JMRI*, 35(5), 1038–1054. <https://doi.org/10.1002/jmri.23642>
- Polat, Ö., & Güngen, C. (2021). Classification of brain tumors from MR images using deep transfer learning. *Journal of Supercomputing*, 77(7), 7236–7252. <https://doi.org/10.1007/s11227-020-03572-9>
- Raju, A. R., Pabboju, S., & Rao, R. R. (2022). MRI brain image classification using Linear Vector Quantization Classifier. *Cardiometry*, 22, 516–519. <https://doi.org/10.18137/cardiometry.2022.22.516519>
- Rana, R., & Singh, P. (2014). Tumor brain detection through MR images: A review of literature. *Journal of Theoretical and Applied Information Technology*, 62(2), 387–403. <https://doi.org/10.9790/0661-17520718>
- Samsir, S., Daulay, N. K., Harahap, S. Z., Zalmi, W. F., Sari, A. N., Nasution, F. A., & Watrionthos, R. (2022). Implementation Learning Vector Quantization Using Neural Network for Classification of Ear, Nose and Throat Disease. *Journal of Physics: Conference Series*, 2394(1). <https://doi.org/10.1088/1742-6596/2394/1/012016>
- Shirazi, A. Z., Fornaciari, E., McDonnell, M. D., Yaghoobi, M., Cevallos, Y., Tello-Oquendo, L., Inca, D., & Gomez, G. A. (2020). The application of deep convolutional neural networks to brain cancer images: A survey. In *Journal of Personalized Medicine* (Vol. 10, Nomor 4, hal. 1–27). MDPI AG. <https://doi.org/10.3390/jpm10040224>
- Takahashi, E. A. (2019). How Does Magnetic Resonance Imaging Work? In A. E. M. Eltorai, C. H. Hyman, & T. T. Healey (Ed.), *Essential Radiology Review: A Question and Answer Guide* (hal. 543–544). Springer International Publishing. [https://doi.org/10.1007/978-3-030-26044-6\\_163](https://doi.org/10.1007/978-3-030-26044-6_163)
- Tantiati, R., Furqon, M. T., & Dewi, C. (2019). Implementasi Metode Learning Vector Quantization ( LVQ ) untuk Klasifikasi Persalinan. *Jurnal Pengembangan Teknologi dan Ilmu Komputer*, 3(10), 9701–9707.
- Vijayalata, Y., Gogula, S. V., Yalla, V., Varma, M. A., Savitha, S., & Ravindra, S. N. (2023). Vital Role of 2D CNN in Brain Malignancy BT. In V. K. Gunjan & J. M. Zurada (Ed.), *Proceedings of 3rd International Conference on Recent Trends in Machine Learning, IoT, Smart Cities and Applications* (hal. 99–

107). Springer Nature Singapore.

- Villmann, T., Bohnsack, A., & Kaden, M. (2016). Can Learning Vector Quantization be an Alternative to SVM and Deep Learning? - Recent Trends and Advanced Variants of Learning Vector Quantization for Classification Learning. *Journal of Artificial Intelligence and Soft Computing Research*, 7(1), 65–81. <https://doi.org/doi:10.1515/jaiscr-2017-0005>
- Weller, M., Wick, W., Aldape, K., Brada, M., Berger, M., Pfister, S. M., Nishikawa, R., Rosenthal, M., Wen, P. Y., Stupp, R., & Reifenberger, G. (2015). Glioma. In *Nature Reviews Disease Primers* (Vol. 1). Nature Publishing Group. <https://doi.org/10.1038/nrdp.2015.17>
- Yu, C., Qi, X., Ma, H., He, X., Wang, C., & Zhao, Y. (2020). LLR: Learning learning rates by LSTM for training neural networks. *Neurocomputing*, 394, 41–50. <https://doi.org/10.1016/j.neucom.2020.01.106>

# **LAMPIRAN**

Lampiran 1 Dataframe dari Matriks Pikselasi dan Label Dataset

Dataset				
No.	Meningioma		Glioma	
	Matriks Pikselasi	Label	Matriks Pikselasi	Label
0	[[13 13 13 ... 13 13 13] [13 13 13 ... 13 13 13] [13 13 13 ... 13 13 13] ... [13 13 13 ... 13 13 13] [12 12 12 ... 13 13 13] [12 12 12 ... 13 13 13]]	0	[[17 17 17 ... 17 17 17] [17 17 17 ... 17 17 17] [17 17 17 ... 17 17 17] ... [17 17 17 ... 17 17 17] [17 17 17 ... 17 17 17] [17 17 17 ... 17 17 17]]	1
1	[[13 13 13 ... 12 12 12] [12 12 13 ... 12 12 12] [12 12 12 ... 12 12 12] ... [12 12 12 ... 12 12 12] [12 12 12 ... 12 12 12] [12 12 12 ... 12 12 12]]	0	[[7 7 7 ... 8 7 7] [7 7 7 ... 8 7 7] [7 7 7 ... 8 7 7] ... [6 7 7 ... 6 7 7] [7 7 8 ... 7 7 8] [7 7 8 ... 7 7 8]]	1
2	[[10 10 10 ... 10 10 10] [10 10 10 ... 10 10 10] [10 10 10 ... 10 10 10] ... [10 10 10 ... 10 10 10] [10 10 10 ... 10 10 10] [10 10 10 ... 10 10 10]]	0	[[2 2 2 ... 2 2 2] [2 2 2 ... 2 2 2] [2 2 2 ... 2 2 2] ... [2 2 2 ... 2 2 2] [2 2 2 ... 2 2 2] [2 2 2 ... 2 2 2]]	1
3	[[9 9 9 ... 9 9 9] [9 9 9 ... 9 9 9] [9 9 9 ... 9 9 9] ... [9 9 9 ... 9 9 9] [9 9 9 ... 9 9 9] [9 9 9 ... 9 9 9]]	0	[[2 2 2 ... 2 2 2] [2 2 2 ... 2 2 2] [2 2 2 ... 2 2 2] ... [2 2 2 ... 2 2 2] [2 2 2 ... 2 2 2] [2 2 2 ... 2 2 2]]	1
4	[[13 13 13 ... 13 13 13] [13 13 13 ... 13 13 13] [13 13 13 ... 13 13 13] ... [13 13 13 ... 13 13 13] [13 13 13 ... 13 13 12] [13 13 13 ... 13 13 12]]	0	[[0 0 0 ... 0 0 0] [0 0 0 ... 0 0 0] [0 0 0 ... 0 0 0] ... [0 0 0 ... 0 0 0] [0 0 0 ... 0 0 0] [0 0 0 ... 0 0 0]]	1
5	[[3 3 3 ... 3 3 3] [3 3 3 ... 3 3 3] [3 3 3 ... 3 3 3] ... [3 3 3 ... 3 3 3] [3 3 3 ... 3 3 3] [3 3 3 ... 3 3 3]]	0	[[5 5 5 ... 5 5 5] [5 5 5 ... 5 5 5] [5 5 5 ... 5 5 5] ... [5 5 5 ... 5 5 5] [5 5 5 ... 5 5 5] [5 5 5 ... 5 5 5]]	1
6	[[10 10 10 ... 10 10 10] [10 10 10 ... 10 10 10] [10 10 10 ... 10 10 10] ... [10 10 10 ... 10 10 10] [10 10 10 ... 10 10 10] [10 10 10 ... 10 10 10]]	0	[[11 11 11 ... 11 11 11] [11 11 11 ... 11 11 11] [11 11 11 ... 11 11 11] ... [11 11 11 ... 11 11 11] [11 11 11 ... 11 11 11] [11 11 11 ... 11 11 11]]	1
7	[[15 15 15 ... 15 15 15] [15 15 15 ... 15 15 15] [16 16 16 ... 14 14 14] ... [14 14 15 ... 14 14 14] [13 14 15 ... 14 14 14] [13 14 15 ... 14 14 14]]	0	[[5 5 5 ... 5 5 5] [5 5 5 ... 5 5 5] [5 5 5 ... 5 5 5] ... [5 5 5 ... 5 5 5] [5 5 5 ... 5 5 5] [5 5 5 ... 5 5 5]]	1
8	[[9 9 10 ... 9 9 9] [9 9 10 ... 9 9 9] [9 9 10 ... 9 9 9] ... [9 9 9 ... 9 9 9] [9 9 9 ... 9 8 8] [9 9 9 ... 9 9 9]]	0	[[0 0 0 ... 0 0 0] [0 0 0 ... 0 0 0] [0 0 0 ... 0 0 0] ... [0 0 0 ... 0 0 0] [0 0 0 ... 0 0 0] [0 0 0 ... 0 0 0]]	1

Dataset				
No.	Meningioma		Glioma	
	Matriks Pikselasi	Label	Matriks Pikselasi	Label
9	[[9 9 9 ... 9 9 9] [9 9 9 ... 9 9 9] [9 9 9 ... 9 9 9] ... [9 9 9 ... 9 8 8] [9 9 9 ... 10 8 8] [9 9 9 ... 9 9 9]]	0	[[1 1 1 ... 1 1 1] [1 1 1 ... 1 1 1] [1 1 1 ... 1 1 1] ... [1 1 1 ... 1 1 1] [1 1 1 ... 1 1 1] [1 1 1 ... 1 1 1]]	1
10	[[10 10 10 ... 10 10 10] [10 10 10 ... 10 10 10] [10 10 10 ... 10 10 10] ... [10 10 10 ... 10 10 10] [10 10 10 ... 10 10 10] [10 10 10 ... 10 10 10]]	0	[[10 10 10 ... 10 10 10] [10 10 10 ... 10 10 10] [10 10 10 ... 10 10 10] ... [10 10 10 ... 10 10 10] [10 10 10 ... 10 10 10] [10 10 10 ... 10 10 10]]	1
11	[[999 ... 999] [999 ... 999] [999 ... 999] ... [999 ... 999] [999 ... 999] [999 ... 999]]	0	[[222 ... 222] [222 ... 222] [222 ... 222] ... [222 ... 222] [222 ... 222] [222 ... 222]]	1
12	[[999 ... 999] [999 ... 999] [999 ... 999] ... [999 ... 999] [999 ... 999] [999 ... 999]]	0	[[333 ... 333] [333 ... 333] [333 ... 333] ... [333 ... 333] [333 ... 333] [333 ... 333]]	1
13	[[10 9 9 ... 9 9 9] [10 9 9 ... 9 9 9] [10 9 9 ... 9 9 9] ... [9 9 9 ... 7 8 8] [9 9 9 ... 8 8 9] [9 9 9 ... 8 8 9]]	0	[[000 ... 000] [000 ... 000] [000 ... 000] ... [000 ... 000] [000 ... 000] [000 ... 000]]	1
14	[[9 9 9 ... 9 9 9] [9 9 9 ... 9 10 10] [9 9 9 ... 9 10 10] ... [9 9 9 ... 9 9 9] [9 9 9 ... 9 9 9] [9 9 9 ... 9 8 8]]	0	[[000 ... 000] [000 ... 000] [000 ... 000] ... [000 ... 000] [000 ... 000] [000 ... 000]]	1
15	[[999 ... 899] [999 ... 999] [999 ... 999] ... [888 ... 999] [999 ... 999] [999 ... 999]]	0	[[11 11 11 ... 10 11 11] [11 11 11 ... 10 11 11] [11 11 11 ... 10 11 11] ... [10 10 10 ... 10 10 10] [10 10 10 ... 10 10 10] [10 10 10 ... 10 10 10]]	1
16	[[10 10 10 ... 10 10 10] [10 10 10 ... 10 10 10] [10 10 10 ... 10 10 10] ... [10 10 10 ... 10 10 10] [10 10 10 ... 10 10 10] [10 10 10 ... 10 10 10]]	0	[[888 ... 888] [888 ... 888] [888 ... 888] ... [888 ... 888] [888 ... 888] [888 ... 888]]	1
17	[[999 ... 999] [999 ... 999] [999 ... 999] ... [999 ... 999] [999 ... 999] [999 ... 999]]	0	[[12 12 12 ... 12 12 12] [12 12 12 ... 12 12 12] [12 12 12 ... 12 12 12] ... [12 12 12 ... 12 12 12] [12 12 12 ... 12 12 12] [12 12 12 ... 12 12 12]]	1
18	[[999 ... 999] [999 ... 999] [999 ... 999]]	0	[[555 ... 555] [555 ... 555] [555 ... 555]]	1



Dataset				
No.	Meningioma		Glioma	
	Matriks Pikselasi	Label	Matriks Pikselasi	Label
	... [999...999] [999...999] [999...999]]		... [555...555] [555...555] [555...555]]	
19	[[999...1099] [999...999] [999...899] ... [999...999] [899...999] [899...999]]	0	[[111...111] [111...111] [111...111] ... [111...111] [111...111] [111...111]]	1
20	[[10109...999] [1099...999] [999...999] ... [999...899] [999...999] [999...999]]	0	[[999...999] [999...999] [999...999] ... [999...999] [999...999] [999...999]]	1
21	[[101010...101010] [101010...101010] [101010...101010] ... [101010...101010] [101010...101010] [101010...101010]]	0	[[121111...111111] [111110...111111] [111110...111111] ... [101010...101010] [101010...91010] [101010...91010]]	1
22	[[666...666] [666...666] [666...666] ... [666...666] [666...666] [666...666]]	0	[[111111...111111] [111111...111111] [111111...111111] ... [111111...111111] [111111...111111] [111111...111111]]	1
23	[[777...777] [777...777] [777...777] ... [777...777] [777...777] [777...777]]	0	[[111111...111111] [111111...111111] [111111...111111] ... [111111...111111] [111111...111111] [111111...111111]]	1
24	[[101010...101010] [101010...101010] [101010...101010] ... [101010...101010] [101010...101010] [101010...101010]]	0	[[111111...111111] [111111...111111] [111111...111111] ... [111010...111010] [111111...111010] [111111...111010]]	1
25	[[888...888] [888...888] [888...888] ... [888...888] [888...888] [888...888]]	0	[[555...555] [555...555] [555...555] ... [555...555] [555...555] [555...555]]	1
26	[[101010...101010] [101010...101010] [101010...101010] ... [101010...101010] [101010...101010] [101010...101010]]	0	[[111010...101010] [111010...101010] [111010...101010] ... [101010...989] [101011...999] [101011...91010]]	1
27	[[999...999] [999...999] [999...999] ... [999...899]	0	[[111111...111111] [111111...111111] [111111...111111] ... [111111...111111]	1

Dataset				
No.	Meningioma		Glioma	
	Matriks Pikselasi	Label	Matriks Pikselasi	Label
	[999 ... 999] [999 ... 999]]		[11 11 11 ... 11 11 11] [11 11 11 ... 11 11 11]]	
28	[[999 ... 888] [999 ... 888] [999 ... 888] ... [888 ... 999] [899 ... 999] [899 ... 999]]	0	[[333 ... 333] [333 ... 333] [333 ... 333] ... [333 ... 333] [333 ... 333] [333 ... 333]]	1
29	[[777 ... 777] [777 ... 777] [777 ... 777] ... [777 ... 777] [777 ... 777] [777 ... 777]]	0	[[889 ... 999] [91010 ... 101010] [101011 ... 101111] ... [999 ... 999] [999 ... 999] [999 ... 91010]]	1
30	[[888 ... 888] [888 ... 888] [888 ... 888] ... [888 ... 888] [888 ... 888] [888 ... 888]]	0	[[101010 ... 101010] [101010 ... 101010] [101010 ... 101010] ... [101010 ... 101010] [101010 ... 101010] [101010 ... 101010]]	1
31	[[111111 ... 111111] [111111 ... 111111] [111111 ... 111111] ... [111111 ... 111111] [111111 ... 111111] [111111 ... 111111]]	0	[[333 ... 333] [333 ... 333] [333 ... 333] ... [333 ... 333] [333 ... 333] [333 ... 333]]	1
32	[[999 ... 999] [999 ... 999] [999 ... 999] ... [999 ... 999] [999 ... 999] [999 ... 999]]	0	[[111 ... 111] [111 ... 111] [111 ... 111] ... [111 ... 111] [111 ... 111] [111 ... 111]]	1
33	[[888 ... 888] [888 ... 888] [888 ... 888] ... [888 ... 888] [888 ... 888] [888 ... 888]]	0	[[141414 ... 141414] [141414 ... 141414] [141414 ... 141414] ... [141414 ... 151515] [141414 ... 141414] [141414 ... 141414]]	1
34	[[999 ... 999] [999 ... 999] [999 ... 999] ... [999 ... 999] [999 ... 999] [999 ... 999]]	0	[[333 ... 333] [333 ... 333] [333 ... 333] ... [333 ... 333] [333 ... 333] [333 ... 333]]	1
35	[[888 ... 888] [888 ... 888] [888 ... 888] ... [888 ... 888] [888 ... 888] [888 ... 888]]	0	[[111111 ... 111111] [111111 ... 111111] [111111 ... 111111] ... [111111 ... 111010] [111111 ... 101010] [111111 ... 101010]]	1
36	[[999 ... 988] [999 ... 999] [999 ... 999] ... [999 ... 899] [999 ... 988] [999 ... 988]]	0	[[000 ... 000] [000 ... 000] [000 ... 000] ... [000 ... 000] [000 ... 000] [000 ... 000]]	1

Dataset				
No.	Meningioma		Glioma	
	Matriks Pikselasi	Label	Matriks Pikselasi	Label
37	[[ 9 9 9 ... 9 9 9] [ 9 9 9 ... 9 9 9] [ 9 9 10 ... 9 9 9] ... [ 9 9 9 ... 9 9 9] [ 9 9 9 ... 9 9 9] [ 9 9 9 ... 9 9 9]]	0	[[1 1 1 ... 1 1 1] [1 1 1 ... 1 1 1] [1 1 1 ... 1 1 1] ... [1 1 1 ... 1 1 1] [1 1 1 ... 1 1 1] [1 1 1 ... 1 1 1]]	1
38	[[ 9 9 9 ... 9 9 9] [ 9 9 9 ... 9 9 9] [ 9 9 9 ... 9 9 9] ... [10 9 8 ... 9 8 8] [ 9 9 9 ... 9 8 8] [ 9 9 9 ... 9 9 9]]	0	[[10 10 10 ... 10 11 11] [10 10 10 ... 11 11 11] [10 10 10 ... 11 11 11] ... [10 10 11 ... 10 10 10] [10 10 11 ... 10 10 10] [10 10 11 ... 10 10 10]]	1
39	[[999 ... 999] [999 ... 999] [999 ... 999] ... [999 ... 999] [999 ... 999] [999 ... 999]]	0	[[13 13 13 ... 13 13 13] [13 13 13 ... 13 13 13] [13 13 13 ... 13 13 13] ... [13 13 13 ... 13 13 13] [13 13 13 ... 13 13 13] [13 13 13 ... 13 13 13]]	1
40	[[999 ... 999] [999 ... 999] [999 ... 999] ... [999 ... 999] [899 ... 999] [899 ... 988]]	0	[[12 12 12 ... 12 12 12] [12 12 12 ... 12 12 12] [12 12 12 ... 12 12 12] ... [12 12 12 ... 12 12 12] [12 12 12 ... 12 12 12] [12 12 12 ... 12 12 12]]	1
41	[[999 ... 988] [999 ... 999] [999 ... 999] ... [889 ... 799] [999 ... 899] [999 ... 899]]	0	[[12 12 12 ... 12 12 12] [12 12 12 ... 12 12 12] [12 12 12 ... 12 12 12] ... [12 12 12 ... 12 12 12] [12 12 12 ... 12 12 12] [12 12 12 ... 12 12 12]]	1
42	[[10 10 10 ... 10 10 10] [10 10 10 ... 10 10 10] [10 10 10 ... 10 10 10] ... [10 10 10 ... 10 10 10] [10 10 10 ... 10 10 10] [10 10 10 ... 10 10 10]]	0	[[12 12 12 ... 12 12 12] [12 12 12 ... 12 12 12] [12 12 12 ... 12 12 12] ... [12 12 12 ... 12 12 12] [12 12 12 ... 12 12 12] [12 12 12 ... 12 12 12]]	1
43	[[10 10 10 ... 10 10 10] [10 10 10 ... 10 10 10] [10 10 10 ... 10 10 10] ... [10 10 10 ... 10 10 10] [10 10 10 ... 10 10 10] [10 10 10 ... 10 10 10]]	0	[[777 ... 777] [788 ... 766] [788 ... 798] ... [777 ... 777] [777 ... 667] [777 ... 767]]	1
44	[[ 9 8 8 ... 8 9 9] [ 9 9 9 ... 8 8 8] [ 9 9 9 ... 8 8 8] ... [ 9 9 9 ... 9 10 10] [ 9 9 9 ... 9 9 9] [ 9 9 9 ... 9 9 9]]	0	[[333 ... 333] [333 ... 333] [333 ... 333] ... [333 ... 333] [333 ... 333] [333 ... 333]]	1
45	[[ 9 9 9 ... 9 9 9] [ 9 10 10 ... 10 10 10] [ 8 10 11 ... 10 11 11] ... [ 9 11 11 ... 12 10 10] [10 10 10 ... 10 10 10] [10 10 10 ... 10 10 10]]	0	[[666 ... 666] [666 ... 666] [666 ... 666] ... [666 ... 666] [666 ... 666] [666 ... 666]]	1
46	[[13 13 13 ... 14 13 13] [13 13 13 ... 14 13 13] [13 13 13 ... 14 14 14]	0	[[11 11 11 ... 11 11 11] [11 11 11 ... 11 11 11] [11 11 11 ... 11 11 11]]	1

Dataset				
No.	Meningioma		Glioma	
	Matriks Pikselasi	Label	Matriks Pikselasi	Label
	... [13 13 13 ... 13 13 13] [13 13 13 ... 13 13 13] [13 13 13 ... 13 13 13]]		... [11 11 11 ... 11 11 11] [11 11 11 ... 11 11 11] [11 11 11 ... 11 11 11]]	
47	[[13 13 13 ... 13 14 14] [13 13 13 ... 13 13 13] [13 13 13 ... 13 13 13] ... [13 13 13 ... 13 13 13] [13 13 13 ... 13 13 13] [13 13 13 ... 13 13 13]]	0	[[3 3 3 ... 3 3 3] [3 3 3 ... 3 3 3] [3 3 3 ... 3 3 3] ... [3 3 3 ... 3 3 3] [3 3 3 ... 3 3 3] [3 3 3 ... 3 3 3]]	1
48	[[1 3 1 ... 1 1 1] [1 0 3 ... 1 1 1] [1 4 0 ... 1 1 1] ... [0 5 0 ... 1 1 1] [1 1 1 ... 1 1 1] [1 1 1 ... 1 1 1]]	0	[[5 5 5 ... 5 5 5] [5 5 5 ... 5 5 5] [5 5 5 ... 5 5 5] ... [5 5 5 ... 5 5 5] [5 5 5 ... 5 5 5] [5 5 5 ... 5 5 5]]	1
49	[[13 13 13 ... 13 13 13] [13 13 13 ... 13 14 14] [13 13 13 ... 13 14 14] ... [13 13 13 ... 13 13 13] [13 13 13 ... 13 13 13] [13 13 13 ... 13 13 13]]	0	[[12 12 12 ... 12 12 12] [12 12 12 ... 12 12 12] [12 12 12 ... 12 12 12] ... [12 12 12 ... 12 12 12] [12 12 12 ... 12 12 12] [12 12 12 ... 12 12 12]]	1
50	[[12 12 13 ... 13 13 13] [12 12 12 ... 13 12 12] [12 12 12 ... 13 12 12] ... [13 13 12 ... 12 12 12] [12 12 12 ... 12 12 12] [12 12 12 ... 12 12 12]]	0	[[3 3 3 ... 3 3 3] [3 3 3 ... 3 3 3] [3 3 3 ... 3 3 3] ... [3 3 3 ... 3 3 3] [3 3 3 ... 3 3 3] [3 3 3 ... 3 3 3]]	1
51	[[12 12 12 ... 13 12 12] [12 12 12 ... 13 12 12] [12 12 12 ... 13 13 13] ... [12 12 12 ... 12 12 12] [12 12 12 ... 12 12 12] [12 12 12 ... 12 12 12]]	0	[[4 4 4 ... 4 4 4] [4 4 4 ... 4 4 4] [4 4 4 ... 4 4 4] ... [4 4 4 ... 4 4 4] [4 4 4 ... 4 4 4] [4 4 4 ... 4 4 4]]	1
52	[[12 12 12 ... 13 12 12] [12 12 12 ... 14 14 14] [12 12 12 ... 13 13 13] ... [13 13 13 ... 13 12 12] [13 13 13 ... 13 13 13] [13 12 13 ... 13 13 13]]	0	[[3 3 3 ... 3 3 3] [3 3 3 ... 3 3 3] [3 3 3 ... 3 3 3] ... [3 3 3 ... 3 3 3] [3 3 3 ... 3 3 3] [3 3 3 ... 3 3 3]]	1
53	[[13 13 13 ... 13 13 13] [13 13 13 ... 14 14 14] [13 13 13 ... 14 14 14] ... [13 13 13 ... 13 13 13] [13 13 13 ... 13 13 13] [13 13 13 ... 13 13 13]]	0	[[11 11 11 ... 11 11 11] [11 11 11 ... 11 11 11] [11 11 11 ... 11 11 11] ... [11 11 11 ... 11 11 11] [11 11 11 ... 11 11 11] [11 11 11 ... 11 11 11]]	1
54	[[5 5 5 ... 6 5 5] [5 5 6 ... 6 6 6] [5 5 6 ... 5 6 6] ... [4 5 5 ... 6 5 5] [4 6 6 ... 5 6 6] [4 6 6 ... 5 5 5]]	0	[[11 11 11 ... 11 10 10] [11 11 11 ... 9 10 10] [11 11 11 ... 10 10 10] ... [11 11 11 ... 10 10 10] [11 11 11 ... 10 10 10] [11 11 11 ... 10 10 10]]	1
55	[[12 12 13 ... 12 13 13] [12 12 13 ... 13 13 13] [13 12 12 ... 13 13 13] ... [12 12 12 ... 13 12 12]	0	[[3 3 3 ... 3 3 3] [3 3 3 ... 3 3 3] [3 3 3 ... 3 3 3] ... [3 3 3 ... 3 3 3]	1

Dataset				
No.	Meningioma		Glioma	
	Matriks Pikelasi	Label	Matriks Pikelasi	Label
	[13 11 13 ... 13 12 12] [12 11 13 ... 13 13 13]]		[3 3 3 ... 3 3 3] [3 3 3 ... 3 3 3]]	
56	[[1 0 3 ... 1 1 1] [2 0 3 ... 1 1 1] [0 1 1 ... 1 1 1] ... [0 5 0 ... 1 1 1] [1 1 1 ... 1 1 1] [1 1 1 ... 1 1 1]]	0	[[3 3 3 ... 3 3 3] [3 3 3 ... 3 3 3] [3 3 3 ... 3 3 3] ... [3 3 3 ... 3 3 3] [3 3 3 ... 3 3 3] [3 3 3 ... 3 3 3]]	1
57	[[12 13 13 ... 13 12 12] [12 13 13 ... 14 13 13] [12 13 13 ... 14 13 13] ... [12 13 13 ... 14 13 13] [12 12 12 ... 12 12 12] [12 13 13 ... 12 13 13]]	0	[[ 7 8 8 ... 9 9 9] [ 9 9 9 ... 10 9 9] [10 10 10 ... 10 9 8] ... [ 9 9 9 ... 7 8 8] [ 9 9 9 ... 8 8 8] [ 9 9 8 ... 8 8 8]]	1
58	[[2 3 3 ... 3 3 3] [3 4 4 ... 3 3 3] [2 3 4 ... 4 4 4] ... [3 3 3 ... 2 3 3] [2 3 4 ... 3 4 4] [2 3 4 ... 3 4 4]]	0	[[11 11 11 ... 11 11 11] [11 11 11 ... 11 11 11] [11 11 11 ... 11 11 11] ... [11 11 11 ... 11 11 11] [11 11 11 ... 11 11 11] [11 11 11 ... 11 11 11]]	1
59	[[9 9 9 ... 9 9 9] [9 9 9 ... 9 9 9] [9 9 9 ... 9 9 9] ... [9 9 9 ... 9 9 9] [9 9 9 ... 9 9 9] [9 9 9 ... 9 9 9]]	0	[[0 0 0 ... 0 0 0] [1 1 2 ... 1 0 0] [0 1 2 ... 2 0 0] ... [0 0 0 ... 0 0 0] [0 0 0 ... 0 0 0] [0 0 0 ... 0 0 0]]	1
60	[[12 12 12 ... 13 13 13] [12 12 12 ... 13 13 13] [12 12 12 ... 13 13 13] ... [12 12 12 ... 12 12 12] [12 12 12 ... 12 12 12] [12 12 12 ... 12 12 12]]	0	[[1 1 1 ... 1 1 1] [1 1 1 ... 1 1 1] [1 1 1 ... 1 1 1] ... [1 1 1 ... 1 1 1] [1 1 1 ... 1 1 1] [1 1 1 ... 1 1 1]]	1
61	[[12 13 13 ... 12 12 12] [13 13 14 ... 14 12 12] [13 13 14 ... 12 13 13] ... [12 13 13 ... 13 13 13] [12 12 12 ... 13 13 13] [12 12 12 ... 13 13 13]]	0	[[4 4 4 ... 4 4 4] [4 4 4 ... 4 4 4] [4 4 4 ... 4 4 4] ... [4 4 4 ... 4 4 4] [4 4 4 ... 4 4 4] [4 4 4 ... 4 4 4]]	1
62	[[11 12 13 ... 12 12 12] [11 13 13 ... 13 13 13] [12 13 14 ... 13 13 13] ... [12 13 14 ... 12 12 12] [12 13 13 ... 12 12 12] [12 13 13 ... 12 12 12]]	0	[[2 2 2 ... 2 2 2] [2 2 2 ... 2 2 2] [2 2 2 ... 2 2 2] ... [2 2 2 ... 2 2 2] [2 2 2 ... 2 2 2] [2 2 2 ... 2 2 2]]	1
63	[[ 9 10 10 ... 10 10 10] [ 9 10 10 ... 11 11 11] [ 9 10 10 ... 11 11 11] ... [10 10 11 ... 9 10 10] [10 11 11 ... 9 10 10] [10 11 11 ... 10 10 10]]	0	[[0 0 0 ... 0 0 0] [0 0 0 ... 0 0 0] [0 0 0 ... 0 0 0] ... [0 0 0 ... 0 0 0] [0 0 0 ... 0 0 0] [0 0 0 ... 0 0 0]]	1
64	[[0 0 0 ... 0 0 0] [0 0 0 ... 0 0 0] [0 0 0 ... 0 0 0] ... [0 0 0 ... 0 0 0] [0 0 0 ... 0 0 0] [0 0 0 ... 0 0 0]]	0	[[0 0 0 ... 0 0 0] [0 0 0 ... 0 0 0] [0 0 0 ... 0 0 0] ... [0 0 0 ... 0 0 0] [0 0 0 ... 0 0 0] [0 0 0 ... 0 0 0]]	1

Dataset				
No.	Meningioma		Glioma	
	Matriks Pikselasi	Label	Matriks Pikselasi	Label
65	[[5 5 5 ... 6 6 6] [6 6 6 ... 6 7 7] [6 7 7 ... 6 7 7] ... [5 6 5 ... 6 6 6] [6 5 5 ... 6 7 7] [6 5 5 ... 6 6 6]]	0	[[8 8 8 ... 8 8 8] [8 8 8 ... 8 8 8] [8 8 8 ... 8 8 8] ... [8 8 8 ... 8 8 8] [8 8 8 ... 8 8 8] [8 8 8 ... 8 8 8]]	1
66	[[0 0 0 ... 0 0 0] [0 0 0 ... 0 0 0] [0 0 0 ... 0 0 0] ... [0 0 0 ... 0 0 0] [0 0 0 ... 0 0 0] [0 0 0 ... 0 0 0]]	0	[[11 11 11 ... 11 12 12] [12 12 13 ... 12 12 12] [12 12 12 ... 13 12 12] ... [11 11 11 ... 12 12 12] [11 12 11 ... 12 12 12] [11 12 11 ... 12 12 12]]	1
67	[[12 13 13 ... 13 12 12] [12 13 13 ... 14 13 13] [12 13 13 ... 14 13 13] ... [12 13 13 ... 14 13 13] [12 12 12 ... 12 12 12] [12 13 13 ... 12 13 13]]	0	[[9 8 8 ... 9 9 9] [9 9 8 ... 9 9 9] [9 9 9 ... 9 9 9] ... [9 9 9 ... 9 9 9] [8 10 10 ... 9 9 9] [8 10 10 ... 9 9 9]]	1
68	[[13 13 13 ... 12 14 14] [13 13 13 ... 14 14 14] [13 13 14 ... 14 14 14] ... [13 13 13 ... 13 13 13] [14 14 14 ... 13 13 13] [14 14 14 ... 14 13 13]]	0	[[0 0 0 ... 0 0 0] [0 0 0 ... 0 0 0] [0 0 0 ... 0 0 0] ... [0 0 0 ... 0 0 0] [0 0 0 ... 0 0 0] [0 0 0 ... 0 0 0]]	1
69	[[11 12 13 ... 13 14 14] [11 12 13 ... 13 14 14] [12 13 13 ... 14 14 14] ... [10 12 13 ... 14 13 13] [14 13 12 ... 14 13 13] [13 12 12 ... 14 13 13]]	0	[[0 0 0 ... 0 0 0] [0 0 0 ... 0 0 0] [0 0 0 ... 0 0 0] ... [0 0 0 ... 0 0 0] [0 0 0 ... 0 0 0] [0 0 0 ... 0 0 0]]	1
70	[[12 12 12 ... 11 12 12] [12 12 12 ... 12 12 12] [12 12 12 ... 11 12 12] ... [12 12 12 ... 12 12 12] [12 12 12 ... 12 12 12] [12 12 12 ... 12 12 12]]	0	[[0 0 0 ... 0 0 0] [0 0 0 ... 0 0 0] [0 0 0 ... 0 0 0] ... [0 0 0 ... 0 0 0] [0 0 0 ... 0 0 0] [0 0 0 ... 0 0 0]]	1
71	[[11 12 12 ... 12 12 12] [11 12 12 ... 12 12 12] [11 12 12 ... 13 12 12] ... [11 12 12 ... 12 12 12] [11 12 12 ... 12 12 12] [11 12 12 ... 12 12 12]]	0	[[14 14 14 ... 14 14 14] [14 14 14 ... 14 14 14] [14 14 14 ... 14 14 14] ... [14 14 14 ... 14 15 15] [14 14 14 ... 14 14 14] [14 14 14 ... 14 14 14]]	1
72	[[10 10 10 ... 11 10 10] [10 11 11 ... 11 12 12] [10 11 11 ... 12 11 11] ... [10 11 12 ... 13 11 11] [10 11 12 ... 12 12 12] [10 11 12 ... 12 11 11]]	0	[[0 0 0 ... 0 0 0] [0 0 0 ... 0 0 0] [0 0 0 ... 0 0 0] ... [0 0 0 ... 0 0 0] [0 0 0 ... 0 0 0] [0 0 0 ... 0 0 0]]	1
73	[[0 0 0 ... 0 0 0] [0 0 0 ... 0 0 0] [0 0 0 ... 0 0 0] ... [0 0 0 ... 0 0 0] [0 0 0 ... 0 0 0] [0 0 0 ... 0 0 0]]	0	[[10 10 10 ... 10 10 11] [11 11 11 ... 12 12 12] [11 11 11 ... 11 12 12] ... [11 11 11 ... 11 11 11] [11 11 11 ... 11 11 11] [10 11 11 ... 11 11 11]]	1
74	[[3 3 3 ... 3 4 4] [3 4 4 ... 4 5 5] [3 4 5 ... 4 4 4]]	0	[[12 12 12 ... 12 12 12] [12 12 12 ... 12 12 12] [12 12 12 ... 12 12 12]]	1

Dataset				
No.	Meningioma		Glioma	
	Matriks Pikselasi	Label	Matriks Pikselasi	Label
	... [4 4 4 ... 4 3 3] [5 4 4 ... 3 4 4] [5 4 4 ... 3 4 4]]		... [12 12 12 ... 12 12 12] [12 12 12 ... 12 12 12] [12 12 12 ... 12 12 12]]	
75	[[ 9 10 10 ... 9 11 11] [ 9 9 10 ... 10 10 10] [ 9 9 10 ... 10 11 11] ... [11 11 11 ... 11 10 10] [10 13 11 ... 11 11 11] [10 13 11 ... 11 11 11]]	0	[[8 8 8 ... 8 8 8] [8 8 8 ... 8 8 8] [8 8 8 ... 8 8 8] ... [8 8 8 ... 8 8 8] [8 8 8 ... 8 8 8] [8 8 8 ... 8 8 8]]	1
76	[[13 14 14 ... 12 15 15] [14 14 14 ... 16 12 12] [14 14 13 ... 14 17 17] ... [13 12 11 ... 13 13 13] [12 13 12 ... 12 13 13] [12 13 12 ... 12 13 13]]	0	[[12 12 13 ... 13 13 13] [12 13 13 ... 14 13 13] [12 13 13 ... 13 13 13] ... [12 12 12 ... 12 14 14] [11 12 12 ... 13 13 12] [12 12 13 ... 13 13 12]]	1
77	[[13 12 13 ... 12 15 15] [14 14 14 ... 15 12 12] [14 14 14 ... 13 13 13] ... [12 12 12 ... 11 12 12] [12 12 13 ... 12 12 13] [13 12 14 ... 12 12 12]]	0	[[ 8 9 10 ... 9 9 9] [ 9 10 11 ... 11 11 11] [ 9 10 11 ... 12 11 11] ... [10 10 10 ... 10 11 11] [ 9 10 10 ... 10 11 10] [ 9 10 10 ... 10 11 10]]	1
78	[[4 4 4 ... 4 5 5] [5 5 5 ... 5 4 4] [5 5 5 ... 5 4 4] ... [4 5 6 ... 5 5 5] [4 5 5 ... 5 5 5] [4 5 5 ... 5 5 5]]	0	[[3 3 3 ... 3 3 3] [3 3 3 ... 3 3 3] [3 3 3 ... 3 3 3] ... [0 0 0 ... 0 0 0] [0 0 0 ... 0 0 0] [0 0 0 ... 0 0 0]]	1
79	[[0 1 1 ... 1 1 1] [1 1 0 ... 1 1 1] [2 2 2 ... 1 1 1] ... [0 5 0 ... 1 1 1] [1 1 1 ... 1 1 1] [1 1 1 ... 1 1 1]]	0	[[0 0 0 ... 0 0 0] [0 0 0 ... 0 0 0] [0 0 0 ... 0 0 0] ... [0 0 0 ... 0 0 0] [0 0 0 ... 0 0 0] [0 0 0 ... 0 0 0]]	1
80	[[15 15 15 ... 16 17 16] [13 13 14 ... 14 15 15] [13 14 15 ... 17 15 15] ... [12 13 13 ... 13 12 12] [12 13 13 ... 12 13 12] [11 12 12 ... 12 11 11]]	0	[[3 3 3 ... 4 3 3] [3 3 3 ... 3 3 3] [3 3 3 ... 3 3 3] ... [0 0 0 ... 0 0 0] [0 0 0 ... 0 0 0] [0 0 0 ... 0 0 0]]	1
81	[[3 3 3 ... 3 3 3] [3 3 3 ... 3 3 3] [3 3 3 ... 3 3 3] ... [3 3 3 ... 3 3 3] [3 3 3 ... 3 3 3] [3 3 3 ... 3 3 3]]	0	[[3 3 3 ... 3 3 3] [3 3 3 ... 3 3 3] [3 3 3 ... 3 3 3] ... [0 0 0 ... 0 0 0] [0 0 0 ... 0 0 0] [0 0 0 ... 0 0 0]]	1
82	[[9 9 9 ... 9 9 9] [9 9 9 ... 9 9 9] [9 9 9 ... 9 9 9] ... [9 9 9 ... 9 9 9] [9 9 9 ... 9 9 9] [9 9 9 ... 9 9 9]]	0	[[3 3 3 ... 3 3 3] [3 3 3 ... 3 3 3] [3 3 3 ... 3 3 3] ... [0 0 0 ... 0 0 0] [0 0 0 ... 0 0 0] [0 0 0 ... 0 0 0]]	1
83	[[9 9 9 ... 9 9 9] [9 9 9 ... 9 9 9] [9 9 9 ... 9 9 9] ... [9 9 9 ... 9 9 9]	0	[[0 0 0 ... 0 0 0] [0 0 0 ... 0 0 0] [0 0 0 ... 0 0 0] ... [0 0 0 ... 0 0 0]	1

Dataset				
No.	Meningioma		Glioma	
	Matriks Pikselasi	Label	Matriks Pikselasi	Label
	[999 ... 989] [999 ... 989]]		[000 ... 000] [000 ... 000]]	
84	[[999 ... 999] [999 ... 999] [999 ... 999] ... [999 ... 999] [999 ... 999] [999 ... 999]]	0	[[ 78 24 28 ... 26 23 81] [ 58 2 3 ... 0 4 64] [ 60 2 2 ... 1 0 59] ... [ 57 3 1 ... 1 6 57] [ 61 3 6 ... 0 4 59] [115 62 64 ... 60 61 112]]	1
85	[[13 13 13 ... 13 13 13] [13 13 13 ... 13 13 13] [13 13 13 ... 13 13 13] ... [13 13 13 ... 14 13 13] [13 13 13 ... 13 13 13] [13 13 13 ... 13 13 13]]	0	[[12 11 11 ... 11 11 11] [12 11 11 ... 11 11 11] [11 11 11 ... 11 11 11] ... [11 11 11 ... 11 11 11] [11 11 11 ... 11 11 11] [11 11 11 ... 11 11 11]]	1
86	[[444 ... 444] [444 ... 444] [444 ... 444] ... [444 ... 444] [444 ... 444] [444 ... 444]]	0	[[10 10 10 ... 11 10 10] [10 10 10 ... 11 10 10] [ 9 10 10 ... 11 10 10] ... [10 10 10 ... 10 10 10] [10 10 10 ... 10 10 10] [10 10 10 ... 10 10 10]]	1
87	[[11 11 11 ... 11 11 11] [11 11 11 ... 11 11 11] [11 11 11 ... 11 11 11] ... [11 11 11 ... 11 11 11] [11 11 11 ... 11 11 11] [11 11 11 ... 11 11 11]]	0	[[13 13 13 ... 12 12 12] [13 13 13 ... 12 12 12] [13 13 13 ... 12 12 12] ... [12 12 12 ... 12 12 12] [12 12 12 ... 12 12 12] [12 12 12 ... 12 12 12]]	1
88	[[10 10 10 ... 10 10 10] [10 10 10 ... 10 10 10] [10 10 10 ... 10 10 10] ... [10 10 10 ... 10 10 10] [10 10 10 ... 10 10 10] [10 10 10 ... 10 10 10]]	0	[[11 11 11 ... 11 11 11] [11 11 11 ... 11 11 11] [11 11 11 ... 11 11 11] ... [11 11 11 ... 11 11 11] [11 11 11 ... 11 11 11] [11 11 11 ... 11 11 11]]	1
89	[[333 ... 333] [333 ... 333] [333 ... 333] ... [333 ... 333] [333 ... 333] [333 ... 333]]	0	[[11 11 11 ... 11 11 11] [11 11 11 ... 11 11 11] [11 11 11 ... 11 11 11] ... [11 11 11 ... 10 10 10] [11 11 11 ... 11 10 10] [11 11 11 ... 11 11 11]]	1
90	[[777 ... 777] [777 ... 777] [777 ... 777] ... [777 ... 777] [777 ... 777] [777 ... 777]]	0	[[10 10 10 ... 10 9 9] [10 10 10 ... 10 10 10] [10 10 10 ... 10 10 10] ... [ 9 9 10 ... 10 10 10] [ 9 10 10 ... 9 10 10] [ 9 10 10 ... 9 9 9]]	1
91	[[13 14 15 ... 14 14 14] [14 14 14 ... 14 14 14] [14 14 14 ... 14 14 14] ... [14 14 14 ... 13 13 13] [14 14 14 ... 13 13 13] [14 14 14 ... 13 13 13]]	0	[[888 ... 888] [888 ... 888] [888 ... 888] ... [888 ... 888] [888 ... 888] [888 ... 888]]	1
92	[[111 ... 111] [111 ... 111] [111 ... 111] ... [111 ... 111] [111 ... 111] [111 ... 111]]	0	[[11 11 11 ... 11 11 11] [11 11 11 ... 11 11 11] [11 11 11 ... 11 11 11] ... [11 11 11 ... 10 10 10] [11 11 11 ... 11 10 10] [11 11 11 ... 11 11 11]]	1



Dataset				
No.	Meningioma		Glioma	
	Matriks Pikselasi	Label	Matriks Pikselasi	Label
93	[[3 3 3 ... 3 3 3] [3 3 3 ... 3 3 3] [3 3 3 ... 3 3 3] ... [3 3 3 ... 3 3 3] [3 3 3 ... 3 3 3] [3 3 3 ... 3 3 3]]	0	[[12 12 12 ... 12 12 12] [12 12 12 ... 12 12 12] [12 12 12 ... 12 12 12] ... [12 12 12 ... 12 12 12] [12 12 12 ... 12 12 12] [12 12 12 ... 12 12 12]]	1
94	[[1 1 1 ... 1 1 0] [1 1 1 ... 1 1 0] [1 1 1 ... 1 1 0] ... [1 1 1 ... 1 1 0] [1 1 1 ... 1 1 1] [1 1 1 ... 1 0 0]]	0	[[13 13 13 ... 11 11 11] [13 12 12 ... 11 11 11] [12 12 12 ... 11 11 11] ... [11 11 11 ... 11 11 11] [11 11 11 ... 11 11 11] [11 11 11 ... 11 11 11]]	1
95	[[12 13 13 ... 12 12 12] [13 13 13 ... 12 12 12] [13 13 13 ... 12 12 12] ... [12 12 12 ... 12 12 12] [12 12 12 ... 12 12 12] [12 12 12 ... 12 12 12]]	0	[[11 11 11 ... 11 11 11] [11 11 11 ... 11 11 11] [11 11 11 ... 11 11 11] ... [11 11 11 ... 11 11 11] [11 10 10 ... 11 11 11] [11 10 10 ... 11 11 11]]	1
96	[[4 4 4 ... 4 4 4] [4 4 4 ... 4 4 4] [4 4 4 ... 4 4 4] ... [4 4 5 ... 3 4 4] [4 4 5 ... 5 5 5] [4 4 5 ... 5 5 5]]	0	[[11 11 11 ... 10 10 10] [11 11 11 ... 10 10 10] [11 11 11 ... 10 10 10] ... [11 10 10 ... 10 10 10] [11 10 10 ... 10 10 10] [11 10 10 ... 10 10 10]]	1
97	[[2 2 2 ... 2 2 2] [2 2 2 ... 2 2 2] [2 2 2 ... 2 2 2] ... [2 2 2 ... 2 2 2] [2 2 2 ... 2 2 2] [2 2 2 ... 2 2 2]]	0	[[10 10 10 ... 11 11 11] [10 10 10 ... 10 10 10] [10 10 10 ... 10 10 10] ... [11 11 11 ... 10 11 11] [11 11 11 ... 10 10 11] [11 11 11 ... 10 10 11]]	1
98	[[12 12 12 ... 12 12 12] [12 12 12 ... 12 12 12] [12 12 12 ... 12 12 12] ... [12 12 12 ... 12 12 12] [12 12 12 ... 12 12 12] [12 12 12 ... 12 12 12]]	0	[[11 12 12 ... 12 12 11] [11 12 12 ... 12 12 11] [11 12 12 ... 12 12 11] ... [11 11 11 ... 11 11 11] [11 11 11 ... 11 11 11] [11 11 11 ... 11 11 11]]	1
99	[[4 4 4 ... 4 4 4] [4 4 4 ... 4 4 4] [4 4 4 ... 4 4 4] ... [4 4 4 ... 4 4 4] [4 4 4 ... 4 4 4] [4 4 4 ... 4 4 4]]	0	[[10 10 10 ... 11 11 11] [10 10 10 ... 11 11 11] [10 10 10 ... 10 10 10] ... [10 10 10 ... 10 10 10] [10 10 10 ... 10 10 10] [10 10 10 ... 10 10 10]]	1
100	[[6 6 6 ... 6 6 6] [6 6 6 ... 6 6 6] [6 6 6 ... 6 6 6] ... [6 6 6 ... 6 6 6] [6 6 6 ... 6 6 6] [6 6 6 ... 6 6 6]]	0	[[10 10 10 ... 10 10 10] [10 10 10 ... 10 10 10] [10 10 10 ... 10 10 10] ... [10 10 10 ... 10 10 10] [10 10 10 ... 10 10 10] [10 10 10 ... 10 10 10]]	1
101	[[14 14 14 ... 13 14 14] [14 14 14 ... 13 13 13] [14 14 14 ... 13 13 13] ... [13 12 12 ... 14 13 13] [13 13 13 ... 13 13 13] [13 13 13 ... 13 13 13]]	0	[[13 13 13 ... 12 12 12] [13 13 13 ... 12 12 12] [12 12 12 ... 12 12 12] ... [12 12 12 ... 12 12 12] [12 12 12 ... 12 12 12] [12 12 12 ... 12 12 12]]	1
102	[[4 4 4 ... 4 4 4] [4 4 4 ... 4 4 4] [4 4 4 ... 4 4 4]]	0	[[11 11 11 ... 12 11 11] [11 11 11 ... 11 11 11] [11 11 11 ... 11 10 10]]	1

Dataset				
No.	Meningioma		Glioma	
	Matriks Pikelasi	Label	Matriks Pikelasi	Label
	... [4 4 4 ... 4 4 4] [4 4 4 ... 4 4 4] [4 4 4 ... 4 4 4]]		... [10 10 10 ... 11 10 10] [10 10 10 ... 11 10 10] [10 10 10 ... 10 10 10]]	
103	[[6 6 6 ... 6 6 6] [6 6 6 ... 6 6 6] [6 6 6 ... 6 6 6] ... [6 6 6 ... 6 6 6] [6 6 6 ... 6 6 6] [6 6 6 ... 6 6 6]]	0	[[11 11 11 ... 11 11 11] [11 11 11 ... 11 11 11] [11 11 11 ... 11 11 11] ... [11 11 11 ... 11 11 11] [11 11 11 ... 11 11 11] [11 11 11 ... 11 11 11]]	1
104	[[0 0 0 ... 0 0 0] [0 0 0 ... 0 0 0] [0 0 0 ... 0 0 0] ... [0 0 0 ... 0 0 0] [0 0 0 ... 0 0 0] [0 0 0 ... 0 0 0]]	0	[[10 10 10 ... 10 10 10] [10 10 10 ... 10 10 10] [10 10 10 ... 10 10 10] ... [ 9 10 11 ... 10 10 10] [ 9 9 10 ... 10 10 10] [ 9 9 10 ... 10 10 10]]	1
105	[[10 10 10 ... 10 10 10] [10 10 10 ... 10 10 10] [10 10 10 ... 10 10 10] ... [10 10 10 ... 10 10 10] [10 10 10 ... 10 10 10] [10 10 10 ... 10 10 10]]	0	[[11 11 11 ... 13 12 12] [11 11 11 ... 12 12 12] [11 11 11 ... 12 12 12] ... [10 10 10 ... 12 12 11] [11 11 10 ... 12 11 11] [12 11 11 ... 12 11 11]]	1
106	[[4 4 4 ... 4 4 4] [4 4 4 ... 4 4 4] [4 4 4 ... 4 4 4] ... [4 4 4 ... 4 4 4] [4 4 4 ... 4 4 4] [4 4 4 ... 4 4 4]]	0	[[11 10 10 ... 10 10 10] [11 10 10 ... 10 10 10] [11 10 10 ... 10 10 10] ... [10 10 10 ... 10 10 10] [10 10 10 ... 10 10 10] [10 10 10 ... 10 10 10]]	1
107	[[14 14 14 ... 14 14 14] [14 14 14 ... 14 14 14] [13 14 14 ... 14 14 14] ... [14 14 14 ... 14 14 14] [14 14 14 ... 14 14 14] [14 14 14 ... 14 14 14]]	0	[[10 10 10 ... 10 10 10] [10 10 10 ... 10 10 10] [ 9 10 10 ... 10 10 10] ... [10 10 10 ... 10 10 10] [10 10 10 ... 10 10 10] [10 10 10 ... 10 10 10]]	1
108	[[9 9 9 ... 9 9 9] [9 9 9 ... 9 9 9] [9 9 9 ... 9 9 9] ... [9 9 9 ... 9 9 9] [9 9 9 ... 9 9 9] [9 9 9 ... 9 9 9]]	0	[[12 12 12 ... 11 11 11] [12 12 12 ... 11 11 11] [12 12 12 ... 11 11 11] ... [11 11 11 ... 11 11 11] [11 11 11 ... 11 11 11] [11 11 11 ... 11 11 11]]	1
109	[[8 8 8 ... 8 8 8] [8 8 8 ... 8 8 8] [8 8 8 ... 8 8 8] ... [8 8 8 ... 8 8 8] [8 8 8 ... 8 8 8] [8 8 8 ... 8 8 8]]	0	[[10 11 12 ... 11 11 11] [10 10 11 ... 11 11 11] [ 9 10 10 ... 10 10 10] ... [10 10 10 ... 10 10 10] [10 10 10 ... 10 10 10] [10 10 10 ... 10 10 10]]	1
110	[[11 11 11 ... 11 11 11] [11 11 11 ... 11 11 11] [10 11 12 ... 11 11 11] ... [10 11 12 ... 11 12 12] [12 11 11 ... 12 12 12] [12 11 11 ... 12 12 12]]	0	[[12 12 12 ... 11 11 11] [12 12 12 ... 11 11 11] [12 12 12 ... 11 11 11] ... [11 11 11 ... 11 11 11] [11 11 11 ... 11 11 11] [11 11 11 ... 11 11 11]]	1
111	[[4 4 4 ... 4 4 4] [4 4 4 ... 4 4 4] [4 4 4 ... 4 4 4] ... [4 4 4 ... 4 4 4]]	0	[[11 11 11 ... 11 11 11] [11 11 11 ... 11 11 11] [11 11 11 ... 11 11 11] ... [10 10 11 ... 11 11 11]]	1

Dataset				
No.	Meningioma		Glioma	
	Matriks Pikelasi	Label	Matriks Pikelasi	Label
	[4 4 4 ... 4 4 4] [4 4 4 ... 4 4 4]		[11 11 11 ... 11 11 11] [11 11 11 ... 11 11 11]]	
112	[[13 13 13 ... 12 12 12] [12 12 13 ... 12 12 12] [12 12 12 ... 12 12 12] ... [12 12 12 ... 12 12 12] [12 12 12 ... 12 12 12] [12 12 12 ... 12 12 12]]	0	[[11 11 11 ... 11 11 11] [11 11 11 ... 11 11 11] [11 11 11 ... 11 11 11] ... [11 11 11 ... 11 11 11] [11 11 11 ... 11 11 11] [11 11 11 ... 11 11 11]]	1
113	[[999 ... 999] [999 ... 999] [999 ... 999] ... [999 ... 999] [999 ... 999] [999 ... 999]]	0	[[11 11 11 ... 11 11 11] [11 11 11 ... 11 11 11] [11 11 11 ... 11 11 11] ... [11 11 11 ... 11 11 11] [11 11 11 ... 11 11 11] [11 11 11 ... 11 11 11]]	1
114	[[10 10 10 ... 10 10 10] [10 10 10 ... 10 10 10] [10 10 10 ... 10 10 10] ... [10 10 10 ... 10 10 10] [10 10 10 ... 10 10 10] [10 10 10 ... 10 10 10]]	0	[[2 2 2 ... 2 2 2] [2 2 2 ... 2 2 2] [2 2 2 ... 2 2 2] ... [2 2 2 ... 2 2 2] [2 2 2 ... 2 2 2] [2 2 2 ... 2 2 2]]	1
115	[[8 8 8 ... 8 8 8] [8 8 8 ... 8 8 8] [8 8 8 ... 8 8 8] ... [8 8 8 ... 8 8 8] [8 8 8 ... 8 8 8] [8 8 8 ... 8 8 8]]	0	[[19 19 19 ... 19 19 19] [19 19 19 ... 19 19 19] [19 19 19 ... 19 19 19] ... [19 19 19 ... 19 19 19] [19 19 19 ... 19 19 19] [19 19 19 ... 19 19 19]]	1
116	[[2 2 2 ... 2 2 2] [2 2 2 ... 2 2 2] [2 2 2 ... 2 2 2] ... [2 2 2 ... 2 2 2] [2 2 2 ... 2 2 2] [2 2 2 ... 2 2 2]]	0	[[11 11 11 ... 11 11 11] [11 11 11 ... 11 11 11] [11 11 11 ... 11 11 11] ... [11 11 11 ... 11 11 11] [11 11 11 ... 11 11 11] [11 11 11 ... 11 11 11]]	1
117	[[7 7 7 ... 7 7 7] [7 7 7 ... 7 7 7] [7 7 7 ... 7 7 7] ... [7 7 7 ... 7 7 7] [7 7 7 ... 7 7 7] [7 7 7 ... 7 7 7]]	0	[[12 12 12 ... 12 12 12] [12 12 12 ... 12 12 12] [12 12 12 ... 12 12 12] ... [12 12 12 ... 12 12 12] [12 12 12 ... 12 12 12] [12 12 12 ... 12 12 12]]	1
118	[[9 8 8 ... 9 8 8] [10 10 9 ... 9 9 9] [11 10 10 ... 9 9 9] ... [9 9 9 ... 9 9 9] [9 9 9 ... 9 9 9] [9 9 9 ... 9 9 9]]	0	[[11 11 10 ... 11 11 11] [10 10 10 ... 11 11 11] [10 10 10 ... 11 11 11] ... [10 10 10 ... 10 10 10] [10 10 10 ... 10 10 10] [10 10 10 ... 10 10 10]]	1
119	[[4 4 4 ... 4 4 4] [4 4 4 ... 4 4 4] [4 4 4 ... 4 4 4] ... [4 4 4 ... 4 4 4] [4 4 4 ... 4 4 4] [4 4 4 ... 4 4 4]]	0	[[999 ... 999] [999 ... 999] [999 ... 999] ... [999 ... 999] [999 ... 999] [999 ... 999]]	1
120	[[8 8 8 ... 8 8 8] [8 8 8 ... 8 8 8] [8 8 8 ... 8 8 8] ... [8 8 8 ... 8 8 8] [8 8 8 ... 8 8 8] [8 8 8 ... 8 8 8]]	0	[[11 11 11 ... 11 11 11] [11 11 11 ... 11 11 11] [11 11 11 ... 11 11 11] ... [9 9 10 ... 11 11 11] [9 9 10 ... 11 11 11] [9 9 10 ... 11 11 11]]	1

Dataset				
No.	Meningioma		Glioma	
	Matriks Pikselasi	Label	Matriks Pikselasi	Label
121	[[13 13 13 ... 13 13 13] [13 13 13 ... 13 13 13] [13 13 13 ... 13 13 13] ... [13 13 13 ... 13 13 13] [13 13 13 ... 13 13 13] [13 13 13 ... 13 13 13]]	0	[[11 11 11 ... 11 11 11] [11 11 11 ... 11 11 11] [11 11 11 ... 11 11 11] ... [11 11 11 ... 11 11 11] [11 11 11 ... 11 11 11] [11 11 11 ... 11 11 11]]	1
122	[[999 ... 899] [999 ... 899] [999 ... 899] ... [988 ... 899] [999 ... 899] [999 ... 888]]	0	[[222 ... 222] [222 ... 222] [222 ... 222] ... [222 ... 222] [222 ... 222] [222 ... 222]]	1
123	[[777 ... 777] [777 ... 777] [777 ... 777] ... [777 ... 777] [777 ... 777] [777 ... 777]]	0	[[10 10 10 ... 10 10 10] [10 10 10 ... 10 10 10] [10 10 10 ... 10 10 10] ... [10 10 10 ... 10 10 10] [10 10 10 ... 10 10 10] [10 10 10 ... 10 10 10]]	1
124	[[444 ... 444] [444 ... 444] [444 ... 444] ... [444 ... 444] [444 ... 444] [444 ... 444]]	0	[[10 10 10 ... 11 11 11] [10 10 10 ... 11 11 11] [10 10 10 ... 11 11 11] ... [10 10 10 ... 10 10 10] [10 10 10 ... 10 10 10] [10 10 10 ... 10 10 10]]	1
125	[[222 ... 222] [222 ... 222] [222 ... 222] ... [222 ... 222] [222 ... 222] [222 ... 222]]	0	[[12 12 12 ... 12 12 12] [12 12 12 ... 12 12 12] [12 12 12 ... 12 12 12] ... [12 12 12 ... 12 12 12] [12 12 12 ... 12 12 12] [12 12 12 ... 12 12 12]]	1
126	[[556 ... 666] [556 ... 666] [556 ... 666] ... [455 ... 666] [555 ... 666] [555 ... 666]]	0	[[10 10 10 ... 10 10 10] [10 10 10 ... 10 10 10] [10 10 10 ... 10 10 10] ... [10 10 10 ... 10 10 10] [10 10 10 ... 10 10 10] [10 10 10 ... 10 10 10]]	1
127	[[999 ... 999] [999 ... 999] [999 ... 999] ... [999 ... 999] [999 ... 999] [999 ... 999]]	0	[[11 11 11 ... 11 11 11] [11 11 11 ... 11 11 11] [11 11 11 ... 11 11 11] ... [11 11 11 ... 11 10 10] [11 11 11 ... 11 11 11] [11 11 11 ... 11 11 11]]	1
128	[[999 ... 999] [999 ... 999] [999 ... 910 10] ... [999 ... 999] [910 8 ... 999] [910 8 ... 999]]	0	[[11 11 11 ... 11 11 11] [11 11 11 ... 11 11 11] [11 11 11 ... 11 11 11] ... [11 11 11 ... 11 11 11] [11 11 11 ... 11 11 11] [11 11 11 ... 11 11 11]]	1
129	[[111 ... 110] [111 ... 110] [111 ... 110] ... [111 ... 110] [111 ... 111] [111 ... 100]]	0	[[10 10 10 ... 10 10 10] [10 10 10 ... 10 10 10] [10 10 10 ... 10 10 10] ... [10 10 10 ... 10 10 10] [10 10 10 ... 10 10 10] [10 10 10 ... 10 10 10]]	1
130	[[12 12 12 ... 12 12 12] [12 12 12 ... 12 12 12] [12 12 12 ... 12 12 12]]	0	[[333 ... 333] [333 ... 333] [333 ... 333]]	1

Dataset				
No.	Meningioma		Glioma	
	Matriks Pikselasi	Label	Matriks Pikselasi	Label
	... [12 12 12 ... 11 12 12] [12 11 11 ... 11 11 12] [12 11 11 ... 11 11 12]]		... [3 3 3 ... 3 3 3] [3 3 3 ... 3 3 3] [3 3 3 ... 3 3 3]]	
131	[[1 1 1 ... 1 1 1] [1 1 1 ... 1 1 1] [1 1 1 ... 1 1 1] ... [1 1 1 ... 1 1 1] [1 1 1 ... 1 1 1] [1 1 1 ... 1 1 1]]	0	[[ 8 9 10 ... 9 9 9] [ 9 10 10 ... 10 10 10] [ 9 10 11 ... 11 10 10] ... [ 9 9 10 ... 9 10 10] [ 9 10 10 ... 9 10 10] [ 9 10 10 ... 10 10 10]]	1
132	[[11 11 11 ... 11 11 11] [11 11 11 ... 11 11 11] [11 11 11 ... 11 11 11] ... [11 11 11 ... 11 11 11] [11 11 11 ... 11 11 11] [11 11 11 ... 11 11 11]]	0	[[444 ... 444] [444 ... 444] [444 ... 444] ... [444 ... 444] [444 ... 444] [444 ... 444]]	1
133	[[666 ... 666] [666 ... 666] [666 ... 666] ... [666 ... 666] [666 ... 666] [666 ... 666]]	0	[[11 11 11 ... 11 11 11] [11 11 11 ... 11 11 11] [11 11 11 ... 11 11 11] ... [11 11 11 ... 11 11 11] [11 11 11 ... 11 11 11] [11 11 11 ... 11 11 11]]	1
134	[[12 12 12 ... 11 11 11] [12 12 12 ... 11 11 11] [12 12 12 ... 11 12 12] ... [11 11 11 ... 11 11 11] [11 11 11 ... 11 11 11] [11 11 11 ... 11 11 11]]	0	[[11 11 11 ... 11 11 11] [11 11 11 ... 11 11 11] [11 11 11 ... 11 11 11] ... [11 11 11 ... 11 11 11] [11 11 11 ... 11 11 11] [11 11 11 ... 11 11 11]]	1
135	[[777 ... 777] [777 ... 777] [777 ... 777] ... [777 ... 777] [777 ... 777] [777 ... 777]]	0	[[222 ... 222] [222 ... 222] [222 ... 222] ... [222 ... 222] [222 ... 222] [222 ... 222]]	1
136	[[13 13 13 ... 13 13 13] [13 13 13 ... 13 13 13] [13 13 13 ... 13 13 13] ... [13 13 13 ... 12 12 12] [13 13 13 ... 12 12 12] [13 13 13 ... 12 12 12]]	0	[[333 ... 333] [333 ... 333] [333 ... 333] ... [333 ... 333] [333 ... 333] [333 ... 333]]	1
137	[[10 10 10 ... 10 10 10] [10 10 10 ... 10 10 10] [10 10 10 ... 10 10 10] ... [10 10 10 ... 10 10 10] [10 10 10 ... 10 10 10] [10 10 10 ... 10 10 10]]	0	[[888 ... 888] [888 ... 888] [888 ... 888] ... [999 ... 988] [888 ... 988] [888 ... 988]]	1
138	[[333 ... 333] [333 ... 333] [333 ... 333] ... [333 ... 333] [333 ... 333] [333 ... 333]]	0	[[333 ... 333] [333 ... 333] [333 ... 333] ... [333 ... 333] [333 ... 333] [333 ... 333]]	1
139	[[777 ... 777] [777 ... 777] [777 ... 777] ... [777 ... 777]]	0	[[333 ... 333] [333 ... 333] [333 ... 333] ... [333 ... 333]]	1

Dataset				
No.	Meningioma		Glioma	
	Matriks Pikselasi	Label	Matriks Pikselasi	Label
	[777 ... 777] [777 ... 777]]		[333 ... 333] [333 ... 333]]	
140	[[13 13 13 ... 13 13 13] [13 13 13 ... 13 13 13] [13 13 13 ... 13 13 13] ... [13 13 13 ... 13 13 13] [13 13 13 ... 13 13 13] [13 13 13 ... 13 13 13]]	0	[[222 ... 222] [222 ... 222] [222 ... 222] ... [222 ... 222] [222 ... 222] [222 ... 222]]	1
141	[[12 12 12 ... 12 12 12] [12 12 12 ... 12 12 12] [12 12 12 ... 12 12 12] ... [12 12 12 ... 12 12 12] [12 12 12 ... 12 12 12] [12 12 12 ... 12 12 12]]	0	[[333 ... 333] [333 ... 333] [333 ... 333] ... [333 ... 333] [333 ... 333] [333 ... 333]]	1
142	[[9 9 9 ... 9 9 9] [9 9 9 ... 9 9 9] [9 9 9 ... 9 9 9] ... [9 9 9 ... 10 9 9] [9 9 9 ... 9 9 9] [9 9 9 ... 9 9 9]]	0	[[333 ... 333] [333 ... 333] [333 ... 333] ... [333 ... 333] [333 ... 333] [333 ... 333]]	1
143	[[333 ... 333] [333 ... 333] [333 ... 333] ... [333 ... 333] [333 ... 333] [333 ... 333]]	0	[[10 10 10 ... 10 10 10] [10 10 10 ... 10 10 10] [10 10 10 ... 10 10 10] ... [10 10 10 ... 10 10 10] [10 10 10 ... 10 10 10] [10 10 10 ... 10 10 10]]	1
144	[[666 ... 655] [666 ... 666] [666 ... 666] ... [556 ... 666] [556 ... 555] [556 ... 555]]	0	[[10 10 10 ... 10 10 10] [10 10 10 ... 10 10 10] [10 10 10 ... 10 10 10] ... [10 10 10 ... 10 10 10] [10 10 10 ... 10 10 10] [10 10 10 ... 10 10 10]]	1
145	[[222 ... 222] [222 ... 222] [222 ... 222] ... [222 ... 222] [222 ... 222] [222 ... 222]]	0	[[13 13 13 ... 13 13 13] [13 13 13 ... 13 13 13] [13 13 13 ... 13 13 13] ... [13 13 13 ... 13 13 13] [13 13 13 ... 13 13 13] [13 13 13 ... 13 13 13]]	1
146	[[15 15 15 ... 14 14 14] [15 15 15 ... 14 14 14] [15 15 15 ... 14 14 14] ... [15 15 15 ... 14 14 14] [15 15 15 ... 14 14 14] [15 15 15 ... 14 14 14]]	0	[[444 ... 444] [444 ... 444] [444 ... 444] ... [444 ... 444] [444 ... 444] [444 ... 444]]	1
147	[[222 ... 222] [222 ... 222] [222 ... 222] ... [222 ... 222] [222 ... 222] [222 ... 222]]	0	[[000 ... 000] [000 ... 000] [000 ... 000] ... [000 ... 000] [000 ... 000] [000 ... 000]]	1
148	[[333 ... 333] [333 ... 333] [333 ... 333] ... [333 ... 333] [333 ... 333] [333 ... 333]]	0	[[11 11 11 ... 11 11 11] [11 11 11 ... 11 11 11] [11 11 11 ... 11 11 11] ... [10 11 11 ... 11 12 12] [11 11 11 ... 11 11 11] [11 11 11 ... 11 11 11]]	1

Dataset				
No.	Meningioma		Glioma	
	Matriks Pikselasi	Label	Matriks Pikselasi	Label
149	[[1 1 1 ... 1 1 1] [1 1 1 ... 1 1 1] [1 1 1 ... 1 1 1] ... [1 1 1 ... 1 1 1] [1 1 1 ... 1 1 1] [1 1 1 ... 1 1 1]]	0	[[10 10 10 ... 10 10 10] [10 10 10 ... 10 10 10] [10 10 10 ... 10 10 10] ... [10 10 10 ... 10 10 10] [10 10 10 ... 10 10 10] [10 10 10 ... 10 10 10]]	1
150	[[10 10 10 ... 10 10 10] [10 10 10 ... 10 10 10] [10 10 10 ... 10 10 10] ... [10 10 10 ... 10 10 10] [10 10 10 ... 10 10 10] [10 10 10 ... 10 10 10]]	0	[[11 11 11 ... 11 11 11] [11 11 11 ... 11 11 11] [11 11 11 ... 11 11 11] ... [11 11 11 ... 11 11 11] [11 11 11 ... 11 11 11] [11 11 11 ... 11 11 11]]	1
151	[[1 1 1 ... 1 1 1] [1 1 1 ... 1 1 1] [1 1 1 ... 1 1 1] ... [1 1 1 ... 1 1 1] [1 1 1 ... 1 1 1] [1 1 1 ... 1 1 1]]	0	[[2 2 2 ... 2 2 2] [2 2 2 ... 2 2 2] [2 2 2 ... 2 2 2] ... [2 2 2 ... 2 2 2] [2 2 2 ... 2 2 2] [2 2 2 ... 2 2 2]]	1
152	[[0 0 0 ... 0 0 0] [0 0 0 ... 0 0 0] [0 0 0 ... 0 0 0] ... [0 0 0 ... 0 0 0] [0 0 0 ... 0 0 0] [0 0 0 ... 0 0 0]]	0	[[5 5 5 ... 5 5 5] [5 5 5 ... 5 5 5] [5 5 5 ... 5 5 5] ... [5 5 5 ... 5 5 5] [5 5 5 ... 5 5 5] [5 5 5 ... 5 5 5]]	1
153	[[13 13 13 ... 13 13 12] [13 13 13 ... 13 13 12] [13 13 13 ... 13 13 12] ... [12 12 12 ... 12 12 12] [12 12 12 ... 12 12 12] [12 12 12 ... 12 12 12]]	0	[[4 4 4 ... 4 4 4] [4 4 4 ... 4 4 4] [4 4 4 ... 4 4 4] ... [4 4 4 ... 4 4 4] [4 4 4 ... 4 4 4] [4 4 4 ... 4 4 4]]	1
154	[[10 10 10 ... 10 10 10] [10 10 10 ... 10 10 10] [10 10 10 ... 10 10 10] ... [10 10 10 ... 10 10 10] [10 10 10 ... 10 10 10] [10 10 10 ... 10 10 10]]	0	[[3 3 3 ... 3 3 3] [3 3 3 ... 3 3 3] [3 3 3 ... 3 3 3] ... [3 3 3 ... 3 3 3] [3 3 3 ... 3 3 3] [3 3 3 ... 3 3 3]]	1
155	[[2 2 2 ... 2 2 2] [2 2 2 ... 2 2 2] [2 2 2 ... 2 2 2] ... [2 2 2 ... 2 2 2] [2 2 2 ... 2 2 2] [2 2 2 ... 2 2 2]]	0	[[0 0 0 ... 0 0 0] [0 0 0 ... 0 0 0] [0 0 0 ... 0 0 0] ... [0 0 0 ... 0 0 0] [0 0 0 ... 0 0 0] [0 0 0 ... 0 0 0]]	1
156	[[8 8 8 ... 8 8 8] [8 8 8 ... 8 8 8] [8 8 8 ... 8 8 8] ... [8 8 8 ... 8 8 8] [8 8 8 ... 8 8 8] [8 8 8 ... 8 8 8]]	0	[[10 10 10 ... 10 10 10] [11 11 11 ... 10 10 10] [11 11 11 ... 11 10 10] ... [10 10 10 ... 10 10 10] [10 10 10 ... 10 10 10] [10 10 10 ... 10 10 10]]	1
157	[[2 2 2 ... 2 2 2] [2 2 2 ... 2 2 2] [2 2 2 ... 2 2 2] ... [2 2 2 ... 2 2 2] [2 2 2 ... 2 2 2] [2 2 2 ... 2 2 2]]	0	[[4 4 4 ... 4 4 4] [4 4 4 ... 4 4 4] [4 4 4 ... 4 4 4] ... [4 4 4 ... 4 4 4] [4 4 4 ... 4 4 4] [4 4 4 ... 4 4 4]]	1
158	[[10 10 10 ... 10 10 10] [10 10 10 ... 10 10 10] [10 10 10 ... 10 10 10]]	0	[[11 11 11 ... 11 11 11] [11 11 11 ... 11 11 11] [11 11 11 ... 11 11 11]]	1

Dataset				
No.	Meningioma		Glioma	
	Matriks Pikselasi	Label	Matriks Pikselasi	Label
	... [10 10 10 ... 10 10 10] [10 10 10 ... 10 10 10] [10 10 10 ... 10 10 10]]		... [11 11 11 ... 12 11 11] [11 11 11 ... 11 11 11] [11 11 11 ... 11 11 11]]	
159	[[13 13 13 ... 13 13 13] [13 13 13 ... 13 13 13] [13 13 13 ... 13 13 13] ... [13 13 13 ... 13 13 13] [13 13 13 ... 13 13 13] [13 13 13 ... 13 13 13]]	0	[[000 ... 000] [000 ... 000] [000 ... 000] ... [000 ... 000] [000 ... 000] [000 ... 000]]	1
160	[[14 14 14 ... 12 12 12] [14 14 13 ... 12 12 12] [14 13 13 ... 12 12 12] ... [12 12 12 ... 12 12 12] [12 12 12 ... 12 12 12] [12 12 12 ... 12 12 12]]	0	[[000 ... 000] [000 ... 000] [000 ... 000] ... [000 ... 000] [000 ... 000] [000 ... 000]]	1
161	[[3 3 3 ... 3 3 3] [3 3 3 ... 3 3 3] [3 3 3 ... 3 3 3] ... [3 3 3 ... 3 3 3] [3 3 3 ... 3 3 3] [3 3 3 ... 3 3 3]]	0	[[444 ... 444] [444 ... 444] [444 ... 444] ... [444 ... 444] [444 ... 444] [444 ... 444]]	1
162	[[444 ... 444] [444 ... 444] [444 ... 444] ... [444 ... 444] [444 ... 444] [444 ... 444]]	0	[[444 ... 444] [444 ... 444] [444 ... 444] ... [444 ... 444] [444 ... 444] [444 ... 444]]	1
163	[[444 ... 444] [444 ... 444] [444 ... 444] ... [444 ... 444] [444 ... 444] [444 ... 444]]	0	[[333 ... 333] [333 ... 333] [333 ... 333] ... [333 ... 333] [333 ... 333] [333 ... 333]]	1
164	[[14 14 14 ... 13 13 13] [14 14 13 ... 13 13 13] [13 13 13 ... 13 13 13] ... [13 13 13 ... 12 12 12] [13 13 13 ... 13 13 12] [13 13 13 ... 13 13 12]]	0	[[000 ... 000] [000 ... 000] [000 ... 000] ... [000 ... 000] [000 ... 000] [000 ... 000]]	1
165	[[3 3 3 ... 3 3 3] [3 3 3 ... 3 3 3] [3 3 3 ... 3 3 3] ... [3 3 3 ... 3 3 3] [3 3 3 ... 3 3 3] [3 3 3 ... 3 3 3]]	0	[[000 ... 000] [000 ... 000] [000 ... 000] ... [000 ... 000] [000 ... 000] [000 ... 000]]	1
166	[[13 13 13 ... 12 12 12] [13 13 13 ... 12 12 12] [13 13 13 ... 12 12 12] ... [12 12 12 ... 12 12 12] [12 12 12 ... 12 12 12] [12 12 12 ... 12 12 12]]	0	[[10 11 12 ... 10 10 10] [10 11 12 ... 10 10 10] [10 11 12 ... 10 10 10] ... [10 10 10 ... 8 8 8] [10 10 10 ... 10 9 9] [10 10 10 ... 10 10 10]]	1
167	[[10 10 9 ... 9 9 9] [10 10 10 ... 9 9 9] [10 10 10 ... 9 9 9] ... [9 9 9 ... 9 10 10]	0	[[12 12 12 ... 13 12 12] [12 12 13 ... 14 14 14] [12 13 13 ... 13 13 13] ... [12 12 13 ... 13 13 13]	1



Dataset				
No.	Meningioma		Glioma	
	Matriks Pikselasi	Label	Matriks Pikselasi	Label
	[9 9 9 ... 9 9 9] [9 9 9 ... 9 9 9]]		[12 12 12 ... 13 12 12] [12 12 12 ... 13 12 12]]	
168	[[777 ... 777] [777 ... 777] [777 ... 777] ... [777 ... 777] [777 ... 777] [777 ... 777]]	0	[[11 11 11 ... 11 11 11] [11 11 11 ... 11 11 11] [11 11 11 ... 11 11 11] ... [11 11 11 ... 11 11 11] [11 11 11 ... 11 11 11] [11 11 11 ... 11 11 11]]	1
169	[[8 9 10 ... 9 9 9] [8 9 10 ... 9 9 9] [8 9 10 ... 9 9 9] ... [9 9 9 ... 10 9 9] [9 9 9 ... 9 9 9] [9 9 9 ... 9 9 9]]	0	[[10 10 10 ... 10 10 10] [10 10 10 ... 10 10 10] [10 10 10 ... 10 10 10] ... [10 10 10 ... 10 10 10] [10 10 10 ... 10 10 10] [10 10 10 ... 10 10 10]]	1
170	[[13 13 13 ... 13 13 13] [13 13 13 ... 13 13 13] [13 13 13 ... 13 13 13] ... [13 13 13 ... 13 13 13] [12 12 12 ... 13 13 13] [12 12 12 ... 13 13 13]]	0	[[17 17 17 ... 17 17 17] [17 17 17 ... 17 17 17] [17 17 17 ... 17 17 17] ... [17 17 17 ... 17 17 17] [17 17 17 ... 17 17 17] [17 17 17 ... 17 17 17]]	1