



DETEKSI TUMOR OTAK PADA CITRA *MAGNETIC RESONANCE IMAGING (MRI) BRAIN* DENGAN METODE *SUPPORT VECTOR MACHINE (SVM)*

Hervina BR Tarigan¹, Donny Kristanto Mulyantoro², Dwi Rochmayanti³

^{1,2,3} Program Studi Imaging Diagnostik Program Magister Terapan, Pascasarjana, Poltekkes Kemenkes Semarang, Indonesia
hervinatarigan@gmail.com

Abstrak

Latar Belakang: Melihat jumlah kejadian tumor ganas Brain yang terus meningkat, selain itu kelemahan metode manual memerlukan keterampilan secara akurat dengan memilih daerah abnormal, yang akan memakan waktu. Oleh karena itu perlu adanya peningkatan metode pengembangan software deteksi otomatis, sebagai pelengkap dalam modalitas MRI Brain di Radiologi. Maka pada penelitian ini memberikan solusi suatu metode algoritma machine learning yang diusulkan adalah deteksi otomatis jinak dan ganas dengan ekstraksi fitur akan diklasifikasi dengan baik oleh Support Vector Machine. Tujuan: Menganalisis perbedaan hasil bacaan citra MRI Brain software Support Vector Machine dengan hasil Ekspertise Radiolog dalam mendeteksi tumor jinak dan ganas. Metode: Penelitian quasi eksperimen dengan citra radiografi MRI Brain. Membangun Machine learning Support Vector Machine melalui program matlab. Pengujian Support Vector Machine dilakukan dengan mengukur akurasi, sensitivitas, spesifisitas, Nilai prediksi positif dan Negatif. Sampel digunakan berjumlah 180 citra mammogram. Analisis data menggunakan uji diagnostik dengan uji statistik Wilcoxon. Hasil: Penelitian membuktikan dari 180 sampel diperoleh kinerja model Support Vector Machine baik dalam mendeteksi tumor Brain pada citra MRI Brain dengan nilai akurasi sebesar 97,77%, sensitivitas sebesar 95,00%, spesifisitas sebesar 99,16%, NPP sebesar 98,27% dan nilai NPN sebesar 95,00% serta terdapat kesamaan hasil Machine learning dengan hasil Ekspertise Radiolog. Kesimpulan: Terdapat kesamaan hasil bacaan citra MRI Brain dalam mendeteksi tumor Brain antara Support Vector Machine (SVM) dengan hasil Ekspertise Radiolog dengan nilai p-value ($p > 0,05$) sebesar 0,898, dengan makna ketika machine learning diterapkan dipopulasi, maka machine learning memberikan angka ketepatan yang tinggi dalam memprediksi.

Kata Kunci: *Tumor Brain, MRI Brain, Gray Level Co-Occurrence Matrix, Support Vector Machine, Deteksi Otomatis.*

Abstract

Background: Seeing the increasing number of malignant Brain tumors, in addition to the weakness of the manual method requires accurate skills by selecting abnormal areas, which will take time. Therefore, it is necessary to improve the method of developing automatic detection software, as a complement to the MRI Brain modality in Radiology. So in this study, a solution is provided for a proposed machine learning algorithm method, namely automatic detection of benign and malignant with feature extraction which will be classified well by Support Vector Machine. Objective: Analyzing the differences in the results of MRI Brain image readings using Support Vector Machine software with the results of Radiology Expertise in detecting benign and malignant tumors. Method: Quasi-experimental research with MRI Brain radiographic images. Building Machine learning Support Vector Machine through the matlab program. Support Vector Machine testing is carried out by measuring accuracy, sensitivity, specificity, positive and negative predictive values. The sample used was 180 mammogram images. Data analysis used a diagnostic test with the Wilcoxon statistical test. Results: The study proved that from 180 samples, the performance of the Support Vector Machine model was good in detecting brain tumors in MRI brain images with an accuracy value of 97.77%, sensitivity of 95.00%, specificity of 99.16%, NPP of 98.27% and NPN value of 95.00% and there were similarities between the results of machine learning and the results of radiologist expertise. Conclusion: There are similarities the results of reading MRI Brain images in detecting Brain tumors between Support Vector Machine (SVM) and the results of Radiologist Expertise with a p-value ($p > 0.05$) of 0.898, meaning that when machine learning is applied to the population, machine learning provides a high accuracy rate in predicting.

Keywords: *Brain Tumor, MRI Brain, Gray Level Co-Occurrence Matrix, Support Vector Machine, Automatic Detection.*

@Jurnal Ners Prodi Sarjana Keperawatan & Profesi Ners FIK UP 2025

✉ Corresponding author :

Address : Poltekkes Kemenkes Semarang

Email : hervinatarigan@gmail.com

PENDAHULUAN

Tumor otak merupakan istilah umum yang digunakan untuk segala pembengkakan atau benjolan yang disebabkan oleh apa pun baik oleh pertumbuhan jaringan baru maupun adanya pengumpulan cairan seperti kista atau benjolan yang berisi darah akibat benturan pada otak. Namun, istilah tumor umumnya digunakan untuk menyatakan adanya benjolan yang disebabkan oleh pertumbuhan jaringan baru, tetapi bukan radang. Pertumbuhannya dapat digolongkan sebagai ganas (malignan) atau jinak (benign). Tumor jinak memiliki ciri-ciri tumbuh secara terbatas, memiliki selubung, tidak menyebar dan bila dioperasi dapat dikeluarkan secara utuh sehingga dapat sembuh sempurna, sedangkan tumor ganas memiliki ciri-ciri yaitu dapat menyusup ke jaringan sekitarnya, dan sel kanker dapat ditemukan pada pertumbuhan tumor tersebut. Perlu dikenalnya tumor jinak dan ganas karena tumor ganas akan menjadi kanker yang merupakan salah satu penyebab utama kematian sejak dekade terakhir. Jika kanker dapat dideteksi sejak dini, pilihan pengobatan dan kemungkinan sembuh total akan meningkat (Institute NC., 2022).

Besaran prevalensi yang ditunjukkan dari kasus tumor otak yang terjadi berdasarkan Pusat Data dan Informasi Kemenkes RI, Di tahun 2022 menyatakan bahwa di Amerika dan Eropa, insidensi kanker otak meningkat dari 17.6/100.000 sampai 22.0/100.000 populasi dimana sekitar 18.500 kasus baru tumor otak primer didiagnosis tiap tahun di Amerika dan kasus tersebut memiliki angka kematian yang cukup tinggi sebesar 3% untuk 5 tahun survival rate. Di Republik Indonesia pada tahun 2022 sebanyak 10.004 kasus kanker otak didiagnosis dari populasi 49,9 juta penduduk dimana 601 kasus (6%) berkembang pada anak-anak di bawah usia 19 tahun. Insiden pada laki-laki sebesar 38,6% dan pada wanita sebesar 61,4 %. Insidensi tumor otak jinak adalah sebesar 71% dan tumor otak jinak ini berkembang dua kali lebih sering pada wanita dibandingkan pada laki-laki. Insiden berdasarkan lokasi asalnya (tumor origin) yaitu pada meninges (33%), parenkim otak (29,8%), bagian sellar (21,8%), nervus spinalis dan cranialis (15,4%) (IK., 2021). Melihat jumlah kejadian kanker otak yang terus meningkat, maka begitu pentingnya kanker otak untuk di deteksi dini (Michael et al., 2021). Kanker otak dengan tumor ganas menurut American College of Radiology (ACR) berdasarkan BI-RADS Descriptor, dapat ditandai karakteristik tumor ganas seperti bentuk dengan Irregular, lobulated, architectural distortion, dan batas tepi Microlobulated, spiculated, obscured, ill-defined, serta densitas High. Kanker otak sangat penting dideteksi guna menentukan tindak lanjut

penanganan untuk penderita kanker (Halls SB, 2019). Maka dalam pendeteksian tumor otak berbagai teknik pencitraan digunakan untuk diagnosis kanker terkhusus modalitas pencitraan yang umum digunakan adalah Magnetic Resonance Imaging (MRI).

Sebagai modalitas pencitraan yang terbukti dan efektif, Magnetic Resonance Imaging (MRI) adalah suatu teknik pencitraan medis dalam pemeriksaan diagnostik radiologi, yang menghasilkan rekaman citra potongan penampang tubuh atau organ manusia dengan menggunakan medan magnet dan resonansi getaran pada inti atom hidrogen. Teknologi ini memanfaatkan sifat atom hidrogen, dikarenakan pada sebagian besar tubuh manusia, terdapat atom hidrogen, lalu sinyal Radiofrekuensi (RF) diserap oleh tubuh ketika medan elektromagnetik dipancarkan. Modalitas ini sering digunakan untuk mengidentifikasi adanya keabnormalan pada brain seperti tumor dan kanker. Magnetic Resonance Imaging (MRI) memberikan sensitivitas tinggi pada brain dan demonstrasi kalsifikasi mikro yang sangat baik, itu sangat menunjukkan pendeteksian awal kanker. Sementara itu pencitraan Magnetic Resonance Imaging (MRI) juga tidak menggunakan sinar-X sehingga tidak terdapat radiasi jika diterapkan untuk screening. Sehingga Magnetic Resonance Imaging (MRI) menjadi alat yang terbaik dalam dunia Radiologis untuk deteksi tumor dan kanker otak (Soesanti I et al., 2011). Identifikasi tumor otak utamanya digunakan untuk mendiagnosis, memantau pasien, perencanaan pengobatan, perencanaan pembedahan dan perencanaan radioterapi. Pendiagnosa dapat mengidentifikasi tumor otak melalui bentuk serta tekstur tumor pada gambar MRI. Tumor otak kemudian diklasifikasikan menjadi tumor jinak atau tumor ganas (Havaei, 2018).

Meningkatnya kendala dalam menganalisa pendeteksian tumor pada Magnetic Resonance Imaging (MRI) maka dibutuhkan keahlian di bidang radiologi. Hal ini meningkatkan minat dalam mengembangkan sistem deteksi otomatis berdasarkan metode Machine Learning (ML). Oleh karena itu, model ML pada teknologi yang sederhana, akurat, dan cepat diharapkan dapat membantu mengatasi masalah dan memberikan bantuan tepat waktu kepada pasien (Correspondence, 2020). ML mampu mengenali pengembangan algoritma pada citra digital dan membuat prediksi diagnosis ahli dengan menggunakan salah satu model ML menjadi pengembangan. Karena ketepatan diagnosis tumor otak diperlukan, untuk meningkatkan tingkat diagnosis, sistem berbantuan komputer dikembangkan untuk membantu mendapatkan diagnosis yang lebih handal dan lebih baik (Holland, 2018).

Meningkatnya kendala dalam menganalisa pendeteksian tumor dan kanker pada Magnetic Resonance Imaging (MRI) maka dibutuhkan keahlian di bidang radiologi. Hal ini meningkatkan minat dalam mengembangkan sistem deteksi otomatis berdasarkan metode Machine Learning (ML). Oleh karena itu, model ML pada teknologi yang sederhana, akurat, dan cepat diharapkan dapat membantu mengatasi masalah dan memberikan bantuan tepat waktu kepada pasien (Correspondence, 2020). ML mampu mengenali pengembangan algoritma pada citra digital dan membuat prediksi diagnosis ahli dengan menggunakan salah satu model ML menjadi pengembangan yaitu, segmentasi dan kalkulasi total tumor. Karena ketepatan diagnosis tumor otak diperlukan, untuk meningkatkan tingkat diagnosis, sistem berbantuan komputer dikembangkan untuk membantu mendapatkan diagnosis yang lebih handal dan lebih baik. Oleh karena itu perlu adanya suatu proses ekstraksi fitur (Holland, 2018).

Ekstraksi fitur adalah proses pengambilan ciri sebuah objek yang dapat menggambarkan karakteristik dari objek tersebut sehingga memegang peranan penting dalam pengolahan citra medis (Reddy, 2019). Ekstraksi fitur suatu pengambilan ciri (feature) dari suatu bentuk yang nantinya nilai yang didapatkan akan dianalisis untuk proses selanjutnya. Ekstraksi fitur (Feature Extraction) bertujuan untuk mencari daerah fitur yang signifikan pada gambar tergantung pada karakteristik intrinsik dan aplikasinya. Wilayah tersebut dapat didefinisikan dalam lingkungan global atau lokal dan dibedakan oleh bentuk, tekstur, ukuran, intensitas, sifat statistik, dan sebagainya. Feature extraction dilakukan dengan cara menghitung jumlah titik atau pixels yang ditemui dalam setiap pengecekan, dimana pengecekan dilakukan dalam berbagai arah tracing pengecekan pada koordinat kartesian dari citra digital yang dianalisis, yaitu vertikal, horizontal, diagonal kanan, dan diagonal kiri. Dalam ekstraksi fitur dilakukan terlebih dahulu proses segmentasi yang merupakan proses mempartisi citra digital menjadi beberapa sub-region sehingga memegang peranan penting dalam pengolahan citra medis. Segmentasi citra digunakan untuk mengekstrak Region of Interest (ROI) dan batas-batasnya dari citra. Terdapat beberapa penelitian yang mengembangkan suatu software untuk ekstraksi fitur tumor secara tepat diantaranya penelitian menurut Biswajit (2017), menyatakan bahwa ekstraksi fitur memiliki berbagai macam teknik salah satu yang diteliti adalah membandingkan Teknik Principal Componen Analisis dengan Teknik ekstraksi fitur Gray-Level Co-Occurrence Matrix, dimana diantaranya yang paling maksimal dalam memberikan pola informasi atau pengaturan struktur yang ditemukan dalam suatu gambar

adalah Teknik Gray-Level Co-Occurrence Matrix (Biswajit, 2017). Sedangkan menurut Gajendra (2020), pada penelitiannya dengan menggunakan Teknik Principal Componen Analisis, Gray-Level Co-Occurrence Matrix dan teknik Support Vector Machine (SVM), dimana pada hasil penelitiannya teknik Gray-Level Co-Occurrence Matrix sangat akurat dipadukan dengan Support Vector Machine (SVM), karena lebih baik dalam mencari daerah fitur yang signifikan pada gambar dan karakteristik intrinsiknya (Gajendra, 2020). Dalam penelitian Priya (2019), menyatakan bahwa berbagai macam teknik dan keterbatasannya salah satu yang diteliti adalah Thresholding memiliki keterbatasan tidak cukup memisahkan noise, selain itu terdapat teknik Region yang memiliki keterbatasan dengan menghasilkan kontras yang kurang baik serta teknik Active Contour dengan keterbatasan waktu yang relatif lama (Priya, Indah, 2019). Dalam penelitian Nurul (2022), menggunakan program K- Means Clustering dengan memiliki kekurangan tidak mampu mengenali gambar dengan pixel rendah. Sedangkan menurut Mohammed (2018), pada penelitiannya yang membandingkan antara segmentasi Fuzzy C-mean, Support Vector Machine (SVM), dan Gray Level Co-Occurrence Matrix (GLCM) dengan hasil ketiga algoritma tersebut hampir relatif sama dalam pendeteksian area abnormal kanker, tetapi pengoperasian Gray Level Co-Occurrence Matrix (GLCM) dalam Support Vector Machine (SVM) relatif jauh lebih cepat (Kamil & Salih, 2019). Serta pada penelitian Gajendra (2020), dalam hasil penelitiannya bahwa teknik algoritma Gray Level Co-Occurrence Matrix (GLCM) mampu mendeteksi batas otomatis dan texture, membantu dokter dalam menganalisis lesi dalam waktu yang singkat dan mencegah dilakukannya biopsi serta bentuk kontur atau batas dapat menggambarkan lesi ganas dan jinak (Gajendra, 2020).

Dari pertimbangan berdasarkan penelitian ekstraksi fitur terdahulu, Gray Level Co-Occurrence Matrix (GLCM) menjadi teknik yang lebih baik, dimana Gray Level Co-Occurrence Matrix (GLCM) merupakan suatu metode yang digunakan untuk analisis tekstur atau ekstraksi ciri. Teknik pada Gray Level Co- occurrence Matrix (GLCM) merupakan salah satu teknik tertua untuk analisis tekstur, Tingkat Abu-abu Matriks Co-Occurrence memiliki dua parameter penting yaitu jarak dan arah. Metode ekstraksi fitur GLCM merupakan matriks yang menggambarkan frekuensi kemunculan dua piksel dengan intensitas tertentu pada jarak d dan orientasi sudut θ dalam suatu gambar, jarak direpresentasikan dalam piksel dan sudut direpresentasikan dalam derajat. Gray Level Co-Occurrence Matrix (GLCM) memiliki banyak keunggulan yaitu selain ekstraksi ciri dengan baik dan mempartisi area abnormal, juga mampu

mengatasi masalah ketidakjelasan batas-batas dan tingkat gray scale dan mendeteksi beberapa jaringan yang tumpang tindih dan area homogen yang signifikan serta dalam penilaian ekstraksi fitur yang sangat baik. Gray Level Co-Occurrence Matrix (GLCM) juga dapat menjadi solusi untuk permasalahan identifikasi tumor pada tumor otak. Kompleksnya fitur pada gambar Magnetic Resonance Imaging (MRI) menimbulkan banyak nilai atribut yang harus didapatkan untuk meningkatkan akurasi pada saat identifikasi tumor dan kanker. GLCM dengan metode ekstraksi menggunakan 4 fitur statistik yaitu kontras (ukuran keberadaan variasi aras keabuan piksel citra), korelasi (menyatakan ukuran ketergantungan linear derajat keabuan citra), energi (ukuran homogenitas dari suatu citra) dan homogenitas (keseragaman intensitas keabuan pada citra) serta metode klasifikasi yang cocok untuk meningkatkan performa dalam klasifikasi normal, tumor jinak dan tumor ganas adalah Support Vector Machine (SVM) (Wisudawati, 2021).

Didalam program Support Vector Machine (SVM) terdapat tambahan Ekstraksi fitur berupa proses pengambilan ciri sebuah objek yang dapat menggambarkan karakteristik dari objek tersebut dari Gray Level Co-Occurrence Matrix (GLCM) akan diklasifikasi dengan baik oleh Support Vector Machine (SVM) yang merupakan sebuah algoritma yang bekerja dengan cara mencari hyperplane (batas keputusan) terbaik yang berfungsi sebagai pemisah dua buah kelas data pada ruang input. Salah satu keuntungan dari SVM adalah bahwa kita dapat meningkatkan kinerja dengan memilih kernel yang sesuai. Support Vector Machine (SVM) memiliki banyak keunggulan yaitu dengan mengklasifikasi fitur dengan sangat baik dan ruang hipotesis yang terdiri dari fungsi-fungsi linier dalam sebuah ruang fitur (feature space) berdimensi tinggi. Proses latih algoritma pembelajarannya dengan proses optimasi dimana learning bias

diimplementasikan. SVM memiliki unjuk kerja yang baik untuk diimplementasikan pada bioinformatics, pengenalan, tekstur, klasifikasi dan bekerja untuk mencari hyperplane atau fungsi pemisah (decision boundary) terbaik untuk memisahkan dua buah kelas atau lebih pada ruang input. Hiperplane dapat berupa line atau garis pada dua dimensi dan dapat berupa flat plane pada multiple plane. serta cocok untuk ruang dimensi tinggi, efektif untuk kasus dimana jumlah dimensi lebih besar dari jumlah sampel, hemat memori, karena menggunakan training point dari fungsi keputusan (support vector), bekerja relatif baik ketika ada margin pemisahan yang jelas

antar kelas pada pengoperasian relatif lebih cepat dibanding teknik lainnya, waktu eksekusi 2 kali lebih cepat dibanding komputasi serial (Wisudawati, 2021). Melihat jumlah kejadian tumor ganas otak yang terus meningkat, namun pekerjaan manual untuk diagnosis ini sangat membutuhkan ketelitian, selain itu kelemahan metode manual memerlukan keterampilan secara akurat dengan memilih daerah abnormal, yang akan memakan waktu (Abbas et al., 2015). Serta pada struktur otak yang sangat kompleks juga memberikan kesulitan tersendiri dalam identifikasi kanker, dengan tingkat gray level, texture, warna, tepi, motion dan distribusi sinyal yang tidak merata sangat menyulitkan dalam pendeteksian. Ditambah dengan gambaran tumor sering ditutupi oleh jaringan padat sehingga tidak sensitif pada perbedaan densitas yang kurang tegas antara tumor dan jaringan normal (Amalia et al., 2018). Maka hal ini mendasari kesulitan Radiolog dalam menetapkan ukuran tumor dan penentuan tumor jinak dan ganas.

Oleh karena itu perlu adanya suatu usulan peningkatan metode pengembangan software deteksi otomatis, sebagai pelengkap dalam modalitas Magnetic Resonance Imaging (MRI) di Rumah Sakit untuk membantu khususnya di Radiologi. Maka pada penelitian ini memberikan solusi suatu software Support Vector Machine (SVM) pengolahan citra digital untuk membedakan tumor jinak dan tumor ganas dengan menggunakan proses ekstraksi fitur, dalam penelitian ini penulis akan mengkaji hasil akurasi antara metode algoritma machine learning dibandingkan dengan hasil pemeriksaan Hasil Ekspertise Radiolog dalam mendiagnosis tumor. Diharapkan dari hasil penelitian ini menggunakan metode algoritma machine learning yang dibangun dapat membuat suatu prediksi diagnosis yang sama dengan hasil Hasil Ekspertise Radiolog agar dapat menunjang diagnosis tumor menjadi lebih akurat, cepat, tepat dan efisien waktu.

Berdasarkan uraian diatas maka metode algoritma machine learning yang diusulkan adalah deteksi otomatis jinak dan ganas dengan ekstraksi fitur dari GLCM akan diklasifikasi dengan baik oleh SVM. Hasil membedakan tumor jinak dan tumor ganas. Machine learning dengan metode GLCM dimasukkan di dalam program SVM diharapkan mampu mengekstrak fitur secara otomatis tumor pada hasil citra digital Magnetic Resonance Imaging (MRI) dengan kinerja yang baik dan optimal dan diklasifikasikan fiturnya dengan baik oleh SVM dalam mendeteksi tumor otak jinak dan ganas

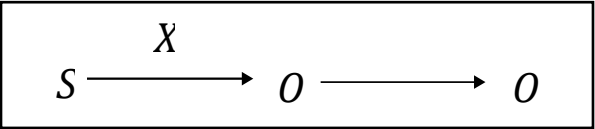
METODE

Berikut kerangka konsep penelitian ini dapat di ilustrasikan dengan gambar sebagai berikut:

Gambar 1. Kerangka Konsep

Jenis penelitian ini merupakan penelitian quasi eksperimen dengan rancangan Post-test Only Control Group Design (Abbas et al., 2015). Penelitian ini akan dianalisis dengan komparasi penilaian menggunakan software pengolahan citra digital dalam mendeteksi tumor otak sehingga didapatkan nilai sensitivitas, spesifisitas, nilai prediksi positif, nilai prediksi negatif dan nilai akurasi. Sumber data penelitian menggunakan data sekunder dari citra dicom dan rekam medis yang mempunyai klinis tumor otak.

Subyek penelitian ini adalah citra MRI dengan klinis Susp. Tumor Otak dengan membandingkan hasil kombinasi software Support Vector Machine (SVM) dengan hasil Hasil Ekspertise Radiolog. Berikut desainnya.



Gambar 2 Desain Penelitian

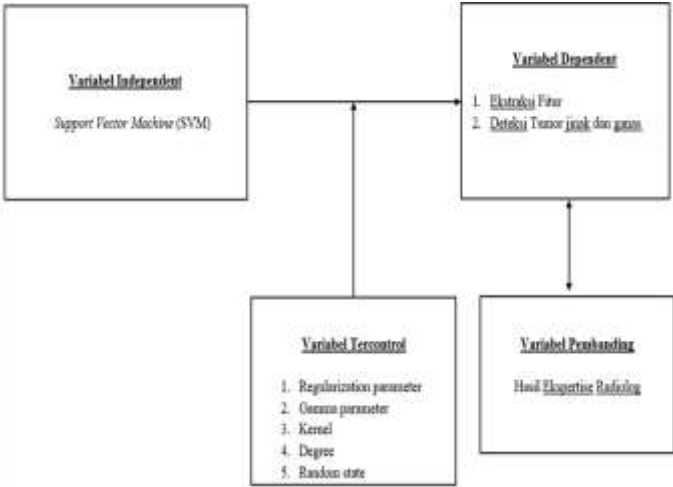
Populasi target pada penelitian adalah citra MRI dengan kasus Susp. Tumor Otak di Instalasi Radiologi RSUP Persahabatan Jakarta Timur, sedangkan populasi terjangkau nya adalah populasi target yang memenuhi kriteria inklusi dan eksklusi sebagai berikut:

- a. Kriteria Inklusi
Citra MRI dengan kasus Susp. Tumor Otak di RSUP Persahabatan Jakarta Timur
- b. Kriteria eksklusi
 - 1) Citra MRI dengan kasus selain Susp. Tumor Otak.
 - 2) Citra MRI pada kasus Susp. Tumor Otak dengan modifikasi parameter pemeriksaan.

Pemilihan sampel pada penelitian ini termasuk ke dalam kelompok pemilihan sampel non-probability sampling, dengan menggunakan teknik purposive sampling dimana peneliti memilih sampel penelitian berdasarkan pertimbangan subyektif dan praktis sesuai dengan tujuan penelitian yang dikehendaki.

Dengan demikian jumlah sampel atau data uji yang akan digunakan pada penelitian adalah 180 citra digital MRI Brain. Sedangkan untuk data latihnya sebesar 720 citra digital MRI Brain. Dengan demikian seluruh jumlah data yang digunakan sebanyak 900 data citra digital MRI Brain karena merupakan jumlah populasi pemeriksaan MRI Brain potongan axial menggunakan sequence T2 FAT SAT (Baik dalam menekan lemak dan jaringan lunak) dengan Susp.

Tumor mammae dalam jangka 1 tahun terakhir di RSUP Persahabatan Jaktim. Untuk persentase data



yang tergolong normal, tumor ganas dan tumor jinak disesuaikan hasil dari program karena data yang di ambil berupa data citra suspek tumor Brain, jadi untuk persentasenya tidak ditentukan (Amalia et al., 2018)

Teknik pengolahan data dilakukan melalui tahap sebagai berikut:

- a. Editing, yaitu untuk memastikan bahwa data yang diperoleh sudah lengkap, jelas, relevan dan konsisten dengan cara mengkoreksi data yang telah diperoleh.
- b. Coding, yaitu memberi tanda atau simbol berupa angka pada hasil penilaian citra untuk pengkategorian variabel dalam pengolahan komputer.
- c. Entring, yaitu memasukkan data-data dari hasil pengukuran dan klasifikasi kanker otak yang telah diberi kode, diteruskan dengan melakukan pengukuran menggunakan komputerisasi.
- d. Tabulating, yaitu menyusun dan menghitung data hasil penelitian untuk disajikan dalam tabel agar mudah dibaca dan dianalisa.
- e. Data Cleaning, yaitu untuk memastikan tidak ada kesalahan saat memasukkan dat. Jika sudah dipastikan tidak terdapat kesalahan dalam entry data, maka data siap untuk dianalisis dengan menggunakan program komputer.

Analisis Data

Pada data yang terkumpul sebelum dianalisis dilakukan pemeriksaan kelengkapan dan kebenaran data. Data selanjutnya diberi kode, ditabulasi dan dimasukkan kedalam komputer.

Akurasi deteksi kanker otak dengan cut-off dianalisis dengan menggunakan uji cross table. Kemudian pada uji tersebut bertujuan untuk mendapatkan nilai dari sensitivitas, spesifisitas, nilai prediksi positif, nilai prediksi negatif dan nilai akurasi.

Sebelum dilakukan analisis nilai hasil pengukuran stadium dini kanker otak akan diubah menjadi skala kontinyu dan akan dikembalikan

sebagai nilai hasil deteksi kanker otak yang biasa digunakan. Berikut Tabel 2x2 berdasarkan komparasi software Support Vector Machine (SVM). dengan hasil Hasil Ekspertise Radiolog (Edith Applegate, 2019).

HASIL DAN PEMBAHASAN

Telah dilakukan penelitian quasi eksperimen dengan merancang sebuah model Machine Learning untuk deteksi tumor jinak dan ganas Brain pada MRI Brain, serta mencari hubungan hasil klasifikasi model ekstraksi fitur dengan metode Support Vector Machine (SVM) dengan hasil Ekspertise Radiolog. Penelitian diperoleh secara retrospektif pada MRI Brain dengan Computer Radiography (CR), lokasi Rumah Sakit yaitu di Instalasi Radiologi RSUP Persahabatan Jakarta Timur. Proses pengambilan data dimulai dalam kurun waktu bulan Maret-Juli 2024.

Penelitian menggunakan 900 data DICOM citra MRI Brain yang dibagi menjadi set data latih sebanyak 720 dan set data uji sebanyak 180 data. Seluruh data yang terdiri dari 304 MRI Brain tumor jinak Brain, 300 MRI Brain tumor ganas Brain dan 296 MRI Brain normal, dan untuk total data uji yang digunakan adalah 180 sampel yaitu sampel yang terkonfirmasi tumor Brain dan normal berdasarkan hasil Ekspertise Radiolog dan validasi dokter spesialis radiologi serta dokter patologi anatomi sebagai sumber ahli. Penelitian ini telah mendapatkan izin dari Komite Etik Universitas Sultan Agung Semarang.

Machine learning menggunakan model algoritma untuk dapat bekerja dengan baik. Algoritma yang digunakan dalam machine learning dengan metode Support Vector Machine (SVM). Menganalisis tekstur gambar menggunakan Gray Level Co-occurrence Matrix (GLCM) Dan metode jarak Euclidean. Melakukan analisa tekstur gambar menggunakan GLCM hasilnya penggunaan operator detektor tepi Sobel bersama dengan GLCM terbukti menjadi metode yang efektif untuk mengukur tekstur permukaan suatu gambar. Kompleksnya fitur pada gambar MRI Brain menimbulkan banyak nilai atribut yang harus didapatkan untuk meningkatkan akurasi pada saat identifikasi tumor. GLCM dengan metode ekstraksi menggunakan 4 fitur statistik yaitu kontras (ukuran keberadaan variasi aras keabuan piksel citra), korelasi (menyatakan ukuran ketergantungan linear derajat keabuan citra), energi (ukuran homogenitas dari suatu citra) dan homogenitas (keseragaman intensitas keabuan pada citra) serta metode klasifikasi untuk meningkatkan performa dalam klasifikasi normal, tumor jinak dan tumor ganas adalah Support Vector Machine (SVM).

1. Image Preprocessing

Adapun preprocessing citra MRI Brain seperti menentukan parameter. Kriteria citra MRI Brain yang tampak pada citra MRI Brain adalah sebagai berikut:

- a. Pada MRI Brain tidak ada celah udara (air gap)
- b. Spasial sinyal yang merata
- c. Batas medial ter proyeksi dengan baik
- d. Tampak gambaran utuh Brain

Citra MRI Brain digital yang diperoleh sesuai dengan standar citra medis yaitu dengan format DICOM, untuk keperluan encoding citra. Citra MRI Brain dengan format DICOM ukuran matrix yang jelas membuat model machine learning dengan metode Support Vector Machine (SVM) yang dibuat akan bekerja dengan baik pada saat proses pelatihan dan pengujian. Setelah itu diperlukan tahap image preprocessing.

Pada proses ini citra MRI Brain dalam bentuk DICOM memiliki luas kolimasi yang berbeda-beda. Oleh karena itu diperlukan tahap cropping untuk menyeragamkan luas lapangan Brain pada citra MRI Brain. Hal ini dilakukan untuk meringankan model machine learning dalam mengolah citra masukan baik saat proses pelatihan maupun pengujian. Ukuran matriks citra MRI Brain diseragamkan menjadi 8 bit. Setelah itu citra yang telah dikonversi diberi label masing-masing sesuai jenisnya kemudian di kelompokkan.

Selain itu, sebelum melakukan proses penginputan citra pada model machine learning diperlukan proses konversi pada model machine learning, citra dikonversi menjadi citra greyscale. Proses ini dilakukan setelah algoritma machine learning telah siap digunakan dan sebelum melakukan proses pelatihan serta pengujian.

2. Pembuatan Model Machine Learning dengan Metode Support Vector Machine (SVM)

Model Machine Learning dengan Metode SVM dibangun dengan menggunakan bahasa pemograman MATLAB. Prosedur pembuatan model machine learning adalah sebagai berikut:

- a. Membuat folder dengan nama “Data Citra”, dalam folder berisi citra MRI Brain “tumor jinak Brain” “tumor ganas Brain” dan “normal”. Citra telah melalui tahap preprocessing yang kemudian dimasukkan ke dalam folder. Folder yang telah disiapkan yang terdiri dari data latih dan data uji, set data latih berjumlah 720 data MRI Brain, sedangkan set data uji masing-masing berjumlah 180 data MRI Brain.
- b. Menghilangkan identitas pasien seperti nama, usia, tanggal lahir dan lainnya, kemudian menggantinya dengan identitas jenis citra dengan nama file yang berekstensi (dcm) atau disebut dot dicom dan seterusnya untuk jenis data

- MRI Brain tumor Brain, dan jenis data MRI Brain normal.
- c. Selanjutnya pada tahap penghitungan jumlah file.
 - d. Setelah itu menginisialisasi variable hasil berupa nomor untuk hasil (1,1), nama file untuk hasil (1,2), untuk hasil (1,3) dan tumor untuk hasil akhir (1,4).
 - e. Lalu melakukan pengolahan citra terhadap seluruh file.
 - f. Setelah itu merupakan proses pembacaan file citra DICOM.
 - g. Downscale ukuran citra dari 12 bit, diubah sesuai dengan kebutuhan yaitu 8 bit disesuaikan dengan kapasitas dan kemampuan device untuk mengolah data set, agar operasi pengolahan citra lebih baik.
 - h. Kemudian proses Gray Level Co-occurrence Matrix (GLCM).

Ekstraksi menggunakan 4 fitur statistik yaitu kontras (ukuran keberadaan variasi aras keabuan piksel citra), korelasi (menyatakan ukuran ketergantungan linear derajat keabuan citra), energi (ukuran homogenitas dari suatu citra) dan homogenitas (keseragaman intensitas keabuan pada citra) serta metode klasifikasi untuk meningkatkan performa dalam klasifikasi normal, tumor jinak dan tumor ganas adalah Support Vector Machine (SVM).

- i. Ekstraksi fitur berupa proses pengambilan ciri sebuah objek yang dapat menggambarkan karakteristik dari objek tersebut dari GLCM akan diklasifikasi dengan baik oleh SVM yang merupakan sebuah algoritma yang bekerja dengan cara mencari hyperplane (batas keputusan) terbaik sebagai pemisah dua buah kelas data pada ruang input.
- j. Kemudian hasil akhir disempurnakan lagi oleh Support Vector Machine dengan menilai struktur Brain, yang sangat kompleks dalam identifikasi tumor, dengan tingkat gray level, texture, warna, tepi, motion dan distribusi sinyal yang tidak merata menjadi berkualitas.
- k. Lalu menghilangkan keterangan gambar berupa jenis pemeriksaan.
- l. Dalam menganalisis tumor ditandai dengan intensitas pixel >100, jika tidak terdeteksi tumor dan intensitas pixel <100 maka dianggap normal. Tumor ganas dimana tumor tidak bulat sempurna, Irregular, lobulated, architectural distortion, dan batas tepi Microbulated, spiculated, obscured, ill-defined, serta densitas High. Hal ini sebelumnya sudah di ekstraksi menggunakan 4 fitur statistik GLCM

- yaitu kontras, korelasi, energi dan homogenitas.
- m. Kemudian melakukan klasifikasi tumor Brain
 - 1) Tidak teridentifikasi keberadaan tumor : Normal
 - 2) Teridentifikasi keberadaan tumor : Tumor Jinak
 - 3) Teridentifikasi keberadaan tumor : Tumor Ganas

- n. Kemudian mengisi variable hasil
3. Penyusunan arsitektur Model Machine Learning Gray Level Co-occurrence Matrix (GLCM) dengan metode Support Vector Machine (SVM)

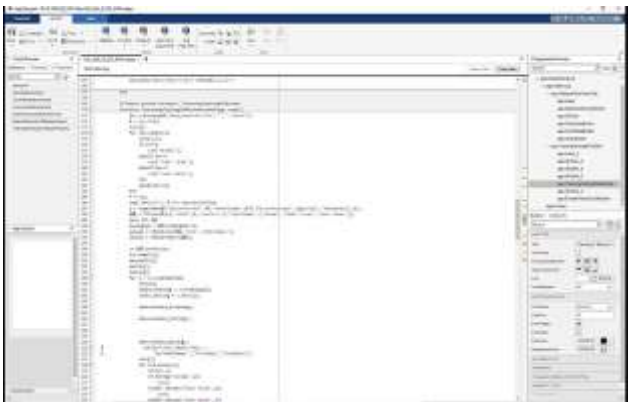
Dibangun suatu model Model Machine Learning Gray Level Co- occurrence Matrix (GLCM) dengan metode Support Vector Machine (SVM) menggunakan metode jarak Euclidean. Citra MRI Brain berhubungan penuh dengan layer pertama. Hasil outputcitra berupa klasifikasi antara tumor jinak Brain, tumor ganas Brain dan normal dengan presentasi tingkat kemiripan dengan hasil Ekspertise Radiolog.

Machine learning menggunakan model algoritma untuk dapat bekerja dengan baik. Algoritma yang digunakan dalam machine learning Gray Level Co-occurrence Matrix (GLCM) dengan metode Support Vector Machine (SVM). Menganalisis tekstur gambar menggunakan Gray Level Co-occence Matrix (GLCM) Dan metode jarak Euclidean. Gray Level Co-kejadianence matrix (GLCM) digunakan dalam ekstraksi fitur untuk mendapatkan nilai fitur nanti yang akan digunakan untuk proses klasifikasi, proses segmentasi tekstur gambar meliputi proses penskalaan abu-abu, normalisasi gambar dan fitur ekstraksi Dalam metode klasifikasi menggunakan metode jarak euclidean. Melakukan analisa tekstur gambar menggunakan GLCM hasilnya penggunaan operator detektor tepi Sobel bersama dengan GLCM terbukti menjadi metode yang efektif untuk mengukur tekstur permukaan suatu gambar. Mengalisis fitur tekstur menggunakan Matriks Co-kejadian Gray Level untuk Deteksi Abnormalitas pada Gambar dan hasilnya empat fitur statistik tekstur (Kontras, Korelasi, Homogenitas, dan Energi) dihitung dari blok yang sama dari kedua jaringan tumor (jinak dan ganas) dan jaringan normal dari sampel MRI Brain mengenali gambar pasien dengan tumor. Melakukan Deteksi tumor Menggunakan Gray Level Co-Occurrence Matrix (GLCM). Fitur tekstur diekstraksi berdasarkan parameter kontras, korelasi, energi, dan homogenitas.

Kompleksnya fitur pada gambar MRI Brain menimbulkan banyak nilai atribut yang harus didapatkan untuk meningkatkan akurasi pada saat identifikasi tumor. GLCM dengan metode ekstraksi menggunakan 4 fitur statistik yaitu

kontras (ukuran keberadaan variasi aras keabuan piksel citra), korelasi (menyatakan ukuran ketergantungan linear derajat keabuan citra), energi (ukuran homogenitas dari suatu citra) dan homogenitas (keseragaman intensitas keabuan pada citra) serta metode klasifikasi untuk meningkatkan performa dalam klasifikasi normal, tumor jinak dan tumor ganas adalah Support Vector Machine (SVM). Ekstraksi fitur berupa proses pengambilan ciri sebuah objek yang dapat menggambarkan karakteristik dari objek tersebut dari GLCM akan diklasifikasi dengan baik oleh SVM yang merupakan sebuah algoritma yang bekerja dengan cara mencari hyperplane (batas keputusan) terbaik sebagai pemisah dua buah kelas data pada ruang input. Proses latih algoritma pembelajarannya dengan proses optimasi dimana learning bias diimplementasikan. SVM memiliki unjuk kerja yang baik untuk diimplementasikan pada bioinformatics, pengenalan, tekstur, klasifikasi dan bekerja untuk mencari hyperplane atau fungsi pemisah (decision boundary) terbaik untuk memisahkan dua buah kelas atau lebih pada ruang input.

Hiperplane dapat berupa line atau garis pada dua dimensi dan dapat berupa flat plane pada multiple plane, serta cocok untuk ruang dimensi tinggi, efektif untuk kasus dimana jumlah dimensi lebih besar dari jumlah sampel, hemat memori, karena menggunakan training point dari fungsi keputusan (support vector), bekerja relatif baik ketika ada margin pemisahan yang jelas antar kelas pada pengoperasian relatif lebih cepat dibanding teknik lainnya, waktu eksekusi 2 kali lebih cepat dibanding komputasi serial. Menilai struktur Brain, yang sangat kompleks dalam identifikasi tumor, dengan tingkat gray level, texture, warna, tepi, motion dan distribusi sinyal yang tidak merata sangat terbantu oleh GLCM pada metode SVM dalam pendeteksian. Ditambah dengan gambaran tumor sering ditutupi oleh jaringan padat sehingga tidak sensitif pada perbedaan densitas yang kurang tegas antara tumor dan jaringan normal. Berikut proses penyusunan arsitektur machine learning SVM.



Gambar 3. Gambaran arsitektur machine learning GLCM pada metode SVM

Berdasarkan gambar 4.1 merupakan coding susunan arsitektur yang digunakan dalam penelitian deteksi tumor Brain, pada gambar diatas menunjukkan code pendataan model Machine Learning Gray Level Co- occurrence Matrix (GLCM) dengan metode Support Vector Machine (SVM). Ringkasan arsitektur machine learning, coding ini untuk proses pelatihan terhadap citra latih dan citra uji, gunanya untuk menampilkan informasi bahwa arsitektur pada masing-masing lapisan valid dan tidak ada lapisan yang error.

Pelatihan model Machine Learning Machine Learning Gray Level Co- occurrence Matrix (GLCM) dengan metode Support Vector Machine (SVM). Proses pelatihan set data citra MRI Brain dengan tumor Brain dan normal yakni dengan menggunakan 900 data citra MRI Brain. Model Machine Learning Gray Level Co-occurrence Matrix (GLCM) dengan metode Support Vector Machine (SVM) dilatih dengan menggunakan set data latih yang telah diinput sesuai klasifikasi tumor Brain dan normal. Memastikan ukuran matriks telah didownsacle menjadi 8 bit. Sebelum melakukan input citra untuk dilakukan proses pelatihan, citra MRI Brain dengan format DICOM dikonversi menjadi citra greyscale pada software matlab. Selanjutnya dilakukan pembentukan arsitektur Machine Learning Gray Level Co-occurrence Matrix (GLCM) dengan metode Support Vector Machine (SVM), serta menginput parameter sesuai kebutuhan. Kemudian dilakukan proses pelatihan terhadap data latih dan mencatat hasil output dan

menyimpan jaringan yang telah dihasilkan dari proses pelatihan.

Tumor Brain dapat diklasifikasikan berdasarkan beberapa ciri patologis pada umumnya karakteristik Dalam menganalisis tumor ditandai dengan intensitas pixel >100, jika tidak terdeteksi tumor dan intensitas pixel

<100 maka dianggap normal. Tumor ganas dimana tumor tidak bulat sempurna, Irregular, lobulated, architectural distortion, dan batas tepi Microbulated, spiculated, obscured, ill-defined, serta densitas High, serta dilakukan ekstraksi menggunakan 4 fitur statistik GLCM yaitu kontras, korelasi, energi dan homogenitas. Kontras (ukuran keberadaan variasi aras keabuan piksel citra), korelasi (menyatakan ukuran ketergantungan linear derajat keabuan citra), energi (ukuran homogenitas dari suatu citra) dan homogenitas (keseragaman intensitas keabuan pada citra). Sehingga mendapatkan klasifikasi normal (class 1), tumor jinak Brain (class 2) dan tumor ganas Brain (class 3).

Klasifikasi pada penelitian deteksi Tumor Brain, yang berarti jika pendeteksian tumor semakin mirip dengan hasil Ekspertise Radiolog (gold standar) maka semakin baik. Hasil output klasifikasi yang muncul pada model machine learning merupakan citra grayscale, citra biner dan

citra hasil segmentasi, dengan menyajikan fitur pengolahan secara otomatis berupa pengenalan citra, ekstraksi fitur yaitu kontras, korelasi, energi dan homogenitas. Berikut gambaran pendeteksiannya.



Gambar 4. Gambaran pendeteksian otomatis tumor Brain machine learning GLCM pada metode SVM

Penelitian menggunakan 900 data DICOM citra MRI Brain digital yang dibagi menjadi set data latih sebanyak 720 data yang terdiri dari 180 data uji yang terdiri dari 59 MRI Brain normal, sedangkan untuk set data uji terkonfirmasi tumor jinak Brain sebanyak 61 data dan tumor ganas Brain sebanyak 60 MRI Brain sehingga total sampel yang digunakan adalah 180 sampel, yaitu sampel normal dan yang terkonfirmasi tumor Brain berdasarkan hasil Ekspertise Radiolog dan validasi dokter spesialis radiologi sebagai sumber ahli. Penelitian ini telah mendapatkan izin dari Komite Etik Universitas Sultan Agung Semarang. Berikut gambaran hasil pendeteksian sampel.

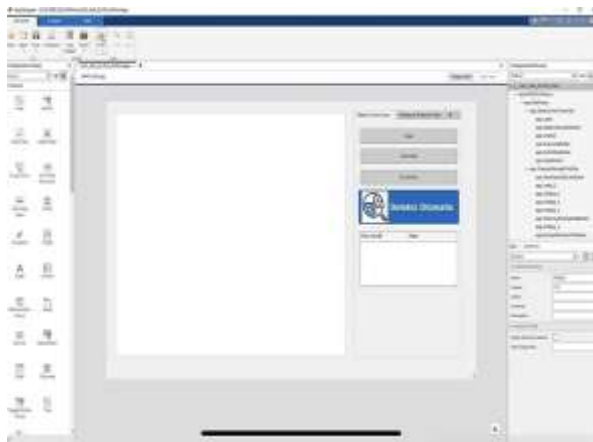


Gambar 5. Gambaran pendeteksian sampel tumor Brain machine learning GLCM pada metode SVM

Grafik di atas menunjukkan bahwa Umur minimum pada sampel adalah umur 25 tahun dan maximum umur 75 tahun, sedangkan persentase tertinggi pada umur dari rentang 25-50 Tahun sebanyak 98 sampel dengan persentase 55%.

Hasil Klasifikasi Model Machine Learning Gray Level Co-occurrence Matrix (GLCM) dengan metode Support Vector Machine (SVM)

Hasil klasifikasi model Machine Learning Gray Level Co-occurrence Matrix (GLCM)



dengan metode Support Vector Machine (SVM) dilakukan terhadap data uji. Jumlah data uji yang digunakan adalah 180 citra MRI Brain digital. Data uji antara tumor jinak Brain, tumor ganas Brain dan normal di susun pada kelompok uji.

a. Klasifikasi data uji tumor jinak Brain

Pada proses uji klasifikasi dengan model Machine Learning dengan metode Support Vector Machine (SVM) dengan data data uji sebanyak 180 data, terdeteksi hasil 61 data uji terbaca sebagai tumor jinak Brain.

b. Klasifikasi data uji tumor ganas Brain

Pada proses uji klasifikasi dengan model Machine Learning dengan metode Support Vector Machine (SVM) dengan data data uji sebanyak 180 data, terdeteksi hasil 60 data uji terbaca sebagai tumor ganas Brain.

c. Klasifikasi data uji normal

Pada proses uji klasifikasi dengan model Machine Learning dengan metode Support Vector Machine (SVM) dengan data data uji sebanyak 180 data, terdeteksi hasil 59 data uji terbaca sebagai normal.

Penilaian Kinerja Model Machine Learning dengan metode Support Vector Machine (SVM)

Penilaian kinerja Machine Learning dengan Support Vector Machine (SVM) menggunakan metode sebagai berikut:

a. K Fold Cross Validation

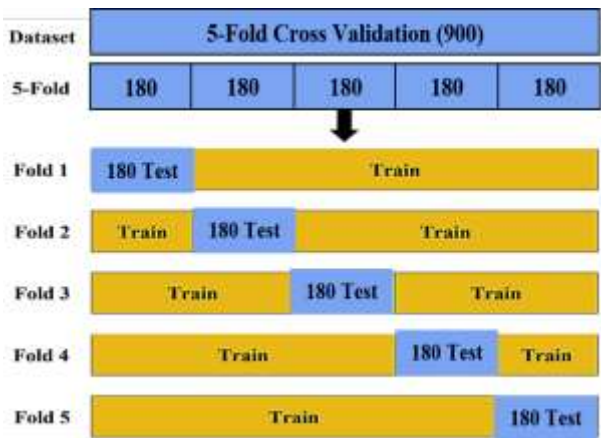
Standar pengujian prediksi nilai error dari suatu model Machine Learning dengan Support Vector Machine (SVM) adalah dengan metode K Fold Cross Validation. K Fold Cross Validation berfungsi untuk memperoleh hasil akurasi maximal dengan menilai kinerja proses sebuah metode algoritma dengan membagi sampel data secara acak dan mengelompokkan data tersebut sebanyak nilai k-fold. Kemudian salah satu kelompok k-fold tersebut akan dijadikan sebagai data uji sedangkan sisa kelompok yang lain akan dijadikan sebagai data latih. Pada penelitian ini menggunakan set data yang digunakan sebagai data latih dan validasi adalah sebanyak 900 citra MRI Brain terdiri dari Seluruh data yang terdiri

dari 304 MRI Brain tumor jinak Brain, 300 MRI Brain tumor ganas Brain dan 296 MRI Brain normal. Kemudian model Machine Learning dengan Support Vector Machine (SVM) dilatih dengan menggunakan set data latih yang telah diinput sesuai klasifikasi tumor jinak Brain, tumor ganas Brain dan normal. Adapun proses pelatihan model Machine Learning dengan Support Vector Machine (SVM) kemudian di validasi dengan set data yang telah disiapkan. Citra validasi diambil secara otomatis dan acak oleh model Machine Learning dengan Support Vector Machine (SVM) dari set data yang telah dipersiapkan. Berikut metode K Fold Cross Validation model Machine Learning dengan Support Vector Machine (SVM):

Citra masukan merupakan citra MRI Brain digital dengan format DICOM kemudian dikonversi kembali menjadi citra greyscale. Citra yang telah dikonversi akan diresize sehingga citra berukuran 8 bit guna mudah diklasifikasikan pada model Machine Learning dengan Support Vector Machine (SVM).

1) Konsep K-Fold Cross Validation

Selain memperoleh hasil akurasi maximal dengan menilai kinerja proses sebuah metode algoritma, K-Fold Cross Validation juga untuk mengetahui performa dari suatu model algoritma dengan melakukan percobaan sebanyak k kali, untuk meningkatkan tingkat performansi dari model serta untuk mengolah data set dengan kelas yang seimbang. Berikut gambaran konsep K-Fold Cross Validation pada penelitian ini.



Gambar 6. Konsep K-Fold Cross Validation

Diatas adalah konsep dari 5-fold cross validation yang artinya adalah melakukan percobaan sebanyak 5 kali tahapan. Percobaan 1 (Fold 1), yaitu menjadikan bagian partisi pertama atau 180 data pertama dari dataset menjadi data testing dan partisi data lainnya menjadi data training. Percobaan 2 (Fold 2), yaitu menjadikan bagian partisi kedua atau 180 data kedua dari dataset menjadi data testing dan partisi data lainnya menjadi data training. Dan Percobaan 3 (Fold 3), yaitu menjadikan bagian partisi ketiga atau 180 data ketiga dari dataset menjadi data

testing dan partisi data lainnya menjadi data training dan begitu seterusnya.

Dari 5 hasil (5 fold) percobaan ini, akan dicatat nilai evaluasi performa dari model tersebut dengan menggunakan confusion matrix, kemudian ditentukan nilai rata-rata dari setiap percobaan. Maka disitu akan ditemukan percobaan mana yang dapat dijadikan acuan dari penggunaan suatu model algoritma yang telah dipilih.

dengan nilai evaluasi performa dari model tersebut dengan menggunakan confusion matrix, ditentukan nilai rata-rata dari setiap percobaan. Maka ditemukan yang dapat dijadikan acuan dari penggunaan suatu model algoritma yang telah dipilih adalah fold 4 kerana memiliki performa persentase terbaik dari fold lain sehingga data di fold 4 menjadi data uji.

Berdasarkan hasil validasi data latih diperoleh rata-rata tingkat sensitivitas, spesifisitas, NPP, NPN dan akurasi untuk melihat kinerja terbaik model Machine Learning dengan Support Vector Machine (SVM) terhadap data latih berdasarkan K-Fold Cross Validation dengan nilai sensitivitas sebesar 82,91%, nilai spesifisitas sebesar 97,91%, nilai NPP sebesar 95,13%, nilai NPN sebesar 82,91% serta nilai akurasi sebesar 92,92%.

hasil validasi diperoleh tingkat akurasi data latih untuk melihat kinerja terbaik model Machine Learning dengan Support Vector Machine (SVM) terhadap data latih berdasarkan akurasi K-Fold Cross Validation adalah sebesar 92,92%. Tujuan dilakukannya cross validation untuk memperoleh model Machine Learning dengan Support Vector Machine (SVM) dengan kinerja terbaik terhadap data latih. Gambar 4.7 akurasi merupakan kemampuan model Machine Learning dengan Support Vector Machine (SVM) untuk melakukan klasifikasi terhadap citra MRI Brain digital sebagai data latih baik citra MRI Brain antara tumor jinak Brain, tumor ganas Brain, maupun citra MRI Brain normal.

error rate merupakan tingkat kesalahan prediksi terhadap data latih secara rata-rata. Pengukuran kinerja lainnya adalah dengan Cross Entropy Loss yang menunjukkan tingkat kesalahan prediksi dari model Machine Learning dengan Support Vector Machine (SVM). Rata-rata besar loss yaitu 6,11%.

Berdasarkan evaluasi hasil validasi dengan K-Fold Cross Validation diperoleh model Machine Learning dengan Support Vector Machine (SVM) dengan tingkat akurasi terhadap data latih sebesar 92,92% dan hasil validasi berdasarkan besar loss cross entropy sebesar 6,11% yang pada prinsipnya tingkat akurasi model Machine Learning dengan Support Vector Machine (SVM) tidak selalu mencapai keakuratan 100% baik menggunakan algoritma apapun

hasil validasi data uji diperoleh rata-rata tingkat sensitivitas, spesifisitas, NPP, NPN dan

akurasi untuk melihat kinerja terbaik model Machine Learning dengan Support Vector Machine (SVM) terhadap data uji berdasarkan K-Fold Cross Validation. Maka dari 5 hasil (5 fold) percobaan diatas, dengan nilai evaluasi performa dari model tersebut dengan Cross Validasi, ditentukan nilai rata- rata dari setiap percobaan. Maka ditemukan yang dapat dijadikan acuan dari penggunaan suatu model algoritma sehingga yang dapat dipilih adalah fold 4 karena memiliki performa persentase terbaik dari fold lain sehingga data di fold 4 menjadi data uji. Dengan nilai sensitivitas sebesar 95,00%, nilai spesifisitas sebesar 99,16%, nilai NPP sebesar 98,27%, nilai NPN sebesar 95,00% serta nilai akurasi sebesar 97,77%.

b) Akurasi Data Uji

Berdasarkan hasil validasi diperoleh tingkat akurasi data uji untuk melihat kinerja terbaik model Machine Learning dengan Support Vector Machine (SVM) terhadap data uji berdasarkan akurasi K-Fold Cross Validation adalah sebesar 97,77%. Tujuan dilakukannya cross validation untuk memperoleh model Machine Learning dengan Support Vector Machine (SVM) dengan kinerja terbaik terhadap data uji. Akurasi merupakan kemampuan model Machine Learning dengan Support Vector Machine (SVM) untuk melakukan klasifikasi terhadap citra MRI Brain digital sebagai data latih baik citra MRI Brain tumor jinak Brain, tumor ganas Brain, maupun citra MRI Brain normal.

c) Cross entropy loss

Adapun error rate merupakan tingkat kesalahan prediksi terhadap data uji secara rata-rata. Pengukuran kinerja lainnya adalah dengan Cross Entropy Loss yang menunjukkan tingkat kesalahan prediksi dari model Machine Learning dengan Support Vector Machine (SVM).

Berdasarkan evaluasi hasil validasi dengan K-Fold Cross Validation diperoleh model Machine dengan Support Vector Machine (SVM) dengan tingkat akurasi terhadap data uji sebesar 97,77% dan hasil validasi berdasarkan besar loss cross entropy sebesar 2,22% yang pada prinsipnya tingkat akurasi model Machine Learning dengan Support Vector Machine (SVM) tidak selalu mencapai keakuratan 100% baik menggunakan algoritma apapun.

Uji Diagnostik

Hasil klasifikasi dari model Machine Learning dengan Support Vector Machine (SVM) dan gold standard berupa hasil Ekspertise Radiolog untuk data MRI Brain digital tumor Brain digunakan sebagai dasar perhitungan hasil kinerja akurasi, sensitifitas, spesifisitas, presisi dan nilai duga negatif dari set data uji berjumlah 180 citra MRI Brain digital. Hasil klasifikasi machine learning disusun dalam tabel.

Pada tabel dibawah ini menunjukan hasil klasifikasi model machine learning dengan Support Vector Machine (SVM) terhadap gold standard, sehingga untuk memperoleh hasil kinerja model machine learning dengan Support Vector Machine (SVM) berdasarkan nilai akurasi, sensitivitas, spesifisitas, nilai prediksi positif (NPP) dan nilai prediksi negatif (NPN) maka dilakukan uji diagnostik dengan menggunakan uji K-Fold Cross Validation untuk melakukan uji diagnostik secara otomatis.

Hasil klasifikasi kinerja model machine learning dengan Support Vector Machine (SVM) pada tabel 4.7 berdasarkan dari tingkat penilaian Machine Learning berdasarkan standar uji diagnostik (57), menunjukan bahwa tingkat akurasi, sensitivitas, spesifisitas, nilai prediksi positif (NPP) dan nilai prediksi negatif (NPN) semuanya berada diatas range 0,90-1,00 yang berarti bahwa kemampuan model machine learning dengan Support Vector Machine (SVM) untuk melakukan klasifikasi tumor Brain dan klasifikasi normal terhadap citra digital MRI Brain dan kemampuan model machine learning dalam mendeteksi MRI Brain normal serta kemampuan model machine learning dalam mendeteksi MRI Brain normal dan kemampuan model machine learning dalam mendeteksi MRI Brain tumor Brain dan kemampuan model machine learning dalam mendeteksi Susp tumor Brain dan diklasifikasikan sebagai tumor Brain serta mengklasifikasikannya sebagai normal dapat disimpulkan bahwa machine learning semuanya dikatakan “sangat baik” digunakan.

c.Kecepatan Klasifikasi

Proses machine learning dengan Support Vector Machine (SVM) dilakukan validasi untuk mengetahui akurasi, sensitivitas, spesifisitas, nilai prediksi positif (NPP), nilai prediksi negatif (NPN) dan error rate dalam dua tahap yaitu pembelajaran (Training) dan uji (Tasting). Pada tahap pembelajaran (Training) dan uji (Tasting) memerlukan waktu 37.676 detik terhadap 900 data.

Sehingga pada tahap pembelajaran (Training) memerlukan waktu 30.140 detik terhadap 720 data. Sedangkan pada tahap uji (Tasting) memerlukan waktu 7.535 detik terhadap 180 data. Maka waktu kecepatan klasifikasi proses machine learning dengan Support Vector Machine (SVM) memerlukan waktu 41 detik untuk 1 data, berupa klasifikasi keterangan tumor jinak Brain, tumor ganas Brain dan normal.

Klasifikasi kinerja hasil Ekspertise Radiolog dengan menggunakan set data latih sebanyak 720 data dan set data uji sebanyak 180 data yang terdiri dari 61 tumor jinak Brain, dan terdeteksi 60 tumor ganas Brain serta terdeteksi 59 normal. Hasil klasifikasi kinerja machine learning dibandingkan dengan goldstandard dari hasil Ekspertise Radiolog.

Tabel 1. Frekuensi tumor Brain Machine Learning dengan Support Vector Machine (SVM)

No	Deteksi Tumor Machine Learning dengan Support Vector Machine (SVM)	Frekuensi
1	Normal	59
2	Tumor Jinak Brain	61
3	Tumor Ganas Brain	60
4	Jumlah	180

Tabel 2. Perbandingan Jumlah Machine Learning dengan Support Vector Machine (SVM) dan Jumlah Hasil Ekspertise Radiolog

No	Tumor Brain	Jumlah Terdeteksi Oleh Machine Learning	Jumlah Terdeteksi Oleh Hasil Ekspertise Radiolog
1	Normal	59	59
2	Tumor Jinak Brain	61	60
3	Tumor Ganas Brain	60	61
4	Jumlah	180	180

Pada table diatas menunjukkan menunjukkan table frekuensi hasil klasifikasi tumor Machine Learning dengan Support Vector Machine (SVM), dimana jumlah identifikasi tumor yang terbanyak adalah tumor jinak Brain sebanyak 61 dan jumlah yang paling sedikit adalah identifikasi normal sebanyak 59 dari 180 data uji. Pada tabel diatas menunjukkan bahwa Perbandingan Jumlah Machine Learning dengan Support Vector Machine (SVM) dan Jumlah Hasil Ekspertise Radiolog dimana terdapat kesamaan jumlah dalam identifikasi MRI Brain normal. Pada table diatas juga menunjukkan terdapat 2 perbedaan deteksi tumor Machine Learning dengan Support Vector Machine (SVM) dan Jumlah Hasil Ekspertise Radiolog yaitu pada identifikasi tumor jinak Brain dimana pada program identifikasi sejumlah 61 sedangkan pada hasil Ekspertise Radiolog identifikasi sebanyak 60 citra dan pada pada identifikasi tumor ganas Brain dimana pada program identifikasi sejumlah 60 sedangkan pada hasil Ekspertise Radiolog identifikasi sebanyak 61 citra. Berarti terdapat perbedaan hasil deteksi tumor Machine Learning pada Identifikasi tumor jinak Brain dimana pada

program identifikasi sejumlah 61 sedangkan pada hasil Ekspertise Radiolog identifikasi sebanyak 60 citra. sebanyak 2% dari 180 data.

Penelitian ini mencari komparatif kinerja antara model machine learning Support Vector Machine (SVM) dengan hasil Ekspertise Radiolog. Kewenangan dalam memberikan hasil Ekspertise Radiolog dilakukan oleh dokter spesialis Radiologi yang berperan sebagai sumber ahli dalam penelitian ini. Hasil Ekspertise Radiolog merupakan gold standard dalam pendeteksian tumor Brain, oleh karena itu untuk mengetahui penerimaan dari model machine learning maka kinerja model dikomparasikan dengan hasil Ekspertise Radiolog karena memiliki nilai kinerja tertinggi. Maka untuk mengetahui proporsi model machine learning Support Vector Machine (SVM) perlu dilakukan komparatif dengan hasil Ekspertise Radiolog.

Pengukuran dilakukan satu kali terhadap data uji berupa citra MRI Brain Susp tumor Brain, dengan set data uji berjumlah 180 data uji yang terdiri dari data tumor jinak Brain, tumor ganas Brain dan normal. Adapun data yang diperoleh bersifat kategorik, data non parametrik, kelompok sampel berpasangan dan berskala ordinal yaitu berupa tingkatan identifikasi tumor dan normal. Selanjutnya dilakukan analisis statistik untuk mengetahui apakah ada perbedaan kinerja antara machine learning Support Vector Machine (SVM) dengan hasil Ekspertise Radiolog dalam pendeteksian tumor Brain.

Kemudian dilakukan uji statistic non parametric dengan uji Wilcoxon. Dilakukan uji Wilcoxon karena penelitian ini bersifat komparatif yaitu melihat perbedaan kinerja antara Support Vector Machine (SVM) dengan hasil Ekspertise Radiolog dalam pendeteksian tumor Brain. Adapun data yang diperoleh bersifat kategorik, data non parametrik, kelompok sampel berpasangan dan berskala ordinal yaitu berupa tingkatan tumor Brain. Pengukuran dilakukan satu kali terhadap data uji berupa citra MRI Brain Susp tumor Brain. Sehingga uji statistiknya adalah Wilcoxon dengan melihat ada atau tidaknya perbedaan. Berikut hasil uji Wilcoxon:

Tabel 3. Hasil Uji Wilcoxon

Test Statistics ^a	
Deteksi Tumor Hasil Ekspertise Radiolog - DeteksiTumor Machine Learning SVM	
Z	-.277 ^b
Asymp. Sig.(2-tailed)	.898

Perbandingan hasil klasifikasi antara machine learning Gray Level Co- occurrence Matrix (GLCM) dengan Support Vector Machine (SVM) dengan hasil Ekspertise Radiolog dalam

pendeteksian tumor Brain, dengan berdasarkan table

4.10 diketahui nilai significancy sebesar 0,898 maka nilai p-value ($>0,05$) yang artinya tidak ada perbedaan yang bermakna antara hasil klasifikasi machine learning Support Vector Machine (SVM) dengan hasil Ekspertise Radiolog dalam pendeteksian tumor tumor Brain. Menunjukkan dengan hasil bahwa median perbedaan antara machine learning Support Vector Machine (SVM) dengan hasil Ekspertise Radiolog dalam pendeteksian tumor sama dengan 0, sehingga mempertahankan Hipotesa 0 (H_0) atau Hipotesis alternatif diterima, yang membuktikan bahwa tidak ada perbedaan. Maka kinerja machine learning Support Vector Machine (SVM) dalam mendeteksi tumor Brain mampu untuk menyamai hasil Ekspertise Radiolog.

Penelitian ini dilakukan pada citra MRI Brain dengan menggunakan model Machine Learning Support Vector Machine (SVM) pada program Matlab. Sampel citra yang digunakan berjumlah 180 citra MRI Brain yang terdiri dari 61 data tumor jinak Brain, 60 data tumor ganas Brain dan 59 data normal. Citra MRI Brain didominasi pada range umur 25-75 tahun. Berdasarkan hal tersebut mengacu pada hasil penelitian berdasarkan besaran prevalensi pada studi besar Global tumor Brain Statistics yang menyatakan bahwa usia rata-rata kasus tumor Brain adalah 50 tahun (kisaran interkuartil 35-58 tahun), 87% kasus berusia 30-75 tahun dan 13% berusia

≥ 75 tahun, (1).

Sampel citra yang diperoleh secara retrospektif dari CR pada lokasi Rumah Sakit. Proses pengambilan data dimulai dalam kurun waktu bulan Maret-Juli 2024. Diperoleh citra MRI Brain digital sebanyak 900 data citra yang dibagi menjadi set data latih sebanyak 720 data, sedangkan untuk set data uji terkonfirmasi dari 180 data MRI Brain susp tumor Brain, sehingga total sampel yang digunakan adalah 180 sampel. Sampel yang terkonfirmasi tumor Brain berdasarkan hasil Laboratorium Ekspertise Radiolog, kemudian sampel normal divalidasi oleh dokter spesialis patologi anatomi.

Sampel citra MRI Brain digital yang diperoleh sesuai dengan standar citra medis yaitu dengan format DICOM (58). Pada proses ini citra MRI Brain dalam bentuk DICOM memiliki luas kolimasi yang berbeda-beda. Oleh karena itu diperlukan tahap cropping untuk menyeragamkan luas lapangan Brain pada citra MRI Brain. Adapun sesuai dengan kebutuhan dengan kapasitas dan kemampuan device untuk mengolah data set, agar operasi pengolahan citra lebih baik maka dilakukan Downscale ukuran citra dari 12 bit menjadi 8 bit. Hal ini disebabkan karena besarnya kapasitas format citra DICOM dengan ukuran matrix yang besar membuat model machine learning Gray Level Co-occurrence Matrix

(GLCM) dengan Support Vector Machine (SVM) yang dibuat bekerja lambat pada saat proses pelatihan dan pengujian. Oleh karena itu diperlukan tahap image preprocessing. Dengan pengubahan ke 8 bit ini tidak begitu mempengaruhi kualitas citra atau menghilangkan informasi citra karena batas 8 bit masih di atas dari batas minimum ketentuan uji diagnostik.

Hasil penelitian diperoleh dengan menjalankan model machine learning Support Vector Machine (SVM) melalui program Matlab. Kemudian akan muncul laman pengolahan citra MRI Brain. Menjalankan program model machine learning dimulai dengan menginput set data latih dipastikan sebelumnya telah dikonversi kedalam bentuk citra greyscale agar dapat diproses oleh matlab. Selanjutnya set data latih yang telah dilakukan proses pelatihan kemudian disimpan, dilanjutkan dengan proses pengujian dengan menginput set data uji pada folder yang telah disiapkan. Setelah pengujian maka akan muncul hasil klasifikasi pengujian.

Penilaian kinerja klasifikasi model machine learning Gray Level Co- occurrence Matrix (GLCM) dengan Support Vector Machine (SVM) dilakukan setelah menjalankan program model machine learning dan dihitung menggunakan K Fold Cross Validation serta confusion matrix untuk selanjutnya dilakukan uji diagnostik dengan indikator penilaian kinerja suatu model machine learning Support Vector Machine (SVM) yaitu akurasi, sensitivitas, spesifisitas, nilai prediksi positif, dan nilai prediksi negatif (57).

Selain penilaian pada kinerja model machine learning Support Vector Machine (SVM), juga dilakukan penilaian komparatif machine learning Support Vector Machine (SVM) terhadap hasil Ekspertise Radiolog. Hasil Ekspertise Radiolog merupakan gold standard dalam pendeteksian tumor Brain, oleh karena itu untuk mengetahui penerimaan dari model machine learning maka kinerja model dikomparasikan dengan hasil Ekspertise Radiolog karena memiliki nilai kinerja tertinggi. Maka untuk mengetahui proporsi model machine learning Support Vector Machine (SVM) perlu dilakukan komparatif dengan hasil Ekspertise Radiolog.

Model Machine Learning Learning Support Vector Machine (SVM)

Model machine learning Learning Support Vector Machine (SVM) dibangun menggunakan jarak Euclidean.

Marcy (2017) dalam penelitiannya dibangun suatu model Machine Learning Gray Level Co-occurrence Matrix (GLCM) dengan metode Support Vector Machine (SVM) menggunakan metode jarak Euclidean. Citra MRI Brain berhubungan penuh dengan layer pertama. Didasarkan dalam penelitian ini pada hasil output citra berupa klasifikasi antara tumor jinak

Brain, tumor ganas Brain dan normal dengan presentasi tingkat kemiripan dengan hasil Ekspertise Radiolog.

Dalam penelitian Biswajit (2017) Machine learning menggunakan model algoritma untuk dapat bekerja dengan baik. Algoritma yang digunakan dalam machine learning Gray Level Co-occurrence Matrix (GLCM) dengan metode Support Vector Machine (SVM) unggul dalam menganalisis tekstur gambar. Maka dalam penelitian ini terkhusus dalam menganalisis tekstur gambar menggunakan Gray Level Co-occurrence Matrix (GLCM) Dan metode jarak Euclidean. Dengan Gray Level Co-occurrence matrix (GLCM) digunakan dalam ekstraksi fitur untuk mendapatkan nilai fitur nanti yang akan digunakan untuk proses klasifikasi, proses segmentasi tekstur gambar meliputi proses penskalaan abu-abu, normalisasi gambar dan fitur ekstraksi Dalam metode klasifikasi menggunakan metode jarak euclidean. Melakukan analisa tekstur gambar menggunakan GLCM hasilnya penggunaan operator detektor tepi Sobel bersama dengan GLCM terbukti menjadi metode yang efektif untuk mengukur tekstur permukaan suatu gambar. Menganalisis fitur tekstur menggunakan Matriks Co-kejadian Gray Level untuk Deteksi Abnormalitas pada Gambar dan hasilnya empat fitur statistik tekstur (Kontras, Korelasi, Homogenitas, dan Energi) dihitung dari blok yang sama dari kedua jaringan tumor (jinak dan ganas) dan jaringan normal dari sampel MRI Brain mengenali gambar pasien dengan tumor. Melakukan Deteksi tumor Menggunakan Gray Level Co-Occurrence Matrix (GLCM). Fitur tekstur diekstraksi berdasarkan parameter kontras, korelasi, energi, dan homogenitas.

Gajendra (2020) dalam penelitiannya Kompleksnya 4 fitur yaitu kontras, korelasi, energi dan homogenitas pada gambar MRI Brain, CT-Scan dan MRI menimbulkan banyak nilai atribut yang harus didapatkan untuk meningkatkan akurasi pada saat identifikasi kanker, tumor dan lesi. Maka di khususkanlah dalam penelitian ini GLCM dengan metode ekstraksi menggunakan 4 fitur statistik yaitu kontras (ukuran keberadaan variasi aras keabuan piksel citra), korelasi (menyatakan ukuran ketergantungan linear derajat keabuan citra), energi (ukuran homogenitas dari suatu citra) dan homogenitas (keseragaman intensitas keabuan pada citra) serta metode klasifikasi untuk meningkatkan performa dalam klasifikasi normal, tumor jinak dan tumor ganas adalah Support Vector Machine (SVM). Ekstraksi fitur berupa proses pengambilan ciri sebuah objek yang dapat menggambarkan karakteristik dari objek tersebut dari GLCM akan diklasifikasi dengan baik oleh SVM yang merupakan sebuah algoritma yang bekerja dengan cara mencari hyperplane (batas keputusan) terbaik sebagai pemisah dua buah kelas data pada ruang input.

Proses latih algoritma pembelajarannya dengan proses optimasi dimana learning bias diimplementasikan. SVM memiliki unjuk kerja yang baik untuk diimplementasikan pada bioinformatics, pengenalan, tekstur, klasifikasi dan bekerja untuk mencari hyperplane atau fungsi pemisah (decision boundary) terbaik untuk memisahkan dua buah kelas atau lebih pada ruang input. Hiperplane dapat berupa line atau garis pada dua dimensi dan dapat berupa flat plane pada multiple plane, serta cocok untuk ruang dimensi tinggi, efektif untuk kasus dimana jumlah dimensi lebih besar dari jumlah sampel, hemat memori, karena menggunakan training point dari fungsi keputusan (support vector), bekerja relatif baik ketika ada margin pemisahan yang jelas antar kelas pada pengoperasian relatif lebih cepat dibanding teknik lainnya, waktu eksekusi 2 kali lebih cepat dibanding komputasi serial.

Holland (2018) dalam penelitiannya tujuan utama algoritma adalah untuk menemukan pola yang sebelumnya tidak diketahui dalam data seperti fitur tingkat tinggi tanda khas lokal seperti tepi, motif, garis, dan elemen visual lainnya (Holland, 2018). Pada penelitian ini juga menggunakan pengenalan Irregular, lobulated, architectural distortion, dan batas tepi Microbulated, spiculated, obscured, ill-defined, serta densitas High. Sehingga dalam penelitian ini dalam menilai struktur Brain, yang sangat kompleks dalam identifikasi tumor, dengan tingkat gray level, texture, warna, tepi, motion dan distribusi sinyal yang tidak merata sangat terbantu oleh GLCM pada metode SVM dalam pendeteksian. Ditambah dengan gambaran tumor sering ditutupi oleh jaringan padat sehingga tidak sensitif pada perbedaan densitas yang kurang tegas antara tumor dan jaringan normal.

Analisis Uji Diagnostik Kinerja Model Machine Learning Support Vector Machine (SVM)

Thohari (2018) dalam penelitiannya mengemukakan kesulitan dalam mendeteksi tumor, tumor dan lesi pada Brain adalah struktur payudara manusia, yang sangat kompleks juga memberikan kesulitan tersendiri dalam identifikasi kanker, dengan tingkat gray level, texture, warna, motion dan distribusi sinyal yang tidak merata sangat menyulitkan dalam pendeteksian. Ditambah dengan gambaran tumor Brain pada MRI Brain sering ditutupi oleh jaringan padat (stroma, epitel, otot dan jaringan lainnya) sehingga tidak sensitif pada perbedaan densitas yang kurang tegas antara tumor Brain dan jaringan normal (Hansen, 2019)(21). Adapun pada penelitian ini setelah dilakukan penelusuran lebih dalam dengan melihat kondisi tersebut di lapangan dan mencocokkan dengan argumen dokter spesialis radiologi, ditunjukkan bahwa rana Radiologi masih belum mampu secara akurat memastikan tingkat tumor

Brain. Maka model machine learning akan sangat membantu dalam meningkatkan keakuratan.

Pada penelitian ini dilakukan uji diagnostik yang merupakan tahap penilaian model machine learning setelah melewati tahap pelatihan dan pengujian data set. Data MRI Brain digital diuji terhadap 180 citra MRI Brain digital yang terdiri dari 59 MRI Brain normal, sedangkan untuk set data uji terkonfirmasi tumor jinak Brain sebanyak 61 data dan tumor ganas Brain sebanyak 60 MRI Brain. Hasil klasifikasi selanjutnya akan dibandingkan dengan goldstandard pengujian dari tumor Brain yaitu hasil Ekspertise Radiolog dan validasi dokter spesialis radiologi serta dokter patologi anatomi sebagai sumber ahli. Hasil klasifikasi disusun dalam tabel 2x2 terhadap goldstandard. Samriddhi (2019) dalam penelitiannya penilaian uji diagnostik dilakukan berdasarkan tingkat akurasi, sensitivitas, spesifisitas, nilai prediksi positif (NPP) dan nilai prediksi negatif (NPN) (Polat & Danaei Mehr, 2019).

Berdasarkan proses penelitian yang dilakukan terdapat faktor yang dapat berpengaruh pada tingkat akurasi suatu model machine learning yaitu jumlah citra input sebagai set data latih, semakin banyak data latih yang digunakan maka akan meningkatkan tingkat akurasi machine learning dalam menentukan klasifikasi begitu juga sebaliknya. Hal ini disebabkan semakin banyak set data citra MRI Brain yang dilatih machine learning akan semakin banyak mengenali karakteristik ciri dari tiap citra dan akan menambah referensi dalam susunan algoritma GLCM dengan SVM tersebut.

Samriddhi (2019) dalam penelitiannya bahwa ukuran matiks juga sangat berpengaruh terhadap hasil output model machine learning. Ukuran citra diturunkan menjadi 224×224 dan normalkan berdasarkan pada mean dan standar deviasi citra pada set data pelatihan ImageNet (Polat & Danaei Mehr, 2019). Pada penelitian ini ukuran citra dengan aslinya tidak diturunkan dengan alasan menyesuaikan kapasitas pengolahan device yang digunakan. Kenyataannya penelitian ini membuktikan bahwa dengan menggunakan citra asli akan berdampak pada tingkat akurasi pada model machine learning Support Vector Machine (SVM), hal ini dikarenakan agar tidak adanya pengurangan jumlah pixel dan penurunan resolusi pada citra MRI Brain yang menyebabkan informasi citra pada MRI Brain digital berkurang, hal ini ditandai pula dengan keakuratan model machine learning dalam mendeteksi ciri klinis tertentu karena belum bisa dikenali oleh model machine learning dengan optimal.

Maka ukuran matriks yang semakin besar akan mempengaruhi keakuratan model machine learning Support Vector Machine (SVM) menjadi semakin tinggi. Akan tetapi dilain sisi, dengan ukuran matriks yang semakin besar juga akan sedikit memperlambat kinerja model machine learning Support Vector Machine (SVM) dalam

mengklasifikasikan MRI Brain tumor Brain dan normal karena kurang sesuai pada kapasitas dan kuantitas model machine learning. Selain itu akurasi juga dapat berpengaruh oleh masih kurang banyaknya jumlah data, karena semakin banyaknya jumlah data maka semakin tinggi tingkat akurasi.

Litjens (2019) mengemukakan dalam penelitiannya Model machine learning diterapkan untuk meningkatkan akurasi klasifikasi citra dan dari berbagai penelitian machine learning belum pernah ada yang mencapai keakuratan 100%. Berdasarkan hasil penelitian menunjukkan nilai akurasi tidak terdeteksi sempurna sebagaimana pada model machine learning Support Vector Machine (SVM) karena masih ada terdapat kekeliruan dalam menentukan prediksi, artinya model machine learning Support Vector Machine (SVM) tidak 100% dapat meningkatkan akurasi dalam klasifikasi citra dan tidak secara keseluruhan yang dapat mendeteksi tumor Brain secara sempurna.

Menimbang dengan hasil uji oleh model machine learning Support Vector Machine (SVM) terhadap data uji MRI Brain tumor Brain maupun normal diketahui bahwa kesalahan prediksi berada pada false negative (tumor Brain diprediksi berbeda dari gold standard). Akan terdapat beberapa penyebab mengapa machine learning tidak secara sempurna atau mendapatkan 100% dalam akurasi karena terdapat tingkat gray level tumor yang hampir sama dalam jaringan, terdapat juga tepian Brain, Dense-Glandular, Fatty, Fatty-glandular warna yang berbeda untuk setiap pasien sehingga akan menjadi salah satu penyebab tidak sempurnanya machine learning pendeteksian akurasi.

Samriddhi (2019) dalam penelitiannya mengemukakan adanya alat ukur kinerja yang efektif untuk machine learning yaitu dengan K Fold Cross Validation dalam confusion matrix, berdasarkan uji diagnostik dari klasifikasi yang bersifat dikotomis dan dibandingkan dengan goldstandard. Pengujian merupakan rentang nilai yang menentukan kemampuan kinerja suatu model machine learning baik atau gagal, semakin tinggi persentase hasil terhadap nilai akurasi, sensitivitas, spesifisitas, nilai prediksi positif (NPP) dan nilai prediksi negatif (NPN) maka semakin baik model machine learning tersebut (Polat & Danaei Mehr, 2019).

Priya (2019), penelitiannya dengan meneliti teknik segmentasi Thresholding mendapatkan hasil nilai akurasi sebesar 86%, sensitivitas 80%, spesifisitas 72%, nilai prediksi positif (NPP) 82% dan nilai prediksi negatif (NPN) 90% dan mengemukakan bahwa Thresholding memiliki keterbatasan tidak cukup memisahkan noise, selain itu terdapat teknik Region yang memiliki keterbatasan dengan menghasilkan kontras yang kurang baik serta teknik Active

Contour dengan keterbatasan waktu yang relatif lama (14). Sedangkan berdasar penelitian Mohammed (2019), pada penelitiannya yang membandingkan antara segmentasi Fuzzy C-mean, Fuzzy SVM Algoritma, dan K-means dengan hasil ketiga segmentasi tersebut memiliki nilai akurasi yang berbeda untuk segmentasi Fuzzy C-mean memiliki nilai akurasi 85%, dan untuk Fuzzy SVM Algoritma memiliki nilai akurasi 88%, sedangkan untuk SVM memiliki nilai akurasi 90%, walaupun penelitian menyampaikan hampir relatif sama dalam pendeteksian area abnormal kanker payudara, tetapi pengoperasian SVM relatif jauh lebih cepat (Wisudawati, 2021). Serta pada penelitian Mohammed (2018), pada penelitiannya yang membandingkan antara segmentasi Fuzzy C-mean, Support Vector Machine (SVM), dan Gray Level Co-Occurrence Matrix (GLCM) dengan hasil ketiga segmentasi tersebut hampir relatif sama dalam pendeteksian area abnormal kanker, tetapi pengoperasian Gray Level Co-Occurrence Matrix (GLCM) dalam Support Vector Machine (SVM) relatif jauh lebih cepat (Abbas et al., 2015). Serta pada penelitian Gajendra (2020), dalam hasil penelitiannya bahwa teknik algoritma Gray Level Co-Occurrence Matrix (GLCM) mampu mendeteksi batas otomatis dan texture, membantu dokter dalam menganalisis lesi dalam waktu yang singkat dan mencegah dilakukannya biopsi serta bentuk kontur atau batas dapat menggambarkan lesi ganas dan jinak (Gajendra, 2020).

Sedangkan pada penelitian ini menggunakan model machine learning Support Vector Machine (SVM) menunjukan bahwa nilai sensitivitas sebesar 95,00%, nilai spesifisitas sebesar 99,16%, nilai NPP sebesar 98,27%, nilai NPN sebesar 95,00% serta nilai akurasi sebesar 97,77%. Diantara seluruh hasil didapatkan nilai sensitivitas agak rendah disbanding nilai lainnya, dimana sensitivitas menggambarkan kemampuan model machine learning GLCM dengan SVM bisa memberikan nilai positif mana kala gold standard hasil Ekspertise Radiolog juga menghasilkan nilai positif. Sedangkan nilai yang didapatkan nilai sensitivitas lebih rendah dari nilai yang lain, hal ini diakibatkan karena dimana terdapat beberapa citra yang secara terstruktur tidak menampilkan tumor secara keseluruhan atau dengan kata lain terdapat gambaran tumor yang terpotong sehingga terdapat 2 citra dari 180 data uji yang memiliki hasil pendeteksian tumor Brain yang berbeda dengan hasil Ekspertise Radiolog.

Dengan didapatkan hasil klasifikasi kinerja model machine learning Support Vector Machine (SVM) menunjukan bahwa tingkat akurasi, sensitivitas, spesifisitas, NPP dan NPN berada diatas range 0,90-1,00 yang berarti bahwa kemampuan model machine learning dalam Support Vector Machine (SVM) untuk melakukan klasifikasi tumor Brain dan klasifikasi normal terhadap citra digital MRI Brain dan kemampuan

model machine learning dalam mendeteksi MRI Brain tumor Brain dan kemampuan model machine learning dalam mendeteksi Susp tumor Brain dan diklasifikasikan sebagai tumor Brain dan kemampuan model machine learning dalam mendeteksi MRI Brain normal serta kemampuan model machine learning dalam mendeteksi MRI Brain normal dan mengklasifikasikannya sebagai normal dapat disimpulkan bahwa machine learning dikatakan “sangat baik” digunakan untuk mendeteksi tumor Brain.

Berdasarkan nilai akurasi yang diperoleh sebanyak 97,77%, berarti menunjukkan bahwa masih terdapat kekeliruan sebanyak 2,23% yang disebabkan oleh beberapa kendala yang dipaparkan sebelumnya dari penerapan model machine learning Support Vector Machine (SVM) dalam mendeteksi tumor Brain, tetapi didukung dari hasil dasar pengujian masih dapat disimpulkan bahwa machine learning masih dikategorikan sangat baik digunakan untuk mendeteksi tumor Brain.

Analisis Kecepatan Klasifikasi

Litjens (2019) mengemukakan dalam penelitiannya pada tahap pembelajaran (learning) sampai validasi, model machine learning dengan ukuran citra 50 x 50 memerlukan waktu 10 sampai 15 menit, ukuran citra 100 x 100

15 sampai 30 menit, ukuran citra 200 x 200 adalah 60 sampai 90 menit (60). Sedangkan dalam penelitian ini proses machine learning Support Vector Machine (SVM) dilakukan validasi untuk mengetahui akurasi, sensitivitas, spesifisitas, nilai prediksi positif (NPP), nilai prediksi negatif (NPN) dan error rate dalam dua tahap yaitu pembelajaran (Training) dan uji (Tasting). Pada tahap pembelajaran (Training) dan uji (Tasting) memerlukan waktu 37.676 detik terhadap 900 data.

Sehingga pada tahap pembelajaran (Training) memerlukan waktu 30.140 detik terhadap 720 data. Sedangkan pada tahap uji (Tasting) memerlukan waktu

7.535 detik terhadap 180 data. Maka waktu kecepatan klasifikasi proses machine learning Support Vector Machine (SVM) memerlukan waktu 41 detik untuk 1 data, berupa klasifikasi keterangan tumor jinak Brain, tumor ganas Brain dan normal. Dimana hal ini berbeda dengan waktu seorang Radiolog dalam menentukan diagnose tumor yang kurang lebih bisa menghabiskan waktu 15-30 menit tergantung dari kualitas gambar yang dihasilkan.

Kecepatan klasifikasi pada machine learning Support Vector Machine (SVM) akan dipengaruhi oleh ukuran dan banyaknya citra yang digunakan. Semakin tinggi ukuran dan banyaknya jumlah maka lebih memerlukan waktu yang lebih lama. Tetapi hanya saja apabila ukuran citra semakin kecil maka akan mengurangi jumlah pixel

dan penurunan resolusi pada citra MRI Brain yang menyebabkan informasi citra pada MRI Brain digital, inilah yang menjadi salah satu alasan pada penelitian ini langsung menggunakan citra asli.

Perbandingan Kinerja Machine Learning Support Vector Machine (SVM) dengan Hasil Ekspertise Radiolog

Hasil laboratorium Ekspertise Radiolog yang merupakan gold standard sebagai pembandingan terhadap hasil kinerja dari model Machine Learning Support Vector Machine (SVM) untuk mengetahui apakah model machine learning yang dibuat dapat menjadi penunjang bagi ahli radiologi di Rumah Sakit.

Hasil Ekspertise Radiolog dijadikan pembandingan dengan program karena pada dasarnya memiliki sifat yang sama dimana klasifikasi pada hasil Ekspertise Radiolog keluarannya berupa positif atau negatifnya hasil apakah berupa tumor jinak atau ganas, dengan dasar ini memiliki kesamaan pada program dimana hasilnya menunjukkan beberapa pattern yang merupakan anggota dari dua buah class yaitu positif (dinotasikan dengan +1) dan negatif (dinotasikan dengan -1). Pattern yang tergabung pada class negatif disimbolkan dengan kotak, sedangkan pattern pada class positif disimbolkan dengan lingkaran. Proses pembelajaran dalam problem klasifikasi dilakukan dengan menemukan garis (hyperplane) yang memisahkan antara kedua kelompok tersebut. Garis solid menunjukkan hyperplane yang terbaik yaitu yang terletak tepat pada tengah-tengah kedua class, sedangkan titik merah dan kuning yang berada dalam lingkaran hitam adalah support vector. Tetapi untuk memudahkan dan memperjelas hasil maka program di desain lebih mudah dengan keluaran klasifikasi diagnosa tumor jinak, tumor ganas dan normal.

Hasil penelitian dengan uji komparatif wilcoxon menunjukkan tidak ada beda yang signifikan dari hasil kinerja model Machine Learning Support Vector Machine (SVM) dengan hasil Ekspertise Radiolog, maka penarikan kesimpulan berdasarkan hipotesis yang berarti hipotesis alternatif diterima bahwa tidak ada perbedaan hasil bacaan citra MRI Brain dalam mendeteksi tumor Brain antara machine learning Support Vector Machine (SVM) dengan hasil Ekspertise Radiolog. Dari hasil uji Wilcoxon machine learning Support Vector Machine (SVM) dengan hasil Ekspertise Radiolog dengan nilai p-value ($p > 0,05$) sebesar 0,898, dengan makna ketika machine learning diterapkan dipopulasi, maka machine learning memberikan angka ketepatan tinggi dalam memprediksi. Maka dengan itu alternatif dari metode ini untuk memperkecil kesalahan yang terjadi maka populasi MRI Brain lebih lama lagi dari penelitian ini yang mampu mencapai satu tahun bahkan lebih, dan

menggunakan data uji yang memenuhi kriteria gambar dimana secara terstruktur menampakkan gambaran tumor secara keseluruhan tidak terpotong serta menambah banyak ekstraksi fitur dalam pengujian GLCM, karena semakin banyak ekstraksi fitur semakin banyak juga yang mampu diidentifikasi Machine Learning. Maka dengan memperhatikan hal itu mampu memperkecil tingkat kesalahan yang terjadi.

Model machine learning Support Vector Machine (SVM) yang dibangun merupakan sebuah software untuk membantu dokter spesialis radiologi dalam menentukan diagnosa ditengah kurangnya tingkat akurasi dalam mendeteksi tumor Brain sehingga dibutuhkan sebuah software machine learning untuk meringankan pekerjaan, meningkatkan proses diagnosa dan tetap mendapatkan hasil yang cepat dan akurat. Dengan alasan tersebut model machine learning Support Vector Machine (SVM) dapat digunakan dengan syarat verifikasi keputusan diagnosa tetap merujuk berdasarkan konfirmasi dan justifikasi dokter spesialis radiologi.

Keterbatasan atau kelemahan dalam penelitian ini yaitu dalam penerapan model machine learning Support Vector Machine (SVM) tidak dapat menghasilkan data 100% dalam mendeteksi tumor Brain, model machine learning yang dibangun masih menggunakan data dalam jumlah terbatas sehingga salah satunya berpengaruh pada tingkat keakuratan program itu sendiri, serta masih terdapat 2 perbedaan dari hasil pendeteksian tumor model machine learning Support Vector Machine (SVM) dengan hasil Ekspertise Radiolog yang disebabkan karena terdapat citra MRI Brain yang terpotong atau tidak menampakkan gambaran tumor Brain secara menyeluruh, yang menyebabkan adanya perbedaan hasil pendeteksian tumor Brain. Pada pendeteksian program akan terjadi miss diagnose apabila program dan data yang akan di uji tidak dilakukan running terlebih dahulu dimana tidak menjalin koneksi antara program dan data. Program ini hanya pada tahap penentuan tumor jinak, tumor ganas dan normal, tidak sampai tahap penentuan grade atau stadium dari tumor ganas atau kanker, tetapi apabila dilakukan penambahan fitur dalam pendeteksian klasifikasi stadium sebenarnya bisa apabila data yang digunakan mewakili untuk setiap gradenya dan kalkulasi ukuran tumor serta penyebarannya

SIMPULAN

Berdasarkan hasil penelitian untuk melihat akurasi pendeteksian tumor Brain pada modalitas pencitraan MRI Brain menggunakan ekstraksi fitur Gray Level Co-Occurrence Matrix (GLCM) dalam Support Vector Machine (SVM), Terdapat kesamaan hasil bacaan citra MRI Brain dalam mendeteksi tumor Brain antara Support Vector

Machine (SVM) dengan hasil Ekspertise Radiolog didapatkan makna ketika machine learning diterapkan dipopulasi, maka machine learning memberikan angka ketepatan tinggi dalam memprediksi. Nilai sensitivitas machine learning Support Vector Machine (SVM) memiliki nilai sebesar 95,00% dengan range (0,90-1,00) yang berarti “sangat baik”. Nilai spesifisitas machine learning Support Vector Machine (SVM) memiliki nilai sebesar 99,16% dengan range (0,90-1,00) yang berarti “sangat baik”. Nilai prediksi positif (NPP) machine learning Support Vector Machine (SVM) memiliki nilai sebesar 98,27% dengan range (0,90-1,00) yang berarti “sangat baik”. Nilai prediksi negatif (NPN) machine learning Support Vector Machine (SVM) memiliki nilai sebesar 95,00% dengan range (0,90-1,00) yang berarti “sangat baik”. Nilai akurasi machine learning Support Vector Machine (SVM) memiliki nilai sebesar 97,77% dengan range (0,90-1,00) yang berarti “sangat baik”.

DAFTAR PUSTAKA

- Abbas, A., Kareem, A., & Kamil, M. (2015). *Breast Cancer Image Segmentation Using Morphological Operations*. *Int J Electron Commun Eng Technol*. 2015;6:8–14.
- Amalia, A. E., Airlangga, G., & Thohari, A. N. A. (2018). Breast Cancer Image Segmentation Using K-Means Clustering Based on GPU Cuda Parallel Computing. *JURNAL INFOTEL*, 10(1). <https://doi.org/10.20895/infotel.v10i1.344>
- Biswajit, P. D. (2017). *Texture Analysis Based On The Gray-Level Co- Occurrence Matrix Considering Possible Orientations*. *IJAREEIE*. 2017;2(9):4206–12.
- Correspondence. (2020). *Artificial intelligence in medical imaging: Game over for radiologists?* 2020;20:126.
- Edith Applegate, M. (2019). *The Sectional Anatomy Learning System*. 3rd ed. Elsevier; 2019. 146–148 p.
- Gajendra, S. (2020). *Identification of Brain Cancer in MRI Images Using Principal Component Analysis (PCA), Gray Level Coocurrence Matrix (GLCM) and Support Vector Machine (SVM) Methods*. Elseiver Ltd. 2020.
- Halls SB. (2019). *Potentially malignant microcalcification by texture*. *J Appl Clin Med Phys*. 2019;24.
- Hansen, J. (2019). *Netter's Clinical Anatomy: Fourth Edition*. 4th ed. Philadelphia: Elsevier; 2019.
- Havaei, M. (2018). *Within-Brain Classification for Brain Tumor Segmentation*. Univ Sherbrooke. 2018.
- Holland, D. (2018). *Genetic Algorithms and Machine Learning*. Kluwer Acad Publ. 2018;3:95–9.
- IK., R. P. dan. (2021). *Cancer Disease Situation*. *Bakti Husada*. 1–44.
- Institute NC. (2022). *Cancer Research. Gastrointest Symptoms*.
- Kamil, M., & Salih, A. (2019). *Mammography Images Segmentation via Fuzzy C-mean and K-mean*. *Intell Eng Syst*. 2019;12.
- Michael, E., H, M., Li H, \, F, K., & J., L. (2021). *Breast Cancer Segmentation Methods: Current Status and Future Potentials*. *Biomed Res Int*. ;21:1–29.
- Polat, H., & Danaei Mehr, H. (2019). Classification of Pulmonary CT Images by Using Hybrid 3D-Deep Convolutional Neural Network Architecture. *Applied Sciences*, 9(5), 940. <https://doi.org/10.3390/app9050940>
- Priya, Indah, I. (2019). *Literature Review Of Image Segmentation Methods On Mri Brain Tumors*. *Pros SNST*. 2019;35:207–15.
- Reddy, R. (2019). *A novel image segmentation technique for detection of breast cancer*. *Int J Inf Technol Knowl Manag*. 2016;16:201–4.
- Soesanti I, A, S., T, W., & M, T. (2011). *Ekstraksi Ciri dan Identifikasi Citra Otak MRI Berbasis Eigenbrain Image*. *Forum Tek*. 2011;34(1):47–52.
- Wisudawati, L. M. (2021). *KLASIFIKASI TUMOR JINAK DAN TUMOR GANAS PADA CITRA MAMMOGRAM MENGGUNAKAN GRAY LEVEL CO-OCCURRENCE MATRIX (GLCM) DAN SUPPORT VECTOR MACHINE (SVM)*. *Jurnal Ilmiah Informatika Komputer*, 26(2), 176–186. <https://doi.org/10.35760/ik.2021.v26i2.4897>