

BAB I

PENDAHULUAN

1.1.Latar Belakang

Stroke merupakan gangguan fungsi otak yang terjadi secara mendadak akibat terganggunya suplai darah ke otak, baik karena penyumbatan (stroke iskemik) maupun pendarahan (stroke hemoragik). Penyakit ini berdampak serius karena dapat menyebabkan kecacatan permanen bahkan kematian. Berdasarkan data dari World Stroke Organization (WSO), lebih dari 12 juta kasus stroke baru terjadi setiap tahun secara global, dan 6,5 juta di antaranya menyebabkan kematian [1]. Di Indonesia, stroke menjadi masalah kesehatan serius yang berdampak luas. Survei Kesehatan Indonesia (SKI) tahun 2023 mencatat prevalensi stroke sebesar 8,3 per 1.000 penduduk dan merupakan penyebab kematian tertinggi di rumah sakit [2]. Tingginya angka kejadian tersebut menunjukkan bahwa stroke masih menjadi tantangan besar bagi sistem pelayanan kesehatan, terutama di negara berkembang yang memiliki keterbatasan sumber daya dan akses terhadap layanan kesehatan yang memadai.

Besarnya dampak stroke tidak hanya tercermin dari tingginya angka kejadian dan kematian, tetapi juga dari konsekuensi klinis, sosial, dan ekonomi yang ditimbulkannya. Laporan World Stroke Organization (WSO) menyebutkan bahwa beban ekonomi global akibat stroke mencapai lebih dari US\$890 miliar setiap tahun atau sekitar 0,66% dari produk domestik bruto (PDB) dunia, yang mencakup biaya perawatan medis, rehabilitasi jangka panjang, serta hilangnya produktivitas pasien [3]. Sementara itu, analisis Global Burden of Disease (GBD) 2021 menunjukkan bahwa stroke menyebabkan lebih dari 7,25 juta kematian dan sekitar 160,5 juta *Disability-Adjusted Life Years* (DALYs) setiap tahun, sehingga menempati urutan kedua sebagai penyebab kematian dan urutan ketiga sebagai penyumbang beban penyakit global [4]. Selain itu, lebih dari setengah penyintas stroke mengalami kecacatan permanen yang memengaruhi kemampuan berbicara, bergerak, maupun menjalankan aktivitas sehari-hari, sehingga meningkatkan beban keluarga dan sistem pelayanan kesehatan, khususnya di negara berpenghasilan

rendah dan menengah [3], [4]. Kondisi tersebut menunjukkan bahwa diagnosis dan penanganan stroke yang cepat sangat penting untuk meningkatkan peluang keberhasilan terapi serta mengurangi risiko kecacatan permanen.

Salah satu modalitas pencitraan yang banyak digunakan dalam diagnosis stroke adalah *Magnetic Resonance Imaging* (MRI) karena mampu memberikan kontras jaringan lunak yang tinggi serta mendeteksi perubahan jaringan otak secara lebih sensitif dibandingkan *Computed Tomography* (CT), terutama pada fase hiperakut dan akut [5]. Berbagai sekuens MRI, seperti *Diffusion Weighted Imaging* (DWI), *Apparent Diffusion Coefficient* (ADC), dan *Fluid Attenuated Inversion Recovery* (FLAIR), menyediakan informasi yang saling melengkapi dalam mengidentifikasi lokasi, karakteristik, serta perkembangan lesi stroke. DWI sangat sensitif dalam mendeteksi perubahan difusi air yang terjadi pada fase awal stroke iskemik, ADC digunakan untuk membedakan infark akut dari perubahan jaringan lainnya, sedangkan FLAIR membantu memperjelas batas lesi dan memberikan informasi mengenai perkembangan infark pada jaringan otak.

Meskipun memiliki kemampuan pencitraan yang sangat baik, interpretasi citra MRI masih dilakukan secara manual oleh radiolog. Proses ini memerlukan waktu, sangat bergantung pada pengalaman pemeriksa, serta berpotensi menimbulkan variasi interpretasi antarobserver, terutama ketika lesi berukuran kecil, memiliki batas yang kurang jelas, atau berada pada area dengan kontras yang rendah terhadap jaringan di sekitarnya [5]. Keterlambatan maupun perbedaan interpretasi tersebut dapat memengaruhi kecepatan pengambilan keputusan klinis sehingga berdampak pada penentuan terapi yang akan diberikan kepada pasien. Permasalahan serupa juga ditemukan pada diagnosis berbasis citra medis lain, misalnya deteksi katarak dari citra fundus retina yang masih mengandalkan pemeriksaan manual oleh dokter spesialis sehingga rentan terhadap keterbatasan akses tenaga ahli maupun subjektivitas penilaian, mendorong dikembangkannya sistem klasifikasi otomatis berbasis Convolutional Neural Network dengan arsitektur EfficientNetB5 sebagai solusi deteksi dini yang lebih cepat dan objektif [6]. Kondisi tersebut menegaskan perlunya sistem bantu diagnosis otomatis yang mampu bekerja cepat dan konsisten, sehingga dapat mengurangi variasi interpretasi

antarobserver serta mempercepat proses penyaringan awal pasien stroke sebelum penanganan lebih lanjut dilakukan.

Perkembangan teknologi *Artificial Intelligence* (AI), khususnya *Deep Learning*, memberikan peluang untuk membantu proses analisis citra medis secara otomatis. Salah satu pendekatan yang paling banyak digunakan adalah *Convolutional Neural Network* (CNN), yang memiliki kemampuan mengekstraksi fitur visual secara otomatis tanpa memerlukan proses perancangan fitur (*feature engineering*) secara manual. Pada kasus stroke, pemanfaatan CNN tidak lagi hanya diarahkan pada klasifikasi pasien secara umum, tetapi mulai berkembang ke arah klasifikasi setiap *slice* MRI menjadi *lesi* dan *non-lesi*. Pendekatan *slice-by-slice* memungkinkan model mengidentifikasi irisan yang benar-benar mengandung lesi sehingga proses analisis menjadi lebih terarah dan efisien. Selain itu, hasil klasifikasi dapat dimanfaatkan sebagai tahap *pre-screening* sebelum dilakukan segmentasi, sehingga proses segmentasi hanya diterapkan pada *slice* yang diperkirakan mengandung lesi stroke.

Meskipun *Deep Learning* telah menunjukkan perkembangan yang pesat dalam analisis citra medis, identifikasi lesi stroke pada citra MRI masih menjadi tantangan yang kompleks. Lesi stroke memiliki karakteristik yang sangat bervariasi, baik dari segi ukuran, bentuk, lokasi, maupun intensitas citra. Pada beberapa *slice*, lesi hanya muncul sebagai area infark berukuran kecil dengan batas yang kurang jelas (*ill-defined margins*) dan kontras yang rendah terhadap jaringan otak di sekitarnya, sedangkan pada *slice* lainnya lesi dapat berkembang menjadi area infark yang lebih luas. Selain itu, distribusi lesi yang tidak merata pada setiap *slice* menyebabkan informasi penting sering kali hanya muncul pada sebagian kecil citra. Variasi karakteristik tersebut menyulitkan model dalam membedakan lesi dengan jaringan normal sehingga berpotensi menurunkan sensitivitas deteksi, terutama pada lesi berukuran kecil [7], [8]. Akibatnya, model *Convolutional Neural Network* (CNN) konvensional yang mengekstraksi fitur secara global sering kali kurang optimal dalam mempertahankan informasi lokal yang penting untuk proses identifikasi lesi [8].

Selain kemampuan model dalam mengenali lesi, efisiensi komputasi juga menjadi pertimbangan penting dalam pengembangan sistem analisis citra medis. Arsitektur CNN konvensional, seperti AlexNet dan VGG, memiliki jumlah parameter yang relatif besar sehingga membutuhkan memori dan waktu komputasi yang tinggi, serta berpotensi mengalami permasalahan *vanishing gradient* ketika jumlah lapisan semakin dalam [9], [10]. Untuk mengatasi keterbatasan tersebut, penelitian ini menggunakan DenseNet121, yaitu salah satu varian *Densely Connected Convolutional Networks* (DenseNet) yang menghubungkan setiap lapisan dengan seluruh lapisan sebelumnya melalui mekanisme *dense connectivity*. Pendekatan ini memungkinkan pemanfaatan kembali fitur (*feature reuse*), memperlancar aliran gradien selama proses pelatihan, serta mengurangi jumlah parameter tanpa mengurangi kemampuan ekstraksi fitur [10]. Dibandingkan dengan varian DenseNet yang lebih dalam, seperti DenseNet169 maupun DenseNet201, DenseNet121 menawarkan keseimbangan yang lebih baik antara akurasi, kompleksitas model, dan kebutuhan komputasi sehingga lebih sesuai untuk pengembangan sistem analisis stroke yang efisien [11]. Trade-off antara akurasi dan efisiensi komputasi ini juga ditemukan pada penelitian optimasi EfficientNetV2 untuk klasifikasi tumor otak dari citra MRI, yang melaporkan bahwa varian model dengan akurasi tertinggi (99,85%) justru membutuhkan waktu komputasi paling lama (288 detik per step), sehingga kurang sesuai diterapkan pada lingkungan dengan sumber daya komputasi terbatas [12].

Meskipun DenseNet121 memiliki kemampuan ekstraksi fitur yang baik, model masih berpotensi kehilangan informasi penting pada lesi yang berukuran kecil atau memiliki kontras rendah. Oleh karena itu, penelitian ini mengintegrasikan Convolutional Block Attention Module (CBAM) sebagai mekanisme perhatian (*attention mechanism*) untuk membantu model memfokuskan proses pembelajaran pada fitur yang paling relevan. CBAM terdiri atas Channel Attention Module yang berfungsi memilih kanal fitur yang paling informatif serta Spatial Attention Module yang mengarahkan perhatian model pada lokasi spasial yang paling berkontribusi terhadap proses klasifikasi [13]. Integrasi kedua mekanisme tersebut diharapkan

mampu meningkatkan sensitivitas model dalam mendeteksi lesi stroke sekaligus mengurangi pengaruh informasi latar belakang yang tidak relevan.

Pendekatan menambahkan mekanisme lanjutan pada arsitektur CNN dasar untuk meningkatkan performa klasifikasi ini turut ditemukan pada penelitian optimalisasi klasifikasi citra menggunakan CNN berbasis ResNet yang dikombinasikan dengan algoritma Support Vector Machine (SVM), di mana penambahan SVM setelah proses ekstraksi fitur CNN terbukti meningkatkan akurasi klasifikasi dari 0,88 menjadi 0,97 [14]. Hal ini menunjukkan bahwa integrasi CNN dengan mekanisme atau algoritma tambahan secara konsisten memberikan peningkatan performa dibandingkan penggunaan arsitektur CNN dasar saja, sejalan dengan peningkatan performa yang diharapkan dari integrasi CBAM pada penelitian ini.

Berbagai penelitian telah menunjukkan bahwa penerapan *Deep Learning* mampu meningkatkan performa analisis citra medis, khususnya pada klasifikasi dan segmentasi stroke. Penelitian oleh Revathi dkk. menunjukkan bahwa integrasi DenseNet121 dengan Convolutional Block Attention Module (CBAM) mampu meningkatkan akurasi klasifikasi citra MRI osteoarthritis hingga 89,78%, yang menunjukkan bahwa mekanisme *attention* dapat membantu model memfokuskan pembelajaran pada fitur-fitur yang paling relevan [13]. Hasil serupa juga dilaporkan oleh Jiang dkk., yang memperoleh akurasi 93,1% dan F1-score 94,7% pada klasifikasi pneumonia menggunakan kombinasi DenseNet121-CBAM pada citra X-ray [15]. Selain itu, penelitian oleh Chakraborty dkk. pada klasifikasi glaukoma menggunakan citra fundus menunjukkan bahwa penerapan DenseNet121 yang dipadukan dengan *attention mechanism* mampu menghasilkan akurasi di atas 95%, sehingga membuktikan bahwa kombinasi tersebut memiliki kemampuan yang baik dalam mengekstraksi fitur-fitur halus pada citra medis [16]. Pada kasus stroke, penelitian oleh Abumihisan dkk. mengembangkan model hibrida yang menggabungkan DenseNet121, MobileNetV3, dan CBAM untuk klasifikasi stroke berbasis citra CT. penelitian tersebut berhasil mencapai akurasi 99,21% [17]. Pada modalitas MRI otak secara khusus, penelitian oleh Diyasa dkk. mengoptimalkan penggunaan citra MRI multi-potongan (multi-section) yang diaugmentasi sebagian

untuk klasifikasi tumor otak menggunakan arsitektur ResNet-50, dan menunjukkan bahwa strategi penanganan variasi sudut pandang citra MRI turut berperan penting dalam meningkatkan akurasi klasifikasi [18]. Hasil-hasil tersebut menunjukkan bahwa kombinasi DenseNet121 dan CBAM memiliki potensi yang baik untuk meningkatkan performa klasifikasi pada berbagai jenis citra medis. Namun, penerapannya pada klasifikasi *slice* MRI stroke yang diintegrasikan dengan proses segmentasi dan estimasi volume lesi masih belum banyak dilaporkan.

Selain mengidentifikasi keberadaan lesi, informasi mengenai lokasi, bentuk, dan volume lesi juga memiliki peran penting dalam penilaian tingkat keparahan stroke. Pendekatan serupa dalam menilai tingkat keparahan suatu kondisi medis secara otomatis dari citra juga diterapkan pada deteksi tingkat keparahan retinopati diabetik menggunakan arsitektur EfficientNet V2-S, yang menunjukkan bahwa klasifikasi berbasis CNN dapat diperluas tidak hanya untuk mendeteksi keberadaan suatu kondisi, tetapi juga mengukur derajat keparahannya secara bertingkat [19]. Informasi tersebut hanya dapat diperoleh melalui proses segmentasi citra yang menghasilkan pemetaan lesi hingga tingkat piksel atau voxel. Namun, segmentasi citra MRI, terutama pada data volumetrik tiga dimensi (3D), memerlukan sumber daya komputasi yang besar karena proses prediksi dilakukan pada setiap voxel citra. Selain itu, model segmentasi juga membutuhkan anotasi piksel yang kompleks serta waktu inferensi yang lebih lama dibandingkan model klasifikasi [20], [21]. Keterbatasan jumlah dan variasi data berlabel pada citra medis, termasuk pada data MRI stroke yang digunakan pada penelitian ini, merupakan tantangan umum yang turut memengaruhi kemampuan generalisasi model. Penelitian augmentasi citra medis pada data sperma menggunakan Generative Adversarial Network (WGAN-GP) menunjukkan bahwa strategi augmentasi berbasis pembelajaran generatif dapat membantu mengatasi keterbatasan tersebut dengan meningkatkan variasi data secara sintesis [22]. Penelitian tinjauan terbaru juga melaporkan bahwa performa model segmentasi sering mengalami penurunan ketika diterapkan pada dataset dengan karakteristik pencitraan yang berbeda, sehingga kemampuan generalisasi model masih menjadi tantangan [23].

Salah satu model segmentasi yang menunjukkan performa baik pada kasus stroke adalah NVAutoNet, yang dikembangkan dalam framework DeepISLES pada kompetisi ISLES 2022. Model ini memanfaatkan arsitektur encoder-decoder *residual* tiga dimensi untuk menghasilkan segmentasi lesi stroke secara otomatis dengan performa yang kompetitif sekaligus mempertahankan efisiensi komputasi [24], [25]. Meskipun demikian, penerapan segmentasi terhadap seluruh *slice* MRI tetap memerlukan waktu dan sumber daya yang besar. Oleh karena itu, diperlukan strategi yang mampu mempertahankan informasi spasial hasil segmentasi tanpa harus menjalankan proses segmentasi pada seluruh *slice* MRI.

Berbagai penelitian tersebut menunjukkan bahwa masih terdapat beberapa kesenjangan yang perlu dikaji lebih lanjut. Sebagian besar penelitian hanya berfokus pada pengembangan model klasifikasi atau segmentasi secara terpisah sehingga belum menghasilkan alur analisis yang terintegrasi mulai dari identifikasi lesi hingga estimasi volume lesi. Selain itu, penerapan kombinasi DenseNet121 dan CBAM pada klasifikasi stroke berbasis citra MRI masih relatif terbatas karena sebagian besar penelitian dilakukan pada modalitas CT maupun pada penyakit lain. Di sisi lain, evaluasi menggunakan data klinis dari rumah sakit sebagai validasi eksternal juga masih jarang dilakukan sehingga kemampuan generalisasi model terhadap kondisi nyata belum banyak dibahas.

Berangkat dari kesenjangan tersebut, penelitian ini mengembangkan sistem analisis stroke berbasis citra MRI menggunakan pendekatan dua tahap (*two-stage pipeline*) yang mengintegrasikan proses klasifikasi dan segmentasi dalam satu alur analisis. Pada tahap pertama, model DenseNet121 yang dipadukan dengan Convolutional Block Attention Module (CBAM) digunakan untuk mengklasifikasikan setiap *slice* MRI ke dalam kategori lesi dan non-lesi sebagai proses *pre-screening*. Selanjutnya, hanya *slice* yang diprediksi mengandung lesi diteruskan ke tahap segmentasi menggunakan NVAuto untuk menghasilkan masker lesi yang kemudian dimanfaatkan dalam proses estimasi volume infark secara otomatis. Pendekatan ini diharapkan mampu meningkatkan efisiensi komputasi karena proses segmentasi hanya dilakukan pada *slice* yang teridentifikasi

mengandung lesi, sehingga waktu pemrosesan dapat dikurangi tanpa menghilangkan informasi spasial yang dibutuhkan dalam evaluasi klinis.

Berdasarkan uraian tersebut, permasalahan utama yang mendasari penelitian ini dapat dirumuskan sebagai kebutuhan akan suatu sistem analisis stroke berbasis citra MRI yang mampu bekerja secara cepat dan konsisten, sekaligus menyediakan informasi tingkat keparahan yang objektif dan telah teruji pada kondisi data klinis nyata. Permasalahan tersebut muncul dari empat hal yang saling berkaitan. Pertama, interpretasi manual oleh radiolog yang selama ini menjadi standar diagnosis bersifat memakan waktu dan rentan terhadap variasi antarobserver, sehingga diperlukan mekanisme identifikasi lesi otomatis pada tingkat *slice* yang cepat dan objektif. Kedua, identifikasi keberadaan lesi saja belum cukup untuk mendukung keputusan klinis, karena tingkat keparahan stroke, yang berkaitan erat dengan risiko kecacatan permanen sebagaimana telah diuraikan sebelumnya, hanya dapat dinilai melalui informasi volume dan luas lesi yang diperoleh dari proses segmentasi, sementara penelitian terdahulu masih jarang mengintegrasikan proses klasifikasi dan segmentasi dalam satu alur analisis yang efisien. Ketiga, model klasifikasi maupun segmentasi pada penelitian-penelitian tersebut umumnya hanya diuji pada dataset pengembangan (*benchmark*), sehingga kemampuannya dalam menghadapi data klinis riil dari rumah sakit dengan karakteristik akuisisi yang berbeda, yang justru menjadi kondisi nyata di lapangan, belum banyak diketahui. Keempat, tanpa adanya penyajian hasil analisis dalam bentuk yang mudah diakses, model yang dikembangkan pada tahap penelitian tidak akan memberikan manfaat praktis bagi mempercepat proses diagnosis yang menjadi urgensi awal penelitian ini.

Selain menggunakan dataset ISLES sebagai data utama untuk pelatihan dan pengujian model, penelitian ini juga memanfaatkan data MRI dari rumah sakit sebagai data validasi eksternal untuk mengevaluasi kemampuan generalisasi model terhadap data klinis dengan karakteristik pencitraan yang berbeda. Melalui pendekatan tersebut, penelitian ini diharapkan dapat menghasilkan sistem analisis stroke berbasis MRI yang tidak hanya mampu mengidentifikasi keberadaan lesi, tetapi juga menyediakan informasi spasial berupa segmentasi dan estimasi volume

lesi secara otomatis. Dengan demikian, sistem yang dikembangkan diharapkan dapat menjadi alternatif pendukung diagnosis yang lebih efisien dan berpotensi untuk diterapkan pada fasilitas pelayanan kesehatan dengan sumber daya komputasi yang terbatas.

1.2. Rumusan Masalah

Berdasarkan urgensi kebutuhan sistem diagnosis stroke yang cepat dan konsisten serta kesenjangan penelitian yang telah diuraikan, maka rumusan masalah dalam penelitian ini adalah:

1. Bagaimana kinerja model DenseNet121 yang terintegrasi dengan *Convolutional Block Attention Module* (CBAM) dalam mengidentifikasi slice citra MRI yang mengandung lesi stroke dan yang tidak mengandung lesi, sebagai dasar sistem pre-screening otomatis yang cepat dan objektif?
2. Bagaimana hasil segmentasi lesi stroke menggunakan NVAutoNet dan pemanfaatannya untuk memperoleh estimasi volume lesi sebagai dasar penilaian tingkat keparahan stroke?
3. Bagaimana kemampuan model klasifikasi DenseNet121-CBAM dalam melakukan generalisasi ketika diterapkan pada data MRI eksternal dari RSUD Haji Provinsi Jawa Timur?
4. Bagaimana mengintegrasikan hasil klasifikasi, segmentasi, dan estimasi volume lesi ke dalam aplikasi berbasis Streamlit untuk menyajikan hasil analisis citra MRI stroke?

1.3. Batasan Masalah

Untuk menjaga fokus dan keterarahan penelitian, maka batasan masalah dalam penelitian ini sebagai berikut:

1. Dataset utama untuk pelatihan menggunakan dataset publik *Ischemic Stroke Lesion Segmentation* (ISLES), sedangkan pengujian generalisasi dilakukan menggunakan data klinis riil dari rumah sakit lokal sebagai validasi eksternal.
2. Pemrosesan citra dilakukan pada level potongan 2D (*slice-by-slice*), di mana tahap *pre-screening* klasifikasi dibatasi pada pemisahan biner antara *slice* positif mengandung lesi stroke dan *slice* negatif (non-lesi).

3. Model klasifikasi yang dikembangkan dibatasi pada penggunaan arsitektur CNN ringan DenseNet121 yang diintegrasikan secara spesifik dengan modul perhatian CBAM.
4. Proses segmentasi tidak melatih ulang model dari awal, melainkan menerapkan model NVAuto (*pretrained*) yang merupakan bagian dari komponen efisien *framework* DeepISLES (ISLES 2022).
5. Evaluasi model klasifikasi diukur berdasarkan metrik Akurasi, F1-Score, dan AUC-ROC, sedangkan evaluasi segmentasi diukur menggunakan metrik *Dice Score*, *Precision*, dan *Recall*.

1.4. Tujuan Penelitian

Tujuan dari penelitian ini adalah untuk menjawab rumusan masalah serta memberikan arahan yang lebih jelas bagi penelitian ini. Adapun tujuan penelitian ini adalah sebagai berikut:

1. Menganalisis kinerja model DenseNet121 yang terintegrasi dengan *Convolutional Block Attention Module* (CBAM) dalam mengidentifikasi slice citra MRI yang mengandung lesi stroke dan yang tidak mengandung lesi.
2. Menganalisis hasil segmentasi lesi stroke menggunakan NVAutoNet serta memperoleh estimasi volume lesi sebagai dasar penilaian tingkat keparahan stroke.
3. Mengevaluasi kemampuan generalisasi model klasifikasi DenseNet121-CBAM pada data MRI eksternal dari RSUD Haji Provinsi Jawa Timur.
4. Mengintegrasikan hasil klasifikasi, segmentasi, dan estimasi volume lesi ke dalam aplikasi berbasis Streamlit untuk menyajikan hasil analisis citra MRI stroke.

1.5. Manfaat Penelitian

Hasil penelitian ini diharapkan akan memiliki manfaat pada banyak pihak, termasuk pihak-pihak berikut.

1. Bagi bidang keilmuan

Mengetahui pengaplikasian dari metode integrasi *two-stage pipeline* (klasifikasi DenseNet121-CBAM dan segmentasi NVAutoNet) dalam mendeteksi serta mengukur volume lesi stroke secara efisien pada level irisan (*slice-by-slice*). Selain itu, penelitian ini memberikan kontribusi ilmiah mengenai tingkat ketangguhan model AI saat diuji menggunakan variasi data klinis nyata dari rumah sakit (*cross-vendor validation*), sehingga dapat dijadikan bahan rujukan untuk pengembangan penelitian selanjutnya di bidang sains data medis.

2. Bagi masyarakat

Membantu meningkatkan kualitas pelayanan kesehatan bagi pasien stroke melalui teknologi deteksi dini otomatis yang cepat dan objektif. Deteksi yang cepat dan akurat diharapkan mampu meminimalkan risiko keterlambatan penanganan medis, sehingga dapat menurunkan angka kecacatan permanen maupun kematian akibat stroke iskemik di masyarakat.

3. Bagi Pemerintah

Memberikan masukan serta alat bantu digital bagi pihak pengelola fasilitas kesehatan dan tenaga medis dalam mempercepat proses penyaringan (*pre-screening*) awal pasien stroke tanpa bergantung pada perangkat keras komputer berspesifikasi tinggi. Informasi visual lokasi stroke beserta estimasi volume total lesi yang disajikan oleh sistem juga dapat dijadikan bahan pertimbangan objektif bagi dokter dalam mengambil keputusan klinis maupun menyusun strategi perawatan pasien secara lebih tepat.