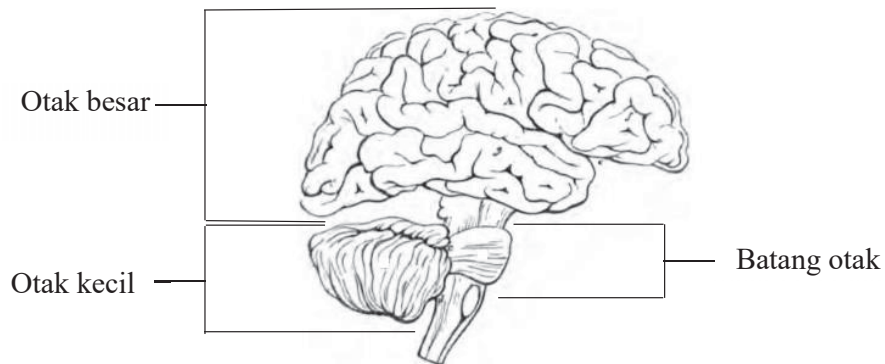


BAB II DASAR TEORI

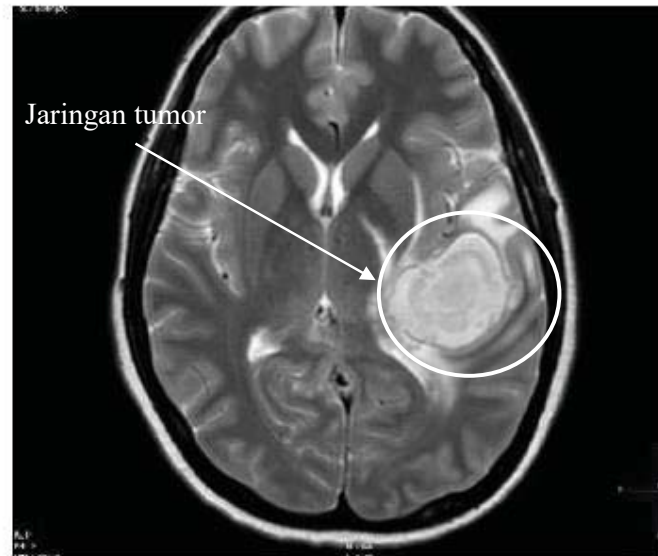
2.1 Tumor Otak

Secara anatomis, otak memiliki 3 bagian utama yaitu, otak besar, otak kecil, dan batang otak. Bagian-bagian tersebut dapat dilihat pada Gambar 2.1. Ada 100 miliar sel dan 1 triliun sel glia di otak manusia. Otak memiliki kemampuan untuk mengatur cara berpikir, berbicara, mengingat, dan mengendalikan pikiran. Apabila terdapat gangguan pada otak, maka fungsi koordinasi dan fungsi lainnya bisa sangat terganggu. Salah satu, penyakit yang biasanya mengintai pada otak adalah *stroke* dan tumor (Syahrudin, 2018).



Gambar 2. 1 3 Bagian utama otak (Sumber: Baker *et al.*, 1892)

Tumor otak merupakan kumpulan sel-sel yang hidup secara tidak normal dan tidak terkendali di dalam otak manusia. Angka kematian tertinggi akibat tumor otak terjadi pada orang dewasa di usia 55 dan 64 tahun. Tumor otak dapat menurunkan kualitas hidup pasien. Gambar 2.2 menunjukkan contoh tumor otak pada manusia. Salah satu pemicu tumor otak adalah faktor genetika dan gaya hidup yang tidak sehat. Secara histologisnya tumor otak dapat dikategorikan sebagai tumor jinak, tetapi jika posisinya bersebelahan ataupun terletak pada struktur vital dan pada rongga yang sulit dicapai, maka tumor otak bisa dikategorikan sebagai tumor otak ganas (Ghozali, 2021).



Gambar 2. 2 Citra tumor otak (Sumber: Heranurweni *et al.*, 2018).

2.2 *Magnetic Resonance Imaging*

Magnetic Resonance Imaging (MRI) adalah alat kedokteran di bidang radiologi yang memvisualisasikan organ dalam tubuh manusia untuk mendiagnosis tanpa pembedahan (Notosiswoyo *and* Suswati, 2004) yang menerapkan prinsip resonansi magnetik pada inti atom *hydrogen* (Sofian *and* Laluma, 2019). Alat MRI ditunjukkan pada Gambar 2.3. MRI menghasilkan medan magnet yang transmisinya menggunakan gelombang berfrekuensi pada rentang frekuensi gelombang radio. Pencitraan dengan menggunakan MRI mampu memperlihatkan jaringan lunak dengan sangat baik. Pencitraan menggunakan MRI menghasilkan gambar berupa potongan organ manusia untuk digunakan oleh tenaga medis selama proses diagnostik (Soesanti *et al.*, 2011).



Gambar 2. 3 Alat MRI (Triwoto, 2017)

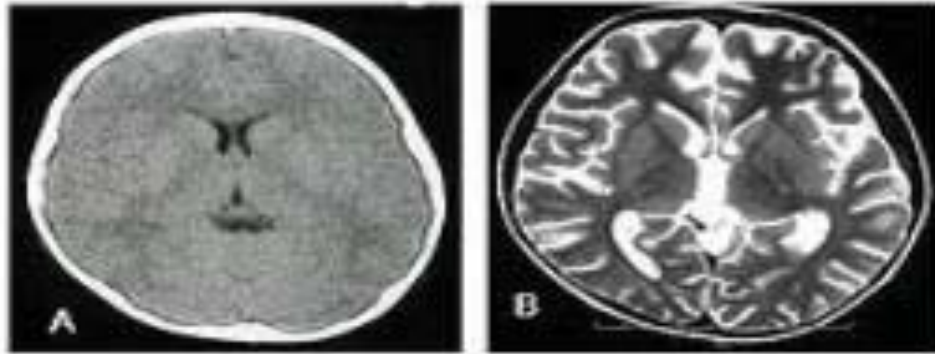
MRI juga memiliki kemampuan untuk menganalisis aliran darah, fungsi metabolisme dalam tubuh dan jaringan tubuh. Dalam penerapannya, MRI menggunakan medan magnet sebesar 0,064 sampai dengan 1,5 Tesla. Citra yang dihasilkan pada MRI memiliki kualitas yang lebih unggul daripada alat radiologi lainnya. Namun, kualitas citra yang dihasilkan dapat dipengaruhi oleh beberapa faktor seperti, resolusi spasial, waktu pemindaian, CNR (*contrast to noise ratio*) dan SNR (*signal to noise ratio*) (Nizar *et al.*, 2019). MRI memiliki kemampuan yang lebih baik untuk mendeteksi keberadaan tumor otak dibandingkan dengan *CT-Scan (computed tomography scan)* karena tumor otak mengandung jaringan lunak yang tidak dapat dideteksi oleh *CT-Scan* secara akurat (Suta *et al.*, 2019).

2.3 Citra

Representasi fungsi intensitas cahaya dalam bidang dua dimensi diskrit disebut sebagai citra digital (Ratna, 2020). Citra yang dapat menunjukkan jaringan, struktur lunak dengan jelas dan dapat dibedakan dengan mata digolongkan sebagai citra kualitas baik. Di sisi lain, citra dengan kualitas yang buruk akan berisi objek yang tidak dapat dibedakan oleh mata (Rosidah *et al.*, 2020). Citra digital ditunjukkan pada Gambar 2.4.

Sebuah citra terdiri dari sekumpulan piksel dengan koordinat (x, y) dan amplitudo $f(x, y)$. Kedudukan suatu piksel pada citra ditunjukkan pada koordinat (x, y) , sedangkan nilai intensitas warna citra ditunjukkan oleh amplitudo $f(x, y)$.

Proses yang digunakan untuk mengolah piksel-piksel pada citra digital dengan tujuan tertentu disebut pengolahan citra (*image processing*) (Ratna, 2020).



Gambar 2. 4 Citra hasil (a) *CT-Scan* dan (b) *MRI* (Sumber: Sumijan *and* Santony, 2014)

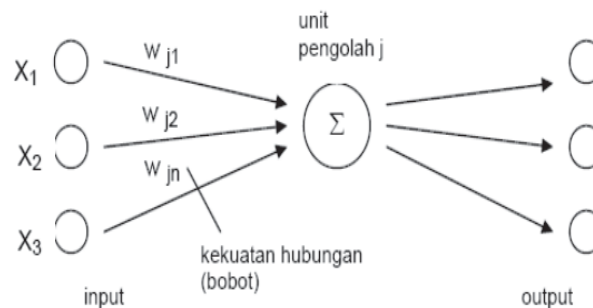
2.4 Jaringan Syaraf Tiruan

Kemajuan teknologi komputer digunakan hampir di setiap aspek kehidupan manusia. Salah satu teknik yang sering digunakan untuk menyelesaikan masalah pengenalan karakter dan sebagai klasifikasi karena tingkat keakuratan yang tinggi adalah jaringan syaraf tiruan (JST). JST merupakan salah satu dari kecerdasan buatan pada komputer dan banyak digunakan untuk pemecahan masalah yang berkaitan dengan prediksi maupun peramalan, yang berkaitan dengan basis data deret waktu (Lestari *and* Lucky, 2017). Secara umum, karakteristik dari JST ditentukan oleh (Tambunan, 2016):

1. Pola hubungan antara neuron (arsitektur jaringan)
2. Metode penentuan pada bobot-bobot sambungan (pelatihan)

Arsitektur JST didasarkan pada pengetahuan sel saraf biologis di otak, digambarkan sebagai model komputasi dan matematika untuk klasifikasi klaser data, fungsi pendekatan non-linear, regresi non-parametrik dan simulasi dari model jaringan syaraf biologis (Lestari *and* Lucky, 2017). JST dibentuk sebagai perpanjangan dari model matematika atas pemahaman manusia yang didasarkan pada asumsi bahwa pemrosesan informasi terjadi pada elemen sederhana disebut sebagai neuron, sinyal mengalir dari sel syaraf atau neuron dengan konektor, dan semua koneksi memiliki bobot yang bersesuaian. Struktur neuron pada JST

diperlihatkan pada Gambar 2.5. Bobot-bobot tersebut akan digunakan untuk menggandakan atau mengalikan sinyal yang dikirim, setiap sel syaraf akan menggunakan fungsi aktivasi pada sinyal dari hasil penjumlahan bobot yang masuk untuk menentukan sinyal keluarannya (Tambunan, 2016).

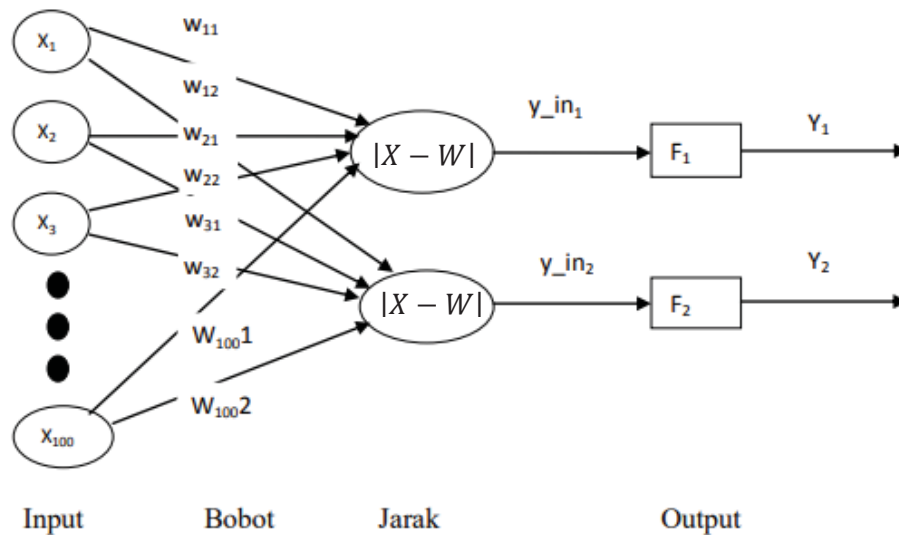


Gambar 2. 5 Struktur neuron pada JST (Sumber: Dessy *and* Afrianto, 2012)

JST memiliki sistem pemrosesan informasi berdasarkan karakteristik pada kinerja tertentu seperti jaringan syaraf biologis. Tahap pembelajaran pada JST meliputi 3 tahapan yaitu, perambatan maju, perambatan mundur, dan perubahan bobot (Surtono *et al.*, 2012). JST dapat digunakan untuk berbagai variasi aplikasi (Lestari *and* Lucky, 2017).

2.4.1 LVQ

Learning Vector Quantization (LVQ) merupakan salah satu metode yang digunakan untuk mengklasifikasikan pola setiap unit keluaran yang mewakili suatu kelas. Pada metode LVQ, setiap neuron terjadi proses pencarian jarak terdekat dari vektor masukan ke bobot yang sesuai dengan vektor bobot perwakilan (*Codebooks*). Keuntungan metode ini adalah selama pembelajaran unit keluaran ditempatkan dengan menggunakan pembelajaran terawasi untuk memperbaharui dan menyesuaikan bobot ketika memperkirakan keputusan klasifikasi (Budianita *and* Prijodiprodjoa, 2013). Arsitektur pada jaringan metode LVQ ditunjukkan pada Gambar 2.13. *Codebooks* merupakan bobot perwakilan, yang digunakan pada proses pelatihan dan uji coba. *Codebooks* digunakan berulang dan diperbaharui hingga iterasi atau pengulangan tercapai. Proses pengulangan disebut sebagai *epoch* (Ramzini, 2018).



Gambar 2. 6 Arsitektur jaringan metode LVQ (Sumber: Ketaren, 2016)

Keterangan:

X = Vektor masukan

W = *Codebooks*

$|X - W|$ = Selisih nilai jarak antara vektor masukan dengan *codebooks*

F = Lapisan kompetitif

Y = Keluaran

dengan $|X - W|$ dapat dituliskan ke dalam persamaan matematis yang ditunjukkan pada persamaan (2.1) (Ketaren, 2016):

$$S_j = \sqrt{\sum_{i=1}^n (X_i - W_{ji})^2} \quad (2.1)$$

Keterangan:

S_j = Jarak *euclidean*

X_i = Vektor masukan

W_{ji} = *Codebooks*

Di dalam metode LVQ, terdapat metode statistik yang bisa dipakai untuk menguji kinerja suatu algoritma, metode tersebut disebut metode *cross-validation*

pada metode MLVQ menggunakan fungsi *gaussian* yang paling sederhana (Liu *et al.*, 1995). Fungsi *gaussian* sering disebut dengan karakteristik simetrik. Fungsi ini, banyak digunakan pada banyak bidang, contohnya, *signal processing*, statistik, dan pengolahan citra. Fungsi *gaussian* dapat dilihat pada persamaan (2.2).

$$f = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma^2}} e^{-\frac{1}{2}\left(\frac{y-\mu}{\sigma}\right)^2} \quad (2.2)$$

Keterangan:

f = Fungsi *gaussian*

σ = Simpangan baku

μ = Rata-rata

e = Bilangan *euler*

π = Konstanta *phi*

y = Nilai dari variabel acak

Persamaan (2.2) oleh Liu *et al.*, (1995) kemudian dengan mensubstitusi S_j pada persamaan (2.1) ke dalam $(x - \mu)$ pada persamaan (2.2) sehingga menjadi:

$$a = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma^2}} e^{-\left(\frac{S_j}{2\rho^2}\right)} \quad (2.3)$$

Keterangan:

a = *Learning rate*

e = Bilangan *euler*

σ = Simpangan baku

S_j = Jarak *euclidean*

ρ = Karakteristik jarak

Dengan σ menyatakan standar deviasi dari distribusi. Standar deviasi atau yang dikenal sebagai simpangan baku merupakan suatu nilai statistik yang digunakan dalam keperluan melihat bagaimana penyebaran pada data dan jarak terdekat titik data tunggal ke nilai rata-rata data (Hidayat *et al.*, 2019). Secara statistik standar deviasi dapat dituliskan seperti pada persamaan (2.4) Penggunaan fungsi *gaussian* yang sederhana ini, diharapkan dapat menurunkan *error* dan meningkatkan akurasi (Liu, 1995).

$$\sigma = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^N (m_i - \mu_n)^2}$$

(2.4)

Keterangan:

σ = Simpangan baku

n = Banyaknya data

m_i = Data ke- i

μ_n = Rata-rata ke- n