

**PENERAPAN *PROBALISTIC NEURAL NETWORK* UNTUK  
KLASIFIKASI PENYAKIT ALZHEIMER BERDASARKAN  
HASIL *NEUROIMAGING MRI***

**TUGAS AKHIR**

**EIRENIKA JOANNA GRACE LENDENG  
1119034**



**INSTITUT  
TEKNOLOGI  
HARAPAN  
BANGSA**

*Veritas vos liberabit*

**PROGRAM STUDI INFORMATIKA  
INSTITUT TEKNOLOGI HARAPAN BANGSA  
BANDUNG  
2021**

**PENERAPAN *PROBALISTIC NEURAL NETWORK* UNTUK  
KLASIFIKASI PENYAKIT ALZHEIMER BERDASARKAN  
HASIL *NEUROIMAGING MRI***

**TUGAS AKHIR**

**Diajukan sebagai salah satu syarat untuk memperoleh  
gelar sarjana dalam bidang Informatika**

**EIRENIKA JOANNA GRACE LENDENG  
1119034**



INSTITUT  
TEKNOLOGI  
HARAPAN  
BANGSA

*Veritas vos liberabit*

**PROGRAM STUDI INFORMATIKA  
INSTITUT TEKNOLOGI HARAPAN BANGSA  
BANDUNG  
2021**

## DAFTAR ISI

<b>ABSTRAK</b>	<b>i</b>
<b>ABSTRACT</b>	<b>i</b>
<b>KATA PENGANTAR</b>	<b>i</b>
<b>DAFTAR ISI</b>	<b>i</b>
<b>DAFTAR TABEL</b>	<b>iii</b>
<b>DAFTAR GAMBAR</b>	<b>iv</b>
<b>BAB 1 PENDAHULUAN</b>	<b>1-1</b>
1.1 Latar Belakang . . . . .	1-1
1.2 Rumusan Masalah . . . . .	1-3
1.3 Tujuan Penelitian . . . . .	1-3
1.4 Batasan Masalah . . . . .	1-3
1.5 Kontribusi Penelitian . . . . .	1-4
1.6 Metodologi Penelitian . . . . .	1-4
1.7 Sistematika Pembahasan . . . . .	1-5
<b>BAB 2 LANDASAN TEORI</b>	<b>2-1</b>
2.1 Tinjauan Pustaka . . . . .	2-1
2.1.1 Penyakit Alzheimer . . . . .	2-1
2.1.2 <i>Probabilistic Neural Network</i> . . . . .	2-1
2.1.3 <i>Gray Level Co-occurrence Matrix</i> . . . . .	2-4
2.2 Tinjauan Studi . . . . .	2-7
2.2.1 <i>State of the Art</i> . . . . .	2-7
2.2.2 Pembahasan Penelitian Terkait . . . . .	2-10
2.3 Tinjauan Objek . . . . .	2-11
2.3.1 Citra MRI . . . . .	2-11
2.3.2 Penyakit Alzheimer . . . . .	2-13
<b>BAB 3 ANALISIS DAN PERANCANGAN SISTEM</b>	<b>3-1</b>
3.1 Analisis Masalah . . . . .	3-1
3.2 Kerangka Pemikiran . . . . .	3-1

3.3	Urutan Proses Global . . . . .	3-3
3.4	Analisis Manual . . . . .	3-5
3.4.1	Dataset . . . . .	3-5
3.4.2	Data Sampling . . . . .	3-5

## DAFTAR TABEL

2.1	Tinjauan Studi . . . . .	2-7
2.1	Tinjauan Studi . . . . .	2-8
2.1	Tinjauan Studi . . . . .	2-9
2.1	Tinjauan Studi . . . . .	.2-10

## DAFTAR GAMBAR

2.1	Arsitektur PNN [11] . . . . .	2-2
2.2	Contoh sudut GLCM [12] . . . . .	2-5
2.3	Matriks GLCM awal [12] . . . . .	2-5
2.4	Matriks GLCM Simetris [12] . . . . .	2-6
2.5	Matriks GLCM setelah dinormalisasi [12] . . . . .	2-6
2.6	Perbandingan citra untuk (A) Non Demented, (B) Very Mild Demented, (C) Mild Demented, dan (D) Moderate Demented [9] . .	2-12
3.1	Kerangka Pemikiran . . . . .	3-1
3.2	<i>Flowchart</i> Global . . . . .	3-4
3.3	<i>Flowchart Preprocessing</i> . . . . .	3-4

# BAB 1 PENDAHULUAN

## 1.1 Latar Belakang

Menurut penelitian yang dituliskan oleh World Health Organization atau yang biasa dikenal sebagai WHO ada lebih dari 55 juta orang yang menderita *Dementia* di seluruh dunia, pikun dalam terjemahan Indonesia, dan ada sekitar 10 juta kasus baru setiap tahunnya [1]. *Dementia* adalah sebuah penyakit yang berasal dari penyakit atau kecelakaan yang, baik secara langsung maupun tidak langsung, mempengaruhi kinerja otak. Penyakit Alzheimer atau yang biasa dikenal sebagai *Alzheimer's disease* (AD) merupakan bentuk paling umum dan penyumbang terbesar, sekitar 60-70% untuk penyakit *Dementia*. Penyakit Alzheimer yang tidak diobati bisa menyebabkan kematian, karena penurunan fungsi kognitif yang membuat seseorang tidak bisa melakukan kegiatan sehari-hari dan perubahan personalitas yang bisa menimbulkan stres berat.

Estimasi jumlah penderita Penyakit Alzheimer di Indonesia pada tahun 2013 mencapai satu juta orang yang mana diperkirakan akan meningkat drastis menjadi dua kali lipat pada tahun 2030, dan menjadi empat juta orang pada tahun 2050 [2]. Tren penderita Alzheimer di Indonesia diprediksi meningkat setiap tahunnya. Walau demikian dalam dunia medis masih digunakan protokol yang sama setiap tahun dalam pendeteksian penyakit Alzheimer, membandingkan foto MRI pasien dengan standar volume otak bagian hippocampus [3]. Oleh karena itu, dengan dibuat sebuah mesin yang bisa secara otomatis atau semi-otomatis memprediksi dan mengelompokkan status seorang pasien, efisiensi dan akurasi diagnosa bisa meningkat.

Dengan adanya sebuah mesin yang bisa secara otomatis mendeteksi penyakit Alzheimer, jumlah kasus kematian dapat ditekan. Dengan dilakukan penanganan dini, jumlah kasus *Dementia* juga bisa ditekan.

Beberapa algoritme klasifikasi yang bisa digunakan untuk mengklasifikasi penyakit Alzheimer adalah *Probabilistic Neural Network* (PNN), *Naïve Bayesian*, *K-Nearest Neighbour* (KNN), *Random Forest*, *Decision Tree*, *Non-Linear Support Vector Machine* (SVM), dan *Deep Learning*. Berikut beberapa penelitian mengenai prediksi dan klasifikasi penyakit Alzheimer berdasarkan hasil MRI secara singkat.

Suatu penelitian menggunakan algoritme *Probabilistic Neural Network* untuk

prediksi dan metode *Gray Level Co-occurrence Matrix* (GLCM) untuk ekstraksi fitur mengelompokkan penderita penyakit Alzheimer dalam 4 kelompok yaitu *non demented*, *very mild demented*, *mild demented*, dan *moderated demented* [4]. Algoritme tersebut dipilih karena proses pelatihan yang cepat dan struktur yang sederhana sehingga menghasilkan kesimpulan yang optimal, dengan akurasi sebesar 95,8%.

Pada penelitian yang menggunakan metode SVM untuk prediksi, metode *Fuzzy C-Means* (FCM) untuk segmentasi fitur, dan metode *Gray Level Co-occurrence Matrix* (GLCM) untuk ekstraksi fitur, penderita penyakit Alzheimer dikelompokkan dalam 2 kelompok yaitu penderita penyakit Alzheimer dan non Alzheimer [5]. Metode SVM dipakai karena berdasarkan penelitian yang terdahulu digunakan SVM sebagai *classifier* dan berhasil mendapatkan akurasi sebesar 93,33%.

Dalam penelitian lain digunakan algoritme SVM karena hasil prediksi dan klasifikasi menggunakan algoritme SVM secara keseluruhan lebih baik dibandingkan dengan metode lainnya yang digunakan dalam penelitian seperti *Naive Bayesian*, *K-Nearest Neighborhood*, *Random Forest*, *Desicion Tree*, dan SVM Linear[3]. SVM dipilih karena berhasil memprediksi fitur-fitur *cortical thickness* (CT) dengan baik dan menghasilkan akurasi keseluruhan sebesar 75%.

Dalam suatu penelitian yang menggunakan algoritme SVM dan KNN untuk prediksi dan gabungan metode *Fisher Score* dan *Greedy Searching* untuk seleksi fitur, penderita penyakit Alzheimer dikelompokkan dalam 3 kelompok yaitu *Normal Controls*, *Mild Cognitive Impairment*, dan *Alzheimer's patients* [6]. Penelitian ini mendapatkan akurasi terbaik dengan menggunakan metode SVM sebesar 84%.

Dalam penelitian yang digunakan algoritme *DenseNet-121* yang dimodifikasi arsitekturnya sehingga lebih berfokus pada *depth-wise convolution layers* [7]. Penderita penyakit Alzheimer dikelompokkan dalam 3 kelompok yaitu *Normal Controls*, *Mild Cognitive Impairment*, dan *Alzheimer's patients* dan berhasil didapatkan akurasi sebesar 90,22%.

Dari penelitian-penelitian yang terdahulu, ditemukan bahwa PNN menghasilkan akurasi terbaik. Walau demikian PNN memiliki kekurangan yaitu menggunakan banyak memori [8]. Dengan digunakan fitur ekstraksi GLCM diharapkan fitur citra yang akan digunakan untuk membuat model dapat berkurang sehingga mengurangi penggunaan memori. Oleh karena itu, penelitian ini akan menggunakan PNN sebagai algoritme klasifikasi, menggunakan GLCM untuk ekstraksi fitur, untuk



membuat sebuah mesin klasifikasi otomatis penyakit Alzheimer berdasarkan hasil *Neuroimaging MRI*.

### 1.2 Rumusan Masalah

Rumusan masalah yang akan dibahas dan dipecahkan melalui penelitian ini adalah sebagai berikut:

1. Berapa akurasi tertinggi prediksi dan pengelompokan penderita penyakit Alzheimer dengan menggunakan algoritme PNN dan ekstraksi fitur GLCM?
2. Berapa nilai *Gaussian Kernel*, *Weight*, dan *Bayes' Decision* untuk algoritme PNN agar didapat akurasi tertinggi dalam mengelompokkan penderita penyakit Alzheimer?
3. Berapa nilai *Contrast*, *Homogeneity*, *Entropy*, *Energy*, dan *Dissimilarity* untuk metode ekstraksi fitur GLCM agar didapat akurasi tertinggi dalam mengelompokkan penderita penyakit Alzheimer?

### 1.3 Tujuan Penelitian

Tujuan dibuatnya penelitian ini adalah sebagai berikut:

1. Membuat sebuah mesin klasifikasi dengan menggunakan algoritme PNN dan metode ekstraksi fitur GLCM yang bisa memprediksi dan mengklasifikasi hasil *neuroimaging Magnetic Resonance Imaging (MRI)* menjadi 4 bagian yaitu *Non Demented*, *Very Mild Demented*, *Mild Demented*, dan *Moderate Demented* dengan akurasi tertinggi.
2. Menentukan nilai *Gaussian Kernel*, *Weight*, dan *Bayes' Decision* yang tepat untuk algoritme PNN agar didapat akurasi tertinggi dalam mengelompokkan penderita penyakit Alzheimer.
3. Menentukan nilai *Contrast*, *Homogeneity*, *Entropy*, *Energy*, dan *Dissimilarity* yang tepat untuk metode ekstraksi fitur GLCM agar didapat akurasi tertinggi dalam mengelompokkan penderita penyakit Alzheimer.

### 1.4 Batasan Masalah

Untuk membatasi masalah agar penelitian bisa lebih terfokus, ditetapkan batasan-batasan sebagai berikut:

1. Data yang digunakan adalah citra *grayscale MRI* dengan format JPG berukuran 176x208 piksel, yang mana untuk setiap kelompok pengujian memiliki jumlah citra yang berbeda. Dataset diambil dari Kaggle [9].
2. Klasifikasi penderita penyakit Alzheimer dibedakan menjadi 4 kelompok yaitu

*Non Demented, Very Mild Demented, Mild Demented, dan Moderate Demented.*

### 1.5 Kontribusi Penelitian

Kontribusi yang diberikan dari penelitian ini adalah membuat sebuah mesin klasifikasi otomatis yang mengelompokkan penderita penyakit Alzheimer dalam 4 kelompok, *Non Demented, Very Mild Demented, Mild Demented, dan Moderate Demented*, dengan akurasi terbaik menggunakan algoritme PNN dan metode ekstraksi fitur GLCM. Dengan demikian, menentukan nilai parameter yang tepat baik untuk algoritme PNN maupun untuk metode ekstraksi fitur GLCM. Mesin klasifikasi otomatis yang dihasilkan penelitian ini diharapkan dapat membantu dalam pengklasifikasian penderita penyakit Alzheimer di ranah medis.

### 1.6 Metodologi Penelitian

Metode penelitian yang dilakukan dalam penelitian ini adalah sebagai berikut:

#### 1. Studi Literatur

Mencari dan mengumpulkan data dan informasi yang berkenaan dengan penyakit Alzheimer, *Probabilistic Neural Network*, dan *Gray Level Co-occurrence Matrix* yang berasal dari *internet*.

#### 2. Pengumpulan Data

Data yang digunakan diperoleh dari *internet* berupa citra *grayscale* MRI dengan format JPG berukuran 176x208 piksel dari dataset [9] yang memiliki jumlah citra berbeda untuk tiap kelompok.

#### 3. Analisis Masalah

Pada tahap ini dilakukan analisis permasalahan yang ada, batasan yang dimiliki dan kebutuhan yang diperlukan.

#### 4. Perancangan dan Implementasi Algoritme

Pada tahap ini dilakukan perancangan algoritme *Probabilistic Neural Network* dan metode ekstraksi fitur *Gray Level Co-occurrence Matrix* yang akan dipakai untuk menyelesaikan masalah.

#### 5. Pengujian

Pengujian dilakukan menggunakan model yang didapat dari proses *training* terhadap data citra *test* yang ada dalam dataset [9].

#### 6. Dokumentasi

Semua data yang berkaitan dengan implementasi dan hasil penelitian didokumentasikan secara tertulis.

### 1.7 Sistematika Pembahasan

Pada penelitian ini peneliti menyusun berdasarkan sistematika penulisan sebagai berikut:

#### **BAB I        Pendahuluan**

Pendahuluan yang berisi latar belakang, rumusan masalah, tujuan penelitian, batasan masalah, kontribusi penelitian, serta metode penelitian.

#### **BAB II       Landasan Teori**

Landasan Teori yang berisi penjelasan dasar teori yang mendukung penelitian ini.

#### **BAB III      Analisis dan Perancangan**

Analisis dan Perancangan yang berisi analisis berupa algoritme yang digunakan.

#### **BAB IV      Implementasi dan Pengujian**

Implementasi dan Pengujian yang berisi implementasi pengujian dengan berbagai data testing beserta hasilnya.

#### **BAB V       Kesimpulan dan Saran**

Penutup yang berisi kesimpulan dari penelitian dan saran untuk penelitian lebih lanjut di masa mendatang.

## **BAB 2 LANDASAN TEORI**

### **2.1 Tinjauan Pustaka**

Penelitian ini menggunakan beberapa teori terkait yang diperlukan dalam pengerjaan yang dilakukan. Penjelasan mengenai teori-teori tersebut akan dijelaskan sebagai berikut.

#### **2.1.1 Penyakit Alzheimer**

Demensia adalah sebuah sindrom yang pada umumnya bersifat kronis atau progsrif, menyebabkan penurunan fungsi kognitif (kemampuan berpikir), yang melebihi batas penuaan biologis [1]. Dalam hal memori, kemampuan berpikir, kemampuan pemahaman, kemampuan perhitungan, kapasitas belajar, kemampuan berbahasa, dan kemampuan menilai sesuatu. Gangguan kognitif tersebut dapat disertai atau didahului dengan perubahan suasana hati, kontrol emosi, perilaku, atau motivasi. Dementia dapat terjadi akibat sebuah penyakit atau cedera yang dialami otak, seperti penyakit Alzheimer atau stroke.

Penyakit Alzheimer atau yang biasa dikenal sebagai *Alzheimer's disease* (AD) merupakan bentuk paling umum dan penyumbang terbesar, sekitar 60-70% untuk penyakit *Dementia* [1]. Penyakit Alzheimer yang tidak diobati bisa menyebabkan kematian, karena penurunan fungsi kognitif yang membuat seseorang tidak bisa melakukan kegiatan sehari-hari dan perubahan personalias yang bisa menimbulkan stres berat.

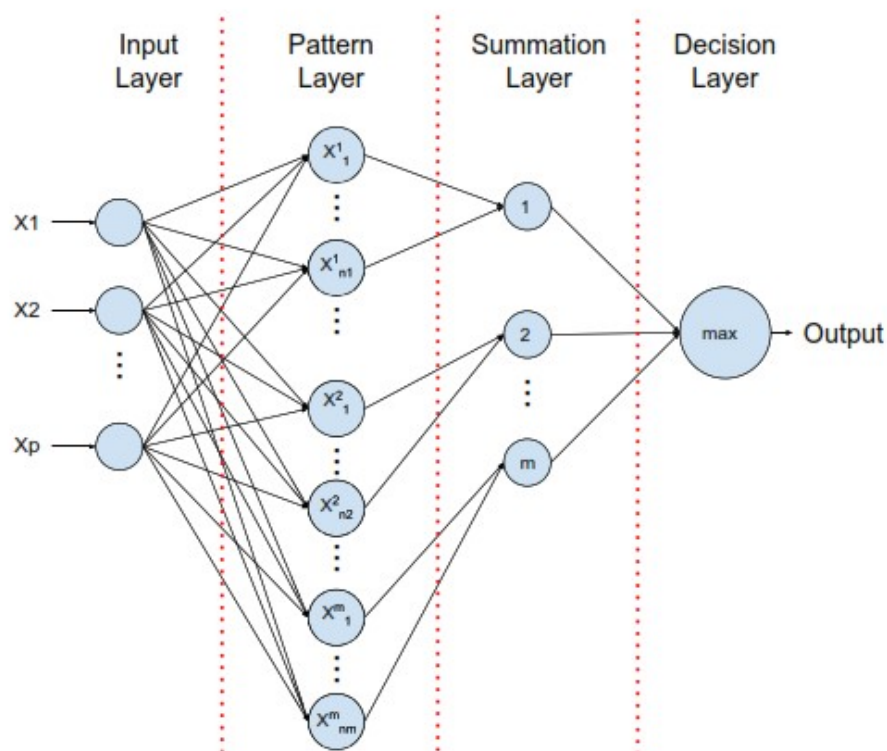
Estimasi jumlah penderita Penyakit Alzheimer di Indonesia pada tahun 2013 mencapai satu juta orang yang mana diperkirakan akan meningkat drastis menjadi dua kali lipat pada tahun 2030, dan menjadi empat juta orang pada tahun 2050. Tren penderita Alzheimer di Indonesia diprediksi meningkat setiap tahunnya [2]. Namun demikian, dalam dunia medis, masih digunakan protokol yang sama setiap tahun dalam pendeteksian penyakit Alzheimer, yang mana dilakukan dengan membandingkan foto MRI pasien dengan standar volume otak bagian hippocampus [3].

#### **2.1.2 Probabilistic Neural Network**

*Probabilistic Neural Network* (PNN) merupakan metode buatan D. F. Specht yang menggunakan teorema *Bayes* untuk mencari probabilitas bersyarat pada metode *Parzen* sebagai diagnosa fungsi bobot variabel acak [10]. PNN

merupakan bagian dari *feedforward neural network*, yang biasa digunakan dalam bidang klasifikasi dan pengenalan pola [11]. Dalam algoritme PNN, *Probability Distribution Function* (PDF) dari setiap kelas didekati dengan menggunakan *Parzen window* dan fungsi non-parametrik. Kemudian, dari PDF setiap kelas tadi diperkirakan probabilitas kelas data masukan baru dan ditentukan dengan aturan Bayes, mana yang akan digunakan untuk mengalokasikan kelas dengan probabilitas posterior tertinggi ke data masukan baru. Dengan demikian, kemungkinan kesalahan klasifikasi minimalisasi.

Operasi pada PNN dikelompokkan menjadi 4 bagian yaitu *Input layer*, *Pattern layer*, *Summation layer*, dan *Output layer*. Ketika ada masukan, lapisan pertama menghitung jarak dari vektor masukan ke vektor *training*. Ini menghasilkan vektor di mana elemen-elemennya menunjukkan seberapa dekat masukan dengan data *training*. Lapisan kedua menjumlahkan kontribusi untuk setiap kelas masukan dan menghasilkan vektor probabilitas. Selanjutnya, fungsi transfer pada keluaran lapisan kedua mengambil probabilitas maksimum dan menghasilkan nilai 1 untuk identifikasi positif dan nilai 0 untuk identifikasi negatif. Gambar arsitektur PNN dijelaskan oleh Gambar 2.1.



Gambar 2.1 Arsitektur PNN [11]

Dengan penjelasan untuk masing-masing bagian sebagai berikut:

### 1. *Input Layer*

Setiap *neuron* di *input layer* mewakili variabel prediktor. Dalam variabel kelompok, *neuron* N-1 digunakan ketika ada N jumlah kelompok. Hal ini dilakukan untuk menstandarisasi rentang nilai dengan mengurangkan median dan membaginya dengan rentang interkuartil. Kemudian *neuron input* memberikan nilai ke masing-masing *neuron* di *hidden layer*.

### 2. *Pattern Layer*

*Layer* ini berisi satu *neuron* untuk setiap kasus dalam kumpulan data *training*, yang mana menyimpan nilai variabel prediktor bersama dengan nilai target. Sebuah *neuron* tersembunyi menghitung jarak Euclidean dari kasus uji dari titik pusat *neuron* dan kemudian menerapkan fungsi *kernel* fungsi basis radial menggunakan nilai sigma. Proses ini dapat dihitung dengan rumus pada persamaan 2.1.

$$W_{i,j}(x) = \frac{1}{2\pi^{\frac{d}{2}}\sigma^d} \exp \left[ -\frac{\| (x - x_{i,j}) \|^2}{2\sigma^2} \right] \quad (2.1)$$

---

Di mana :

$W_{i,j}(x)$  : Gaussian Kernel

$d$  : Dimensi vektor

$\sigma$  : *Spread* (Parameter *smoothing*)

$x$  : Vektor *testing*

$x_{ij}$  : Vektor *training* ke-i,j untuk setiap kelas  $x$

---

Nilai *Spread* didapat dari hasil percobaan karena tidak bisa dihitung dengan rumus.

### 3. *Summation Layer*

Untuk PNN ada satu pola *neuron* untuk setiap kelompok variabel target aktual dari setiap kasus *training* yang disimpan di *neuron* tersembunyi. Nilai berbobot yang keluar dari *neuron* tersembunyi hanya diumpankan ke *neuron* pola yang sesuai dengan kelompok *neuron* tersembunyi. *Neuron* pola menambahkan nilai untuk kelas yang diwakilinya. Proses ini dapat dihitung dengan rumus pada

persamaan 2.2.

$$G_i(x) = \frac{1}{2\pi^{\frac{d}{2}}\sigma^d} \frac{1}{N_i} \sum_{j=1}^{N_i} \exp \left[ -\frac{\|x - x_{i,j}\|^2}{2\sigma^2} \right] \quad (2.2)$$

---

Di mana :

$G_i(x)$  : Fungsi bobot probabilitas

$d$  : Dimensi vektor

$\sigma$  : *Spread* (Parameter *smoothing*)

$N$  : Jumlah data *training* kelas  $x$

$x$  : Vektor *testing*

$x_{ij}$  : Vektor *training* ke- $i,j$  untuk setiap kelas  $x$

---

#### 4. *Output Layer*

*Output Layer* membandingkan nilai untuk setiap kelompok target yang terakumulasi dalam *Pattern Layer* dan menggunakan nilai terbesar untuk memprediksi kelompok target. Proses ini dapat dihitung dengan rumus pada persamaan 2.3.

$$G_i(x) = \operatorname{argmax} \{g_i(x)\} \quad (2.3)$$

---

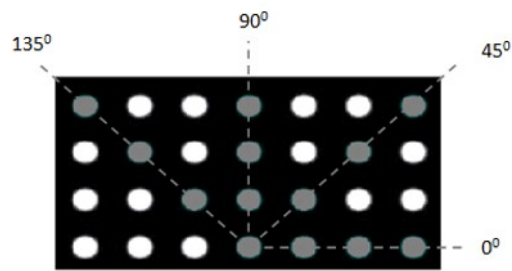
Di mana :

$G_i(x)$  : *Bayes' Decision*

---

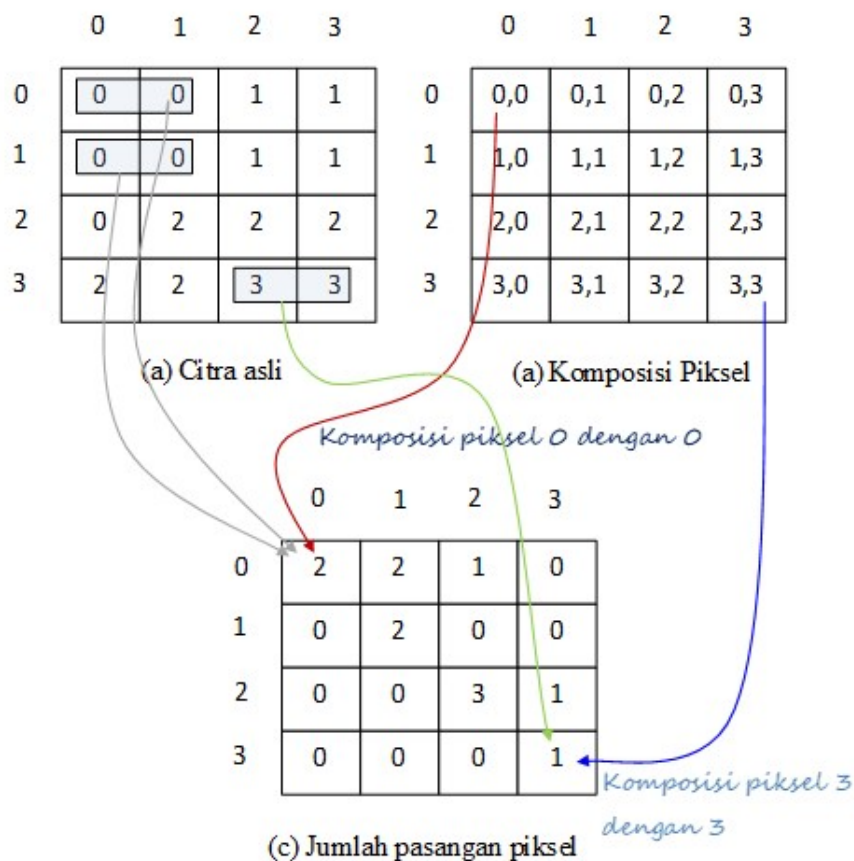
#### 2.1.3 *Gray Level Co-occurrence Matrix*

*Gray Level Co-occurrence Matrix* (GLCM) merupakan metode buatan Haralick yang diusulkan pada tahun 1973 dengan 28 fitur yang menjelaskan tentang pola spasial [12]. GLCM menggunakan perhitungan pola tekstur kedua yang artinya memperhatikan hubungan antar pasangan piksel citra asli, sudut yang dihasilkan oleh kedua vektor tadi akan menghasilkan sebuah pola. Sudut yang dihasilkan oleh GLCM adalah  $0^\circ$ ,  $45^\circ$ ,  $90^\circ$ , dan  $135^\circ$ . Hasil sudut ditampilkan pada Gambar 2.2.



**Gambar 2.2** Contoh sudut GLCM [12]

Sebagai ilustrasi, akan dipilih ketegangan piksel ke arah kanan. Hubungan kedua piksel akan direpresentasikan dengan  $(1,0)$ , dimana piksel bernilai 1 jika diikuti oleh piksel bernilai 0. Selanjutnya akan dihitung jumlah kelompok piksel yang memenuhi hubungan tersebut. Contoh ilustrasi digambarkan pada Gambar 2.3.




**Gambar 2.3** Matriks GLCM awal [12]

Matriks pada Gambar 2.3 bagian (c) merupakan *matrix framework*, yang



mana perlu diolah menjadi matriks yang simetris dengan cara menambahkan dengan hasil transposnya. Lihat Gambar 2.4.

$$\begin{bmatrix} 2 & 2 & 1 & 0 \\ 0 & 2 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 3 & 1 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 2 & 0 & 0 & 0 \\ 2 & 2 & 0 & 0 \\ 1 & 0 & 3 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 4 & 2 & 1 & 0 \\ 2 & 4 & 0 & 0 \\ 1 & 0 & 6 & 1 \\ 0 & 0 & 1 & 2 \end{bmatrix}$$


  
 Transpos

GLCM sebelum  
dinormalisasi

**Gambar 2.4** Matriks GLCM Simetris [12]

Untuk menghilangkan ketergantungan, nilai-nilai elemen GLCM perlu dinormalisasi sehingga jumlahnya bernilai 1. Lihat Gambar 2.5.

$$\begin{bmatrix} \frac{4}{24} & \frac{2}{24} & \frac{1}{24} & \frac{0}{24} \\ \frac{2}{24} & \frac{4}{24} & \frac{0}{24} & \frac{0}{24} \\ \frac{1}{24} & \frac{0}{24} & \frac{6}{24} & \frac{1}{24} \\ \frac{0}{24} & \frac{0}{24} & \frac{1}{24} & \frac{2}{24} \end{bmatrix}$$

**Gambar 2.5** Matriks GLCM setelah dinormalisasi [12]

Untuk memperoleh fitur menggunakan GLCM, Haralick mengusulkan 14 besaran yang bisa dipakai, tetapi dalam penelitian ini yang akan digunakan adalah *contrast*, *homogeneity*, *entropy*, *energy*, dan *dissimilarity*.

*Contrast* merupakan ukuran variasi untuk keabuan piksel pada citra. Dapat dihitung dengan rumus:

$$Contrast = \sum_{i,j} |i - j|^2 p(i, j) \quad (2.4)$$

*Homogeneity* digunakan untuk menghitung nilai kedekatan setiap elemen pada

matriks GLCM ke matriks GLCM diagonal. Dapat dihitung dengan rumus:

$$Homogeneity = \sum_{i,j} \frac{p(i,j)}{1 + |i - j|} \quad (2.5)$$

*Entropy* digunakan sebagai pengukur kompleksitas atau ketidakteraturan dari suatu objek. Dapat dihitung dengan rumus:

$$Entropy = \sum_{i,j} p(i,j) \log p(i,j) \quad (2.6)$$

*Energy* merupakan hasil kuadrat setiap elemen matriks GLCM. Dapat dihitung dengan rumus:

$$Energy = \sum_{i,j} p(i,j)^2 \quad (2.7)$$

*Dissimilarity* merupakan penghitung nilai ketidakmiripan suatu tekstur. Dapat dihitung dengan rumus:

$$Dissimilarity = \sum_{i,j} |i - j| p(i,j) \quad (2.8)$$

## 2.2 Tinjauan Studi

Pada bagian ini akan dijelaskan mengenai perbandingan dari penelitian terdahulu yang terkait dengan klasifikasi penyakit Alzheimer.

### 2.2.1 *State of the Art*

Pada Tabel 2.1 diberikan penjelasan mengenai studi terkait:

**Tabel 2.1** Tinjauan Studi

No	Peneliti	Judul	Rumusan Masalah	Hasil
----	----------	-------	-----------------	-------

**Tabel 2.1** Tinjauan Studi

No	Peneliti	Judul	Rumusan Masalah	Hasil
1	Riyandi Syahputra	Klasifikasi Penyakit Alzheimer pada Citra Medis MRI dengan Menggunakan <i>Probabilistic Neural Network</i>	Berapa akurasi yang didapat untuk klasifikasi penyakit Alzheimer dengan metode <i>Probabilistic Neural Network</i> ?	Penggunaan metode algoritme probabilistic neural network dapat mengklasifikasi citra MRI otak <i>non demented</i> , <i>very mild demented</i> , <i>mild demented</i> , dan <i>moderated demented</i> dengan nilai akurasi sebesar 95,8%.
2	Dian C. R. Novitasari, Wahyu T.Puspitasari, Putri Wulandari, A.Z. Foeady, M. Fahrur Rozi	Klasifikasi Alzheimer dan Non Alzheimer Menggunakan <i>Fuzzy C-mean</i> , <i>Gray Level Co-occurrence Matrix</i> dan <i>Support Vector Machine</i>	Berapa akurasi yang didapat untuk identifikasi penyakit Alzheimer dengan metode <i>Fuzzy C-mean</i> , <i>Gray Level Co-occurrence Matrix</i> dan <i>Support Vector Machine</i> ?	Identifikasi penyakit Alzheimer menggunakan <i>Fuzzy C-Means</i> untuk segmentasi fitur, <i>Gray Level Co-Occurrence Matrix</i> untuk proses ekstraksi fitur sedangkan untuk klasifikasi menggunakan <i>Support Vector Machine</i> diperoleh hasil terbaik dengan nilai akurasi sebesar 93,33%.

**Tabel 2.1** Tinjauan Studi

No	Peneliti	Judul	Rumusan Masalah	Hasil
3	V.P. Subramanyam Rallabandi, Ketki Tulpule, dan Mahanandeeswar Gattu.	<i>Automatic classification of cognitively normal, mild cognitive impairment and Alzheimer's disease using structural MRI analysis</i>	Berapa akurasi terbaik yang didapat untuk klasifikasi penyakit Alzheimer dari metode-metode yang digunakan?	Ditemukan SVM non-linear dengan kernel RBF serta akurasi 75% sebagai pengklasifikasi terbaik.
4	Muhammed Niyas K.P. and T. P.	<i>Feature selection using efficient fusion of Fisher Score and greedy searching for Alzheimer's classification</i>	Berapa akurasi yang didapat untuk klasifikasi penyakit Alzheimer dengan metode seleksi fitur dengan <i>efficient fusion of Fisher Score and Greedy Searching</i> ?	algoritme yang dipakai menghasilkan akurasi sebesar 90% dengan <i>Multi Area Under the Curve</i> of 0,97 untuk <i>Support Vector Machine</i> dan 91% dengan <i>Multi Area Under the Curve</i> of 0,98 untuk <i>K-Nearest Neighbor</i> .

Tabel 2.1 Tinjauan Studi

No	Peneliti	Judul	Rumusan Masalah	Hasil
5	R.A. Hazarika, D. Kandar, A.K. Maji	<i>An experimental analysis of different Deep Learning based Models for Alzheimer's Disease classification using Brain Magnetic Resonance Images</i>	Berapa akurasi yang didapat untuk klasifikasi penyakit Alzheimer dengan metode <i>Deep Learning</i> ?	Dengan menggunakan metode bawaan DenseNet-121 didapat akurasi sebesar 88,78% yang mana meningkat menjadi 90,22% setelah DenseNet-121 dimodifikasi dengan mengganti arsitekturnya ke arah <i>depth-wise convolution layers</i> .

### 2.2.2 Pembahasan Penelitian Terkait

Berdasarkan 2.1 berikut penjelasan secara lebih detail mengenai penelitian-penelitian tersebut:

Pada penelitian yang dilakukan oleh Riyandi Syahputra, pada tahun 2021, menggunakan algoritma *Probabilistic Neural Network* untuk prediksi dan metode *Gray Level Co-occurrence Matrix* (GLCM) untuk ekstraksi fitur. Peneliti mengelompokkan penderita penyakit Alzheimer dalam 4 kelompok yaitu *non demented*, *very mild demented*, *mild demented*, dan *moderated demented*. Algoritma ini dipilih karena proses pelatihan yang cepat, walau ada perubahan dalam proses pelatihan tidak perlu dilakukan pelatihan ulang, dengan struktur yang sederhana, tidak dapat dipisah lagi, sehingga menghasilkan kesimpulan yang optimal. Penelitian ini mendapatkan akurasi sebesar 95,8%.

Pada penelitian yang dilakukan oleh Dian C. R. Novitasari, Wahyu T.Puspitasari, Putri Wulandari, A.Z. Foeady, dan M. Fahrur Rozi, pada tahun 2018, menggunakan metode SVM untuk prediksi, metode *Fuzzy C-Means* (FCM) untuk segmentasi fitur, dan metode *Gray Level Co-occurrence Matrix* (GLCM) untuk

ekstraksi fitur. Peneliti mengelompokkan penderita penyakit Alzheimer dalam 2 kelompok yaitu penderita penyakit Alzheimer dan non Alzheimer. Metode SVM dipakai karena berdasarkan penelitian yang terdahulu digunakan SVM sebagai *classifier*. Penelitian ini mendapatkan akurasi sebesar 93,33%.

Pada penelitian yang dilakukan oleh V.P. Subramanyam Rallabandi, Ketki Tulpule, Mahanandeeshwar Gattu pada tahun 2019, disebutkan bahwa hasil prediksi dan klasifikasi menggunakan algoritma SVM non-linear *RBF kernel* secara keseluruhan lebih baik dibandingkan dengan metode lainnya yang digunakan dalam penelitian seperti *Naive Bayesian*, *K-Nearest Neighborhood*, *Random Forest*, *Decision Tree*, dan SVM Linear. SVM dipilih karena berhasil memprediksi fitur-fitur *cortical thickness* (CT) dengan baik dan menghasilkan akurasi keseluruhan sebesar 75%.

Pada penelitian yang dilakukan oleh Muhammed Niyas K.P. dan T. P., pada tahun 2020, menggunakan algoritma SVM dan KNN untuk prediksi dan gabungan metode *Fisher Score* dan *Greedy Searching* untuk seleksi fitur. Peneliti mengelompokkan penderita penyakit Alzheimer dalam 3 kelompok yaitu *Normal Controls*, *Mild Cognitive Impairment*, dan *Alzheimer's patients*. Penelitian ini mendapatkan akurasi terbaik dengan menggunakan metode SVM sebesar 84%.

Pada penelitian yang dilakukan oleh Hazarika, R.A., Kandar, D., Maji, dan A.K., pada tahun 2021, menggunakan algoritma *DenseNet-121* yang dimodifikasi arsitekturnya sehingga lebih berfokus pada *depth-wise convolution layers*. Peneliti mengelompokkan penderita penyakit Alzheimer dalam 3 kelompok yaitu *Normal Controls*, *Mild Cognitive Impairment*, dan *Alzheimer's patients*. Penelitian ini mendapatkan akurasi sebesar 90,22%.

### 2.3 Tinjauan Objek

Pada bagian ini akan dijelaskan mengenai objek terkait yang akan digunakan dalam penelitian ini.

#### 2.3.1 Citra MRI

Citra MRI yang akan digunakan dalam penelitian ini diambil dari Alzheimer's Dataset (4 class of Images) [9]. Citra MRI yang akan digunakan merupakan citra *neuroimaging vertex* yang berbentuk persegi berukuran 176x208 piksel, dengan jenis *grayscale*. Berikut adalah jumlah data citra yang ada dalam setiap kelompok:

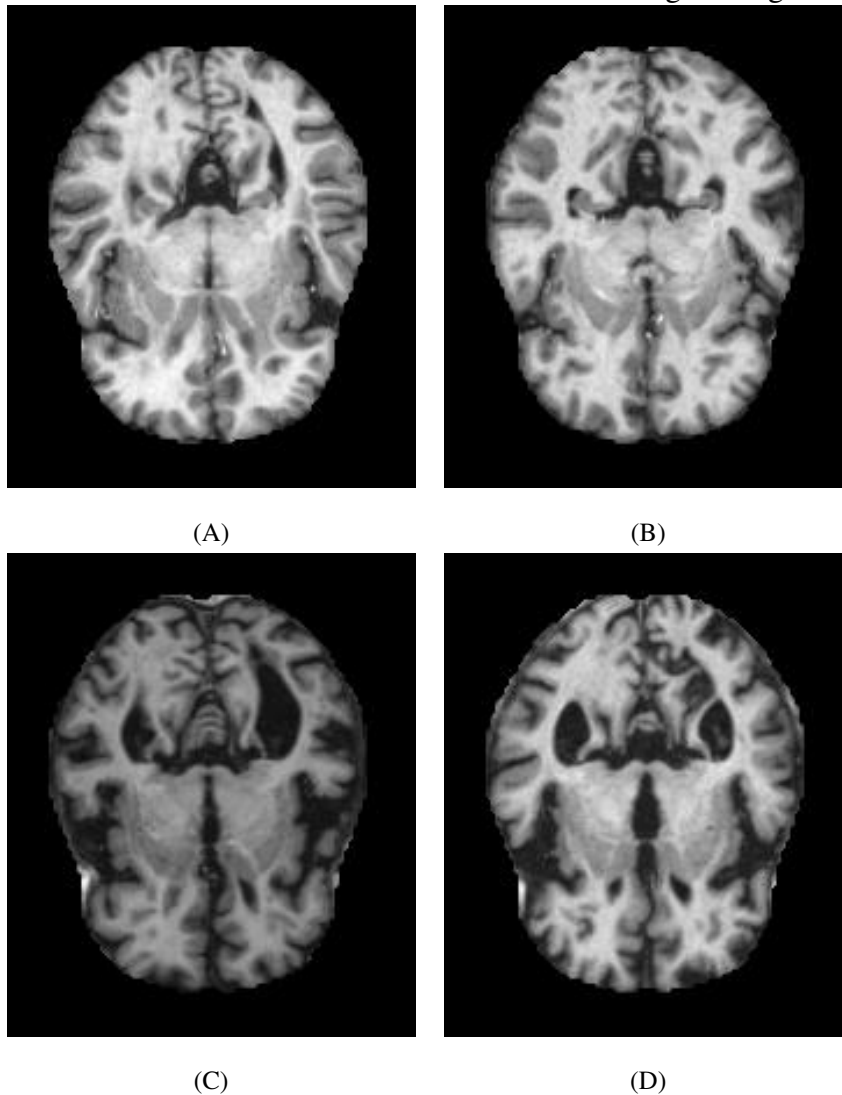
##### 1. Test

NonDemented: 640 citra  
VeryMildDemented: 448 citra  
MildDemented: 179 citra  
ModerateDemented: 12 citra

### 2. *Train*

NonDemented: 2560 citra  
VeryMildDemented: 1792 citra  
MildDemented: 717 citra  
ModerateDemented: 52 citra

Berikut adalah contoh citra untuk masing-masing kelompok:



**Gambar 2.6** Perbandingan citra untuk (A) Non Demented, (B) Very Mild Demented, (C) Mild Demented, dan (D) Moderate Demented [9]

### 2.3.2 Penyakit Alzheimer

Penelitian ini akan mengklasifikasikan pemilik foto *neuroimaging* MRI kedalam 4 kelompok penyakit Alzheimer yaitu *Non Demented*, *Very Mild Demented*, *Mild Demented*, dan *Moderate Demented* untuk mengetahui tingkat penyakit Alzheimer yang dimiliki oleh pasien tersebut.



## BAB 3 ANALISIS DAN PERANCANGAN SISTEM

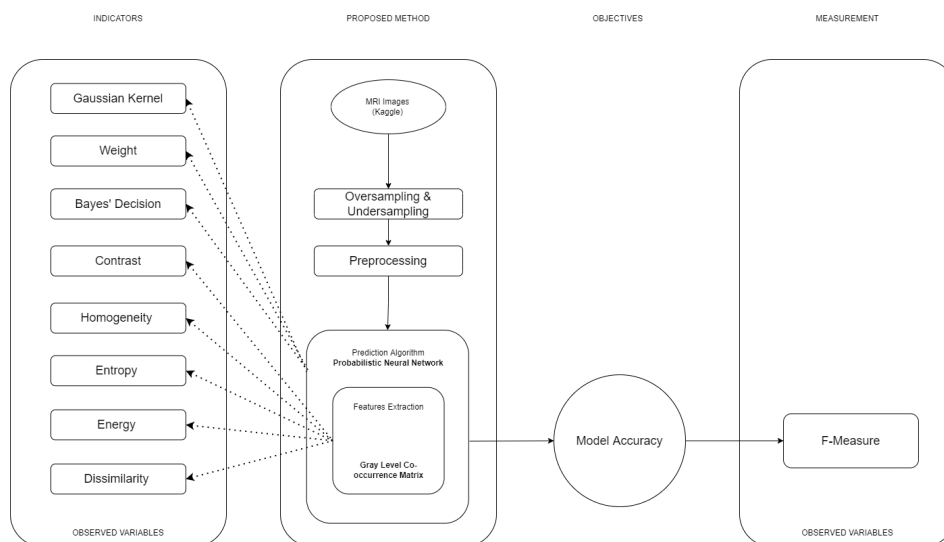
### 3.1 Analisis Masalah

Penyakit Alzheimer merupakan penyakit yang masih belum ditemukan obat untuk mengobatinya sehingga dengan pendeteksian dini terhadap penyakit ini dapat secara menurunkan gejala penyakit ini [13]. Oleh karena itu, penting untuk bisa melakukan pendeteksian dini dengan akurat.

Citra MRI yang didapat dari dataset [9] akan digunakan sebagai masukan yang akan diproses menjadi model dengan menggunakan algoritme *Probabilistic Neural Network* PNN dan metode ekstraksi fitur *Gray Level Co-occurrence Matrix* (GLCM). Keluaran yang diharapkan adalah model yang memiliki akurasi tinggi dalam mengklasifikasikan penderita penyakit Alzheimer ke dalam 4 kelompok yaitu *Non Demented*, *Very Mild Demented*, *Mild Demented*, dan *Moderate Demented*.

### 3.2 Kerangka Pemikiran

Berikut ini adalah kerangka pemikiran untuk prediksi penyakit Alzheimer menggunakan algoritme PNN dan metode ekstraksi fitur GLCM:



Gambar 3.1 Kerangka Pemikiran

Penelitian akan dimulai dengan memasukkan citra MRI ke dalam model. Kemudian akan dilakukan *oversampling* untuk kelas *Moderate Demented*, karena citra tersebut hanya ada sedikit. Sedangkan akan dilakukan *undersampling* untuk

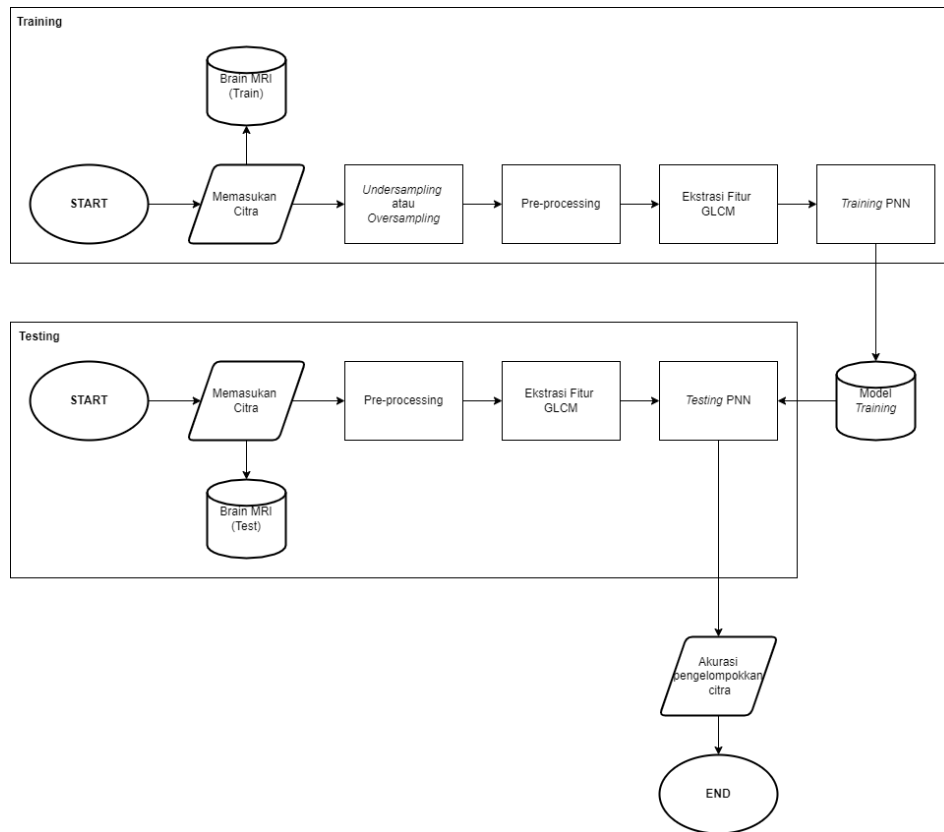
kelas *Non Demented*, *Very Mild Demented*, dan *Mild Demented*. Setelah jumlah citra dalam setiap kelas sama, akan dilakukan *pre-processing*, citra tersebut akan diolah dengan menggunakan metode GLCM. Tujuan dari penelitian ini adalah untuk mendapatkan hasil akurasi tertinggi, yang akan dihitung menggunakan fungsi F-Measure. Berikut penjelasan setiap bagian pada kerangka pemikiran diatas:

1. Indicators menunjukkan hal apa saja yang mempengaruhi hasil proses dari metode utama. Indikator pada penelitian ini dinilai pada saat menggunakan algoritme PNN dan metode GLCM.
  - (a) *Gaussian Kernel* digunakan sebagai indikator PNN karena *Gaussian Kernel* menentukan *Weight* di dalam *kernel*.
  - (b) *Weight* digunakan sebagai indikator PNN karena *Weight* mengontrol sinyal (atau kekuatan koneksi) antara dua neuron. Dengan kata lain, *Weight* memutuskan seberapa besar pengaruh masukan terhadap keluaran.
  - (c) *Bayes Decision* digunakan sebagai indikator PNN karena merupakan pendekatan statistik berdasarkan kuantifikasi *trade-off* antara berbagai keputusan klasifikasi berdasarkan konsep Probabilitas (Teorema Bayes) dan cost yang terkait dengan keputusan tersebut. *Bayes Decision* digunakan untuk menemukan probabilitas bersyarat.
  - (d) *Contrast* digunakan sebagai indikator GLCM karena merupakan ukuran variasi untuk keabuan piksel pada citra, yang mana dibutuhkan untuk melakukan ekstraksi fitur.
  - (e) *Homogeneity* digunakan sebagai indikator GLCM karena menunjukkan nilai kedekatan penyaluran setiap elemen pada matriks GLCM ke matriks GLCM diagonal, yang mana dibutuhkan untuk melakukan ekstraksi fitur.
  - (f) *Entropy* digunakan sebagai indikator GLCM karena merupakan pengukur kompleksitas atau ketidakteraturan dari suatu objek, yang mana dibutuhkan untuk melakukan ekstraksi fitur.
  - (g) *Energy* digunakan sebagai indikator GLCM karena menunjukkan nilai hasil kuadrat setiap elemen matriks GLCM, yang mana dibutuhkan untuk melakukan ekstraksi fitur.

- (h) *Dissimilarity* digunakan sebagai indikator GLCM karena menunjukkan nilai ketidakmiripan suatu tekstur, yang mana dibutuhkan untuk melakukan ekstraksi fitur.
2. *Proposed Method* adalah bagian yang menjelaskan proses dari awal hingga akhir dari penelitian ini. Proses ini dimulai dengan memasukkan data, melakukan *undersampling* dan *oversampling*, *pre-processing* citra, melakukan ekstraksi fitur, serta melakukan training.
  3. *Objectives* adalah bagian yang menjelaskan target yang akan menjadi acuan ukuran dalam penelitian ini. Dalam penelitian ini, target tersebut adalah akurasi model PNN.
  4. *Measurement* adalah satuan ukur pada bagian *Objective*. Pada penelitian ini satuan ukur tersebut adalah F-Measure.

### 3.3 Urutan Proses Global

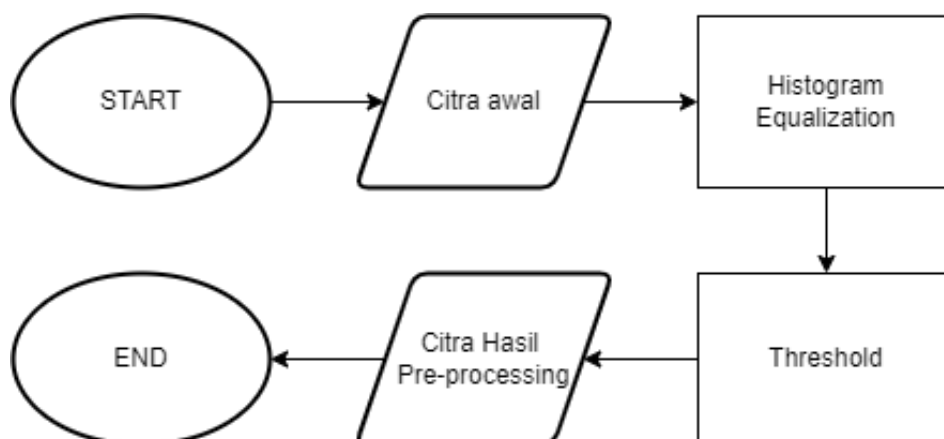
Pada penelitian ini akan dilakukan pengelompokan penyakit Alzheimer. Citra yang menjadi masukan akan di samakan jumlahnya untuk setiap kelas kemudian akan diproses sebelum diekstraksi fiturnya oleh GLCM untuk diproses menjadi model menggunakan algoritme PNN. Proses pengelompokan secara keseluruhan dapat dilihat pada Gambar 3.2 berikut.



**Gambar 3.2** Flowchart Global

### Proses Preprocessing

Pada penelitian ini, proses preprocessing digambarkan pada Gambar 3.3 berikut.



**Gambar 3.3** Flowchart Preprocessing

### 3.4 Analisis Manual

Berikut adalah perhitungan manual penelitian ini.

#### 3.4.1 Dataset

Dataset yang digunakan dalam penelitian ini diambil dari Alzheimer's Dataset (4 class of Images)[9]. Dataset ini terdiri dari dua bagian yaitu data *train* dan data *test*. Dimana setiap bagian dibagi kembali menjadi empat kelompok yaitu *Non Demented*, *Very Mild Demented*, *Mild Demented*, dan *Moderate Demented*. Setiap kelompok memiliki jumlah citra yang berbeda namun dalam bentuk yang sama yaitu JPG hitam-putih dengan ukuran 176x208 piksel. Jumlah citra pada setiap kelompok tidak sama sehingga perlu dilakukan *undersampling* untuk data yang banyak, kelompok *Non Demented* dan *Very Mild Demented*, serta dilakukan *oversampling* untuk data yang sedikit, kelompok *Mild Demented* dan *Moderate Demented*.

#### 3.4.2 Data Sampling

Data dibagi menjadi 80% data *training* dan 20% *testing*. Dataset sudah mengelompokkan data citra ke dalam kelompok-kelompok sehingga tidak dilakukan pengelompokan secara acak oleh peneliti.

## DAFTAR REFERENSI

- [1] WHO, "Dementia," *World Health Organization*, WHO, 2021. [Online]. Available: <https://www.who.int/news-room/fact-sheets/detail/dementia>. [Accessed: 11-Oktober-2021].
- [2] Kementerian Kesehatan Republik Indonesia, "Menkes: Lansia yang Sehat, Lansia yang Jauh dari Dementia", *Kementerian Kesehatan Republik Indonesia*, kemkes, 2016. [Online]. Available: <https://www.kemkes.go.id/article/view/16031000003/menkes-lansia-yang-sehat-lansia-yang-jauh-dari-demensia.html> [Accessed: 11-Oktober-2021].
- [3] V.P. Subramanyam Rallabandi, Ketki Tulpule, Mahanandeeshwar Gattu, "Automatic classification of cognitively normal, mild cognitive impairment and Alzheimer's disease using structural MRI analysis," *Informatics in Medicine Unlocked*, vol. 18, 2020. [Online]. Available: <https://doi.org/10.1016/j.imu.2020.100305>. (<https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S2352914819303764>). [Accessed: 28-September-2021].
- [4] Riyandi Syahputra, "Klasifikasi Penyakit Alzheimer pada Citra Medis MRI dengan Menggunakan *Probabilistic Neural Network*," *Journal of Universitas Sumatera Utara*, 2021. [Online]. Available: <https://repositori.usu.ac.id/bitstream/handle/123456789/37131/151402018.pdf>. [Accessed: 11-Oktober-2021].
- [5] Dian C. R. Novitasari, Wahyu T. Puspitasari, Putri Wulandari, A.Z. Foady, dan M. Fahrur Rozi, "Klasifikasi Alzheimer dan Non Alzheimer Menggunakan *Fuzzy C-mean*, *Gray Level Co-occurrence Matrix*," *Jurnal Matematika "Mantik"*, Vol. 04, No. 02, 2018. [Online]. Available: <https://doi.org/10.15642/mantik.2018.4.1.83-89>. (<http://jurnalsaintek.uinsby.ac.id/index.php/mantik/article/view/368/313>). [Accessed: 11-Oktober-2021].
- [6] Muhammed Niyas K.P. and T. P., "Feature selection using efficient fusion of Fisher Score and greedy searching for Alzheimer's classification," *Journal of King Saud University – Computer and Information Sciences*, 2021. [Online]. Available: <https://doi.org/10.1016/j.jksuci.2020.12.009>.

- (<https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1319157820306170>).  
[Accessed: 28-September-2021].
- [7] R.A. Hazarika, D. Kandar, A.K. Maji, "An experimental analysis of different Deep Learning based Models for Alzheimer's Disease classification using Brain Magnetic Resonance Images," *Journal of King Saud University - Computer and Information Sciences*, 2021. [Online]. Available: doi: <https://doi.org/10.1016/j.jksuci.2021.09.003>. (<https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1319157821002548>).  
[Accessed: 11-Oktober-2021].
- [8] Sandeep Kumar Satapathy, Satchidananda Dehuri, Alok Kumar Jagadev, Shruti Mishra. (2019). *EEG Brain Signal Classification for Epileptic Seizure Disorder Detection*. [Online] Available: <https://doi.org/10.1016/B978-0-12-817426-5.00001-6>. (<https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/B9780128174265000016>).  
[Accessed: 16-November-2021].
- [9] Sarvesh Dubey, "Alzheimer's Dataset (4 class of Images)", *Kaggle*, 2019. [Online]. Available: <https://www.kaggle.com/tourist55/alzheimers-dataset-4-class-of-images>. [Accessed: 16-November-2021].
- [10] Donald F. Specht, "Probabilistic neural networks," *Neural Networks*, vol. 3, pp. 109-118, 2003. [Online] Available: [https://doi.org/10.1016/0893-6080\(90\)90049-Q](https://doi.org/10.1016/0893-6080(90)90049-Q). (<https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/089360809090049Q>).  
[Accessed: 23-November-2021].
- [11] Behshad Mohebbi, Amirhessam Tahmassebi, Anke Meyer-Baese, Amir H. Gandomi. (2020). *Handbook of Probabilistic Models*. [Online]. Available: <https://doi.org/10.1016/B978-0-12-816514-0.00014-X> (<https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/B978012816514000014X>)  
[Accessed: 23-November-2021].
- [12] Abdul Kadir, Adhi Susanto. (2020). *Teori dan Aplikasi Pengolahan Citra*. [Online] Available: <http://www.kitainformatika.com/2018/04/lengkap-download-buku-teori-dan.html>. [Accessed: 06-Desember-2021].
- [13] NHS UK, "Alzheimer's disease," *National Health Service United Kingdom*, NHS UK, 2021. [Online]. Available:

## DAFTAR REFERENSI

---

<https://www.nhs.uk/conditions/alzheimers-disease/>. [Accessed: 07-Desember-2021].