

## BAB II. LANDASAN TEORI

### 2.1 Studi Literatur

Beberapa penelitian yang dijadikan rujukan dalam penelitian ini adalah sebagai berikut: Penelitian (Prabowo et al., 2020) yang menggunakan metode *Backpropagation* menghasilkan kesimpulan klasifikasi kondisi rumah, dibangun dari 8 neuron pada *input layer*, 10 neuron pada *hidden layer* dan 1 neuron pada *output layer* dengan tingkat akurasi 98,96% pada proses *training* dan 97,58% pada proses *testing*. Penelitian (Bazudewa et al., 2020) menghasilkan kesimpulan klasifikasi dilakukan dengan 6 skenario berbeda dengan jumlah *hidden layer* yang berbeda, hasil terbaik berada pada 3 *hidden layer* yang menghasilkan akurasi 97.77%.

Penelitian (Hanseliani, Ruth, 2019) menghasilkan kesimpulan bahwa metode *backpropagation* dalam mengklasifikasi jamur layak konsumsi mendapatkan akurasi 97% dengan menggunakan ciri warna dan ciri tekstur yang berjumlah 21. Penelitian (Julyantari et al., 2019) menghasilkan kesimpulan klasifikasi usia pada *folder 00* yang mempunyai citra wajah sebanyak 459 memiliki akurasi rata-rata sebesar 94,43%, untuk *folder 01* yang mempunyai citra wajah sejumlah 416 memiliki akurasi rata-rata sebesar 95,61% dan untuk *folder 02* yang mempunyai citra wajah sebanyak 423 memiliki akurasi rata-rata sebesar 96,15%.

Penelitian (Mellyssa, 2019) menghasilkan kesimpulan bahwa metode *backpropagation* mendapatkan akurasi 100% pada pengujian data yang telah diajarkan, keberhasilan pengenalan angka pada proses pengujian data yang belum pernah diajarkan adalah 78,8 %, tingkat presisi pendeteksian nominal Rp 20.000 sebesar 96,67%, nominal Rp50.000 sebesar 73,3%, dan nominal Rp 100.000 sebesar 66,67%. Penelitian (M. S. Rahman, 2018) menghasilkan kesimpulan bahwa menggunakan metode *backpropagation neural network* dari hasil ekstraksi dari 5 besaran GLCM dapat mengenali dan mengklasifikasi citra motif kain sasirangan dengan akurasi tertinggi sebesar 95%.

Penelitian (Tandrian & Kusnadi, 2018) menghasilkan kesimpulan bahwa *backpropagation* dalam mengklasifikasi pola tulang daun menghasilkan tingkat akurasi 76%. Penelitian (Fantara et al., 2018) menghasilkan kesimpulan bahwa

pada penelitian ini telah berhasil dibangun sebuah sistem yang mampu melakukan klasifikasi sampah organik dan anorganik dengan menggunakan metode jaringan saraf tiruan dan mendapatkan tingkat akurasi 90%.

Penelitian (Faturrahman et al., 2018) menghasilkan kesimpulan bawah pelatihan JST dengan algoritma *backpropagation* menggunakan 8 skenario mendapatkan hasil maksimal dengan skenario E4 dengan tingkat akurasi 100%. Penelitian (Hizham et al., 2018) menghasilkan kesimpulan bahwa nilai akurasi tertinggi yaitu sebesar 98,82% pada iterasi ke-2000 dan 3000, masing-masing dengan *learning rate* = 0,7 dan 0,9 untuk iterasi ke-2000 dan *learning rate* = 0,5, 0,7 dan 0,9 untuk iterasi ke-3000.

Penelitian (Maulidi et al., 2018) mendapatkan kesimpulan bahwa formula nomer 7 menghasilkan tingkat akurasi yang terbaik, yakni dengan nilai *confusion matrix* tertinggi yakni 85% dimana nilai *recall*-nya sejumlah 90% dan *precession* sejumlah 52.9%. Penelitian (Wibowo & Harjoko, 2018) menghasilkan kesimpulan bahwa klasifikasi pada data uji menggunakan fitur *energy* dan *entropy* menghasilkan nilai akurasi terbaik yaitu sebesar 86.11 %.

Penelitian (Roopa et al., 2018) menghasilkan kesimpulan bahwa *backpropagation* dalam melakukan pengklasifikasian dengan menggunakan 128 citra foto pesawat tempur menghasilkan tingkat akurasi 91%. Penelitian (Fahmi et al., 2018) menghasilkan kesimpulan bahwa tingkat akurasi *backpropagation* lebih tinggi daripada metode LVQ yaitu dengan perbandingan 100% dan 95% dalam klasifikasi buah pohom palem.

Penelitian (Purwati et al., 2017) menghasilkan kesimpulan bahwa tingkat akurasi *backpropagation* lebih tinggi daripada metode C.45 dengan tingkat akurasi 96.08% dan 88.24% dalam klasifikasi status gizi balita. Penelitian (Adinugroho & Sari, 2017) menghasilkan kesimpulan bahwa *backpropagation* lebih unggul dalam mengklasifikasi data yang kompleks daripada LVQ dan menghasilkan tingkat akurasi 0.952 dalam klasifikasi daun.

Penelitian (Pramunendar et al., 2017) menghasilkan kesimpulan bahwa metode BPNN dalam klasifikasi jenis kayu memberi nilai akurasi yang baik. Hasil akurasi yang didapatkan adalah 98.27%. Penelitian (Arrahman et al., 2016) menghasilkan kesimpulan bahwa *backpropagation neural network* secara umum

dapat memberikan nilai akurasi tertinggi dibanding dengan *Naive Bayes* dan C 4.5 dengan tingkat akurasi 70%.

Penelitian (Abdullah & Usman, 2016) menghasilkan kesimpulan bahwa metode *backpropagation* dalam pengklasifikasian buah kelapa dengan *input* citra buah kelapa mendapatkan tingkat akurasi rata-rata 72% dalam 10 kali pengujian.

Tabel 2.1. *State-of-the-Art* Penelitian Terdahulu.

No	Judul	Penulis>Nama Jurnal	Penerbit/ Tahun	Permasalahan	Metode			Hasil
					Ekstrasi Fitur	Pengklasifikasi (Classifier)	Fusi Informasi	
1	Klasifikasi <i>Aritma Dengan Heart Rate Variability Analisis Menggunakan Metode Backpropagation</i>	Wayan Rimba Bazudewa, I Putu Satwika, I Gede Putu Krisna Juliharta  Jurnal Informatika & Rekayasa Elektronika	Lembaga Penelitian dan Pengabdian Kepada Masyarakat (LPPM) STMIK Primakara  2020	Sulitnya untuk menentukan jenis aritmia apa karena beberapa kasus jantung memompa secara tidak normal	<i>Aritmaria, Heart Rate Variability</i>	<i>Backpropaga- tion</i>	-	1 <i>hidden layer</i> di dapatkan akurasi 97.77%, 2 <i>hidden layer</i> dengan akurasi 97.77%, 3 <i>hidden layer</i> dengan akurasi 97.77%, 4 <i>hidden layer</i> dengan akurasi 60.69%, 5 <i>hidden layer</i> dengan akurasi 60.69%, 6 <i>hidden</i>

								<i>layer</i> dengan akurasi 60.69%.
2	Implementasi Jaringan Syaraf Tiruan <i>Backpropagation</i> Dengan Algoritma <i>Conjugate Gradient</i> Untuk Klasifikasi Kondisi Rumah	Johanes Roisa Prabowo , Rukun Santoso , Hasbi Yasin  Jurnal Gaussian	Departemen Statistika Universitas Diponegoro  2020	Perlunya klasifikasi kondisi rumah untuk menerima bantuan perbaikan rumah dari pemerintah	<i>Conjugate Gradient</i>	<i>Backpropagation</i>	-	Tingkat akurasi adalah 98.96% pada proses <i>training</i> dan 97.58% pada proses <i>testing</i>
3	Pengenalan Nominal Uang Kertas Menggunakan Jaringan Syaraf Tiruan <i>Backpropagation</i>	Widdha Mellyssa  Jurnal Listrik Telekomunikasi Elektronika	Politeknik Negeri Lhokseumawe  2019	Perkembangan <i>vending machine</i> yang membutuhkan tingkat pembacaan	Citra warna dan <i>Grayscale</i>	<i>Backpropagation</i>	-	Tingkat akurasi adalah 78.8 %

				nominal uang yang akurat				
4	Klasifikasi Usia Dengan Citra Pada Registrasi <i>Game Online</i>	Ni Komang Sri Julyantari, Rukmi Sari Hartati, Made Sudarma  Jurnal Teknologi Informasi dan Komputer	Universitas Brawijaya  2019	Banyak anak yang belum cukup umur memalsukan tanggal lahir dalam registrasi game online	<i>Viola Jones</i>	<i>Backpropagation</i>	-	Tingkat akurasi pada folder 00 dengan citra 459 adalah 94.43%, pada folder 01 dengan citra 416 mendapatkan 95.61% dan folder 02 dengan citra 423 mendapatkan 96.15%
5	Klasifikasi Berbagai Jenis Jamur Layak Konsumsi	Ruth Hanseliani, Cyprianus Kuntoro Adi	Universitas Katolik Santo Thomas	Kesulitan dalam mengklasifikasi jamur layak konsumsi karena	<i>Red Green Blue</i> , HSI Warna, Metode Statistik Tekstur	<i>Backpropagation</i>	-	Tingkat akurasi adalah 97%

	dengan Metode <i>Backpropagation</i>	Media Informasi Analisa dan Sistem	2019	memiliki bentuk yang mirip				
6	<i>Neural Network Classifier for Fighter Aircraft Model Recognition</i>	K. Roopa, T.V. Rama Murthy and P. Cyril Prasanna Raj <i>De Gruyter</i>	Penerbit independen di Berlin 2018	Susahnya mengenali jenis pesawat karena ada kemiripan di beberapa tipe pesawat	<i>mean, standard deviation, smoothness, third moment, uniformity, and entropy</i>	<i>Backpropagation</i>	-	Hasil akurasi adalah 91%
7	<i>Oil palm fresh fruit bunch ripeness classification using back propagation and learning vector quantization</i>	F Fahmi, H Palti M, S Emerson P and S Suherman <i>Annual Applied Science and Engineering Conference (AASEC 2018)</i>	Sekolah Pascasarjana 2018	Deteksi kematangan buah palem bisa dilakukan dengan observasi manual menggunakan kamera atau drone tetapi membutuhkan	RGB	<i>Backpropagation dan LVQ</i>	-	Tingkat akurasi <i>backpropagation</i> adalah 100% dan LVQ adalah 95%

				teknik untuk meningkatkan keakurasian pada klasifikasi kematangan buah palem				
8	Penerapan <i>Neural Network Backpropagation</i> Untuk Klasifikasi Artikel <i>Clickbait</i>	Rakhmad Maulidi , Muhammad Fahmi Ayilillahi , Laila Isyiriyah, Jozua F. Palandi  Seminar Nasional FST	Universitas Terbuka Convention Center  2018	Banyaknya pembaca berita online merasa tertipu karena semakin meningkatnya berita <i>hoax / clickbait</i>	TF-IDF	<i>Backpropagation</i>	-	Tingkat akurasi adalah 75%
9	Implementasi Metode <i>Backpropagation Neural Network</i>	Fadhel Akhmad Hizham, Yanuar Nurdiansyah,	Fakultas MIPA, Universitas Jember	Banyak mahasiswa yang lulus tidak tepat waktu karena	<i>Data mining</i>	<i>Backpropagation</i>	-	Tingkat akurasi tertinggi yaitu sebesar 98,82% pada iterasi ke-



	(BNN) dalam Sistem Klasifikasi Ketepatan Waktu Kelulusan Mahasiswa	Diksy Media Firmansyah Berkala Sainstek	2018	mahasiswa memiliki beban 144 SKS dengan masa studi 4 – 5 tahun				2000 dan 3000, masing-masing dengan <i>learning rate</i> = 0,7 dan 0,9 untuk iterasi ke-2000 dan <i>learning rate</i> = 0,5, 0,7 dan 0,9 untuk iterasi ke-3000
10	Pengenalan Pola Huruf Hijaiyah Khat Kufi Dengan Metode Deteksi Tepi Sobel Berbasis Jaringan Syaraf Tiruan <i>Backpropagation</i>	Irvan Faturrahman , Arini , Fitri Mintarsih Jurnal Teknik Informatika	Universitas Islam Negeri Syarif Hidayatullah Jakarta 2018	Sulitnya memahasi huruf hijaiyah karena masing masing huruf memiliki bentuk dan pola yang spesifik	Deteksi tepi sobel	<i>Backpropagation</i>	-	Tingkat akurasi pada skenario E4 adalah 100%

11	Klasifikasi Motif Sasirangan Berbasis Fitur <i>Grey Level Cooccurrence Matrices</i> Menggunakan Metode <i>Backpropagation Neural Network</i>	Muhammad Saidi Rahman  Jurnal Ilmiah "Technologia"	Universitas Islam Kalimantan Muhammad Arsyad Al Banjari Banjarmasin  2018	motif sasisrangan beragam dan masih ada beberapa yang belum dikenal masyarakat	GLCM	<i>Backpropagation</i>	-	Tingkat akurasi adalah 95%
12	Implementasi Sistem Klasifikasi Sampah Organik dan Anorganik dengan Metode Jaringan Saraf Tiruan <i>Backpropagation</i>	Fungki Pandu Fantara , Dahnial Syauqy , Gembong Edhi Setyawan  Jurnal Pengembangan Teknologi	Universitas Brawijaya  2018	Pemilahan sampah pada TPA masih menggunakan cara manual dan masih ada masyarakat yang tidak bisa	Sensor LDR, Sensor <i>Proximity</i> Induktif dan Kapasitif	<i>Backpropagation</i>	-	Tingkat akurasi adalah 90%

		Informasi dan Ilmu Komputer		membedakan jenis sampah				
13	<i>Information Fusion for National Airspace System Prognostics: A NASA ULI Project</i>	Yongming Liu and Kai Goebel <i>Annual Conference Of The Prognostics And Health Management Society</i>	<i>PHM Society Conference</i>  2018	mengatasi kebutuhan keselamatan dan teknologi mereka solusi untuk NAS di masa depan	-	-	Fusi Informasi	-
14	Pengenalan Pola Tulang Daun Dengan Jaringan Syaraf Tiruan <i>Backpropagation</i>	Alvin Hanjaya Tandrian , Adhi Kusnadi  ULTIMA Computing	Universitas Multimedia Nusantara  2018	Mengembangkan dari penelitian sebelumnya yang hanya menggunakan tepi daun untuk klasifikasi bunga	<i>Canny Edge Detection</i>	<i>Backpropagation</i>	-	Tingkat akurasi tertinggi 76% dan tingkat akurasi terendah 38%

15	Klasifikasi Jenis Kayu Menggunakan <i>Back-Propagation Neural Network</i> Berdasarkan Fitur <i>Gray Level Cooccurrence Matrix</i>	R.A. Pramunendar , D.P. Prabowo , D. Pergiwati dan K. Latifa  <i>Science And Engineering National Seminar 3</i>	Universitas Stikubank  2017	Membutuhkan waktu lama untuk melakukan klasifikasi jenis kayu dan membutuhkan orang yang sudah profesional	<i>Gray Level Cooccurrence Matrix</i>	<i>Backpropagation</i>	-	Hasil akurasi adalah 98.27%
16	Perbandingan Jaringan <i>Learning Vector Quantization</i> dan <i>Backpropagation</i> pada Klasifikasi Daun Berbasis Fitur Gabungan	Sigit Adinugroho , Yuita Arum Sari  Jurnal Informatika & Multimedia	Universitas Brawijaya  2017	Sulitnya identifikasi secara manual karena kurangnya jumlah ahli taksonomi dan sulitnya melakukan	Bentuk, warna dan tekstur	<i>Backpropagation</i>	-	Hasil akurasi adalah 0,952 atau 95.2%

				klasifikasi karena kategori tanaman yang banyak				
17	<i>Information Fusion in a Multi-Source Incomplete Information System Based on Information Entropy</i>	Mengmeng Li and Xiaoyan Zhang	<i>United Nations Global Compact</i>  2017	Data semakin banyak dan data hilang semakin meningkat	-	-	Fusi Informasi	-
18	Klasifikasi Mutu Pepaya Berdasarkan Ciri Tekstur GLCM Menggunakan Jaringan Saraf Tiruan	Feri Wibowo, Agus Harjoko  Khazanah Informatika	Universitas Muhammadiyah Surakarta  2017	identifikasi mutu dalam proses sortasi pepaya masih dilakukan secara konvensional menggunakan	<i>grayscale</i> , citra biner, dan citra berwarna (RGB)	<i>Backpropagation</i>	-	Tingkat akurasi adalah 86.11 %

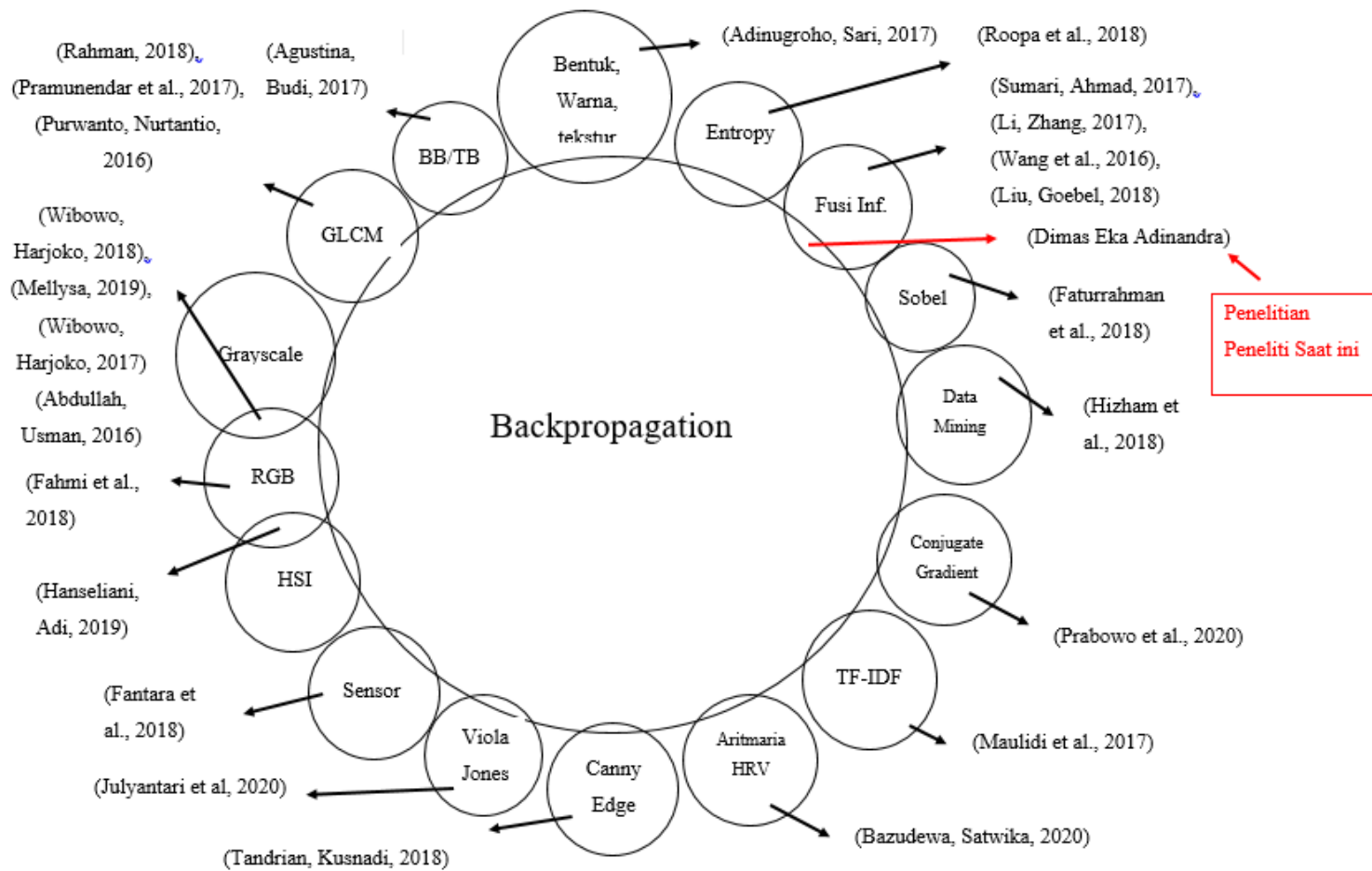
				visual mata manusia yang memiliki keterbatasan				
19	<i>Multiagent Collaborative Computation For Aircraft Maintenance System</i>	Arwin Datumaya Wahyudi Sumari, Adang Suwandi Ahmad  Seminar Nasional Teknologi Informasi dan Kedirgantaraan (SENATIK)	Sekolah Tinggi Teknologi Adisutjipto Yogyakarta  2017	Tim pemeliharaan pesawat dapat kelelahan dimana saja dan kapan saja selama misi	-	-	Fusi Informasi	-
20	Komparasi Algoritma C.45 Dan <i>Backpropagation</i>	Nani Purwati, Candra Agustina, Gunawan Budi S	<i>Public Knowledge Project</i>	Kurangnya pengetahuan orang tua dalam	BB/U, TB/U, BB/TB	<i>Backpropagation</i> dan C.45	-	Tingkat akurasi backpropagation adalah 96.08% dan tingkat

	Untuk Klasifikasi Status Gizi Balita Berdasarkan <i>Indeks Antropometri</i> Bb/U Dan BB/PB	Sentra Penelitian Engineering dan Edukasi	2017	memberikan gizi pada anaknya				akurasi C.45 adalah 88.24%
21	Sistem Cerdas Untuk Klasifikasi Buah Kelapa Menggunakan Metode <i>Backpropagation</i>	Abdullah , Usman Selodang Mayang	BAPPEDA Kabupaten Indragiri Hilir  2016	Kesulitan dalam menginputkan citra buah kelapa dalam sistem klasifikasi untuk dapat dikenali oleh system	Citra Biner, Citra <i>Grayscale</i> , Citra Warna	<i>Backpropagation</i>	-	Tingkat akurasi adalah 72%
22	Klasifikasi Nama Obat Tulisan Tangan Dokter Dengan Metode Glcm Dan	Arrahman, Purwanto, Pulung Nurtantio  Jurnal Cyberku	Universitas Dian Nuswantoro  2016	Mahasiswa farmasi dan tenaga kefarmasian kesulitan	GLCM	<i>Backpropagation</i>	-	Tingkat akurasi adalah 70%

	<i>Backpropagation Neural Network</i>			membaca tulisan dokter dan menyebabkan interpretasi kesalahan terutama pada nama obat, dosis, aturan pakai dan cara pemberian yang selanjutnya dapat menyebabkan kesalahan pengobatan				
23	<i>Research of Multi Sensor Information Fusion Technology</i>	Tichun Wang , Yuzhu Xie and Hao Yan	Edmonton, Canada  2016	Untuk memperkenalkan konsep ekstensi ked alam jaringan saraf	-	-	Fusi Informasi	-



	<i>Based on Extension Neural Network</i>	<i>International Information and Engineering Technology Association</i>						
--	--	---	--	--	--	--	--	--



Gambar 2.1. Diagram Venn Posisi Peneliti

Gambar 2.1 merupakan ilustrasi *state of the art* ketika dibuat sebuah diagram, bulatan tengah dengan tulisan *backpropagation* adalah metode utama yang digunakan pada penelitian yang telah dilakukan oleh peneliti yang ditulis pada tabel 2.1, bulatan kecil yang mengelilingi adalah metode tambahan yang digunakan saat melakukan penelitian. Penelitian ini berada pada irisan antara metode *backpropagation* sebagai metode utama dan fusi informasi sebagai metode tambahan dan irisan tersebut ditunjukkan dengan panah warna merah.

## 2.2 Dasar Teori

### 2.2.1 Pesawat Terbang

Pesawat terbang merupakan alat transportasi yang populer digunakan hingga saat ini. Hal tersebut dikarenakan pesawat terbang merupakan transportasi yang sangat efisien terhadap waktu (Prastyawan, 2017). Pesawat bisa terbang karena ada momentum dari dorongan *horizontal* mesin pesawat (*Engine*), kemudian dorongan *engine* tersebut akan menimbulkan perbedaan kecepatan aliran udara dibawah dan diatas sayap pesawat. Kecepatan udara diatas sayap akan lebih besar dari dibawah sayap di karenakan jarak tempuh lapisan udara yang mengalir di atas sayap lebih besar dari pada jarak tempuh di bawah sayap, waktu tempuh lapisan udara yang melalui atas sayap dan di bawah sayap adalah sama (Dwiharpini et al., 2017).

Menurut (Soni, 2016) pesawat terbang memiliki karakteristik utama yaitu sayap pesawat. Sayap pesawat dibagi menjadi 3 kategori yaitu *wing position*, *wing shape* dan *wing number*. Setiap kategori dibagi menjadi beberapa jenis, pada *wing position* dibagi menjadi *low wing*, *mid wing* dan *high wing*. Pada *wing shape* dibagi menjadi *rectangular*, *trapezoid*, *swept* dan *delta*. Pada *wing number* dibagi menjadi *monoplane*, *biplane* dan *triplane*. Pada bagian badan pesawat terbang terdapat jenis moncong pesawat dan ekor. Mesin pada pesawat terbang dibagi menjadi *engine position* dan *engine number*. Pada *engine position* dibagi menjadi *on the wings*, *on the wings pylons*, *close to the fuselage* dan *rear mounted*. Pada *engine number* dibagi menjadi *single engine*, *twin engine*, *triple engine* dan *four engine*. Pesawat terbang dapat dibedakan dengan menggunakan jenis sayap yang dimiliki pesawat terbang yaitu menjadi *fixed wings* dan *rotation wings*. Pesawat jenis *fixed wings* dan *rotation wings* dapat dilihat pada Gambar 2.2 sampai 2.5.



Gambar 2.2. *Rotation Wings Military Aircraft* Indonesia.

(sumber : <https://www.airliners.net/>)



Gambar 2.3. *Rotation Wings Military Aircraft* Negara Asing.

(sumber : <https://contentzone.eurocontrol.int/aircraftperformance/default.aspx?>)



Gambar 2.4. *Fixed Wings Aircraft* Negara Asing.

(sumber : <https://contentzone.eurocontrol.int/aircraftperformance/default.aspx?>)



Gambar 2.5. *Fixed Wings Aircraft* Indonesia.

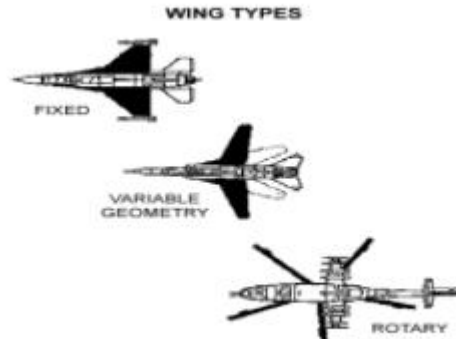
(sumber : <https://www.airliners.net/>)

### 2.2.2 *Visual Aircraft Recognition (VACR)*

Menurut (Headquarters Department of the Army, 2017) prajurit diharuskan dapat mengenali beberapa pesawat terbang untuk menghindari pertempuran dan kemampuan untuk bertahan hidup. Kemampuan VACR sangat dibutuhkan untuk melindungi aset negara dan VACR digunakan untuk membedakan pesawat milik negara dengan milik musuh berdasarkan nama, nomor dan jenis pesawat untuk menghindari peperangan. Militer AS menggunakan teori *Wings, Engine, Fuselage and Tail (WEFT)* untuk meningkatkan kemampuan VACR prajuritnya. Metode WEFT dapat melatih konfigurasi pesawat secara bersih dan rapi. VACR menekankan pada fitur pengenalan dan identifikasi pesawat dari jarak jauh. Menurut (Gray, 1950) WEFT dijabarkan sebagai berikut:

### 2.2.2.1 Wings

*Wings* menurut (Gray, 1950) dibagi menjadi 3 bagian yaitu *fixed wings*, *variable geometry wings* dan *rotary wings*. Perbedaan ketiga *wings* dapat dilihat pada gambar 2.6.



Gambar 2.6. *Wings Configuration*

(sumber : (Gray, 1950))

Penelitian ini menggunakan pesawat yang memiliki jenis sayap *fixed wings* dan *rotary wings*. *Fixed wings* merupakan sayap yang melekat secara permanen pada pesawat dan tidak dapat dipindahkahkan. Jenis *fixed wings* terbagi menjadi 3 yaitu *low mounted*, *mid mounted* dan *high mounted*. *Rotary Wings* merupakan sayap yang helikopter yang biasanya disebut rotor, jumlah sayap / *rotor blade* pada helikopter beragam mulai dari 2 – 8 *rotor blade*.

### 2.2.2.2 Engine

*Engine* menurut (Gray, 1950) fitur *Engine* pada pengenalan dan identifikasi pesawat adalah jenis, nomor dan lokasi mesin. Penelitian ini menggunakan beberapa fitur *engine* yaitu jenis mesin, posisi mesin dan jumlah mesin. Penjelasan gambar untuk setiap fitur dapat dilihat pada lampiran.

### 2.2.2.3 Fuselage

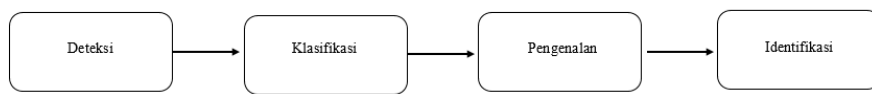
*Fuselage* menurut (Gray, 1950) memiliki banyak bentuk dan ukuran. Ada 3 bagian penting dari *Fuselage* yaitu hidung pesawat, badan tengah pesawat dan bagian belakang pesawat. Pada penelitian ini, fitur yang digunakan pada *Fuselage* adalah bentuk badan pesawat yang sudah mencakup 2 fitur yaitu badan tengah pesawat dan bagian belakang pesawat.

### 2.2.2.4 Tail

*Tail* menurut (Gray, 1950) terdiri dari ekor datar dan sirip. Struktur ekor diklasifikasikan sesuai dengan bentuk ekor datar, sirip, angka dan pemasangan. Pada penelitian ini bentuk ekor digabung menjadi 1 maupun itu ekor datar atau ekor sirip. Untuk penjelasan fitur *tail* melalui gambar maka dapat dilihat pada lampiran.

### 2.2.3 Johnson's Criteria

Sejarah akuisisi target umumnya melacak asal usulnya dengan karya John Johnson pada akhir 1950-an. Dia mencirikan kemungkinan mendeteksi objek berdasarkan resolusi efektif objek yang dicirikan. Ini adalah intuitif konsep, dan salah satu yang divalidasi oleh temuannya. Dia menemukan bahwa sebagai jumlah siklus yang dapat disesuaikan di seluruh target meningkat, begitu juga probabilitas pengamat berhasil menemukan target (Sjaardema et al., 2015). *Johnson's Criteria* terbagi menjadi 4 yaitu Deteksi, Klasifikasi, Pengenalan dan Identifikasi. Alur dari *Johnson's Criteria* dapat dilihat pada Gambar 2.7.



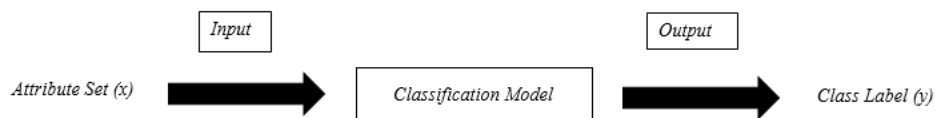
Gambar 2.7. Alur *Johnson's Criteria*.

#### 2.2.3.1 Deteksi

Deteksi merupakan suatu keingintahuan manusia dalam suatu hal tertentu yang menyebabkan adanya pembuatan alat yang dapat membantu memecahkan masalah keingintahuan manusia (Syahrizal & Haryati, 2018). Deteksi merupakan proses untuk memeriksa sesuatu sesuatu yang menggunakan cara dan teknik tertentu (Waworundeng, 2020).

#### 2.2.3.2 Klasifikasi

Klasifikasi merupakan proses menemukan model yang menggambarkan dan membedakan kelas data yang bertujuan untuk memperkirakan kelas dari objek yang belum diketahui labelnya. Blok Diagram Klasifikasi menunjukkan sebuah gambaran dari proses klasifikasi. Pada *atribut set* menunjukkan data *input* yang akan digunakan, kemudian diproses oleh klasifikasi dan akan menghasilkan *output* yang berupa kelas. Gambaran mengenai Blok Diagram Klasifikasi dapat dilihat pada Gambar 2.8. (Hizham et al., 2018).



Gambar 2.8. Blok Diagram Klasifikasi.

#### 2.2.3.3 Pengenalan

Pengenalan adalah penentuan sifat orang yang terdeteksi, objek atau fenomena, dan mungkin kelas atau jenisnya. Ini dapat mencakup penentuan individu dalam kelas tertentu atau jenis. Ada berbagai tingkat pengenalan (Anderson, 2004) :

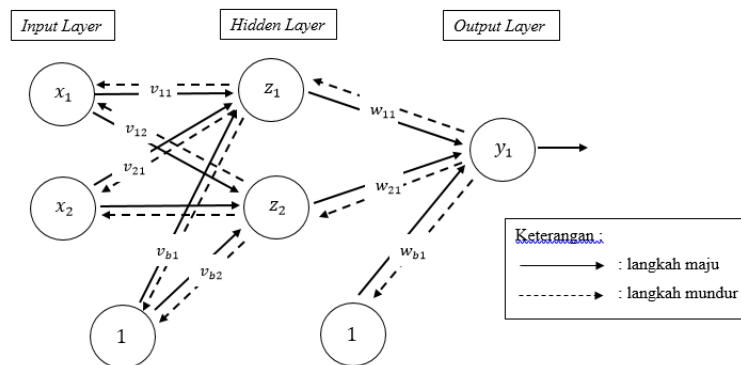
- Pengenalan umum adalah mengenali objek berdasarkan kelas, misalnya mengenali kendaraan sebagai tank, infanteri melawan kendaraan, atau truk, atau mengenali pesawat sebagai pembom atau pesawat tempur.
- Pengenalan secara detail adalah mengenali objek berdasarkan jenis misalnya mengenali kendaraan sebagai tank T-80 atau tank M-1 Abrams.

#### 2.2.3.4 Identifikasi

Identifikasi merupakan proses yang penting untuk mengenali dan membedakan sesuatu hal dengan hal lainnya, hal ini dapat berupa hewan, tumbuhan, maupun manusia. Identifikasi ini dilakukan dengan mengenali ciri khas yang dimiliki sesuatu hal tersebut (Hidayatno et al., 2008).

#### 2.2.4 Backpropagation

Jaringan saraf tiruan *Backpropagation* (JST-BP) melatih jaringan saraf tiruan mendapatkan keseimbangan antara kemampuan jaringan untuk mengenali pola yang digunakan selama pelatihan serta kemampuan untuk memberi respon yang benar terhadap pola masukan yang serupa dengan pola yang dipakai selama pelatihan (Abdullah & Usman, 2016). Proses pelatihan *backpropagation* meliputi tiga fase. Fase pertama adalah fase maju, dimana pada fase ini pola masukan dihitung maju mulai dari layar masukan hingga layar keluaran menggunakan fungsi aktivasi yang ditentukan. Fase kedua adalah fase mundur, dimana pada fase ini dilakukan perhitungan kesalahan. Selisih antara keluaran jaringan dengan target yang diinginkan merupakan kesalahan yang terjadi. Kesalahan tersebut dipropagasikan mundur, dimulai dari garis yang berhubungan langsung dengan unit-unit di layar keluaran. Fase ketiga adalah modifikasi bobot untuk menurunkan kesalahan yang terjadi (Prabowo et al., 2020). Berikut ilustrasi dari arsitektur jaringan *backpropagation* pada Gambar 2.9.



Gambar 2.9. Arsitektur Jaringan *Backpropagation*

Berikut algoritma dari jaringan syaraf backpropagation (Prabowo et al., 2020) :

Langkah 0 : Inisialisasi bobot (ambil bobot awal dengan nilai *random* yang cukup kecil)

Langkah 1 : Jika kondisi pemberhentian belum terpenuhi ( $epoch < maximum\ epoch$  dan  $error\ target < MSE$ ), lakukan langkah 2-9

Langkah 2 : Untuk setiap pelatihan, lakukan langkah 3-8

### **Langkah Maju (*Feed Forward*)**

Langkah 3 : Tiap *unit input* ( $x_i, i = 1, 2, 3, \dots, n$ ) menerima sinyal *input*  $x_i$  dan meneruskan ke semua unit pada *hidden layer*.

Langkah 4 : Tiap unit pada *hidden layer* ( $z_j, j = 1, 2, 3, \dots, p$ ) menjumlahkan bobot *input*. Dapat dilihat pada Persamaan (2.1).

$$z\_in_j = v_{bj} + \sum_{i=1}^n x_i v_{ij} \quad (2.1)$$

Menggunakan fungsi aktivasi untuk menghitung sinyal *ouput* dapat dilihat pada Persamaan (2.2)

$$z_j = f(z\_in_j) = \frac{1}{1 + e^{-z\_net_j}} \quad (2.2)$$

Dan mengirimkan sinyal ini ke setiap unit *output*.

Langkah 5 : Unit *output* ( $y_k, k = 1, 2, 3, \dots, m$ ) menjumlahkan bobot sinyal masuk menggunakan fungsi aktivasi untuk menghitung sinyal *output*. Dapat dilihat pada Persamaan (2.3).

$$z_j = f(z\_in_k) \quad (2.3)$$

### **Langkah Mundur (*Back Forward*)**

Langkah 6 : Unit *output* ( $y_k, k = 1, 2, 3, \dots, m$ ) menerima pola yang sesuai dengan pola pelatihan *input*, menghitung informasi *error*. Dapat dilihat pada persamaan (2.4)

$$\delta_k = (t_k - y_k) f'(y\_in_k) = (t_k - y_k) y_k (1 - y_k) \quad (2.4)$$

Menghitung bobot terkoreksi (digunakan untuk memperbaharui  $w_{jo}$ )

$$\Delta w_{jk} = \alpha \delta_k z_j \quad (2.5)$$

Menghitung bias terkoreksi

$$\Delta w_{bk} = \alpha \delta_k \quad (2.6)$$

dan mengirimkan  $\delta$  ke unit pada *layer* dibawahnya.

Langkah 7 : Tiap unit *hidden* ( $z_j, j = 1, 2, 3, \dots, p$ ) menjumlahkan delta *input*. Dapat dilihat pada Persamaan (2.7).

$$\delta\_in_j = \sum_{k=1}^m \delta_k w_{jk} \quad (2.7)$$

dikalikan dengan turunan fungsi aktivasi untuk menghitung *error*.

$$\delta_j = \delta\_in_j f'(z\_in_j) \quad (2.8)$$



hitung koreksi bobot.

$$\Delta v_{ij} = \alpha \delta_j x_i \quad (2.9)$$

Menghitung bias terkoreksi

$$\Delta v_{bj} = \alpha \delta_j \quad (2.10)$$

### Perbaharui Bobot dan Bias

Langkah 8 : Unit *output* ( $y_k, k = 1, 2, 3, \dots, m$ ) memperbaharui bobot dan bias

$$w_{jk}(\text{new}) = w_{jk}(\text{old}) + \Delta w_{jk} \quad (2.11)$$

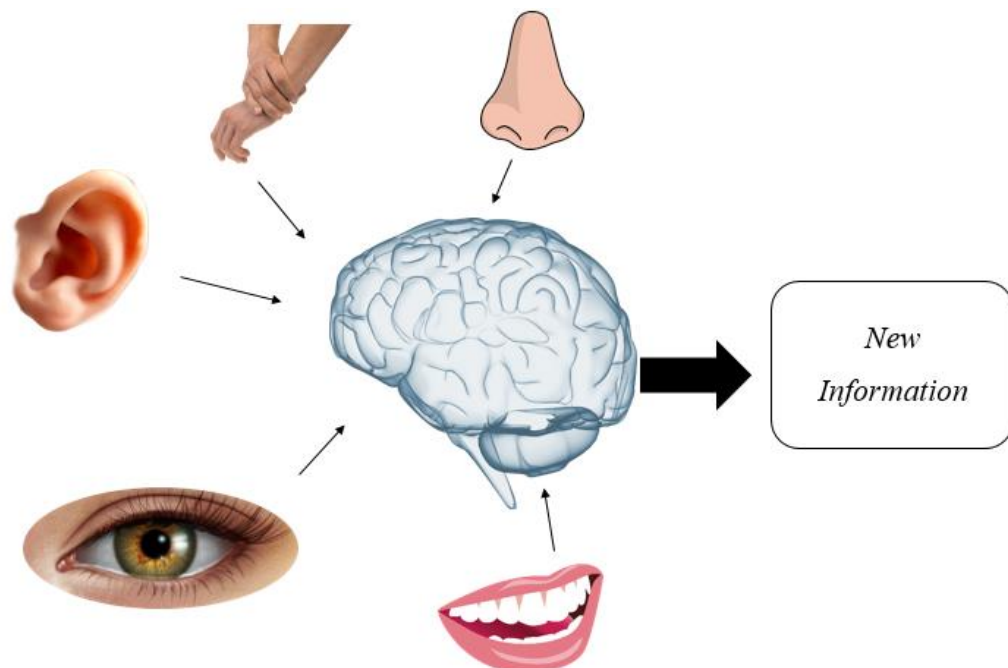
Tiap unit *hidden* ( $z_j, j = 1, 2, 3, \dots, p$ ) memperbaharui bobot dan bias

$$v_{ij}(\text{new}) = v_{ij}(\text{old}) + \Delta v_{ij} \quad (2.12)$$

Langkah 9 : Kondisi tes berhenti.

### 2.2.5 Fusi Informasi

Fusi informasi merupakan cara-cara dalam mendapatkan informasi dari beberapa informasi sumber atau informasi multi-sumber dengan menyatukan atau menggabungkan informasi (Sumari & Ahmad, 2017). Dalam penggunaan fusi informasi, data dapat diolah dengan menggunakan menggunakan gerbang logika *XOR* atau *AND*.

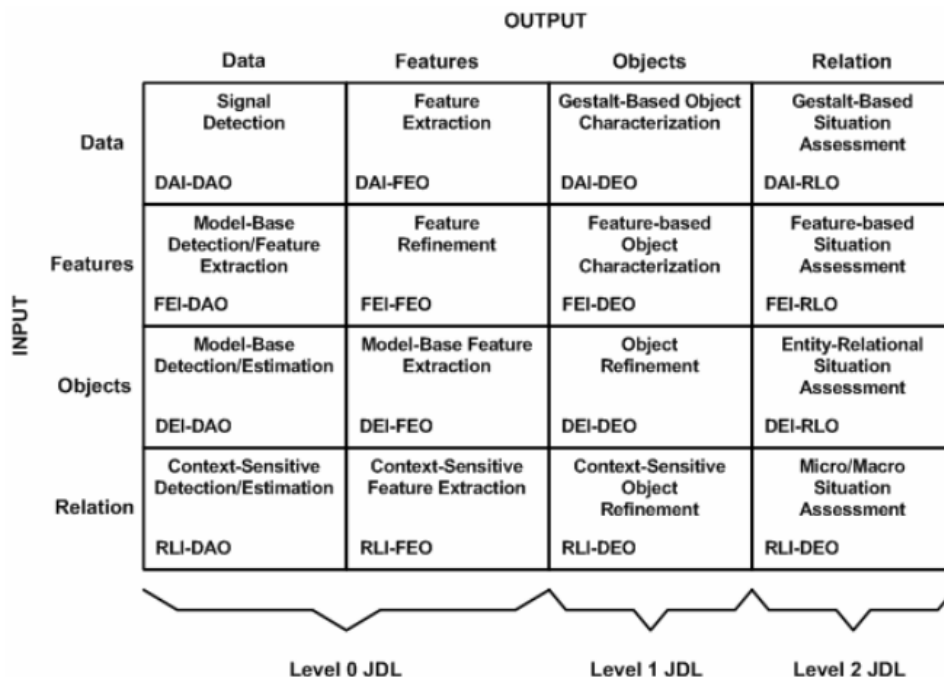


Gambar 2.10. Fusi Informasi Pada Manusia.

Gambar 2.10. Menunjukkan bagaimana fusi informasi bekerja pada manusia. Menurut (Nakamura et al., 2007) bahwa teori berdasarkan dari Dasarathy mengkategorikan fusi

informasi menjadi 5 berdasarkan *input* dan *output*. Kategori fusi informasi menurut Dasarathy antara lain :

- Data In – Data Out (DAI – DAO)*. Pada kategori ini, fusi informasi berhubungan dengan data mentah dan hasilnya juga merupakan data mentah, memungkinkan lebih akurat atau dapat diandalkan.
- Data In – Feature Out (DAI – FEO)*. Pada kategori ini, fusi informasi menggunakan data mentah dari *source* untuk mengekstraksi fitur atau atribut.
- Feature In – Feature Out (FEI – FEO)*. Kategori ini bekerja pada serangkaian fitur untuk meningkatkan atau memperbaiki fitur, atau mengekstraksi fitur baru.
- Feature In – Decision Out (FEI – DEO)*. Pada kategori ini, fusi informasi mengambil serangkaian fitur yang menghasilkan representasi symbol atau keputusan.
- Decision In – Decision Out (DEI – DEO)*. Pada kategori ini, keputusan dapat menyatu untuk mendapatkan keputusan baru atau memberikan penekanan pada keputusan sebelumnya.



Gambar 2.11. Fusi Informasi Model Dasarathy Level 0 – 2.

(sumber : (Sumari & Ahmad, 2008))

Gambar 2.11. Merupakan proses model dasarathy yang dijelaskan secara rinci dari *level* 0 sampai *level* 2. Pada penelitian ini, kategori fusi informasi yang digunakan adalah *FEI – DEO*

yaitu mengambil fitur yang ada pada pesawat terbang kemudian mengidentifikasi dan mengenali pesawat terbang. Penelitian ini terletak di level 1 JDL proses model Dasarany.

### 2.2.6 Hamming Distance

*Hamming Distance* adalah penomoran yang digunakan untuk menunjukkan perbedaan antara dua string biner, yang merupakan sebagian kecil dari satu set yang lebih luas dari formula yang digunakan dalam analisis informasi. Secara khusus, formula *Hamming* yang memungkinkan komputer untuk mendeteksi dan mengoreksi kesalahan sendiri. *Hamming* biasanya digunakan jika suatu string mempunyai panjang yang sama. Setiap karakter yang berbeda pada posisi yang sama, nilai dari *Hamming* ini akan bertambah (Laksamana, 2020). Menurut (Hadis et al., 2019) *Hamming Distance* memiliki kelebihan yaitu mengukur jarak antara dua *string* yang ukurannya sama dengan membandingkan simbol-simbol yang terdapat pada kedua string pada posisi yang sama sehingga mempermudah mengetahui apakah kedua string tersebut sama atau tidak (Murti et al., 2005). *Hamming Distance* diperlihatkan pada persamaan 2.13.

$$d_{ij} = q + r \quad (2.13)$$

Dimana  $q$  adalah jumlah variabel dengan nilai 1 pada objek ke- $i$  tapi bernilai 0 pada objek ke- $j$ . Sedangkan  $r$  adalah jumlah variabel dengan nilai 0 pada objek ke- $i$  tapi bernilai 1 pada objek ke- $j$ .

### 2.2.7 Confusion Matrix

*Confusion matrix* merupakan tabel pencatat hasil klasifikasi. Umumnya, pengukuran kinerja klasifikasi dilakukan dengan *confussion matrix*. *Confusion matrix* merupakan tabel pencatat hasil kerja klasifikasi. Berikut ini merupakan hasil dari *confusion matrix* (Laia & Setyawan, 2020). Tabel *confusion matrix* dapat dilihat pada Tabel 2.2.

Tabel 2.2. Tabel *Confusion Matrix*.

		Prediksi	
		Prediksi Benar	Prediksi Salah
Aktual	Aktual Benar	TP	FN
	Aktual Salah	FP	TN

Keterangan :

TN : Jumlah prediksi yang tepat bersifat negatif (*True Negative*)

FN : Jumlah prediksi yang salah bersifat negatif (*False Negative*)

FP : Jumlah prediksi yang salah bersifat positif (*False Positive*)

TP : Jumlah prediksi yang tepat bersifat positif (*True Positive*)

dari sebuah matriks konfusi kita dapat mendapatkan nilai-nilai seperti TF, FP, TN, dan FN. Setiap nilai yang disebutkan dapat digunakan untuk mendapatkan presisi, *F1-score*, *recall* dan akurasi. Persamaan (2.14) – (2.17) menunjukkan fungsi dari keempat istilah tersebut (Wahid et al., 2020) :

- a. Presisi adalah prediksi rasio TP dibandingkan keseluruhan prediksi positif

$$\text{Presisi} = \frac{TP}{TP+FP} \quad (2.14)$$

- b. *Recall* adalah prediksi rasio TP dibanding keseluruhan data yang benar

$$\text{Recall} = \frac{TP}{TP+FN} \quad (2.15)$$

- c. *F1-score* adalah perbandingan sebuah rata-rata presisi dan *recall*

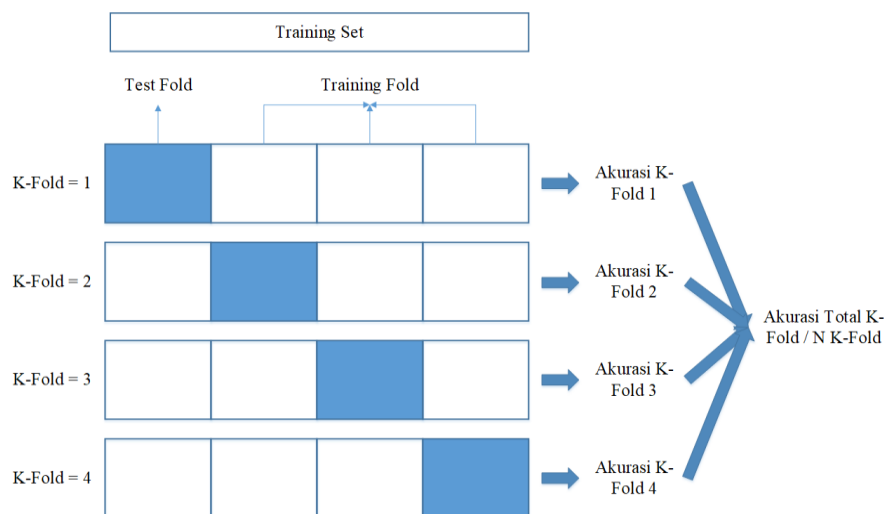
$$F1 - \text{score} = \frac{2 * (\text{Recall} * \text{Presisi})}{\text{Recall} + \text{Presisi}} \quad (2.16)$$

- d. Akurasi adalah hasil prediksi yang benar dari seluruh data uji

$$\text{Akurasi} = \frac{TP+TN}{TP+TN+FP+FN} \quad (2.17)$$

### 2.2.8 K-Fold Cross Validation

*Cross-validasi* atau dapat disebut estimasi rotasi adalah sebuah teknik validasi model untuk menilai bagaimana hasil statistik analisis akan menggeneralisasi kumpulan data independen. Teknik ini utamanya digunakan untuk melakukan prediksi model dan memperkirakan seberapa akurat sebuah model prediktif ketika dijalankan dalam praktiknya. (Tempola et al., 2018).



Gambar 2.12. Ilustrasi *K-Fold Cross Validation*

Gambar 2.12 merupakan ilustrasi dari *K-Fold Cross Validation* dengan 4 *Fold*, dataset akan dibagi menjadi 4 grup dan setiap *N-Fold* pada setiap grup akan menjadi sebuah data test. Pada *k-Fold Cross Validation*, model yang telah dibuat dibagi menjadi k bagian yang sama atau mendekati ukurannya. Akurasi model akan diuji menggunakan data uji pada setiap *fold*, dan berlanjut ke *fold* selanjutnya sampai selesai. Akurasi akan ditotal dan dibagi dengan banyaknya *N K-Fold* (Nasution & Hayaty, 2019).

### 2.2.9 Mean Squared Error

*Mean Squared Error* (MSE) adalah metode lain untuk mengevaluasi metode dalam klasifikasi. Masing-masing kesalahan atau sisa di kuadratkan (Jumadil et al., 2018). Rumus MSE dapat dilihat pada Persamaan 2.18:

$$MSE = \sum \frac{(A_t - F_t)^2}{n} \quad (2.18)$$

Keterangan:

- $A_t$  : Data Aktual pada Urutan ke t
- $F_t$  : Data Prediksi pada Urutan ke t
- n : jumlah Keseluruhan Data