

**SKRIPSI**

**IDENTIFIKASI KEBUTUHAN NITROGEN PADA TANAMAN  
PADI MENGGUNAKAN CITRA DRONE DENGAN  
ALGORITMA KNN**

**Disusun dan diajukan oleh:**

**IRFAN RIPAT**

**D121171011**



**DEPARTEMEN TEKNIK INFORMATIKA**

**FAKULTAS TEKNIK**

**UNIVERSITAS HASANUDDIN**

**MAKASSAR**

**2022**

**LEMBAR PENGESAHAN SKRIPSI**

**IDENTIFIKASI KEBUTUHAN NITROGEN PADA TANAMAN PADI  
MENGUNAKAN CITRA DRONE DENGAN ALGORITMA KNN**

**Disusun dan diajukan oleh**

**IRFAN RIPAT**

**D121171011**

Telah dipertahankan di hadapan Panitia Ujian yang dibentuk dalam rangka Penyelesaian Studi Program Sarjana Program Studi Teknik Informatika Fakultas Teknik Universitas Hasanuddin pada tanggal 12 Oktober 2022 dan dinyatakan telah memenuhi syarat kelulusan.

Menyetujui,

Pembimbing Utama,

Pembimbing Pendamping,

Dr. Indrabayu, ST., MT., M.Bus.Sys.  
Nip. 197507162002121004

Anugrayani Bustamin, S.T., M.T.  
Nip. 199012012018074001

Ketua Program Studi,



Dr. Indrabayu, S.T., M.T., M.Bus.Sys.  
Nip. 19750716 200212 1 004

## PERNYATAAN KEASLIAN

Yang bertanda tangan di bawah ini:

Nama : Irfan Ripat

NIM : D121171011

Departemen : Teknik Informatika

Jenjang : S1

Menyatakan dengan ini karya tulisan saya berjudul:

IDENTIFIKASI KEBUTUHAN NITROGEN PADA TANAMAN PADI  
MENGUNAKAN CITRA DRONE DENGAN ALGORITMA KNN

Adalah karya tulisan saya sendiri dan bukan merupakan pengambilalihan tulisan orang lain bahwa skripsi yang saya tulis ini benar-benar merupakan hasil karya saya sendiri.

Apabila di kemudian hari terbukti atau dapat dibuktikan bahwa sebagian atau keseluruhan skripsi ini hasil karya orang lain, maka saya bersedia menerima sanksi atas perbuatan tersebut.

Makassar, 12 Oktober 2022

Yang menyatakan,



Irfan Ripat

## ABSTRAK

Nitrogen (N) merupakan salah satu unsur hara makro yang sangat mempengaruhi pertumbuhan dan perkembangan tanaman padi yang perlu dijaga ketersediaannya dalam tanah salah satunya melalui pemupukan. Namun, hasil dari sebuah penelitian menunjukkan bahwa tingkat efisiensi penggunaan pupuk Urea sebagai pupuk N pada tanaman padi masih sangat rendah dengan kelebihan dosis sekitar 42-52%. Saat ini, *drone* mulai dimanfaatkan dalam bidang pertanian salah satunya dalam proses pemupukan. Oleh karena itu, tujuan dari penelitian ini adalah merancang sebuah sistem yang dapat mengidentifikasi kebutuhan nitrogen pada tanaman padi dalam skala Bagan Warna Daun (BWD) menggunakan algoritma *K-Nearest Neighbors* (KNN) dengan data input berupa citra tanaman padi yang diambil dengan menggunakan *drone*. Hasil dari penelitian ini adalah sebuah sistem yang dapat mengidentifikasi kebutuhan nitrogen pada tanaman padi secara *real-time* dengan akurasi sebesar 95% pada kondisi pagi hari dan 94% pada kondisi sore hari berdasarkan hasil pengujian menggunakan 1023 data uji berupa *frame* yang diekstrak dari video streaming. Akurasi tertinggi didapatkan dengan menggunakan fitur berupa nilai warna rata-rata (*mean*) dalam ruang warna HSV serta nilai  $K=3$  dan metode perhitungan jarak menggunakan *Manhattan Distance* pada model KNN.

**Kata kunci:** padi, nitrogen, bagan warna daun, knn.

## KATA PENGANTAR

Puji dan syukur penulis panjatkan atas kehadiran Allah SWT karena berkat Rahmat dan Karunia-Nya sehingga Tugas Akhir yang berjudul “IDENTIFIKASI KEBUTUHAN NITROGEN PADA TANAMAN PADI MENGGUNAKAN CITRA DRONE DENGAN ALGORITMA KNN” ini dapat diselesaikan sebagai salah satu syarat dalam menyelesaikan jenjang Strata-1 pada Departemen Teknik Informatika Fakultas Teknik Universitas Hasanuddin.

Penulis menyadari bahwa dalam proses pengerjaan tugas akhir ini tidak akan selesai tanpa doa, bantuan, bimbingan serta dukungan dari berbagai pihak. Oleh karena itu, pada kesempatan ini penulis menyampaikan ucapan terima kasih yang sebesar-besarnya kepada:

1. Orang tua penulis, Bapak Ridwan dan Ibu Patimani yang tidak pernah lelah dalam mendidik, mendoakan, memberikan semangat, serta bantuan dalam berbagai bentuk kepada penulis.
2. Bapak Dr. Indrabayu, S.T., M.T., M.Bus.Sys., selaku pembimbing I sekaligus sebagai Dosen Pembimbing Akademik dan Ibu Anugrayani Bustamin, S.T., M.T., selaku pembimbing II yang selalu menyediakan waktu, tenaga, pikiran, dan perhatian yang luar biasa untuk mengarahkan penulis dalam proses penyelesaian tugas akhir ini.
3. Bapak Dr. Amil Ahmad Ilham, S.T., M.IT., selaku ketua Departemen Teknik Informatika atas segala bimbingan dan dukungan selama masa perkuliahan.
4. Segenap Dosen dan Staf Departemen Teknik Informatika Fakultas Teknik Universitas Hasanuddin yang telah banyak memberikan ilmu dan pengalaman, serta bantuan kepada penulis selama menuntut ilmu di kampus tercinta ini.
5. Para teman-teman dan kakak-kakak *AIMP Research Group* yang telah banyak meluangkan waktu untuk mendengarkan keluh kesah penulis, juga saran-saran dan bantuan dalam proses penyelesaian tugas akhir ini.

6. Kepada teman-teman penulis. Yusuf, Alfa, Imad, Irzam, dan kak Odi yang banyak membantu dan memberi masukan dalam proses penyelesaian tugas akhir ini.
7. Teman-teman RECOGNIZER atas dukungan, bantuan, dan semangat yang diberikan selama ini.
8. Kepada teman-teman dan rekan kerja di Waresix yang telah banyak memberikan support dan doa serta keringanan kepada penulis demi terselesaikannya tugas akhir ini.
9. Pihak lainnya yang tanpa penulis sadari telah banyak mengirimkan doa, memberikan bantuan, dan semangat kepada penulis dalam menyelesaikan tugas akhir ini.

Dalam penulisan skripsi ini masih banyak kekurangan dan kesalahan, karena itu segala kritik dan saran yang membangun akan menyempurnakan penulisan skripsi ini serta bermanfaat bagi penulis dan pembaca.

Makassar, September 2022

Penulis,

Irfan Ripat

## DAFTAR ISI

ABSTRAK.....	ii
KATA PENGANTAR .....	iii
DAFTAR ISI .....	v
DAFTAR GAMBAR.....	vii
DAFTAR TABEL .....	ix
BAB I PENDAHULUAN.....	1
I.1    Latar Belakang.....	1
I.2    Rumusan Masalah .....	3
I.3    Tujuan Penelitian.....	3
I.4    Manfaat Penelitian.....	3
I.5    Batasan Masalah.....	4
I.6    Sistematika Penulisan.....	4
BAB II TINJAUAN PUSTAKA .....	6
II.1    Nitrogen.....	6
II.2    Bagan Warna Daun (BWD).....	7
II.3    Pengolahan Citra Digital .....	10
II.4    Model dan Ruang Warna ( <i>Color Model and Space</i> ).....	12
II.5    Segmentasi Citra Berdasarkan Warna .....	14
II.6    Machine Learning.....	15
II.7    Algoritma K-Nearest Neighbor (KNN).....	18
II.8    Confusion Matrix .....	21
II.9    Real-Time Messaging Protocol (RTMP) .....	22
BAB III METODOLOGI PENELITIAN .....	24
III.1    Tahapan Penelitian .....	24
III.2    Waktu dan Lokasi Penelitian.....	26
III.3    Instrumen Penelitian.....	26
III.4    Teknik Pengambilan Data .....	27
III.5    Perancangan Sistem.....	28
BAB IV HASIL DAN PEMBAHASAN.....	47
IV.1    Hasil Ekstraksi Fitur .....	47
IV.2    Hasil Pengujian.....	52
IV.2.1    Pengujian Model Dengan Input Nilai Mean HSV .....	52

IV.2.2	Pengujian Model Dengan Input Nilai Modus HSV .....	58
IV.2.3	Pengujian Model Pada Sistem Real-Time .....	63
IV.3	Pembahasan .....	69
BAB V KESIMPULAN DAN SARAN .....		76
V.1	Kesimpulan.....	76
V.2	Saran.....	77
DAFTAR PUSTAKA.....		78
LAMPIRAN .....		80



## DAFTAR GAMBAR

<b>Gambar 2. 1</b>	Bagan Warna Daun (BWD) .....	8
<b>Gambar 2. 2</b>	Ruang warna RGB .....	13
<b>Gambar 2. 3</b>	Ruang Warna HSV (Lei et al., 2012) .....	14
<b>Gambar 2. 4</b>	Segmentasi citra menggunakan warna (Manansala, 2021) .....	15
<b>Gambar 2. 5</b>	Jenis-jenis Machine Learning.....	16
<b>Gambar 2. 6</b>	Ilustrasi algoritma KNN .....	19
<b>Gambar 3. 1</b>	Diagram Tahapan Penelitian .....	24
<b>Gambar 3. 2</b>	Flowchart Perancangan Sistem .....	29
<b>Gambar 3. 3</b>	Contoh Gambar Tiap Kelas .....	30
<b>Gambar 3. 4</b>	Data splitting dengan 5-fold cross-validation .....	31
<b>Gambar 3. 5</b>	Tahapan preprocessing .....	32
<b>Gambar 3. 6</b>	Proses resize pada gambar.....	33
<b>Gambar 3. 7</b>	Diagram Alur Segmentasi Warna.....	33
<b>Gambar 3. 8</b>	Konversi Citra RGB ke HSV .....	36
<b>Gambar 3. 9</b>	Thresholding menggunakan fungsi inRange.....	38
<b>Gambar 3. 10</b>	Thresholding menggunakan fungsi inRange OpenCV.....	38
<b>Gambar 3. 11</b>	Operasi Bitwise AND menggunakan OpenCV .....	38
<b>Gambar 3. 12</b>	Citra ukuran 5x5 piksel .....	40
<b>Gambar 3. 13</b>	Nilai HSV citra.....	40
<b>Gambar 4. 1</b>	Scatter plot hasil ekstraksi fitur .....	50
<b>Gambar 4. 2</b>	Korelasi antara nilai HSV terhadap Skala BWD.....	50
<b>Gambar 4. 3</b>	Akurasi model terhadap nilai K menggunakan metode euclidean distance dan input nilai mean HSV .....	53
<b>Gambar 4. 4</b>	Perbedaan output data yang sama untuk K=1 dan K=3 .....	54
<b>Gambar 4. 5</b>	Confusion Matrix uji performa model dengan metode euclidean distance dan nilai K=3.....	55
<b>Gambar 4. 6</b>	Akurasi model terhadap nilai K menggunakan metode manhattan distance dan input nilai mean HSV .....	57
<b>Gambar 4. 7</b>	Confusion Matrix uji performa model dengan metode Manhattan distance dan nilai K=3.....	58

<b>Gambar 4. 8</b> Akurasi model terhadap nilai K menggunakan metode Euclidean distance dan input nilai modus HSV .....	59
<b>Gambar 4. 9</b> Confusion Matrix uji performa model dengan metode euclidean distance dan nilai K=3.....	60
<b>Gambar 4. 10</b> Akurasi model terhadap nilai K menggunakan metode Manhattan distance dan input nilai modus HSV .....	61
<b>Gambar 4. 11</b> Confusion Matrix uji performa model dengan metode Manhattan distance dan nilai K=3.....	62
<b>Gambar 4. 12</b> Tampilan sistem identifikasi kebutuhan nitrogen pada tanaman padi secara real-time .....	64
<b>Gambar 4. 13</b> Perbandingan akurasi model menggunakan Euclidean distance dan Manhattan distance.....	71
<b>Gambar 4. 14</b> Sebaran nilai HSV tiap skala BWD .....	74

## DAFTAR TABEL

<b>Tabel 2. 1</b> Rata-rata Penggunaan Pupuk Bersubsidi (Siallagan et al., 2013).....	7
<b>Tabel 2. 2</b> Takaran Urea berdasarkan warna daun pada penggunaan BWD.....	10
<b>Tabel 3. 1</b> Jumlah data per kelas .....	30
<b>Tabel 3. 2</b> Range Nilai HSV Tanaman padi.....	37
<b>Tabel 3. 3</b> Total data per-kelas .....	43
<b>Tabel 3. 4</b> Confusion Matrix 4 kelas .....	<b>Error! Bookmark not defined.</b>
<b>Tabel 4. 1</b> Sampel Hasil Ekstraksi fitur Warna.....	47
<b>Tabel 4. 2</b> Variabel dan metode yang dibandingkan.....	52
<b>Tabel 4. 3</b> Hasil uji performa model dengan metode euclidean distance dan nilai K=3 .....	56
<b>Tabel 4. 4</b> Hasil uji performa model dengan metode Manhattan distance dan nilai K=3 .....	58
<b>Tabel 4. 5</b> Hasil uji performa model dengan metode euclidean distance dan nilai K=3 .....	60
<b>Tabel 4. 6</b> Hasil uji performa model dengan metode Manhattan distance dan nilai K=3 .....	62
<b>Tabel 4. 7</b> Confusion Matrix pengujian real-time untuk kondisi waktu pagi hari	65
<b>Tabel 4. 8</b> Hasil uji performa sistem deteksi real-time pada kondisi pagi hari.....	65
<b>Tabel 4. 9</b> Confusion Matrix pengujian real-time untuk kondisi waktu sore hari	67
<b>Tabel 4. 10</b> Hasil uji performa sistem deteksi real-time pada kondisi sore hari ...	68
<b>Tabel 4. 11</b> Akurasi algoritma KNN untuk nilai K=3.....	71
<b>Tabel 4. 12</b> Citra dengan hasil prediksi tidak sesuai pada pengujian model K=3	72

# **BAB I**

## **PENDAHULUAN**

### **I.1 Latar Belakang**

Nitrogen (N) merupakan salah satu unsur hara makro yang sangat mempengaruhi pertumbuhan dan perkembangan tanaman padi. Hal ini karena N merupakan hara esensial yang berperan sebagai bahan penyusun asam-asam amino, protein, dan klorofil yang penting dalam proses fotosintesis, serta bahan penyusun komponen inti sel (Herniwati - and Nappu, 2018). Oleh karena itu, ketersediaannya dalam tanah perlu tetap dijaga dalam ukuran yang tepat salah satunya dengan cara pemupukan.

Namun, sampai dengan saat ini efisiensi dalam proses pemupukan masih menjadi salah satu permasalahan yang turut menjadi penyebab tingginya biaya produksi dalam proses pertanian. Petani umumnya beranggapan bahwa penggunaan pupuk N dengan takaran yang tinggi akan berdampak pada produksi yang meningkat (Herniwati - and Nappu, 2018). Padahal penggunaan pupuk N yang tidak sesuai dengan kebutuhan tanaman padi tentu akan memiliki dampak negatif terhadap pertumbuhan tanaman padi. Pada tahun 2014, sebuah penelitian dilakukan untuk menganalisis efisiensi penggunaan pupuk bersubsidi di daerah Perbaungan, Kabupaten Serdang Bedagai, Sumatera Utara. Hasil dari penelitian tersebut menunjukkan bahwa efisiensi dalam penggunaan pupuk Urea sebagai pupuk dengan kandungan unsur N terbesar masih sangat rendah dengan kelebihan dosis sekitar 42-52% dari yang direkomendasikan (Siallagan et al., 2013).

Saat ini, *drone* mulai dimanfaatkan dalam proses pertanian salah satunya dalam proses pemupukan karena mampu meningkatkan efisiensi dari sisi waktu dan tenaga (Ade, 2019). Namun, keterbatasan sistem pendukung yang ada saat ini menyebabkan belum maksimalnya efisiensi dosis pemupukan dengan menggunakan *drone*. Hal ini dikarenakan sistem yang ada hanya didesain untuk menyemprotkan pupuk dalam dosis yang sama pada tiap area sawah. Padahal tidak semua area memiliki kebutuhan pupuk yang sama.

Untuk melakukan efisiensi dalam pemupukan para petani perlu untuk mengetahui kondisi unsur hara dari tanaman padi. Saat ini ada beberapa cara untuk mengukur kandungan unsur hara seperti nitrogen dalam tanaman padi. Alat tersebut bernama klorofil meter/*Soil Plant Analysis Development (SPAD)*, yang mampu mengukur kandungan unsur N dalam tanaman berdasarkan klorofil dari tanaman tersebut (Prabowo et al., 2018). Alat lain yang juga memiliki fungsi yang sama adalah Bagan Warna Daun (BWD). BWD merupakan alat bantu dalam melakukan pengamatan terhadap kandungan unsur hara nitrogen (N) secara manual berdasarkan perbandingan tingkat warna daun dengan tingkat warna pada BWD (Sedo et al., 2019). Namun, kedua teknik ini dinilai kurang efisien karena butuh banyak tenaga dan waktu yang lama dalam pelaksanaannya.

Oleh karena itu, penelitian ini bertujuan untuk merancang sebuah sistem yang mampu mengidentifikasi kebutuhan pupuk N pada tanaman padi dengan mengukur tingkat kehijauan tanaman kemudian menggunakan *machine learning* untuk mengklasifikasikannya kedalam skala warna yang ada pada alat BWD. Diharapkan sistem yang dirancang dapat bekerja dengan akurasi yang tinggi sehingga

kedepannya dapat dimanfaatkan untuk mengembangkan teknologi yang telah ada pada *drone* pertanian.

## **I.2 Rumusan Masalah**

Adapun rumusan masalah dari penelitian ini adalah sebagai berikut:

- a. Bagaimana merancang sistem untuk mengidentifikasi kebutuhan pupuk nitrogen (N) pada tanaman padi dalam skala Bagan Warna Daun (BWD) berdasarkan warna citra daun yang diambil dengan menggunakan *drone* dengan metode KNN?
- b. Bagaimana akurasi sistem dalam mengidentifikasi kebutuhan pupuk N pada tanaman padi?

## **I.3 Tujuan Penelitian**

Adapun tujuan dari penelitian ini adalah sebagai berikut:

- a. Merancang dan membangun sistem identifikasi kebutuhan pupuk N pada tanaman padi dalam skala BWD berdasarkan warna daun yang diambil dengan menggunakan *drone*.
- b. Menguji akurasi sistem dalam mengidentifikasi kebutuhan pupuk N pada tanaman padi.

## **I.4 Manfaat Penelitian**

Adapun manfaat dari penelitian ini adalah sebagai berikut:

- a. Memberikan sumbangan ilmiah dalam bidang teknologi pertanian di Indonesia.

- b. Hasil dari penelitian ini diharapkan dapat dijadikan sebagai referensi dalam pengembangan teknologi *drone* dalam bidang pertanian agar dapat beroperasi secara lebih efisien.
- c. Mendukung langkah pemerintah dalam menghadapi era revolusi industri 4.0 terkhusus dalam bidang pertanian.

### **I.5 Batasan Masalah**

Batasan masalah dalam penelitian ini adalah sebagai berikut:

- a. Data yang digunakan merupakan citra tanaman padi pada umur 14 hari setelah tanam (HST) hingga fase berbunga pada umur 63 hari setelah tanam (HST) yang diambil dengan menggunakan kamera *drone*.
- b. Proses pengambilan data dilakukan pada pagi dan sore hari dengan kondisi cuaca cerah yang mana merupakan waktu pemupukan yang ideal.
- c. Pengambilan gambar dilakukan pada ketinggian 4-5 meter sesuai dengan ketinggian terbang *drone* pertanian.
- d. Output yang dihasilkan berupa skala BWD dan dosis pupuk yang harus diberikan berdasarkan aturan penggunaan yang ada pada BWD.

### **I.6 Sistematika Penulisan**

Untuk memberikan gambaran singkat mengenai isi tulisan secara keseluruhan, maka berikut ini diuraikan beberapa tahapan dari penulisan secara sistematis, yaitu:

## **BAB I PENDAHULUAN**

Pada bab ini diuraikan mengenai latar belakang masalah, rumusan masalah, tujuan penelitian, manfaat penelitian, batasan masalah penelitian, serta sistematika penulisan.

## **BAB II TINJAUAN PUSTAKA**

Pada bab ini membahas landasan teori yang digunakan untuk menganalisis masalah yang akan diteliti, segmentasi citra, *image processing*, *machine learning*, *classification*, algoritma *K-Nearest Neighbor*, dan *confusion matrix*.

## **BAB III METODOLOGI PENELITIAN**

Pada bab ini berisi mengenai tahap penelitian, instrumen penelitian, pengambilan data, *preprocessing*, ekstraksi fitur, penerapan algoritma, evaluasi model, integrasi model ke dalam sistem *real-time*.

## **BAB IV HASIL DAN PEMBAHASAN**

Bab ini berisi tentang sistem yang telah berhasil dibangun serta pembahasannya.

## **BAB V PENUTUP**

Bab ini berisi tentang kesimpulan yang didapatkan berdasarkan hasil penelitian yang telah dilakukan serta saran-saran untuk pengembangan lebih lanjut.



## **BAB II**

### **TINJAUAN PUSTAKA**

#### **II.1 Nitrogen**

Nitrogen (N) merupakan unsur hara yang penting bagi pertumbuhan dan proses metabolisme pada tanaman padi (Ghoneim et al., 2018). Kebutuhan tanaman akan N lebih tinggi dibandingkan dengan unsur hara lainnya. Selain itu, N merupakan faktor pembatas pada produktivitas tanaman. Kekurangan N akan menyebabkan tumbuhan tidak tumbuh secara optimum, sedangkan kelebihan N selain menghambat pertumbuhan tanaman juga akan menimbulkan pencemaran terhadap lingkungan (Triadiati et al., 2012).

Kerusakan lingkungan akibat pemupukan N yang berlebihan disebabkan adanya emisi gas N<sub>2</sub>O pada proses amonifikasi, nitrifikasi, dan denitrifikasi. Menurut Partohardjono (1999), emisi gas N<sub>2</sub>O dipengaruhi oleh takaran pupuk N yang diberikan; makin tinggi takaran N, makin besar emisi gas N<sub>2</sub>O. Lebih lanjut dinyatakan bahwa emisi gas N<sub>2</sub>O berkaitan erat dengan bentuk pupuk N. Urea tablet memberikan emisi gas N<sub>2</sub>O terendah, dan tertinggi pada pupuk urea butiran. Makin efisien penggunaan pupuk N, makin rendah tingkat emisi gas N<sub>2</sub>O. Menurut Stevens et al. (1999), pemberian pupuk N yang berlebihan pada padi dapat meningkatkan kerusakan tanaman akibat serangan hama dan penyakit, memperpanjang umur tanaman, dan menyebabkan tanaman mudah rebah (Suwardiyasa, 2018). Oleh karena itu, sebelum membuat rekomendasi pupuk nitrogen untuk tanaman apapun, seseorang harus mengevaluasi efisiensi dan tingkat optimum untuk tiap pengaplikasian pupuk N dengan dosis berbeda untuk

mendapatkan pertumbuhan tanaman yang lebih baik dan hasil panen yang maksimal (Ghoneim et al., 2018).

Sebuah penelitian yang dilakukan oleh Siallagan et al. (2013) untuk mengukur tingkat efisiensi pemupukan pada tanaman padi mendapatkan hasil sebagai berikut:

**Tabel 2. 1** Rata-rata Penggunaan Pupuk Bersubsidi (Siallagan et al., 2013)

Jenis Pupuk Bersubsidi	Rekomendasi (Kg/ Ha)	Rata-rata Penggunaan (Kg/Ha)/Pencapaian (%)		
		Strata I	Strata II	Strata III
Urea	250	355,09/ (142,03)	366,67/ (146,67)	387,83/ (155,13)
SP 36	150	251,32/ (167,54)	266,67/ (177,78)	236,97/ (157,98)
ZA	100	155,16/ (155,16)	207,14/ (207,14)	155,97/ (155,97)
NPK	150	178,02/ (118,68)	0/ (0)	209,57/ (139,71)
Organik	500	235,00/ (47,00)	0/ (0)	296,86/ (59,37)

Dari data di atas terlihat bahwa penggunaan pupuk Urea yang merupakan pupuk N pada tanaman padi masih memiliki nilai efisiensi yang relatif rendah dilihat dari kelebihan dosis pemupukan sebesar 42-52% dari dosis yang direkomendasikan.

## II.2 Bagan Warna Daun (BWD)

Warna daun adalah suatu indikator yang berguna bagi kebutuhan pupuk N tanaman padi. Daun yang berwarna pucat atau hijau kekuningan menunjukkan bahwa tanaman kekurangan N. Begitupun daun yang berwarna hijau gelap menunjukkan bahwa tanaman memiliki ketersediaan hara N yang cukup (Tinning, n.d.).  $\pi$

Bagan Warna Daun (BWD) yang didistribusikan oleh CREMNET-IRRI untuk tanaman padi, adalah suatu alat yang sederhana, mudah digunakan dan tidak mahal, untuk menentukan dosis pemupukan N pada tanaman padi (Tinning, n.d.). BWD terdiri atas empat skala warna daun dari skala 2 dengan warna hijau kekuningan hingga skala 5 dengan warna hijau tua. Skala tersebut diperhitungkan berdasarkan skala pada alat untuk mengukur klorofil daun yang efektif digunakan sebagai petunjuk pemupukan nitrogen pada tanaman padi (S et al., 2017).



**Gambar 2. 1** Bagan Warna Daun (BWD)

BWD pada dasarnya bekerja dengan cara mengklasifikasikan warna daun tanaman padi kedalam empat skala warna kehijauan. Waktu penggunaan BWD dapat dengan dua cara, yaitu:

1. Berdasarkan kebutuhan tanaman, yaitu dengan membandingkan warna daun padi dengan skala warna pada BWD.

2. Berdasarkan waktu yang telah ditetapkan, yaitu pada saat pembentukan anak aktif (21-28 HST) dan primordia (35-40 HST) (Rahmawati, n.d.).

Adapun cara penggunaan BWD untuk mengukur kondisi nitrogen tanaman padi adalah sebagai berikut:

- a. Dari tiap lahan, pilih 10 daun dari 10 tanaman yang dipilih secara acak (lebih banyak lebih baik) dan mewakili daerah penanaman.
- b. Ukur warna dari tiap daun yang terpilih dengan memegang BWD dan menempatkan bagian tengah daun di atas standar warna untuk dibandingkan.
- c. Sewaktu mengukur dengan BWD, jangan menghadap sinar matahari sebab dapat mempengaruhi pengukuran warna.
- d. Lakukan pengukuran pada waktu yang sama dan oleh orang yang sama pula.
- e. Hitung rata-rata dari 10 pembacaan BWD. Bila nilai rata-rata pembacaan warna daun lebih rendah dari batas kritis yang sudah ditetapkan, atau bila lebih dari 5 daun yang mempunyai pembacaan warna daun rendah dari batas kritis yang sudah ditetapkan, segera berikan pupuk N untuk mengoreksi kekurangan N pada pertanaman (Tinning, n.d.).

Setelah mengetahui nilai skala BWD dari tanaman, petani dapat memberikan pupuk urea sesuai dengan dosis yang telah ditentukan untuk setiap skala warna daun pada aturan penggunaan alat BWD sebagaimana ditunjukkan pada Tabel 2.2. Pemberian pupuk juga disesuaikan dengan target hasil panen yang ingin dicapai sesuai dengan respon tanaman terhadap pupuk N.

**Tabel 2. 2** Takaran Urea berdasarkan warna daun pada penggunaan BWD

Pembacaan BWD	Respon terhadap pupuk N			
	Rendah	Sedang	Tinggi	Sangat Tinggi
	Target hasil (t/ha GKG)			
	5,0	6,0	7,0	8,0
Takaran urea yang digunakan (kg/ha)				
$BWD \leq 3$	75	100	125	150
$BWD = 3,5$	50	75	100	125
$BWD \geq 4$	0	0-50	50	50

### II.3 Pengolahan Citra Digital

Citra digital adalah representasi visual dari objek nyata dalam bentuk dua dimensi. Ketika sebuah objek berbentuk dua dimensi (2D) itu berarti hanya ada dua dimensi pengukuran yang digunakan untuk mendefinisikannya, bisa berupa panjang dan lebar atau sumbu  $x$  dan sumbu  $y$  secara geometris (Banda, 2020). Citra digital sendiri dapat diwakili oleh sebuah matriks yang terdiri dari  $M$  kolom dan  $N$  baris, dimana perpotongan antara kolom dan baris disebut *pixel* (*pix = picture, el = element*).

Pengolahan citra digital (*Digital Image Processing*) merupakan bidang ilmu yang mempelajari tentang bagaimana suatu citra itu dibentuk, diolah, dan dianalisis sehingga menghasilkan informasi yang dapat dipahami manusia (Pamungkas, 2017).

Ada banyak sekali operasi-operasi yang dapat dilakukan dalam *image processing*. Operasi-operasi tersebut dikelompokkan berdasarkan empat aras (*level*) komputasi yaitu:

### 1. Aras titik

Operasi pada aras titik hanya dilakukan pada piksel tunggal di dalam citra.

Operasi ini diulangi untuk keseluruhan piksel dalam citra. Adapun contoh-contoh operasi titik antara lain:

- Pengambangan (*thresholding*)
- Membuat citra negatif
- Pencerahan citra (*image brightening*)
- Konversi citra berwarna ke citra *grayscale*

### 2. Aras Lokal

Operasi pada aras lokal menghasilkan citra luaran yang intensitas pikselnya bergantung pada intensitas piksel-piksel tetangganya. Contoh operasi aras lokal adalah operasi konvolusi untuk mendeteksi tepi (*edge detection*) dan pelembutan citra (*image smoothing*).

### 3. Aras Global

Operasi pada aras global menghasilkan citra luaran yang intensitas suatu piksel bergantung pada intensitas keseluruhan piksel. Contoh operasi aras global adalah operasi penyetaraan histogram untuk meningkatkan kualitas citra.

### 4. Aras Objek

Operasi ini hanya dilakukan pada objek tertentu dalam citra. Tujuan dari operasi pada aras objek adalah untuk mendeteksi objek dan mengenali objek tersebut, misalnya dengan menghitung ukuran, bentuk, dan karakteristik lain dari objek. Operasi aras objek adalah operasi yang

kompleks karena kita harus tau bagaimana menemukan objek yang kita inginkan dalam sebuah citra digital.

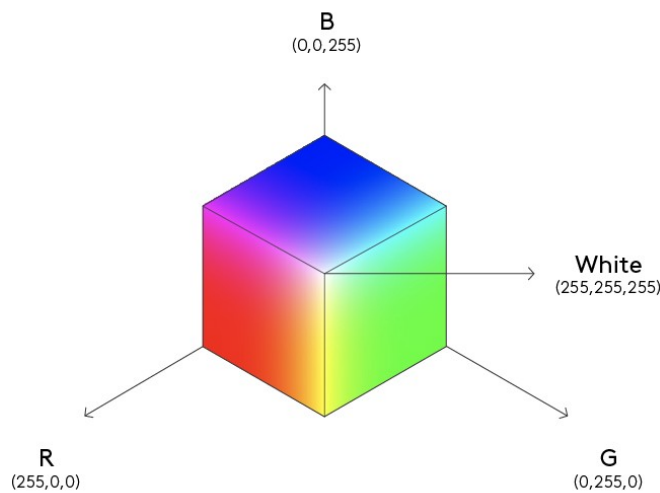
## **II.4 Model dan Ruang Warna (*Color Model and Space*)**

Model warna (*color model*) adalah model matematika abstrak dimana warna direpresentasikan dalam bentuk himpunan angka yang beranggotakan tiga sampai empat nilai atau komponen warna. Ketika model warna dikaitkan dengan deskripsi akurat tentang bagaimana komponen harus disimpulkan dan kondisi yang terlihat, kumpulan warna yang dihasilkan disebut ruang warna (*color space*). Ruang warna juga dapat dideskripsikan sebagai cara bagaimana penglihatan warna manusia dimodelkan. Dalam beberapa kasus, model warna dan ruang warna merupakan satu kesatuan. Ada beberapa macam ruang warna yang telah umum dipakai diantaranya RGB, NTSC, YCbCr, HSV, CMY, CMYK dan HIS. Ruang warna RGB merupakan bentuk yang paling sering digunakan dan merupakan ruang warna utama yang membentuk sebuah gambar, namun dalam beberapa aplikasi bisa jadi ada model ruang warna lain yang lebih baik (Rubesh, 2020).

### **II.4.1 Ruang Warna RGB**

Ruang warna RGB (*Red, Green, Blue*) merupakan ruang warna default yang digunakan dalam citra digital. Pada ruang warna RGB, citra digital disusun atas  $I \times J \times 3$  array piksel, dimana tiap piksel tersusun atas tiga nilai yang masing-masing mewakili nilai merah, hijau, dan biru dalam matriks berdimensi  $I \times J$ . Tiga komponen warna ini dapat dilihat sebagai tumpukan dari tiga layer individu (Rubesh, 2020).

Pada perhitungan dalam program-program komputer, tiap komponen warna dalam ruang warna RGB masing-masing memiliki nilai antara 0 sampai 255. Apabila ketiga komponen warna ini dikombinasikan maka ada  $256 \times 256 \times 256$  atau 16.777.216 kombinasi warna yang dapat dibentuk.



**Gambar 2. 2** Ruang warna RGB

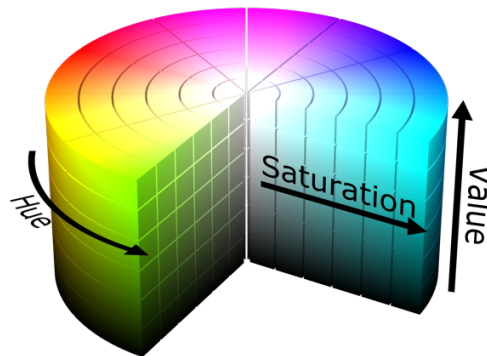
#### **II.4.2 Ruang Warna HSV**

Ruang warna HSV (*Hue, Saturation, Value*) merupakan ruang warna yang menggunakan pendekatan sebagaimana persepsi manusia dalam melihat warna. *Hue* adalah warna dominan yang diterima oleh penglihatan manusia. *Saturation* adalah nilai kemurnian atau kekuatan dari warna. *Value* adalah nilai kecerahan/intensitas, semakin rendah nilainya maka sebuah warna akan semakin gelap hingga mendekati hitam, begitupun sebaliknya semakin tinggi nilainya maka semakin cerah warna tersebut (Rubesh, 2020).

Ruang warna HSV dapat direpresentasikan dalam bentuk silinder geometris. Dimensi sudut merepresentasikan nilai *Hue*, dimulai dari merah



pada  $0^\circ$ , kemudian berpindah ke hijau pada sudut  $120^\circ$  dan biru pada  $240^\circ$  lalu kemudian kembali ke merah di sudut  $360^\circ$ . Jarak dari sumbu tengah silinder merepresentasikan nilai *Saturation*. Sedangkan sumbu tengah vertikal dari silinder merepresentasikan nilai *Value*, dimulai dari warna hitam di tepi bawah ketika nilai *value*/kecerahan bernilai 0 hingga putih di tepi atas ketika nilai *value* bernilai 1 untuk skala 0 hingga 1 (Rubesh, 2020).



**Gambar 2. 3** Ruang Warna HSV (Lei et al., 2012)

## II.5 Segmentasi Citra Berdasarkan Warna

Segmentasi citra adalah pemisahan objek yang satu dengan objek yang lain dalam suatu citra atau antara objek dengan latar yang terdapat dalam sebuah citra. Hasil dari proses segmentasi adalah berupa objek pada suatu citra dapat diambil secara individu sehingga dapat digunakan sebagai input bagi proses lain. Ada dua macam segmentasi yaitu *full segmentation* dan *partial segmentation*. *Full segmentation* adalah pemisahan suatu objek secara individu dari *background* dan diberi label pada tiap-tiap segmen. *Partial segmentation* adalah pemisahan

sejumlah data dari *background* dimana data yang disimpan hanya data yang dipisahkan saja untuk mempercepat proses selanjutnya (Ali Mustofa, 2013).

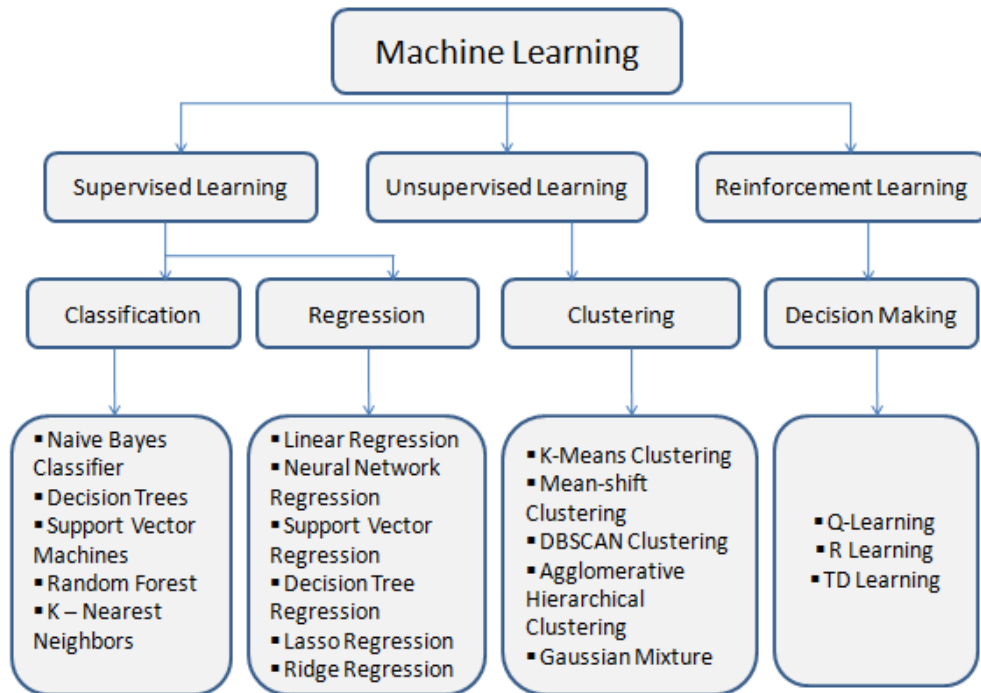
Pada proses segmentasi sendiri ada banyak pendekatan yang bisa dilakukan untuk bisa mendapatkan objek yang diinginkan. Hal itu bisa dilihat dari fitur yang dimiliki oleh objek tersebut antara lain bentuk, warna, ukuran, dan ciri-ciri lainnya yang bisa menjadi fitur dari sebuah objek dalam suatu citra.



**Gambar 2. 4** Segmentasi citra menggunakan warna (Manansala, 2021)

## II.6 Machine Learning

Dengan berkembangnya zaman, manusia telah menggunakan banyak jenis alat untuk menyelesaikan berbagai tugas dengan cara yang lebih sederhana. Kreativitas otak manusia menyebabkan penemuan berbagai jenis mesin. Mesin-mesin ini membuat hidup manusia menjadi mudah dengan memungkinkan orang untuk memenuhi berbagai kebutuhan hidup, termasuk perjalanan, industri, dan komputasi. Dan *machine learning* adalah salah satu di antara penemuan luar biasa tersebut (Mahesh, 2019).



**Gambar 2. 5** Jenis-jenis Machine Learning

Menurut Arthur Samuel, *machine learning* didefinisikan sebagai bidang studi yang memberi komputer kemampuan untuk belajar tanpa diprogram secara eksplisit. Arthur Samuel terkenal dengan program permainan catur yang dibuatnya. *Machine learning* (ML) digunakan untuk mengajari mesin cara menangani data yang banyak secara efisien. Terkadang setelah melihat data, kita tidak bisa memperoleh informasi dari data tersebut. Pada kondisi inilah *machine learning* dapat diandalkan. Dengan banyaknya dataset yang tersedia saat ini, *machine learning* menjadi topik yang hangat dan banyak sekali digunakan dalam berbagai bidang. Banyak industri menerapkan *machine learning* untuk mengekstrak data yang relevan (Mahesh, 2019).

Tujuan dari *machine learning* adalah untuk membuat komputer belajar dari data. Banyak penelitian telah dilakukan tentang cara membuat mesin belajar sendiri tanpa diprogram secara eksplisit. *Machine learning* terdiri atas tiga jenis berdasarkan metode/teknik pembelajarannya:

1. *Supervised Learning*

*Supervised learning* adalah jenis *machine learning* yang menggunakan informasi sebagai data berlabel sebagai output. Metode ini memasukkan input dengan output yang sudah diketahui. Di sini mesin akan mempelajari hubungan dan ketergantungan antar data, kemudian membandingkan output sebenarnya dengan output yang diprediksi, dan melakukan modifikasi jika ada ketidakcocokkan. Metode ini memungkinkan mesin melihat akurasi kerjanya.

2. *Unsupervised Learning*

*Unsupervised learning* adalah merupakan kebalikan dari *supervised learning*. Teknik ini menggunakan data tidak berlabel, sehingga tidak diketahui output yang bernilai benar. Disini mesin perlu mengeksplorasi data dan menemukan struktur kemudian memberi label, mengurutkan dan mengklasifikasi datanya sendiri.

3. *Reinforcement Learning*

*Reinforcement learning* adalah salah satu teknik dalam *machine learning* yang bekerja dengan konsep *trial and error*. Mesin akan melakukan pembelajaran secara berulang hingga menemukan aksi terbaik untuk memaksimalkan hasil/output. *Reinforcement learning* menggunakan

sistem *rewards/punishment* berupa penambahan poin jika model yang dibuat semakin baik, dan pengurangan poin jika model yang dibuat semakin buruk. Tiga komponen utama dalam reinforcement learning meliputi:

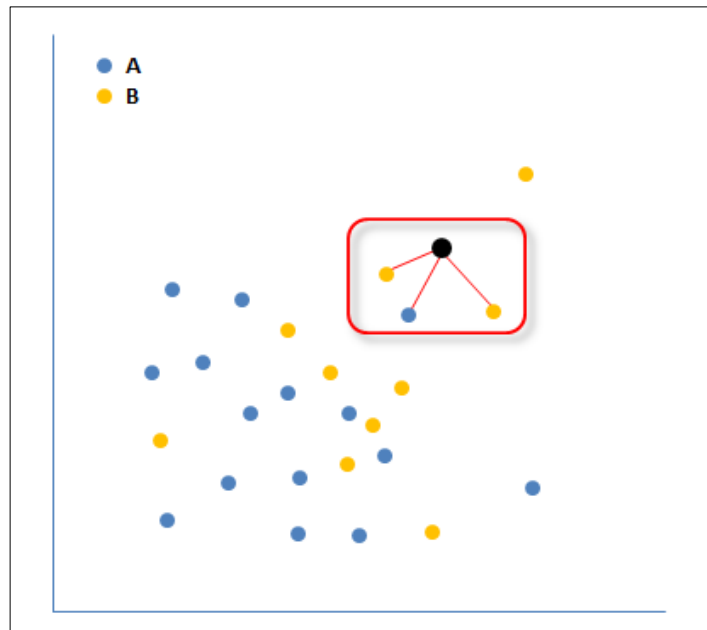
- Agen: Pembuat keputusan (mesin)
- Lingkungan: Apa saja yang berinteraksi dengan agen (kegiatan/instruksi tertentu, perilaku pengguna, dsb) yang dijadikan sebagai input
- Aksi: apa yang bisa dilakukan agen (output)

## II.7 Algoritma K-Nearest Neighbor (KNN)

Algoritma KNN merupakan algoritma *supervised learning* yang dapat digunakan untuk dalam proses klasifikasi dan regresi yang bekerja dengan mengambil sejumlah K data (tetangga) terdekat sebagai acuan untuk menentukan kelas dari data baru. Algoritma ini mengklasifikasikan data berdasarkan *similarity* atau kemiripan atau kedekatannya terhadap data lainnya (Afifah, 2020).

Secara umum, cara kerja algoritma KNN adalah sebagai berikut:

1. Tentukan jumlah tetangga (K) yang akan digunakan untuk pertimbangan penentuan kelas.
2. Hitung jarak data baru terhadap seluruh data yang ada dalam dataset.
3. Ambil sebanyak K data atau tetangga terdekat kemudian tentukan kelas dari data baru berdasarkan kelas mayoritas dari tetangga terdekat.



**Gambar 2. 6** Ilustrasi algoritma KNN

Dari Gambar 2.6, ada sejumlah titik data yang terbagi menjadi dua kelas yaitu A (biru) dan B (kuning). Misalnya ada data baru (hitam) yang akan kita prediksi kelasnya menggunakan algoritma KNN. Dari contoh di atas, nilai K yang digunakan adalah 3. Setelah dihitung jarak antara titik hitam ke masing-masing titik data lainnya, didapatkan tiga titik terdekat yang terdiri dari dua titik kuning dan satu titik biru seperti yang diilustrasikan di dalam kotak merah, maka kelas untuk data baru (titik hitam) adalah B (kuning) (Afifah, 2020).

Dari sisi komputasional, *time complexity* untuk proses *training* dengan algoritma KNN adalah  $O(1)$  yang artinya konstan. Sedangkan untuk proses prediksi memiliki *time complexity* sebesar  $O(n)$  yang artinya waktu yang dibutuhkan tergantung dari seberapa besar jumlah sampel data.

### II.7.1 Euclidean Distance

Dalam ilmu matematika, *Euclidean distance* ( $D_E$ ) adalah salah satu cara yang digunakan untuk menghitung jarak antara dua titik dalam ruang vektor  $n$ -dimensi. Rumusnya didefinisikan dalam persamaan berikut (Wesolkowski, n.d.):

$$D_E(\vec{v}_1, \vec{v}_2) = \|\vec{v}_1 - \vec{v}_2\| \quad (2.1)$$

Untuk ruang warna tiga dimensi, nilai *Euclidean distance* dapat diukur dengan menggunakan persamaan berikut:

$$D_E(\vec{v}_1, \vec{v}_2) = \sqrt{(v_{1,1} - v_{2,1})^2 + (v_{1,2} - v_{2,2})^2 + (v_{1,3} - v_{2,3})^2} \quad (2.2)$$

Di mana  $\vec{v}_1$  dan  $\vec{v}_2$  masing-masing merupakan titik awal dan titik tujuan. Adapun biaya komputasi dari penggunaan *Euclidean distance* tergantung dari seberapa besar dimensi vektor.

### II.7.2 Manhattan Distance

Selain *Euclidean distance*, ada juga metode lain untuk menghitung jarak antar titik dalam vektor yang sering digunakan yaitu *Manhattan distance*. Rumus *Manhattan distance* didefinisikan pada persamaan berikut (Sinwar and Kaushik, n.d.):

$$d(i, j) = |x_{i1} + x_{j2}| + |x_{i1} + x_{j2}| + \dots + |x_{in} + x_{jn}| \quad (2.3)$$

## II.8 Confusion Matrix

*Confusion matrix* adalah tabel yang digunakan untuk mengukur kinerja dari algoritma klasifikasi. Confusion matrix terdiri dari empat kondisi yang digunakan untuk menentukan metrik pengukuran pengklasifikasi. Keempat kondisi tersebut adalah (Singh et al., 2021):

1. TP (*True Positive*): TP mewakili data positif yang terklasifikasi dengan benar sebagai data positif.
2. TN (*True Negative*): TN mewakili data negatif yang terklasifikasi dengan benar sebagai data negatif.
3. FP (*False Positive*): FP mewakili data negatif yang terklasifikasi sebagai data positif.
4. FN (*False Negative*): FN mewakili data positif yang terklasifikasi sebagai data negatif.

Metrik kinerja dari sebuah algoritma adalah *accuracy*, *precision*, *recall*, dan *F1 score*, yang dihitung berdasarkan nilai dari TP, TN, FP, dan FN (Singh et al., 2021).

### 1. *Accuracy*

*Accuracy* dari suatu algoritma direpresentasikan sebagai rasio data yang diklasifikasikan dengan benar dengan jumlah total data.

$$Accuracy = \frac{(TP+TN)}{(TP+FP+FN+TN)} \quad (2.4)$$



## 2. *Precision*

*Precision* suatu algoritma direpresentasikan sebagai rasio data positif yang terklasifikasi dengan benar (TP) dibagi total data yang terklasifikasi sebagai data positif.

$$Precision = \frac{(TP)}{(TP+FP)} \quad (2.5)$$

## 3. *Recall*

*Recall* didefinisikan sebagai rasio data positif yang terklasifikasi dengan benar dibagi dengan total data positif.

$$Recall = \frac{(TP)}{(TP+FN)} \quad (2.6)$$

## 4. *F1 Score*

*F1 score* dikenal sebagai *F Measure*. *F1 score* menyatakan keseimbangan antara *precision* dan *recall*.

$$F1\ Score = \frac{2 \times precision \times recall}{precision+recall} \quad (2.7)$$

## II.9 Real-Time Messaging Protocol (RTMP)

Untuk melakukan *streaming* video melalui jaringan diperlukan yang Namanya protokol. Ketika *client* ingin melihat video yang ada di *server* maka *client* harus

mengirim *request* dengan menggunakan protokol. Paket data mulai dikirim setelah *server* menerima permintaan tersebut. Saat ini ada banyak sekali jenis protokol yang tersedia untuk proses *streaming* video.

RTMP merupakan salah satu protokol yang dikembangkan oleh Adobe Systems untuk keperluan *streaming* audio, video, dan data melalui jaringan. RTMP merupakan *stateful protocol*, yang artinya mulai dari *client* terhubung hingga terputus, server selalu mendengarkan tindakan dari *client*. Hal ini memungkinkan *client* untuk mengirimkan perintah seperti “*play*” maupun “*pause*” kepada *server* (Guniganti and Ankam, n.d.).