

**KLASIFIKASI *GRADE* TEH HITAM MENGGUNAKAN
PROBABILISTIC NEURAL NETWORK (PNN).**

**(STUDI KASUS : PT. PERKEBUNAN NUSANTARA IV
UNIT BAH BUTONG)**

SKRIPSI

**EVI INDAH SARI
0703162012**



**PROGRAM STUDI MATEMATIKA
FAKULTAS SAINS DAN TEKNOLOGI
UNIVERSITAS ISLAM NEGERI SUMATERA UTARA
MEDAN
2021**

**KLASIFIKASI *GRADE* TEH HITAM MENGGUNAKAN
PROBABILISTIC NEURAL NETWORK (PNN).**

**(STUDI KASUS : PT. PERKEBUNAN NUSANTARA IV
UNIT BAH BUTONG)**

SKRIPSI

Diajukan untuk Memenuhi Syarat Mencapai Gelar Sarjana Matematika (S.Mat)

**EVI INDAH SARI
0703162012**



**PROGRAM STUDI MATEMATIKA
FAKULTAS SAINS DAN TEKNOLOGI
UNIVERSITAS ISLAM NEGERI SUMATERA UTARA**

MEDAN

2021

PERSETUJUAN SKRIPSI

Hal : Surat Persetujuan Skripsi
Lamp : -

Kepada Yth.,
Dekan Fakultas Sains dan Teknologi
Universitas Islam Negeri Sumatera Utara Medan

Assalamu'alaikum Wr. Wb.

Setelah membaca, meneliti, memberikan petunjuk, dan mengoreksi serta mengadakan perbaikan, maka kami selaku pembimbing berpendapat bahwa skripsi saudara,

Nama : Evi Indah Sari
Nomor Induk Mahasiswa : 0703162012
Program Studi : Matematika
Judul : Klasifikasi *Grade* Teh Hitam Menggunakan
Probabilistic Neural Network (PNN)

dapat disetujui untuk segera *dimunaqasyah*-kan. Atas perhatiannya kami ucapkan terima kasih.

Medan, Januari 2021 M
Jumadil Akhirah 1442 H

Komisi Pembimbing,

Pembimbing Skripsi I,



Nurul Huda Prasetya, M.A.
NIP. 196709182000031002

Pembimbing Skripsi II,



Dr. Riri Syafitri Lubis, M.Si.
NIDN. 2013078401

SURAT PERNYATAAN KEASLIAN SKRIPSI

Saya yang bertanda tangan di bawah ini,

Nama : Evi Indah Sari
Nomor Induk Mahasiswa : 0703162012
Program Studi : Matematika
Judul : Klasifikasi *Grade* Teh Hitam Menggunakan
Probabilistic Neural Network (PNN)

menyatakan bahwa skripsi ini adalah hasil karya saya sendiri, kecuali beberapa kutipan dan ringkasan yang masing-masing disebutkan sumbernya. Apabila dikemudian hari ditemukan plagiat dalam skripsi ini maka saya bersedia menerima sanksi pencabutan gelar akademik yang saya peroleh dan sanksi lainnya sesuai dengan peraturan yang berlaku.

Medan, 25 Januari 2021



Evi Indah Sari
NIM. 0703162012

KATA PENGANTAR

Alhamdulillah, puji syukur ke hadirat Allah SWT berkat Rahmat dan Hidayah-Nya, sehingga penulis dapat menyelesaikan skripsi dengan judul “Klasifikasi *Grade* Teh Hitam Menggunakan *Probabilistic Neural Network*” dalam rangka memenuhi mata kuliah skripsi di Fakultas Sains dan Teknologi UIN Sumatera Utara Medan.

Penyelesaian skripsi ini tidak lepas dari bantuan berbagai pihak, oleh karena itu pada kesempatan ini penulis menyampaikan ucapan terima kasih serta penghargaan kepada:

1. Prof. Syahrin Harahap, M.A., selaku Rektor UIN Sumatera Utara Medan.
2. Dr .Mhd. Syahnan , M.A., selaku Dekan Fakultas Sains dan Teknologi UIN Sumatera Utara Medan.
3. Dr. Riri Syafitri Lubis, M.Si., selaku Ketua Program Studi Matematika Fakultas Sains dan Teknologi UIN Sumatera Utara Medan sekaligus selaku Dosen Pembimbing II yang telah memberikan bimbingan, arahan, motivasi, dan saran dalam penyelesaian skripsi ini.
4. Nurul Huda Prasetya, M.A., selaku Dosen Pembimbing I yang telah memberikan bimbingan, arahan, motivasi, dan saran dalam penyelesaian skripsi ini.
5. Dr. Rina Filia Sari, M.Si., selaku Penasihat akademik yang telah memberikan bimbingan, arahan, motivasi, dan saran dalam penyelesaian skripsi ini.
6. Segenap Dosen Program Studi Matematika Fakultas Sains dan Teknologi UIN Sumatera Utara Medan yang telah memberikan ilmu yang bermanfaat, membimbing dan memberikan pengarahan serta membantu dalam proses perkuliahan
7. Ayah Samsiar, Ibu Rahmini dan adik-adik tercinta yang selalu memberikan motivasi dan doa untuk menyelesaikan skripsi ini.
8. Teman-teman Matematika 1 stambuk 2016 yang selalu memberikan dukungan dan menjadi teman paling kompak selama delapan semester.

9. Sahabat-sahabat tersayang (Dinda Kartika dan Ria Widiya Pratiwi) terima kasih atas persahabatan selama ini yang selalu memberikan dukungan dalam penyelesaian skripsi ini.
10. Teman-teman satu kos yang paling disayangi (Heni Puspita Sari, Sudah Murtafiah, Dina Agustina dan Dewi Mila Sari) yang tidak henti selalu memberikan dukungan, motivasi serta saran atas penyelesaian skripsi ini.
11. Serta semua pihak yang tidak dapat penulis sebutkan satu persatu, terima kasih untuk selalu memberikan bantuan moral dan spiritual.

Penulis menyadari dalam skripsi ini masih banyak kekurangan, oleh karena itu penulis mengharapkan kritik dan saran yang membangun dalam perbaikan skripsi ini. Semoga skripsi ini dapat bermanfaat bagi pembaca pada umumnya dan dunia pendidikan pada khususnya.

Medan, 25 Januari 2021

Penulis,

Evi Indah Sari

**KLASIFIKASI *GRADE* TEH HITAM MENGGUNAKAN
*PROBABILISTIC NEURAL NETWORK (PNN).***

**(STUDI KASUS : PT. PERKEBUNAN NUSANTARA IV
UNIT BAH BUTONG)**

ABSTRAK

Teh Sumatera Utara yang dikenal dengan teh hitam yang salah satunya di produksi oleh PT Perkebunan Nusantara IV unit Bah Butong yang memproduksi 16 jenis teh hitam. Penelitian ini bertujuan untuk (i) mengklasifikasi *grade* teh hitam menggunakan metode *Probabilistic Neural Network* dan (ii) menentukan nilai akurasi klasifikasi *grade* teh hitam menggunakan metode *Probabilistic Neural Network*. Data yang digunakan yaitu data karakteristik 16 jenis teh hitam dengan atribut id, jenis teh, kepekatan warna, berat partikel, ukuran partikel, dan bentuk partikel. Untuk mendapatkan hasil akurasi terbaik dilakukan pembagian data *training* dan data *testing* menggunakan *K-Means Clustering*. Selanjutnya dilakukan klasifikasi terhadap data *testing* menggunakan metode *Probabilistik Neural Network*. Hasil klasifikasi menggunakan *Probabilistik Neural Network* memperoleh kelas klasifikasi *grade* 1 berjumlah 7 *record* dengan kenampakan warna hitam kecoklatan dan partikel berbentuk butiran, *grade* 2 berjumlah 7 *record* dengan kenampakan warna kecoklatan dan partikel berbentuk agak besar, *grade* 3 berjumlah 2 *record* dengan kenampakan warna kemerahan dan partikel tidak menentu bentuknya serta diperoleh nilai akurasi sebesar 80,00%.

Kata Kunci : *Probabilistic Neural Network, K Means Clustering, Grade Teh Hitam.*

***BLACK TEA GRADE CLASSIFICATION USING PROBABILISTIC
NEURAL NETWORK (PNN).***

***(CASE STUDY : PT. PERKEBUNAN NUSANTARA IV
UNIT BAH BUTONG)***

ABSTRACT

North Sumatera tea is known as black tea, one of which is produced by PT Perkebunan Nusantara IV Unit Bah Butong which produce 16 types of black tea. This research aims to (i) Classify black tea grades using Probabilistik Neural Network method and (ii) determine the accuracy value of black tea classification using Probabilistik Neural Network method. The data used are data of characteristics of 16 black tea types with the attributes id, types of tea, colour density, particle weight, particle size and particle shape. To get the best accuracy result, training data and testing data are divided using K-Means Clustering. Furthermore, classify the testing data using Probabilistik the result obtained a grade 1 classification class totaling 7 records with a brownish black appearance and granules particle, grade 2 totaling 7 record with a brownish appearance and grade 3 totaling 2 records with reddish appearance and not determine its shape and obtain an accuracy value of 80%.

Keywords : *Probabilistic Neural Network, K Means Clustering, Grade of Black Tea.*

DAFTAR ISI

KATA PENGANTAR	iv
DAFTAR ISI.....	viii
DAFTAR TABEL.....	xi
BAB I PENDAHULUAN.....	1
1.1 Latar Belakang	1
1.2 Rumusan Masalah	3
1.3 Tujuan Penelitian.....	3
1.4 Manfaat Penelitian.....	3
BAB II TINJAUAN PUSTAKA.....	4
2.1. Tanaman Teh (<i>Camellia sinensis</i>).....	4
2.1.1 Klasifikasi Teh.....	5
2.1.2 Morfologi Teh.....	6
2.1.3 Syarat tumbuh	6
2.1.4 Pengolahan Teh.....	7
2.2 <i>K-Means Clustering</i>	11
2.3 Probabilistic Neural Network.....	12
2.3.1 Algoritma Pengujian dengan PNN	14
2.3.2 Ketetapan Klasifikasi	14
2.4 Penelitian Terdahulu.....	15
2.5 Ayat Alquran yang Relevan	16
BAB III METODOLOGI PENELITIAN.....	18
3.1 Lokasi dan Waktu Penelitian.....	18
3.2 Sumber Data	18
3.3 Variabel Penelitian	19

3.4	Prosedur Penelitian.....	19
3.5	Analisis Data	19
BAB IV _ANALISIS DAN HASIL.....		22
4.1	Analisis Metode yang Digunakan	22
4.2	Penentuan Kriteria	23
4.3	Pengumpulan Data	23
4.4	<i>Preprocessing</i> Data	25
4.4.1	Cleaning Data.....	25
4.4.2	Transformasi Data.....	26
4.4.3	Normalisasi Data.....	26
BAB V _PENUTUP.....		37
5.1	Kesimpulan.....	37
5.2	Saran.....	38
LAMPIRAN 1 Data Karakteristik Teh Hitam		40
LAMPIRAN 2 Proses Perhitungan Tabel		41
LAMPIRAN 3 Implementasi Pengolahan Data Menggunakan <i>Rapidminer</i>		46
LAMPIRAN 4 Gambar Bubuk Teh		49

DAFTAR GAMBAR

Gambar 2.1 Diagram Pengolahan Teh	8
Gambar 2.2 Struktur model <i>Probabilistic Neural Network</i>	13
Gambar 3.1 Diagram Alir Penelitian.....	21
Gambar 4.1 Diagram Data <i>Training</i> dan Data <i>Testing</i>	29

DAFTAR TABEL

Tabel 4.1 Data Karakteristik Teh Hitam	24
Tabel 4.2 Cleaning Data	25
Tabel 4.3 Transformasi Data	26
Tabel 4.4 Normalisasi Data	27
Tabel 4.5 Centroid awal <i>K-Means</i>	27
Tabel 4.6 Jarak dan Posisi <i>Cluster</i>	28
Tabel 4.7 Centroid Akhir.....	28
Tabel 4.8 Data <i>Training Cluster 1</i>	29
Tabel 4.9 Data <i>Training Cluster 2</i>	30
Tabel 4.10 Data <i>Training Cluster 3</i>	30
Tabel 4.11 Data <i>Testing Cluster 1</i>	30
Tabel 4.12 Data <i>Testing Cluster 2</i>	31
Tabel 4.13 Data <i>Training PNN</i>	32
Tabel 4.14 Data <i>Testing PNN</i>	32
Tabel 4.15 Input <i>Layer</i>	33
Tabel 4.16 Mean Data Latih.....	33
Tabel 4.17 Standar Deviasi.....	34
Tabel 4.18 <i>Pattern Layer</i>	34
Tabel 4.19 <i>Summation Layer</i>	34
Tabel 4.20 <i>Output Layer</i>	35
Tabel 4.21 Hasil Uji	35
Tabel 4.22 Hasil Klasifikasi PNN.....	35

BAB I

PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang

Teh merupakan bahan baku minuman penyegar yang telah dikenal luas dan digemari oleh masyarakat di seluruh dunia, Pada prinsipnya tipe teh yang diproduksi dan dikonsumsi di dunia adalah teh hitam dan teh hijau, dengan sejumlah kecil dalam bentuk teh oolong dan teh pouchong (Horstein dan Teranishi,1995). Pengelompokan ini didasarkan pada proses fermentasi dalam pengolahan teh. Teh hitam merupakan teh yang terfermentasi secara penuh, sedangkan teh hijau tidak terfermentasi sama sekali, sementara teh oolong dan teh pouchong hanya terfermentasi sebagian (Egan, Kirk, Sawyer, 1981).

Teh merupakan salah satu komoditi hasil perkebunan yang mempunyai peran cukup penting dalam kegiatan perekonomian di Indonesia. Teh juga salah satu komoditas ekspor Indonesia yang cukup penting sebagai penghasil devisa negara selain minyak dan gas. Sebagai bahan minuman, teh memiliki nilai lebih dibandingkan dengan minuman lainnya, mengingat teh kaya akan mineral dan vitamin yang diperlukan oleh tubuh. Berbagai manfaat teh untuk kesehatan juga telah diakui oleh para pakar gizi. Selain peluang ekspor yang semakin terbuka, pasar teh dalam negeri masih cukup besar meskipun belum digali secara maksimal. Peluang pasar dalam negeri semakin terbuka, bila diikuti dengan peningkatan mutu teh (BPS, 2017).

Teh hitam di Sumatera Utara saat ini diproduksi oleh PT Perkebunan Nusantara IV yang terdiri dari 3 Unit Usaha yakni Unit Usaha Sidamanik, Bah Butong, dan Tobasari yang telah digabungkan kedalam 1 (satu) unit usaha yaitu Unit Usaha Teh. Sistem pengolahan teh hitam di PT Perkebunan Nusantara IV hingga saat ini menggunakan sistem Ortodox. Pucuk teh segar diolah menjadi teh hitam dengan sistem kombinasi Ortodox-Rotor Vane. Kapasitas olah pabrik Bah Butong 1530 Kg teh kering per jam dan kapasitas tampung pucuk Teh Basah \pm 100 ton Perhari. Melalui proses sortasi, PT Perkebunan Nusantara IV Unit Bah Butong menghasilkan 16 jenis teh hitam yang kemudian diklasifikasikan ke dalam 3 *grade*,

yaitu *grade 1*, *grade 2*, *grade 3*. (Selayang Pandang PTPN IV Unit Bah Butong, 2019).

Saat ini proses produksi teh hitam, utamanya pada proses sortasi dan *grading* masih mengandalkan kemampuan mandor sebagai elevuator mutu manual. Dengan mengandalkan manusia sebagai satu satunya elevuator mutu , tingkat akurasi untuk mengenali kecacatan produk pun relatif rendah, sangat jarang ditemui inspektor tunggal yang berhasil mendeteksi kecacatan melebihi 50-60% (Avicienna, Kudang, Slamet, 2015). Di PT Perkebunan Nusantara IV unit Bah Butong sendiri dalam proses *grading* tidak diketahui nilai akurasi klasifikasi tiap gradenya. Oleh karena itu, perlu untuk membangun sistem untuk mengenali *grade* mutu dari teh hitam berdasarkan standar praktis yakni dengan menggunakan metode *Probabilistic Neural Network*.

Berdasarkan permasalahan *grading* teh hitam tersebut, maka peneliti mengidentifikasi dan mengklasifikasi *grade* teh hitam khususnya di PT Perkebunan Nusantara IV Unit Bah Butong dengan menggunakan metode *Probabilistic Neural Network*. Dalam penelitian ini bersumber dari data sekunder yang diperoleh dari hasil sortasi teh hitam PT Perkebunan Nusantara IV Unit Bah Butong yang terbagi menjadi 16 jenis teh hitam yang nantinya akan dikelompokkan menjadi 3 *grade* untuk mengetahui mutu masing masing jenis teh. Data tentang faktor-faktor yang mempengaruhi klasifikasi *grade* teh hitam ini terdiri dari kepekatan warna (X_1), berat partikel (X_2), ukuran partikel (X_3) dan bentuk partikel (X_4).

PNN merupakan pengembangan Algoritma *Neural Network* dengan fungsi *probabilitic*. Kelebihan PNN sendiri dalam mengatasi permasalahan yang terdapat *back-propagation* (BP) yaitu dapat mengatasi waktu pelatihan yang lama, terjebak pada global minimum, serta sulitnya perancangan arsitektur jaringan (Arief,2019). Metode PNN ini diharapkan dapat melakukan pengelompokan klasifikasi semua data set dengan benar. Berdasarkan uraian diatas penulis mengambil judul “Klasifikasi *Grade* Teh Hitam Menggunakan *Probabilistic Neural Network* (PNN) Di PT Perkebunan Nusantara IV Unit Bah Butong”.

1.2 Rumusan Masalah

Berdasarkan latar belakang di atas, maka permasalahan pada penelitian ini dapat dirumuskan sebagai berikut:

1. Bagaimana membuat klasifikasi *grade* teh hitam menggunakan metode *Probabilistic Neural Network*?
2. Bagaimana tingkat akurasi klasifikasi *grade* teh hitam menggunakan metode *Probabilistic Neural Network*?

Ruang lingkup penelitian ini dibatasi pada mengkaji *Probabilistic Neural Network* dalam menganalisis masalah klasifikasi *Grade* teh hitam di PT Perkebunan Nusantara IV unit Bah Butong tahun 2020.

1.3 Tujuan Penelitian

Adapun tujuan dari penelitian ini adalah :

1. Mengklasifikasi *grade* teh hitam menggunakan metode *Probabilistic Neural Network*.
2. Menentukan nilai akurasi klasifikasi *grade* teh hitam menggunakan metode *Probabilistic Neural Network*.

1.4 Manfaat Penelitian

Penelitian ini dilakukan dengan harapan dapat memberikan manfaat antara lain:

1. Bagi Penulis

Memberikan atau menambah wawasan penulis, terutama dalam penerapan ilmu yang didapat selama di dunia perkuliahan, dengan menyatukan materi dan objek permasalahan yang dijadikan sebagai materi pembahasan.

2. Bagi Pembaca

Memberikan informasi ilmiah mengenai perbedaan *grade-grade* teh hitam dengan metode *Probabilistic Neural Network* guna penelitian selanjutnya.

3. Bagi Perusahaan

Hasil penelitian ini diharapkan dapat bermanfaat bagi pihak yang berkepentingan sebagai masukan dan referensi.

BAB II

TINJAUAN PUSTAKA

2.1. Tanaman Teh (*Camellia sinensis*)

Camellia sinensis yang dikenal dengan teh berasal dari Cina adalah tumbuhan yang daunnya dapat dijadikan sebagai minuman. Teh mengandung kafein atau sebuah infuse yang dibuat dengan cara menyeduh daun, pucuk daun, atau tangkai daun yang dikeringkan dari tanaman *Camellia Sinensis* dengan air panas. Teh merupakan sumber alami kafein, teofilin dan antioksidan dengan kadar lemak, karbohidrat atau protein mendekati 0%. Teh bunga dengan campuran kuncup bunga melati yang disebut teh melati atau teh wangi melati merupakan jenis teh yang paling populer di Indonesia. Konsumsi teh di Indonesia sebesar 0,8 kg/kapita per tahun masih jauh di bawah negara-negara lain di dunia, walaupun Indonesia merupakan negara penghasil teh terbesar no 5 di dunia.

Tanaman teh merupakan salah satu komoditas perkebunan unggulan di Indonesia yang berasal dari daerah subtropis dan banyak diminati sebagai salah satu bahan baku produk penyegar. Penjualan hasil olahan tanaman ini mampu memberikan kontribusi yang cukup tinggi terhadap penambahan devisa negara dari sektor nonmigas. (Rosniawaty dkk. 2017)

Tanaman teh memiliki manfaat diantaranya sebagai anti kanker, antioksidan, antimikroba, antibakteria, pencegah aterosklerosis, menjaga kesehatan jantung, anti diabetes, menstimulasi sistem imun, mencegah parkinson, menurunkan kolesterol, mencegah karies gigi, mencegah bau mulut, melancarkan urine, menghindari *stroke*, dan menurunkan tekanan darah. Hal ini disebabkan oleh kandungan bahan kimia aktif seperti katekin, asam amino, gula, polifenol oksidasi, klorofil dan karoten yang terdapat pada vakuola.

Teh putih merupakan salah satu jenis teh yang memiliki banyak manfaat. Manfaat dari teh putih diantaranya sebagai antibakteri, antikanker, antiobesitas, antioksidan, dan anti-aging. Khasiat teh dalam menyembuhkan berbagai penyakit terdapat pada kandungan senyawa kimia yang disebut polifenol khususnya katekin.

Kandungan antioksidan serta antibakteri yang terdapat dalam teh diperoleh dengan cara ekstraksi. (Widyasanti dkk., 2016)

Camellia Sinensis menghasilkan metabolit sekunder seperti alkaloid, flavonoid, steroid, tanin, saponin, triterpenoid. Komposisi bahan aktif dalam daun teh lainnya kafein, tanin, theophylline, theobromine, lemak, saponin, minyak esensial, katekin, karoten, Vitamin C, A, B₁, B₂, B₁₂, P, Fluoride, Ferum, Magnesium, Kalsium, Strontium, Plumbum, Nikel, Zink, dan Fosfor. Kandungan tanin pada daun teh akan semakin meningkat seiring dengan peningkatan usia tanaman. (Noriko, 2013)

Beberapa penelitian telah dilakukan untuk pembuatan dan pemanfaatan karbon aktif serta penyerapan β - karoten. Penelitian mengenai ampas teh yang telah diaktivasi dan dikarbonisasi menghasilkan kadar karbon tetap yang relative tinggi yakni 57,1% dari kapasitas maksimum penyerapan nitrofenol sebesar 142,85 mg/g. penggunaan teh sebagai adsorben untuk logam berat berupa Ni(II) telah pula diteliti dengan kemampuan adsorpsi yang bervariasi dari 50% hingga 100%. Kondisi ini dipengaruhi oleh waktu kontak dan jumlah adsorben yang digunakan. Berdasarkan beberapa penelitian, karbon aktif yang berasal dari ampas teh memiliki kemampuan yang sangat baik dalam penyerapan logam berat. (Misran, 2016)

2.1.1 Klasifikasi Teh

Secara sistematis tanaman teh dapat diklasifikasikan sebagai berikut (Sumiswatrika, 2012):

- a. Divisio : Spermatophyta (Tumbuhan Biji)
- b. Subdivisio : Angiospermae (tumbuhan biji terbuka)
- c. Class : Dicotyledonae
- d. Famili : Guttiferales (Elusiale)
- e. Subfamili : Camelliaceae (Tehaceae)
- f. Genus : Camellia
- g. Spesies : Camellia Sinensis

2.1.2 Morfologi Teh

a. Morfologi Tanaman Teh

Tanaman teh berbentuk pohon. Tingginya bisa mencapai belasan meter. Namun tanaman teh di perkebunan selalu dipangkas untuk memudahkan pemetikan, sehingga tingginya mencapai 90-120 cm. Mahkota tanaman teh berbentuk kerucut. Daunnya berbentuk jorong atau agak bulat telur terbalik, tapi daun bergerigi. Daun tunggal dan letaknya hampir berseling. Tulang daun menyirip. Permukaan atas daun muda, berbulu halus, sedangkan permukaan bawahnya bulunya hanya sedikit permukaan daun tua halus dan tidak berbulu lagi.

b. Morfologi Pucuk Tanaman Teh

Bunga tunggal dan ada yang tersusun dalam rangkaian kecil. Bunga muncul dari ketiak daun. Warnanya putih bersih dan berbau wangi lembut. Namun ada bunga berwarna semu merah jambu. Mahkota bunga berjumlah 5-6 helai, putik dengan tangkai yang panjang atau pendek dan pada kepalanya terdapat 3 buah sirip. Jumlah benang sari 100-200. Buah teh berupa buah kotak berwarna hijau kecoklatan. Dalam 1 buah berisi 1-6 biji, rata-rata 3 biji. Buah yang masak dan kering akan pecah dengan sendirinya serta biji ikut keluar. Bijinya berbentuk bulat atau gepeng pada satu sisinya, berwarna putih sewaktu masih muda dan berubah menjadi cokelat setelah tua. Akar teh berupa akar tunggang dan mempunyai banyak akar cabang. Apabila akar tunggangnya putus, akar-akar cabang akan menggantikan fungsinya dengan arah umbuh besar dan cukup dalam, tanaman teh mengalami pertumbuhan tunas yang silih berganti. Tunas tumbuh pada ketiak/bekas ketiak daun. Tunas yang tumbuh kemudian diikuti dengan pembentukan daun. Tunas baru pada teh memiliki daun kuncup yang menutupi titik tumbuh serba daunnya (Sumiswatrika,2012).

2.1.3 Syarat tumbuh

a. Iklim

- 1) Curah hujan sebaiknya tidak kurang dari 2.000 mm/tahun.
- 2) Tanaman memerlukan matahari yang cerah. Tanaman teh tidak tahan kekeringan.
- 3) Suhu udara harian tanaman teh adalah 13- 25 °C

4) Kelembabann udara kurang dari 70%

b. Media Tanaman

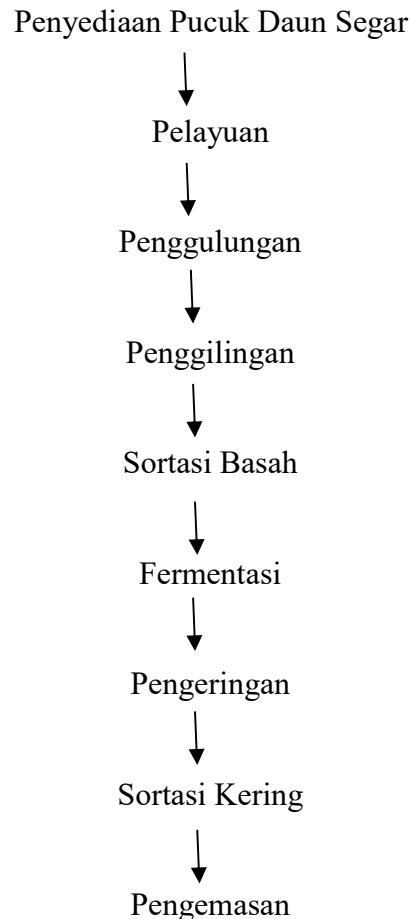
- 1) Jenis tanah yang cocok untuk teh adalah Andosol, Regosol dan Latosol. Namun teh juga dapat dibudidayakan di tanah Podsolik (Ultisol), Gley Humik, Litosol, dan Aluvia. Teh menyukai tanah dengan lapisan atas yang tebal, struktur remah, berlempung sampai berdebu, gembur.
- 2) Derajat keasaman tanah (pH) berkisar antara 4,5 – 6,0
- 3) Berdasarkan ketinggian tempat, kebun teh di Indonesia dibagi menjadi 3 daerah, yaitu:
 - (1) Dataran rendah : sampai 800 m dpl;
 - (2) Dataran sedang : 800 – 1.200 m dpl;
 - (3) Dataran tinggi : lebih dari 1.200 m dpl.
- 4) Perbedaan ketinggian tempat menyebabkan perbedaan pertumbuhan dan kualitas teh.
- 5) Ketinggian tempat
Tergantung dari klon, teh dapat tumbuh di dataran rendah pada 100 m dpl sampai di ketinggian lebih dari 1.000 m dpl.

2.1.4 Pengolahan Teh

Pengolahan teh terbesar didominasi dalam bentuk teh hitam, sisanya teh hijau, sedangkan industri teh wangi merupakan hasil olahan teh hitam. Pengolahan daun teh dimaksudkan untuk mengubah komposisi kimia daun teh segar secara terkendali, sehingga menjadi hasil olahan yang dapat memunculkan sifat-sifat yang dikehendaki pada air seduhannya, seperti warna, rasa, dan aroma yang baik dan disukai. Bahan kimia yang terkandung dalam daun teh terdiri dari empat kelompok yaitu substansi fenol (*catechin* dan *flavanol*), substansi bukan fenol (*pecin*, *resin*, *vitamin*, dan *mineral*), substansi aromatik, dan enzim-enzim.

Sistem pengolahan teh hitam di Indonesia dapat dibagi menjadi dua yaitu sistem orthodox (*orthodox murni* dan *orthodox rotorvane*) dan sistem baru yaitu sistem CTC (*Crushing, Tearing, Curling*). Sistem yang paling umum di Indonesia adalah sistem *orthodox rotorvane*.

Pengolahan teh hitam *orthodox rotorvane* terdiri dari beberapa tingkat kegiatan yang dapat dilihat dalam skema berikut :



Gambar 2.1. Diagram alir pengolahan teh hitam sistem orthodox rotorvane.

Berdasarkan SK Menperindag No.266/KP.X/76 dan SK Dirjen Perdagangan Luar Negeri No.42 DAGLU/KP/IV/86, standar teh hitam Indonesia digolongkan dalam jenis mutu teh hitam orthodox (Rio Fandy Tindaon,2009) seperti berikut:

- a. Teh daun (*Leavy Grades*) mengandung potongan-potongan daun yang lebih besar dan lebih panjang daripada teh bubuk (*brokens*), yang dalam proses sortasinya tertahan ayakan 7 mesh, terdiri dari OP (*Orange Peko*), OP Sup (*Orange Pekoe Superior*), FOP (*Flowery Orange Peko*), S (*Sauchon*), BS (*Broken Tea*), BT II (*Broken Tea II*), BOPF (*Broken Orange Peko Superior*), BOP Sp (*Broken Orange Pekoe Special*), LM (*Leavy Mixed*).

- b. Teh Bubuk (*Broken Grades*), jenis teh yang dalam proses sortasinya dapat melewati ayakan 7 mesh dan tertahan oleh ayakan 20 mesh, terdiri dari BOP 1/BOP (*Broke Orange Pekoe*), FBOP (*Flowery Broken Orange Peko*), BP (*Broken Peko*), BP II (*Broke Pekoe II*). BT (*Broken Tea*), BT II (*Broken Tea II*), BOPF (*Broken Orange Pekoe Fanning*), BOPF Sup (*Broken Orange Pekoe Fanning Superior*) dan BM (*Broken Mixed*).
- c. Teh halus (*Small Grades*), jenis teh yang dalam sortasinya lolos dari ayakan 20 mesh yang terdiri dari F (*Fanning*), F II (*Fanning II*), TF (*Tippy Fanning*), PF (*Pekoe Fanning*), PF II (*Pekoe Fanning II*), Dust, Dust II, dan Dust III.
- d. Teh campuran orthodox (*Mixed Orthodox*), yaitu campuran dari dua atau lebih jenis mutu teh daun, teh bubuk, dan teh halus.

Di PT Perkebunan Nusantara IV Unit Bah Butong, sortasi adalah proses yang terpenting untuk menentukan mutu luar (*Apperance*) bubuk kering. Sebelum disortasi bubuk diangin terlebih dahulu. Tujuan sortasi kering adalah mendapatkan ukuran dan warna partikel teh kering yang seragam sesuai dengan standar yang diinginkan. Sortasi kering dilakukan dengan cara memasukkan kering ke dalam mesin pengayak yang memiliki ukuran mesh berkisar antara 8 sampai 40 mesh. Proses sortasi menghasilkan 16 jenis teh yakni : BOP I, BOP, BOFP, BP, BT, PF, DUST, BP II, BT II, PF II, DUST II, DUST III, DUST IV. FANN II, BM, FLUFF.

Kriteria Dan Kenampakan *Grading* Teh

Jenis <i>Grading</i>	Mesh	Kenampakan
<i>Grade 1</i>	Bubuk yang lolos Mesh DIBN-I dan Mesh DBIN-II	Berwarna hitam, kecoklatan, partikel teh berbentuk butiran.
<i>Grade 2</i>	Bubuk yang lolos Mesh DBIN-II/ DBIN-III setelah dimasukan dari mesin PCR	Berwarna kecoklatan, partikel teh bentuknya agak besar.
<i>Grade 3</i>	Bubuk yang lolos Mesh DBIN-II/ DBIN-III setelah dimasukan dari mesin RV.	Berwarna kemerahan, tidak menentu bentuknya.

Prinsip sortasi yaitu memisahkan teh kering berdasarkan :

1. Kepekatan Warna

Penentuan kepekatan warna teh ditentukan berdasarkan kenampakannya yang dipercayakan kepada tim testering. Di PT Perkebunan Nusantara IV sendiri terdapat 3 golongan warna, yaitu :

- *Fairyblack*

Teh yang hitam/ Ke hitam-hitaman warnanya, umumnya menunjukkan sifat teh yang baik.

- *Brownish*

Teh yang warnanya agak kecoklat-coklatan.

- *Reddish*

Teh yang berwarna kemerahan karna mengandung banyak tulang atau *fibre*.

2. Berat Partikel

Pemisahan berdasarkan berat partikel dilakukan dengan tewan yang juga digunakan untuk membersihkan teh dari serat dan bahan-bahan yang bukan teh seperti kerikil atau debu. Berat partikel sangat mempengaruhi proses pengeluaran teh hitam dari mesin ayakan.

3. Ukuran Partikel

Pemisahan berdasarkan ukuran dilakukan melalui ayakan dengan cara memasukkan bubuk teh kering ke dalam mesin pengayak yang memiliki ukuran mesh berkisar antara 18 sampai 60 mesh. Masing masing partikel teh hitam akan mengalami proses penjenisan berdasarkan ukuran mesh mesin ayakan yang lolos dilaluinya.

4. Bentuk (Menggulung atau Pipih)

Bentuk partikel teh hitam yang keluar dari mesin ayakan menjadi salah satu faktor yang mempengaruhi mutu teh hitam.

Bentuk yang dihasilkan dari hasil sortasi teh hitam PT Perkebunan Nusantara IV dikelompokkan menjadi :

- *Grainy*
Partikel berbentuk butiran.
- *Leafy*
Partikel teh yang bentuknya agak besar untuk jenis bubuk.
- *Rough*
Partikel teh yang berasal dari daun daun yang kasar, tidak menentu bentuknya.

Setelah terjadi penjenisan, maka semua jenis tadi ditimbang untuk mengetahui presentase perolehan guna tiap jenis teh. (Selayang Pandang PTPN IV Unit Bah Butong, 2019).

2.2 *K-Means Clustering*

K-Means Clustering merupakan salah satu metode pengelompokan data non-hierarki yang mempartisi data yang ada ke dalam dua atau lebih bentuk kelompok sehingga data yang berkarakteristik sama dimasukkan ke dalam satu kelompok yang sama dan data yang memiliki karakteristik berbeda dikelompokkan ke dalam kelompok lain. Adapun tujuan dari dilakukannya pengelompokan data ialah untuk meminimalkan fungsi objektif yang telah di set dalam suatu kelompok dan memaksimalkan variasi antar kelompok. Langkah – langkah yang terdapat pada metode *K-Means Clustering* dapat diuraikan sebagai berikut (Dilla,2020):

- a. Tentukan nilai k sebagai jumlah cluster yang ingin dibentuk.
- b. Inisialisasi k sebagai *centroid* awal secara acak.
- c. Hitung jarak setiap data berdasarkan pada persamaan 2.1.

$$DL_2(x_2 - x_1) = \|x_2 - x_1\|_1 \quad (2.1)$$

Untuk menghitung jarak menggunakan persamaan *Euclidean Distance* dapat dilihat pada persamaan 2.2.

$$DL_2(x_2 - x_1) = \|x_2 - x_1\|_2 \sqrt{\sum_{j=1}^p (x_{2j} - x_{1j})^2} \quad (2.2)$$

- d. Kelompokan setiap data berdasarkan pada jarak antara data dengan *centroidnya*.

- e. Tentukan posisi *centroid* baru.
- f. Kembali ke langkah 3 jika posisi *centroid* baru tidak sama dengan *centroid* lama.

2.3 Probabilistic Neural Network

Probabilistic Neural Network dikembangkan pertama kali oleh Donald Specht. *Probabilistic Neural Network* adalah suatu metode jaringan saraf tiruan (*neural network*) yang menggunakan pelatihan (*training supervised*).

Probabilistic Neural Network merupakan salah satu *Artificial Neural Network* yang secara umum dimanfaatkan untuk masalah klasifikasi dan pengenalan pola. Metode klasifikasi *Probabilistic Neural Network* dibentuk berdasarkan prinsip statistik untuk mengatasi permasalahan pada metode *backpropagation* rentan menuju nilai minimum yang salah (Alex, 2018).

Struktur PNN terdiri atas empat lapisan, seperti yang terlihat pada Gambar 1. yaitu *input layer*, *pattern layer*, *summation layer*, dan *decision layer*.

a. Lapisan input (*input layer*)

Lapisan ini merupakan objek yang terdiri atas nilai ciri yang akan diklasifikasikan pada r kelas (Hasbi & Dwi, 2017). Pada lapisan ini terdapat variabel vektor input yang akan dijadikan input kedalam jaringan. Nilai dari variabel ini merupakan hasil dari ekstraksi ciri dari setiap data yang diuji (Bambang, 2018).

b. Lapisan pola (*pattern layer*)

Pattern layer menggunakan satu node untuk setiap data pelatihan yang digunakan. Setiap node pola merupakan jarak antara data *training* dengan data *testing*.

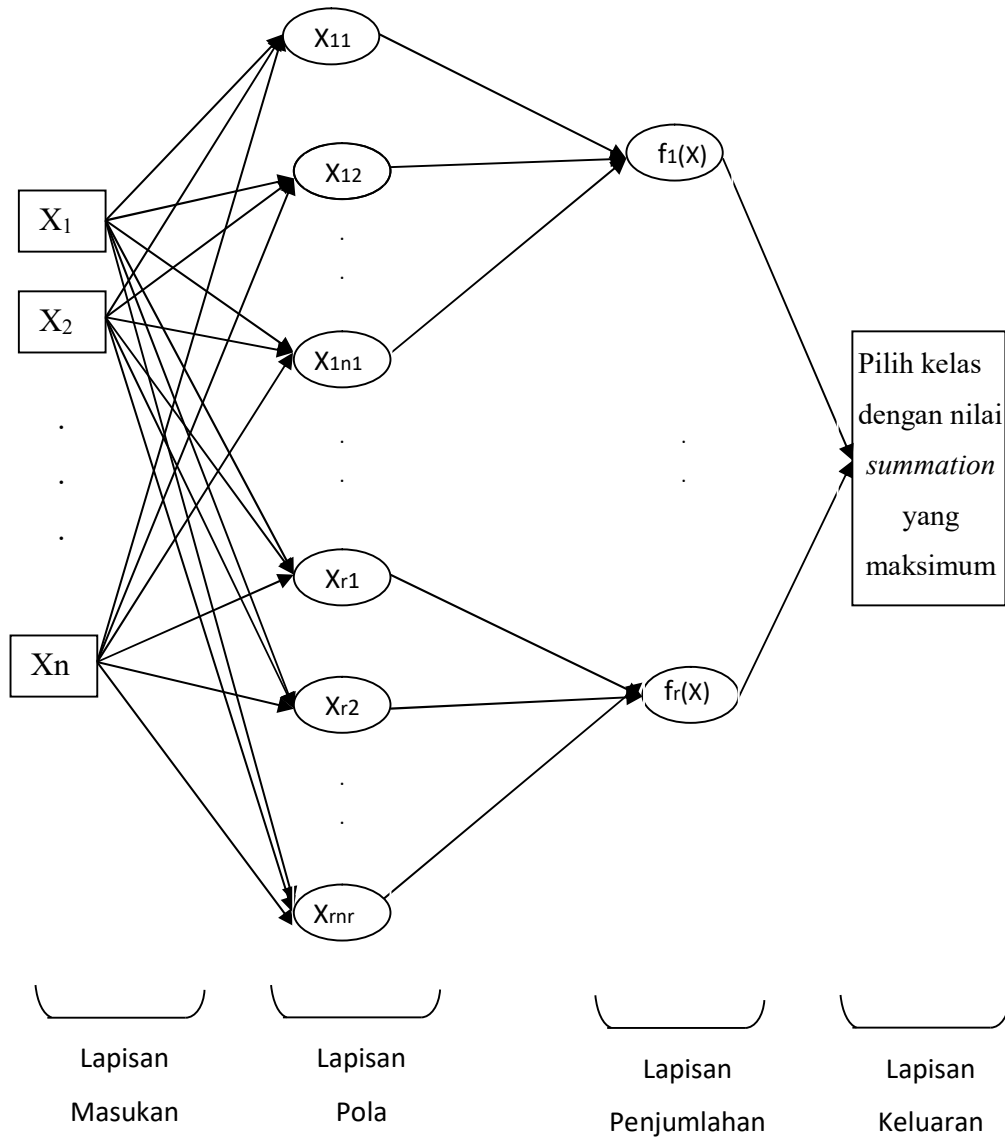
c. Lapisan penjumlahan (*summation layer*)

Summation layer menerima masukan dari setiap node *pattern layer* yang terkait dengan kelas yang ada. *Summation layer* merupakan hasil penjumlahan dari *pattern layer* setiap kelasnya.

d. Lapisan keluaran/keputusan (*output layer*)

Menentukan kelas dari *input* yang diberikan. *Input* x akan masuk kelas 1 jika nilai masuk ke kelas 1 $\{f_1(x)\}$ paling besar dibandingkan masuk ke kelas lainnya (Hasbi & Dwi, 2017).

Struktur dari jaringan PNN ini dapat dilihat pada gambar 1



Gambar 2.2. Struktur model *Probabilistic Neural Network*

2.3.1 Algoritma Pengujian dengan PNN

Algoritma pengujian dengan probabilistik adalah sebagai berikut (Nurbaiti, 2017):

a. *Input Layer*

Suatu masukan yang berisi data uji yang akan digunakan untuk perhitungan PNN.

b. *Pattern Layer*

Melakukan perhitungan jarak antara data uji terhadap data latih dapat dilihat pada persamaan 2.3.

$$y(x) = e^{-\frac{(x-X)^2}{\sigma^2}} \quad \text{Persamaan (2.3)}$$

dengan : x = nilai atribut data uji

X = nilai rata-rata data latih

σ^2 = Standar deviasi data latih

c. *Summation Layer*

Melakukan perhitungan yaitu menghitung rata-rata perkelas sehinggakan didapatkan berapa kemungkinan suatu input masuk ke dalam suatu kelas dapat dilihat pada persamaan 2.4.

$$\text{Summation Layer} = \sum y(x) \quad \text{Persamaan (2.4)}$$

d. *Output Layer*

Untuk Output dari metode PNN adalah nilai terbesar dari kelas lainnya dari hasil perhitungan lapisan penjumlahan dapat dilihat pada persamaan 2.5.

$$\text{Output (z)} = \max(gx). \quad \text{Persamaan (2.5)}$$

2.3.2 Ketetapan Klasifikasi

Salah satu pengukur kinerja klasifikasi adalah tingkat akurasi. Sebuah sistem dalam melakukan klasifikasi diharapkan dapat mengklasifikasi semua set data dengan benar, tetapi tidak dipungkiri bahwa kinerja suatu sistem tidak bisa 100% akurat. Pada umumnya, pengukuran kinerja klasifikasi dilakukan dengan matriks konfusi. Matriks konfusi adalah tabel pencatat hasil kerja klasifikasi (Erfan, dkk, 2015). Tabel 1 merupakan matriks konfusi yang melakukan klasifikasi biner. Setiap sel f_{ij} dalam matriks menyatakan jumlah *record* (data) dari kelas i yang hasil

prediksinya masuk kelas j . Misalnya, sel f_{11} adalah jumlah data dalam kelas A yang secara benar dipetakan ke kelas A, dan f_{10} adalah data dalam kelas A yang dipetakan secara salah ke kelas B (Johan, dkk, 2016). Akurasi hasil klasifikasi yang dapat dihitung dengan formula sebagai berikut:

- a. Untuk menghitung nilai akurasi digunakan formula:

$$Akurasi = \frac{\text{jumlah data yang prediksi benar}}{\text{jumlah prediksi yang dilakukan}} \times 100\% \quad \text{Persamaan (2.6)}$$

- b. Untuk menghitung kesalahan prediksi (*error*) atau APER (*apparent error rate*) digunakan formula:

$$APER = 1 - \text{Akurasi} \quad (\text{Erfan, dkk, 2015}). \quad \text{Persamaan (2.7)}$$

2.4 Penelitian Terdahulu

Pada penelitian sebelumnya sudah banyak dibahas mengenai metode *probabilistic neural network*. Dalam penulisan penelitian ini, peneliti menggunakan penelitian sebelumnya yang dianggap relevan sebagai referensi, antara lain :

- a. Aditya Dwi Gusadha meneliti “Identifikasi Jenis *Aglaonema* Menggunakan *Probabilistic Neural Network*” pada tahun 2011. Penelitian ini bertujuan mengidentifikasi jenis tanaman hias *Aglaonema* dan mengklasifikasi dengan metode *Probabilistic Neural Network* pada citra daun. Hasil dari penelitian tersebut yaitu bahwa kombinasi metode ekstraksi yang terbaik terhadap klasifikasi PNN untuk mengidentifikasi citra daun *Aglaonema* adalah kombinasi Local Binary Pattern Variance dan HSV-162 yang menghasilkan akurasi 55,56%.
- b. Arief Rachman Hakim, dkk meneliti “ Analisis Klasifikasi *Credit Scoring* Menggunakan *Weighted Probabilistic Neural Network*” pada tahun 2019. Pada penelitian ini bertujuan untuk mengklasifikasikan kondisi status kredit nasabah yang diharapkan sdapat memprediksi lebih awal adanya potensi kredit macet dari calon nasabah kredit tersebut. Dengan penelitian tersebut didapati hasil bahwa secara keseluruhan presentase banyaknya kredit lancar sebanyak 95% dan kredit dengan status macet 5%. Hal tersebut menunjukkan bahwa

klasifikasi Klasifikasi *Credit Scoring* model WPNN memiliki akurasi yang sangat tinggi. Ini ditunjukkan oleh akurasi yang sangat tinggi.

- c. Supriyanto meneliti “ Identifikasi *Grade* Teh Hitam CTC Produk PT. Perkebunan Nusantara VIII Unit Rancabali Bandung menggunakan *UV-VIS Spectroscopy* dan metode SIMCA” pada tahun 2019. Tujuan penelitian ini adalah membangun dan mengevaluasi model SIMCA untuk membedakan seduhan tiap *grade* teh hitam. Melalui penelitian tersebut diperoleh hasil klasifikasi yang menunjukkan metode PCA dan SIMCA dengan 6 perlakuan diperoleh perlakuan terbaik yaitu kombinasi *Normalize + moving Average Segmen* mampu membedakan jenis *grade* dari sampel teh secara jelas. Hasil PCA menjelaskan keragaman data PC1 sebesar 84% dan PC2 sebesar 10%. Sedangkan untuk klasifikasi menggunakan metode SIMCA diperoleh nilai presentase spesifisitas, sensitivitas dan akurasi sebesar 100%.

2.5 Ayat Alquran yang Relevan

Produk pada Alquran dinyatakan dalam dua istilah, yaitu *al-tayyibat* dan *al-rizq*. *Al-tayyibat* merujuk pada suatu yang baik dan murni. *Al-rizq* merujuk pada makanan yang diberkahi tuhan, pemberian yang menenangkan. Menurut Islam produk konsumen adalah berdaya guna, materi yang dapat dikonsumsi yang bermanfaat yang bernilai guna, yang menghasilkan perbaikan material, moral, spiritual bagi konsumen. (Veithzal Rivai Zainal, dkk)

Firman Allah swt dalam Alquran Surat Al- Baqarah ayat 168 sebagai berikut:

أَيُّهَا النَّاسُ كُلُّوْا مِمَّا فِي الْأَرْضِ حَلَالًا
طَيِّبًا وَلَا تَتَّبِعُوا خُطُوَاتِ الشَّيْطَانِ إِنَّهُ لَكُمْ
عَدُوٌّ مُّبِينٌ

“Hai sekalian manusia, makanlah yang halal lagi baik dari apa yang terdapat di bumi, dan janganlah kamu mengikuti langkah-langkah syaitan; karena Sesungguhnya syaitan itu adalah musuh yang nyata bagimu.” (Departemen Agama).

Menurut Syeikh Imam Al-Qurthubi, dalam bukunya yang berjudul Tafsir Al-Qurthubi, makna kata halal sendiri adalah melepaskan atau membebaskan. Dan kata ini disebut halal karena ikatan larangan yang mengikat itu telah dilepaskan. Sahal bin Abdillah mengatakan : ada 3 hal yang harus dilakukan jika seorang ingin terbebas dari nerakan, yaitu makanan yang halal, melaksanakan kewajiban dan mengikuti jejak Rasulullah saw.

Kualitas produk mendapat perhatian para produsen dalam ekonomi Islam dan ekonomi konvensional. Akan tetapi terdapat perbedaan signifikan diantara kedua pandangan ekonomi tersebut, dikarenakan adanya perbedaan perhatian terhadap kualitas, tujuan dan caranya. Sebab dalam ekonomi konvensional, produsen berupaya menekan kualitas produk hanya semata-mata untuk merealisasikan tujuan materi. Sedangkan dalam ekonomi Islam kita perlu memperhatikan kualitas dan mutu produksi untuk memenuhi kesejahteraan bersama. Dalam kasus *grading* teh hitam ini sangat berpengaruh terhadap kualitas produk. Klasifikasi *grade* teh hitam perlu dilakukan dengan teliti dan benar sehingga tiap jenis teh dapat dikelompokkan ke dalam *grade* yang tepat dikarenakan jenis *grade* sejalan dengan jenis mutu teh. Rasanya kurang etis jika teh yang seharusnya diklasifikasikan ke dalam grade 2 namun dipaksakan untuk dikelompokkan ke dalam grade 1 hanya untuk kepentingan materi,

BAB III

METODOLOGI PENELITIAN

Penelitian ini dilakukan dengan menggunakan metode eksperimen melalui pendekatan secara kuantitatif. Penelitian ini menggunakan sample bubuk teh hitam yang berasal dari perkebunan PT. Perkebunan Nusantara IV. Sampel tersebut diuji untuk mengetahui perbedaan karakteristik tiap *grade* bubuk teh.

3.1 Lokasi dan Waktu Penelitian

3.1.1. Lokasi Penelitian

Penelitian ini akan dilakukan:

Pabrik teh hitam PT. Perkebunan Nusantara IV unit Bah Butong.

3.1.2. Waktu Penelitian

Penelitian ini dilaksanakan pada 28 September s/d 03 November Tahun 2020.

3.2 Sumber Data

Data yang digunakan pada penelitian ini adalah data kuantitatif. Data kuantitatif adalah jenis data yang dapat diukur dihitung secara langsung sebagai variabel angka atau bilangan. Dalam penelitian ini bersumber dari data sekunder yang diperoleh dari hasil sortasi teh hitam PT Perkebunan Nusantara IV Unit Bah Butong yang terbagi menjadi 16 jenis teh hitam yang nantinya akan dikelompokkan menjadi 3 *grade* untuk mengetahui mutu masing masing jenis teh. Data tentang faktor-faktor yang mempengaruhi klasifikasi *grade* teh hitam ini terdiri dari kepekatan warna (X_1), berat partikel (X_2), ukuran Partikel (X_3), dan bentuk partikel (X_4).

3.3 Variabel Penelitian

Variabel yang digunakan dalam penelitian ini terdiri dari satu variabel respon dan 4 variabel prediktor, variable – variabel tersebut adalah sebagai berikut:

- a. Grade teh hitam sebagai variabel respon (Y)
- b. Kepekatan Warna sebagai variabel prediktor pertama (X_1)
- c. Berat Partikel sebagai variabel prediktor pertama (X_2)
- d. Ukuran Partikel sebagai variabel prediktor kedua (X_3)
- e. Bentuk (Menggulung atau Pipih) sebagai variabel prediktor ketiga (X_4)

3.4 Prosedur Penelitian

Prosedur penelitian dalam penelitian ini yaitu:

3.4.1 Pembuatan rancangan penelitian

Pada tahap ini dimulai dari menentukan masalah yang akan dikaji, studi pendahuluan, membuat rumusan masalah, batasan masalah, tujuan penelitian, mencari tinjauan pustaka, menentukan metodologi, dan mencari sumber-sumber yang dapat mendukung jalannya penelitian.

3.4.2 Pelaksanaan penelitian

Tahap pelaksanaan penelitian yaitu pengumpulan data yang dibutuhkan untuk menjawab masalah yang ada. Analisis dari data yang diperoleh melalui data sekunder yang diperoleh dari hasil sortasi teh hitam PT Perkebunan Nusantara IV Unit Bah Butong.

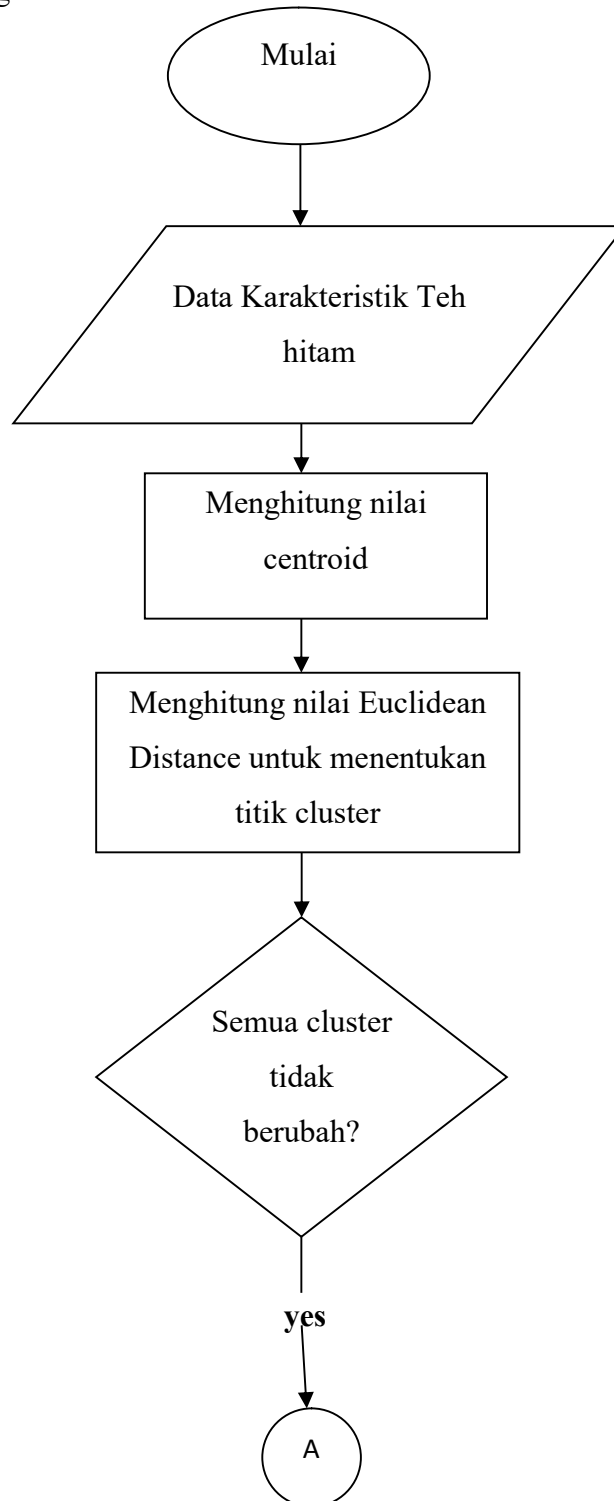
3.4.3 Pembuatan laporan penelitian

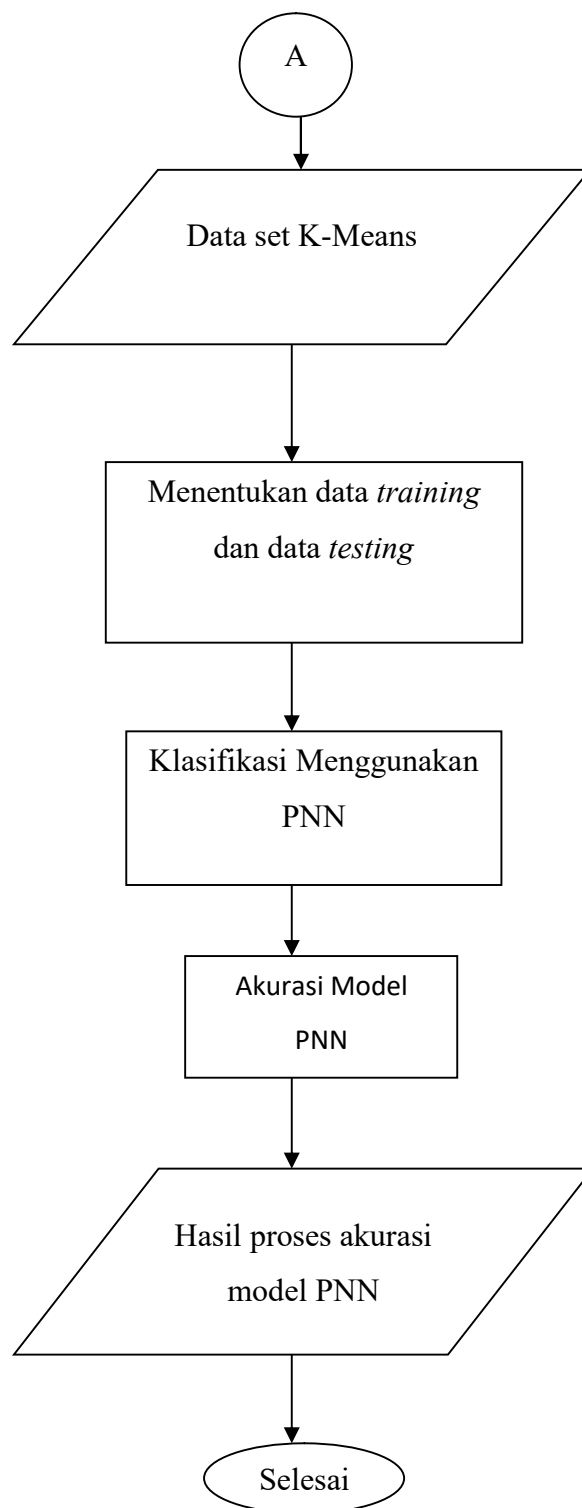
Laporan penelitian merupakan langkah akhir yang menentukan apakah suatu penelitian yang sudah dilakukan baik atau tidak. Tahap pembuatan laporan penelitian ini peneliti melaporkan hasil penelitian sesuai dengan data yang diperoleh dalam bentuk skripsi.

3.5 Analisis Data

Penelitian ini menggunakan *probabilistic neural network* (PNN) yang akan digunakan untuk mengklasifikasi *grade* teh hitam di PT Perkebunan Nusantara IV Unit Bah Butong. Perangkat lunak yang digunakan untuk mendukung proses

penelitian ini adalah *Rapidminer*. Langkah-langkah pengolahan data yang dilakukan sebagai antara lain :





Gambar 3.Diagram alir Metode PNN

Adapun penjelasan pada bagian data, nantinya data akan di *processing* terlebih dahulu melalui 3 tahapan berikut :

a. *Cleaning Data*

Adalah tahap melengkapi data, menghapus data duplikat atau kosong.

b. Transformasi Data

Adalah proses mengubah data berupa huruf yang ada pada setiap atribut menjadi data numerik.

c. Normalisasi Data

Adalah proses transformasi data, dimana atribut *numeric* diskalakan dalam *range* yang lebih kecil antara 0,0 sampai 1,0.

Adapun penjelasan alur metode PNN ialah sebagai berikut :

a. Pembagian data training dan data testing

Setelah data diproses kemudian data dibagi menjadi 2, yaitu data training dan data testing. Data *training* atau data latih merupakan data yang akan disimpan untuk pelatihan sedangkan data testing atau data uji merupakan data masukan yang akan dicocokkan dengan data latih.

b. Arsitektur dari PNN

Arsitektur PNN terdiri dari 4 layer, yaitu *input layer* , *pattern layer*, *summation layer*, dan *output layer* seperti ditunjukkan pada gambar 2.

BAB IV

ANALISIS DAN HASIL

4.1 Analisis Metode yang Digunakan

Bagian ini menjelaskan analisa terhadap metode yang digunakan sebagai pendukung hasil akhir untuk klasifikasi *grade* teh hitam di PT perkebunan Nusantara IV Unit Bah Butong. Dalam Penelitian ini menggunakan metode *K-means Clustering* dan Algoritma PNN.

1. K-means Clustering

K-means Clustering merupakan salah satu metode pengelompokan data non-hierarki yang mempartisi data ke dalam dua atau lebih kelompok. Metode ini memilih centroid dan membandingkan centroid dengan titik data berdasarkan intensitas dan karakteristiknya, kemudian menemukan jaraknya.(Rahmani,2014). Untuk data yang memiliki karakteristik yang berbeda akan dikelompokan ke dalam kelompok lain (Asroni, 2018). Adapun tahapan K-means Clustering dalam penelitian ini ialah :

- a. Pilih objek data k secara acak untuk dijadikan centroid awal
- b. Pilih objek data dari data yang ada, bandingkan dengan masing-masing *centroid* dan jika objek data yang ditemukan serupa centroid kemudian tetapkan ke dalam centroid tersebut.
- c. Bila setiap objek data telah ditugaskan ke salah satu cluster, hitung ulang nilai *centroid* untuk setiap k jumlah *cluster*.
- d. Ulangi langkah ke dua sampai langkah ketiga hingga tidak ada data yang berubah dari cluster sebelumnya ke cluster berikutnya.

Salah satu kendala yang ditemui dalam pembagian dataset ialah bagaimana membagi dataset menjadi dua bagian, yaitu data *training* dan data *testing* yang dapat mewakili sebaran data cluster menjadi seimbang. *K-means Clustering* merupakan algoritma pengelompokan data untuk meminimalkan fungsi objektif yang telah diatur dalam suatu kelompok dan memaksimalkan efektifitas dalam pembagian dataset pada klasifikasi (Prasetyo, 2012).

2. Probabilistic Neural Network (PNN)

PNN merupakan jaringan saraf tiruan probabilistic yang digunakan untuk melakukan perhitungan non-linear yang tergolong dalam perhitungan algoritma pembelajaran terawasi dan model yang dibentuk berdasarkan penaksiran fungsi peluang. PNN juga merupakan fungsi peluang. PNN juga merupakan metode klasifikasi yang tidak membutuhkan dataset besar dalam tahap pembelajarannya. (Saputri dkk.,2015). Adapun tahapan PPN pada penelitian ini ialah sebagai berikut :

1. Menentukan input layer
2. Hitung jarak antara data *testing* terhadap data *training*
3. Hitung rata-rata perkelas
4. Tentukan keputusan untuk kelas terakhir

Untuk lebih jelasnya tahapan PNN dapat dilihat pada gambar 2. PNN terdiri dari 4 arsitektur lapisan, yaitu lapisan masukan (*input layer*), lapisan pola (*pattern layer*), lapisan penjumlahan (*summation layer*), dan lapisan keluaran (*output layer*). PNN memiliki kelebihan yaitu dapat mengatasi masalah waktu pelatihan yang sulit dan lama pada perancangan arsitektur jaringan (Saputri dkk.,2015).

4.2 Penentuan Kriteria

Untuk klasifikasi *grade* teh hitam di PT Perkebunan Nusantara IV Unit Bah Butong adapun kriteria yang digunakan ialah kepekatan warna , ukuran partikel, berat partikel, dan bentuk partikel. Ketetapan 4 kriteria ini yang paling berpengaruh dan memberikan dampak terhadap proses *grading* teh hitam di PT Perkebunan Nusantara IV Unit Bah Butong.

4.3 Pengumpulan Data

Pada penelitian ini data yang digunakan ialah data karakteristik teh hitam di PT Perkebunan Nusantara IV Unit Bah Butong dengan total data 16 *record* dan 6 atribut. Data tersebut terdiri dari 16 jenis teh hitam yang dihasilkan oleh PT Perkebunan Nusantara IV Unit Bah Butong. Adapun data yang telah terkumpul dapat dilihat pada Tabel 4.1.

Tabel 4.1 Data Karakteristik Teh Hitam PT Perkebunan Nusantara IV Unit Bah Butong

ID	Jenis Teh	Kepekatan Warna	Berat Partikel	Ukuran Partikel	Bentuk Partikel
1	BOP I	<i>Fairly Black</i>	350	12	<i>Grainy</i>
2	BOP	<i>Brownish</i>	350	14	<i>Grainy</i>
3	BOPF	<i>Brownish</i>	335	18	<i>Grainy</i>
4	BP	<i>Brownish</i>	250	22	<i>Grainy</i>
5	BT	<i>Brownish</i>	420	30	<i>Grainy</i>
6	PF	<i>Brownish</i>	295	24	<i>Grainy</i>
7	DUST	<i>Brownish</i>	225	30	<i>Grainy</i>
8	BP II	<i>Brownish</i>	260	24	<i>Leafy</i>
9	BT II	<i>Fairly Black</i>	350	18	<i>Leafy</i>
10	PF II	<i>Brownish</i>	290	22	<i>Leafy</i>
11	DUST II	<i>Brownish</i>	245	60	<i>Leafy</i>
12	DUST III	<i>Reddish</i>	240	40	<i>Leafy</i>
13	DUST IV	<i>Brownish</i>	240	60	<i>Leafy</i>
14	FANN	<i>Brownish</i>	295	30	<i>Leafy</i>
15	BM	<i>Reddish</i>	430	18	<i>Rough</i>
16	FLUFF	<i>Reddish</i>	370	30	<i>Rough</i>

Untuk data karakteristik Teh Hitam PT Perkebunan Nusantara IV Unit Bah Butong dapat dilihat pada Lampiran A. Adapun penjelasan dari masing- masing atribut ialah sebagai berikut :

1. Id

Id merupakan kode yang digunakan sebagai kunci dari data karakteritik teh hitam pada penelitian ini.

2. Jenis Teh

Jenis Teh merupakan atribut yang berisikan nama jenis teh yang dihasilkan di PT Perkebunan Nusantara IV Unit Bah Butong.

3. Kepekatan Warna

Kepekatan warna merupakan atribut yang berisikan data kepekatan warna masing masing jenis teh di PT Perkebunan Nusantara IV Unit Bah Butong. .

4. Berat Partikel

Berat partikel merupakan atribut yang berisikan data berat partikel seluruh jenis teh hitam dengan satuan cc/100gr.

5. Ukuran Partikel

Berat partikel merupakan atribut yang berisikan data ukuran partikel seluruh jenis teh hitam dengan satuan mesh.

6. Bentuk partikel

Bentuk partikel merupakan atribut yang berisikan data bentuk partikel seluruh jenis teh hitam.

4.4 Preprocessing Data

Pada *preprocessing* data terdapat 3 langkah yang akan dilakukan, yaitu pembersihan (*cleaning*) data, transformasi data dan normalisasi data.

4.4.1 Cleaning Data

Cleaning data dilakukan untuk membersihkan data atau merapikan data. Langkah yang dapat dilakukan yaitu melengkapin data, menghapus data duplikat atau kosong. Selanjutnya setelah data di *cleaning*, maka didapatkan 6 atribut yang akan digunakan dan data sebanyak 16 record yang dapat dilihat pada Tabel 4.2.

Tabel 4.2. *Cleaning* Data

ID	Jenis Teh	Kepekatan Warna	Berat Partikel	Ukuran Partikel	Bentuk Partikel
1	BOP I	<i>Fairly Black</i>	350	12	<i>Grainy</i>
2	BOP	<i>Brownish</i>	350	14	<i>Grainy</i>
3	BOPF	<i>Brownish</i>	335	18	<i>Grainy</i>
4	BP	<i>Brownish</i>	250	22	<i>Grainy</i>
5	BT	<i>Brownish</i>	420	30	<i>Grainy</i>
6	PF	<i>Brownish</i>	295	24	<i>Grainy</i>
7	DUST	<i>Brownish</i>	225	30	<i>Grainy</i>
8	BP II	<i>Brownish</i>	260	24	<i>Leafy</i>
9	BT II	<i>Fairly Black</i>	350	18	<i>Leafy</i>
10	PF II	<i>Brownish</i>	290	22	<i>Leafy</i>
11	DUST II	<i>Brownish</i>	245	60	<i>Leafy</i>
12	DUST III	<i>Reddish</i>	240	40	<i>Leafy</i>
13	DUST IV	<i>Brownish</i>	240	60	<i>Leafy</i>
14	FANN	<i>Brownish</i>	295	30	<i>Leafy</i>
15	BM	<i>Reddish</i>	430	18	<i>Rough</i>
16	FLUFF	<i>Reddish</i>	370	30	<i>Rough</i>

4.4.2 Transformasi Data

Transformasi data dilakukan untuk mengubah data berupa huruf yang ada pada setiap atribut menjadi angka untuk memudahkan dalam pengolahan data. Adapun data yang telah ditransformasikan dapat dilihat pada Tabel 4.3.

Tabel 4.3. Transformasi Data

ID	Jenis Teh	Kepekatan warna	Berat partikel	Ukuran partikel	Bentuk partikel
1	BOP I	1	350	12	1
2	BOP	2	350	14	1
3	BOPF	2	335	18	1
4	BP	2	250	22	1
5	BT	2	420	30	1
6	PF	2	295	24	1
7	DUST	2	225	30	1
8	BP II	2	260	24	2
9	BT II	1	350	18	2
10	PF II	2	290	22	2
11	DUST II	2	245	60	2
12	DUST III	3	240	40	2
13	DUST IV	2	240	60	2
14	FANN	2	295	30	2
15	BM	3	430	18	3
16	FLUFF	3	370	30	3

4.4.3 Normalisasi Data

Normalisasi data merupakan proses transformasi data, dimana atribut *numeric* diskalakan dalam *range* yang lebih kecil antara 0,0 sampai 1,0 dengan rumus : $v' =$

$$\frac{v - \min}{\max - \min} \dots\dots\dots \text{Persamaan (4.4.3).}$$

Adapun data yang telah dinormalisasi dapat dilihat pada Tabel 4.4.

Tabel 4.4. Norrmalisasi Data

ID	Kepekatan Warna	Berat Partikel	Ukuran Partikel	Baentuk Partikel
1	0,000	0,610	0,000	0,000
2	0,500	0,610	0,042	0,000
3	0,500	0,537	0,125	0,000
4	0,500	0,122	0,208	0,000
5	0,500	0,951	0,375	0,000
6	0,500	0,341	0,200	0,000
7	0,500	0,000	0,375	0,000
8	0,500	0,171	0,250	0,500
9	0,000	0,610	0,125	0,500
10	0,500	0,317	0,208	0,500
11	0,500	0,098	1,000	0,500
12	1,000	0,073	0,583	0,500
13	0,500	0,073	1,000	0,500
14	0,500	0,341	0,375	0,500
15	1,000	1,000	0,125	1,000
16	1,000	0,707	0,375	1,000

4.5 Pembagian Data Menggunakan *K-Means Clustering*

Untuk menentukan data *training* dan data *testing* pada penelitian ini maka digunakan metode *K-Means Clustering* sebagai acuan dalam pembagian data. Sebelum data diolah terlebih dahulu harus dinormalisasi seperti terlihat pada Tabel 4.4. Selanjutnya yaitu menentukan jumlah *cluster* dengan memilih centroid awal secara acak, pada penelitian ini terdapat 3 *cluster* dapat dilihat pada tabel 4.5.

Tabel 4.5 Centroid awal

Cluster	ID	Kepekatan warna	Berat Partikel	ukuran Partikel	Bentuk Partikel
C1	2	0,000	0,610	0,000	0,000
C2	3	0,500	0,610	0,042	0,000
C3	15	0,500	1,000	0,125	1,000

Setelah centroid awal ditentukan, selanjutnya yaitu menghitung jarak dengan menggunakan rumus *euclidean distance*. Adapun rumus jarak dan *euclidean distance* dapat dilihat pada Persamaan 2.1 dan Persamaan 2.2. Sedangkan untuk

posisi *cluster* ditentukan salah satu nilai terkecil dari 3 *cluster* pada setiap *record*. Adapun jarak dan posisi *cluster* dapat dilihat pada Tabel 4.6.

Tabel 4.6. Jarak dan posisi Cluster

ID	c1	c2	c3	Jarak Terpendek	cluster
1	0,493	0,959	1,457	0,493	1
2	0,387	0,753	1,187	0,387	1
3	0,380	0,660	1,210	0,380	1
4	0,617	0,480	1,424	0,480	2
5	0,556	0,896	1,147	0,556	1
6	0,463	0,521	1,300	0,463	1
7	0,751	0,427	1,521	0,427	2
8	0,509	0,287	1,097	0,287	2
9	0,373	0,827	1,184	0,373	1
10	0,381	0,364	0,987	0,364	2
11	1,025	0,522	1,442	0,522	2
12	0,976	0,469	1,149	0,469	2
13	1,037	0,525	1,458	0,525	2
14	0,425	0,268	0,998	0,268	2
15	1,021	1,203	0,000	0,000	3
16	0,975	0,953	0,385	0,385	3

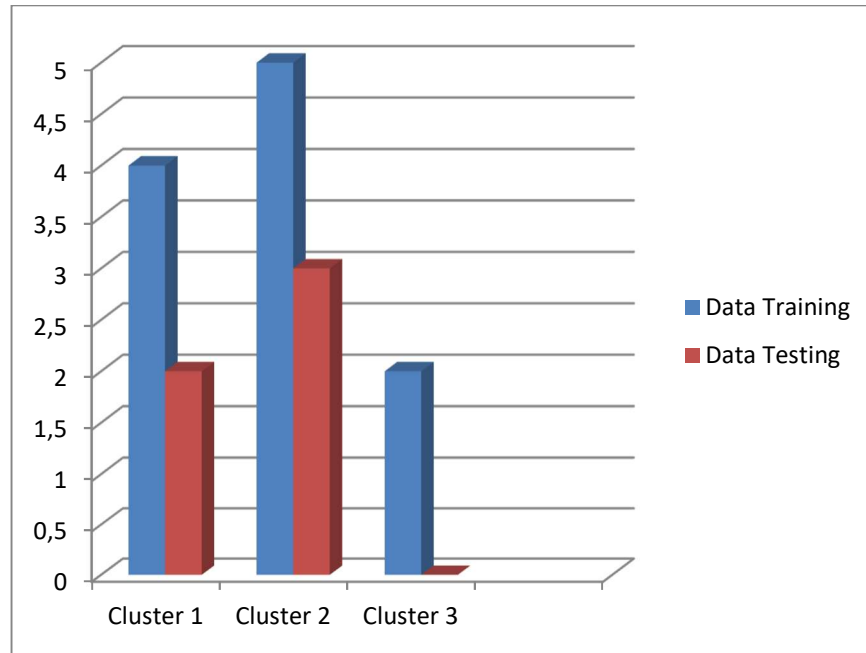
Setelah dilakukannya perhitungan diatas, maka didapatkan nilai centroid akhir yang dapat dilihat pada tabel 4.7.

Tabel 4.7 Centroid akhir

Cluster	Kepekatan warna	Berat Partikel	ukuran Partikel	Bentuk Partikel
C1	0,333	0,610	0,144	0,333
C2	0,563	0,149	0,500	0,375
C3	1,000	0,854	0,250	1,000

Setelah jarak dan posisi *cluster* diketahui, selanjutnya yaitu menentukan iterasi. Jika hasil centroid sama dengan sebelumnya, maka iterasi berhenti. Pada penelitian ini perhitungan berhenti pada berhenti pada iterasi ke empat.

Selanjutnya yaitu melakukan pembagian data, pembagian data dilakukan dengan presentase yang telah ditentukan yaitu 70% data *training* dan 30% data *testing*. Dari perhitungan *K-Means Clustering* dilakukan diketahui *cluster* 1 terdapat 6 *record*, *cluster* 2 terdapat 8 *record*, dan *cluster* 3 terdapat 2 *record*. Dari uraian tersebut maka pembagian data dapat dilihat pada gambar 4.1.



Gambar 4.1 Pembagian Data *Training* dan data *Testing*

Pada pembagian antara data *training* dan data *testing* itu harus data yang berbeda, tidak boleh data yang sama. Pada data *training* pastikan data yang dipilih mewakili tiap target kelas klasifikasi. Langkah dalam menentukan data training dan data testing, yaitu :

- a. Dataset dibagi berdasarkan presentase pembagian yang telah ditentukan. Untuk data yang berkisar lebih dari 50 record maka dapat dibagi dalam presentase 80% data *training* dan 20% data *testing*. Untuk dataset yang berkisar kurang dari 50 record maka dapat dibagi dalam presentase 70% data *training* dan 30% data *testing*.
- b. Tentukan data *training* dan data *testing* sesuai presentase pembagian yang telah ditentukan. Data *training* dan data *testing* harus data yang berbeda, tidak boleh data yang sama. Data *training* harus mewakili tiap kelas klasifikasi.

Dalam penelitian ini terdapat 16 dataset dengan pembagian data sebagai berikut :

a. *Data training*

Untuk menentukan data training maka digunakan rumus sebagai berikut :

$$\begin{aligned} \text{Data}_{\text{training}} &= \text{banyak data} \times \text{presentase data}_{\text{training}} \\ &= 16 \times 70\% \\ &= 11 \text{ data}_{\text{training}} \end{aligned}$$

b. *Data testing*

Untuk menentukan data *testing* maka digunakan rumus sebagai berikut :

$$\begin{aligned} \text{Data}_{\text{testing}} &= \text{banyak data} \times \text{presentase data}_{\text{testing}} \\ &= 16 \times 30\% \\ &= 5 \text{ data}_{\text{testing}} \end{aligned}$$

Sehingga diperoleh data *training* pada *cluster* 1 berjumlah 4 *record*, *cluster* 2 berjumlah 5 *record*, *cluster* 3 berjumlah 2 *record* dan data *testing* pada *cluster* 1 berjumlah 2 *record*, *cluster* 2 berjumlah 3 *record*.

Adapun pembagian dan *training* berdasarkan pada *cluster* 1 berjumlah 3 4 *record* yang dapat dilihat pada tabel 4.8.

Tabel 4.8. Data *Training* pada *Cluster* 1

ID	Kepekatan Warna	Berat Partikel	Ukuran Partikel	Bentuk Partikel
3	0,500	0,537	0,125	0,000
5	0,500	0,951	0,375	0,000
6	0,500	0,341	0,200	0,000
9	1,000	0,610	0,125	0,500

Adapun pembagian dan *training* berdasarkan pada *cluster* 2 berjumlah 5 *record* yang dapat dilihat pada tabel 4.9.

Tabel 4.9. Data *Training* pada *Cluster* 2

ID	Kepekatan Warna	Berat Partikel	Ukuran Partikel	Bentuk Partikel
----	-----------------	----------------	-----------------	-----------------

4	0,500	0,122	0,208	0,000
10	0,500	0,317	0,208	0,500
11	0,500	0,098	1,000	0,500
12	0,500	0,073	0,583	0,500
14	0,500	0,341	0,375	0,500

Adapun pembagian dan *training* berdasarkan pada cluster 3 berjumlah 2 *record* yang dapat dilihat pada tabel 4.10.

Tabel 4.10. Data *Training* pada *Cluster 3*

ID	Kepekatan Warna	Berat Partikel	Ukuran Partikel	Bentuk Partikel
15	1,000	1,000	0,125	1,000
16	1,000	0,707	0,375	1,000

Setelah data *training* ditentukan, selanjutnya yaitu menentukan data *testing* pada masing-masing *cluster*. Adapun pembagian data *testing* berdasarkan pada *cluster 1* berjumlah 2 *record* yang dapat dilihat pada tabel 4.11.

Tabel 4.11. Data *Testing* pada *Cluster 1*

ID	Kepekatan Warna	Berat Partikel	Ukuran Partikel	Bentuk Partikel
1	0,000	0,610	0,000	0,000
2	0,500	0,610	0,042	0,000

Adapun pembagian data *testing* berdasarkan pada *cluster 2* berjumlah 3 *record* yang dapat dilihat pada tabel 4.12.

Tabel 4.12. Data *Testing* pada *Cluster 2*

ID	Kepekatan Warna	Berat Partikel	Ukuran Partikel	Bentuk Partikel
7	0,500	0,000	0,375	0,000
8	0,500	0,171	0,250	0,500
13	0,500	0,073	1,000	0,500

4.6 Klasifikasi Menggunakan PNN

Penerapan metode PNN dalam penelitian ini digunakan untuk mendapatkan hasil klasifikasi *grade* teh hitam di PT Perkebunan Nusantara IV Unit Bah butong. Adapun data training yang digunakan berjumlah 11 *record* dan data *testing* yang digunakan untuk perhitungan manual berjumlah 5 data yang dapat dilihat pada tabel 4.12. dan tabel 4.13.

Tabel 4.13. Data *Training* PNN

ID	Kepekatan Warna	Berat Partikel	Ukuran Partikel	Bentuk Partikel	Kelas
3	0,500	0,537	0,125	0,000	<i>grade 1</i>
4	0,500	0,122	0,208	0,000	<i>grade 2</i>
5	0,500	0,951	0,375	0,000	<i>grade 1</i>
6	0,500	0,341	0,200	0,000	<i>grade 2</i>
9	0,500	0,610	0,125	0,500	<i>grade 1</i>
10	0,500	0,317	0,208	0,500	<i>grade 2</i>
11	0,500	0,098	1,000	0,500	<i>grade 2</i>
12	0,500	0,073	0,583	0,500	<i>grade 2</i>
14	0,500	0,341	0,375	0,500	<i>grade 2</i>
15	1,000	1,000	0,125	1,000	<i>grade 3</i>
16	1,000	0,707	0,375	1,000	<i>grade 3</i>

Tabel 4.14. Data *Testing* PNN

ID	Kepekatan Warna	Berat Partikel	Ukuran Partikel	Bentuk Partikel
1	0,000	0,610	0,000	0,000
2	0,500	0,610	0,042	0,000
7	0,500	0,000	0,375	0,000
8	0,500	0,171	0,250	0,500
13	0,500	0,073	1,000	0,500

Arsitektur PNN terdiri dari 4 *layer*, *pattern layer*, *summation layer*, dan *output layer*. Adapun penjabaran dari arsitekur pada PNN adalah sebagai berikut:

a. *Input Layer*

Input Layer merupakan lapisan masukan yang berisi data *testing* yang akan dicari keberadaannya kelasnya. Dapat dilihat dari tabel 4.14.

Tabel 4.15 *Input Layer* PNN

ID	Kepekatan Warna	Berat Partikel	Ukuran Partikel	Bentuk Partikel
1	0,000	0,610	0,000	0,000
2	0,500	0,610	0,042	0,000
7	0,500	0,000	0,375	0,000
8	0,500	0,171	0,250	0,500
13	0,500	0,073	1,000	0,500

b. *Pattern Layer*

Pattern Layer merupakan lapisan pola yang melakukan perhitungan jarak antara data uji (*testing*) terhadap data latih (*training*). Rumus untuk menghitung *pattern layer* dapat dilihat pada persamaan 2.3. Adapun hasil *pattern layer* hasil perhitungan *pattern layer* dapat dilihat pada tabel 4.18.

Tabel 4.16. Mean

Mean				
kelas	Kepekatan Warna	Berat Partikel	Ukuran Partikel	Bentuk Partikel
grade 1	0,375	0,610	0,206	0,125
grade 2	0,583	0,215	0,429	0,333
grade 3	0,750	0,854	0,250	1,000

Tabel 4.17. Standar Deviasi

σ^2				
Kelas	Kepekatan Warna	Berat Partikel	Ukuran Partikel	Bentuk Partikel
grade 1	0,250	0,254	0,128	0,250
grade 2	0,204	0,130	0,317	0,258
grade 3	0,354	0,207	0,177	0,000

Tabel 4.18. *Pattern Layer*

pattern layer grade 1				
ID	Kepekatan Warna	Berat Partikel	Ukuran Partikel	Bentuk Partikel
1	0,570	1,000	0,718	0,939
2	0,939	1,000	0,810	0,939
7	0,939	0,232	0,801	0,939
8	0,939	0,968	1,000	0,977
13	0,940	0,953	0,900	0,977

pattern layer grade 2				
ID	Kepekatan Warna	Berat Partikel	Ukuran Partikel	Bentuk Partikel
1	0,189	0,303	0,559	0,650
2	0,967	0,303	0,623	0,650
7	0,967	0,700	0,991	0,650
8	0,967	0,985	0,904	0,898
13	0,967	0,856	0,358	0,898

pattern layer grade 3				
ID	Kepekatan Warna	Berat Partikel	Ukuran Partikel	Bentuk Partikel
1	0,204	0,750	0,702	1,000
2	0,838	0,750	0,782	1,000
7	0,838	0,030	0,915	1,000

8	0,838	0,105	1,000	1,000
13	0,838	0,053	0,042	1,000

c. *Summation Layer*

Summation Layer merupakan lapisan penjumlahan yang akan melakukan perhitungan perkelas sehingga akan didapatkan berapa kemungkinan suatu input masuk kedalam suatu kelas lainnya dari hasil perhitungan lapisan penjumlahan dapat dilihat pada persamaan 2.4. Hasil *summation layer* dapat dilihat pada tabel 4.18.

Tabel 4.19 *Summation Layer*

<i>Summation Layer</i>			
ID	<i>grade 1</i>	<i>grade 2</i>	<i>grade 3</i>
1	3,227	1,702	2,656
2	3,688	2,543	3,370
7	2,912	3,308	2,783
8	3,753	3,884	2,943
13	3,771	3,079	1,932

d. *Output Layer*

Output Layer dari metode *Probabilistic Neural Network* ini adalah nilai terbesar dibandingkan dengan nilai kelas lainnya dari hasil perhitungan lapisan penjumlahan dapat dilihat dari persamaan 2.5. Hasil *output layer* dapat dilihat pada tabel 4.19.

Tabel 4.20. *Output Layer*

<i>Output layer</i>	
ID	Nilai grade Terbesar
1	3,227

2	3,688
7	3,308
8	3,884
13	3,771

Tabel 4.21. Hasil Uji

ID	Kepekatan Warna	Berat Partikel	Ukuran Partikel	Bentuk Partikel	Kelas	Keterangan
1	0,000	0,610	0,000	0,000	<i>grade 2</i>	Valid
2	0,500	0,610	0,042	0,000	<i>grade 1</i>	Valid
7	0,500	0,000	0,375	0,000	<i>grade 2</i>	Valid
8	0,500	0,171	0,250	0,500	<i>grade 2</i>	Valid
13	0,500	0,073	1,000	0,500	<i>grade 2</i>	Tidak Valid

Adapun melalui pengujian ini maka dapat dihitung nilai akurasi sesuai dengan persamaan 2.6 dan diperoleh akurasi sebesar 80,00%.

% Keberhasilan identifikasi pengujian :

$$= \frac{4}{5} \times 100\% = 80,00 \%$$

% Kegagalan identifikasi pengujian :

$$= \frac{1}{5} \times 100\% = 20,00 \%$$

Dan menghasilkan klasifikasi *grade* teh hitam PT Perkebunan Nusantara IV Unit Bah Butong dengan *output layer* tertinggi sebesar 3,884 pada kelas uji *grade 2*.

BAB V

PENUTUP

5.1 Kesimpulan

Berdasarkan hasil analisa terhadap klasifikasi teh hitam PT Perkebunan Nusantara IV Unit Bah Butong yang telah dilakukan dapat diambil kesimpulan yaitu :

1. Dengan menggunakan metode *Probabilistik Neural Network* yang didapatkan dari data *training* dan hasil uji data *testing* maka diperoleh 3 kelas klasifikasi yaitu :
 - *Grade 1* berjumlah 7 *record* dengan kenampakan warna hitam kecoklatan dan partikel berbentuk butiran.
 - *Grade 2* berjumlah 7 *record* dengan kenampakan warna kecoklatan dan partikel berbentuk agak besar.
 - *Grade 3* berjumlah 2 *record* dengan kenampakan warna kemerahan dan partikel tidak menentu bentuknya.

Tabel 4.22. Hasil Klasifikasi PNN

ID	Jenis Teh	Kepekatan Warna	Berat Partikel	Ukuran Partikel	Bentuk Partikel	Kelas
1	BOP I	0,000	0,610	0,000	0,000	<i>grade 1</i>
2	BOP	0,500	0,610	0,042	0,000	<i>grade 1</i>
3	BOPF	0,500	0,122	0,208	0,000	<i>grade 1</i>
4	BP	0,500	0,122	0,208	0,000	<i>grade 2</i>
5	BT	0,500	0,951	0,375	0,000	<i>grade 1</i>
6	PF	0,500	0,341	0,200	0,000	<i>grade 1</i>
7	DUST	0,500	0,000	0,375	0,000	<i>grade 2</i>
8	BP II	0,500	0,171	0,250	0,500	<i>grade 2</i>
9	BT II	0,500	0,610	0,125	0,500	<i>grade 1</i>
10	PF II	0,500	0,317	0,208	0,500	<i>grade 2</i>
11	DUST II	0,500	0,098	1,000	0,500	<i>grade 2</i>
12	DUST III	0,500	0,073	0,583	0,500	<i>grade 2</i>
13	DUST IV	0,500	0,073	1,000	0,500	<i>grade 1</i>
14	FANN	0,500	0,341	0,375	0,500	<i>grade 2</i>

15	BM	1,000	1,000	0,125	1,000	<i>grade 3</i>
16	FLUFF	1,000	0,707	0,375	1,000	<i>grade 3</i>

2. Pada Metode *Probabilistik Neural Network* diperoleh akurasi sebesar 80,00% dari hasil pengujian 5 data uji dan 11 data latih dengan presentase kegagalan adalah 20,00%.

5.2 Saran

Adapun saran yang dapat di berikan penulis untuk pengembangan selanjutnya yaitu:

1. *Dataset* yang digunakan dalam proses pembelajaran sebaiknya dengan data terbaru dengan jumlah *record* data yang lebih banyak.
2. Penelitian ini hanya sampai tahap menerapkan metode *Probabilistik Neural Network*. Pada penelitian selanjutnya dapat dilakukan implementasi berupa pembuatan sistem dengan menggunakan metode terbaik.

DAFTAR PUSTAKA

- Arief, 2019. **Analisis Klasifikasi Credit Scoring Menggunakan *Weighted Probabilistic Neural Network* (WPNN)**. *Jurnal Statistika Diponegoro University*.
- Avicienna, Ulhaq. 2015, **Klasifikasi Teh Hitam Menggunakan Tekstur Tamura dan Klasifikasi *Naive Bayes***. *jurnal Bogor Agricultural University*.
- Badan Pusat Statistik (BPS). 2017. Statistik Teh Indonesia 2017. *Statistics Indonesia*. Jakarta. 98 hlm.
- Egan. 1981. **Pearson's chemical analysis of foods**. *Edinburgh: Churchill Livingstone*.
- Kurniati, Dilla, 2020. **Penerapan *Probabilistic Neural Network* dan *Backpropagation Neural Network* Untuk Klasifikasi Produksi Garam Di Indonesia**. Skripsi Uin Suska.
- Misran, Erni. 2016. **Pemanfaatan Karbon Aktif dari Ampas teh sebagai Adsorben pada proses adsorpsi β - Karoten yang terkandung dalam minyak Kelapa Sawit mentah**. *Jurnal Rekayasa Kimia dan Lingkungan* 11(2): 92-98
- Noriko, Nita. 2013. **Potensi Daun Teh (*Camellia Sinensis*) dan Daun Anting-Anting *Acalypha Indica* L. Dalam Menghambat Pertumbuhan *Salmonella typhi*** *Jurnal AL-AZHAR INDONESIA SERI SAINS DAN TEKNOLOGI* 2(2) : 104-110.
- Nurbaiti, 2017. **Identifikasi Bibit Pada Tanaman Lahan Gambut Berdasarkan Bentuk Daun Menggunakan *Probabilistic Neural Network* (PNN) Berbasis *Website***. *Jurnal Universitas Tanjungpura*.
- Rahmani. 2014. ***Clustering Of Image Data Using K-Means and Fuzzy K-Means***. *International journal of Advanced Computer Science and Applications*, 5(7), 160-163.
- S. A, Saefas. 2017. **Pengaruh konsentrasi zat pengatur tumbuh alami dan sintetik terhadap pertumbuhan tanaman teh (*Camellia Sinensis* (L.) O. Kuntze) klon GMB 7 setelah centering**. *Jurnal Kultivasi* 16(2) : 368-372.
- Saputri. 2015. **Pemilihan Parameter *smoothing* pada *Probabilistic Neural Network* dengan Menggunakan *particle swarm optimization* untuk Mendeteksi Teks Pada Citra**. *Jurnal of intelligent System*, I(1), 22-26
- Selayang Pandang PT Perkebunan Nusantara IV Unit Bah Butong, 2019.

- Tindaon, R. Fandy. 2009. **Identifikasi Sistem Produksi Teh Hitam Di PT. Perkebunan Nusantara IV Kebun Bah Butong**. Skripsi Universitas Sumatera Utara.
- Prasetyo. 2012. **Data Mining Konsep dan Aplikasi menggunakan Matlab**. Yogyakarta : Andi.
- Widyasanti, Asri. 2016. **Pembuatan Sabun Padat Transparan Menggunakan Minyak Kelapa Sawit (Palm Oil) dengan penambahan Bahan Aktif Ektrak Teh Putih (Camellia Sinensis)**. Jurnal Teknik Pertanian Lampung 5(3) : 125-136.
- Wijaya, Alex. 2018. **Klasifikasi Spesies Ikan Menggunakan Probabilistic Neural Network**. Skripsi Universitas Sumatera Utara.*
- Yasin. Hasbi., & Ispriyanti. Dwi. 2017. **Kalsifikasi Data Berat Bayi Lahir Menggunakan *Weighted Probabilistic Neural Network* (WPNN) (studi kasus di Rumah Sakit Islam Sultan Agung Semarang)**. Semarang:Media Statistika 10 (1).
- Yudi, Sari. 2018. **Penerapan Algoritma *Neural Network* Untuk Klasifikasi *Kardiotokografi***. *jurnal Bsi University*.

LAMPIRAN 1

DATA KARAKTERISTIK TEH HITAM PT PERKEBUNAN NUSANTARA IV UNIT BAH BUTONG

NO	Jenis Teh	Kepekatan Warna	Berat Partikel	Ukuran Partikel	Bentuk Partikel
1	BOP I	<i>Fairly Black</i>	350	12	<i>Grainy</i>
2	BOP	<i>Brownish</i>	350	14	<i>Grainy</i>
3	BOPF	<i>Brownish</i>	335	18	<i>Grainy</i>
4	BP	<i>Brownish</i>	250	22	<i>Grainy</i>
5	BT	<i>Brownish</i>	420	30	<i>Grainy</i>
6	PF	<i>Brownish</i>	295	24	<i>Grainy</i>
7	DUST	<i>Brownish</i>	225	30	<i>Grainy</i>
8	BP II	<i>Brownish</i>	260	24	<i>Leafy</i>
9	BT II	<i>Fairly Black</i>	350	18	<i>Leafy</i>
10	PF II	<i>Brownish</i>	290	22	<i>Leafy</i>
11	DUST II	<i>Brownish</i>	245	60	<i>Leafy</i>
12	DUST III	<i>Reddish</i>	240	40	<i>Leafy</i>
13	DUST IV	<i>Brownish</i>	240	60	<i>Leafy</i>
14	FANN	<i>Brownish</i>	295	30	<i>Leafy</i>
15	BM	<i>Reddish</i>	430	18	<i>Rough</i>
16	FLUFF	<i>Brownish</i>	370	30	<i>Rough</i>

Kriteria Dan Kenampakan *Grading* Teh Hitam

Jenis <i>Grading</i>	Mesh	Kenampakan
<i>Grade I</i>	Bubuk yang lolos Mesh DIBN-I dan Mesh DBIN-II	Berwarna hitam, kecoklatan, partikel teh berbentuk butiran.
<i>Grade II</i>	Bubuk yang lolos Mesh DBIN-II/ DBIN-III setelah dimasukan dari mesin PCR	Berwarna kecoklatan, partikel teh bentuknya agak besar.
<i>Grade III</i>	Bubuk yang lolos Mesh DBIN-II/ DBIN-III setelah dimasukan dari mesin RV.	Berwarna kemerahan, tidak menentu bentuknya.

LAMPIRAN 2

1. Perhitungan Tabel Processing Data

a. Cleaning Data

Dilakukan untuk membersihkan data atau merapikan data. Langkah yang dapat dilakukan yaitu melengkapin data, menghapus data duplikat atau kosong. Apabila terdapat data yang kosong atau duplikat maka data tersebut dapat dihapuskan dari record.

Dalam hal ini ini data yang di peroleh dari PT Perkebunan Nusantara IV tidak ada yang kosong atau duplikat sehingga didapatkan tabel 4.2.

b. Transformasi Data

Data huruf diganti menjadi data angka. Dalam penelitian ini terdapat 2 atribut yang mengalami transformasi data yaitu : atribut kepekatan warna dan bentuk partikel.

Atribut kepekatan warna diubah sebagai berikut :

- *Fairly Black* : 1
- *Brownish* : 2
- *Reddish* : 3

Atribut bentuk partikel diubah sebagai berikut :

- *Grainy* : 1
- *Leafy* : 2
- *Rough* : 3

Sehingga diperoleh tabel 4.3.

c. Normalisasi Data

Seperti hasil yang terlihat pada tabel 4.4. normalisasi data adalah proses dimana sebuah atribut *numeric* diskalakan dalam *range* yang lebih kecil antara 0,0 sampai 1,0 yang dapat dilihat pada persamaan.

$$v' = \frac{v-min}{max-min}$$

- Kepekatan warna *record* 1

$$\frac{1-1}{3-1} = 0,000$$

- Kepekatan warna *record 2*

$$\frac{2 - 1}{3 - 1} = 0,500$$

- Berat partikel *record 1*

$$\frac{350 - 225}{430 - 225} = 0,610$$

- Berat partikel *record 2*

$$\frac{350 - 225}{430 - 225} = 0,610$$

- Ukuran partikel *record 1*

$$\frac{12 - 12}{60 - 12} = 0,000$$

- Ukuran partikel *record 2*

$$\frac{14 - 12}{60 - 12} = 0,042$$

- Berat partikel *record 1*

$$\frac{1 - 1}{3 - 1} = 0,000$$

- Berat partikel *record 2*

$$\frac{1 - 1}{3 - 1} = 0,000$$

2. Perhitungan Tabel *K-Means Clustering*

a. Menghitung *Euclidean Distance*

Seperti hasil yang terlihat pada tabel 4.6. Maka contoh perhitungannya sebagai berikut :

1. Untuk record 1 sesuai dengan rumus persamaan 2.1 maka diperoleh:

- Nilai *cluster 1*

$$= \sqrt{\sum_{j=1}^p (0,000 - 0,500)^2 + (0,610 - 0,610)^2 + (0,000 - 0,042)^2 + (0,000 - 0,000)^2}$$

$$= 0,502$$

- Nilai *cluster 2*

$$= \sqrt{\sum_{j=1}^p (0,000 - 0,500)^2 + (0,610 - 0,122)^2 + (0,000 - 0,208)^2 + (0,000 - 0,000)^2}$$

$$= 0,729$$

- Nilai *cluster 3*

$$= \sqrt{\sum_{j=1}^p (0,000 - 1,000)^2 + (0,610 - 1,000)^2 + (0,000 - 0,125)^2 + (0,000 - 1,000)^2}$$

$$= 1,472$$

2. Untuk record 2

- Nilai *cluster 1*

$$= \sqrt{\sum_{j=1}^p (0,500 - 0,500)^2 + (0,610 - 0,610)^2 + (0,042 - 0,042)^2 + (0,000 - 0,000)^2}$$

$$= 0,000$$

- Nilai *cluster 2*

$$= \sqrt{\sum_{j=1}^p (0,500 - 0,500)^2 + (0,610 - 0,122)^2 + (0,042 - 0,208)^2 + (0,000 - 0,000)^2}$$

$$= 0,266$$

- Nilai *cluster 3*

$$= \sqrt{\sum_{j=1}^p (0,500 - 1,000)^2 + (0,610 - 1,000)^2 + (0,042 - 0,125)^2 + (0,000 - 1,000)^2}$$

$$= 1,187$$

Sehingga diperoleh hasil jarak dan posisi cluster dari iterasi pertama yaitu :

ID	c1	c2	c3	Jarak Terpendek	cluster
1	0,502	0,729	1,472	0,502	1
2	0,000	0,266	1,187	0,000	1
3	0,111	0,179	1,210	0,111	1
4	0,515	0,000	1,424	0,000	2
5	0,477	0,715	1,147	0,477	1
6	0,312	0,048	1,300	0,048	2
7	0,695	0,043	1,521	0,043	2
8	0,858	0,754	1,398	0,754	2
9	0,507	0,745	0,808	0,507	1
10	0,603	0,538	0,987	0,538	2
11	1,296	1,377	1,682	1,296	1
12	0,912	0,643	1,253	0,643	2
13	1,207	1,129	1,458	1,129	2
14	0,658	0,576	0,998	0,576	2
15	1,187	2,028	0,000	0,000	3
17	0,858	3,620	0,990	0,858	1

Jarak terpendek dilihat dari nilai terkecil dari hasil perhitungan c1, c2, c3 dari tiap record data.

Jarak yang terpendek dijadikan penentu *cluster* tiap *record*. Apabila jarak terpendek berada pada cluster c1, maka data dikelompokkan kedalam c1.

ID	Kepekatan Warna	Berat Partikel	Ukuran Partikel	Bentuk Partikel	Cluster
1	0,000	0,610	0,000	0,000	1
2	0,500	0,610	0,042	0,000	1
3	0,500	0,537	0,125	0,000	1
4	0,500	0,122	0,208	0,000	2
5	0,500	0,951	0,375	0,000	1
6	0,500	0,341	0,200	0,000	2
7	0,500	0,000	0,375	0,000	2
8	0,500	0,171	0,250	0,500	2
9	0,000	0,610	0,125	0,500	1
10	0,500	0,317	0,208	0,500	2
11	0,500	0,098	1,000	0,500	1
12	0,500	0,073	0,583	0,500	2
13	1,000	0,073	1,000	0,500	2

14	0,500	0,341	0,375	0,500	2
15	1,000	1,000	0,125	1,000	3
16	0,500	1,000	0,707	0,375	1

Sebelum melakukan iterasi kedua maka lebih dahulu tentukan nilai centroid baru dengan rumus sebagai berikut :

$$\begin{aligned}
 C1 &= \left(\frac{(0,000+0,500+0,500+0,500+0,500+0,000+0,500)}{7}, \right. \\
 &\quad \left. \frac{(0,610+0,610+0,537+0,951+0,610+0,098+1,000)}{7}, \right. \\
 &\quad \left. \frac{(0,000+0,042+0,125+0,375+0,125+1,000+0,707)}{7}, \right. \\
 &\quad \left. \frac{(0,000+0,000+0,000+0,000+0,500+0,500+0,500)}{7} \right) \\
 &= ((0,429), (0,589), (0,292), (0,286))
 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
 C2 &= \left(\frac{(0,500+0,500+0,500+0,500+0,500+0,500+1,000+0,500)}{8}, \right. \\
 &\quad \left. \frac{(0,122 + 0,341 + 0,000 + 0,171 + 0,317 + 0,073 + 0,073 + 0,341)}{9}, \right. \\
 &\quad \left. \frac{(0,208+0,200+0,375+0,250+0,208+0,583+1,000+0,375)}{9}, \right. \\
 &\quad \left. \frac{(0,000+0,000+0,000+0,500+0,500+0,500+0,500+0,500+0,500)}{9} \right) \\
 &= ((0,625), (0,192), (0,525), (0,375))
 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
 C3 &= \left(\frac{(1,000)}{1}, \frac{(1,000)}{1}, \frac{(0,125)}{1}, \frac{(1,000)}{1} \right) \\
 &= ((1,000), (1,000), (1,125), (1,000))
 \end{aligned}$$

Sehingga diperoleh hasil centroid baru,

Cluster	Kepekatan warna	Berat Partikel	ukuran Partikel	Bentuk Partikel
C1	0,429	0,589	0,292	0,286
C2	0,625	0,192	0,525	0,375
C3	1,000	1,000	0,125	1,000

Kemudian dicari kembali nilai *euclidean distance* dengan menggunakan nilai centroid yang baru.

1. Untuk record 1 sesuai dengan rumus persamaan 2.1 maka diperoleh:

- Nilai *cluster 1*

$$= \sqrt{\sum_{j=1}^p (0,000 - 0,429)^2 + (0,610 - 0,589)^2 + (0,000 - 0,292)^2 + (0,000 - 0,286)^2}$$

$$= 0,446$$

- Nilai *cluster 2*

$$= \sqrt{\sum_{j=1}^p (0,000 - 0,625)^2 + (0,610 - 0,192)^2 + (0,000 - 0,525)^2 + (0,000 - 0,375)^2}$$

$$= 0,991$$

- Nilai *cluster 3*

$$= \sqrt{\sum_{j=1}^p (0,000 - 1,000)^2 + (0,610 - 1,000)^2 + (0,000 - 0,125)^2 + (0,000 - 1,000)^2}$$

$$= 1,472$$

Sehingga diperoleh hasil jarak dan posisi cluster dari iterasi kedua yaitu :

ID	c1	c2	c3	Jarak Terpendek	Cluster
1	0,446	0,991	1,472	0,446	1
2	0,286	0,751	1,187	0,286	1
3	0,291	0,659	1,210	0,291	1
4	0,609	0,511	1,424	0,511	2
5	0,443	0,869	1,147	0,443	1
6	0,421	0,533	1,300	0,421	1

7	0,753	0,464	1,521	0,464	2
8	0,602	0,328	1,097	0,328	2
9	0,462	0,861	1,184	0,462	1
10	0,480	0,384	0,987	0,384	2
11	1,075	0,516	1,442	0,516	2
12	1,020	0,417	1,149	0,417	2
13	1,088	0,521	1,458	0,521	2
14	0,511	0,276	0,998	0,276	2
15	1,068	1,159	0,000	0,000	3
16	0,683	0,905	0,385	0,385	3

ID	Kepekatan Warna	Berat Partikel	Ukuran Partikel	Bentuk Partikel	Cluster
1	0,000	0,610	0,000	0,000	1
2	0,500	0,610	0,042	0,000	1
3	0,500	0,537	0,125	0,000	1
4	0,500	0,122	0,208	0,000	2
5	0,500	0,951	0,375	0,000	1
6	0,500	0,341	0,200	0,000	1
7	0,500	0,000	0,375	0,000	2
8	0,500	0,171	0,250	0,500	2
9	0,000	0,610	0,125	0,500	1
10	0,500	0,317	0,208	0,500	2
11	0,500	0,098	1,000	0,500	2
12	0,500	0,073	0,583	0,500	2
13	1,000	0,073	1,000	0,500	2
14	0,500	0,341	0,375	0,500	2
15	1,000	1,000	0,125	1,000	3
16	0,500	1,000	0,707	0,375	3

Pada iterasi kedua terlihat posisi *cluster* masih berubah maka kita perlu melakukan iterasi kembali. Tentukan nilai centroid baru seperti pada tahap sebelumnya.

Sehingga diperoleh nilai centroid baru,

Cluster	Kepekatan warna	Berat Partikel	ukuran Partikel	Bentuk Partikel
C1	0,333	0,610	0,144	0,333
C2	0,563	0,149	0,500	0,375
C3	1,000	0,854	0,250	1,000

Kemudian dicari kembali nilai *euclidean distance* dengan menggunakan nilai centroid yang baru. Sehingga diperoleh iterasi ketiga :

ID	c1	c2	c3	Jarak Terpendek	cluster
1	0,493	0,959	1,457	0,493	1
2	0,387	0,753	1,187	0,387	1
3	0,380	0,660	1,210	0,380	1
4	0,617	0,480	1,424	0,480	2
5	0,556	0,896	1,147	0,556	1
6	0,463	0,521	1,300	0,463	1
7	0,751	0,427	1,521	0,427	2
8	0,509	0,287	1,097	0,287	2
9	0,373	0,827	1,184	0,373	1
10	0,381	0,364	0,987	0,364	2
11	1,025	0,522	1,442	0,522	2
12	0,976	0,469	1,149	0,469	2
13	1,037	0,525	1,458	0,525	2
14	0,425	0,268	0,998	0,268	2
15	1,021	1,203	0,000	0,000	3
16	0,975	0,953	0,385	0,385	3

Pada iterasi ketiga terlihat posisi *cluster* masih berubah maka kita perlu melakukan iterasi kembali. Tentukan nilai centroid baru seperti pada tahap sebelumnya.

Sehingga diperoleh nilai centroid baru,

Cluster	Kepekatan warna	Berat Partikel	ukuran Partikel	Bentuk Partikel
C1	0,333	0,610	0,144	0,333
C2	0,563	0,149	0,500	0,375
C3	1,000	0,854	0,250	1,000

Kemudian dicari kembali nilai *euclidean distance* dengan menggunakan nilai centroid yang baru. Sehingga diperoleh iterasi keempat,

ID	c1	c2	c3	Jarak Terpendek	cluster
1	0,493	0,959	1,457	0,493	1
2	0,387	0,753	1,187	0,387	1
3	0,380	0,660	1,210	0,380	1
4	0,617	0,480	1,424	0,480	2

5	0,556	0,896	1,147	0,556	1
6	0,463	0,521	1,300	0,463	1
7	0,751	0,427	1,521	0,427	2
8	0,509	0,287	1,097	0,287	2
9	0,373	0,827	1,184	0,373	1
10	0,381	0,364	0,987	0,364	2
11	1,025	0,522	1,442	0,522	2
12	0,976	0,469	1,149	0,469	2
13	1,037	0,525	1,458	0,525	2
14	0,425	0,268	0,998	0,268	2
15	1,021	1,203	0,000	0,000	3
16	0,975	0,953	0,385	0,385	3

ID	Kepekatan Warna	Berat Partikel	Ukuran Partikel	Bentuk Partikel	Cluster
1	0,000	0,610	0,000	0,000	1
2	0,500	0,610	0,042	0,000	1
3	0,500	0,537	0,125	0,000	1
4	0,500	0,122	0,208	0,000	2
5	0,500	0,951	0,375	0,000	1
6	0,500	0,341	0,200	0,000	1
7	0,500	0,000	0,375	0,000	2
8	0,500	0,171	0,250	0,500	2
9	0,000	0,610	0,125	0,500	1
10	0,500	0,317	0,208	0,500	2
11	0,500	0,098	1,000	0,500	2
12	0,500	0,073	0,583	0,500	2
13	1,000	0,073	1,000	0,500	2
14	0,500	0,341	0,375	0,500	2
15	1,000	1,000	0,125	1,000	3
16	0,500	1,000	0,707	0,375	3

Pada iterasi keempat tidak terlihat perubahan posisi pada tiap *cluster*, sehingga iterasi berhenti. selanjutnya dihitung nilai centroid akhir, yaitu:

$$c1 = \left(\frac{(0,000 + 0,500 + 0,500 + 0,500 + 0,500)}{6}, \right. \\ \left. \frac{(0,610 + 0,610 + 0,537 + 0,951 + 0,341 + 0,610)}{6}, \right. \\ \left. \frac{(0,000 + 0,042 + 0,125 + 0,375 + 0,200 + 0,125)}{6}, \right.$$

$$\left(\frac{(0,000+0,000+0,000+0,000+0,000+0,500)}{6} \right) =$$

$$((0,333), (0,610), (0,144), (0,333))$$

$$C2 = \left(\frac{(0,500+0,500+0,500+0,500+0,500+0,500+0,500+0,500)}{8}, \right.$$

$$\left. \frac{(0,122+0,341+0,000+0,171+0,317+0,073+0,073+0,341)}{8}, \right.$$

$$\left. \frac{(0,208+0,200+0,375+0,250+0,208+0,583+1,000+0,375)}{8}, \right.$$

$$\left. \frac{(0,000+0,000+0,000+0,500+0,500+0,500+0,500+0,500+0,500)}{8} \right)$$

$$= ((0,563), (0,149), (0,500), (0,375))$$

$$C3 = \left(\frac{(1,000+1,000)}{2}, \frac{(1,000+0,707)}{2}, \right.$$

$$\left. \frac{(0,125+0,375)}{2}, \frac{(1,000+1,000)}{2} \right)$$

$$= ((1,000), (0,854), (0,250), (1,000))$$

Sehingga diperoleh nilai centroid akhir seperti pada **tabel 4.7**.

Cluster	Kepekatan warna	Berat Partikel	ukuran Partikel	Bentuk Partikel
C1	0,333	0,610	0,144	0,333
C2	0,563	0,149	0,500	0,375
C3	1,000	0,854	0,250	1,000

3. Perhitungan Tabel *Probabilistic Neural network*

a. Menghitung *Pattern Layer*

$$\text{Exp} - \left(\frac{(x-X)^2}{\sigma^2} \right) \text{ dengan ,}$$

1. X= Mean

= Jumlah nilai seluruh data tiap atribut pada data latih/ banyak data latih.

Seperti hasil yang terlihat pada tabel 4.16. Maka contoh perhitungannya sebagai berikut :

- Untuk menghitung nilai Mean pada *grade* 1 Kepekatan warna,

$$= \frac{(0,500+0,500+0,500+0,000)}{4}$$

$$= 0,375$$
- Untuk menghitung nilai Mean pada *grade* 1 Berat Partikel,

$$= \frac{(0,537+0,951+0,341+0,610)}{4}$$

$$= 0,610$$
- Untuk menghitung nilai Mean pada *grade* 1 Ukuran Partikel,

$$= \frac{(0,125+0,375+0,200+0,125)}{4}$$

$$= 0,206$$
- Untuk menghitung nilai Mean pada *grade* 1 Bentuk Partikel,

$$= \frac{(0,000+0,000+0,000+0,500)}{4}$$

$$= 0,125$$

2. σ^2 = Nilai Standar deviasi

$$\sqrt{\frac{\sum(x - X)^2}{n - 1}}$$

Seperti hasil yang terlihat pada tabel 4.17. Maka contoh perhitungannya sebagai berikut :

- Untuk menghitung nilai standar deviasi untuk *grade* 1 kepekatan warna maka,

$$= \sqrt{\frac{\sum(0,500 - 0,375)^2 + (0,500 - 0,375)^2 + (0,500 - 0,375)^2 + (0,000 - 0,375)^2}{4 - 1}}$$

$$= 0,250$$

- Untuk menghitung nilai standar deviasi untuk *grade* 1 berat partikel maka,

$$= \sqrt{\frac{\sum(0,537 - 0,610)^2 + (0,951 - 0,610)^2 + (0,610 - 0,610)^2 + (0,610 - 0,610)^2}{4 - 1}}$$

$$= 0,254$$

- Untuk menghitung nilai standar deviasi untuk grade 1 ukuran partikel maka,

$$= \sqrt{\frac{\sum(0,125 - 0,206)^2 + (0,375 - 0,206)^2 + +(0,125 - 0,206)^2 + (0,200 - 0,206)^2}{4 - 1}}$$

$$= 0,128$$

- Untuk menghitung nilai standar deviasi untuk grade 1 bentuk partikel maka,

$$= \sqrt{\frac{\sum(0,000 - 0,250)^2 + (0,000 - 0,250)^2 + +(0,500 - 0,250)^2}{4 - 1}}$$

$$= 0,250$$

Nilai *pattern layer* seperti hasil yang terlihat pada tabel 4.18. Maka perhitungannya sebagai berikut :

- Kepekatan Warna data uji pada record 1 *grade 1*, maka diperoleh

$$= Exp - \left(\frac{(0,000 - 0,375)^2}{0,250} \right)$$

$$= 0,570$$

- Berat partikel data uji pada record 1 *grade 1*, maka diperoleh

$$= Exp - \left(\frac{(0,610 - 0,610)^2}{0,254} \right)$$

$$= 1,000$$

- Ukuran partikel data uji pada record 1, maka diperoleh

$$= Exp - \left(\frac{(0,000 - 0,206)^2}{0,128} \right)$$

$$= 0,718$$

- Berat partikel data latih pada record 1, maka diperoleh

$$= Exp - \frac{(0,000 - 0,125)^2}{0,250}$$

$$= 0,939$$

b. Menghitung Summation Layer

Lakukan penjumlahan pada lapisan *pattern layer* :

pattern layer grade 1					
ID	Kepekatan Warna	Berat Partikel	Ukuran Partikel	Bentuk Partikel	<i>Summation</i>
1	0,570	1,000	0,718	0,939	3,227
2	0,939	1,000	0,810	0,939	3,688
7	0,939	0,232	0,801	0,939	2,912
8	0,939	0,968	1,000	0,977	3,884
13	0,940	0,953	0,900	0,977	3,771

pattern layer grade 2					
ID	Kepekatan Warna	Berat Partikel	Ukuran Partikel	Bentuk Partikel	<i>Summation</i>
1	0,189	0,303	0,559	0,650	1,702
2	0,967	0,303	0,623	0,650	2,543
7	0,967	0,700	0,991	0,650	3,308
8	0,967	0,985	0,904	0,898	3,753
13	0,967	0,856	0,358	0,898	3,079

pattern layer grade 3					
ID	Kepekatan Warna	Berat Partikel	Ukuran Partikel	Bentuk Partikel	<i>Summation</i>
1	0,204	0,750	0,702	1,000	2,656
2	0,838	0,750	0,782	1,000	3,370
7	0,838	0,030	0,915	1,000	2,783
8	0,838	0,105	1,000	1,000	2,943
13	0,838	0,053	0,042	1,000	1,932

Sehingga diperoleh,

<i>Summation Layer</i>			
ID	<i>grade 1</i>	<i>grade 2</i>	<i>grade 3</i>
1	3,227	1,702	2,656
2	3,688	2,543	3,370
7	2,912	3,308	2,783
8	3,753	3,884	2,943
13	3,771	3,079	1,932

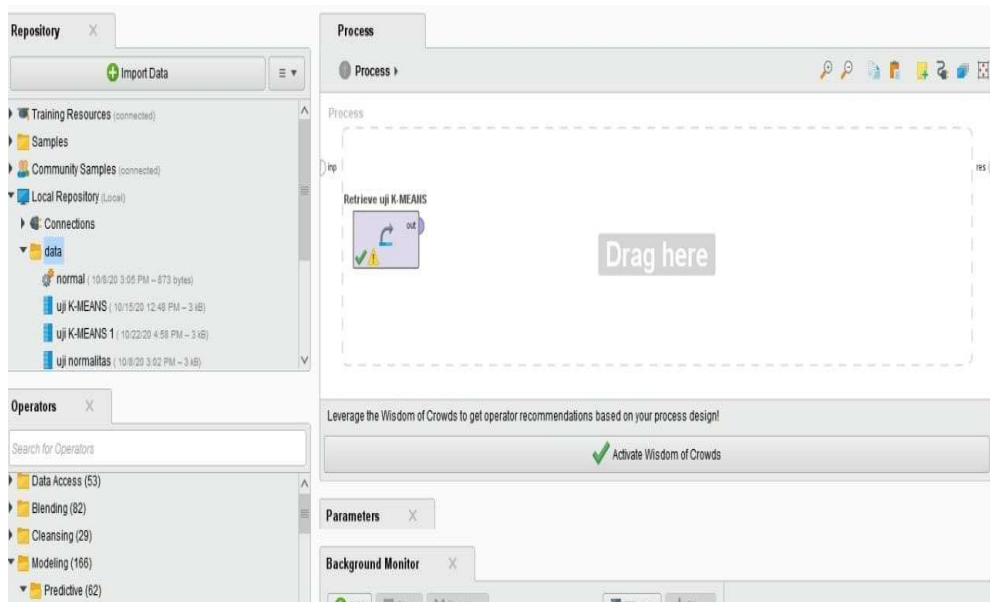
c. Input Layer

Lapisan keluaran untuk menentukan letak kelas berdasarkan nilai maksimal dari masing – masing kelas yang diperoleh pada *summation layer*, seperti hasil pada tabel 4.20

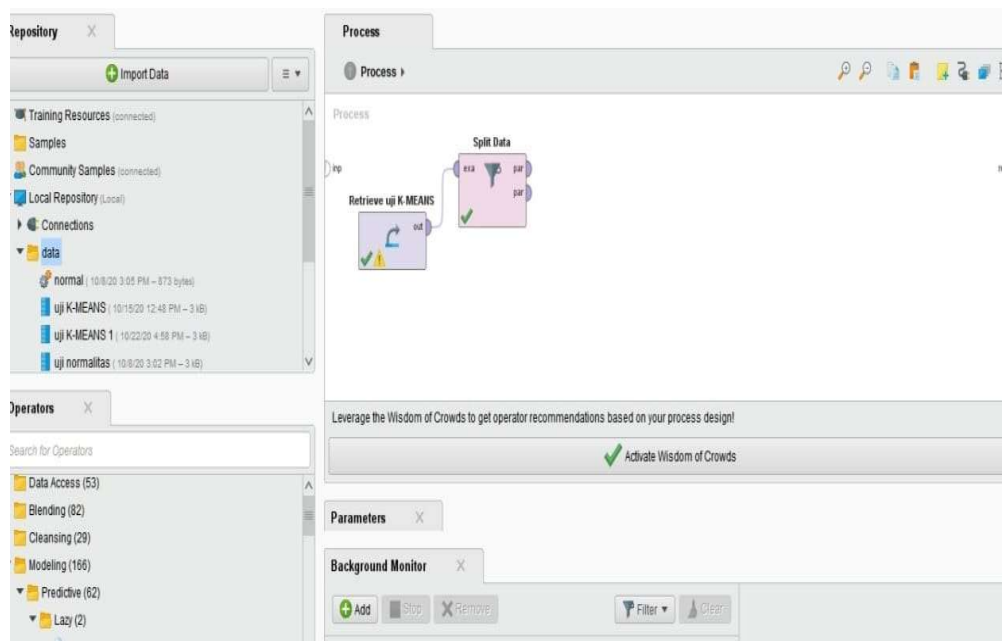
LAMPIRAN 3

IMPLEMENTASI PENGOLAHAN DATA MENGGUNAKAN *RAPIDMINER*

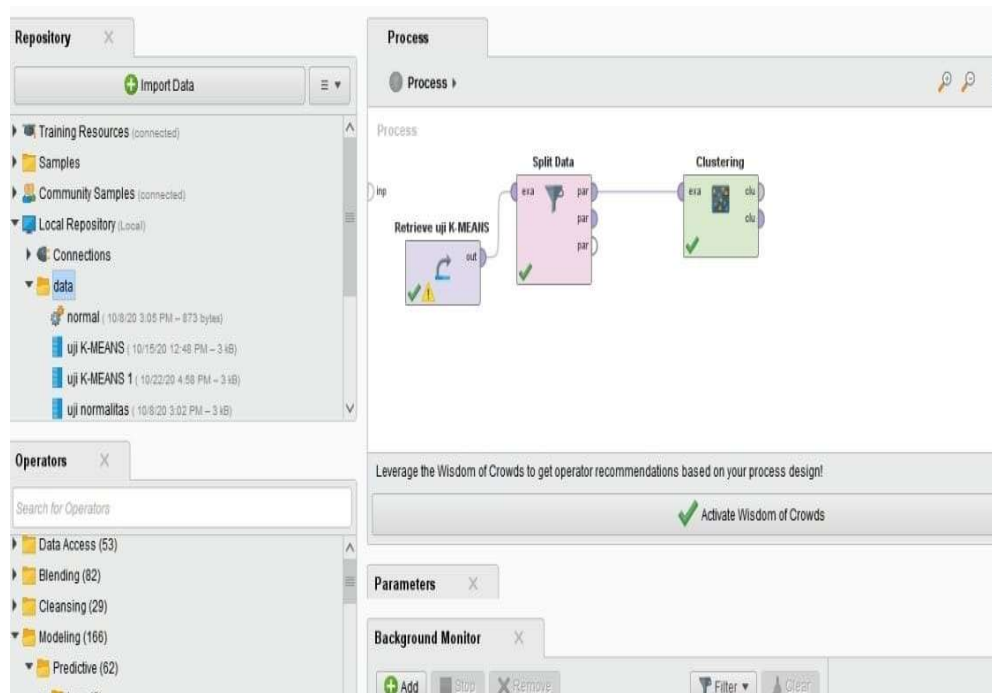
1. Jalankan *rapidminer*, cari pada *operator excel* lalu *darg* ke halaman proses seperti yang dapat dilihat pada gambar 5.



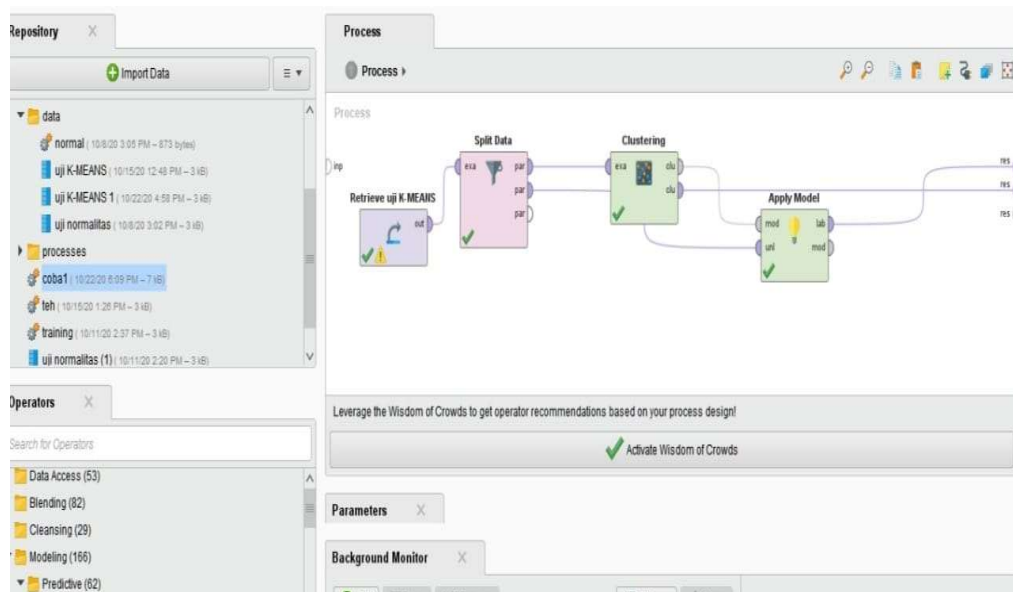
2. Isi operator *excel*. Tentukan atribut yang bersifat *id*, *label*, dan *type* data. Setelah itu klik *apply*. Cari operator *split* data, lalu hubungkan operator *excel* dengan operator *split* data untuk memperoleh pengolahan *dataset* seperti yang dapat dilihat pada gambar 6.



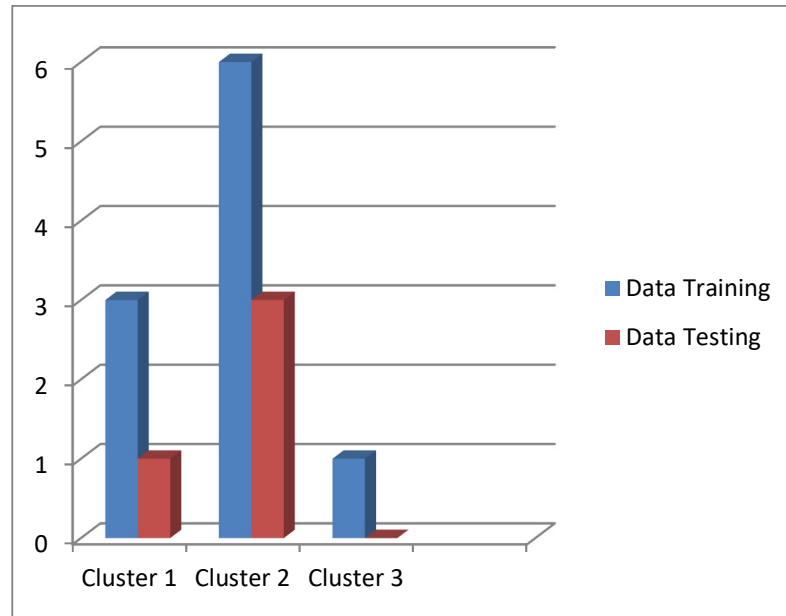
3. Selanjutnya cari kembali operator *Clustering* , lalu hubungkan seperti yang dapat dilihat pada gambar 7.



4. Pada parameter tentukan nilai k dan maksimal *run* nya. Pada penelitian ini perhitungan berhenti pada iterasi kelima. Kemudian cari operator *apply model*, lalu hubungkan untuk melihat hasil akhir seperti gambar 8.



5. Pembagian data *training* dan data *testing* dilakukan menggunakan 3 *cluster* dengan presentase 70% data *training* dan 30% data *testing*. *Cluster 1* terdapat 5 *record*, *Cluster 2* terdapat 9 *record*, *Cluster 3* terdapat 2 *record* dapat dilihat pada gambar 9.



6. Adapun akurasi untuk metode PNN yang dihasilkan pada *tools Rapidminer* adalah 80,00% dapat dilihat pada gambar 10.

Result History

PerformanceVector (Performance) x ExampleSet (Read Excel) x

Criterion: accuracy

Performance: accuracy: 80.00%

Table View Plot View

	true grade1	true grade2	true grade3	class precision
pred. grade1	1	0	1	50.00%
pred. grade2	0	3	0	100.00%
pred. grade3	0	0	0	0.00%
class recall	100.00%	100.00%	0.00%	

Annotations

LAMPIRAN 4**Gambar Bubuk Teh Hasil Produksi PT Perkebunan Nusantara IV**

BOP I



BOP



BOPF



BP



BT



PF



DUST



BP II



PF II



PF II



DUST II



DUST III



FANN



DUST IV