

**IDENTIFIKASI KARAKTERISTIK FISIK BIJI KOPI PADA TIGA JENIS
KOPI ARABIKA SPESIALTI: GAYO, KINTAMANI DAN WAMENA**

(Skripsi)

Oleh

SEPTIAN TRISAPUTRA



**FAKULTAS PERTANIAN
UNIVERSITAS LAMPUNG
BANDAR LAMPUNG
2018**

ABSTRACT

IDENTIFICATION OF PHYSICAL CHARACTERISTICS OF COFFEE BEANS IN THREE TYPES OF SPECIALTY ARABICA COFFEE: GAYO, KINTAMANI AND WAMENA

By

SEPTIAN TRISAPUTRA

Indonesia as the second largest coffee exporter in Asia has a rich variety of coffee from each region known as specialty coffee. The protection with Geographical Indication certification (GI) has been given to several Indonesian specialty coffees, including Gayo, Kintamani and Wamena. There are arabica coffee type that has high economic value because it has typical taste. High production and consumption levels also increase the rate of counterfeiting and admixture between high quality coffees with low-quality coffee or non-coffee ingredients. Therefore this research was done to measure physical parameters on coffee beans from three varieties namely Gayo, Kintamani and Wamena.

Physical measurements include measurement of mass, thickness, diameter, sphericity, surface area, volume and color. Classification analysis is performed using a linear classification model with Principal Component Analysis (PCA), Soft Independent Modeling of Class Analogy (SIMCA) and non-linear classification model using Support Vector Machine (SVM) on The Unscrambler v9.2 and The Unscrambler v10.5 software. The test was conducted with 300 samples of

Gayo, Kintamani and Wamena coffee beans with 100 samples of each type.

Results of data analysis with Randomized Block Design (RBD) showed variable

thickness (T), green color (G), blue (B). L^* , a^* and b^* can be a parameter to distinguish Gayo, Kintamani and Wamena coffee beans, PCA analysis produces PC1 and PC2 which shows the largest contribution to determine the three types of coffee that is variable D1.V and D2.V. The result of analysis with SVM shows the best classification result with RBF kernel either with SVM type C-SVC and nu-SVC with 100% accuracy and 0% *error* value. The SVM classification model shows the best result to classify samples according to their type.

Keywords: Arabica coffee, Specialty coffee, PCA, SIMCA, SVM

ABSTRAK

IDENTIFIKASI KARAKTERISTIK FISIK BIJI KOPI PADA TIGA JENIS KOPI ARABIKA SPESIALTI: GAYO, KINTAMANI DAN WAMENA

Oleh

SEPTIAN TRISAPUTRA

Indonesia sebagai negara pengeksport kopi terbesar kedua di Asia memiliki kekayaan jenis kopi dari setiap daerahnya yang dikenal dengan kopi spesialti. Perlindungan dengan sertifikasi Indikasi Geografis (IG) telah diberikan pada beberapa kopi spesialti Indonesia antara lain kopi Gayo, Kintamani dan Wamena. Tingkat produksi dan konsumsi yang tinggi juga meningkatkan tingkat pemalsuan dan pengoplosan biji antara kopi berkualitas tinggi dengan kopi yang berkualitas rendah atau bahan selain kopi. Untuk itu pada penelitian ini dilakukan pengukuran fisik pada biji kopi pada tiga varietas Gayo, Kintamani dan Wamena.

Pengukuran fisik meliputi pengukuran massa, ketebalan, diameter, sferisitas, luas permukaan, volume dan warna. Kemudian dilakukan analisis klasifikasi menggunakan model klasifikasi linier dengan *Principal Component Analysis* (PCA), *Soft Independent Modeling of Class Analogy* (SIMCA) dan model klasifikasi *non-linear* dengan *Support Vector Machine* (SVM) pada *software The Unscrambler v9.2* dan *The Unscrambler v10.5*. Pengujian dilakukan dengan 300 sampel biji kopi Gayo, Kintamani dan Wamena, dengan 100 sampel dari setiap

jenisnya. Hasil analisis data dengan rancangan acak lengkap (RAL) menunjukkan peubah ketebalan (T), warna *green* (G), *blue* (B). L^* , a^* dan b^* dapat menjadi parameter dalam membedakan biji kopi Gayo, Kintamani dan Wamena, analisis PCA menghasilkan PC1 dan PC2 yang menunjukkan kontribusi terbesar untuk membedakan ketiga jenis kopi yaitu pada peubah D1.V dan D2.V. Hasil analisis dengan SVM menunjukkan hasil klasifikasi terbaik dengan kernel RBF pada SVM *type* C-SVC maupun nu-SVC yang menghasilkan akurasi klasifikasi sebesar 100% dan nilai *error* sebesar 0%. Model klasifikasi SVM menunjukkan hasil terbaik untuk mengklasifikasikan sampel sesuai jenisnya.

Kata Kunci : kopi Arabika, Kopi spesialti, PCA, SIMCA, SVM

**IDENTIFIKASI KARAKTERISTIK FISIK BIJI KOPI PADA TIGA JENIS
KOPI ARABIKA SPESIALTI: GAYO, KINTAMANI DAN WAMENA**

Oleh

SEPTIAN TRISAPUTRA

Skripsi

**Sebagai Salah Satu Syarat untuk Mencapai Gelar
SARJANA TEKNOLOGI PERTANIAN**

pada

**Jurusan Teknik Pertanian
Fakultas Pertanian Universitas Lampung**



**FAKULTAS PERTANIAN
UNIVERSITAS LAMPUNG
BANDAR LAMPUNG
2018**

Judul Skripsi : **IDENTIFIKASI KARAKTERISTIK FISIK BIJI
KOPI PADA TIGA JENIS KOPI ARABIKA
SPESIALTI: GAYO, KINTAMANI DAN WAMENA**

Nama Mahasiswa : **Septian Trisaputra**

No. Pokok Mahasiswa : 1314071052

Jurusan : Teknik Pertanian

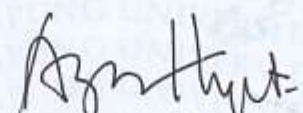
Fakultas : Pertanian



Dr. Diding Suhandy, S.TP., M.Agr.
NIP 19780303 200112 1 001

Tri Wahyu Saputra, S.TP., M.Sc.
NIP -


2. Ketua Jurusan Teknik Pertanian


Dr. Ir. Agus Haryanto, M.P.
NIP 19650527 199303 1 002

MENGESAHKAN


1. Tim Penguji

Ketua : **Dr. Diding Suhandy, S.TP., M.Agr.** 

Sekretaris : **Tri Wahyu Saputra, S.TP., M.Sc.** 

Penguji
Bukan Pembimbing : **Sri Waluyo, S.T.P. M.Si., Ph.D.** 

2. Dekan Fakultas Pertanian


Prof. Dr. Ir. Irwan Sukri Banuwa, M.Si.
NIP 19611020 198603 1 002

Tanggal Lulus Ujian Skripsi : **20 Agustus 2018**

PERNYATAAN KEASLIAN HASIL KARYA

Saya adalah **Septian Trisaputra** NPM **1314071052** dengan ini menyatakan bahwa apa yang tertulis dalam karya ilmiah ini adalah hasil karya saya yang dibimbing oleh Komisi Pembimbing, **1) Dr. Diding Suhandy, S.T.P., M.Agr.** dan **2) Tri Wahyu Saputra, S.T.P., M.Sc.**, berdasarkan pada pengetahuan dan informasi yang telah saya dapatkan. Karya ilmiah ini berisi material yang dibuat sendiri dan hasil rujukan beberapa sumber lain (buku, jurnal, dll) yang telah dipublikasikan sebelumnya atau dengan kata lain bukanlah hasil dari plagiat karya orang lain.

Demikianlah pernyataan ini saya buat dan dapat dipertanggungjawabkan. Apabila dikemudian hari terdapat kecurangan dalam karya ini, maka saya siap mempertanggungjawabkannya.

Bandar Lampung, 7 Oktober 2018

Yang membuat pernyataan


(Septian Trisaputra
NPM 1314071052



RIWAYAT HIDUP



Penulis dilahirkan di Bandar Lampung, pada hari Sabtu, 10 September 1994, sebagai anak ketiga dari pasangan Bapak Supriyanto dan Ibu Yurnaini. Penulis menempuh Sekolah Dasar di SD Al Azhar II Bandar Lampung pada tahun 2001 sampai dengan tahun 2007. Penulis melanjutkan pendidikan di SMP Negeri 22 Bandar Lampung pada tahun 2007 sampai dengan tahun 2010, dan melanjutkan sekolah menengah atas di SMA Negeri 15 Bandar Lampung pada tahun 2010 sampai dengan tahun 2013. Kemudian pada tahun 2013, penulis terdaftar sebagai mahasiswa Jurusan Teknik Pertanian, Fakultas Pertanian, Universitas Lampung melalui jalur SBMPTN.

Penulis melaksanakan Praktik Umum (PU) di PT Perkebunan Nusantara VIII, Gedeh, Cianjur, Jawa Barat pada bulan Juli – Agustus 2016 dan melaksanakan Kuliah Kerja Nyata (KKN) di Desa Sri Kencono, Kecamatan Bumi Nabung, Kabupaten Lampung Tengah pada bulan Januari – Maret 2017. Selama menjadi mahasiswa penulis aktif di organisasi pencinta alam LSM RAGAPALA sebagai ketua Divisi Kesekretariatan pada periode 2017/2019.

“Understanding a question is half an answer”

Socrates

Persembahan

**Alhamdulillahirobbil'aalamiin,
Kupersembahkan karya ini sebagai ungkapan
terima kasihku kepada:**

Orangtuaku

Dan kedua Kakakku

SANWACANA

Alhamdulillahirobbil alamin, puji syukur atas kehadiran Tuhan Yang Maha Esa, karena atas rahmat dan hidayah-Nya sehingga skripsi ini dapat diselesaikan.

Skripsi dengan judul “**Identifikasi Karakteristik Fisik Biji Kopi Pada Tiga Jenis Kopi Arabika Spesialti: Gayo, Kintamani dan Wamena**” adalah salah satu syarat untuk memperoleh gelar Sarjana Teknologi Pertanian (S.T.P.) di Universitas Lampung. Penulis memahami dalam penulisan skripsi ini tentunya banyak sekali kesulitan, namun berkat doa, bimbingan, dukungan, motivasi, serta kritik dan saran dari semua pihak sehingga penulis dapat menyelesaikan skripsi ini dengan baik.

Dalam kesempatan ini penulis mengucapkan terimakasih kepada:

1. Bapak Prof. Dr. Ir. Irwan Sukri Banuwa, M.Si., selaku Dekan Fakultas Pertanian Universitas Lampung.
2. Bapak Dr. Ir. Agus Haryanto, M.P., selaku Ketua Jurusan Teknik Pertanian.
3. Bapak Dr. Diding Suhandy, S.T.P., M.Agr., selaku pembimbing pertama dan pembimbing akademik.
4. Bapak Tri Wahyu Saputra, S.T.P.,M.Sc., selaku pembimbing kedua.

5. Bapak Sri Waluyo, S.T.P., M.Si.,Ph.D., selaku penguji utama pada ujian skripsi.
6. Keluarga besar Teknik Pertanian Universitas Lampung.

Akhir kata, penulis menyadari bahwa skripsi ini masih jauh dari kesempurnaan, namun penulis berharap semoga skripsi ini dapat berguna dan bermanfaat.

Bandar Lampung,
Penulis

Septian Trisaputra

DAFTAR ISI

	Halaman
DAFTAR TABEL.....	ix
DAFTAR GAMBAR	xi
I. PENDAHULUAN	
1.1. Latar Belakang.....	1
1.2. Tujuan.....	4
1.3. Manfaat Penelitian	4
1.4. Hipotesis Penelitian	5
1.5. Batasan Masalah	5
II. TINJAUAN PUSTAKA	
2.1. Kopi	6
2.2. Kopi Arabika	6
2.3. Kopi Arabika Gayo.....	8
2.4. Kopi Arabika Kintamani	9
2.5. Kopi Arabika Wamena	10
2.6. Karakteristik Fisik	11
2.7. Prinsip <i>color meter</i>	12
2.8. RAL (Rancangan Acak Lengkap)	13
2.9. PCA (<i>Principal Component Analysis</i>).....	13
2.10.SIMCA (<i>Soft Independent Modeling of Class Analogy</i>).....	15

2.11.	SVM (<i>Support Vector Machine</i>) Classification	17
III.	METODOLOGI PENELITIAN	
3.1.	Waktu dan Tempat.....	21
3.2.	Bahan dan Alat	21
3.2.1.	Bahan Penelitian.....	21
3.2.2.	Alat Penelitian	21
3.3.	Prosedur Penelitian	22
3.3.1.	Pengambilan Sampel Biji Kopi	23
3.3.2.	Pengukuran Bentuk	23
3.3.3.	Pengukuran Nilai Warna	25
3.3.4.	Analisis Data RAL (Rancangan Acak Lengkap)	27
3.3.5.	Penentuan Peubah	29
3.3.6.	Analisis PCA dan SIMCA	31
3.3.7.	Analisis SVM	34
IV.	HASIL DAN PEMBAHASAN	
4.1.	Perbedaan Fisik Tiga Jenis Kopi Arabika	38
4.1.1.	Parameter Fisik	38
4.1.2.	Parameter Warna	39
4.2.	Identifikasi Karakteristik Fisik Dengan PCA	41
4.3.	Membuat Model Menggunakan Analisis SIMCA	46
4.4.	Uji Model Klasifikasi Sampel Kopi Gayo, Kintamani dan Wamena ...	48
4.5.	Hasil Klasifikasi SVM (<i>Support Vector Machine</i>)	53
V.	KESIMPULAN	
5.1.	Kesimpulan	59
5.2.	Saran:	60
	DAFTAR PUSTAKA	
	LAMPIRAN	
	Lampiran 1. Hasil Rancangan Acak Lengkap dengan SAS.....	65
	Lampiran 2. Perhitungan Matriks Konfusi Pada Model SIMCA.....	72

Lampiran 3. Perhitungan Matriks Konfusi Klasifikasi SVM	73
Lampiran 4. Dokumentasi Penelitian	76

DAFTAR TABEL

	Halaman
Tabel 1. Tabulasi silang (<i>Confusion matrix</i>).....	16
Tabel 2. Peubah sifat fisik yang akan diamati.....	29
Tabel 3. Hasil analisis RAL pada beberapa parameter bentuk	39
Tabel 4. Hasil analisis RAL pada parameter RGB	40
Tabel 5. Hasil analisis RAL pada parameter $L^*a^*b^*$	41
Tabel 6. Hasil analisis RAL pada parameter D1.V dan D2.V	46
Tabel 7. Hasil klasifikasi model SIMCA	49
Tabel 8. Matriks konfusi pada model SIMCA Gayo Kintamani	52
Tabel 9. Matriks konfusi pada model SIMCA Kintamani Wamena.....	52
Tabel 10. Matriks konfusi pada model SIMCA Gayo Wamena	52
Tabel 11. Tabel nilai akurasi, sensitivitas, spesifisitas dan <i>error</i>	53
Tabel 12. Hasil <i>validation accuracy</i> dan <i>training accuracy</i>	55
Tabel 13. Matriks konfusi C-SVC dengan kernel <i>Linear</i>	56
Tabel 14. Matriks konfusi C-SVC dengan kernel <i>Polynomial</i>	56
Tabel 15. Matriks konfusi C-SVC dengan kernel RBF	56
Tabel 16. Matriks konfusi C-SVC dengan kernel <i>Sigmoid</i>	56
Tabel 17. Matriks konfusi nu-SVC dengan kernel <i>Linear</i>	57
Tabel 18. Matriks konfusi nu-SVC dengan kernel <i>Polynomial</i>	57
Tabel 19. Matriks konfusi nu-SVC dengan kernel RBF	57

Tabel 20. Matriks konfusi nu-SVC dengan kernel <i>Sigmoid</i>	58
Tabel 21. Hasil akurasi dengan C-SVC dan nu-SVC dari empat jenis kernel.....	58
Tabel 22. Hasil analisis SAS parameter massa (M).....	65
Tabel 23. Hasil analisis SAS parameter ketebalan (T)	65
Tabel 24. Hasil analisis SAS parameter diameter 1 (D1)	66
Tabel 25. Hasil analisis SAS parameter diameter 2 (D2)	66
Tabel 26. Hasil analisis SAS parameter sperisitas (ϕ).....	67
Tabel 27. Hasil analisis SAS parameter luas permukaan (S).....	67
Tabel 28. Hasil analisis SAS parameter volume (V)	68
Tabel 29. Hasil analisis SAS parameter warna R	68
Tabel 30. Hasil analisis SAS parameter warna G	69
Tabel 31. Hasil analisis SAS parameter warna B	69
Tabel 32. Hasil analisis SAS parameter warna L*.....	70
Tabel 33. Hasil analisis SAS parameter warna a*	70
Tabel 34. Hasil analisis SAS parameter warna b*	71
Tabel 35. Hasil analisis SAS parameter D1.V	71
Tabel 36. Hasil analisis SAS parameter D2.V	72

DAFTAR GAMBAR

Gambar	Halaman
Gambar 1. Biji kopi Arabika Gayo, Kintamani dan Wamena	8
Gambar 2. Diagram pada fungsi kernel Linear, Polynomial dan RBF	19
Gambar 3. Diagram alir penelitian.....	22
Gambar 4. Ilustrasi parameter D1, D2 dan T pada biji kopi	24
Gambar 5. Ilustrasi <i>color space</i> RGB dan $L^*a^*b^*$	26
Gambar 6. Ilustrasi pengambilan nilai warna dan nilai yang ditampilkan.....	27
Gambar 7. Tampilan <i>syntax</i> pada SAS	28
Gambar 8. Membuat <i>category variable</i> pada <i>The Unscrambler v9.2</i>	32
Gambar 9. Menu <i>Support Vector Machine Classification</i>	36
Gambar 10. Hasil diskriminasi PCA dari ketiga jenis kopi	43
Gambar 11. Hasil <i>loading</i> PC1	44
Gambar 12. Hasil <i>loading</i> PC2	45
Gambar 13. Model SIMCA kopi Gayo	47
Gambar 14. Model SIMCA kopi Kintamani.....	47
Gambar 15. Model SIMCA kopi Wamena	48
Gambar 16. Pengukuran massa biji kopi dengan timbangan <i>digital</i>	76
Gambar 17. Pengukuran tebal dan diameter menggunakan jangka sorong	76

Gambar 18. Sampel biji kopi yang sudah disimpan.....	77
Gambar 19. Nilai warna yang ditampilkan <i>color meter</i>	77
Gambar 20. Pengambilan nilai warna dengan <i>color meter</i>	77

I. PENDAHULUAN

1.1. Latar Belakang

Kopi merupakan salah satu komoditas perkebunan paling besar di dunia menguasai setengah dari total ekspor komoditas tropis di dunia. Menurut data *International Coffee Organization (ICO)* kebutuhan kopi dunia diperkirakan mencapai 9,443 juta ton pada tahun 2017. Total produksi kopi Indonesia tahun 2017 mencapai 648 ribu ton yang mana menjadikan Indonesia sebagai negara pengekspor kopi terbesar kedua di Asia setelah Vietnam. Popularitas dan daya tarik dunia terhadap kopi, utamanya dikarenakan rasa yang unik serta didukung oleh faktor sejarah, tradisi, sosial dan kepentingan ekonomi (Ayelign dkk, 2013).

Saat ini dua jenis kopi masih menjadi favorit di Indonesia yaitu kopi Arabika dan kopi robusta. Masing masing jenis kopi memiliki keunggulan masing-masing. Kopi Arabika memiliki keunggulan dalam segi rasa dibandingkan kopi robusta sehingga dari segi perdagangan kopi jenis Arabika memiliki pasar khusus. Sedangkan kopi robusta walaupun memiliki cita rasa yang berbeda dari kopi Arabika namun dengan harga yang lebih murah menjadikan kopi ini lebih strategis dalam pemberdayaan ekonomi rakyat karena harga yang terjangkau dan sifatnya yang lebih mudah dibudidayakan.

Di Indonesia, kopi pertama kali dibawa oleh pria berkebangsaan Belanda sekitar tahun 1646 yang mendapatkan biji Arabika *mocca* dari Arab (Prastowo dkk, 2010). Pemerintah Hindia Belanda yang pertama mendatangkan jenis kopi robusta yang berasal dari Kongo, Afrika pada tahun 1900 M. Setelah sebelumnya timbul serangan penyakit karat daun (*coffee leaf rust*) yang menyebar pada sebagian besar tanaman kopi di seluruh provinsi di Indonesia. Kopi jenis ini lebih tahan penyakit dan memerlukan syarat tumbuh serta pemeliharaan yang ringan, dengan hasil produksi yang jauh lebih tinggi. Hal inilah yang menyebabkan kopi jenis ini lebih cepat berkembang di Indonesia (Panggabean, 2011).

Perkebunan Besar (PB) dan Perkebunan Rakyat (PR) kopi tersebar di provinsi di Indonesia, kecuali wilayah Provinsi DKI Jakarta. Sumatera Selatan merupakan provinsi dengan areal PR kopi yang terluas di Indonesia yaitu 249,7 ribu hektar (20,3%) dan Provinsi Jawa Timur yang terluas untuk PB sebesar 42,1 ribu hektar (3,43%) pada tahun 2016 dari total luas areal kopi di Indonesia. Perkembangan produksi kopi Perkebunan Besar (PB) dari tahun 2014 sampai dengan 2016 mengalami fluktuatif. Untuk Perkebunan Rakyat (PR), produksi dari tahun 2014 sampai 2016 cenderung mengalami penurunan setiap tahun. Produksi pada tahun 2014 sekitar 612,87 ribu ton, pada tahun 2015 menjadi 602,43 ribu ton atau menurun 1,7%. Pada tahun 2016 diperkirakan mencapai 602,16 ribu ton atau menurun 0,01% dibandingkan dengan tahun 2015. Total ekspor kopi delapan tahun terakhir cenderung berfluktuasi, berkisar antara -27,94% sampai dengan 30,46%. Pada tahun 2009 total berat ekspor mencapai 433,6 ribu ton dengan total nilai sebesar US\$ 814,3 juta meningkat menjadi 414,65 ribu ton pada tahun 2016 dengan total nilai sebesar US\$ 1 008,55 juta (Statistik Kopi Indonesia, 2016).

Tingkat konsumsi kopi di Indonesia tahun 2016 termasuk tinggi dan diperkirakan akan terus meningkat setiap tahunnya. Pusat Data Dan Informasi Pertanian memproyeksikan konsumsi kopi Indonesia akan meningkat sebesar 2,49% dari tahun 2016 sejumlah 302.176 ton menjadi 309.771 ton pada tahun 2020. Angka ini bisa terus meningkat melihat budaya minum kopi menjadi tren masyarakat saat ini, dan banyaknya kedai kopi yang mudah dijumpai di berbagai daerah di Indonesia. Hal ini tentu saja turut mendukung program pemerintah untuk mengenalkan dan melestarikan keberagaman kopi-kopi asli Nusantara ke mata dunia khususnya masyarakat Indonesia. Beberapa produk kopi asli nusantara antara lain kopi Gayo (Aceh), Kintamani (Bali) dan Wamena (Papua). Ketiga macam kopi tersebut merupakan kopi jenis Arabika yang bernilai ekonomi tinggi karena memiliki cita rasa yang khas.

Namun tingginya produksi kopi di berbagai daerah belum diimbangi dengan sertifikasi keaslian biji kopi, hal ini dapat meningkatkan tindakan pengoplosan antara kopi berkualitas tinggi dengan kopi yang berkualitas rendah atau bahkan bahan selain kopi. Tindakan ini dilakukan untuk menambah keuntungan secara komersial dengan cara yang ilegal. Tindakan ini akan mempengaruhi kualitas kopi baik secara rasa, aroma bahkan kandungan nutrisi setiap jenis kopi. Tindakan pengoplosan ini perlu dihindari dengan langkah antisipasi tertentu, salah satunya adalah pengujian karakteristik fisik yang dilakukan saat kondisi kopi masih berbentuk biji karena jika sudah melalui proses penggilingan (*grinding*) dan sudah menjadi bubuk sifat fisik asli akan hilang dan di saat itulah rawan terjadinya pengoplosan.

Oleh karena itu perlu adanya pengujian untuk mengetahui karakteristik fisik biji kopi dengan parameter antara lain massa, diameter, ketebalan hingga warna. Pada penelitian ini akan dilakukan pengukuran fisik pada biji kopi dari tiga varietas yaitu, Gayo, Kintamani dan Wamena. Pengukuran fisik meliputi pengukuran berat biji, ketebalan, diameter, sferisitas, luas permukaan, volume dan warna.

Hasil uji tersebut digunakan untuk membuat model klasifikasi sehingga ditemukan model terbaik yang dapat mengklasifikasikan ketiga jenis biji kopi Arabika berdasarkan karakteristik fisiknya. Klasifikasi yang digunakan dalam penelitian ini adalah klasifikasi linier dengan PCA (*Principal Component Analysis*), SIMCA (*Soft Independent Modeling of Class Analogy*) dan klasifikasi *non linier* dengan SVM (*Support Vector Machine*).

1.2. Tujuan

Penelitian ini bertujuan untuk:

- a. Mengetahui karakteristik fisik biji kopi Arabika jenis Gayo, Kintamani dan Wamena.
- b. Mengetahui parameter fisik yang paling berpengaruh dalam membedakan biji kopi Arabika Gayo, Kintamani dan Wamena.
- c. Mengetahui model klasifikasi yang paling tepat untuk membedakan biji kopi Arabika Gayo, Kintamani dan Wamena

1.3. Manfaat Penelitian

Manfaat dari penelitian ini adalah untuk mengklasifikasikan biji kopi Arabika Gayo, Kintamani dan Wamena dan sebagai referensi bagi distributor dalam

membedakan dan menentukan kopi Arabika jenis Gayo, Kintamani dan Wamena secara fisik demi menjamin kepuasan konsumen.

1.4. Hipotesis Penelitian

Adapun hipotesis penelitian ini yaitu kopi Arabika Gayo, Kintamani dan Wamena dapat dibedakan dengan parameter fisik tertentu menggunakan metode analisis data RAL (Rancangan Acak Lengkap), model SIMCA (*Soft Independent Modeling of Class Analogy*) dan model SVM (*Support Vector Machine*).

1.5. Batasan Masalah

1. Pengukuran fisik hanya terbatas pada biji kopi Arabika Gayo, Kintamani dan Wamena.
2. Parameter pengukuran fisik hanya terbatas pada parameter Massa (M), tebal biji (T), diameter (D1 dan D2), Luas permukaan (S), sperisitas (Φ) dan volume (V).
3. Parameter warna yang digunakan adalah RGB dan L*a*b*.

II. TINJAUAN PUSTAKA

2.1. Kopi

Kopi merupakan komoditas tropis utama yang diperdagangkan di seluruh dunia dengan kontribusi setengah dari total ekspor komoditas tropis. Popularitas dan daya tarik dunia terhadap kopi, utamanya dikarenakan rasanya yang unik serta didukung oleh faktor sejarah, tradisi, sosial dan kepentingan ekonomi (Ayelign dkk, 2013).

Biji kopi merupakan bahan baku minuman penyegar sehingga aspek mutu yang berhubungan dengan sifat fisik, kimiawi, kontaminasi dan kebersihan harus diawasi secara ketat karena berpengaruh pada daya hasil (rendemen), efisiensi produksi, cita rasa, dan kesehatan konsumen. Biji kopi atau sering disebut sebagai kopi beras dalam dunia perdagangan merupakan bentuk akhir dari proses pengolahan primer (Clarke dan Macrae, 1989).

2.2. Kopi Arabika

Di Indonesia, kopi merupakan salah satu komoditas perkebunan yang cukup diperhitungkan dan sebagai sumber devisa negara terutama kopi jenis Arabika. Ketenaran kopi Arabika Indonesia tidak terlepas dari kualitas dan sejarahnya. Kopi Arabika pertama kali ditemukan pada tahun 850 M di Ethiopia dan disebarkan ke beberapa negara Islam oleh para peziarah (Sera dkk., 2003).

Pada awal abad ke-18, tanaman kopi dibawa ke Indonesia oleh VOC dan pertama kali ditanam pada tahun 1707 di wilayah Priangan (Zakaria, 2012).

Melimpahnya kekayaan sumber daya alam dan keunikan dari masing masing daerah di Indonesia perlu digunakan dan dilestarikan, salah satunya dengan cara mempatenkan produk dari suatu daerah untuk menghindari klaim dari pihak yang tidak diinginkan. Salah satu upaya adalah dengan memiliki sertifikasi indikasi geografis (IG) dari Dirjen Hak Kekayaan Intelektual dan Kementrian Hukum dan Hak Asasi Manusia. Indikasi Geografis adalah sertifikasi yang dilindungi undang undang kepada produk yang memiliki karakteristik yang khas dan hanya dihasilkan dari wilayah geografis tertentu.

Saat ini sudah terdaftar 16 jenis kopi Indonesia yang memiliki sertifikasi indikasi geografis. Antara lain kopi Arabika Gayo, Sumatera Arabika Simalungun Utara, Arabika Java Preanger, Lampung Robusta, Java Arabika Sindoro-Sumbing, Arabika Kintamani Bali, Arabika Ijen Raung, Arabika Kalosi Enrekang, Arabika Toraja, Arabika Flores Bajawa, Liberika Tunggal Jambi, Kopi Robusta Semendo, Liberika Rangsang Meranti, Sumatera Mandheling, Robusta Empat Lawang dan Robusta Temanggung.

Pentingnya komoditas kopi di Indonesia berdampak pada semakin menjamurnya kedai dan distributor kopi di setiap daerah. Kedai kopi begitu mudah ditemui di kota-kota besar. Penyebabnya antara lain karena kemajuan teknologi yang mempermudah penjualan dan gaya hidup masyarakat modern saat ini. Jenis jenis kopi yang banyak dikonsumsi dan menjadi favorit antara lain jenis Arabika Gayo, Kintamani dan Wamena. Setiap jenisnya memiliki ciri khas rasa dan karakteristik

fisik yang berbeda. Seperti pada Gambar 1 terlihat biji kopi Arabika Gayo, Kintamani dan Wamena. Sekilas memang terlihat sama, namun jika dilakukan pengukuran fisik dan warna terdapat perbedaan.



Gambar 1. Biji kopi Arabika Gayo, Kintamani dan Wamena (sumber: dok. Pribadi)

2.3. Kopi Arabika Gayo

Tanaman kopi Arabika (*Coffea arabica L.*) berhasil dimasukkan dan dibudidayakan di Indonesia (Pulau Jawa) pada tahun 1699. Perkebunan kopi Arabika di dataran tinggi Gayo pertama dibangun pada tahun 1924 (di daerah Paya Tumpi dan Merzicht) setelah jalan Bereun – Takengon selesai dibangun pada tahun 1913. Perluasan areal kopi Arabika sangat lambat karena lokasi yang terisolasi dan mahalnya ongkos angkutan. Setelah tahun 1930 kopi Arabika menjadi penting bagi perekonomian rakyat di Gayo.

Kopi Arabika Gayo merupakan salah satu komoditi ekspor unggulan Indonesia yang telah dikenal di pasar domestik dan internasional. Kopi Arabika Gayo di dataran tinggi Gayo pada umumnya adalah kopi Arabika. Kopi Arabika sangat

cocok untuk tumbuh di dataran tinggi Gayo yang memiliki letak geografis antara $3^{\circ}45'0''$ - $4^{\circ}59'0''$ dan $96^{\circ}16'10''$ - $97^{\circ}55'10''$ BT. Wilayah didominasi ketinggian tempat di antara 900-1700 m dpl merupakan habitat yang ideal untuk budidaya kopi Arabika.

Menurut MPIG (Masyarakat Perlindungan Kopi Gayo) produksi kopi Arabika Gayo mencakup lebih dari 90% dari total produksi kopi di Provinsi Aceh. Pusat Penelitian Kopi dan Kakao Indonesia menyatakan bahwa luas penanaman kopi Arabika masing masing kabupaten di dataran tinggi Gayo yaitu Aceh Tengah (46.000 ha), Bener Meriah (37.000 ha), dan Gayo Lues (4000 ha) (Ellyanti, 2012). Kopi Gayo telah mendapatkan sertifikasi Indikasi Geografis dengan nomor agenda IG.00.2009.000003 sejak didaftarkan pada 28 April 2010 oleh MPIG.

2.4. Kopi Arabika Kintamani

Tipe kopi Bali Kintamani berasal dari tempat dengan ketinggian > 900 mdpl. Yang menarik yaitu agroekosistem tipe kopi Kintamani Bali ini sangat cocok untuk perkembangan kopi Arabika dengan sistem pertaniannya yang dikenal homogen, terlebih di lokasi Kintamani. Lokasi ini dikenal mempunyai iklim dengan suhu lingkungan yang dingin serta kering sesuai sama suhu hawa yang tinggi. Di luar itu dengan tanah vulkanik yang subur membuat kopi Kintamani bisa tumbuh dengan baik dengan mutu kualitas tinggi.

Kopi yang diusahakan petani di Kintamani adalah kopi Arabika yang merupakan sumber pendapatan penting bagi petani. Potensi mutu citarasa kopi Arabika dari Kintamani cukup baik dan ukuran biji yang besar. Sebagian telah berhasil dipasarkan ke segmen spesialti, demikian pula sebagian besar petani telah

melaksanakan praktek budidaya yang baik, tetapi cara pengolahan pasca panen sebagian besar secara kering sehingga mutunya kurang baik.

Saat ini kopi Arabika Kintamani telah mendapatkan sertifikasi Indikasi Geografis dengan nomor agenda IG.00.2007.000001 sejak didaftarkan pada 5 Desember 2008 dengan pemilik MPIG (Masyarakat Perlindungan Indikasi Geografis). Sertifikasi Indikasi Geografis Kopi Kintamani Bali didapatkan dengan dasar pertimbangan antara lain; dikenal sebagai *geography coffee*, bermutu baik, masyarakat berhasrat untuk menjaganya, memiliki sejarah yang unik, agrosistem yang cocok untuk kopi Arabika dan sistem pertaniannya homogen, ketinggian > 1.000 m dari permukaan laut, petani telah memiliki kelembagaan yang kuat (subak abian), manajemen pertanaman khas dan relatif homogen yang didasarkan pada pengetahuan tradisional, merupakan produk penyegar yang sangat dipengaruhi oleh alam dan budaya setempat, nama Bali sangat dikenal di sektor pariwisata khususnya sebagai sumber barang-barang unik (Arnawa, dkk, 2010).

2.5. Kopi Arabika Wamena

Pengembangan tanaman kopi di Provinsi Papua sudah lama dikenal sejak Pemerintahan Hindia Belanda. Jenis tanaman kopi yang dikembangkan di tanah Papua terutama di daerah pedalaman adalah jenis *Coffea arabica*, sedangkan jenis *Coffea robusta* dikembangkan di daerah pesisir pulau Papua.

Kopi Arabika Wamena merupakan salah satu kopi produk Indonesia yang sudah mulai dikenal di seluruh Indonesia dan manca negara. Kopi Arabika Wamena tumbuh di lembah Baliem pegunungan Jayawijaya Wamena tanpa menggunakan pupuk kimia, sehingga kopi Arabika Wamena merupakan kopi organik karena

tumbuh subur secara alami. Para petani kopi dibina langsung oleh Pemerintah Daerah melalui Dinas Perkebunan dan Tanaman Pangan Wamena dan juga dibantu oleh Amarta dari Amerika untuk mengolah hasil panen kopi mereka.

Sejak tahun 2008, kopi Arabika Wamena telah diekspor ke Amerika Serikat sampai sekarang. Pemerintah Daerah terus memperkenalkan kopi Arabika Wamena Papua dengan mengikuti pameran hasil pertanian di berbagai kesempatan pameran di Indonesia, khususnya di Jakarta. Untuk mendukung pemerintah dalam rangka memperkenalkan kopi Arabika Wamena Papua ke seluruh Indonesia, maka penduduk kota Wamena turut memasarkan kopi Arabika Wamena dengan harapan kopi Arabika Wamena dapat dinikmati oleh masyarakat pencinta dan penikmat kopi di berbagai warung kopi atau pun kafe di seluruh Indonesia. Kopi Arabika Wamena Papua memiliki aroma dan cita rasa yang khas dibandingkan dengan cita rasa kopi Arabika yang lain.

2.6. Karakteristik Fisik

Kriteria seleksi genotipe unggul yang diterapkan oleh petani pada umumnya masih sederhana, yaitu hanya berdasarkan karakterkarakter kuantitatif yang mudah diamati seperti ukuran biji besar dan produktivitas tinggi. Di sisi lain, pada konteks global, seleksi mulai lebih ditekankan kepada komponen mutu mengingat produksi kopi dunia yang sudah berlebih dan rendahnya harga di pasaran (Leroy dkk., 2006). Oleh sebab itu, pemulia tanaman perlu membantu petani dengan menambahkan kriteria seleksi penting lainnya yang terkait dengan mutu. Bagi kalangan eksportir maupun importir, kualitas kopi selalu dikaitkan dengan

karakter ukuran biji (Leroy dkk., 2006). Biji kopi berukuran lebih besar cenderung mendapatkan harga yang relatif lebih tinggi (Priyono & Sumirat, 2012).

2.7. Prinsip *color meter*

Warna merupakan faktor utama yang mempengaruhi persepsi konsumen terhadap kualitas produk secara keseluruhan (Francis, 1995). Ada beberapa faktor yang menentukan perbedaan warna pada biji kopi seperti suhu dan lama penyangraian. Menurut Jayus dkk (2011), fermentasi yang lebih lama menyebabkan terlarutnya pigmen dalam biji kopi dan penurunan nilai kecerahan yang terjadi diduga terdapat reaksi berlebihan antara asam yang dihasilkan biji kopi. Pigmen yang telah terlarut membuat biji menjadi lebih pucat akan tetapi asam yang terlalu tinggi dapat menyebabkan warna biji kopi lebih gelap karena senyawa pigmen telah habis terlarut.

Kolorimetri dikaitkan dengan penetapan konsentrasi suatu zat dengan mengukur absorpsi relatif cahaya sehubungan dengan konsentrasi tertentu zat itu.

Kolorimetri visual menggunakan sumber cahaya putih alamiah, penetapan dengan kolorimeter (pembanding warna). Jika mata diganti dengan sel fotolistrik (fotometer) maka dinamakan kolorimetri fotolistrik. Jika sumber cahaya berasal dari spektrofotometer yaitu suatu sumber radiasi yang menjorok ke daerah ultra violet dan dapat dipilih spektrum dengan panjang gelombang tertentu selebar 1 nm (dengan alat pen tetap fotometer) dinamakan sebagai spektrofotometri.

Kolorimetri adalah suatu metoda analisis kimia yang didasarkan pada tercapainya kesamaan warna antara larutan sampel dan larutan standar, dengan menggunakan sumber cahaya polikromatis dengan detektor mata. Alat yang digunakan untuk

analisa kolorimetri adalah kolonimeter. Oleh karena itu metoda spektroskopi sinar tampak disebut juga dengan metoda kolorimetri.

Prinsip dasar dari metoda kolorimetri visual adalah tercapainya kesamaan warna antara sampel dan standar apabila jumlah molekul penyerap yang dilewati sinar pada ke dua sisi larutan persis sama. Persyaratan larutan yang harus dipenuhi untuk absorpsi sinar tampak adalah larutan harus berwarna. Sehingga untuk larutan yang tidak berwarna harus ditambah dengan pengompleks, misal pada saat uji nitrit maka larutan ditambah dengan naptylamin sulfonik acit sehingga sampel menjadi berwarna. Tua atau mudanya suatu warna larutan tergantung kepekatannya.

2.8. RAL (Rancangan Acak Lengkap)

RAL merupakan rancangan yang paling sederhana diantara rancangan-rancangan percobaan yang lain. Dalam rancangan ini perlakuan dikenakan sepenuhnya secara acak terhadap satuan-satuan percobaan atau sebaliknya. Pola ini dikenal sebagai pengacakan lengkap atau pengacakan tanpa pembatasan. Penerapan percobaan satu faktor dalam RAL biasanya digunakan jika kondisi satuan-satuan percobaan relatif homogen. Dengan keterbatasan satuan-satuan percobaan yang bersifat homogen ini, rancangan percobaan ini digunakan untuk jumlah perlakuan dan jumlah satuan percobaan yang relatif tidak banyak (Muhammad dkk, 2014).

2.9. PCA (*Principal Component Analysis*)

PCA adalah kombinasi *linear* dari peubah awal yang secara geometris kombinasi *linear* ini merupakan sistem koordinat baru yang diperoleh dari rotasi semula.

Perhitungan pada PCA didasarkan pada perhitungan nilai eigen dan vektor eigen yang menyatakan penyebaran data dari suatu dataset. Tujuan dari PCA adalah untuk mereduksi data yang ada tanpa kehilangan informasi yang ada dalam data awal. Dengan menggunakan PCA data yang tadinya sebanyak n peubah akan direduksi menjadi k peubah baru (*principle Component*) dengan jumlah k lebih sedikit dari jumlah n , dan hanya dengan menggunakan k *principle Component* akan menghasilkan nilai yang sama dengan menggunakan n variable (Johnson and Wichern, 2007).

Dalam buku Johnson dan Wichern (2007) perhitungan analisa dengan menggunakan PCA secara garis besar adalah sebagai berikut :

1. Data-data yang didapat terkadang memiliki perbedaan skala yang cukup mencolok. Satu data berkisar antara 10^{-1} , sementara yang lainnya bernilai 10^{-2} . Perbedaan skala ini akan menyebabkan ketidaksimetrisan persebaran (*variance*) data. Oleh sebab itu, data-data tersebut mesti distandarisasi dengan cara berikut :

$$X_{\text{baru}} = \frac{x_i - \bar{x}}{\sigma}$$

2. Hitung matriks kovarian dengan menggunakan persamaan :

$$\text{variance}(x, x) = \frac{\sum_{i=1}^N (x_i - \bar{x})(x_i - \bar{x})}{N - 1}$$

$$\text{covariance}(x, y) = \frac{\sum_{i=1}^N (x_i - \bar{x})(y_i - \bar{y})}{N - 1}$$

3. Hitung nilai eigen dengan persamaan :

$$\det[A - \lambda I] = 0$$

Dimana : A : kovarian matriks

λ : *eigen value*

I : *identity* matriks

Dari persamaan di atas, jumlah *eigen value* akan sebanyak jumlah *variable* yang terlibat. Kemudian *eigen vector* dihitung dengan menyelesaikan persamaan dibawah :

$$[A - \lambda I | X] = 0$$

X = *eigen vector* untuk *eigen value* yang digunakan.

Meskipun PCA merupakan teknik pengenalan pola *non supervised*, namun sering digunakan untuk mengklasifikasikan data. PCA dapat menjadi alternatif memadai untuk data variabilitas antara kelompok yang mendominasi.

2.10. SIMCA (*Soft Independent Modeling of Class Analogy*)

Pembentukan dan pengujian model yang dibangun menggunakan program SIMCA (*Soft Independent Modeling of Class Analogy*), SIMCA juga termasuk ke dalam PCA namun memiliki tingkat sensitifitas pembacaan data yang tinggi (*supervised*). Prosedur yang digunakan untuk mengimplementasikan SIMCA adalah dengan melakukan pemisahan PCA pada setiap kelas di data set, dan dalam jumlah yang memadai komponen utama dipertahankan untuk sebagian besar variasi data dalam setiap kelas. Klasifikasi di SIMCA dibuat dengan membandingkan varian residual dari sampel dengan rata-rata residual varian dari sampel tersebut yang membentuk kelas. Perbandingan ini memberikan ukuran langsung dari kesamaan sampel untuk kelas tertentu dan dapat dianggap sebagai ukuran *goodness of fit* dari sampel untuk model kelas tertentu (Lavine, 2009).

Confusion matrix merupakan tabel pencatat hasil kerja klasifikasi dari pengolahan menggunakan SIMCA. *Confusion matrix* melakukan pengujian untuk memperkirakan obyek yang benar dan salah (Gorunescu, 2011). Urutan pengujian ditabulasikan dalam *confusion matrix* (tabulasi silang) seperti pada Tabel 1 dimana kelas yang diprediksi ditampilkan di bagian atas matriks dan kelas yang diamati di bagian kiri. Setiap sel berisi angka yang menunjukkan berapa banyak kasus yang sebenarnya dari kelas yang diamati untuk diprediksi. Rumus *confusion matrix* memiliki beberapa keluaran yaitu akurasi, spesifisitas, dan sensitivitas. Akurasi adalah ketepatan dari model yang dibuat, dimana a adalah nomor sampel dari kelas A yang masuk di kelas A aktual, sedangkan d adalah nomor sampel dari kelas B yang masuk ke kelas B aktual, b adalah nomor sampel dari kelas A yang masuk ke kelas B aktual, dan c adalah nomor sampel dari kelas B yang masuk ke kelas A aktual.

Tabel 1. Tabulasi silang *Confusion Matrix*

	Kelas A (aktual)	Kelas B (aktual)
Kelas A (hasil model SIMCA A)	a	b
Kelas B (hasil model SIMCA B)	c	d

Menurut Lavine (2009) rumus tabulasi silang memiliki empat keluaran yaitu akurasi, sensitivitas, spesifisitas, dan *error*. Secara matematik, keempat keluaran tersebut dapat diekspresikan sebagai berikut :

a) Akurasi (AC) : $\frac{a+d}{a+b+c+d}$

b) Sensitivitas (S) : $\frac{d}{b+d}$

c) Spesifisitas (SP) : $\frac{a}{a+c}$

$$d) \text{ Error (FP)} \quad : \quad \frac{c}{a+c}$$

Keterangan :

a : Sampel kelas A yang masuk ke dalam kelas A

b : Sampel kelas B yang masuk ke dalam kelas A

c : Sampel kelas A yang masuk ke dalam kelas B

d : Sampel kelas B yang masuk ke dalam kelas B

Klasifikasi nilai akurasi menunjukkan keakuratan model yang dibangun.

Sensitivitas menunjukkan kemampuan model untuk menolak sampel yang bukan kelasnya, semakin tinggi nilai sensitivitas maka model yang dibangun semakin mengenali karakteristik sampel. Sedangkan untuk nilai spesifisitas merupakan kemampuan model untuk mengarahkan sampel masuk ke dalam kelasnya secara benar. Jadi semakin tinggi nilai akurasi maka model yang dibangun akan semakin baik dan semakin besar nilai sensitivitas dan spesifisitas maka sampel akan masuk ke dalam kelasnya masing-masing dan sampel yang bukan kelasnya tidak akan masuk ke dalam kelas tersebut. Menurut penelitian (Han,2006), Sensitivitas dan spesifisitas dapat digunakan untuk pengklasifikasian akurasi. Fungsi sensitivitas dan spesifisitas dapat menunjukkan tingkat akurasi. Sedangkan nilai *error* menunjukkan tingkat kesalahan dalam klasifikasi model yang dibangun. Semakin kecil nilai *error* maka model yang dibangun semakin baik.

2.11. SVM (Support Vector Machine) Classification

Support Vector Machine (SVM) adalah suatu teknik untuk melakukan prediksi, baik dalam kasus klasifikasi maupun regresi. SVM memiliki prinsip dasar *Linear classifier* yaitu kasus klasifikasi yang secara *Linear* dapat dipisahkan, namun

SVM telah dikembangkan agar dapat bekerja pada problem *non-linear* dengan memasukkan konsep kernel pada ruang kerja berdimensi tinggi. Pada ruang berdimensi tinggi, akan dicari pembatas (*hyperplane*) yang dapat memaksimalkan jarak (*margin*) antara kelas data (Santosa, 2007).

Pada umumnya masalah dalam domain dunia nyata (*real world problem*) jarang yang bersifat *linear separable* kebanyakan bersifat *non-linear*. Untuk menyelesaikan problem *non-linear*, SVM dimodifikasi dengan memasukkan fungsi Kernel. Dalam *non-linear SVM*, pertama-tama data dipetakan oleh fungsi $\Phi(x)$ ke ruang vektor yang berdimensi lebih tinggi. Pada ruang vektor yang baru ini, *hyperplane* yang memisahkan kelas tersebut dapat dikonstruksikan. Hal ini sejalan dengan teori Cover yang menyatakan “Jika suatu transformasi bersifat *non-linear* dan dimensi dari *feature space* cukup tinggi, maka data pada *input space* dapat dipetakan ke *feature space* yang baru, dimana *pattern pattern* tersebut pada probabilitas tinggi dapat dipisahkan secara *Linear*”. Konsep dasar SVM dapat dijelaskan secara sederhana sebagai usaha mencari *hyperplane* terbaik yang berfungsi sebagai pemisah dua kelas pada *input space*. *Hyperplane* pemisah terbaik antara kedua kelas dapat ditemukan dengan mengukur *margin hyperplane* dan mencari titik maksimalnya. *Margin* adalah jarak antara *hyperplane* dengan data terdekat dari masing-masing kelas. Data yang paling dekat dengan *hyperplane* disebut sebagai *support vectors*.

Banyak teknik data *mining* atau *machine learning* yang dikembangkan dengan asumsi *kelinearan*, sehingga algoritma yang dihasilkan terbatas untuk kasus-kasus yang *linear* (Santosa, 2007). SVM dapat bekerja pada data *non-linear* dengan

menggunakan pendekatan kernel pada fitur data awal himpunan data. Fungsi kernel yang digunakan untuk memetakan dimensi awal (dimensi yang lebih rendah) himpunan data ke dimensi baru (dimensi yang relatif lebih tinggi).

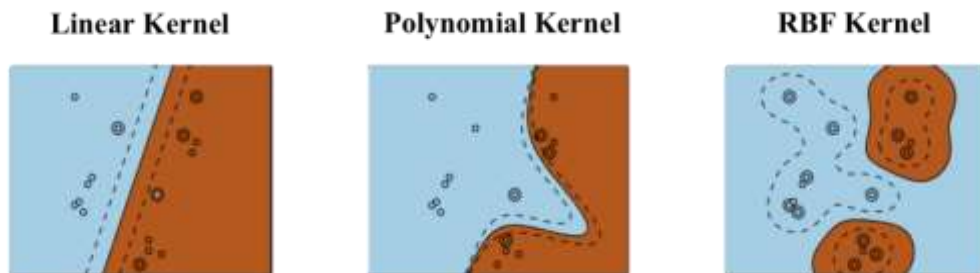
Kernel *trick* memberikan berbagai kemudahan, karena dalam proses pembelajaran SVM, untuk menentukan *support vector*, kita hanya cukup mengetahui fungsi kernel yang dipakai, dan tidak perlu mengetahui wujud dari fungsi *non-linear* Φ . Berbagai macam fungsi kernel adalah sebagai berikut dan diagram dapat dilihat pada Gambar 2:

$$\text{Polynomial} \quad = K(x_i, x_j) = (\vec{x}_i, \vec{x}_j + 1)^p$$

$$\text{Sigmoid} \quad = K(x_i, x_j) = \tan(\alpha \vec{x}_i, \vec{x}_j + \beta)$$

$$\text{RBF (Radial Basis Function)} = K(x_i, x_j) = \exp\left\{-\frac{\|\vec{x}_i - \vec{x}_j\|}{2\sigma^2}\right\}$$

$$\text{Linear} \quad = K(x_i, x_j) = \vec{x}_i^t \vec{x}_j$$



Gambar 2. Diagram pada fungsi kernel Linear, Polynomial dan RBF (sumber: beta.camridgespark.com)

x_i dan x_j adalah pasangan dua data *training*. Parameter σ , c , $d > 0$ merupakan konstanta. Fungsi kernel mana yang harus digunakan untuk substitusi *dot product* di *feature space* sangat tergantung pada data karena fungsi kernel ini akan menentukan fitur baru di mana *hyperplane* akan dicari (Santosa, 2007).

Pengukuran kinerja klasifikasi pada data asli dan data hasil dari model klasifikasi dilakukan dengan menggunakan tabulasi silang (matriks konfusi) yang berisi informasi tentang kelas data asli yang direpresentasikan pada baris matriks dan kelas data hasil prediksi suatu algoritma direpresentasikan pada kolom klasifikasi. Ketepatan klasifikasi dapat dilihat dari akurasi klasifikasi. Akurasi klasifikasi menunjukkan performansi model klasifikasi secara keseluruhan, dimana semakin tinggi akurasi klasifikasi hal ini berarti semakin baik performansi model klasifikasi (Prasetyo, 2012).

III. METODOLOGI PENELITIAN

3.1. Waktu dan Tempat

Penelitian ini dilaksanakan pada bulan November 2017 sampai Maret 2018 di Laboratorium Bioproses dan Pascapanen, Jurusan Teknik Pertanian, Fakultas Pertanian Universitas Lampung.

3.2. Bahan dan Alat

3.2.1. Bahan Penelitian

Bahan yang digunakan adalah sampel kopi Arabika dari jenis Gayo, Kintamani dan Wamena yang telah disangrai pada suhu 210-220°C (*medium roast*) selama ± 12 menit, tiap jenis kopi berjumlah 100 g yang didapatkan dari salah satu distributor kopi di Bandar Lampung.

3.2.2. Alat Penelitian

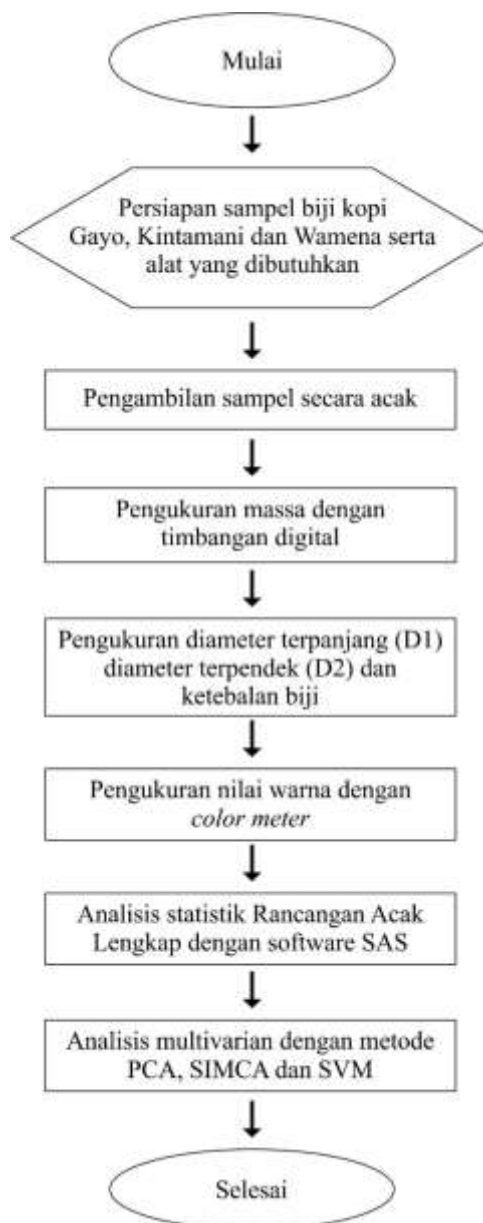
Alat yang digunakan dalam penelitian ini adalah:

1. Timbangan *digital* Adventurer AR2140 (Ohaus Corp Pine Brook, NJ USA);
2. Jangka sorong *digital* Fowler (Fred V. Fowler Company, Inc.);
3. Kamera *digital* 13 Megapixel, Aperture f/2.0 (Xiaomi Inc.);

4. Kertas karton hitam
5. Alat *color meter* TES-135A (*Tes Electrical Electronic Corp.*);
6. *Software* Ms. Excel, *software* SAS (*Statistical Analysis System*), *Software* *The Unscrambler* v9.2 dan *The Unscrambler* v10.5 (*Free Trial*).

3.3. Prosedur Penelitian

Prosedur penelitian dapat dilihat pada diagram alir Gambar 3:



Gambar 3. Diagram alir penelitian

3.3.1. Pengambilan Sampel Biji Kopi

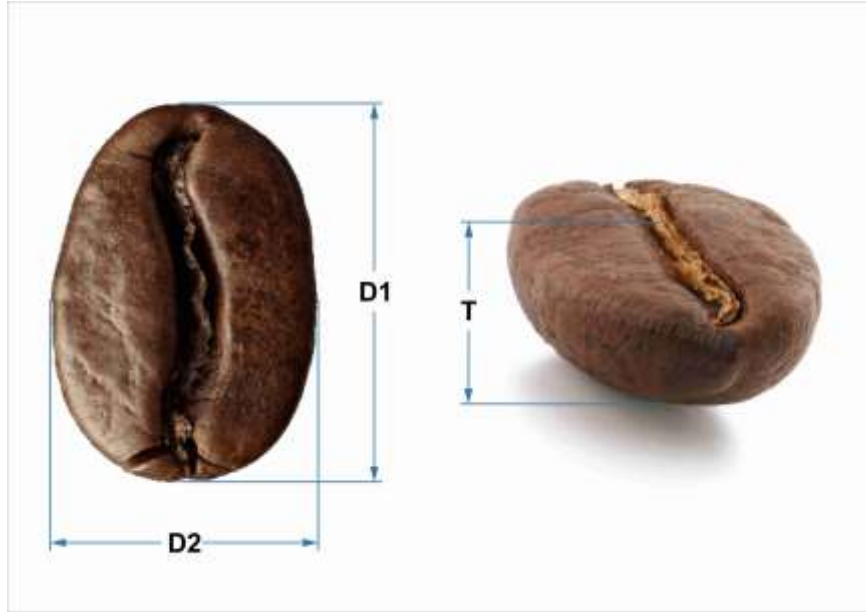
Penelitian ini menggunakan tiga jenis kopi Arabika yaitu kopi Gayo, kopi Kintamani dan kopi Wamena dengan masing-masing sebesar 100 g. Pengambilan sampel biji dilakukan secara acak dengan mengambil satu persatu biji kopi untuk dilakukan pengukuran hingga mencapai 100 biji kopi setiap jenisnya.

Pengambilan sampel ini dilakukan kembali ketika akan mengambil data dari jenis kopi yang lain.

3.3.2. Pengukuran Bentuk

a. Diameter, tebal dan massa

Pengukuran langsung meliputi pengukuran berat, pengukuran diameter (D1 dan D2) dan ketebalan biji. Setelah diambil sampel secara acak dilakukan pengukuran berat per sampel biji, nilai berat diambil menggunakan timbangan digital. Kemudian diukur diameter (D1 dan D2) secara manual menggunakan jangka sorong *digital*, D1 menunjukkan diameter terpanjang sedangkan D2 diameter terpendek dan ketebalan (T) yang semua diukur menggunakan satuan milimeter. Ilustrasi ukuran diameter dan ketebalan dapat dilihat pada Gambar 4.



Gambar 4. Ilustrasi parameter D1, D2 dan T pada biji kopi (sumber: caffecannizzaro.it)

b. Diameter rata rata aritmatik dan geometri

Diameter rata rata aritmatik (D_a) dan diameter rata rata geometrik (D_g) dapat dihitung dengan persamaan sebagai berikut (Mohsein, 1978) :

$$D_a = \frac{D_1 + D_2 + T}{3} \dots\dots\dots(3.1)$$

$$D_g = (D_1 + D_2 + T)^{1/3} \dots\dots\dots(3.2)$$

c. Sferisitas

Sferisitas (ϕ) dapat ditentukan dengan menggunakan persamaan yang diberikan oleh Mohsenin (1978) serta Jain dan Ball (1997) sebagai berikut :

$$\phi = \frac{(D_1 + D_2 + T)^{1/3}}{D_2} \dots\dots\dots(3.3)$$

d. Luas permukaan

Luas permukaan (S) biji kopi dapat dihitung dengan persamaan (Jain dan Ball, 1997; McCabe dkk., 1986) sebagai berikut :

$$S = \pi x Dg^2 \quad \dots\dots\dots(3.4)$$

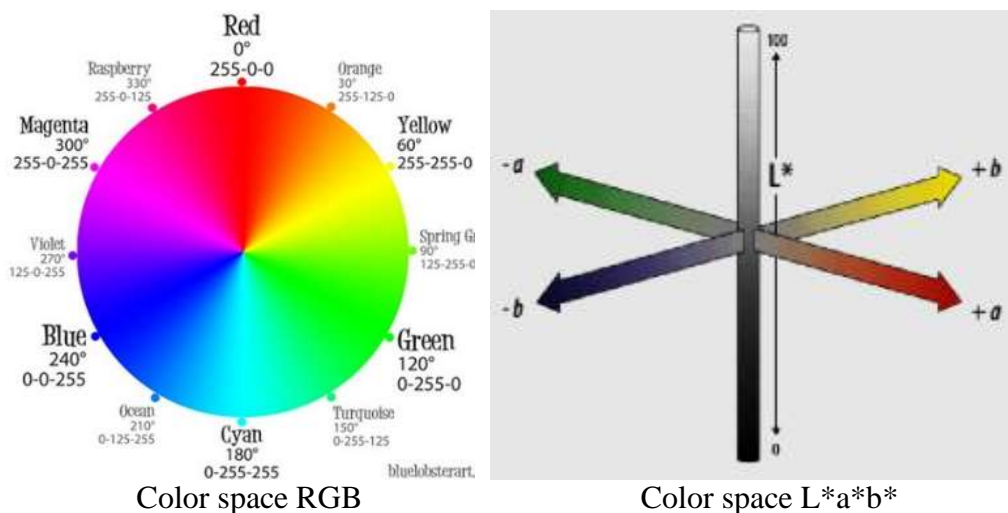
e. Volume

Volume (V) biji kopi dapat dihitung dengan menggunakan persamaan sebagai berikut (Mohsein, 1978) :

$$V = \frac{\pi x D1 x D2 x T}{3} \quad \dots\dots\dots(3.5)$$

3.3.3. Pengukuran Nilai Warna

Color meter digunakan sebagai alat ukur warna untuk menentukan nilai R G B dan Lab.dari sampel dan melihat nilai perbedaan warna biji kopi dari setiap jenisnya. Pada pengukuran warna ini digunakan alat *color meter*, paralon PVC yang telah dilapisi kertas hitam di bagian dalam dan bawah, serta sampel biji kopi. Penggunaan paralon PVC ditujukan untuk membuat suatu jarak pengukuran yang pasti agar pengukuran menjadi seragam. Sedangkan kertas hitam bertujuan untuk menyeragamkan warna dasar di sekeliling sampel. Warna ditentukan menggunakan *color meter* (TES 135) dan dinyatakan dalam nilai R (*Red*), G (*Green*), dan B (*Blue*) serta *Lightness* (L), *redness* (a), dan *yellowness* (b) seperti ilustrasi pada Gambar 5.



Color space RGB

Color space L*a*b*

Gambar 5. Ilustrasi *color space* RGB dan L*a*b* (sumber:

www.ejournalofscience.org)

Prosedur penggunaan *color meter* pertama ditekan pelatuk (*trigger*) beserta tombol T selama 3 detik dan masuk ke mode pengaturan target warna. Ditekan tombol C untuk memilih *color spaces* antara RGB atau L*a*b*. Ditekan tombol C selama 3 detik untuk masuk ke mode kalibrasi. Kalibrasi dilakukan dengan menembakan *color meter* ke atas kertas kalibrasi berwarna putih. Setelah dilakukan kalibrasi kemudian diarahkan dan ditempelkan *measuring head* di atas lubang paralon PVC yang di dalamnya telah diletakan sampel biji kopi yang akan diukur seperti pada Gambar 6, ditekan pelatuk untuk mengukur. Pengukuran akan selesai setelah terdengannya bunyi *beep* sekali dan hasil pengukuran akan ditampilkan pada layar.



Gambar 6. Ilustrasi pengambilan nilai warna dan nilai yang ditampilkan (sumber: dok. Pribadi)

3.3.4. Analisis Data RAL (Rancangan Acak Lengkap)

Data dari setiap peubah yang telah didapat kemudian dianalisa uji sidik ragam dengan metode RAL (Rancangan Acak Lengkap). Percobaan dengan 3 jenis sampel (perlakuan) yaitu Gayo (G), Kintamani (K) dan Wamena (W) dan setiap sampel diulang sebanyak 100 kali pengukuran. Dengan demikian unit percobaan yang melibatkan sebanyak $3 \times 100 = 300$ unit percobaan. Percobaan dilakukan dengan melibatkan satu faktor sedangkan unit percobaan diasumsikan homogen maka dipilih metode rancangan acak lengkap dengan uji sidik ragam. Metode RAL pada penelitian ini menggunakan *software SAS (Statistical Analysis System)*.

Pertama dibuka *software SAS* kemudian muncul tampilan jendela SAS yang terdiri dari *Editor*, digunakan untuk memasukan data dan menganalisis data dengan perintah tertentu. *Log*, menunjukkan bahwa program dapat berjalan dengan sukses atau gagal. *Output*, akan menampilkan hasil analisis yang telah di *run*. Untuk memudahkan dalam memasukan data, perintah disiapkan terlebih

dahulu pada Ms. Word untuk kemudian dipindahkan ke kolom *Editor* pada SAS.

Proses analisis SAS dilakukan pada setiap parameter pengukuran.

Analisis sidik ragam adalah suatu metode statistika yang termasuk dalam cabang statistika inferensi. Dalam praktiknya analisis varians dapat merupakan uji hipotesis maupun pendugaan yang berfungsi menguji adanya perbedaan rata rata tiga kelompok atau lebih dengan membandingkan varians. Dengan membandingkan varians maka dapat diketahui ada atau tidaknya perbedaan. Pada software SAS perbedaan dapat diketahui pada *t grouping*, dengan melihat nilai yang tertera jika menunjukkan kesamaan (tidak berbeda nyata) maka disimbolkan dengan huruf yang sama. Jika hasilnya berbeda nyata atau berbeda sangat nyata maka disimbolkan dengan huruf yang berbeda.

Perintah atau *syntax* pada kolom *Editor* dapat dilihat pada Gambar 7. Setelah dipastikan tidak ada kesalahan kemudian klik *run*.

```
Data dt1;
Input fakl$ r respon;
Cards;
G      1      0.2172
G      2      0.1802
G      3      0.2535
G      4      0.1893
G      5      0.1690
G      6      0.1862
G      7      0.1198
G      8      0.7164
G      9      0.1236
G     10      0.1271
G     11      0.1286
G     12      0.1797
G     13      0.1688
G     14      0.1962
```

Gambar 7. Tampilan *syntax* pada SAS

3.3.5. Penentuan Peubah

Setelah didapat seluruh data dari hasil pengukuran langsung dan *color meter* maka data yang didapat dianalisis dengan metode PCA (*Principal Component Analysis*). Dalam metode PCA peubah harus ditentukan terlebih dahulu. Dalam penelitian ini peubah yang digunakan berjumlah 51 peubah. Peubah didapatkan berdasarkan data dari hasil pengukuran fisik tiga jenis biji kopi. Adapun peubah yang digunakan beserta formulanya dapat dilihat pada Tabel 2.

Tabel 2. Peubah sifat fisik yang diamati

No.	Peubah	Keterangan	Formula
1	M	Berat	Pengukuran
2	D1	Panjang diameter D1	Pengukuran
3	D2	Panjang diameter D2	Pengukuran
4	T	Ketebalan	Pengukuran
5	D _a	Diameter rata rata aritmatik	$Da = \frac{D1 + D2 + T}{3}$
6	D _g	Diameter rata rata geometrik	$Dg = (D1 + D2 + T)^{1/3}$
7	D3	Hasil kali D1 dan D2	D1 x D2
8	D4	Hasil bagi D1 dan D2	D1 / D2
9	Φ	Sperisitas	$\varphi = \frac{(D1 + D2 + T)^{1/3}}{D2}$
10	S	Luas permukaan	$S = \pi \times Dg^2$
11	V	Volume	$V = \frac{\pi \times D1 \times D2 \times T}{3}$
12	R	Nilai warna R	Pengukuran

No.	Peubah	Keterangan	Formula
13	G	Nilai warna G	Pengukuran
14	B	Nilai warna B	Pengukuran
15	L	Nilai warna L*	Pengukuran
16	A*	Nilai warna a*	Pengukuran
17	B*	Nilai warna b*	Pengukuran
18	R ²	Nilai kuadrat R	R x R
19	R.G	Nilai R dikali G	R x G
20	R.B	Nilai R dikali B	R x B
21	G ²	Nilai kuadrat G	G x G
22	G.B	Nilai G dikali B	G x B
23	B ²	Nilai kuadrat B	B x B
24	L ²	Nilai kuadrat L*	L x L
25	L.a	Nilai L* dikali a*	L x a
26	L.b	Nilai L* dikali b*	L x b
27	a ²	Nilai kuadrat a*	a x a
28	a.b	Nilai a* dikali b*	a x b
29	b ²	Nilai kuadrat b*	b x b
30	R.L	Nilai R dikali L*	R x L
31	R.a	Nilai R dikali a*	R x a
32	R.b	Nilai R dikali b*	R x b
33	G.L	Nilai G dikali L*	G x L
34	G.a	Nilai G dikali a*	G x a
35	G.b	Nilai G dikali b*	G x b

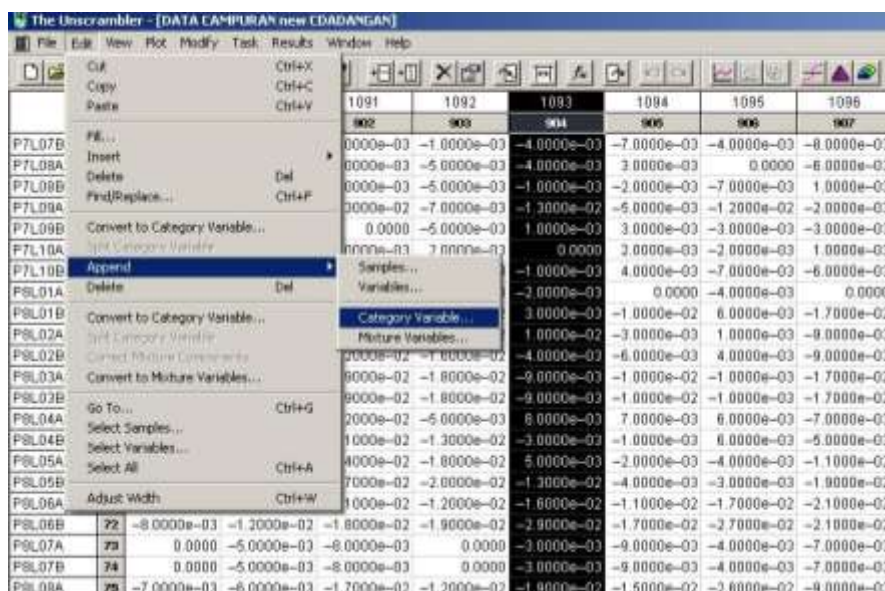
No.	Peubah	Keterangan	Formula
36	B.L	Nilai B dikali L*	$B \times L$
37	B.a	Nilai B dikali a*	$B \times a$
38	B.b	Nilai B dikali b*	$B \times b$
39	1/R	$R / (R+G+B)$	$\frac{R}{(R + G + B)}$
40	1/G	$G / (R+G+B)$	$\frac{G}{(R + G + B)}$
41	1/B	$B / (R+G+B)$	$\frac{B}{(R + G + B)}$
42	D1.T	Nilai D1 dikali T	$D1 \times T$
43	D1.S	Nilai D1 dikali S	$D1 \times S$
44	D1.φ	Nilai D1 dikali φ	$D1 \times \phi$
45	D2.T	Nilai D2 dikali φ	$D2 \times T$
46	D2.S	Nilai D2 dikali S	$D2 \times S$
47	D2. φ	Nilai D2 dikali φ	$D2 \times \phi$
48	D1.M	Nilai D1 dikali M	$D1 \times M$
49	D2.M	Nilai D2 dikali M	$D2 \times M$
50	D1.V	Nilai D1 dikali V	$D1 \times V$
51	D2.V	Nilai D2 dikali V	$D2 \times V$

3.3.6. Analisis PCA dan SIMCA

Setelah didapatkan nilai dari peubah pada Tabel 2 kemudian data dipindahkan ke dalam *Microsoft Excel*. Setelah itu pengolahan data dilakukan dengan *software The Unscrambler v9.2* (CAMO AS, Norwegia). Model kalibrasi dibangun

menggunakan metode PCA (*Principal Component Analysis*) dan SIMCA (*Soft Independent Modeling of Class Analogy*). Sampel yang sudah didapatkan nilainya selanjutnya digabungkan menjadi satu dalam *Microsoft Excel 97-2003* kemudian input ke *software The Unscrambler v9.2*.

Setelah diinput maka terbentuk kolom dan baris berisi nilai seluruh sampel pada peubahnya masing-masing, kemudian setiap sampel dikategorikan berdasarkan jenisnya dengan cara, klik menu *Edit*, pilih *Append* kemudian pilih *Category Variable* seperti pada Gambar 8.



Gambar 8. Membuat *category variable* pada *The Unscrambler v9.2*

Kemudian isi *Category Variable Name* dengan nama “JENIS KOPI” kemudian pilih *Next* dan isi *Level Name* sesuai dengan jenis kopi (Gayo, Kintamani, Wamena). Setelah itu, dilakukan pengisian pada kolom jenis kopi sesuai dengan *level name* yang sudah tersedia. Sampel yang digunakan berjumlah 300 sampel yang terdiri dari 100 sampel dari setiap jenis kopi. Kemudian, klik menu *Tasks*

pilih *PCA* lalu pilih *Cross Validation*, pilih *Set up* dan dipilih *Full Cross Validation*. Lalu data diolah selama sekitar 10 menit.

Model SIMCA adalah model yang dibuat menggunakan analisis PCA yang bertujuan untuk mengidentifikasi sampel baru apakah sampel tersebut memiliki karakteristik yang sama dengan model SIMCA yang dibuat. Apabila sampel masuk ke dalam model SIMCA berarti sampel tersebut karakteristiknya memiliki kesamaan dengan sampel model, jika sampel tidak masuk ke dalam model SIMCA berarti sampel tersebut karakteristiknya tidak memiliki kesamaan dengan model. Sedangkan apabila sampel masuk ke dalam lebih dari satu model berarti sampel tersebut karakteristiknya memiliki kesamaan dengan lebih dari satu model yang dibuat atau disebut data *confuse*.

Sampel kopi yang digunakan untuk membuat model SIMCA dibagi menjadi dua bagian yaitu untuk kalibrasi dan prediksi. Kalibrasi adalah jumlah sampel kopi yang akan digunakan untuk membuat model SIMCA, sedangkan prediksi adalah jumlah sampel kopi yang akan digunakan untuk menguji model yang sudah dibuat dari sampel untuk kalibrasi. Data 300 sampel dibagi ke masing-masing jenisnya kemudian diambil 70 sampel kopi dari setiap jenisnya sebagai sampel kalibrasi, dan 30 sampel dari setiap jenisnya sebagai prediksi. Maka setiap jenis kopi memiliki 70 sampel kalibrasi dan 30 sampel prediksi.

Setelah dibuat sampel kalibrasi dan sampel prediksi selanjutnya yaitu membuat model SIMCA dengan memilih menu *Task* pilih *Principal Component Analysis*. Kemudian pada kolom *sample* dipilih kalibrasi set *Gayo*, untuk kolom *Variable* dipilih peubah parameter fisik, selanjutnya klik *OK* dan ditunggu sampai proses

pembuatan model SIMCA Gayo selesai. Setelah model SIMCA Gayo selesai dan disimpan kemudian dilanjutkan dengan membuat model SIMCA Kintamani, dengan cara pilih menu *Task* pilih *Principal Component Analysis*. Pada kolom *Sample* dipilih kalibrasi set Kintamani dan pada kolom *Variable* dipilih parameter fisik, kemudian klik *Ok* ditunggu sampai proses selesai dan disimpan Model SIMCA Kintamani. Kemudian dilanjutkan dengan membuat model SIMCA Wamena, dengan prosedur yang sama pilih menu *Task* pilih *Principal Component Analysis*. Pada kolom *Sample* dipilih kalibrasi set Wamena dan pada kolom *variable* dipilih parameter fisik, kemudian klik *Ok* ditunggu sampai proses selesai dan disimpan model SIMCA Wamena.

Sampel akan dibagi menjadi sampel kalibrasi, dan sampel prediksi. Sampel kalibrasi untuk membuat model SIMCA dan sampel prediksi untuk menguji model tersebut. Setelah hasil klasifikasi dari pengujian model didapatkan kemudian dilakukan perhitungan akurasi matriks konfusi.

3.3.7. Analisis SVM

Dalam penelitian ini dilakukan juga klasifikasi *non-linear* dengan metode SVM (*Support Vector Machine*) menggunakan *software The Unscrambler v10.5 (Free Trial)* dengan mencari nilai akurasi validasi dan akurasi *training* terbaik dari setiap kernel yang digunakan kemudian dilakukan penghitungan nilai akurasi klasifikasi dan nilai *error* pada matriks konfusi.

SVM menggunakan *hyperplane* sebagai pemisah dalam melakukan klasifikasi.

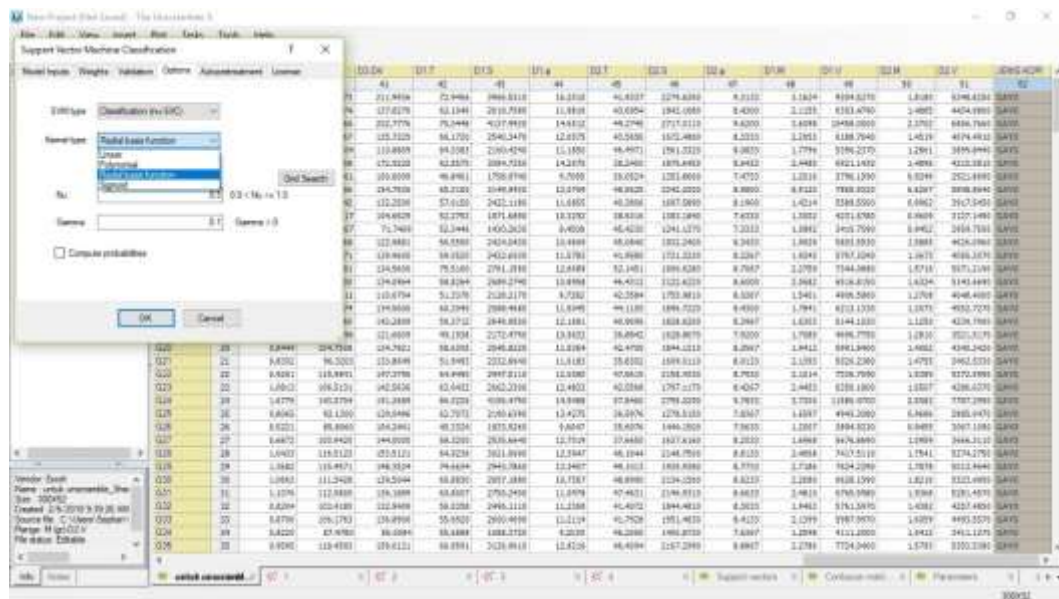
Dalam klasifikasi SVM ada dua tipe SVM, yaitu C-SVC dan nu-SVC. C dan nu

adalah parameter regulasi yang membantu menerapkan *penalty* pada kesalahan klasifikasi yang dilakukan saat memisahkan kelas, dengan demikian akan membantu dalam meningkatkan akurasi output. C berkisar antara 0 – tak terhingga dan bisa agak sulit untuk diestimasi dan digunakan. Modifikasi untuk ini adalah penggunaan ν yang beroperasi pada nilai 0 – 1 dan mewakili batas bawah dan atas pada jumlah contoh yang mendukung vektor.

Analisis data SVM dilakukan dengan *software The Unscrambler v10.5 (Free Trial)*. Beberapa jenis kernel yang dikenal dan tersedia di *software The Unscrambler v10.5* antara lain *Polynomial*, *Linear*, *Sigmoid* dan *Radial Basis Function*. Dari kedua tipe SVM dan keempat jenis kernel akan dipilih yang memiliki akurasi validasi (*validation accuracy*) dan akurasi training (*training accuracy*) tertinggi dan nilai *error* yang terendah dan dapat dilihat apakah nilai *training accuracy*, *validation accuracy* dan *error* tersebut optimal dalam mengklasifikasikan kopi Arabika Gayo, Kintamani dan Wamena pada matriks konfusi.

Langkah menggunakan metode SVM dimulai dengan mengimpor data dari Ms. Excel ke *software The Unscrambler v10.5* dengan cara pilih *File, Import Data, Excel*. Setelah data muncul, kemudian membuat kategori sesuai jenis kopi dengan cara klik nomor pada kolom terakhir, kemudian klik *Edit, Append, Category Variable*, maka akan muncul kolom pengisian kategori. *Category Name* diisi dengan “JENIS KOPI”, dipilih *method specify the level manually*, kemudian tambahkan Gayo, Kintamani dan Wamena pada *Category Name* dan klik *OK* kemudian akan muncul kolom baru dan diisi sesuai jenis kopi.

Untuk mengklasifikasikan ketiga jenis kopi Arabika dengan metode SVM klik *Task, Analyze* dan pilih *Support Vector Machine Classification*. Pada kolom *Support Vector Machine Classification, Modeling input predictor* diisi dengan memilih seluruh data dari semua peubah, sedangkan *classification* diisi dengan memilih kolom “JENIS KOPI”. Untuk memilih jenis kernel dan SVM *type* pilih menu *Option*. Data diolah dengan memilih SVM *type* C-SVC dan nu-SVC, serta mencoba kernel *Polynomial, Linear, Sigmoid* dan *Radial Basis Function* yang tersedia di *software The Unscrambler v10.5*. Untuk memilih jenis kernel dan SVM *type* pilih menu *Option* seperti pada Gambar 9.



Gambar 9. Menu *Support Vector Machine Classification*

Setelah menentukan SVM *type* dan Kernel *type* kemudian pilih *Grid Search*. Fitur *Grid Search* pada *The Unscrambler* berfungsi untuk menentukan nilai C atau nu (tergantung pada SVM *type*) dan nilai Gamma yang optimal untuk menghasilkan nilai *validation accuracy* dan *training accuracy* terbesar secara otomatis. Untuk kernel *polynomial* akan muncul kolom *degree* yang harus ditentukan nilainya.

Pada tipe C-SVC terdapat parameter C, yaitu faktor kapasitas atau *pinalty factor* yaitu ukuran kekokohan suatu model, nilai C harus lebih dari 0. Sedangkan pada nu-SVC nilai nu harus ditentukan (nilai default = 0,5). Nu berfungsi sebagai batasan atas dari fraksi *error* dan batasan bawah dari fraksi *support vector*.

Setelah menentukan nilai *validation accuracy* dan *training accuracy* terbaik kemudian maka dapat didapatkan output berupa matriks konfusi, dari matriks konfusi tersebut dapat dihitung persentase akurasi klasifikasi maupun *error*.

V. KESIMPULAN

5.1. Kesimpulan

Dari penelitian ini dapat disimpulkan bahwa:

1. Uji sidik ragam dalam analisis Rancangan Acak Lengkap menunjukkan peubah ketebalan (T), warna *green* (G), warna *blue* (B), warna L*, warna a* dan warna b* dapat menjadi parameter dalam membedakan tiga jenis biji kopi Wamena, Gayo dan Kintamani karena terdapat perbedaan yang signifikan pada hasil ujinya. Sedangkan parameter lain tidak dapat menjadi parameter pembeda karena tidak menghasilkan perbedaan yang signifikan pada hasil ujinya.
2. Hasil analisis data dengan PCA pada PC1 menunjukkan peubah yang memiliki kontribusi terbesar yaitu pada peubah D1.V dengan rentang nilai antara 0 sampai 0,794 dan D2.V yang menunjukkan rentang nilai 0 sampai 0,52. Sedangkan pada PC2 peubah yang memiliki kontribusi terbesar adalah D2.V dengan rentang nilai 0 sampai 0,792 dan peubah D1.V dengan rentang nilai 0 sampai -0,446.
3. Perhitungan matriks konfusi dalam validasi sampel menunjukkan nilai akurasi terbesar nilai sensitivitas terbesar dan nilai spesifitas terbesar dari model SIMCA Gayo-Kintamani sebesar 7,27%, 8% dan 6,66%.

Sedangkan nilai *error* dari model SIMCA Gayo-Kintamani sebesar 93,33%. Dari perhitungan tabulasi silang dapat disimpulkan bahwa nilai klasifikasi SIMCA tidak maksimal karena nilai akurasi, sensitivitas dan spesifisitasnya sangat rendah sedangkan nilai *error* sangat tinggi.

4. Klasifikasi yang dilakukan dengan metode SVM (*Support Vector Machine*) secara *non-linear* menggunakan kernel *Linear*, *Polynomial*, RBF (*Radial Basis Function*) atau *Sigmoid* dan menggunakan tipe SVM antara C-SVC dan nu-SVC didapatkan hasil terbaik menggunakan kernel RBF. Nilai akurasi klasifikasi yang didapatkan sebesar 100% dan nilai *error* sebesar 0% baik dengan SVM tipe C-SVC maupun nu-SVC.
5. Model klasifikasi terbaik untuk mengklasifikasikan biji kopi Arabika jenis Gayo, Kintamani dan Wamena menggunakan model klasifikasi *non-linear* SVM dengan kernel RBF.

5.2.Saran:

Dari penelitian ini didapatkan hasil yang kurang maksimal dalam klasifikasi biji kopi berdasarkan karakteristik fisiknya pada beberapa parameter, maka perlu dilakukannya pengujian karakteristik fisik lebih lanjut dengan parameter tambahan yang mencakup densitas kamba, porositas dan sudut curah atau parameter lain dalam klasifikasi tiga jenis kopi Arabika Gayo, Kintamani dan Wamena.

DAFTAR PUSTAKA

- Arnawa I K., G.A.G.E. Martiningsih, I Made Budiasa, I Gede Sukarna. 2010. Peningkatan Kualitas dan Kuantitas Kopi Arabika Kintamani Dalam Upaya Meningkatkan Komoditas Ekspor Sektor Perkebunan. *Majalah Aplikasi Ipteks Ngayah*. Fakultas Pertanian Universitas Mahasaraswati. Denpasar. 1(1): 63-70.
- Ayalign, A., K. Sabally. 2013. Determination of Chlorogenic Acids (CGA) in Coffee Beans Using HPLC. *American Journal of Research Communication*. 1(2): 78-91.
- Clarke, R.J. & R. Macrae 1989. *Coffee Chemistry*. I & II. Elsevier Applied Science. London and New York.
- Dinas Perkebunan Jawa Barat. 2014. Identifikasi dan inventarisasi kopi Arabika Buhun Java Preanger. Bandung: Dinas Perkebunan Provinsi Jawa Barat. Retrieved from <http://disbun.jabarprov.go.id/>
- Ellyanti, Abubakar Karim, Hairul Basri. 2012. Analisis Indikasi Geografis Kopi Arabika Gayo Ditinjau Dari Rencana Tata Ruang Wilayah Kabupaten. *Jurnal Agrista* 16(2).
- Francis, F. J. 1995. Quality as influenced by color. *Food Quality and Preference* 6: 149-155.
- Gorunescu, F., 2011. *Data Mining: Concepts, Model and Techniques*. Berlin, Jerman: Springer.
- Han, J., dan Kamber, M., 2006, *Data Mining: Concepts and Techniques Second Edition*, Morgan Kauffman, ISBN 978-92-4-156437-3, San Fransisco
- Ibraheem, N, 2004. Understanding Color Models: A Review. Department of Computer Science, Faculty of Science, Aligarh Muslim University, Uttar Pradesh, India. 265-275. Retrieved from <http://www.ejournalofscience.org/>
- International Coffee Organization*. 2018. Coffee statistics. International Coffee Organization. Retrieved from <http://www.ico.org/>

- Jain, R.K. & S. Ball 1997. Physical properties of Pearl millet. *Journal Agricultural Engineering Res.*, 66: 85-91.
- Jayus, Giyarto, Nurhayati dan Aan. 2011. Peran Mikroflora Dalam Fermentasi Basah Biji Kopi Robusta (*Coffea Canephora*). Jember: Fakultas Teknologi Pertanian, Universitas Jember.
- Johnson and Wichern. 2007. Applied Multivariate Statistical Analysis 6E. *Pearson Prentice Hall*. New Jersey, 363-377.
- Kementan 2016, Pusat Data dan Sistem Informasi Pertanian. *Outlook Kopi : Komoditas Pertanian Subsektor Perkebunan*. ISSN 1907-1507.
- Lavine, B. K. 2009. Validation of Classifier. In : Walczak, B. Tauler, R., N. Brown, S. (Eds). *Comprehensive chemometrics : Chemical and Biochemical Data Analysis*. Elsevier. Amsterdam Vol (3): 587 – 599.
- Leroy, T., Ribeyre, F., Bertrand, B., Charmetant, P., Dufour, M., Montagnon, C., ...Pot, D. 2006. Genetics of coffee quality. *Braz. J. Plant Physiol.*, 18(1): 229-242.
- McCabe W.L.; J.C. Smith & P. Harriot 1986. *Unit Operation of Chemical Engineering*. New York, McGraw-Hill.
- Mohsein, N.N. 1978. *Physical Properties of Plant and Animal Materials*. Gordon and Breach Sci. Publ., New York.
- Panggabean, E. 2011. *Buku Pintar Kopi*. PT. Agro Media Pustaka. Jakarta.
- Prasetyo, E. 2012. *Data Mining Konsep dan Aplikasi Menggunakan MATLAB*. Andi : Yogyakarta
- Muhammad, I., Rusgiyono A., Mukid A., 2014. Penilaian Cara Mengajar Menggunakan Rancangan Acak Lengkap. *Jurnal Linear*, 3(2): 183 – 192. Universitas Diponegoro.
- Prastowo B. E, Karmawati, Rubijo, Siswanto, C. Indrawanto, S. J. Munarso, 2010. *Budidaya dan Pascapanen Kopi*. Pusat Penelitian dan Pengembangan Perkebunan. Bogor
- Priyono dan U. Sumirat. 2012. Mapping of quantitative trait loci (QTLs) controlling Cherry and green beans character in the Robusta coffee (*Coffea Canephora* Piere).
- Santosa, B. 2007. *Data Mining Teknik Pemanfaatan Data untuk Keperluan Bisnis*. Graha Ilmu. Yogyakarta.
- Sera, T., Ruas, P.M., Ruas, C. de F., Diniz, L.E.C., Carvalho, V. de P., Rampim, L., da Silveira, S.R. 2003. Genetic polymorphism among 14 elite *Coffea arabica* L. cultivars using RAPD markers associated with restriction digestion. *Genetics and Molecular Biology*, 26(1): 59–64.

Zakaria, M.M. 2012. Coffee Priangan in the nineteenth century. dari
http://pustaka.unpad.ac.id/wpcontent/uploads/2012/05/pustaka_unpad_jurnal_historia_coffee_priangan.pdf.