APLIKASI PENENTUAN PRIORITAS PENERIMA BANTUAN PENDUDUK KURANG MAMPU MENGGUNAKAN $NAIVE\ BAYES$ $IMPROVE\ LAPLACE\ SMOOTHING$

Laporan ini dibuat untuk memenuhi persyaratan kelulusan matakuliah Program Internship II



Hanna Theresia Siregar 1.15.4.009

PROGRAM DIPLOMA IV TEKNIK INFORMATIKA
POLITEKNIK POS INDONESIA
BANDUNG

2019

'Segala perkara dapat kutanggung di dalam Dia yang memberi kekuatan kepadaku.' "I can do all this through Him who gives me strength." Philippians 4:13

KATA PENGANTAR

Puji syukur kehadirat Tuhan Yang Maha Esa atas berkat, dan kasih-Nya sehingga Laporan Program Internship II ini dapat terselesaikan dengan judul "Implementasi *Naive Bayes improve Laplace Smoothing* pada Pendataan Penduduk Kurang Mampu padaDesa Cigugur Girang"

Banyak kendala yang dihadapi dalam penyusunan Laporan Internship I ini dan saya menyadari bahwa penyusunan Laporan ini masih belum sempurna. Ini mengingat keterbatasan pengetahuan, pengalaman serta kemampuan saya, saya mengharapkan kritik dan saran yang sifatnya membangun dari pembaca. Dalam penyusunan Laporan Internship II ini tidak lepas dari bantuan, bimbingan dan dorongan berbagai pihak. Untuk itu saya mengucapkan terima kasih kepada:

- 1. Tuhan Yang Maha Esa, karena dengan berkat dan kasih-Nya, saya bisa menyelesaikan tugas ini
- 2. Kedua orang tua dan keluarga saya yang telah mendorong dan memberi semangat kepada saya.
- 3. Bapak M. Yusril Helmi Setyawan, S.Kom., M.Kom. selaku Ketua Program Studi DIV Teknik Informatika.
- 4. Bapak M. Harry K Saputra, S.T., M.T.I. selaku Koordinator Internship II.
- 5. Ibu Nisa Hanum Harani, S.Kom., M.T. selaku dosen pembimbing internal di kampus.
- 6. Bapak Eka Ahmad Fauzi selaku Pembimbing eksternal saya.
- 7. Bapak Haeril Sukara, S.I.P. selaku Kepala Desa Cigugurgirang.
- 8. Bapak Priana selaku Tokoh Masyarakat Desa Cigugurgirang.
- 9. Teman-teman seperjuangan di kelas TI D4 4C.
- 10. Dugong Shopee sebagai wadah untuk mencurahkan isi hati saya.

11. GFRIEND sebagai panutan sekaligus idola saya yang menemani harihari saya dalam mengerjakan tugas ini.

Akhirnya saya berharap semoga apa yang telah penulis kembangkan pada Laporan Internship II Semester Delapan ini dapat bermanfaat bagi pihakpihak yang berkepentingan.

Bandung, Juni 2019

Penulis

ABSTRACT

The realization of village welfare and quality improvement and Village development can be started from the financial aspects of village management. The village government has authority ranging from planning, implementation, reporting to accountability. In the financial aspects of village income village and village expenditure is an important variable. Village income is derived from various sources of village income used to finance village spending that is something prioritized to improve the welfare and development of the village and already through deliberation or agreement The village itself.

The village budget process is a plan that will be compiled systematically in the form of numbers that include all village activities for a period of 1 year. Planning has an association with predictions which is an indication of what is supposed to happen and predictions relate to what will happen. Good village budget planning will affect the implementation of village work programs. To provide a good village budget planning the village budget prediction feature is required.

This prediction feature is done using data mining which is modeled i.e. multiple linear regression algorithm. The variable used is the dependent variable namely shopping village as Y, and the independent variable i.e. village fund as X1, village funding allocation as X2. From research conducted with a confidence rate of 95 % acquired double correlation coefficient result (R) is 0.914933867 and coefficient of determination (R^2) is 0.83710398. It is also supported by test F conducted indicating that the model of double linear regression is significant or has a linear relationship between the variables independent of the Depende variable.

Keywords: Village spending budget, planning, prediction, multiple linear regression

DAFTAR ISI

Ι	PEI	NDAHULUAN	1
	1.1	Latar Belakang	1
	1.2	Rumusan Masalah	3
	1.3	Batasan Masalah	3
	1.4	Tujuan dan Manfaat	4
	1.5	Ruang Lingkup	4
	1.6	Sistematika Penulisan	4
II	$\mathbf{L}\mathbf{A}$	NDASAN TEORI	6
	2.1	Kemiskinan	6
	2.2	Tingkat Kesejahteraan Keluarga	7
		2.2.1 Keluarga Pra Sejahtera	7
		2.2.2 Keluarga Sejahtera 1	7
		2.2.3 Keluarga Sejahtera 2	8
	2.3	Data Mining	9
		2.3.1 Tahap-tahap Data Mining	9
	2.4	Teori Probabilitas	11
	2.5	Peluang Bersyarat	11
	2.6	Naive Bayes Classifier	12
		2.6.1 Teorema Naive Bayes improve Laplace Smoothing	12
	2.7	Klasifikasi	14
	2.8	Tinjauan Pustaka	14
II	IAN	ALISIS ORGANISASI PERUSAHAAN	17
	3.1	Sejarah Perusahaan	17
	3.2	Visi dan Misi Perusahaan	18
		3.2.1 Visi Perusahaan	18
		3.2.2 Misi Perusahaan	18

	3.3	Strukt	tur dan Organisasi Perusahaan	18
		3.3.1	Job Deskripsi Perusahaan	18
			3.3.1.1 Direksi	18
			3.3.1.2 Bagian Pelayanan	19
			3.3.1.3 Bagian <i>Ritel</i> Dan Properti	20
	3.4	Deskr	ipsi dan Ruang Lingkup Internship	20
	3.5	Tangg	gung Jawab Peserta Internship 1I	21
	3.6	Deskr	ipsi Seberapa Jauh Pekerjaan Peserta <i>Internship</i> II	21
IV	\mathbf{ME}	TODO	DLOGI PENELITIAN	22
	4.1	Alur I	Metodologi Penelitian	22
	4.2	Tahap	oan-tahapan Metodologi Penelitian	23
		4.2.1	Pemahaman Bisnis (Bussiness Understanding)	23
		4.2.2	Pemahaman Data (Data Understanding)	23
		4.2.3	Persiapan data (Data Preparation)	23
		4.2.4	Pembuatan Model (<i>Modelling</i>)	25
		4.2.5	Evaluasi (Evaluation)	26
		4.2.6	Pelaksanaan (Deployment)	26
\mathbf{V}	AN	ALISI	S DAN PERANCANGAN SISTEM	27
	5.1	Analis	sis Sistem Berjalan (Current System)	27
		5.1.1	Analisis Prosedur yang Berjalan (Flowmap)	27
		5.1.2	Analisis Dokumen yang sedang Berjalan	28
	5.2	Analis	sis Sistem yang Akan Dibangun	29
		5.2.1	Analisis Prosedur yang Akan Dibangun	29
			5.2.1.1 Flowmap Sistem yang akan Dibangun untuk Warga .	29
			5.2.1.2 Flowmap Sistem yang akan Dibangun untuk Admin	30
		5.2.2	Analisis Dokumen yang Akan Dibangun	31
		5.2.3	Unified Modelling Language	31
		5.2.4	Use Case Diagram	31
		5.2.5	Class Diagram	32
		5.2.6	Sequence Diagram	33
			5.2.6.1 Sequence Diagram Login	33
			5.2.6.2 Sequence Diagram Registrasi	33
			5.2.6.3 Sequence Diagram Kelola Pendaftar	34
		5.2.7	Activity Diagram	34
			5.2.7.1 Activity Diagram Login	34

		5.2.7.2 Activity Diagram Registrasi	35
		5.2.7.3 Activity Diagram Kelola Pendaftar	35
	5.2.8	Collaboration Diagram	36
		5.2.8.1 Collaboration Diagram Registrasi	36
		5.2.8.2 Collaboration Diagram Login	36
5.3	Peran	cangan User Interface	37
	5.3.1	Menu Frontend	37
	5.3.2	Menu Login	38
	5.3.3	Menu Backend	38
		5.3.3.1 Menu Admin	39
		5.3.3.2 Menu Masyarakat	40
5.4	Peran	cangan Arsitektur Perangkat Lunak dan Perangkat Keras Sistem	40
	5.4.1	Arsitektur Perangkat Lunak	40
	5.4.2	Arsitektur Perangkat Keras	41
5.5	Pemb	ahasan dan Hasil Implementasi	41
	5.5.1	Halaman Login	41
	5.5.2	Halaman Registrasi Penduduk	42
	5.5.3	Halaman Admin	42
	5.5.4	Halaman Pengelolaan Data Pendaftar	43
	5.5.5	Halaman Pengelolaan Data Perhitungan Probabilitas Kelas	44
	5.5.6	Halaman Pengelolaan Data Hasil Klasifikasi	44
	5.5.7	Halaman Pengelolaan Data Perhitungan Probabilitas Label ter-	
		hadap Kelas	45
	5.5.8	Halaman Tampilan Data Pendaftar	46
VIPE	NGKA	AJIAN DAN EVALUASI	47
6.1	Pengo	olahan Data	47
6.2	Perhit	tungan Data	48
6.3	Pener	apan Metode Naive Bayes	48
6.4	Pener	apan Metode Naive Bayes improve Laplace Smoothing	52
6.5	Perba	ndingan Hasil Metode	55
VIPE	NUTU	JP	58
7.1	Kesim	npulan	58
7.2	Saran		58
Daftar	Pusta	nka	59

A	$Curriculum\ Vitae$	62
В	FAQ	63
\mathbf{C}	Data Penduduk	65
D	Lampiran Foto Kegiatan Internship II	66

DAFTAR GAMBAR

I.1	Jumlah dan Persentase Penduduk Miskin tahun 2003 - September 2018	1
II.1	Tahapan Data Mining	10
III.1	Logo Perusahaan	17
III.2	Struktur Organisasi Perusahaan	19
IV.1	Alur Metode Penelitian	22
V.1	Flowmap Sistem yang akan dibangun	27
V.2	Flowmap Sistem yang akan dibangun	29
V.3	Flowmap Sistem yang akan dibangun	30
V.4	Use Case Diagram	31
V.5	Class Diagram	32
V.6	Sequence Diagram Login	33
V.7	Sequence Diagram Login	33
V.8	Sequence Diagram Kelola Pendaftar	34
V.9	Activity Diagram Login	34
V.10	Sequence Diagram Registrasi	35
V.11	Sequence Diagram Kelola Pendaftar	35
V.12	Sequence Diagram Registrasi	36
V.13	Sequence Diagram Kelola Pendaftar	36
V.14	Interface Frontend	37
V.15	Interface Login	38
V.16	Interface Menu Admin	39
V.17	Interface Menu Admin	40
	Tampilan Login	41
	Tampilan Registrasi Data Penduduk	42
	Tampilan Menu Admin	42

V.21 Tampilan Pengelolaan Data Penduduk	43
V.22 Tampilan Pengelolaan Data Perhitungan Probabilitas Kelas	44
V.23 Tampilan Pengelolaan Data Hasil Klasifikasi	44
V.24 Tampilan Pengelolaan Data Perhitungan Probabilitas Label terhadap	
Kelas	45
V.25 Tampilan Data Pendaftar	46

DAFTAR TABEL

IV.1 Nilai Atribut	4
V.1 Definisi Aktor	1
V.2 Definisi <i>Use Case</i>	2
V.3 Perangkat Lunak	1
V.4 Perangkat Keras	1
VI.1 Nilai Atribut	7
VI.2 Contoh Data	8
VI.3 Probabilitas Kelas	9
VI.4 Jumlah Kasus terhadap kelas	0
VI.5 Contoh Perhitungan	0
VI.6 Probabilitas (C—X)	1
VI.7 testing data	1
VI.8 Hasil Prediksi	2
VI.9 Confusion Matrix	2
VI.10Probabilitas Kelas	3
VI.11Jumlah Kasus terhadap kelas	3
VI.12Probabilitas setelah diimprove laplace smoothing	4
VI.13testing data	4
VI.14Hasil Prediksi	5
VI.15Confusion Matrix	5
VI.16Perbandingan Hasil Probabilitas Kelas	5
VI.17Perbandingan Hasil Probabilitas Kasus terhadap Kelas	6
VI.18Perbandingan Akurasi	6

BAB I

PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang

Desa merupakan unit terkecil yang ada dalam pemerintahan. Desa sendiri memiliki peran penting dalam pembangunan nasional. Daerah pedesaan sendiri untuk saat ini masih mayoritas ditinggali oleh masyarakat dengan ekonomi menengah ke bawah [1]. Berdasarkan data Badan Pusat Statistik (BPS) Persentase penduduk miskin di daerah perkotaan pada Maret 2018 sebesar 7,02 persen, turun menjadi 6,89 persen pada September 2018. Sementara persentase penduduk miskin di daerah perdesaan pada Maret 2018 sebesar 13,20 persen, turun menjadi 13,10 persen pada September 2018. BPS juga menemukan bahwa disparitas kemiskinan antara masyarakat di perkotaan dan pedesaan masih tinggi. Persentase penduduk miskin di kota ada 6,89 persen, sementara yang ada di pedesaan besarannya hampir dua kali lipatnya, yakni 13,10 persen[2]. Perhatikan gambar dibawah ini:

Daerah/Tahun	Jumlah Penduduk Miskin (juta orang)	Persentase Penduduk Miskin
(1)	(2)	(3)
Perkotaan		
September 2017	10,27	7,26
Maret 2018	10,14	7,02
September 2018	10,13	6,89
Perdesaan		
September 2017	16,31	13,47
Maret 2018	15,81	13,20
September 2018	15,54	13,10
Total		
September 2017	26,58	10,12
Maret 2018	25,95	9,82
September 2018	25,67	9,66

Sumber: Diolah dari data Survei Sosial Ekonomi Nasional (Susenas) September 2017, Maret 2018, dan September 2018

Gambar I.1: Jumlah dan Persentase Penduduk Miskin tahun 2003 - September 2018

Data diatas menunjukkan bahwa daerah pedesaan masih dekat dengan masalah kemiskinan. Berdasarkan pendapat beberapa para ahli ada beberapa hal yang menjadi faktor penyebab kemiskinan, yaitu tingkat pendidikan yang rendah, rendahnya

penguasaan aset oleh masyarakat pedesaan, pelayanan sarana dan prasarana desa kurang memadai, kesempatan untuk melakukan usaha yang terbatas, dan pembangunan masyarakat yang masih lemah[3].

Pemerintah sendiri sudah menyiapkan berbagai program agar bisa mengatasi kemiskinan di daerah pedesaan, salah satunya adalah dengan memberikan bantuan-bantuan baik berupa materi dan materil. Hanya saja pengelolaan bantuan ini masih mendapat beberapa kendala karena kurang tepatnya sasaran untuk pemberian bantuan ini. Hal tersebut terjadi dikarenakan beberapa faktor, mulai dari masalah pendataan penduduk, jumlah penduduk di desa yang banyak. ketidaksesuaian data dengan fakta data kemiskinan, dan ada saja warga yang benar termasuk kriteria miskin tapi tidak terdaftar. Hal ini menimbulkan berbagai polemik seperti kurang percayanya masyarakat terhadap pemerintahan desa[4].

Pada perkembangan teknologi sekarang, manusia semakin terbantu karena memudahkan manusia dalam menyelesaikan pekerjaan semakin lebih cepat, efisien dan efektif. Penggunaan teknologi ini juga bisa diterapkan dalam pemerintahan, sehingga bisa membantu semua pihak yang terkait dalam melakukan tugas-tugasnya[5]. Pada perkembangan zaman sekarang pemerintah juga dituntut untuk lebih cerdas dalam menyelesaikan segala tugas-tugasnya, apalagi dengan kemunculan konsep *Smart village* yang merupakan adaptasi dari konsep *Smart city*. Konsep *smart village* bisa digunakan dalam berbagai bidang, salah satunya pada teknologi [6].

Penggunaan konsep *smart village* ini bisa diterapkan pada teknologi yang sudah banyak berkembang saat ini. Internet merupakan salah satu contoh teknologi yang bisa diakses oleh siapapun untuk zaman sekarang ini, dimana internet akan membantu manusia dalam efisiensi tugas/pekerjaan yang akan dilakukan. Dengan adanya teknologi-teknologi ini, pemerintah desa juga bisa menggunakannya sebagai alat untuk memperbaiki dan meningkatkan penyelenggaraan pelayanan-pelayanan desa[5]. Berdasarkan permasalahan diatas tim berencana membuat sebuah sistem yang akan membantu pemerintah desa dalam pengelolaan data kemiskinan yang ada di desa sehingga bisa memudahkan dalam menentukan masyarakat siapa saja yang layak untuk menerima bantuan tersebut[7], hal ini juga akan membantu untuk menghindari kecurangan atau kesalahan dalam pemilihan kandidat untuk penerima bantuan maka dibuatlah sebuah sistem untuk mempermudah petugas desa dalam mengambil keputusan penerima bantuan desa [8].

Sistem ini akan dibuat dalam bentuk web dimana masyarakat dan pemerintah desa bisa saling terhubung. Untuk penentuan prioritas penerima dana bantuan

desa untuk penduduk kurang mampu ini akan diterapkan metode klasifikasi dengan menggunakan algoritma Naive Bayes yang akan diimprove menggunakan algoritma Laplace Smoothing [1][9], sehingga pengklasifikasian akan semakin akurat. Pada metode Laplace Smoothing sendiri akan membantu mengurangi nilai probabilitas 0, karena biasanya ada saja data set yang memiliki jumlah nol. Dengan penggunaan Laplace Smoothing maka pada setiap data yang dihitung akan ditambahkan perhitungan 1[10]. Untuk metode ini sendiri, peneliti menggunakan beberapa atribut yaitu, usia, pendidikan, pekerjaan, tanggungan, status kepemilikan rumah, dan luas rumah. Semua atribut ini akan memiliki value masing-masing. Dari permasalah yang diuraikan diatas maka judul penelitian yang akan diambil adalah Implementasi Naive Bayes improve Laplace Smoothing pada Pendataan Penduduk Kurang Mampu pada Desa Cigugur Girang .

1.2 Rumusan Masalah

Berdasarkan latar belakang di atas, maka rumusan masalah yang teridentifikasi adalah sebagai berikut:

- 1. Sistem yang digunakan dalam pendataan masyarakat kurang mampu masih menggunakan sistem manual.
- 2. Banyaknya jumlah penduduk menjadi masalah dalam pendataan penduduk kurang mampu, karena bisa terjadi kesalahan pendataan.
- 3. Kurang tepatnya sasaran dalam pemilihan penduduk yang akan menerima bantuan.

1.3 Batasan Masalah

Sesuai dengan latar belang di atas, maka masalah yang teridentifikasi diantaranya adalah sebagai berikut:

- 1. Bagaimana membuat proses pendataan penduduk kurang mampu lebih efektif dan efisien?
- 2. Bagaimana mengimplementasikan metode Naive Bayes dan Laplace Smoothing pada pengklasifikasi data penduduk kurang mampu lebih tepat lagi?

1.4 Tujuan dan Manfaat

Berdasarkan identifikasi masalah yang ada, maka akan memberikan tujuan sebagai berikut:

- 1. Membuat rancangan sistem untuk mempermudah dalam pendataan masyarakat kurang mampu.
- 2. Mengimplementasi metode *Naive Bayes Classifier* pada pengklasifikasian masyarakat kurang mampu.

1.5 Ruang Lingkup

- 1. Penelitian ini digunakan dalam studi kasus di desa Cigugur Girang.
- 2. Tools yang digunakan dalam perancangan sistem menggunakan UML (Unified Modelling Language) dengan tahapan use case diagram, class diagram, sequence diagram, activity diagram, dan statechart diagram.
- 3. Penerapan Metode *Naive Bayes* yang akan diimprove menggunakan *Laplace* smoothing sebagai algoritma untuk klasfikasi data penduduk kurang mampu.
- 4. Untuk Metodologi penelitian menggunakan metode CRISP-DM (*Cross Industry Standard Process for Data Mining*).
- 5. Dokumen yang digunakan adalah data penduduk yang dimiliki desa Cigugur Girang.

1.6 Sistematika Penulisan

Penulisan internship 2 ini terbagi dalam 7 BAB. Uraian singkat mengenai isi masingmasing bab adalah sebagai berikut :

• BAB I PENDAHULUAN

Dalam bab ini akan dikemukakan pendahuluan yang berisi latar belakang, rumusan masalah, identifikasi masalah, tujuan dibuatnya penelitian ini, ruang lingkup, penelitian sebelumnya dan sistematika penulisan.

• BAB II LANDASAN TEORI

Dalam bagian ini akan membahas tentang toeri-teori yang relevan dengan mendukung objek internship 2 yaitu sebagai landasan atau acuan pada saat pembuatan sistem.

• BAB III ANALISIS ORGANISASI PERUSAHAAN

Dalam bab ini akan membahas mengenai sejarah perusahaan, visi-misi perusahaan, strategi perusahaan, struktur organisasi perusahaan, job description perusahaan dan deskripsi/ruang lingkup internship.

• BAB IV METODOLOGI PENELITIAN

Pada bab ini membahas diagram alur metode penelitian dan tahapan-tahapan diagram alur metode penelitian.

• BAB V ANALISIS DAN PERANCANGAN SISTEM

Proses untuk menentukan bentuk sistem aplikasi baik berupa kebutuhan pada saat membangun maupun pada saat implementasi. Dan penjelasan perancangan sistem yang akan dibuat terdiri dari perancangan flow chart, data maupun perancangan input/output sistem.

• BAB VI PENGKAJIAN DAN EVALUASI

Pada bab ini berisi terhadap pengkajian, validasi dan evaluasi data kaitan dengan metodologi penelitian yang dirancang.

• BAB VII PENUTUP

Pada bab ini akan membahas mengenai kesimpulan dan saran mengenai penelitian.

BAB II

LANDASAN TEORI

2.1 Kemiskinan

Kemiskinan merupakan keadaan dimana manusia tidak dapat memenuhi kebutuhan dasar, seperti makanan, pakaian, tempat berlindung, pendidikan serta kesehatan [1]. Berdasarkan pendapat beberapa para ahli ada beberapa hal yang menjadi faktor penyebab kemiskinan [11]. yaitu:

• Tingkat pendidikan yang rendah

Pengaruh tingkat pendidikan sendiri dalam masalah kemiskinan sangat berpengaruh, dimana sebagian masyarakat masih berpikir bahwa pendidikan itu bukan salah satu hal yang penting, Sehingga mash banyak orang tua tidak memiliki rencana untuk menyekolahkan anaknya. Banyak penduduk di Indonesia yang masih jauh dari yang namanya pendidikan.

• Rendahnya penguasaan aset oleh masyararakta

Suatu daerah biasanya memiliki sumber daya alam atau berbagai aset yang dimiliki. Akan tetapi karena minimnya ilmu pengetahuan atau wawasan masyarakat dalam mengelola aset-aset yang dimiliki daerah tersebut.

Pelayanan Sarana dan Prasarana desa kurang memadai

Sarana dan Prasarana yang dimiliki desa biasanya akan membantu masyarakat desa untuk berkembang lebih baik lagi, kekurangan sarana dan prasarana ini menjadikan salah satu alasan kenapa daerah pedesaan sulit untuk berkembang,

- Persaingan Dunia Kerja
 - persaingan dunia kerja yang semakin hari semakin besar menjadikan masyarakat tidak memiliki daya saing dikarenakan pendidikan yang masih rendah dan tidak adanya wawasan untuk menjadikan bisnis semakin berkembang atau sejenisnya.
- Ketimpangan dalam Pembangunan Pembangunan masyarakat yang masih belum merata menjadikan daerah pedesaan tidak berkembang dengan baik

Definisi kemiskinan, menurut Badan Pusat Statistik (BPS) tergantung dari latar belakang, tujuan, tergantung dari sudut mana definisi tersebut ditinjau, dan untuk kepentingan apa definisi itu dibuat. Definisi tersebut akan melengkapi satu sama[2].

2.2 Tingkat Kesejahteraan Keluarga

Kajian tentang keluarga bila dilihat dalam sejarahnya telah dimulai sejak tahun 1800an. Seiring kebutuhan untuk memperbaiki atau menyelesaikan masalah-masalah social. Hal tersebut menunjukan pandangan bahwa keluarga berkaitan dengan banyak masalah social. Bahkan para pembaharu social memandang bahwa keluarga sebagai dasar kesehatan masyarakat. Oleh karena itu perhatian beralih kepada kehidupan keluarga itu sendiri. Menurut Undang-undang no.10 tahun 1992, keluarga di Indonesia dapat dibagi berdasarkan tingkat kesejahteraannya, dan untuk melakukan pembagian tersebut diperlukan indicator-indikator yang valid, sederhana dan mudah di amati sekalipun oleh kader-kader desa yang umumnya pengetahuannya masih sederhana. Pembagian tingkat kesejahteraan menurut Undang-undang no.10 tahun 1992 diantaranya adalah keluarga pra sejahtera, keluarga sejahtera tingkat 1 (KS1), keluarga sejahtera 2 (KS2), keluarga sejahtera 3 (KS3) dan keluarga sejahtera 3 plus (KS3 plus) [12].

2.2.1 Keluarga Pra Sejahtera

Definisi keluarga Pra sejahtera adalah keluarga yang belum dapat memenuhi kebutuhan dasar minimumnya. Kebutuhan minimum artinya dalam kebutuhan sandang, pangan, pakaian, dan kebutuhan-kebutuhan dasar lainnya. Adapun indicator nya adalah ada salah satu atau lebih dari indikator keluarga sejahtera 1 (KS1) yang belum terpenuhi.

2.2.2 Keluarga Sejahtera 1

Keluarga sejahtera 1 (KS1) didefinisikan sebagai keluarga yang sudah dapat memenuuhi kebutuhan dasar minimumnya dalam hal sandang, pangan, papan, dan pelayanan kesehatan yang sangat dasar [13]. Indikatornya adalah sebagai berikut:

- 1. Anggota keluarga melaksanakan ibadah.
- 2. Pada umumnya seluruh anggota keluarga makan 2 kali sehari atau lebih.

- 3. Seluruh anggota keluarga memiliki pakaian berbeda untuk dirumah, bekerja/sekolah, dan bepergian.
- 4. Bagian yang terluas dari lantai rumah bukan dari tanah.
- 5. Bila anak sakit dibawa kesarana/petugas kesehatan atau diberi pengobatan modern.

2.2.3 Keluarga Sejahtera 2

kriteria keluarga sejahtera 2 (KS2) dalah keluarga yang selain dapat memenuhi kebutuhan dasar minimumnya, juga dapat memenuhi kebutuhan sosial psikologisnya, namun belum dapat memenuhi kebutuhan pengembangannya. Indikator yang digunakan adalah lima indikator pertama pada indikator Keluarga Sejahtera I (indikator 1-5), serta ditambah indikator sebagai berikut:

- 1. Anggota keluarga melaksanakan ibadah.
- 2. Pada umumnya seluruh anggota keluarga makan 2 kali sehari atau lebih.
- 3. Seluruh anggota keluarga memiliki pakaian berbeda untuk dirumah, bekerja/sekolah, dan bepergian.
- 4. Bagian yang terluas dari lantai rumah bukan dari tanah.
- 5. Bila anak sakit dibawa kesarana/petugas kesehatan atau diberi pengobatan modern.
- 6. Anggota keluarga melaksanakan ibadah secara teratur menurut agama yang dianutnya masing-masing
- 7. Paling kurang sekali seminggu keluarga menyediakan daging/ikan/telur sebagai lauk pauk
- 8. Seluruh anggota keluarga memperoleh paling kurang satu setel pakaian baru setahun terakhir.
- 9. Luas lantai rumah paling kurang 8 meter persegi untuk tiap penghuni rumah
- 10. Seluruh anggota keluarga dalam satu bulan terakhir dalam keadaan sehat sehingga dapat melaksanakan tugasnya masing-masing

- 11. Paling kurang satu anggota keluarga yang berumur 15 tahun ke atas telah memiliki pekerjaan tetap
- 12. Seluruh anggota keluarga yang berumur 10-16 tahun telah mampu membaca tulisan latin
- 13. Seluruh anak yang berusia 6-15 tahun sedang bersekolah saat ini
- 14. Anak hidup paling banyak 2 orang, atau bila anak lebih dari 2 orang maka keluarga yang masih merupakan pasangan usia subur (PUS) sedang menggunakan kontrasepsi saat ini.

2.3 Data Mining

Data Mining adalah merupakan proses ekstrasi informasi dari sekumpulan data yang sangat besar dengan menggunakan algoritma dan teknik ekstraksi dalam bidang statistik, pembelajaran mesin dan sistem manajemen pada basis data [14]. Data Mining sendiri adalah proses analisa data dari berbagai perspektif yang berbeda-beda dan membuat nya dalam kumpulan-kumpulan informasi penting yang dapat dipergunakan untuk meningkatkan keuntungan serta memperkecil biaya pengeluaran [15]. Kegiatan pada Data Mining sendiri meliputi pengumpulan, pemakaian data historis untuk menemukan keteraturan antar pola atau hubungan dalam data yang berukuran besar [16]. Sehingga bisa disimpulkan bahwa Data Mining adalah proses atau kegiatan pengumpulan data yeng dalam ukuran besar dan kemudian akan diektraksi menjadi sekumpulan infomasi yang nanti dapat dipergunakan. Tujuan utama Data Mining, yaitu prediksi(prediction) dan uraian(description). Beberapa tugas utama dari Data Mining antara lain adalah classification(klasifikasi), regression(regresi), clustering (pengelompokkan), summarization (ringkasan), dependency. Modeling (pemodelan ketergantungan), change and deviation detection (pendeteksi perubahan dan deviasi) [17].

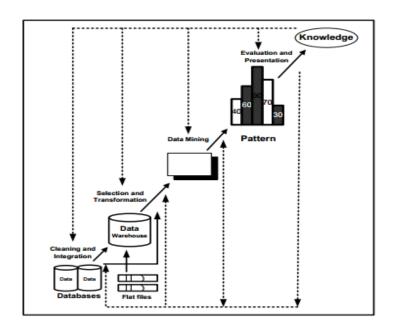
2.3.1 Tahap-tahap Data Mining

Dalam *Data Mining* sendiri terdapat beberapa proses atau tahap-tahap. Tahap tersebut bersifat interaktif.

Tahap-tahap Data Mining adalah sebagai berikut:

1. Data Cleaning

Proses menghilangkan noise atau data yang tidak konsisten dan tidak relevan.



Gambar II.1: Tahapan Data Mining

2. Data Integration

Penggabungan data data dari berbagai database ke dalam satu database yang baru.

3. Data Selection

Pemilihan data yang akan digunakan pada database yang ada, karena tidak semua data akan dipakai untuk dianalisis.

4. Data Transformation

Data diubah atau digabung ke dalam format yang sesuai untuk diproses ke dalam Data Mining.

5. Proses Mining

Proses ini adalah menerapkan proses utama saat metode akan diterapkan untuk menemukan pengetahuan yang tersembunyi dari data. Metode yang dapat digunakan disesuaikan berdasarkan pengelompokkan Data Mining.

6. Pattern Evaluation

Pada tahap ini akan dilakukan untuk mengidentifikasi pola-pola menarik ke dalam knowledge based yang ditemukan.

7. Knowledge Presentation

Tahap ini adalah tahap visualisasi dan penyajian pengetahuan mengenai metode yang akan digunakan untuk memperoleh pengetahuan yang dapat pengguna peroleh.

2.4 Teori Probabilitas

Teori Probabilitas atau biasa disebut dengan teori peluang merupakan salah satu bagian dari statistika, kemunculan teori ini didasarkan pada keyakinan akan kebenaran hasil penelitian suatu data dan kesimpulan yang dibuat [18]. Teori ini membahas tentang ukuran atau derajat kepastian ataupun ketidakpastian suatu peristiwa, Untuk perumusan teori ini sendiri adalah:

1. Perumusan Klasik

Apabila sesuatu terjadi event E dapat terjadi sebanyak a dari sejumlah n kejadian yang memiliki kemungkinan sama untuk terjadi, Maka untuk perumusannya adalah sebagai berikut:

$$P(E) = \frac{a}{n} \tag{II.1}$$

Keterangan:

P = Probabilitas

E = Event/Kejadian

a = banyaknya percobaan

n = banyaknya kejadian yang muncul

2.5 Peluang Bersyarat

Peluang bersyarat memiliki gambaran seperti berikut, apabila peluang terjadi suatu kejadian dimisalkan dengan B dan bila diketahui kejadian A telah terjadi P(B—A) biasanya dibaca dengan peluang B terjadi apabila kejadian A diketahui terjadi atau peluang B apanila kejadian A diketahui. Untuk rumusnya adalah sebagai berikut[19]:

$$P(B|A) = \frac{P(A \cap B)}{P(A)} = \frac{P(A|B)P(B)}{P(A)}$$
(II.2)

2.6 Naive Bayes Classifier

2.6.1 Teorema Naive Bayes improve Laplace Smoothing

Bayes adalah teknik prediksi berbasis probabilistic sederhana yang berdasarkan asumsi indepensi (kertegantungan) yang kuat atau biasa disebut dengan Naive Bayes. Dalam Bayes, indepedensi yang kuat pada fitur merupakan sebuah fitur pada data tidak akan berkaitan dengan ada atau tidak adanya fitur pada data yang sama [?]. Naive Bayes merupakan sebuah pengklasifikasian probabilistik sederhana yang menghitung sekumpulan probabilitas dengan menjumlahkan frekuensi dan kombinasi nilai dari dataset yang diberikan. Algoritma mengunakan teorema Bayes dan mengasumsikan semua atribut independen atau tidak saling ketergantungan yang diberikan oleh nilai pada variabel kelas [20]. Definisi lain mengatakan Naive Bayes merupakan pengklasifikasian dengan metode probabilitas dan statistik yang dikemukan oleh ilmuwan Inggris Thomas Bayes, yaitu memprediksi peluang di masa depan berdasarkan pengalaman dimasa sebelumnya[21]. Naive Bayes didasarkan pada asumsi penyederhanaan bahwa nilai atribut secara konditional saling bebas jika diberikan nilai output. Dengan kata lain, diberikan nilai output, probabilitas mengamati secara bersama adalah produk dari probabilitas individu [22]. Keuntungan penggunaan Naive Bayes adalah bahwa metode ini hanya membutuhkan jumlah data pelatihan (Training Data) yang kecil untuk menentukan estimasi paremeter yang diperlukan dalam proses pengklasifikasian. Naive Bayes sering bekerja jauh lebih baik dalam kebanyakan situasi dunia nyata yang kompleks dari pada yang diharapkan[23]. Penggunaan algoritma Naive Bayes sendiri memiliki kekurangan dan kelebihan yakni sebagai berikut:

1. Kelebihan

- Dapat menangani data kuantitatif dan data diskrit.
- Dapat menggunakan sedikit data training untuk pengestimasian parameter yang dibutuhkan untuk klasifikasi.
- Lebih Cepat dan Efisien

2. Kekurangan

- Tidak berlaku apabila memiliki nilai probabilitas 0 (nol), sehingga prediksi juga bernilai nol.
- Asumsi variabel yang bebas.

Persamaan dari teorema *Bayes* adalah:

$$P(H|X) = \frac{P(X|H)P(H)}{P(X)}$$
(II.3)

Keterangan:

X : Data dengan class yang belum diketahui

H: Hipotesis data merupakan suatu class spesifik

P(H—X): Probabilitas hipotesis H berdasar kondisi X (posteriori probabilitas)

P(H): Probabilitas hipotesis H (prior probabilitas)

P(X—H): Probabilitas X berdasarkan kondisi pada hipotesis H

P(X): Probabilitas X

Untuk menjelaskan metode Naive Bayes, perlu diketahui bahwa proses klasifikasi memerlukan sejumlah petunjuk untuk menentukan kelas apa yang cocok bagi sampel yang dianalisis tersebut. Secara sederhana dapat dikatakan bahwa probabilitas dari hipotesa kita terhadap suatu kejadian sama dengan probabilitas kejadian yg memberikan hipotesis dikalikan dengan probabilitias hipotesa yang kemudian dinormalkan. Dalam sebuah dataset yang besar, pemilihan data training secara random akan menyebabkan kemungkinan adanya nilai nol dalam model probabilitas [22]. Nilai nol ini akan menyebabkan Naive Bayes Classifier tidak dapat mengklasifikasi sebuah data inputan. Oleh karena itu diperlukan suatu metode smoothing yang dapat menghindari adanya nilai nol dalam model probabilitas[24]. Laplacian Smoothing merupakan metode smoothing yang biasa digunakan dalam Naive Bayes Classifier. Laplacian Smoothing biasa dikenal dengan nama add one smoothing [21], karena dalam perhitungannya, setiap variabel pada masing masing parameter ditambahkan 1. Untuk rumusnya adalah sebagai berikut:

• Laplace Smoothing untuk probabilitas prior

$$P_L(y) = \frac{C(y) + 1}{N + |y|}$$
 (II.4)

• Laplace Smoothing untuk probabilitas bersyarat

$$P_L(x|y) = \frac{C(x,y)+1)}{C(y)+|x|}$$
 (II.5)

Sebagai contoh, asumsikan ada class buy=yes di suatu training set, memiliki 1000 (seribu) sampel, ada 0 (nol) sampel dengan income=low, 990 sampel dengan income=medium, dan 10 sampel dengan income=high.

Probabilitas dari kejadian ini tanpa Laplacian Correction adalah 0, 0.990 (dari 990/1000), dan 0.010 (dari 10/1000). Menggunakan Laplacian Correction dari tiga sampel diatas, diasumsikan ada 1 sampel lagi untuk masing masing nilai income. Dengan cara ini, didapatkanlah probabilitas sebagai berikut (dibulatkan menjadi 3 angka dibelakang koma):

2.7 Klasifikasi

Klasifikasi adalah suatu teknik menambang data yang bertujuan untuk membagi suatu benda, aktivitas, atau transaksi kedalam bagiannya masing-masing [7]. Teknik klasifikasi ini akan melakukan dua tahapan utama dalam memprediksi suatu data, yaitu:

1. Membuat Model

Dalam hal ini membuat pola dari data yang ada atau dapat dikatakan melatih data yang ada hingga ditemukannya suatu pola dari data tersebut yang membuat data ini dapat digolongkan kedalam kelas-kelas tertentu.

2. Melakukan Prediksi Setelah model terbentuk, barulah kita dapat melakukan prediksi dengan data yang baru. Semkain banyak data, maka prediksi yang dihasilkan akan memiliki tingkat kepercayaan yang baik.

2.8 Tinjauan Pustaka

1. Praditio Aditya Nugraha, Ristu Saptono, Meiyanto Eko Sulistyo dengan judul penelitian Penentuan Model Terbaik pada Metode Naive Bayes Classifier dalam Menentukan Status Gizi Balita dengan Mempertimbangkan Independensi Parameter (2015). Pada penelitian ini masalah penelitiannya adalah tentang Penyakit kandungan yang merupakan masalah menakutkan bagi kaum wanita. Penyakit kandungan sendiri umumnya menyerang kaum wanita dan memiliki resiko tinggi. Penelitian ini akan mengajukan dua pendekatan berbeda untuk penyelesaian kasus diagnosa penyakit kandungan, yaitu pendekatan probabilistik dengan Naive Bayes dan jaringan syaraf tiruan Learning Vector Quantization. Untuk Hasil dari penelitian sendiri dengan menggunakan pendekatan Naive Bayes yang diimprove laplacian smoothing sehingga dapat menghindari kegagalan klasifikasi, yang diharapkan dapat meningkatkan performa dari Naive

Bayesian Classifier dalam penyelesaian kasus ini. Dari hasil uji coba dapat ditunjukkan bahwa metode Naive Bayesian Classifier dengan penambahan Laplacian Smoothing memiliki tingkat akurasi pengujian paling tinggi, yaitu secara berturut-turut 88%, 92.4%, 92.8% dan 92.4% [10].

- 2. Indah Listiowarni, Eka Rahayu Setyaningsih dengan judul penelitian Analisis Kinerja Smoothing pada Naive Bayes untuk Pengkategorian Soal Ujian (2018). Pada penelitian ini Proses kategorisasi soal ujian sesuai dengan level cognitive domain pada taksonomi bloom, biasanya dilakukan secara manual oleh tenaga pendidik, dengan memperhatikan setiap term yang ada pada soal ujian, Kemudian mencocokkan nya dengan kata kerja operasional pada setiap level cognitive domain. Untuk hasil penelitiannya adalah Penelitian ini bertujuan untuk mengetahui kinerja smoothing terhadap metode classifier Naive Bayessian dengan menggunakan metode feature selection Chi- Square untuk mengkategorikan data soal ujian ke dalam 6 class berdasarkan level cognitive domain taksonomi bloom. Metode smoothing yang akan diujikan terdiri dari metode Laplace, Dirichlet dan Two-Staqe Smoothing [21].
- 3. Fattya Ariani, Amir, Nur Alam, Khairul Rizal dengan judul penelitian Implementasi Metode Naive Bayes Dalam Mendiagnosis Penyakit Demam Dengue dan Demam Berdarah Dengue (2016). Pada penelitian ini dengan menggunakan studi kasus pada RSUD R. Syamsudin, SH Kota Sukabumi, dimana data menunjukkan Pada awal tahun 2016 wabah Demam Berdarah Dengue (DBD) di Indonesia memang tengah memuncak, penyakit tersebut disebabkan oleh virus dengue dan menyebar ke manusia melalui gigitan nyamuk Aedes Aegypti. Berdasarkan data tahun 2015 di RSUD R. Syamsudin SH, didapatkan bahwa DBD memasuki 10 besar penyakit yang banyak terjadi selama tahun 2015. Dengan memanfaatkan data tersebut penulis ingin menerapkan salah satu teknik data mining dengan perhitungan statistika dalam melakukan diagnosis penyakit Demam Dengue dan Demam Berdarah Dengue. Untuk hasil penelitiannya menunjukan bahwa gejala demam, sakit kepala, mialga, artalgia, ruam, leukopenia, manifestasi perdarahan, trombosit dan hematokrit menunjukan adanya perbedaan antara pasien kasus DD dan DBD, sehingga atribut-atribut tersebut bisa menjadi indikator untuk mendiagnosis penyakit DD dan DBD. Sedangkan gejala nyeri retro-orbital tidak menunjukan perbedaan antara pasien kasus DD dan DBD, maka gejala nyeri retro-orbital tidak bisa dijadikan sebagai indikator untuk mendiagnosis penyakit kasus DD dan DBD. Ketepatan klasifikasi pasien

- kasus DD dan DBD menggunakan model *Naive Bayes* pada penelitian ini adalah sebesar 93% atau memiliki nilai error sebesar 7% [19].
- 4. Haditsah Annur dengan judul penelitian Klasifikasi Masyarakat Miskin Menggunakan Metode Naive Bayes (2018). Pada penelitian ini masalah yang akan diteliti adalah dalam upaya pengurangan kemiskinan saat ini terkait dengan adanya fakta bahwa pertumbuhan ekonomi tidak tersebar secara merata. Penelitian akan melakukan klasifikasi berdasarkan data penduduk miskin yang diperoleh dari Kecamatan Tibawa dengan menggunakan teknik data mining. Atribut yang akan digunakan dalam melakukan klasifikasi penduduk adalah Umur, Pendidikan, Pekrjaan, Penghasilan, Tanggungan, Status (Kawin/Belum Kawin). Untuk hasil penelitian sendiri dengan menggunakan Naive Bayes Classifier Sistem klasifikasi masyarakat miskin di wilayah pemerintahan Kecamatan Tibawa Kab. Gorontalo dapat direkayasa dan Berdasarkan hasil pengujian confussion matrix dengan teknik split validasi, penggunaan metode klasifikasi Naive bayes terhadap dataset yang telah diambil pada objek penelitian diperoleh tingkat akurasi sebesar 73% atau termasuk dalam kategori Good. Sementara nilai Precision sebesar 92% dan Recall sebesar 86% [1].

BAB III

ANALISIS ORGANISASI PERUSAHAAN

3.1 Sejarah Perusahaan



Gambar III.1: Logo Perusahaan

PT. Rumah Mulia Indonesia didirikan pada awal tahun 2016. Perusahaan ini diharapkan menjadi payung bagi setiap bidang bisnis yang dikelola bersama tim terbaiknya. Lahir setelah beberapa bidang bisnisnya berjalan semenjak tahun 2009, diantaranya adalah Bidang properti yaitu Bumi Mulia Property dan Mulia Estate Agency, Bidang Food (makanan) yaitu Bee Cookies, Bidang Tour and Travel yaitu Kariem Tour and Travel, dan Bidang fashion (Pakaian) Fath-Hijab Fashion. Meskipun terbilang baru berdiri, PT. Rumah Mulia Indonesia tetap beruapaya menjadi perusahaan yang mampu memberikan pelayanan yang prima dan profesional di setiap bidang bisnis yang dijalani.

Bumi Muila Property merupakan salah satu bidang usaha di bawah PT Rumah Mulia Indonesia yang bergerak di bidang Pengembang Perumahan (Developer Perumahan). Perumahan dan hunian berkonsep Islami merupakan pilihan dari bidang usaha yang dikembangkan ini. Seiring berjalanya waktu, dengan dasar untuk dapat mempertahankan kualitas yang baik dan memperjuangkan kepuasan konsumen dibentuklah team yang fokus untuk menjalankan kegiatan perencanaan maupun pelaksanaan pembangunan. Dari situlah banyak bermunculan permintaan-permintaan dari klien di luar proyek perumahan yang dikembangkan. Pada akhirnya dibentuklah

kegiatan usaha lain yang tentunya harus saling mendukung penggapaian visi misi perusahaan diantaranya jasa konsultan dan kotraktor pembangunan properti. Sehingga developer perumahan yang didukung oleh konsultan dan pelaksana pembangunan (kontraktor) yang handal diharapkan dapat mewujudkan cita-cita perusahaan untuk dapat berkontribusi dalam pembangunan masyarakat yang Madani.

3.2 Visi dan Misi Perusahaan

3.2.1 Visi Perusahaan

Visi dari Perusahaan Bumi Mulia Property adalah "Menjadi perusahaan properti kelas DUNIA, sebagai penyedia hunian untuk mendukung tercapainya keluarga, religius, sehat, cerdas dan bahagia. Serta memberikan Kontribusi terbaik bagi kebangkitan peradaban Islam."

3.2.2 Misi Perusahaan

Misi dari Perusahaan Bumi Mulia Property adalah :

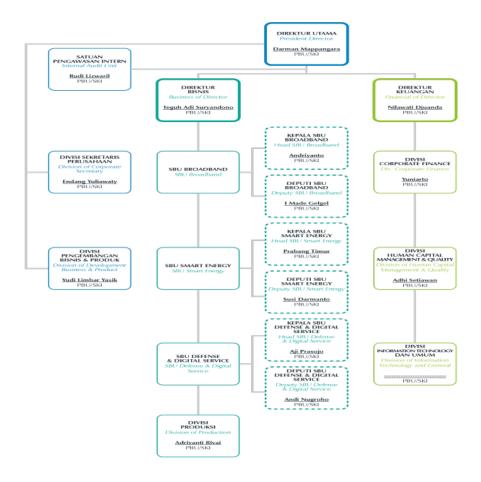
- 1. Mengembangkan perumahan dan fasilitas sosial berkarakter islami, yang memiliki nilai arsitektur dan kualitas tinggi sehingga menjamin rasa keindahan dan kenyamanan yang bersinergi baik dengan lingkungan sekitar dan alam.
- 2. Menjalin kerjasama dengan berbagai pihak untuk menciptakan produk terbaik yang memberikan manfaat kepada masyarakat dan lingkungan.
- 3. Memberikan pelayanan terbaik dalam segala hal kepada seluruh stake holder terutama kepada para konsumen yang telah memilih dan menggunakan produk perusahaan.
- 4. Menciptakan manajemen yang profesional.

3.3 Struktur dan Organisasi Perusahaan

3.3.1 Job Deskripsi Perusahaan

3.3.1.1 Direksi

1. Memimpin, mengurus dan mengelola perusahaan sesuai dengan tujuan perusahaan serta senantiasa berusaha meningkatkan efisien dan efektivitas perusahaan;



Gambar III.2: Struktur Organisasi Perusahaan

- 2. Menyiapkan rencana jangka panjang serta rencana kerja dan anggaran tahunan perusahaan;
- 3. Mengangkat dan menghentikan pegawai perseroan sesuai dengan peraturan kepegawaian;
- 4. Menetapkan gaji dan *pension* jaminan hari tua dan penghasilan lain bagi para pegawai perusahaan sesuai dengan ketentuan yang berlaku bagi perusahaan;
- 5. Memberikan segala keterangan tentang keadaan dan jalannya perusahaan, baik dalam bentuk laporan tahunan, maupun laporan berkala menurut cara dan waktu yang telah di tentukan dalam anggaran dasar perusahaan.

3.3.1.2 Bagian Pelayanan

1. Mengkoordinasikan pekerjaan penerimaan dari kantor lain termasuk pekerjaan pembukuan atau pencatatan pekerjaan;

- 2. Mengkoordinir persiapan paket pos serta menjaga kelancarannya;
- 3. Melaksanakan tata usaha umum dan mengawasi loket-loket penerimaan paket pos;
- 4. Menyiapkan konsep surat-menyurat tentang hal-hal yang berkaitan dengan pos.

3.3.1.3 Bagian Ritel Dan Properti

- 1. Menyiapkan konsep surat-menyurat tentang hal-hal yang berkaitan dengan pos.
- 2. Memeriksa seluruh neraca loket bagian peleyanan *retail* / keagenan dan dokumen sumber yang berkaitan dengan mutasi pada ahli yang berkaitan;
- 3. Memeriksa dan menandatangani neraca gabungan yang dibuat oleh kepala urusan bagian pelayanan keagenan/retail;
- 4. Membantu kegiatan pemasaran;
- 5. Memeriksa pencocokan *surplus minus* tabungan Batara dan tabungan Budaya, serta menandatangani laporannya;
- 6. Memerikasa pembukuan Tabungan Kesejahteraan Keluarga (TEKESRA) dan Kredit Usaha Keluarga Sejahtera (KUKESRA) yang akan dicocokan dengan bagian akuntansi, memeriksa laporan surplus TAKESRA dan KUKESRA yang akan dikirim ke BNI 46, serta menandatangani laporannya;
- 7. Memeriksa kebenaran dan menandatangani laporan pension.

3.4 Deskripsi dan Ruang Lingkup Internship

Penulis melakukan program *Internship* II di Bumi Mulia Property Bandung. Penulis ditempatkan dibagian Solusi Teknologi Informasi, fungsi dari departemen tersebut sebagai induk untuk membantu dalam memberikan solusi terhadap masalah-masalah yang terjadi di Bumi Mulia Property Bandung seperti terjadi kerusakan *hardware* maupun *software* serta jaringan yang ada di Bumi Mulia Property Bandung dan juga untuk mendukung setiap jalannya operasional pada Bumi Mulia Property Bandung yang sering disebut IT *Support*. Bumi Mulia Property memberikan kesempatan kepada penulis untuk ditempatkan menganalisis dan membuat sistem kelayakan kredit Pensiunan agar mempunyai pengalaman didunia kerja.

Selama melaksanakan program Internship II penulis dibimbing oleh manager IT dan staff IT secara langsung sehingga melaksanakan suatu pekerjaan dengan dan atas petunjuk yang diberikan oleh pembimbing yaitu membantu dalam mengatasi masalah-masalah yang terdapat pada Bumi Mulia Property Bandung yaitu seperti kerusakan hardware maupun software serta jaringan yang ada pada Bumi Mulia Property Bandung. Dan juga dalam melaksanakan praktek kerja lapangan di perusahaan, penulis dituntut mampu membuat suatu sistem untuk Kredit Pensiun untuk membantu kelayakan pemberian Kredit Pensiun. Pelaksanaan kerja praktek dimaksudkan untuk mengetahui Kelayakan pemberian kredit Pensiun di Bumi Mulia Property.

Pelaksanaan praktek kerja lapangan dilakukan oleh penulis selama 3 bulan yaitu mulai tanggal 18 Desember 2018 s.d 18 Maret 2019 dari pukul 08.00 s.d 16.00 WIB. Dalam satu minggu melaksanakan praktek kerja lapangan dari hari senin sampai hari jumat.

3.5 Tanggung Jawab Peserta Internship 1I

Tanggung jawab penulis selama program internship II ini antara lain dapat mengerjakan tugas yang diberikan oleh manager departemen maupun staff. Tanggung jawab lainnya yakni membantu dalam membuat sistem kelayakan pemberian kredit Pensiun. Selama melaksanakan internship II, penulis dibimbing oleh manager IT dan staff IT secara langsung sehingga melaksanakan suatu pekerjaan dengan dan atas petunjuk yang diberikan oleh pembimbing.

3.6 Deskripsi Seberapa Jauh Pekerjaan Peserta In-ternship II

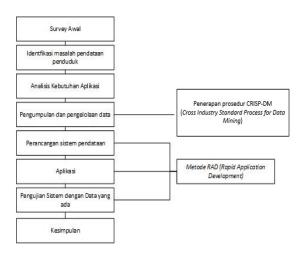
Pada program internship II ini penulis mendapat beberapa pekerjaan yang berkaitan dengan depertemen Solusi Teknologi Informasi maupun devisi lain seperti SDM, devisi Keuangan, devisi Penjualan dan juga surat menyurat. Pada Teknologi Informasi pun penulis diajarkan mempelajari topologi dan jaringan yang digunakan pada Bumi Mulia Property Bandung. Tapi yang lebih difokuskan adalah menganalisis dan membuat sistem kelayakan pemberian kredit Pensiun karena merupakan suatu proyek yang sedang dijalankan pada Teknologi Informasi. Maka penulis diberi tanggung jawab atau tugas untuk menganalisis dan merancang sistem kelayakan pemberian kredit Pensiun dimana berfungsi untuk memudahkan pihak divisi pensiun di Bumi Mulia Property Bandung untuk memilih Pensiunan yang layak untuk melakukan kredit.

BAB IV

METODOLOGI PENELITIAN

4.1 Alur Metodologi Penelitian

Metodologi penelitian adalah cara yang digunakan dalam memperoleh berbagai data untuk diproses menjadi informasi yang lebih akurat sesuai permasalahan yang akan diteliti. Metodologi penelitian digunakan sebagai pedoman dalam pelaksanaan penelitian agar hasil yang dicapai tidak menyimpang dari tujuan yang telah dilakukan sebelumnya. Metodologi penelitian yang akan ditempuh adalah kuantitatif, yakni suatu proses menemukan pengetahuan yang menggunakan data berupa angka sebagai alat menganalisis keterangan mengenai apa yang diketahui. Logika yang dipakai dalam penelitian yang bersifat kuantitatif adalah menggunakan logika positivistic sehingga menghindari hal-hal yang bersifat subjektif. Proses penelitian dilaksanakan dengan mengikuti prosedur standar dalam penggalian sebuah data yang biasa disebut dengan CRISP-DM (Cross Industry Standard Process for Data Mining) [25]. CRISP-DM terdiri dari enam tahap seperti yang terlihat dalam gambar berikut:



Gambar IV.1: Alur Metode Penelitian

CRISP-DM merupakan standar proses baku untuk data mining yang dapat diterapkan kedalam strategi pemecahan umum. Metodologi CRISP-DM adalah standarisasi data mining yang disusun oleh tiga penggagas data mining market yaitu Daimcler Chrysler (Daimler Benz), SPSS, NCR. Kemudian dikembangkan pada berbagai workshop (antara tahun 1997-1999). Lebih dari 300 organisasi yang berkontribusi

dalam proses modeling ini dan akhirnya CRISP-DM 1.0 dipublikasikan pada tahun 1999 [26].

4.2 Tahapan-tahapan Metodologi Penelitian

4.2.1 Pemahaman Bisnis (Bussiness Understanding)

Pemahaman bisnis meliputi penetapan tujuan,penilaian situasi terkini, penetapan tujuan data mining dan pengembangan rencana. Dalam penelitian ini, peneliti telah merumuskan bahwa tujuan dari penelitian ini adalah untuk membuat sebuah model skala prioritas penerima bantuan, dimana penerima bantuan yang diutamakan adalah keluarga pra sejahtera. Pelaksanaan penelitian dilaksanakan di Desa Cigugur Girang Kab.Bandung Barat dengan menggunakan data kependudukan yang dimiliki oleh pihak pemerintah Desa Cigugur Girang.

4.2.2 Pemahaman Data (Data Understanding)

Begitu tujuan ditetapkan maka pemahaman data harus menjadi prioritas berikutnya karena peneliti harus mempertimbangkan data yang diperlukan. Langkah ini bisa meliputi pengumpulan data awal, deskripsi data, eksplorasi data, dan verifikasi kualitas data. Data yang digunakan dalam penelitian ini adalah data kependudukan yang diperoleh dari pemerintah desa Cigugur Kab. Bandung Barat. Data yang diperoleh hasil dari proses survey yang telah dilakukan oleh kelompok PKK di desa setempat dengan menggunakan *instrument survey* yang telah baku. Data yang dipakai dalam penelitian ini meliputi atribut yang berkaitan dengan kepala keluarga seperti usia, pendidikan, pekerjaan, tanggungan, status, luas rumah.

4.2.3 Persiapan data (Data Preparation)

Setelah sumber daya yang tersedia diidentifikasi, sumber data tersebut perlu diidentifikasi untuk diseleksi, dibersihkan, dibangun kedalam wujud yang dikehendaki dan dibentuk. Pembersihan dan transformasi data dalam persiapan pembuatan model data perlu dilakukan pada tahap ini. Agar data yang diambil bersifat valid maka data tersebut haruslah objektif, representative, variasinya kecil dan relevan terhadap permasalahan yang akan diangkat. Proses penyeleksian yang pertama adalah terkait jumlah data sebagai sampel yang dapat mewakili populasi dari penduduk setempat yang diwakili oleh kepala keluarga. Sampel harus dapat mewakili dari populasi yang

Tabel IV.1: Nilai Atribut

No	Atribute	Nilai Atribut	Label	Keterangan
1	Usia (A1)	Sangat Produktif	3	15-49 tahun
		Produktif	2	50-64 tahun
		Tidak produktif	1	65 tahun
2	Pendidikan (A2)	PT	4	
		SMA	3	
		SMP	2	
		SD	1	
3	Pekerjaan (A3)	Tetap	3	
		Tidak tetap	2	
		Tidak bekerja	1	
4	Tanggungan (A4)	<4	2	
		>4	1	
5	Status kepemilikan Rumah	Milik sendiri	3	
	(A5)	Sewa/Kontrak	2	
		Menumpang	1	
6	Luas Rumah (A6)	Tipe 120	6	
		Tipe 60	5	
		Tipe 54	4	
		Tipe 45	3	
		Tipe 36	2	
		Tipe 21	1	

diambil. Tidak ada pedoman umum yang digunakan untuk menentukan besar sampel untuk suatu penelitian, tetapi besar kecilnya jumlah sampel akan mempengaruhi kevalidan dari hasil penelitian. Polit dan Hungler (1993) menyatakan bahwa semakin besarnya sampel yang digunakan semakin baik representatif hasil yang diperoleh. Prinsip umum yang berlaku adalah sebaiknya dalam penelitian digunakan sampel sebanyak mungkin. Namun demikian penggunaan sampel sebesar 10%-20% untuk populasi dengan jumlah lebih dari 1000 dipandang sudah cukup. Jumlah populasi total dalam penelitian di Desa Cigugur Kab.Bandung Barat berjumlah 4000 kepala keluarga, sehingga jika peneliti mengambil nilai terkecil yang diperbolehkan dalam pengambilan sebuah sampel yaitu 10% dari populasi total maka jumlah sampel yang akan digunakan kurang lebih sekitar 400 kepala keluarga. Peneliti mendapati jumlah sampel yang harus dimiliki, serta memperoleh data set. Untuk proses penyeleksian yang selanjutnya adalah melakukan preprocessing dengan menganalisis data set yang telah diperoleh sebelum data set tersebut digunakan untuk kemudian diolah. Permasalahan dalam proses persiapan data yang paling sering muncul adalah terjadinya missing value dalam data set yang kemunculannya dapat memberikan pengaruh terhadap hasil mining. Karena itu sebelum data set digunakan maka perlu adanya cleansing sehingga pengaruh dari missing value tersebut dapat diminimalisir. Dari 400 data set kepala keluarga yang telah diperoleh dalam penelitian ini, ditemukan bahwa terdapat sekitar 26 buah data yang terindikasi missing value. Kemudian strategi yang digunakan dalam menangani missing value pada peneltian ini adalah dengan cara menghapus instance yang mempunyai missing value. Cara ini diambil karena jumlah data set yang terindikasi missing value relatif tidak begitu banyak serta terdapat missing value dengan jumlah atribut yang hilang cukup banyak, sehingga cara yang paling tepat adalah dengan menghapus instance yang terindikasi mempunyai missing value. Sehingga total data set yang tersisa untuk dapat diolah adalah sekitar 374 data set kepala keluarga.

4.2.4 Pembuatan Model (*Modelling*)

Metode penggalian data dengan menggunakan berbagai algoritma yang diperlukan dapat dilakukan disini seperti visualisasi (penggambaran data dan penetapan hubungan) serta analisis pengelompokan (untuk mengidentifikasi variabel mana yang saling berhubungan satu sama lain). Proses penggalian data yang pertama dilakukan adalah dengan mengolah data menggunakan teknik classification sehingga data set akan diklasifikasi. Untuk label classification yang peneliti tentukan sebanyak 3 buah yaitu keluarga pra sejahtera, keluarga sejahtera 1 dan keluarga sejahtera 2. Teknik classification yang dilakukan adalah dengan menggunakan algortima Naive Bayes. setelah menentukan 3 kelas klasifikasi, yaitu kelas keluarga pra sejahtera, keluarga sejahtera 1, dan keluarga sejahtera 2, maka selanjutnya peneliti akan menentukan setiap data set yang telah disusun masuk ke dalam kelas apa, data yang diolah adalah sebanyak 80 % dari data, dimana total data 374 maka data training yang digunakan adalah 300, dan 20 % lagi digunakan sebagai data testing dengan total sebanyak 74 data. setelah selesai maka selanjutnya adalah menentukan probabilitas dari setiap kelas tadi. Selanjutnya adalah menentuk probabilitas kelas terhadap evidence, yang dimaksud dengan evidence adalah usia, pendidikan, pekerjaan, tanggungan, status, luas rumah. Setelah hasil probabilitas telah diperoleh, karena metode ini menggunakan improve Laplace Smoothing maka penambahan adding one smoothing atau nilai 1 terhadap semua proses pencarian probabilitas. Hal ini digunakan untuk menghindari nilai probabilitas nol (0). Tahap terakhir adalah mengalikan semua value data testing terhadap semua probailitas yang diperoleh. Nilai yang memiliki hasil paling besar merupakan hasil klasifikasi data testing yang digunakan. Dengan demikian dihasilkan sebuah model aturan yang dapat digunakan untuk patokan dalam pengambilan keputusan keluarga mana yang dapat diprioritaskan sebagi penerima bantuan.

4.2.5 Evaluasi (Evaluation)

Hasil model sebaiknya dievaluasi dalam konteks tujuan penelitian yang ditetapkan pada tahapan awal (pemahaman bisnis). Hal ini akan mengarahkan pada identifikasi kebutuhan lain melalui pengenalan pola yang diperoleh. Sering kali prosesnya dapat mengarahkan peneliti untuk kembali mengulang ke tahapan-tahapan CRISP-DM sebelumnya. Perolehan pemahaman bisnis merupakan prosedur berulang dalam penggalian data, dimana hasil dari visualisasi, fakta statistic dan metode kecerdasan buatan menuju hubungan-hubungan baru.

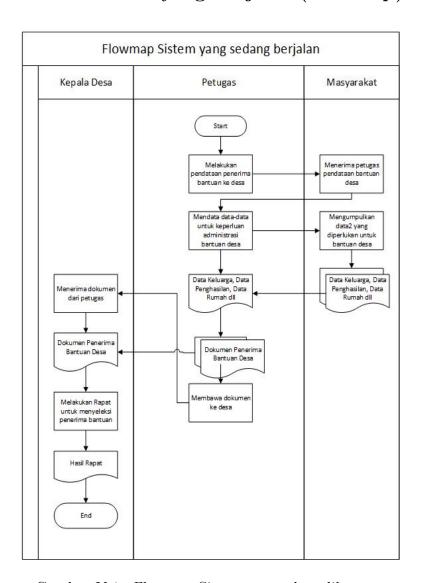
4.2.6 Pelaksanaan (Deployment)

Data mining dapat digunakan baik untuk membuktikan hipotesis sebelumnya, atau untuk penemuan pengetahuan (pengidentifikasian yang tidak terduga dan bermanfaat). Model yang telah diperoleh kemudian dapat diterapkan pada kegiatan yang semula diperuntukan termasuk dapat digunakan untuk memprediksi atau mengidentifikasi situasi-situasi penting.

BAB V

ANALISIS DAN PERANCANGAN SISTEM

- 5.1 Analisis Sistem Berjalan (Current System)
- 5.1.1 Analisis Prosedur yang Berjalan (Flowmap)



Gambar V.1: Flowmap Sistem yang akan dibangun

Keterangan:

- 1. Petugas dari pihak sosial dan petugas dari desa akan melakukan pendataan masyarakat penerima bantuan langsung ke desa.
- 2. Masyarakat menyiapkan berbagai persyaratan administrasi untuk penerima bantuan dana desa, mulai dari data pribadi, persyaratan kategori untuk bantuan dll.
- 3. Petugas akan mengumpulkan data dan beberapa fakta yang ada di lapangan untuk persyaratan dalam penerima bantuan.
- 4. data terkumpul.
- 5. Data yang merupakan dokumen ini akan dikumpulkan ke kantor kepala desa.
- 6. Kepala Desa akan melakukan rapat dengan berbagai staff maupun petugas yang berwenang untuk melakukan penyeleksian penerima dana bantuan desa.
- 7. Hasil rapat akan dikirim ke bagian kecamatan dan data akan diproses ke pusat untuk proses verifikasi masyarakat penerimaan dana desa.

5.1.2 Analisis Dokumen yang sedang Berjalan

Didalam sistem yang akan dibangun terdapat beberapa dokumen yang akan digunakan.

1. Dokumen Daftar Penerima Bantuan

Data yang berisikan data nama masyarakat yang terdaftar dalam penerima bantuan beserta penggolongannya. Data ini berisikan mulai dari data pribadi masyarakat, data kategori untuk memenuhi ragam persyaratan dalam penertuan penerima dana bantuan desa.

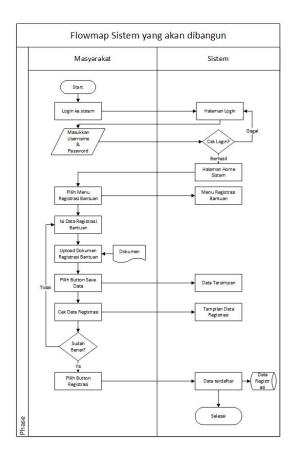
2. Dokumen yang dibutuhkan

Dokumen-dokumen yang berkaitan sebagai persyaratan dalam pendaftaran penerima bantuan. Dokumen yang berkaitan ini bisa berupa Kartu KK, KTP, data rumah, ijazah, ataupun data yang merujuk terhadap persyaratan untuk penerimaan dana bantuan desa.

5.2 Analisis Sistem yang Akan Dibangun

5.2.1 Analisis Prosedur yang Akan Dibangun

5.2.1.1 Flowmap Sistem yang akan Dibangun untuk Warga

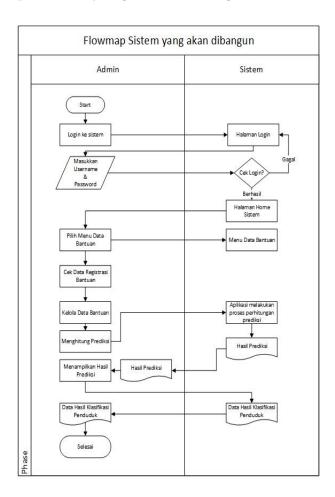


Gambar V.2: Flowmap Sistem yang akan dibangun

Keterangan:

- 1. Masyarakat *login* ke dalam sistem.
- 2. Masyarakat memasukkan username dan password.
- 3. Masyarakat terlebih dahulu melakukan proses registrasi dengan mengisi data yang dibutuhkan dan upload dokumen sebagai bukti.
- 4. Simpan data.
- 5. Sebelum Registrasi cek dahulu data registrasi.
- 6. Pilih Button Registrasi.

5.2.1.2 Flowmap Sistem yang akan Dibangun untuk Admin



Gambar V.3: Flowmap Sistem yang akan dibangun

Keterangan:

- 1. Admin akan *login* ke dalam sistem.
- 2. Admin memasukkan username dan password.
- 3. Admin melakukan pengelolaan data registrasi bantuan.
- 4. Proses Perhitungan data Registrasi bantuan untuk menentukan prediksi.
- 5. Data Prediksi keluar.
- 6. Data Prediksi ditampilkan.
- 7. Data Laporan Hasil Klasifikasi.
- 8. Selesai.

5.2.2 Analisis Dokumen yang Akan Dibangun

Didalam sistem yang akan dibangun terdapat beberapa dokumen yang akan digunakan.

1. Dokumen Daftar Penerima Bantuan

Data yang berisikan seluruh nama penerima bantuan desa.

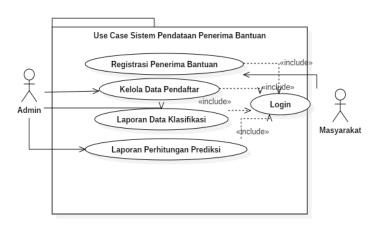
2. Dokumen training

Dokumen yang sudah disusun sesuai ketentuan penelitian yang ingin dilaksanakan oleh peneliti, dengan menentukan struktur yang akan digunakan.

5.2.3 Unified Modelling Language

5.2.4 Use Case Diagram

Use Case Diagram adalah gambaran graphical dari beberapa atau semua actor, use case, dan interaksi diantaranya yang memperkenalkan suatu sistem.



Gambar V.4: Use Case Diagram

Tabel V.1: Definisi Aktor

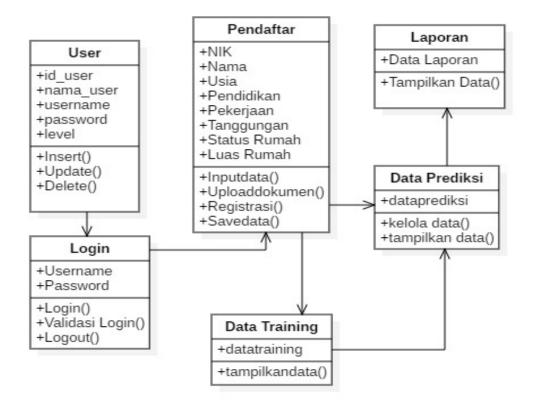
No.	Aktor	Keterangan
1 Admin		login ke dalam sistem, mengupload dokumen,
	11diiiii	melakukan preprocessing dokumen, mengklasifikasikan dokumen
2	Masyarakat	login ke dalam sistem, melakukan pendaftaran untuk
	Masyarakat	penerima dana bantuan desa

Tabel V.2: Definisi *Use Case*

No.	Use Case	Keterangan
1	login	Melakukan proses login
2	Registrasi Penerima Bantuan	Melakukan proses pendaftaran
	Registrasi i enerima Dantuan	peserta penerima bantuan dana desa
		Mengelola Data Pendaftar
3	Kelola Data Pendaftar	Penerima dana bantuan desa
3	Kelola Data Felidartai	mulai dari klasifikasi
		dan pengelolaan data training
4	Laporan Data Klasifikasi	Laporan Data Klasifikasi setelah diolah
5	Laporan Perhitungan Prediksi	Pengelolaan Data training

5.2.5 Class Diagram

Class diagram adalah model statis yang menggambarkan struktur dan deskripsi class serta hubungannya antara class.

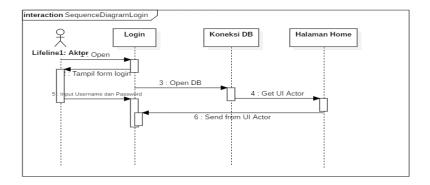


Gambar V.5: Class Diagram

5.2.6 Sequence Diagram

Sequence Diagram adalah diagram yang menggambarkan kolaborasi dinamis antara sejumlah object. Berikut sequence diagram pada penelitian ini:

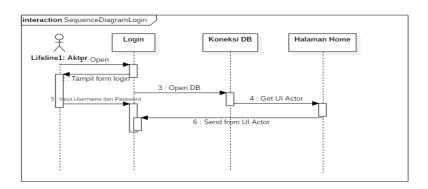
5.2.6.1 Sequence Diagram Login



Gambar V.6: Sequence Diagram Login

Aktor yang berperan dalam sistem adalah Admin dan Masyarakat, dimana aktor terlebih dahulu login dan akan diarahkan menuju menu Home.

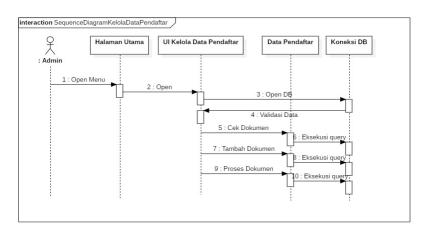
5.2.6.2 Sequence Diagram Registrasi



Gambar V.7: Sequence Diagram Login

Aktor yang berperan dalam diagram ini adalah Masyarakat, dimana aktor terlebih dahulu login dan akan diarahkan menuju menu Home, kemudian melakukan proses Registrasi.

5.2.6.3 Sequence Diagram Kelola Pendaftar

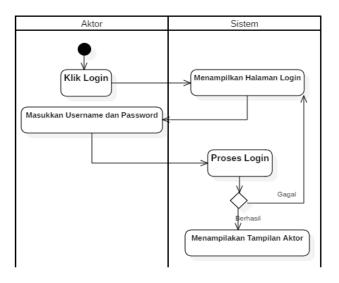


Gambar V.8: Sequence Diagram Kelola Pendaftar

Aktor yang berperan dalam diagram ini adalah Admin. dimana aktor terlebih dahulu login dan akan diarahkan menuju tampilan Admin dan akan mengelola daftar pendaftar.

5.2.7 Activity Diagram

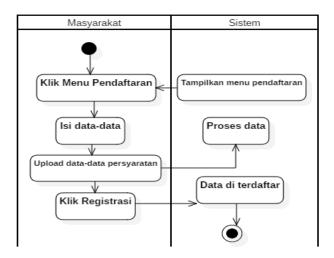
5.2.7.1 Activity Diagram Login



Gambar V.9: Activity Diagram Login

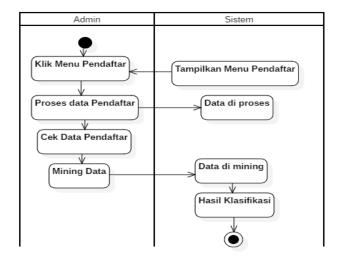
Proses login aktor (Admin dan masyarakat) dimana akan diarahkan dengan input $username \ \mathcal{E}\ password$, apabila benar akan diarahkan ke tampilan setiap aktor dan apabila salah akan kembali ke tampilan login.

5.2.7.2 Activity Diagram Registrasi



Gambar V.10: Sequence Diagram Registrasi

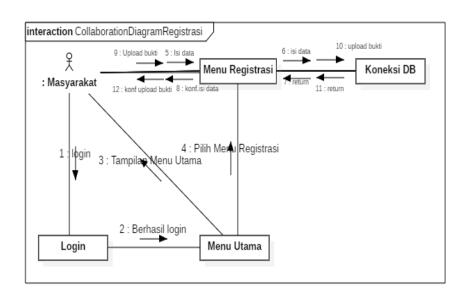
5.2.7.3 Activity Diagram Kelola Pendaftar



Gambar V.11: Sequence Diagram Kelola Pendaftar

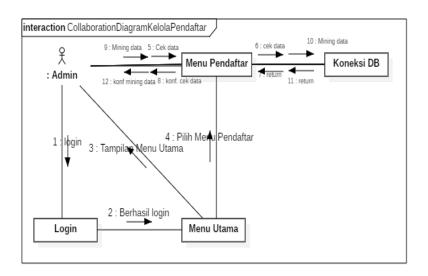
5.2.8 Collaboration Diagram

5.2.8.1 Collaboration Diagram Registrasi



Gambar V.12: Sequence Diagram Registrasi

5.2.8.2 Collaboration Diagram Login



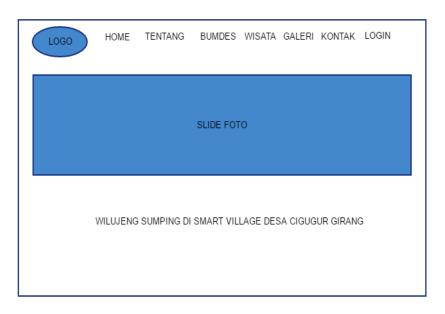
Gambar V.13: Sequence Diagram Kelola Pendaftar

5.3 Perancangan User Interface

User Interface adalah bagian visual dari website, aplikasi software atau device hardware yang memastikan bagaimana seorang user berinteraksi dengan aplikasi atau website tersebut serta bagaimana informasi ditampilan di layarnya. User interface sendiri menggabungkan konsep desain visual, desain interasi, dan infrastruktur informasi. Tujuan dari user interface adalah untuk meningkatkan usability dan tentunya user experience. Pada sistem ini ada 2 interface yakni, interface frontend (bagian depan aplikasi) dan interface backend (bagian belakang/ menu admin dan masyarakat).

5.3.1 Menu Frontend

Pada bagian depan sistem akan terdapat beberapa menu yang berkaitan denga desa Cigugurgirang yang memiliki fungsi masing-masing untuk menampilkan mengenai ragam informasi dari desa ini. Mulai dari informasi desa, petugas desa, kontak, segala jenis pelayanan dan kegiatan-kegiatan yang ada di desa. Sistem ini sendiri bisa dikelola dari backend oleh Admin. Sistem ini lebih mirip dengan portal desa. Keterangan:

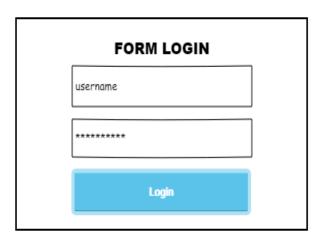


Gambar V.14: Interface Frontend

1. Menu Home untuk tampilan awal sistem.

- 2. Menu Tentang untuk mengelola informasi dari desa, serta hal2 yang terkait. Dan akan berisikan mengenai peta atau informasi jarak desa dari dari pemerintah Bandung Barat.
- 3. Menu BUMDES akan memiliki bagian mulai dari UKM, Kulitas Pelayanan Kesehatan, Kegiatan Desa Dan Pengurusan Aset Desa.
- 4. Wisata berupa apa saja aspek wisata yang ada di desa Cigugurgirang.
- 5. Galeri berisikan dokumentasi yang ada di desa Cigugurgirang.
- 6. Kontak berisikan Informasi kontak yang bisa dihubungi.

5.3.2 Menu Login



Gambar V.15: Interface Login

Keterangan:

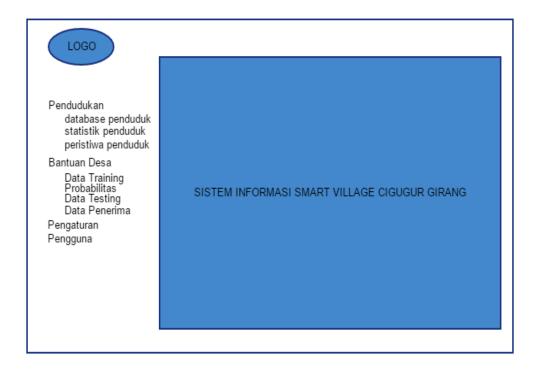
- 1. Text box Username untuk input username;
- 2. Text box Password untuk input password;
- 3. Button Login untuk eksekusi login.

5.3.3 Menu Backend

Untuk Menu backend pada sistem ini sendiri, merupakan menu yang bisa dikelola oleh aktor yang memiliki hak akses ke sistem ini. Apabila berhasil login bisa melakukan

berbagai proses sesuai denga hak akses masing-masing. Untuk admin akan mengelola semua fungsi utama aplikasi dan mengelola data, sedangkan masyarakat bisa melakukan pendaftaran beserta *view* beberapa data dari sistem

5.3.3.1 Menu Admin

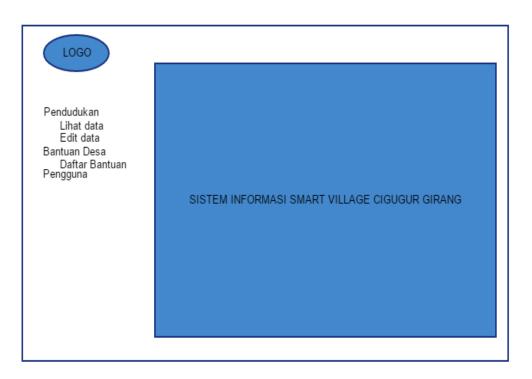


Gambar V.16: Interface Menu Admin

Keterangan:

- 1. Menu Penduduk berisikan *database* penduduk, serta penggolongan data penduduk dll.
- 2. Menu Bantuan Desa untuk pengelolaan data penduduk yang telah melakukan pendaftaran dan akan diproses mulai dari probabilitas sampai keluar hasil klasifikasi dari sistem.
- 3. Menu Pengaturan akan berisi berbagai fungsi untuk mengelola beberapa menu untuk tampilan di *frontend* dari sistem ini seperti informasi-informasi desa dll.
- 4. Menu Pengguna berisikan data pengguna yang memiliki hak akses ke dalam sistem ini.
- 5. Admin dapat mengelola seluruh data pengguna sistem.

5.3.3.2 Menu Masyarakat



Gambar V.17: Interface Menu Admin

Keterangan:

- Menu Penduduk untuk mengecek data pribadi penduduk. Penduduk tidak dapat mengedit NO.KK dan NIK dan beberapa data lain. Hanya bisa mengedit beberapa fungsi saja
- 2. Menu Bantuan Desa untuk pendaftaran dana bantuan desa.
- 3. Menu Pengguna berisikan data pengguna yang memiliki hak akses ke dalam sistem, misal untuk edit *password* dll.

5.4 Perancangan Arsitektur Perangkat Lunak dan Perangkat Keras Sistem

5.4.1 Arsitektur Perangkat Lunak

Dalam pembuatan aplikasi ini, spesifikasi perangkat lunak yang dibutuhkan adalah sebagai berikut:

Tabel V.3: Perangkat Lunak

No.	Tools/Software	Fungsi
1.	Sistem Operasi	Windows 10
2.	Bahasa Pemrograman	PHP (Framework Yii2)
3.	Database Server	MySQL
4	Aplikasi Pendukung	Microsoft Office 2013, XAMPP, Adobe
4.	Aphkasi rendukung	Photoshop CS7

5.4.2 Arsitektur Perangkat Keras

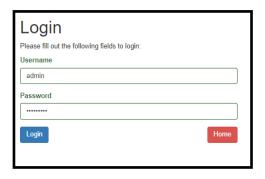
Dalam pembuatan aplikasi ini, spesifikasi perangkat keras yang dibutuhkan adalah sebagai berikut:

Tabel V.4: Perangkat Keras

No	Tools	Nama Perangkat
1.	Processor	Intel Core i5 7th Generation
2.	Memory	1 GB
3.	Harddisk	320 GB
4.	Keyboard dan Mouse.	

5.5 Pembahasan dan Hasil Implementasi

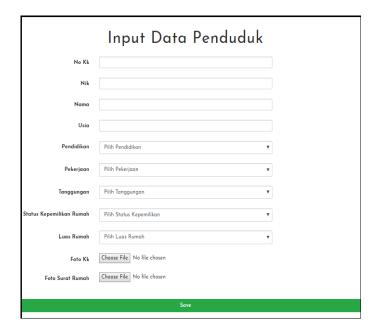
5.5.1 Halaman Login



Gambar V.18: Tampilan Login

Untuk login harus di isi username dan password sesuai dengan yang telah di tentukan, dan untuk penduduk akan login menggunakan NIK dan passwordnya masingmasing.

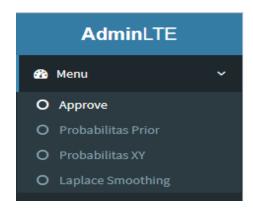
5.5.2 Halaman Registrasi Penduduk



Gambar V.19: Tampilan Registrasi Data Penduduk

Untuk menu ini masyarakat yang ingin ikut dalam pendaftaran penerima bantuan harus terlebih dahulu registrasi, dengan mengisi data yang dibutuhkan beserta upload bukti-bukti yang menjadi persyaratan untuk registrasi. Kemudian masyarakat akan mendapat NIK sebagai username dan passwordnya sendiri adalah NIK pengguna sendiri. Dan akan ada notifikasi untuk data apakah diterima atau tidak nantinya.

5.5.3 Halaman Admin



Gambar V.20: Tampilan Menu Admin

Menu admin akan mengelola data pendaftar yang ada di menu approve dan probabilitas prior, probabilitas xy untuk mengelola perhitungannya sendiri. dan di menu laplace smoothing untuk mengecek hasil klasifikasinya sendiri.

5.5.4 Halaman Pengelolaan Data Pendaftar

ALL DATA N	OT APPROVE APPROVED	REJECT					
Showing 1-20 of 374 items.							
#	Nama	No Kk	Nik	Usia	Prediksi		
1	Usep Heliana	99887810000000	99887810000000	32	Pra Sejahtera	● 🖍 🛅	
2	A Rahmat	99887800000001	99887800000001	50	Pra Sejahtera	◎ 🖍 🛗	
3	Ujang Tarman	99887800000002	99887800000002	31	Sejahtera 1	O / 🛅	
4	Maimunah	99887800000003	99887800000003	32	Pra Sejahtera	O / m	
5	Danis	99887800000004	99887800000004	33	Pra Sejahtera	O / 🛅	
6	Kasna	99887800000005	99887800000005	50	Sejahtera 1	O / m	
7	Wiwi	99887800000006	99887800000006	49	Sejahtera 1	O / m	
8	Atam	99887800000007	99887800000007	65	Sejahtera 1	• / 🛅	
9	Mufti Handoko	99887800000008	99887800000008	34	Sejahtera 2	O / T	
10	Ujang Muhamad ST	99887800000009	99887800000009	33	Pra Sejahtera	◎ ∕ 🛗	

Gambar V.21: Tampilan Pengelolaan Data Penduduk

Untuk menu pengelolaan data ini, admin akan mengelola data penduduk yang mendaftar dan mengecek data pendaftar beserta persyaratannya. Pada Menu ini akan ada menu Approve untuk konfirmasi penerimaan pendaftaran, apabila data benar. Menu reject apabila data belum sepenuhnya sesuai dengan persyaratan yang dinginkan. Admin juga akan menentukan hasil klasifikasi berdasarkan kemungkinan terbesar yanga akan dimiliki oleh si pendaftar. All data merupakan menu yang menampung semua data pendaftar. Untuk update data juga ada di dalam menu ini, sehingga apabila ada pengecekan data terbaru maka bisa dicek lagi. All data merupakan menu yang menampung semua data pendaftar. Untuk update data juga ada di dalam menu ini, sehingga apabila ada pengecekan data terbaru maka bisa dicek lagi.

5.5.5 Halaman Pengelolaan Data Perhitungan Probabilitas Kelas

PROBABILITAS PRIOR BEF		
Kelas	Jumlah Data	Probabilitas
Sejahtera 2	78	0.26
Sejahtera 1	150	0.5
Pra Sejahtera	72	0.24
Total PROBABILITAS PRIOR AFT	300 TER IMPROVE	1
Total PROBABILITAS PRIOR AFT Kelas		1 Probabilitas
PROBABILITAS PRIOR AFT	TER IMPROVE	
PROBABILITAS PRIOR AFT	TER IMPROVE Jumlah Data	Probabilitas
PROBABILITAS PRIOR AFT Kelas Sejahtera 2	TER IMPROVE Jumlah Data 79	Probabilitas 0.26072607260726

Gambar V.22: Tampilan Pengelolaan Data Perhitungan Probabilitas Kelas

Untuk menu pengelolaan data ini, admin akan mengelola data perbandingan perhitungan probabilitas dari kelas setiap data akan dihitung sesuai dengan jumlah pendaftarnya sendiri. Dan akan dikelola dengan menggunakan 80% data sebagai data *training*.

5.5.6 Halaman Pengelolaan Data Hasil Klasifikasi



Gambar V.23: Tampilan Pengelolaan Data Hasil Klasifikasi

Untuk menu pengelolaan data hasil klasifikasi ini akan menunjukkan label yang tealh dipilih pendaftar, sesuai dengan pemilihannya sendiri. Dan akan memiliki label masing-maasing dan akan digunakan untuk memilih nilai probabilitas sebagai perbandingan di hasil akhir nantinya.

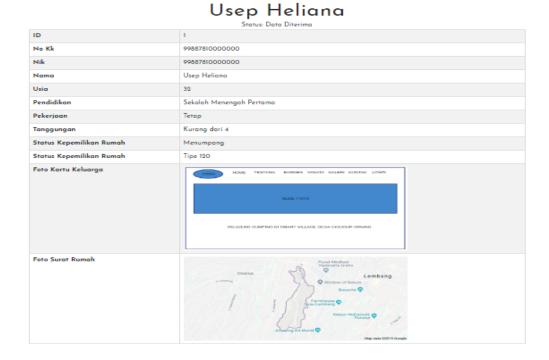
5.5.7 Halaman Pengelolaan Data Perhitungan Probabilitas Label terhadap Kelas

BEFORE IMPR	OVE AFTER II	MPROVE						
P	(XIC)	Label	Sejahtera 2	Pra Sejahtera	Sejahtera 1	Prob. Sejahtera 2	Prob. Pra Sejahtera	Prob. Sejahtera 1
Usla	Sangat Produktif	3	63	63	58	0.81	0.88	0.39
	Produktif	2	12	5	65	0.15	0.07	0.43
	Tidak Produktif	1	3	4	27	0.04	0.06	0.18
Pendidikan	PT	4	13	3	0	0.17	0.04	0
	SMA	3	38	15	2	0.49	0.21	0.01
	SMP	2	25	22	12	0.32	0.31	80.0
	SD	1	2	32	136	0.03	0.44	0.91
Pekerjaan	Tetap	3	69	28	75	0.88	0.39	0.5
	Tidak Tetap	2	9	37	61	0.12	0.51	0.41
	Tidak Bekerja	1	0	7	14	0	0.1	0.09
Tanggungan	>4	3	49	67	137	0.63	0.93	0.91
	<4	2	29	5	13	0.37	0.07	0.09
8tatus	Milk Sendiri	3	78	0	149	1	0	0.99
Kepemilikan Rumah	Sewa / Kontrak	2	0	4	1	0	0.06	0.01
	Menumpang	1	0	68	0	0	0.94	0
Luas Rumah	Tipe 120	6	32	25	44	0.41	0.35	0.29
	Tipe 60	5	22	25	62	0.28	0.35	0.41
	Tipe 54	4	11	10	27	0.14	0.14	0.18
	Tipe 45	3	6	4	6	80.0	0.06	0.04
	Tipe 36	2	3	2	7	0.04	0.03	0.05
	Tipe 21	1	4	6	4	0.05	80.0	0.03

Gambar V.24: Tampilan Pengelolaan Data Perhitungan Probabilitas Label terhadap Kelas

Untuk menu pengelolaan data ini, admin akan mengelola data perbandingan perhitungan probabilitas dari label terhadap kelas, setiap data akan dihitung sesuai dengan jumlah pendaftarnya sendiri. Dan akan dikelola dengan menggunakan 80% data sebagai data training. Nilai-nilai probabilitas label yang didapat akan digunakan untuk perhitungan pada hasil akhir nantinya dengan mengalikan pada probabilitas kelas yag diperoleh lebih dahulu.

5.5.8 Halaman Tampilan Data Pendaftar



Gambar V.25: Tampilan Data Pendaftar

Pada tampilan menu ini akan menampilkan hasil dari pendaftaran si pendaftar dan akan memiliki status hasil pendaftaran sendiri. data yang diisikan akan ditampilkan pada menu ini sendiri.

BAB VI

PENGKAJIAN DAN EVALUASI

6.1 Pengolahan Data

Data yang digunakan untuk datasetnya sendiri 347 data dengan atribut yaitu,usia, pendidikan, pekerjaan, tanggungan, status kepemilikan rumah, dan luas rumah.Semua atribut ini akan memiliki value masing-masing.Untuk hasil pengklasifikasian sendiri yaitu ada 3, Keluarga Sejahtera 1, Pra Sejahtera dan Sejahtera 2. Dari 347 data ini yang akan dianalisis sebanyak 80 % dan menjadi data training yaitu 299,2 atau dibulatkan menjadi sebanyak 300 data dan sisanya sebanyak 20 % menjadi data testing yaitu sebanyak 74,8 atau dibulatkan menjadi sebanyak 74 data. Untuk gambaran nilai atributnya perhatikan tabel dibawah ini:

Tabel VI.1: Nilai Atribut

No	Atribute	Nilai	Label	Keterangan
1	Usia (A1)	Sangat Produktif	3	15-49 tahun
		Produktif	2	50-64 tahun
		Tidak produktif	1	65 tahun
2	Pendidikan (A2)	PT	4	
		SMA	3	
		SMP	2	
		SD	1	
3	Pekerjaan (A3)	Tetap	3	
		Tidak tetap	2	
		Tidak bekerja	1	
4	Tanggungan (A4)	<4	2	
		>4	1	
5	Status kepemilikan Rumah	Milik sendiri	3	
	(A5)	Sewa/Kontrak	2	
		Menumpang	1	
6	Luas Rumah (A6)	Tipe 120	6	
		Tipe 60	5	
		Tipe 54	4	
		Tipe 45	3	
		Tipe 36	2	
		Tipe 21	1	

6.2 Perhitungan Data

Pada Tahap ini data yang akan dikelola adalah sebanyak 347 data. Untuk contoh data ada pada tabel dibawah ini:

Tabel VI.2: Contoh Data

No	Nama	A1	A2	A3	A4	A5	A6	Klasifikasi
1	Usep Heliana	3	2	3	2	1	6	Pra Sejahtera
2	A Rahmat	2	1	2	2	1	6	Pra Sejahtera
3	Ujang Tarman	3	1	3	2	3	6	Sejahtera 1
4	Maimunah	3	3	1	2	1	6	Pra Sejahtera
5	Danis	3	3	2	2	1	5	Pra Sejahtera
6	Kasna	2	1	3	2	3	6	Sejahtera 1
7	Wiwi	2	1	2	2	3	6	Sejahtera 1
8	Atam	1	3	3	2	3	6	Sejahtera 1
9	Mufti Handoko	3	4	3	2	3	6	Sejahtera 2
10	Ujang Muhamad ST	3	4	3	2	1	6	Pra Sejahtera

Jumlah populasi total dalam penelitian di Desa Cigugur Girang Kab.Bandung Barat berjumlah 4000 kepala keluarga, sehingga jika kita mengambil nilai terkecil yang diperbolehkan dalam pengambilan sebuah sampel yaitu 10% dari populasi total maka jumlah sampel yang akan digunakan kurang lebih sekitar 400 kepala keluarga. Dari 400 data set kepala keluarga yang telah diperoleh dalam penelitian ini, ditemukan bahwa terdapat sekitar 26 buah data yang terindikasi missing value. Kemudian strategi yang digunakan dalam menangani missing value pada peneltian ini adalah dengan cara menghapus instance yang mempunyai missing value. Cara ini diambil karena jumlah data set yang terindikasi missing value relative tidak begitu banyak serta terdapat missing value dengan jumlah atribut yang hilang cukup banyak, sehingga cara yang paling tepat adalah dengan menghapus instance yang terindikasi mempunyai missing value. Sehingga total data set yang tersisa untuk dapat diolah adalah sekitar 374 data set kepala keluarga.

6.3 Penerapan Metode Naive Bayes

Setelah data yang diperlukan siap, maka proses selanjutnya adalah melakukan pengelolaan data tersebut dengan perhitungan secara manual dengan menggunakan metode Naive Bayes. Dimana pada tahap Naive Bayes sendiri dimulai dari:

- Menghitung jumlah kelas / label.
- Menghitung Jumlah Kasus Per Kelas
- Kalikan Semua Variable Kelas
- Bandingkan Hasil Per Kelas

Untuk tahap 1, data yang akan dikelola adalah sebanyak 374 data, dimana data akan dikelola menggunakan Microsoft Excel dengan menerapkan rumus yang digunakan.

1. Hitung probabilitas kelas P(C)

Untuk kelas yang digunakan ada 3 yaitu Sejahtera 2, Pra Sejahtera, dan Sejahtera 1 untuk perhitungannya sendiri adalah:

$$P(C) = \frac{JumlahKelas(C)}{SemuaData}$$
 (VI.1)

Tabel VI.3: Probabilitas Kelas

Probabilitas Kelas	Jumlah Data	Probabilitas
P(SEJAHTERA2)	78	=78/300 = 0.26
P(PRASEJAHTERA)	72	= 72/300 = 0.24
P(SEJAHTERA1)	150	=150/300 =0.5
Total Data	300	1

Setelah diperoleh hasil probabilitas kelas, selanjutnya menentukan probabilitas Atribut terhadap kelas.

2. Hitung Probabilitas Kasus terhadap Kelas Hitung jumlah kasus terhadap kelas terlebih dahulu:

Dari 300 data *training* yang digunakan maka dihitung setiap kasus terhadap kelas, sehingga bisa diperoleh probabilitas setiap kasus terhadap kelas.Setelah diperoleh jumlah data setiap kasus terhadap kelas maka hitunglah probabilitas dengan membagikan jumlah data kasus terhadap kelas dengan jumlah setiap kelas yang ada pada data training:

Tabel VI.4: Jumlah Kasus terhadap kelas

Kelas	Value	Sejahtera 2	Pra Sejahtera	Sejahtera 1
Usia	Sangat Produktif	63	63	58
	Produktif	12	5	65
	Tidak produktif	3	4	27
Pendidikan	PT	13	3	-
	SMA	38	15	2
	SMP	25	22	12
	SD	2	32	136
Pekerjaan	Tetap	69	28	75
	Tidak tetap	9	37	61
	Tidak bekerja	_	7	14
Tanggungan	$\text{textless}\{\}4$	49	67	137
	4	29	5	13
St. Kep Rumah	Milik sendiri	78	-	149
	Sewa/Kontrak	_	4	1
	Menumpang	_	68	-
Luas Rumah	Tipe 120	32	25	44
	Tipe 60	22	25	62
	Tipe 54	11	10	27
	Tipe 45	6	4	6
	Tipe 36	3	2	7
	Tipe 21	4	6	4

Tabel VI.5: Contoh Perhitungan

	0
P(Sejahtera2—SangatProduktif)	=63/78
1 (Sejantera2—Sangati roduktii)	=0.82
P(PraSejahtera—SangatProduktif	=63/72
P(Prasejantera—SangatProduktii	=0.89
P(Sejahtera1—SangatProduktif)	=58/150
1 (Sejamerai—Sangati roduktii)	=0.37

Untuk hasil probabilitas kasus yang akan dicari terhadap kelas adalah diperoleh dengan mengalikan Jumlah kasus (x) terhadap Kelas (C) dimana rumusnya:

$$P(C|X) = \frac{P(X|C)(P(C))}{P(X)}$$
 (VI.2)

P(C—X) = Probabilitas hipotesis berdasar kondisi (posteriori probability)

P(X-C) = Probabilitas berdasarkan kondisi pada hipotesis

C = Hipotesis data merupakan suatu class spesifik

X = Data dengan class yang belum diketahui

Tabel VI.6: Probabilitas (C—X)

P(X—C)	Value	Sejahtera 2	Pra Sejahtera	Sejahtera 1
Usia	Sangat Produktif	0.81	0.88	0.39
	Produktif	0.15	0.07	0.43
	Tidak produktif	0.04	0.06	0.18
Pendidikan	PT	0.17	0.04	0
	SMA	0.49	0.21	0.01
	SMP	0.32	0.31	0.08
	SD	0.03	0.44	0.91
Pekerjaan	Tetap	0.88	0.39	0.50
	Tidak tetap	0.12	0.51	0.41
	Tidak bekerja	0	0.10	0.09
Tanggungan	<4	0.63	0.93	0.91
	>4	0.37	0.07	0.09
St. Kep Rumah	Milik sendiri	1.00	0	0.99
	Sewa/Kontrak	0	0.06	0.01
	Menumpang	0	0.94	0
Luas Rumah	Tipe 120	0.41	0.35	0.29
	Tipe 60	0.28	0.35	0.41
	Tipe 54	0.14	0.14	0.18
	Tipe 45	0.08	0.06	0.04
	Tipe 36	0.04	0.03	0.05
	Tipe 21	0.05	0.08	0.03

3. Kalikan Variabel dan Bandingkan Hasil

Tabel VI.7: testing data

TESTING DATA							
Nama	A1	A2	A3	A4	A5	A6	Hasil
Asep Sutisna	3	3	3	2	3	6	Sejahtera 2
Yoka Alit Kameswara Ir	2	4	3	2	3	6	Sejahtera 2
Dadang Saepudin	3	3	3	2	3	6	Sejahtera 2
Eddy Karyadi H	1	2	3	2	3	6	Sejahtera 1
Maman Supriatman	2	4	3	2	3	6	Sejahtera 2

Berdasarkan tabel diatas setelah diperhatikan, terdapat nilai probabilitas yang bernilai 0, dan untuk akurasi perhitungan sendiri yaitu senilai 92%, Pengaruh dari nilai probabilitas nol merupakan kekurangan dari $Naive\ Bayes$ sendiri. Maka dari itu peneliti menggunakan metode $Laplace\ Smoothing$ untuk menghindari nilai probabilitas 0 (nol)

Tabel	VI	Q.	Hagil	Prc	dikei
Taber	ν 1.	ο.	masm	1 16	icano:

PREDICTION						
Sejahtera 2	Pra Sejahtera	Sejahtera 1	Class prediction			
0.0233249	0	0.000343	Sejahtera 2			
0.0014785	0	0.000093	Sejahtera 2			
0.0202768	0	0.000250	Sejahtera 2			
0.0008449	0	0.000514	Sejahtera 2			
0.0014785	0	0.000093	Sejahtera 2			

Tabel VI.9: Confusion Matrix

CONFUSION TABLE					
	CLASS				
PREDICTION	Sejahtera 2	Pra Sejahtera	Sejahtera 1		
Sejahtera 2	25	0	2		
Pra Sejahtera	0	7	0		
Sejahtera 1	4	0	36		

6.4 Penerapan Metode $Naive\ Bayes\ improve\ Laplace$ Smoothing

Penerapan improve laplace smoothing sendiri adalah untuk menangani nilai probabilitas yang nol, laplace smoothing sendiri biasa disebut dengan metode add one smoothing. Yang artinya dimana disetiap data set yang akan dihitung ditambahkan 1, penambahan 1 ini tidak akan mempengaruhi estimasi probabilitas sendiri. Untuk rumusnya adalah sebagai berikut:

• Laplace Smoothing untuk probabilitas prior

$$P_L(y) = \frac{C(y) + 1}{N + |y|}$$
 (VI.3)

• Laplace Smoothing untuk probabilitas bersyarat

$$P_L(x|y) = \frac{C(x,y)+1)}{C(y)+|x|}$$
 (VI.4)

Sebagai contoh asumsikan pada sebuah kelas misal kelas sejahtera1—pendidikan terdapat 100 training set, dimana PT=0,SMA=50,SMP=35,SD=15. Tanpa *laplace smoothing* maka probabiltasnya adalah:

PT:0/100=(0),SMA:50/100=(0,5),SMP:35/100=(0,35)),SD:15/100=(0,15).

Setelah diterapkan $laplace\ smoothing\ (asumsikan\ setiap\ sampel\ ditambahkan\ 1$ data baru) maka:

PT:1/104 = (0,0096), SMA:51/104 = (0,4903), SMP:36/104 = (0,3461)), SD:16/104 = (0,1538)

1. Hitung probabilitas kelas P(C)

Tabel VI.10: Probabilitas Kelas

Probabilitas Kelas	Jumlah Data	Probabilitas
P(SEJAHTERA2)	78 + 1	=79/303 = 0.2607
P(PRASEJAHTERA)	72 + 1	= 72/303 = 0.2409
P(SEJAHTERA1)	150 + 1	=151/303 =0.4983
Total Data	303	1

2. Hitung Probabilitas Kasus terhadap Kelas

Dari 300 data training yang digunakan maka dihitung setiap kasus terhadap kelas, sehingga bisa diperoleh probabilitas setiap kasus terhadap kelas.

Tabel VI.11: Jumlah Kasus terhadap kelas

Kelas	Value	Sejahtera 2	Pra Sejahtera	Sejahtera 1
Usia	Sangat Produktif	63 + 1	63 +1	58 +1
	Produktif	12 + 1	5 + 1	65 + 1
	Tidak produktif	3 + 1	$ \ 4 + 1 $	27 + 1
Pendidikan	PT	13 +1	3 +1	0 + 1
	SMA	38 + 1	15 + 1	2 + 1
	SMP	25 + 1	22 + 1	12 + 1
	SD	2 + 1	32 + 1	136 + 1
Pekerjaan	Tetap	69 +1	28 +1	75 +1
	Tidak tetap	9 + 1	37 + 1	61 + 1
	Tidak bekerja	0 + 1	7 + 1	14 +1
Tanggungan	$\text{textless}\{\}4$	49 +1	67 +1	137 + 1
	4	29 + 1	5 +1	13 +1
St. Kep Rumah	Milik sendiri	78 +1	0 +1	149 +1
	Sewa/Kontrak	0 + 1	$ \ 4 + 1 $	1 +1
	Menumpang	0 + 1	68 + 1	0 +1
Luas Rumah	Tipe 120	32 + 1	25 + 1	44 +1
	Tipe 60	22 + 1	25 + 1	62 + 1
	Tipe 54	11 + 1	10 + 1	27 + 1
	Tipe 45	6 + 1	4 + 1	6 +1
	Tipe 36	3 + 1	2 + 1	7 +1
	Tipe 21	4 +1	6 +1	4 +1

Tabel VI.12: Probabilitas setelah diimprove laplace smoothing

P(X—C)	Value	Sejahtera 2	Pra Sejahtera	Sejahtera 1
Usia	Sangat Produktif	0.79	0.85	0.39
	Produktif	0.16	0.08	0.43
	Tidak produktif	0.05	0.07	0.18
Pendidikan	PT	0.17	0.05	0.01
	SMA	0.48	0.21	0.02
	SMP	0.32	0.30	0.08
	SD	0.04	0.43	0.89
Pekerjaan	Tetap	0.86	0.39	0.50
	Tidak tetap	0.12	0.51	0.41
	Tidak bekerja	0.01	0.11	0.10
Tanggungan	$\text{textless}\{\}4$	0.63	0.92	0.91
	4	0.38	0.08	0.09
St.Kep.Rumah	Milik sendiri	0.98	0.01	0.98
	Sewa/Kontrak	0.01	0.07	0.01
	Menumpang	0.01	0.92	0.01
Luas Rumah	Tipe 120	0.39	0.33	0.29
	Tipe 60	0.27	0.33	0.40
	Tipe 54	0.14	0.14	0.18
	Tipe 45	0.08	0.06	0.04
	Tipe 36	0.05	0.04	0.05
	Tipe 21	0.06	0.09	0.03

Setelah dilakukan penambahan 1 atau add one smoothing maka nilai probabilitas 0 tidak ada lagi. Walaupun adanya penambahan 1 ini tidak akan mempengaruhi dengan nilai probabilitas lainnya.

3. Kalikan Variabel dan Bandingkan Hasil

Tabel VI.13: testing data

raber vi.io. testing data							
TESTING DATA							
Nama	A1	A2	A3	A4	A5	A6	Hasil
Asep Sutisna	3	3	3	2	3	6	Sejahtera 2
Yoka Alit Kameswara Ir	2	4	3	2	3	6	Sejahtera 2
Dadang Saepudin	3	3	3	2	3	6	Sejahtera 2
Eddy Karyadi H	1	2	3	2	3	6	Sejahtera 1
Maman Supriatman	2	4	3	2	3	6	Sejahtera 2

Setiap data testing ini memiliki label masing, dimana nilai dari setiap label akan

dikalikan terhadap probabilitas yang telah diperoleh. Untuk hasil perkaliannya sendiri ada di tabel dibawah ini.

Tabel VI.14: Hasil Prediksi

Sejahtera 2	Pra Sejahtera	Sejahtera 1	Prediksi
0.0202768	0.0000683	0.000477	Sejahtera 2
0.0014785	0.0000016	0.000178	Sejahtera 2
0.0202768	0.0000683	0.000477	Sejahtera 2
0.0008449	0.0000077	0.000982	Sejahtera 2
0.0014785	0.0000016	0.000178	Sejahtera 2

Tabel VI.15: Confusion Matrix

CONFUSION TABLE	V1.19. Comus		
		CLASS	
PREDICTION	Sejahtera 2	Pra Sejahtera	Sejahtera 1
Sejahtera 2	27	0	0
Pra Sejahtera	0	7	0
Sejahtera 1	2	0	38

Berdasarkan tabel diatas setelah diperhatikan, tidak terdapat nilai probabilitas yang bernilai 0, dan untuk akurasi perhitungan sendiri yaitu senilai 95%, Akurasi semakin meningkat dan nilai probabilitas tidak ada 0 menjadikan penggunakan metode laplace smoothing sendiri sangat cocok digunakan pada *Naive Bayes*.

6.5 Perbandingan Hasil Metode

Setelah dilakukan perhitungan dengan menggunakan hanya metode Naive Bayes saja dan menggunakan Naive Bayes yang telah diimprove dengan laplace smooting, maka diperoleh hasil sebagai berikut:

1. Hasil Probabilitas Kelas

Tabel VI.16: Perbandingan Hasil Probabilitas Kelas

10001 (1110) 1 0100114111-0011 110001111000 110100							
	Naive	Bayes	Naive Bayes + Laplace Smoothing				
Kelas	Jumlah Data	Probabilitas	Jumlah Data	Probabilitas			
Sejahtera 2	78	0.26	79	0.26072607			
Pra Sejahtera	72	0.24	73	0.24092409			
Sejahtera 1	150	0.5	151	0.49834983			
Total	300	1	303	1			

Berdasarkan tabel diatas bisa diperhatikan penambahan 1 atau add one smoothing pada metode Naive Bayes improve Laplace Smoothing perbedaanya tidak terlalu banyak.

2. Hasil Probabilitas Kasus Terhadap Kelas

Tabel VI.17: Perbandingan Hasil Probabilitas Kasus terhadap Kelas

Perbandingan Hasil		Naive Bayes			Naive Bayes + Laplace		
P(X—C)		C1	C2	СЗ	C1	C2	C3
Usia	Sangat Produktif	0.81	0.88	0.39	0.79	0.85	0.39
	Produktif	0.15	0.07	0.43	0.16	0.08	0.43
	Tidak produktif	0.04	0.06	0.18	0.05	0.07	0.18
Pendidikan	PT	0.17	0.04	-	0.17	0.05	0.01
	SMA	0.49	0.21	0.01	0.48	0.21	0.02
	SMP	0.32	0.31	0.08	0.32	0.30	0.08
	SD	0.03	0.44	0.91	0.04	0.43	0.89
Pekerjaan	Tetap	0.88	0.39	0.50	0.86	0.39	0.50
	Tidak tetap	0.12	0.51	0.41	0.12	0.51	0.41
	Tidak bekerja	_	0.10	0.09	0.01	0.11	0.10
Tanggungan	<4	0.63	0.93	0.91	0.63	0.92	0.91
	>4	0.37	0.07	0.09	0.38	0.08	0.09
Status Kep. Rumah	Milik sendiri	1.00	-	0.99	0.98	0.01	0.98
	Sewa/Kontrak	-	0.06	0.01	0.01	0.07	0.01
	Menumpang	_	0.94	-	0.01	0.92	0.01
Luas Rumah	Tipe 120	0.41	0.35	0.29	0.39	0.33	0.29
	Tipe 60	0.28	0.35	0.41	0.27	0.33	0.40
	Tipe 54	0.14	0.14	0.18	0.14	0.14	0.18
	Tipe 45	0.08	0.06	0.04	0.08	0.06	0.04
	Tipe 36	0.04	0.03	0.05	0.05	0.04	0.05
	Tipe 21	0.05	0.08	0.03	0.06	0.09	0.03

3. Perbandingan Hasil Akurasi

Tabel VI.18: Perbandingan Akurasi

2000										
CONFUSION TABLE	Naive Bayes		Naive Bayes +Laplace							
	CLASS									
PREDICTION	C1	C2	СЗ	C1	C2	C3				
C1	25	0	2	27	0	0				
C2	0	7	0	0	7	0				
C3	2	0	38	4	0	36				

Untuk persentasi akurasi sendiri adalah dihitung dengan menggunakan rumus sebagai berikut:

$$Akurasi = \frac{JumlahDatayang diprediksiben ar}{JumlahPrediksiyang dilakukan}$$
(VI.5)

• Akurasi Naive Bayes

maka untuk akurasi dari Naive Bayes sendiri adalah:

Akurasi =
$$(25+7+36)/74 = 68/74 = 0.918$$

Akurasi Naive Bayes improve Laplace Smoothing
 maka untuk akurasi Naive Bayes improve Laplace Smoothing adalah:

Akurasi =
$$(27+7+38)/74 = 72/74 = 0.972$$

Akurasi =
$$0.945 * 100 \% = 97.2 \%$$

Untuk persentasi *error rate* sendiri adalah dihitung dengan menggunakan rumus sebagai berikut:

$$Errorrate = 1 - Akurasi$$
 (VI.6)

• Error rate Naive Bayes

maka untuk Error rate dari Naive Bayes sendiri adalah:

$$Error\ rate = 1-0.918 = 0.082$$

Error rate =
$$0.082 * 100 \% = 8.2 \%$$

• Error rate Naive Bayes improve Laplace Smoothing

maka untuk Error rate Naive Bayes improve Laplace Smoothing adalah:

$$Error\ rate = 1-0.972 = 0.028$$

Error rate =
$$0.028 * 100 \% = 2.8\%$$

Setelah melakukan perbandingan maka disimpulkan bahwa penggunaan Naive Bayes improve Laplace smoothing akan membantu dalam pengolahan data, dengan tingkat akurasi yang tergolong good dalam penelitian. Peningkatan akurasi dan tidak adanya nilai probabiliti 0 menjadikan penelitian semakin baik.

BAB VII

PENUTUP

7.1 Kesimpulan

Setelah melakukan penelitian ini, peneliti merangkum beberapa kesimpulan yakni, sebagai berikut:

- 1. Berdasarkan penerapan metode Naive Bayes improve Laplace Smoothing ini dengan tingkat akurasi penelitian sebesar 97 % dengan penggunaan data sebanyak 374 data. Dimana 300 data sebagai data training dan 74 data sebagai data testing, maka proses pengklasifikasian dokumen dikategorikan good.
- 2. Untuk hasil pengklasifikasian dokumen sendiri, masih terdapat beberapa kesalahan atau *error rate* pada hasil prediksinya dengan presentasi sebesar 2.8 %.
- 3. Jumlah data yang semakin banyak akan mempengaruhi tingkat akurasi dari pengklasifikasian ini.

7.2 Saran

Untuk mendapatkan hasil yang lebih akurat, penulis memberi saran mengenai penggunaan dataset yang lebih banyak lagi. Karena pada penelitian ini sistem yang dibuat masih dalam bentuk website. Akan lebih baik bila dapat diimplementasikan pada An-droid untuk mendukung kemudahan akses pada masyarakat apabila digunakan.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] H. Annur, "Klasifikasi masyarakat miskin menggunakan metode naive bayes," *ILKOM Jurnal Ilmiah*, vol. 10, no. 2, pp. 160–165, 2018.
- [2] P. Tuasikal and S. Sunarso, "Evaluasi pelaksanaan peraturan walikota yogyakarta no 53 tahun 2011 tentang gerakan segoro amarto dalam penanggulangan kemiskinan," *Harmoni Sosial: Jurnal Pendidikan IPS*, vol. 5, no. 2, pp. 141–152, 2018.
- [3] D. Susilowati, I. Nuraini, and S. W. Sulistyono, "Pertumbuhan ekonomi dan tingkat kemiskinan di pulau madura," *LIP FEB UMM*, vol. 1, no. 1, 2019.
- [4] S. Hanifa and A. Wibowo, "Faktor yang memengaruhi kemiskinan di provinsi jawa timur tahun 2014," *Jurnal Biometrika dan Kependudukan*, vol. 6, no. 2, pp. 136–143, 2018.
- [5] A. H. Raihan, M. J. Amin, M. Si, M. Dama, S. Sos, and M. Si, "Efektivitas kebijakan penerapan aplikasi sistem informasi desa dan kelurahan (si-daleh) di desa rapak lambur kecamatan tenggarong kabupaten kutai kertanegara," 2017.
- [6] R. Rachmawati, "Pengembangan smart village untuk penguatan smart city dan smart regency," 2018.
- [7] N. Lestari, R. Handayani, and Y. J. SY, "Implementasi sistem informasi untuk penunjang pengambilan keputusan pemberian bantuan kepada masyarakat desa," *Prosiding SISFOTEK*, vol. 1, no. 1, pp. 17–23, 2017.
- [8] C. Fadlan, S. Ningsih, and A. P. Windarto, "Penerapan metode naïve bayes dalam klasifikasi kelayakan keluarga penerima beras rastra," *Jurnal Teknik Informatika Musirawas (JUTIM)*, vol. 3, no. 1, pp. 1–8, 2018.

- [9] A. A. Rahman and Y. I. Kurniawan, "Aplikasi klasifikasi penerima kartu indonesia sehat menggunakan algoritma naïve bayes classifier," *Jurnal Teknologi dan Manajemen Informatika*, vol. 4, no. 1, 2018.
- [10] A. F. Cahyanti, R. Saptono, and S. W. Sihwi, "Penentuan model terbaik pada metode naive bayes classifier dalam menentukan status gizi balita dengan mempertimbangkan independensi parameter," ITSMART: Jurnal Teknologi dan Informasi, vol. 4, no. 1, pp. 28–35, 2015.
- [11] S. Ludoni, I. Noor, and L. Hakim, "Perencanaan program-program pengentasan kemiskinan dalam pencapaian target mdgs tahun 2015 di kota batu," REFOR-MASI, vol. 6, no. 1, 2017.
- [12] UU NO. 10 Tahun 1992, "Undang-Undang No 10 tahun 1992 Bab I ayat 11," vol. 1992, no. April, 1992.
- [13] A. Astuti, E. Normelani *et al.*, "Pemetaan tingkat kesejahteraan keluarga di kecamatan banjarmasin selatan," *JPG (Jurnal Pendidikan Geografi)*, vol. 4, no. 2, 2017.
- [14] D. Nofriansyah, S. Kom, and M. Kom, Konsep Data Mining Vs Sistem Pendukung Keputusan. Deepublish, 2015.
- [15] F. Rahman and M. I. Firdaus, "Penerapan data mining metode naïve bayes untuk prediksi hasil belajar siswa sekolah menengah pertama (smp)," *AL ULUM JURNAL SAINS DAN TEKNOLOGI*, vol. 1, no. 2, 2016.
- [16] T. A. Setiawan, R. E. Indrajit, and M. Fauzi, "Merancang strategi penjualan produk jasa pelatihan dengan menggunakan metode data mining," *Prosiding Semnastek*, 2017.
- [17] I. S. S. Aradea and K. Surendro, "Konsepsi data dan informasi sebagai penyedia layanan pengetahuan," 2015.
- [18] M. Fisz and R. Bartoszyński, *Probability theory and mathematical statistics*. J. wiley, 2018, vol. 3.
- [19] R. Amora and A. Fauzy, "PROSIDING SNIPS 2016 Implementasi Metode Naïve Bayes Dalam Mendiagnosis Penyakit Demam Dengue dan Demam Berdarah Dengue (Studi kasus: RSUD R. Syamsudin, SH Kota Sukabumi) PRO-SIDING SNIPS 2016," no. July, pp. 646–655, 2016.

- [20] C.-z. Gao, Q. Cheng, P. He, W. Susilo, and J. Li, "Privacy-preserving naive bayes classifiers secure against the substitution-then-comparison attack," *Information Sciences*, vol. 444, pp. 72–88, 2018.
- [21] I. Listiowarni and E. R. Setyaningsih, "Analisis kinerja smoothing pada naive bayes untuk pengkategorian soal ujian," *Jurnal Teknologi dan Manajemen Informatika*, vol. 4, no. 2, 2018.
- [22] U. W. Wijayanto and R. Sarno, "An experimental study of supervised sentiment analysis using gaussian naïve bayes," in 2018 International Seminar on Application for Technology of Information and Communication. IEEE, 2018, pp. 476–481.
- [23] S. Agrawal and J. Agrawal, "Survey on anomaly detection using data mining techniques," *Procedia Computer Science*, vol. 60, pp. 708–713, 2015.
- [24] F. Rahman and N. Bahtiar, "Aplikasi data mining menggunakan metode naive bayes classifier studi kasus klasifikasi beasiswa di universitas diponegoro," Ph.D. dissertation, Universitas Diponegoro, 2015.
- [25] F. Schfer, C. Zeiselmair, J. Becker, and H. Otten, "Synthesizing crisp-dm and quality management: A data mining approach for production processes," in 2018 IEEE International Conference on Technology Management, Operations and Decisions (ICTMOD), Nov 2018, pp. 190–195.
- [26] A. Nadali, E. N. Kakhky, and H. E. Nosratabadi, "Evaluating the success level of data mining projects based on crisp-dm methodology by a fuzzy expert system," in 2011 3rd International Conference on Electronics Computer Technology, vol. 6, April 2011, pp. 161–165.

LAMPIRAN A

$Curriculum\ Vitae$

LAMPIRAN B

FAQ

M : Kalo Intership II atau TA harus buat aplikasi ? D : Ga harus buat aplikasi tapi harus ngoding

M : Pa saya bingung mau ngapain, saya juga bingung mau presentasi apa? D : Makanya baca de, buka jurnal topik 'ganteng' nah kamu baca dulu sehari 5 kali ya, 4 hari udah 20 tuh. Bingung itu tanda kurang wawasan alias kurang baca.

M : Pa saya sudah cari jurnal terindeks scopus tapi ga nemu. D : Kamu punya mata de? coba dicolok dulu. Kamu udah lakuin apa aja? tolong di list laporkan ke grup Tingkat Akhir. Tinggal buka google scholar klik dari tahun 2014, cek nama jurnalnya di scimagojr.com beres.

M : Pa saya belum dapat tempat intership, jadi ga tau mau presentasi apa? D : kamu kok ga nyambung, yang dipresentasikan itu yang kamu baca bukan yang akan kamu lakukan.

M : Pa ini jurnal harus yang terindex scopus ga bisa yang lain ? D : Index scopus menandakan artikel tersebut dalam standar semantik yang mudah dipahami dan dibaca serta bukan artikel asal jadi. Jika diluar scopus biasanya lebih sukar untuk dibaca dan dipahami karena tidak adanya proses review yang baik dan benar terhadap artikel.

M : Pa saya tidak mengerti D : Coba lihat standar alasan

M: Pa saya bingung D: Coba lihat standar alasan

M : Pa saya sibuk D : Mbahmu....

M: Pa saya ganteng D: Ndasmu....

M: Pa saya kece D: wes karepmu lah....

Biasanya anda memiliki alasan tertentu jika menghadapi kendala saat proses bimbingan, disini saya akan melakukan standar alasan agar persepsi yang diterima sama dan tidak salah kaprah. Penggunaan kata alasan tersebut antara lain:

- 1. Tidak Mengerti: anda boleh menggunakan alasan ini jika anda sudah melakukan tahapan membaca dan meresumekan 15 jurnal. Sudah mencoba dan mempraktekkan teorinya dengan mencari di youtube dan google minimal 6 jam sehari selama 3 hari berturut-turut.
- 2. Bingung : anda boleh mengatakan alasan bingung setelah maksimal dalam berusaha menyelesaikan tugas bimbingan dari dosen(sudah dilakukan semua). Anda

belum bisa mengatakan alasan bingung jika anda masih belum menyelesaikan tugas bimbingan dan poin nomor 1 diatas. Setelah anda menyelesaikan tugas bimbingan secara maksimal dan tahap 1 poin diatas, tapi anda masih tetap bingung maka anda boleh memakai alasan ini.

LAMPIRAN C Data Penduduk

LAMPIRAN D

Lampiran Foto Kegiatan Internship II