

**PENENTUAN STATUS GIZI BALITA PADA KECAMATAN
KERTOSONO MENGGUNAKAN METODE *ENSEMBLE*
CLASSIFIER**

SKRIPSI

Untuk memenuhi sebagian persyaratan
memperoleh gelar Sarjana Komputer

Disusun oleh:

Lusy Dwi Oktaviani

NIM: 115060807113050

UNIVERSITAS BRAWIJAYA



TEKNIK INFORMATIKA

PROGRAM TEKNOLOGI INFORMASI DAN ILMU KOMPUTER

UNIVERSITAS BRAWIJAYA

MALANG

2015

PENGESAHAN

PENENTUAN STATUS GIZI BALITA PADA KECAMATAN KERTOSONO
MENGUNAKAN METODE *ENSEMBLE CLASSIFIER*

SKRIPSI

Diajukan untuk memenuhi sebagian persyaratan
memperoleh gelar Sarjana Komputer

Disusun Oleh :
Lusy Dwi Oktaviani
NIM: 115060807113050

Skripsi ini telah diuji dan dinyatakan lulus pada
29 Oktober 2015

Telah diperiksa dan disetujui oleh:

Dosen Pembimbing I

Dosen Pembimbing II

Indriati, ST., M. Kom
NIK: 831013 06 1 2 0035

Drs. Achmad Ridok, M. Kom
NIP: 19680825 199403 1 004

Mengetahui
Ketua Program Studi Informatika / Ilmu Komputer

Drs. Marji, M.T
NIP: 1670801 199203 1 001

PERNYATAAN ORISINALITAS

Saya menyatakan dengan sebenar-benarnya bahwa sepanjang pengetahuan saya, di dalam naskah skripsi ini tidak terdapat karya ilmiah yang pernah diajukan oleh orang lain untuk memperoleh gelar akademik di suatu perguruan tinggi, dan tidak terdapat karya atau pendapat yang pernah ditulis atau diterbitkan oleh orang lain, kecuali yang secara tertulis disitasi dalam naskah ini dan disebutkan dalam daftar pustaka.

Apabila ternyata didalam naskah skripsi ini dapat dibuktikan terdapat unsur-unsur plagiasi, saya bersedia skripsi ini digugurkan dan gelar akademik yang telah saya peroleh (sarjana) dibatalkan, serta diproses sesuai dengan peraturan perundang-undangan yang berlaku (UU No. 20 Tahun 2003, Pasal 25 ayat 2 dan Pasal 70).

Malang, 20 Oktober 2015



Lusy Dwi Oktaviani

NIM: 115060807113050

KATA PENGANTAR

Puji dan syukur penulis panjatkan kehadirat Allah SWT atas limpahan rahmat dan karunia-Nya sehingga penulis dapat menyelesaikan skripsi yang berjudul “Penentuan Status Gizi Balita pada Kecamatan Kertosono Menggunakan Metode *Ensemble Classifier*”. Skripsi ini diajukan untuk memenuhi prasyarat kelulusan dalam menyelesaikan pendidikan dan memperoleh gelar Sarjana Komputer konsentrasi Komputasi Cerdas dan Visualisasi di program studi teknik informatika Fakultas Ilmu Komputer Universitas Brawijaya.

Dalam penyelesaian skripsi ini, penulis telah mendapatkan banyak dukungan moral maupun materiil dari banyak pihak. Atas bantuan yang telah diberikan penulis ingin menyampaikan penghargaan dan ucapan terima kasih yang sebesar-besarnya kepada:

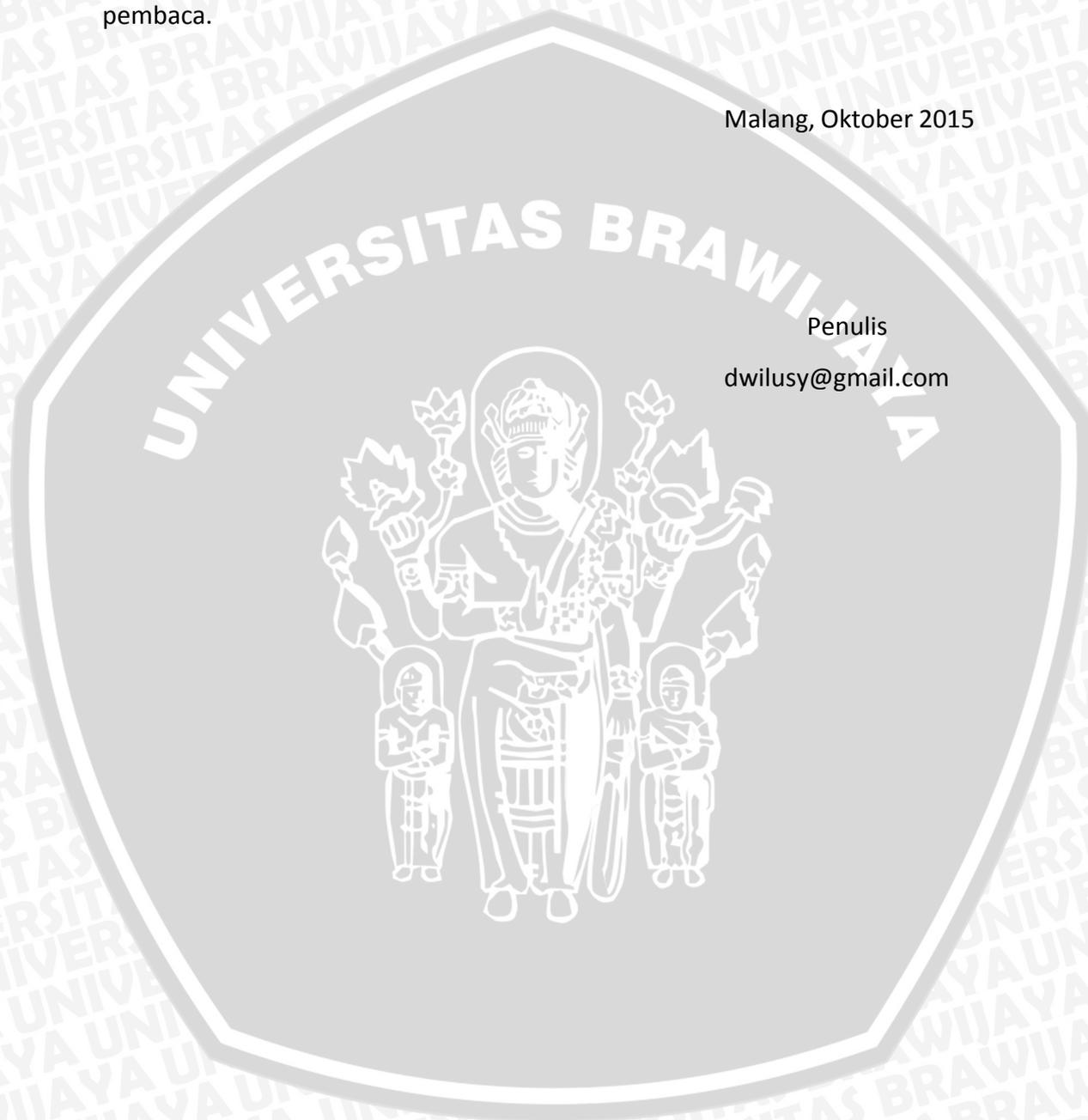
1. Ibu Indriati, S.T., M. Kom dan Bapak Drs. Achmad Ridok, M.Kom selaku Dosen Pembimbing Skripsi.
2. Bapak M. Ali Fauzi S.Kom., M.Kom selaku dosen yang telah meluangkan waktu untuk memberikan pengarahan dan masukan bagi penulis.
3. Bapak Ir. Sutrisno, M.T. selaku Ketua Fakultas Ilmu Komputer Universitas Brawijaya.
4. Bapak Drs. Marji, M.T. selaku Ketua Program Studi Teknik Informatika dan Ilmu Komputer Fakultas Ilmu Komputer Universitas Brawijaya.
5. Segenap Bapak dan Ibu dosen yang telah mendidik dan mengajarkan ilmunya kepada penulis selama menempuh pendidikan di Fakultas Ilmu Komputer Universitas Brawijaya.
6. Kedua orang tua penulis, Bapak Zahroni dan Ibu Sundari yang tidak pernah berhenti dalam memberikan doa, dukungan dan semangat kepada penulis.
7. Kakak dan Adik, Ludy Haryo pramono dan Rofy Muhamad Zain yang selalu memberikan dukungan dan motivasi kepada penulis.
8. Keluarga besar penulis, yang selalu memberikan doa dan dukungan kepada penulis.
9. Dwi Aristian yang selalu memberi dukungan dan motivasi hingga terselesaikannya skripsi ini.
10. Sahabat-sahabat Stalabil, Ayu Nanda Intanlasari, Armeilya Rahmanis Shokikah, Dewi Enggar Wati, Ermi Novitasari, Julia Ika Ratna, Zain Nuril Chotimah Pradefi Ansyah, dan Zhanella Aziza yang telah memberikan dukungan dan motivasi.
11. Teman-teman Teknik Informatika angkatan 2011, Djoko Cahyo Utomo yang telah memberikan bantuan demi terselesaikannya skripsi ini.
12. Semua pihak yang telah membantu terselesaikannya skripsi ini yang tidak dapat penulis sebutkan satu per satu.

Penulis menyadari bahwa skripsi ini masih memiliki kekurangan dan masih belum sempurna, karena keterbatasan materi dan pengetahuan yang dimiliki penulis. Maka, saran dan kritik yang membangun dari semua pihak sangat diharapkan demi penyempurnaan selanjutnya. Semoga skripsi ini dapat bermanfaat dan berguna bagi semua pihak, baik bagi penulis maupun pembaca.

Malang, Oktober 2015

Penulis

dwilusy@gmail.com



ABSTRAK

Lusy Dwi Oktaviani. 2015. Penentuan Status Gizi Balita pada Kecamatan Kertosono Menggunakan Metode *Ensemble Classifier*. Skripsi program studi Informatika. Fakultas Ilmu Komputer Universitas Brawijaya. Pembimbing : Indriati, ST., M. Kom dan Drs. Achmad Ridok, M. Kom.

Anak usia kurang dari lima tahun atau balita membutuhkan gizi yang cukup dalam membantu tumbuh kembangnya. Kejadian gizi buruk dan kelebihan gizi akan berdampak buruk bagi balita seperti kematian dan infeksi kronis. Pengetahuan tentang status gizi balita sangat penting diketahui bagi orangtua mengingat usia balita merupakan masa yang tergolong rawan dalam pertumbuhan dan perkembangan balita. Parameter yang digunakan dalam penentuan status gizi balita untuk Berat Badan menurut Umur adalah berat badan, umur, dan jenis kelamin. Dan parameter yang digunakan dalam penentuan status gizi balita untuk Tinggi Badan menurut Umur adalah tinggi badan, umur, dan jenis kelamin.

Dari hasil analisis di atas maka dibuatlah sebuah sistem yang digunakan untuk Penentuan Status Gizi Balita Menggunakan Metode *Ensemble Classifier*. Penentuan status gizi balita menggunakan metode *Ensemble Classifier* yaitu *Average of Probabilities* yang menggabungkan beberapa metode klasifikasi diantaranya *Naïve Bayes*, *K Nearest Neighbor*, dan *Fuzzy K Nearest Neighbor*. Status gizi balita yang dihasilkan dari sistem terdiri dari 2 kategori yaitu kategori BB menurut Umur yang menghasilkan status gizi diantaranya adalah gizi lebih, gizi baik, gizi kurang, dan gizi buruk. Dan kategori TB menurut Umur yang menghasilkan status gizi diantaranya adalah tinggi, normal, pendek, dan sangat pendek. Nilai akurasi tertinggi yang didapatkan pada perbandingan data 90% - 10% yaitu pada BB menurut Umur untuk *Naïve Bayes* sebesar 48.15%, KNN pada $k=1$ yaitu sebesar 51.85%, dan pada $k=2$ yaitu sebesar 51.85%, serta pada $k=5$ yaitu sebesar 51.85%. FKNN pada $k=4$ yaitu sebesar 72.22% dan pada $k=5$ yaitu sebesar 72.22%. Sedangkan pada TB menurut Umur terdapat pada perbandingan data 90% - 10% untuk *Naïve Bayes* sebesar 31.48%, KNN pada $k=5$ sebesar 55.56% , FKNN pada $k=4$ sebesar 90.74% dan $k=5$ sebesar 90.74%. Sedangkan hasil pengujian *ensemble* yaitu *Average of Probabilities* pada kategori BB menurut Umur sebesar mencapai 74.07%. Sedangkan kategori TB menurut Umur sebesar 83.33%.

Kata kunci: Status Gizi Balita, *Naïve Bayes*, *K Nearest Neighbor*, *Fuzzy K Nearest Neighbor*, *Ensemble Classifier*, *Average of Probabilities*

ABSTRACT

Lusy Dwi Oktaviani. 2015. Determination of Nutritional Status in the District Kertosono Toddler Using *Ensemble Classifier* Method. Skripsi studies program Informatics/ Computer Science. Faculty of Computer Science University of Brawijaya. Advisor : Indriati, ST., M. Kom and Drs. Achmad Ridok, M. Kom.

Children aged less than five years or toddlers require adequate nutrition in helping growth. The incidence of malnutrition and excess nutrients will be bad for children as mortality and chronic infections. Knowledge of the nutritional status of children is very important to know for parents considering the age of the children was classified as vulnerable in the future growth and development of infants. The parameters used in determining the nutritional status of children for Weight Loss by Age is the weight, age, and gender. And parameters used in determining the nutritional status of children for Height by age is height, age, and gender.

From the analysis above, made a system used for Toddlers Nutritional Status Determination Method Using *Ensemble Classifier*. Determination of the nutritional status of children using the *Ensemble Classifier* is *Average of probabilities* that combines several methods including *Naïve Bayes* classification, *K Nearest Neighbor*, and *Fuzzy K Nearest Neighbor*. The resulting nutritional status of the system consists of two categories: category B by Age that produced the nutritional status of which is nutrition, good nutrition, malnutrition, and malnutrition. TB and according to age categories that produce the nutritional status of which is high, normal, short, and very short. The value of the highest accuracy is obtained on a comparison of the data of 90% - 10% ie at BB by Age for *Naïve Bayes* amounted to 48.15%, KNN at $k = 1$ is equal to 51.85%, and at $k = 2$ is equal to 51.85%, and at $k = 5$ that is equal to 51.85%. FKNN at $k = 4$ is equal to 72.22% and at $k = 5$ is equal to 72.22%. While on TB by Age found in the comparison of data of 90% - 10% for the *Naïve Bayes* amounted to 31.48%, KNN at $k = 5$ for 55.56%, FKNN at $k = 4$ amounted to 90.74% and $k = 5$ for 90.74%. While the test results are *Average of probabilities ensemble* in category B by Age of reach 74.07%. While TB categories according to age by 83.33%.

Kata kunci: Toddler Nutritional Status, *Naïve Bayes*, *K Nearest Neighbor*, *Fuzzy K Nearest Neighbor*, *Ensemble Classifier*, *Average of Probabilities*

DAFTAR ISI

HALAMAN SAMPUL	i
LEMBAR PENGESAHAN	ii
LEMBAR PERNYATAAN	iii
KATA PENGANTAR	iv
ABSTRAK	vi
ABSTRACT	vii
DAFTAR ISI	viii
DAFTAR GAMBAR	xi
DAFTAR TABEL	xiii
DAFTAR LAMPIRAN	xv
BAB I PENDAHULUAN	1
1.1 Latar Belakang.....	1
1.2 Rumusan Masalah.....	3
1.3 Tujuan Penelitian.....	3
1.4 Manfaat penelitian.....	3
1.5 Batasan Masalah.....	4
1.6 Sistematika Penulisan.....	4
BAB II KAJIAN PUSTAKA DAN TEORI	5
2.1 Kajian Pustaka.....	5
2.2 Gizi.....	7
2.2.1 Faktor Penyebab Masalah Gizi.....	7
2.2.2 Status Gizi.....	9
2.3 <i>Data Mining</i>	10
2.3.1 Klasifikasi (<i>Classification</i>).....	10
2.4 <i>Naïve Bayes Classifier</i>	11
2.4.1 Teorema Bayes.....	11
2.4.2 <i>Naïve Bayes Classification</i>	12
2.5 <i>K Nearest Neighbor</i>	14
2.5.1 Definisi Metode <i>K Nearest Neighbor</i>	14
2.5.2 Proses <i>K Nearest Neighbor</i>	14

2.6 Fuzzy K Nearest Neighbor	14
2.7 Ensemble Classifier	16
2.8 Akurasi	17
BAB III METODOLOGI DAN PERANCANGAN	18
3.1 Studi Literatur	19
3.2 Pengumpulan Data Penelitian	19
3.3 Analisa dan Perancangan	19
3.3.1 Flowchart	20
3.4 Pengolahan dan Perhitungan Manual	27
3.4.1 Perhitungan Manual	28
3.5 Rancangan Antarmuka Aplikasi	51
3.5.1 Antarmuka Login	51
3.5.2 Antarmuka Admin	51
3.5.3 Antarmuka User	54
BAB IV IMPLEMENTASI	60
4.1 Lingkungan Implementasi	60
4.1.1 Lingkungan Perangkat Keras	60
4.1.2 Lingkungan Perangkat Lunak	60
4.2 Implementasi Program	60
4.2.1 Antarmuka Login	60
4.2.2 Antarmuka Admin	61
4.2.3 Antarmuka User	63
4.3 Proses Source Code	65
4.3.1 Proses Naïve Bayes	65
4.3.2 Proses K Nearest Neighbor	74
4.3.3 Proses Fuzzy K Nearest Neighbor	79
4.3.4 Proses Average of Probabilities	89
BAB V PENGUJIAN DAN ANALISIS	91
5.1 Sistematika Pengujian	91
5.1.1 Sistematika Pengujian Pengaruh Perubahan Data Latih dan Data Uji	91
5.1.2 Sistematika Pengujian Pengaruh Nilai k	91



5.1.3 Sistematika Pengujian Pengaruh Metode Klasifikasi	91
5.1.4 Sistematika Pengujian Pengaruh Metode <i>Ensemble</i>	92
5.2 Hasil Pengujian.....	92
5.2.1 Hasil Uji Pengaruh Perubahan Data Latih dan Data Uji	92
5.2.2 Hasil Uji Pengaruh Nilai k	92
5.2.3 Hasil Uji Pengaruh Metode Klasifikasi.....	92
5.2.4 Hasil Uji Pengaruh Metode <i>Ensemble</i>	94
5.3 Analisa Hasil	95
BAB VI PENUTUP	98
6.1 Kesimpulan.....	98
6.2 Saran	98
DAFTAR PUSTAKA	99
LAMPIRAN	101



DAFTAR GAMBAR

Gambar 2.1 Kerangka Pikir Penyebab Masalah Gizi	8
Gambar 2.2 Kerangka Kerja Klasifikasi	11
Gambar 2.3 Sistematika <i>Average of Probabilities</i>	16
Gambar 3.1 Tahapan Penelitian	18
Gambar 3.2 Proses Sistem Penentuan Status Gizi Balita	20
Gambar 3.3 Proses Metode <i>Naïve Bayes</i>	21
Gambar 3.4 Proses Standar Deviasi	21
Gambar 3.5 Proses Metode <i>K Nearest Neighbor</i>	22
Gambar 3.6 Proses Klasifikasi <i>K Nearest Neighbor</i>	23
Gambar 3.7 Proses <i>Euclidean Distance</i>	23
Gambar 3.8 Proses Metode <i>Fuzzy K Nearest</i>	24
Gambar 3.9 Proses Klasifikasi <i>Fuzzy K Nearest Neighbor</i>	25
Gambar 3.10 Proses <i>Weighted</i>	26
Gambar 3.11 Proses Metode <i>Average of Probabilities</i>	27
Gambar 3.12 Antarmuka <i>Login</i>	51
Gambar 3.13 Antarmuka <i>Home</i>	52
Gambar 3.14 Antarmuka <i>Create Account</i>	53
Gambar 3.15 Antarmuka <i>Data Account</i>	54
Gambar 3.16 Antarmuka <i>Change Password</i>	55
Gambar 3.17 Antarmuka <i>Home</i>	56
Gambar 3.18 Antarmuka Data Latih	57
Gambar 3.19 Antarmuka Proses	58
Gambar 3.20 Antarmuka Hasil	59
Gambar 4.1 Halaman <i>Login</i>	61
Gambar 4.2 Antarmuka <i>Home</i>	61
Gambar 4.3 Antarmuka <i>Create Account</i>	62
Gambar 4.4 Antarmuka <i>Data Account</i>	62
Gambar 4.5 Antarmuka <i>Change Password</i>	62
Gambar 4.6 Antarmuka <i>Home</i>	63
Gambar 4.7 Antarmuka Data Latih	63

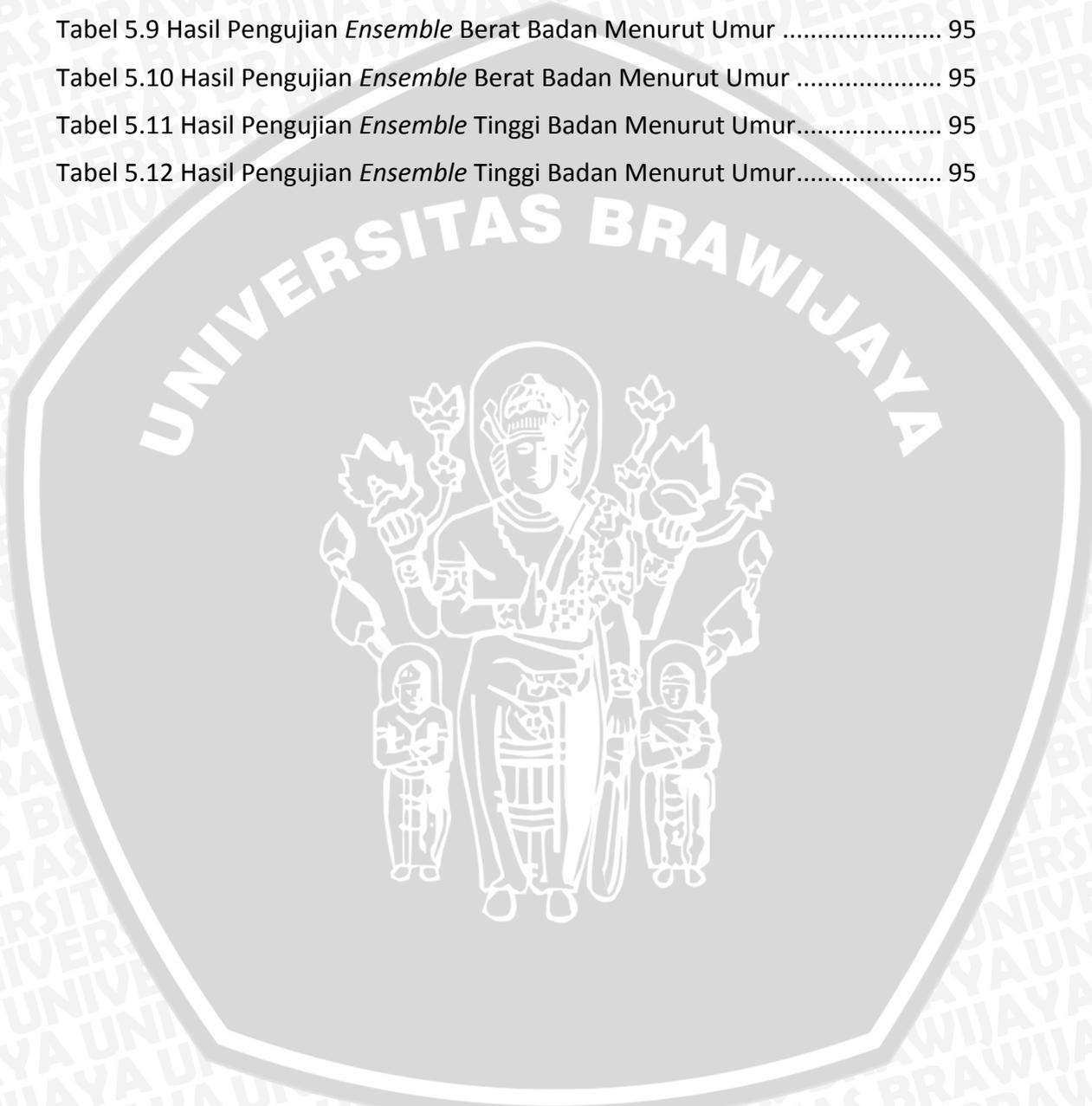
Gambar 4.8 Antarmuka Proses	64
Gambar 4.9 Antarmuka Hasil	64
Gambar 5.1 Hasil Pengujian KNN dan FKNN pada BB menurut Umur	93
Gambar 5.2 Hasil Pengujian KNN dan FKNN pada TB menurut Umur.....	94



DAFTAR TABEL

Tabel 2.1 Kategori dan Ambang Batas Status Gizi Anak Berdasarkan Indeks	9
Tabel 2.2 Contoh dari <i>Majority Voting</i> (<i>Output</i> dari Klasifikasi).....	17
Tabel 3.1 Data Latih	28
Tabel 3.2 Data Uji	28
Tabel 3.3 Jumlah Record Diatribut Data Latih	29
Tabel 3.4 Data Latih Dikuadratkan	30
Tabel 3.5 Hasil <i>Euclidean</i>	33
Tabel 3.6 Data Setelah Diurutkan dari yang Terkecil.....	34
Tabel 3.7 Seleksi 5 Data dengan Nilai Terkecil.....	35
Tabel 3.8 Hasil Perhitungan Jarak <i>Euclidean Distance</i>	36
Tabel 3.9 Nilai Perhitungan <i>Weighted</i>	36
Tabel 3.10 Nilai <i>Weighted</i> Setelah Diurutkan	37
Tabel 3.11 Seleksi 5 Data dengan Nilai Terbesar	38
Tabel 3.12 Nilai Klasifikasi Tiap Metode Klasifikasi.....	39
Tabel 3.13 Data Latih	40
Tabel 3.14 Data Uji	40
Tabel 3.15 Jumlah Record Diatribut Data Latih	40
Tabel 3.16 Data Latih Dikuadratkan.....	42
Tabel 3.17 Hasil <i>Euclidean</i>	45
Tabel 3.18 Data Setelah Diurutkan dari yang Terkecil	46
Tabel 3.19 Seleksi 5 Data dengan Nilai Terkecil.....	46
Tabel 3.20 Hasil Perhitungan Jarak <i>Euclidean Distance</i>	47
Tabel 3.21 Hasil Perhitungan <i>Weighted</i>	48
Tabel 3.22 Nilai <i>Weighted</i> Setelah Diurutkan	49
Tabel 3.23 Seleksi 5 Data dengan Nilai Terbesar	49
Tabel 3.24 Nilai Klasifikasi Tiap Metode Klasifikasi.....	51
Tabel 5.1 Hasil Pengujian Berat Badan Menurut Umur	92
Tabel 5.2 Hasil Pengujian Berat Badan Menurut Umur	93
Tabel 5.3 Hasil Pengujian Tinggi Badan Menurut Umur	93
Tabel 5.4 Hasil Pengujian Tinggi Badan Menurut Umur	93

Tabel 5.5 Hasil Pengujian <i>Ensemble</i> Berat Badan Menurut Umur	94
Tabel 5.6 Hasil Pengujian <i>Ensemble</i> Berat Badan Menurut Umur	94
Tabel 5.7 Hasil Pengujian <i>Ensemble</i> Berat Badan Menurut Umur	94
Tabel 5.8 Hasil Pengujian <i>Ensemble</i> Berat Badan Menurut Umur	95
Tabel 5.9 Hasil Pengujian <i>Ensemble</i> Berat Badan Menurut Umur	95
Tabel 5.10 Hasil Pengujian <i>Ensemble</i> Berat Badan Menurut Umur	95
Tabel 5.11 Hasil Pengujian <i>Ensemble</i> Tinggi Badan Menurut Umur.....	95
Tabel 5.12 Hasil Pengujian <i>Ensemble</i> Tinggi Badan Menurut Umur.....	95



DAFTAR LAMPIRAN

Lampiran 1 Contoh 100 Data Kategori Berat Badan Menurut Umur 101

Lampiran 2 Contoh 100 Data Kategori Tinggi Badan Menurut Umur..... 104



BAB 1 PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang

Di Indonesia gizi buruk masih menjadi salah satu masalah kesehatan masyarakat yang utama. Keadaan kesehatan masyarakat Indonesia masih cukup memprihatinkan. Salah satu faktor utama yang perlu diperhatikan dalam peningkatan kesehatan masyarakat adalah perbaikan gizi pada balita. Pemerintah bertanggung jawab untuk mengatasi masalah gizi buruk melalui kebijakan dan program kesehatan. Hal ini sudah dibuktikan oleh pemerintah dengan adanya puskesmas di setiap daerah di Indonesia yang berguna untuk memberikan pelayanan masyarakat untuk menanggulangi masalah kesehatan masyarakat terutama masalah gizi buruk pada balita sehingga dapat mengantisipasi gizi buruk dan menekan angka gizi buruk pada balita. Gizi kurang dan gizi buruk adalah status gizi yang didasarkan pada indeks berat badan menurut umur (BB/U) yang merupakan padanan istilah *underweight* (gizi kurang) dan *severely underweight* (gizi buruk) [KEP-10].

Anak usia kurang dari lima tahun atau biasa disebut dengan balita membutuhkan gizi yang cukup dalam membantu tumbuh kembangnya. Gizi adalah salah satu faktor terpenting yang mempengaruhi individu atau masyarakat, dan karenanya merupakan *issue* fundamental dalam kesehatan masyarakat [EME-05].

Kejadian gizi buruk dan kelebihan gizi apabila tidak diatasi akan menyebabkan dampak yang buruk bagi balita. Dampak yang terjadi antara lain kematian dan infeksi kronis [NOV-12]. Berdasarkan hal ini, mengetahui status gizi pada balita adalah hal yang sangat penting untuk dipahami oleh para orangtua mengingat usia balita merupakan masa yang tergolong rawan dalam pertumbuhan dan perkembangan karena pada masa ini balita mudah terserang penyakit dan mudah kekurangan gizi.

Sampai saat ini masih belum ada sebuah sistem yang dapat menganalisa status gizi balita pada suatu puskesmas, salah satunya di Puskesmas Kertosono Kabupaten Nganjuk. Analisa yang diterapkan masih secara manual yaitu dengan menggunakan KMS (Kartu Menuju Sehat) balita. KMS digunakan untuk memantau pertumbuhan balita setiap bulan dan sebagai media penyuluhan gizi dan kesehatan [PER-10]. Penggunaan KMS ini membutuhkan waktu yang lama dalam menganalisa status gizi balita serta memungkinkan kesalahan pada hasil analisa status gizi balita.

Oleh sebab itu, dibutuhkan adanya sebuah sistem yang mampu untuk menentukan status gizi balita secara akurat sehingga dapat digunakan untuk menekan angka gizi buruk pada balita di Kecamatan Kertosono. Perancangan sistem penentuan status gizi balita dibagi menjadi



2 kategori yaitu penentuan status gizi berdasarkan Berat Badan menurut Umur yang menghasilkan status gizi diantaranya gizi lebih, gizi normal, gizi kurang, dan gizi buruk. Dan penentuan status gizi berdasarkan Tinggi Badan menurut Umur yang menghasilkan status gizi diantaranya tinggi, normal, pendek, dan sangat pendek. Untuk menilai status gizi balita diperlukan standar antropometri yang mengacu pada Standar *World Health Organization* (WHO 2005) [KEP-10].

Sistem penentuan status gizi balita yang dibangun akan menggunakan metode *Ensemble Classifier* yaitu *Average of Probabilities* dengan menggabungkan beberapa metode klasifikasi diantaranya *Naïve Bayes* (NB), *K Nearest Neighbor* (KNN) dan *Fuzzy K Nearest Neighbor* (FKNN).

Naïve Bayes adalah salah satu algoritma dalam teknik *data mining* yang menerapkan teori *Bayes* dalam klasifikasi [SAN-07]. *Naïve Bayes* merupakan salah satu algoritma klasifikasi yang sederhana tetapi mempunyai kemampuan klasifikasi yang baik dan akurasi tinggi [RIS-06]. Berdasarkan penelitian yang dilakukan oleh Mujib Ridwan, Hadi Suyono, dan M. Sarosa menyatakan bahwa tingkat akurasi dari pengklasifikasian menggunakan metode *Naïve Bayes* (NB) adalah 70% [RID-13].

K Nearest Neighbor merupakan metode yang digunakan untuk mengklasifikasikan objek berdasarkan contoh *training* terdekat di *feature space* [SAX-14]. KNN mempunyai beberapa kelebihan yaitu metode ini tangguh terhadap data latih yang *noisy* dan efektif apabila data latihnya besar. Penelitian yang menggunakan metode *K Nearest Neighbors* (KNN) dilakukan oleh Krati Saxena, Dr. Zubair, dan Shefali Singh yang menyatakan bahwa tingkat akurasi pada penelihan tersebut mencapai 75% [SAX-14].

Fuzzy K Nearest Neighbor adalah metode yang memberikan nilai keanggotaan pada setiap kelas. Selain itu, FKNN digunakan untuk memprediksi data uji dengan menggunakan nilai derajat keanggotaan data uji pada setiap kelas dan diambil kelas dengan nilai derajat keanggotaan terbesar dari data uji sebagai kelas hasil [KEL-85]. Penelitian yang menggunakan metode FKNN dilakukan oleh Hardika Teguh Wijaya yang menyatakan bahwa tingkat akurasi pada penelitian tersebut sebesar 76% terhadap data latih dan 74% terhadap nilai k [WIJ-15].

Metode *Ensemble* adalah menggabungkan beberapa metode klasifikasi dalam mengklasifikasi untuk membentuk *classifier* baru dan mendapatkan hasil yang lebih akurat [VER-03]. Penelitian yang menggunakan metode *ensemble classifier* yaitu *Average of Probabilities* dilakukan oleh Nadia F.F. da Silva, Eduardo R. Hruschka, dan Estevam R. Hruschka Jr menyatakan bahwa tingkat akurasi pada penelitian tersebut mencapai 80% [DAS-14].

Berdasarkan permasalahan di atas, maka penulis tertarik mengusulkan judul untuk tugas akhir mengenai "Penentuan Status Gizi

Balita pada Kecamatan Kertosono Menggunakan Metode *Ensemble Classifier*". Sistem ini dibagi menjadi 2 kategori yaitu BB menurut Umur dan TB menurut Umur. *Input* yang akan diproses dari BB menurut Umur adalah data berat badan (BB), usia (U), jenis kelamin. *Input* yang akan diproses dari TB menurut Umur adalah data tinggi badan (TB), usia (U), jenis kelamin. Data yang digunakan sebagai data latih dan data uji adalah gizi balita tahun 2014 - 2015 akan digunakan sebagai data latih dan uji. Data uji akan diklasifikasi menggunakan *Naïve Bayes*, *K Nearest Neighbors*, dan *Fuzzy K Nearest Neighbor*. Setelah mendapatkan hasil klasifikasi menggunakan masing-masing dari metode klasifikasi. Selanjutnya dilakukan proses *Average of Probabilities* sebagai metode *ensemble* dan menghasilkan *output* yang lebih akurat. *Output* dari sistem ini terdiri dari 2 kategori yaitu klasifikasi hasil penentuan status gizi balita untuk BB menurut Umur yaitu gizi lebih, gizi baik, gizi kurang, dan gizi buruk. Klasifikasi hasil penentuan status gizi balita untuk TB menurut Umur yaitu tinggi, normal, pendek, dan sangat pendek.

1.2 Rumusan Masalah

Dari latar belakang masalah di atas, maka penulis merumuskan pokok permasalahan, yaitu:

1. Bagaimana cara menerapkan metode *Ensemble Classifier* yaitu *Average of Probabilities* yang menggabungkan metode *Naïve Bayes*, *K Nearest Neighbor*, dan *Fuzzy K Nearest Neighbor* untuk sistem penentuan status gizi balita di Kecamatan Kertosono?
2. Bagaimana hasil akurasi yang didapatkan dari penerapan metode *Ensemble Classifier* yaitu *Average of Probabilities* yang menggabungkan metode *Naïve Bayes*, *K Nearest Neighbor*, dan *Fuzzy K Nearest Neighbor* untuk penentuan status gizi balita di Kecamatan Kertosono?

1.3 Tujuan Penelitian

Tujuan yang ingin dicapai oleh penulis dalam penelitian ini adalah untuk menentukan status gizi balita pada Kecamatan Kertosono menggunakan metode *Ensemble Classifier* yaitu *Average of Probabilities* yang menggabungkan metode *Naïve Bayes*, *K Nearest Neighbor*, dan *Fuzzy K Nearest Neighbor*.

1.4 Manfaat penelitian

Manfaat yang dapat diambil dari penelitian ini adalah dapat mengukur keakuratan hasil penentuan status gizi balita sehingga dapat diketahui kelayakan penerapan metode ini pada data gizi balita di Kecamatan Kertosono.

1.5 Batasan Masalah

Untuk memfokuskan penelitian yang akan dilakukan permasalahan yang dibatasi adalah sebagai berikut:

1. Data yang dijadikan pelatihan dan pengujian pada skripsi ini adalah data gizi balita pada Kecamatan Kertosono 2014 -2015.
2. Parameter penentuan status gizi balita untuk BB menurut Umur adalah Berat Badan (BB), Umur (U), dan jenis kelamin. Dan parameter penentuan status gizi balita untuk TB menurut Umur adalah Tinggi Badan (TB), Umur (U), dan jenis kelamin.
3. Metode yang digunakan adalah *Ensemble Classifier* yaitu *Average of Probabilities* dengan menggabungkan beberapa metode klasifikasi diantaranya *Naïve Bayes*, *K Nearest Neighbor*, dan *Fuzzy K Nearest Neighbor*.

1.6 Sistematika Penulisan

Dalam proposal skripsi ini dibagi menjadi enam bab dengan beberapa sub-bab. Adapun sistematika penulisan proposal skripsi adalah sebagai berikut:

BAB 1 : PENDAHULUAN

Dalam bab ini akan diuraikan tentang latar belakang, rumusan masalah, tujuan penelitian, manfaat penelitian, ruang lingkup atau batasan masalah, sistematika penulisan dari penelitian yang diangkat.

BAB 2 : KAJIAN PUSTAKA DAN TEORI

Dalam bab ini akan diuraikan mengenai teori-teori yang akan digunakan pada penelitian ini dan sumber-sumber teori tersebut kemudian diuraikan.

BAB 3 : METODE PENELITIAN DAN PERANCANGAN

Dalam bab ini diterangkan bagaimana gambaran sistem penentuan status gizi balita menggunakan metode *Ensemble Classifier*. Selain itu juga dijelaskan analisis kebutuhan dari sistem.

BAB 4 : IMPLEMENTASI

Hasil perancangan sistem kemudian diimplementasikan dalam bentuk program aplikasi. Bab ini akan menjelaskan bagaimana langkah-langkah melakukan implementasi tersebut.

BAB 5 : PENGUJIAN DAN ANALISIS

Dalam bab ini dijelaskan mengenai langkah-langkah uji coba sistem dan analisa hasil dari uji coba yang telah dilakukan.

BAB 6 : PENUTUP

Pada bab ini dijelaskan mengenai kesimpulan dan saran dari keseluruhan hasil penelitian Tugas Akhir.

BAB 2

KAJIAN PUSTAKA DAN TEORI

Bab ini berisi pembahasan tentang kajian pustaka dan dasar teori yang berhubungan dengan penelitian Penentuan Status Gizi Balita pada Kecamatan Kertosono yang Menggunakan Metode *Ensemble Classifier* yaitu *Average of Probabilities* dengan menggabungkan metode *Naïve Bayes*, *K Nearest Neighbor*, dan *Fuzzy K Nearest Neighbor*. Kajian pustaka membahas tentang penelitian terkait. Dasar teori digunakan untuk mendukung penelitian ini.

2.1 Kajian Pustaka

Berdasarkan judul skripsi yang dibahas, penulis menemukan beberapa hasil penelitian yang relevan yang mendukung penelitian dalam skripsi. Beberapa penelitian lain yang telah dilakukan dengan menggunakan metode *Naïve Bayes* (NB), *K Nearest Neighbor* (KNN), *Fuzzy K Nearest Neighbor* (FKNN) dan metode *Ensemble Classifier*.

Penelitian pertama yang dilakukan oleh Mujib Ridwan, Hadi Suyono dan M.Sarosa yang berjudul Penerapan Data Mining Untuk Evaluasi Kinerja Akademik Mahasiswa Menggunakan Algoritma *Naïve Bayes Classifier* [RID-13]. Tujuan dari penelitian ini adalah membuat sistem untuk mengklasifikasikan kelulusan mahasiswa dengan cara mengevaluasi kinerja pada tahun pertama dan atau tahun kedua. Metode klasifikasi yang digunakan pada penelitian ini adalah metode *Naïve Bayes*. Data yang digunakan adalah data sampel mahasiswa angkatan 2005-2009 yang sudah dinyatakan lulus dari perguruan tinggi. Jumlah data yang digunakan adalah 100 data dengan kelas Tepat sebanyak 33 data dan Tidak Tepat sebanyak 67 data. Hasil pengujian sistem ini didapatkan nilai akurasi tertinggi sebesar 70%.

Penelitian kedua yang dilakukan oleh Krati Saxena, Dr. Zubair Khan, dan Shefali Singh yang berjudul *Diagnosis of Diabetes Mellitus using K Nearest Neighbor Algorithm* [SAX-14]. Tujuan dari penelitian ini adalah membuat sistem untuk mendiagnosa penyakit diabetes mellitus. Metode klasifikasi yang digunakan pada penelitian ini adalah *K Nearest Neighbor*. Data yang digunakan diambil dari www.stanford.edu/~hastle/Papers/LARS/diabetes.data. Pada data yang digunakan terdiri dari 11 fitur diantaranya adalah *age (years)*, *sex*, *body mass index*, *blood pressure (mm Hg)*, *plasma glucose concentration*, *triceps skin fold*, *2- hour serum insulin*, *diabetes pedigree function*, *cholesterol level*, *weight (kg)*, *class variable (0 or 1)*. Hasil pengujian sistem ini didapatkan nilai akurasi tertinggi mencapai 75%.

Penelitian ketiga yang dilakukan oleh Hardika Teguh Wijaya berjudul Penerapan *Fuzzy K-Nearest Neighbor* (FKNN) Untuk Diagnosa Penderita Liver Berdasarkan Indian Liver Patient Dataset (ILPD) [WIJ-15]. Tujuan penelitian ini adalah untuk analisis mendiagnosa penyakit liver sejak dini. Data yang digunakan dalam penelitian ini diambil dari archive.ics.uci.edu/ml/datasets/ILPD+%28Indian+Liver+Patient+Dataset%29. Data untuk diagnosis penyakit liver adalah data usia, jumlah *bilirubin*, *Direct Bilirubin*, *protein total*, *albumin*, rasio A/G, SGPT, SGOT dan Alk Phos. Hasil pengujian sistem ini didapatkan nilai akurasi sebesar 76% terhadap data latih dan 74% terhadap nilai k.

Penelitian yang keempat dilakukan oleh oleh Nadia F.F. da Silva, Eduardo R. Hruschka, dan Estevam R. Hruschka Jr berjudul *Tweet sentiment analysis with classifier ensembles* [DAS-14]. Tujuan penelitian adalah mengklasifikasikan tweet positif dan negatif. Metode yang digunakan untuk klasifikasi diantaranya adalah *Naïve Bayes Classifier*, *SVM*, *Random Forest*, dan *Logistic Regression*. Sedangkan metode *ensemble* yang digunakan dalam penelitian ini adalah *Average of Probabilities*, dan *Majority Voting*. Terdapat 3 alasan mengapa peneliti menggunakan *Ensemble*. Dalam segi statistik, mengkombinasikan beberapa *single classifier* dapat menghasilkan performa lebih baik dalam mengatasi data yang tidak terlihat atau terevaluasi. Dalam segi komputasi, *Ensemble* menjalankan pencarian *local* dari berbagai titik awal yang dapat memberikan perkiraan yang lebih baik dari *single classifier*. Sedangkan untuk segi representasional, metode *Ensemble* merepresentasi lebih baik dalam pemecahan masalah yang sulit dilakukan untuk *single classifier*. Secara keseluruhan penggunaan *Ensemble* dapat mengurangi resiko kesalahan dalam pengklasifikasian dan mendapatkan hasil yang lebih akurat. Hasil pengujian sistem ini didapatkan nilai akurasi mencapai 80%.

Berdasarkan paparan kajian pustaka dari beberapa penelitian, penggunaan metode *Ensemble Classifier* yang menggabungkan beberapa metode klasifikasi akan mendapatkan hasil yang lebih akurat daripada hanya menggunakan satu metode klasifikasi. Metode klasifikasi diantaranya *Naïve Bayes*, *K Nearest Neighbor*, dan *Fuzzy K Nearest Neighbor*. *Naïve Bayes* adalah salah satu algoritma klasifikasi yang sederhana tetapi mempunyai kemampuan klasifikasi yang baik dan akurasi tinggi [RIS-06]. Dan metode *K Nearest Neighbor* mempunyai beberapa kelebihan yaitu metode ini tangguh terhadap data latih yang *noisy* dan efektif apabila data latihnya besar. Sedangkan FKNN mempunyai kelebihan yaitu pemberian nilai-nilai keanggotaan vektor akan memberikan tingkat jaminan pada hasil klasifikasi. Dalam metode *Ensemble* terdapat metode *Ensemble* untuk menggabungkan hasil dari beberapa *classifier*. Metode *Ensemble* yang menggabungkan hasil dari beberapa *classifier* adalah *Average of Probabilities* dan *Majority Voting*.

2.2 Gizi

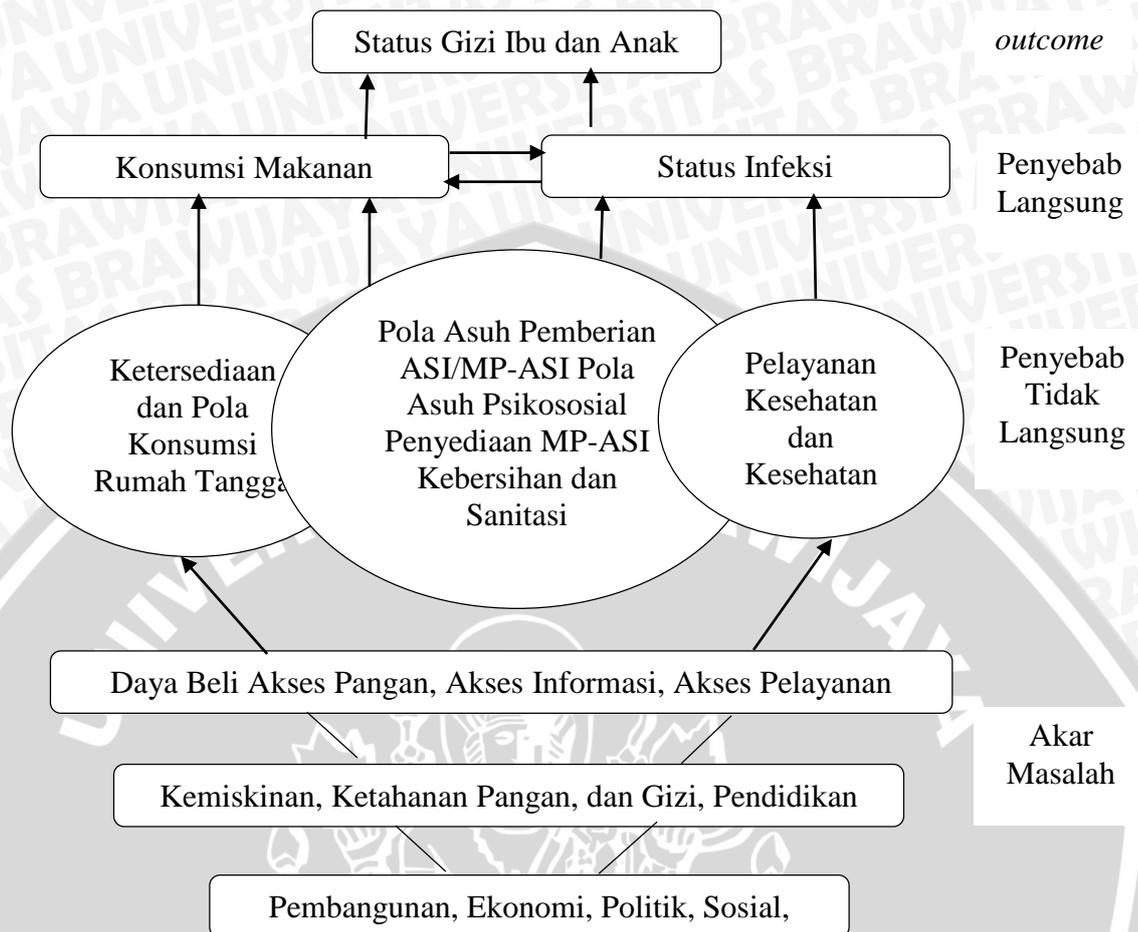
Gizi adalah proses menggunakan makanan oleh manusia melalui proses-proses (digesti, absorpsi, transportasi, penyimpanan, metabolisme dan pengeluaran zat-zat yang tidak digunakan) untuk proses pertumbuhan, perkembangan dan mempengaruhi kesehatan [WID-13]. Konsumsi zat gizi pada masa kanak-kanak memberikan andil terhadap status gizi setelah dewasa [WIR-02].

Gizi merupakan faktor penting dalam pertumbuhan dan perkembangan balita yang dapat membantu proses pertumbuhan, perkembangan dan mencegah terserangnya berbagai penyakit. Selain itu, gizi juga dapat membantu dalam aktifitas sehari-hari karena gizi sebagai sumber tenaga, sumber zat pembangun dan pengatur dalam tubuh [HID-05]. Pada balita pemenuhan gizi dibutuhkan karena dapat membantu tumbuh kembangnya karena pada masa ini balita mudah terserang penyakit. Pemenuhan gizi pada balita harus sesuai dan benar agar balita tidak mengalami gizi buruk dan kelebihan gizi yang dapat menyebabkan dampak yang buruk bagi balita diantaranya kematian dan infeksi kronis.

Pertumbuhan dan perkembangan bayi dan balita ditentukan oleh jumlah ASI yang diperoleh, termasuk energi dan zat gizi yang terkandung di dalam ASI secara alami [YOG-14]. Air Susu Ibu (ASI) adalah makanan terbaik dan alamiah untuk bayi [DEP-05]. ASI tanpa diberi makanan tambahan dapat mencukupi kebutuhan pertumbuhan bayi sampai enam bulan yang biasa disebut dengan ASI eksklusif [SIR-05]. ASI merupakan makanan bayi yang paling sempurna, karena berisi semua *nutrient* dalam jumlah ideal yang dibutuhkan oleh bayi [WIR-02]. Makanan pendamping ASI diberikan pada anak usia 6-24 bulan. Makanan tambahan bukan untuk menggantikan ASI tetapi untuk melengkapi ASI.

2.2.1 Faktor Penyebab Masalah Gizi

Banyak faktor yang menyebabkan timbulnya masalah gizi. Bagan pada Gambar 2.1 menyajikan berbagai faktor penyebab kekurangan gizi yang diperkenalkan oleh UNICEF dan telah disesuaikan dengan kondisi Indonesia.



Gambar 2.1 Kerangka Pikir Penyebab Masalah Gizi

Sumber: UNICEF 1990, disesuaikan dengan kondisi Indonesia [KEM-11]

Berdasarkan Gambar 2.1 terdapat dua faktor yang mempengaruhi status gizi individu, yaitu faktor makanan dan faktor infeksi dan keduanya saling berpengaruh. Faktor penyebab langsung pertama adalah konsumsi makanan yang tidak memenuhi jumlah dan komposisi zat gizi yang memenuhi syarat makanan bergizi seimbang, beragam dan aman. Khusus untuk bayi dan balita telah dikembangkan standar emas makanan bayi, yaitu inisiasi menyusui dini, memberikan ASI eksklusif sampai bayi berusia 6 bulan, pemberian makanan pendamping ASI pada waktu bayi berusia 6 bulan, dan ASI terus diberikan sampai anak berusia 2 tahun. Faktor penyebab langsung kedua adalah penyakit infeksi yang berkaitan dengan tingginya kejadian penyakit menular dan buruknya kesehatan lingkungan. Oleh sebab itu, perlunya anak mendapatkan imunisasi lengkap dan ditunjang dengan tersedianya air minum bersih dan lingkungan yang bersih dan sehat.

Faktor penyebab tidak langsung selain sanitasi dan penyediaan air bersih, kebiasaan mencuci tangan dengan sabun, buang air besar ditempat yang semestinya, tidak merokok, dan memasak di dalam rumah,

sirkulasi udara dalam rumah yang baik, ruangan rumah yang terkena sinar matahari, dan lingkungan rumah yang bersih dan sehat.

Ketidakstabilan ekonomi, politik, dan sosial dapat disebabkan oleh rendahnya tingkat kesejahteraan rakyat, yang terlihat dari rendahnya konsumsi pangan dan status gizi masyarakat. Oleh sebab itu, dalam mengatasi masalah gizi masyarakat khususnya balita merupakan salah satu hal terpenting dalam pembangunan ekonomi, politik, dan kesejahteraan sosial [KEM-11].

2.2.2 Status Gizi

Status gizi adalah ukuran keberhasilan dalam pemenuhan nutrisi untuk anak yang diindikasikan oleh berat badan dan tinggi badan. Status gizi yaitu keadaan kesehatan individu-individu atau kelompok yang ditentukan oleh derajat kebutuhan fisik akan energi dan zat-zat gizi lain yang diperoleh dari pangan dan makanan yang dampak fisiknya diukur secara antropometri [ANG-10]. Pengetahuan tentang status gizi pada balita sangat penting mengingat usia balita merupakan masa yang tergolong rawan dalam pertumbuhan dan perkembangan.

Antropometri secara umum digunakan untuk melihat ketidakseimbangan asupan protein dan energi. Ketidakseimbangan ini terlihat pada pertumbuhan fisik dan proporsi jaringan tubuh seperti lemak, otot, dan jumlah air dalam tubuh. Dalam pengukuran antropometri terdiri dari BB/U, dan PB/U atau TB/U. Pengukuran antropometri yang sering digunakan adalah BB/U karena lebih mudah dan lebih cepat dimengerti oleh masyarakat umum, baik untuk mengatur status gizi akut dan kronis, berat badan dapat berfluktuasi, sangat sensitif terhadap perubahan-perubahan kecil, dan dapat mendeteksi kegemukan [ANG-10]. Penentuan klasifikasi status gizi menggunakan Z-skor atau Standar Deviasi (SD) sebagai batas ambang kategori dan digunakan untuk memantau pertumbuhan serta mengetahui klasifikasi status gizi. Perhitungan Standar Deviasi (SD) ditunjukkan pada Persamaan 2.1 [ANG-10].

$$SD = \frac{\text{Nilai individu subyek} - \text{Nilai median baku rujukan}}{\text{Nilai simpangan baku rujukan}} \quad (2.1)$$

Kategori dan ambang batas status gizi anak adalah sebagai mana terdapat pada Tabel 2.1.

Tabel 2.1 Kategori dan Ambang Batas Status Gizi Anak Berdasarkan Indeks [PER-10]

Indeks	Kategori Status Gizi	Ambang Batas (Z-Score atau SD)
Berat Badan menurut Umur (BB/U) Anak Umur 0-60 Bulan	Gizi Buruk	<- 3SD
	Gizi Kurang	-3 SD sampai dengan <-2 SD

Tabel 2.1 Kategori dan Ambang Batas Status Gizi Anak Berdasarkan Indeks [PER-10]

	Gizi Baik	-2 SD sampai dengan 2 SD
	Gizi Lebih	>2 SD
Panjang Badan menurut Umur (PB/U) atau Tinggi Badan menurut Umur (TB/U) Anak Umur 0-60 Bulan	Sangat Pendek	<-3 SD
	Pendek	-3 SD sampai dengan <-2 SD
	Normal	-2 SD sampai dengan 2 SD
	Tinggi	>2 SD

2.3 Data Mining

Data mining adalah proses yang menerapkan satu atau lebih teknik pembelajaran komputer (*machine learning*) untuk menganalisis dan mengekstraksi pengetahuan (*knowledge*) secara otomatis [HER-13]. Definisi lain dari *Data mining* adalah proses yang menggunakan teknik statistik, matematika, kecerdasan buatan, dan *machine learning* untuk mengekstraksi dan mengidentifikasi informasi yang bermanfaat dan pengetahuan yang terkait dari berbagai *database* besar [TUR-05].

Data mining sering juga disebut sebagai *Knowledge Discovery in Database* (KDD). KDD adalah kegiatan yang meliputi pengumpulan, pemakaian data, historis untuk menemukan keteraturan, pola atau hubungan dalam set data berukuran besar [SAN-07].

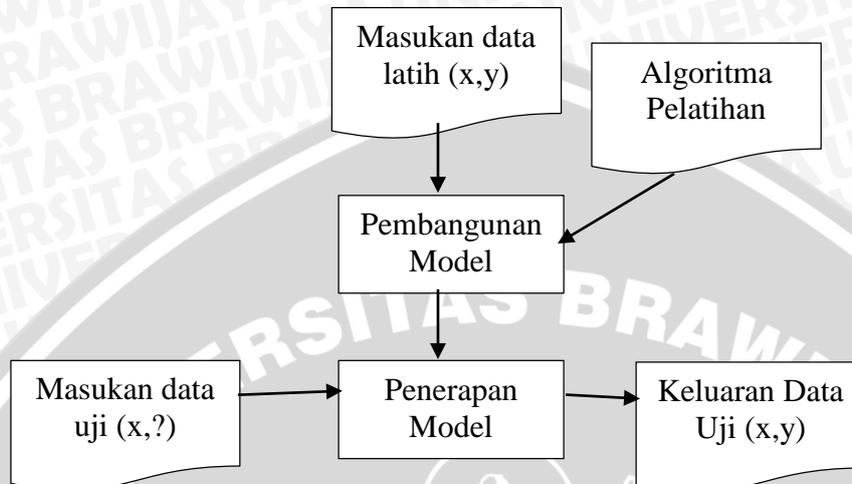
Beberapa teknik dan sifat data mining adalah sebagai berikut [HER-13]:

1. *Classification*
2. *Clustering*
3. *AssociationRule Discovery*
4. *Sequential Pattern Discovery*
5. *Regression*
6. *Deviation Detection*

2.3.1 Klasifikasi (*Classification*)

Klasifikasi adalah sebuah proses untuk menemukan model (fungsi) yang menggambarkan dan membedakan suatu kelas data atau konsep yang bertujuan untuk dapat menggunakan model tersebut untuk memprediksi kelas dari objek yang kelasnya tidak diketahui [HAN-06]. Definisi lain dari klasifikasi adalah suatu pekerjaan dengan menilai objek data untuk memasukkannya ke dalam kelas tertentu dari beberapa kelas yang tersedia [PRA-12]. Klasifikasi digunakan untuk menentukan sebuah *record* baru ke salah satu dari beberapa kelas yang telah didefinisikan sebelumnya. Disebut juga dengan *supervised learning* [HER-13].

Kerangka kerja dari klasifikasi ditunjukkan pada Gambar 2.2. Pada gambar tersebut telah disediakan beberapa data latih (x,y) yang digunakan sebagai data pembangun model. Kemudian model tersebut digunakan untuk mengklasifikasi kelas dari data uji (x,?) sehingga dapat diketahui kelas y yang sesungguhnya [PRA-12].



Gambar 2.2 Kerangka Kerja Klasifikasi [PRA-12]

2.4 Naïve Bayes Classifier

2.4.1 Teorema Bayes

Bayes merupakan teknik prediksi berbasis probabilistik sederhana yang berdasar pada penerapan teorema Bayes (aturan Bayes) dengan asumsi ketidaktergantungan yang kuat (naif). Model yang digunakan dalam Naïve Bayes adalah model fitur independen yaitu bahwa sebuah fitur pada sebuah data tidak berkaitan dengan ada atau tidaknya fitur lain dalam data yang sama [PRA-12]. Prediksi Bayes didasarkan pada teorema Bayes dengan formula umum yang ditunjukkan pada Persamaan 2.2.

$$P(H|E) = \frac{P(E|H) \times P(H)}{P(E)}$$

Penjelasan dari formula tersebut adalah

(2.2)

Parameter	Keterangan
$P(H E)$	Probabilitas akhir bersyarat (<i>conditional probability</i>) suatu hipotesis H terjadi jika diberikan bukti (<i>evidence</i>) E terjadi.
$P(E H)$	Probabilitas sebuah bukti E terjadi akan mempengaruhi hipotesis H.
$P(H)$	Probabilitas awal (priori) hipotesis H terjadi tanpa memandang bukti apapun.

P(E) Probabilitas awal (priori) bukti E terjadi tanpa memandang hipotesis/bukti yang lain.

2.4.2 Naïve Bayes Classification

Naïve Bayes Classifier adalah metode pengklasifikasian dengan model peluang, dimana diasumsikan bahwa setiap atribut contoh (data sampel) bersifat saling lepas satu sama lain berdasarkan atribut kelas. Hubungan antara *Naïve Bayes* dengan klasifikasi bahwa hipotesis dalam teorema Bayes merupakan label kelas yang menjadi target pemetaan dalam klasifikasi. Formulasi *Naïve Bayes* untuk klasifikasi ditunjukkan pada Persamaan 2.3 [PRA-12].

$$P(Y|X) = \frac{P(Y) P(X_1|Y) P(X_2|Y) P(X_3|Y) \dots P(X_q|Y)}{P(X)}$$

$$= \frac{P(Y) \prod_{i=1}^q P(X_i|Y)}{P(X)} \quad (2.3)$$

$P(Y|X)$ adalah probabilitas data dengan vektor X pada Y . $P(Y)$ adalah probabilitas awal kelas Y . $\prod_{i=1}^q P(X_i|Y)$ adalah probabilitas independen kelas Y dari semua fitur dalam vektor X yang dimulai dari $P(X_1|Y)$ sampai $P(X_q|Y)$. $P(X)$ bernilai tetap sehingga dalam perhitungan prediksi hanya menghitung $P(Y) \prod_{i=1}^q P(X_i|Y)$ dengan memilih yang terbesar sebagai kelas yang dipilih sebagai hasil prediksi.

Sedangkan untuk menangani atribut bertipe kontinyu dalam *Naïve Bayes classifier* adalah dengan menggunakan distribusi *Gaussian*. Distribusi ini dikarakterisasi dengan dua parameter yaitu *mean* (μ) dan *variansi* (σ^2). Formula untuk menghitung nilai mean ditunjukkan oleh Persamaan 2.4.

$$\mu = \frac{\sum_{i=1}^n X_i}{n} \quad (2.4)$$

Keterangan:

n = jumlah data dari

X_1 = jumlah data fitur per kelas

Sedangkan Formula untuk mencari nilai variansi ditunjukkan oleh Persamaan 2.5.

$$\sigma^2 = \frac{\sum_{i=1}^n (X_i - \mu)^2}{n - 1} \quad (2.5)$$

Keterangan:

σ^2 = variansi

n = jumlah data

- X_1 = jumlah data fitur dari per kelas
 μ = mean dari data fitur per kelas

Creature dalam penelitian ini pada kategori BB menurut Umur diantaranya gizi buruk, gizi kurang, gizi baik, dan gizi lebih. Dan kelas dalam penelitian ini pada kategori TB menurut Umur diantaranya tinggi, normal, pendek, dan sangat pendek. Sedangkan kelas dalam penelitian ini pada kategori BB menurut TB diantaranya gemuk, normal, kurus, dan sangat kurus. Data dengan *mean* (μ) dan standar deviasi (σ), fungsi densitas probabilitas atau *likelihood* ditunjukkan oleh Persamaan 2.6.

$$f(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma^2}} e^{-\frac{(x-\mu)^2}{2\sigma^2}} \quad (2.6)$$

Keterangan:

$f(x)$ = fungsi densitas dari probabilitas x (*likelihood*)

π = phi (3,14)

σ^2 = variansi

e = eksponensial (2,71)

x = nilai fitur yang dicari dari data uji

μ = *mean* dari data fitur per kelas

Setelah diketahui hasil dari *likelihood* maka tahap selanjutnya mencari nilai prior seperti yang ditunjukkan oleh Persamaan 2.7.

$$Prior = \frac{\text{jumlah data per kelas}}{\text{jumlah semua data}} \quad (2.7)$$

Tahap selanjutnya setelah diketahui nilai *likelihood* dan *prior* adalah mencari nilai *posterior* seperti yang ditunjukkan oleh Persamaan 2.8.

$$Posterior = \frac{\text{prior} \times \text{likelihood}}{\text{evidence}} \quad (2.8)$$

Pada persamaan 2.8 nilai *evidence* selalu tetap untuk setiap kelas pada satu sampel. Nilai *posterior* yang nantinya akan dibandingkan dengan nilai-nilai *posterior* kelas lainnya untuk menentukan ke kelas apa suatu sampel akan diklasifikasikan.

Karakteristik dari metode *Naïve Bayes* adalah sebagai berikut [PRA-12]:

1. *Naïve Bayes* teguh (*robust*) terhadap data-data yang terisolasi yang biasanya merupakan data dengan karakteristik berbeda (*outlier*).
2. Tangguh terhadap atribut yang tidak relevan.
3. Atribut yang mempunyai korelasi bisa mendegradasi kinerja klasifikasi *Naïve Bayes* karena asumsi independensi atribut sudah tidak ada.

2.5 *K Nearest Neighbor*

2.5.1 Definisi Metode *K Nearest Neighbor*

Metode KNN pertama kali di perkenalkan pada tahun 1950. Metode *K Nearest Neighbor* (KNN) adalah suatu metode yang melakukan klasifikasi berdasarkan kedekatan lokasi (jarak) suatu data dengan data yang lain [PRA-12]. KNN merupakan *instance-based learning*, dimana data *training* disimpan sehingga klasifikasi untuk *record* baru yang belum diklasifikasi dapat ditemukan dengan membandingkan kemiripan yang paling banyak dalam data *training*.

Ciri-ciri dari metode KNN adalah sebagai berikut [SAX-14]:

- Semua contoh data sesuai dalam n-dimensi jarak *Euclidean*.
- Klasifikasi tertunda sampai contoh baru tiba.
- Dalam KNN, klasifikasi dilakukan dengan membandingkan vektor fitur dari titik yang berbeda di jarak suatu *region*.
- Fungsi target mungkin diskrit data *realvalued*.

2.5.2 Proses *K Nearest Neighbor*

Prinsip kerja *K Nearest Neighbor* adalah mencari jarak antara dua titik yaitu titik *training* dan titik *testing*, yang kemudian dievaluasi dengan k tetangga terdekatnya dalam data pelatihan [ARI-14]. Persamaan perhitungan untuk mencari jarak dengan menggunakan rumus *Euclidean* ditunjukkan oleh Persamaan 2.9.

$$d = \sqrt{\sum_{i=1}^n (x_i - y_i)^2} \quad (2.9)$$

Keterangan:

- d = jarak
 x_i = data latih
 y_i = data uji

Sebelum melakukan perhitungan dengan metode *K Nearest Neighbor*, terlebih dahulu harus menentukan data latih dan data uji. Kemudian akan dilakukan proses perhitungan untuk mencari jarak menggunakan *Euclidean*. Dan setelah itu, mengurukan nilai *Euclidean* dari nilai yang paling besar dan menyeleksi data sebanyak k, sehingga akan mendapatkan hasil klasifikasi.

2.6 *Fuzzy K Nearest Neighbor*

Fuzzy K Nearest Neighbor adalah metode klasifikasi yang menggabungkan teknik *fuzzy* dan *K Nearest Neighbor classifier*. Metode *Fuzzy KNN* memberikan nilai keanggotaan pada setiap kelas pada vektor sampel dan bukan menempatkan vektor pada kelas tertentu. *Fuzzy KNN* yaitu metode klasifikasi yang digunakan untuk memprediksi data uji dengan menggunakan nilai derajat keanggotaan data uji pada setiap kelas dan diambil kelas dengan nilai derajat keanggotaan terbesar dari data uji

sebagai kelas hasil [KEL-85]. Kelebihannya yaitu nilai-nilai keanggotaan vektor seharusnya memberikan tingkat jaminan pada hasil klasifikasi. Sebagai contoh, jika vektor diberikan nilai keanggotaan sebesar 0.9 pada kelas pertama dan 0.05 pada kelas lain maka peneliti dapat cukup yakin bahwa kelas dengan nilai keanggotaan 0.9 adalah kelas milik vektor tersebut. Disisi lain, jika vektor diberikan nilai keanggotaan 0.55 pada kelas pertama, 0.44 pada kelas kedua, dan 0.01 pada kelas ketiga maka peneliti harus ragu-ragu dalam menetapkan vektor berdasarkan hasil. Tetapi, peneliti dapat merasa yakin bahwa vektor tersebut bukan milik kelas ketiga. Dalam kasus seperti ini vektor mungkin harus diperiksa lebih lanjut dalam menentukan klasifikasi, karena vektor memiliki nilai keanggotaan yang tinggi pada kelas pertama dan kelas kedua. Pemberian nilai keanggotaan oleh metode ini jelas sangat berguna dalam proses klasifikasi.

Dasar dari metode Fuzzy KNN adalah untuk menetapkan keanggotaan sebagai fungsi jarak vektor dari KNN. Teori himpunan *fuzzy* menggeneralisasi teori KNN klasik dengan cara mendefinisikan nilai keanggotaan sebuah data pada tiap kelas. Formula yang digunakan ditunjukkan pada Persamaan 2.10.

$$u_i(x) = \frac{\sum_{j=1}^K u_{ij}(1/||x-x_j||^{2/(m-1)})}{\sum_{j=1}^K (1/||x-x_j||^{2/(m-1)})} \quad (2.10)$$

u_i adalah nilai keanggotaan *fuzzy* pada pengujian (x, x_j) yang merupakan satu dari contoh *fuzzy KNN*, k adalah banyaknya nilai tetangga terdekat yang diambil, j merupakan variabel data untuk keanggotaan data uji dan m adalah berat kebalikan yang sebanding dengan jarak antara x_j dan x . Variabel m adalah penentuan pemberian bobot pada jarak ketika menghitung kontribusi jarak kedekatan pada tiap tetangga dengan nilai keanggotaan. Jika nilai m adalah 2, maka jarak kontribusi dari tiap titik tetangga (data latih) dibobotkan oleh nilai kebalikan dari jarak titik tetangga tersebut dengan titik yang sedang diklasifikasikan (data uji). Saat nilai m tinggi, titik-titik tetangga dibobotkan lebih merata dan efek dari jarak relatif dari titik yang sedang diklasifikasi akan berkurang. Tetapi jika nilai m mendekati 1 maka semakin dekat dengan tetangga dan dibobotkan lebih besar daripada tetangga yang lebih jauh (semakin besar nilai jarak maka semakin besar bobotnya), dan akan mempengaruhi pengurangan jumlah titik (tetangga) yang berkontribusi terhadap nilai keanggotaan dari titik yang diklasifikasi.

Sebelumnya terlebih dahulu menghitung u_{ij} pada $u_i(x)$ dengan menggunakan Persamaan 2.11.

$$u_{ij} = \begin{cases} 1 & \text{jika } j=i \\ 0 & \text{jika } j \neq i \end{cases} \quad (2.11)$$

Keterangan:

j = kelas status

Rumus untuk mencari *weighted* ditunjukkan pada Persamaan 2.12.

$$weight(y) = \frac{1}{distance(y,a)^2} \tag{2.12}$$

Keterangan:

y = *neighbor*

a = *record* baru

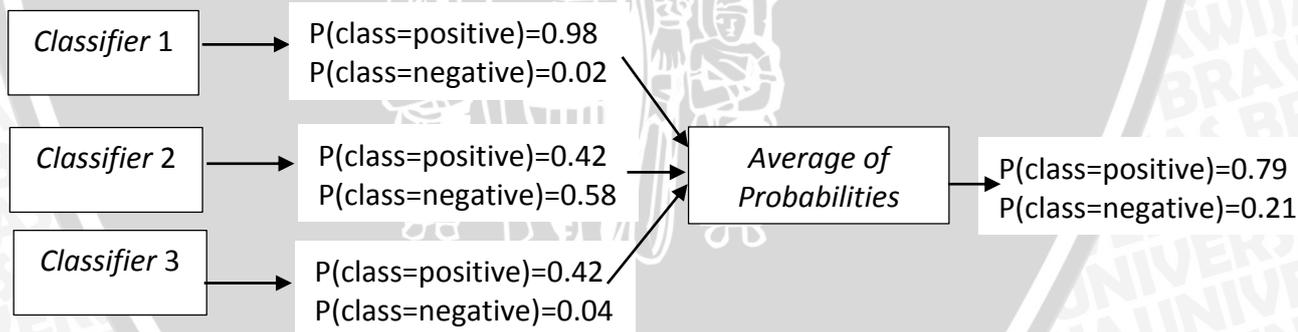
2.7 Ensemble Classifier

Metode *Ensemble* adalah menggabungkan beberapa metode klasifikasi dalam mengklasifikasi untuk membentuk *classifier* baru dan mendapatkan hasil yang lebih akurat [VER-03]. Metode *Ensemble* telah dikemukakan sebagai cara untuk mencapai kinerja yang lebih baik daripada klasifikasi dengan menggunakan *classifier* tunggal [KIT-98]. Dan dapat mengurangi varians dalam kesalahan perhitungan oleh pengklasifikasian tunggal [BRE-96].

2.7.1 Metode *Ensemble* yang Menggabungkan Hasil dari Beberapa *Classifier*

Ada beberapa metode *ensemble* yang digunakan untuk menggabungkan hasil dari beberapa *single classifier* diantaranya adalah *Average of Probabilities* dan *Majority Voting*.

1. *Average of Probabilities* adalah salah satu dari teknik untuk mengkombinasi setiap *classifier* dari metode *Ensemble*. Caranya dengan menghitung rata – rata hasil dari setiap *classifier* [DAS-14].



Gambar 2.3 Sistematika *Average of Probabilities*

Berdasarkan Gambar 2.3 dapat dilihat bahwa hasil dari masing-masing *classifier* kemudian dihitung rata-rata nilai probabilitas per kelas dengan *Average of Probabilities*. Sehingga hasil yang lebih besar merupakan kelas hasil klasifikasi seperti pada Gambar 2.3 bahwa kelas *positive* adalah kelas hasil klasifikasi karena nilai rata-ratanya lebih besar jika dibandingkan dengan kelas *negative*.

2. *Majority Voting* adalah salah satu metode *ensemble* yang populer. Metode ini dilakukan dengan menggabungkan beberapa metode klasifikasi dan akan menghasilkan beberapa hasil klasifikasi dan kemudian dicari hasil terbanyak dalam klasifikasi. Sebagai contoh misalkan ada 3 metode klasifikasi yang digunakan untuk mengklasifikasikan data uji tertentu (x) ke salah satu kelas A, B, atau C.

Tabel 2.2 Contoh dari *Majority Voting* (Output dari Klasifikasi)

Classifier	A score	B score	C score	Selected Label
1	0,2	0,7	0,1	B
2	0,1	0,2	0,8	C
3	0,2	0,3	0,5	C

Dari Tabel 2.2 dapat diketahui bahwa yang menunjukkan hasil terbanyak adalah ada pada kelas C. Oleh sebab itu, hasil yang diperoleh dengan menggunakan metode *Majority Voting* pada Tabel 2.2 adalah kelas C [ROK-10].

2.8 Akurasi

Sistem klasifikasi data akan mengembalikan sekumpulan data sebagai hasil dari klasifikasi. Akurasi digunakan untuk mengukur kemampuan sistem dalam memprediksi klasifikasi data uji dari data latih dan membandingkan data sebenarnya yang didapatkan di lapangan dengan data yang diproses menggunakan metode *Ensemble Classifier*. Rumus perhitungan akurasi ditunjukkan oleh Persamaan 2.13.

$$\text{Akurasi} = \frac{\sum \text{data uji yang diklasifikasi benar}}{\sum \text{total sampel data uji}} \times 100\% \quad (2.13)$$

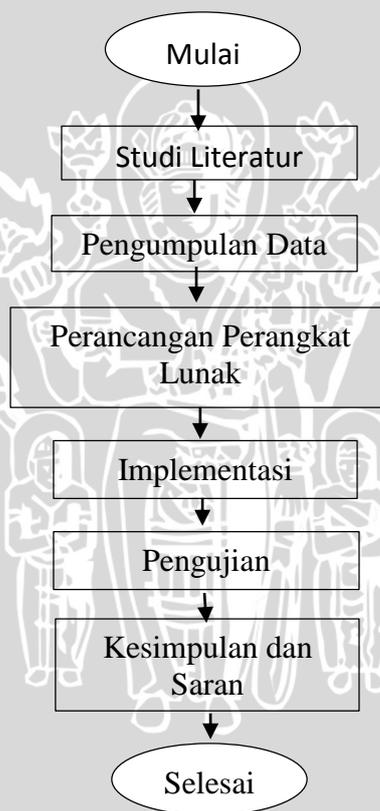
Mencari akurasi dari sebuah sistem klasifikasi dapat dilakukan dengan menghitung jumlah semua data uji yang diklasifikasi dengan benar dan dibagi dengan jumlah total sampel data uji kemudian di kali 100 persen.

BAB 3

METODOLOGI DAN PERANCANGAN

Pada bab metodologi dan perancangan ini berisi penjelasan mengenai metode, rancangan yang digunakan, dan langkah-langkah yang dilakukan dalam penelitian dan pembuatan perangkat lunak implementasi sistem penentuan status gizi balita pada kecamatan Kertosono menggunakan metode *Ensemble Classifier*.

Metodologi penelitian yang digunakan dalam penelitian ini dibagi dalam beberapa tahapan agar proses penelitian dapat berjalan secara sistematis, sesuai dengan tujuan, dan mempermudah dalam menganalisa permasalahan yang dihadapi. Alur dari tahapan-tahapan penelitian dapat digambarkan pada Gambar 3.1.



Gambar 3.1 Tahapan Penelitian

3.1 Studi Literatur

Dalam penelitian ini, studi literatur membahas mengenai teori-teori yang digunakan untuk menunjang penulisan penelitian implementasi *Ensemble Classifier* untuk penentuan status gizi balita pada Kecamatan Kertosono. Teori yang dipaparkan dalam studi literatur yaitu mengenai kajian pustaka dalam penelitian sebelumnya yang menggunakan metode *Naïve Bayes* (NB), metode *K Nearest Neighbors* (KNN), metode *Fuzzy K Nearest Neighbor* (FKNN) metode *Average of Probabilities* yang dijadikan sebagai *ensemble method*, dan dalam dasar teori yang berhubungan dengan gizi, status gizi, dan metode-metode yang digunakan. Teori-teori pendukung tersebut diperoleh dari buku, *website*, jurnal dan dokumentasi proyek pada penelitian sebelumnya.

3.2 Pengumpulan Data Penelitian

Pengumpulan data adalah pencatatan-pencatatan atau keterangan-keterangan sebagian atau keseluruhan dari elemen populasi yang akan menunjang atau mendukung penelitian. Pengumpulan data dilakukan dengan melakukan survei pada Dinas Kesehatan Daerah Kabupaten Nganjuk dan Puskesmas Kecamatan Kertosono. Adapun data yang didapatkan adalah data gizi balita, data kategori gizi balita dan standar antropometri penilaian status gizi balita. Sedangkan data yang akan digunakan pada penelitian ini berjumlah 544 per kategori dan 136 data per kelas. Dalam penelitian ini terdapat 2 kategori yaitu BB menurut Umur dan TB menurut Umur. Pada kategori BB menurut Umur akan dihasilkan *output* yaitu Gizi Lebih, Gizi Baik, Gizi Kurang, dan Gizi Buruk. Sedangkan pada kategori TB menurut Umur akan dihasilkan *output* yaitu Tinggi, Normal, Pendek, dan Sangat Pendek.

3.3 Analisa dan Perancangan

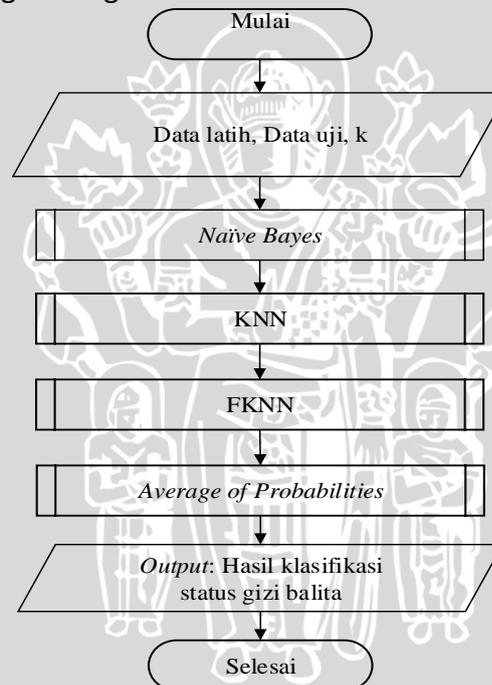
Secara umum sistem yang dibangun adalah suatu perangkat lunak untuk menentukan status gizi balita dan menghitung nilai rata-rata hasil klasifikasi menggunakan metode *ensemble* yaitu *Average of Probabilities* yang menggabungkan 3 metode klasifikasi yaitu *Naïve Bayes*, KNN, dan FKNN. Serta, menentukan apakah metode yang digunakan layak untuk digunakan dalam sistem penentuan status gizi balita. Sistem ini bertujuan untuk menentukan status gizi balita dengan 2 kategori yaitu diantaranya BB menurut Umur dan TB menurut Umur.

Pada perancangan sistem ini akan dipaparkan mengenai proses secara keseluruhan dalam membangun sistem ini. Sistem akan melakukan klasifikasi dengan metode *Ensemble* yaitu *Average of Probabilities* dengan menggabungkan metode *Naïve Bayes*, *K Nearest Neighbor*, dan *Fuzzy K Nearest Neighbor*.

3.3.1 Flowchart

Pada tahap ini, sistem akan melakukan proses klasifikasi pada data latih menggunakan metode *Ensemble* yaitu *Average of Probabilities* yang menggabungkan metode *Naïve Bayes*, *K Nearest Neighbor*, dan *Fuzzy K Nearest Neighbor*. Tahapan dari proses ini adalah sebagai berikut:

1. Proses *input* data latih dan data uji dengan memasukkannya disistem.
2. Proses *Naïve Bayes* yaitu menghitung posterior dan mengambil nilai terbesar untuk menentukan hasil klasifikasi.
3. Proses KNN yaitu mengambil mayoritas kelas pada nilai *Euclidean* terbesar pada *k* untuk menentukan hasil klasifikasi.
4. Proses FKNN yaitu menghitung nilai derajat keanggotaan dan mengambil nilai terbesar untuk menentukan hasil klasifikasi.
5. Proses *Average of Probabilities* yaitu dengan menggabungkan hasil klasifikasi dari *Naïve Bayes*, KNN dan FKNN dan kemudian menghitung nilai rata-rata dari nilai probabilitas hasil klasifikasi yang didapatkan dari masing-masing metode klasifikasi.



Gambar 3.2 Proses Sistem Penentuan Status Gizi Balita

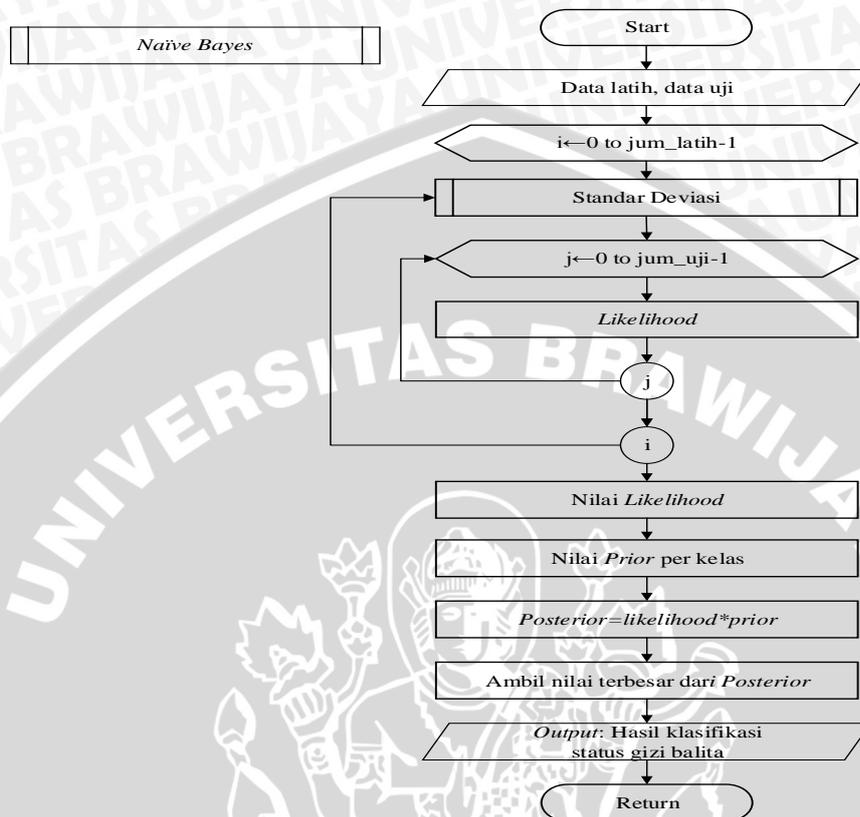
3.3.1.1 Proses Klasifikasi *Naïve Bayes*

Pada tahap ini, sistem akan melakukan proses klasifikasi pada data latih dengan menggunakan metode *Naïve Bayes*. Tahapan dari proses ini adalah sebagai berikut:

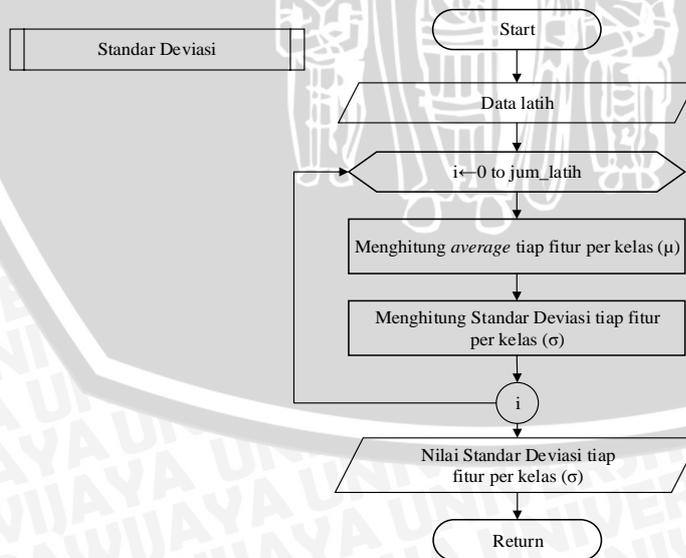
1. Proses *input* data latih dan data uji dengan memasukkannya di sistem.
2. Menghitung rata-rata tiap fitur perkelas.
3. Menghitung standar deviasi.
4. Menghitung Likelihood.
5. Menghitung Posterior

6. Mendapatkan hasil klasifikasi status gizi balita.

Adapun tahapan dari proses klasifikasi *Naïve Bayes* dalam bentuk diagram alir ditunjukkan oleh Gambar 3.3



Gambar 3.3 Proses Metode *Naïve Bayes*



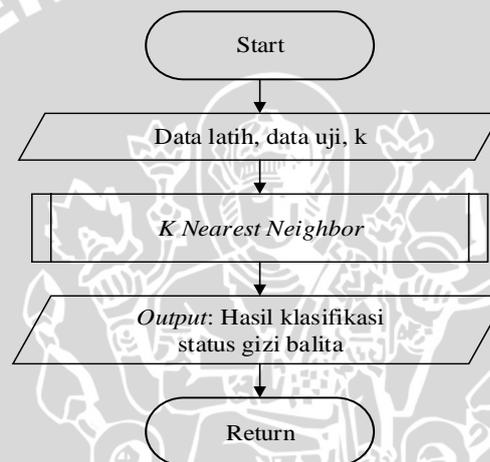
Gambar 3.4 Proses Standar Deviasi

3.3.1.2 Proses Klasifikasi *K Nearest Neighbor*

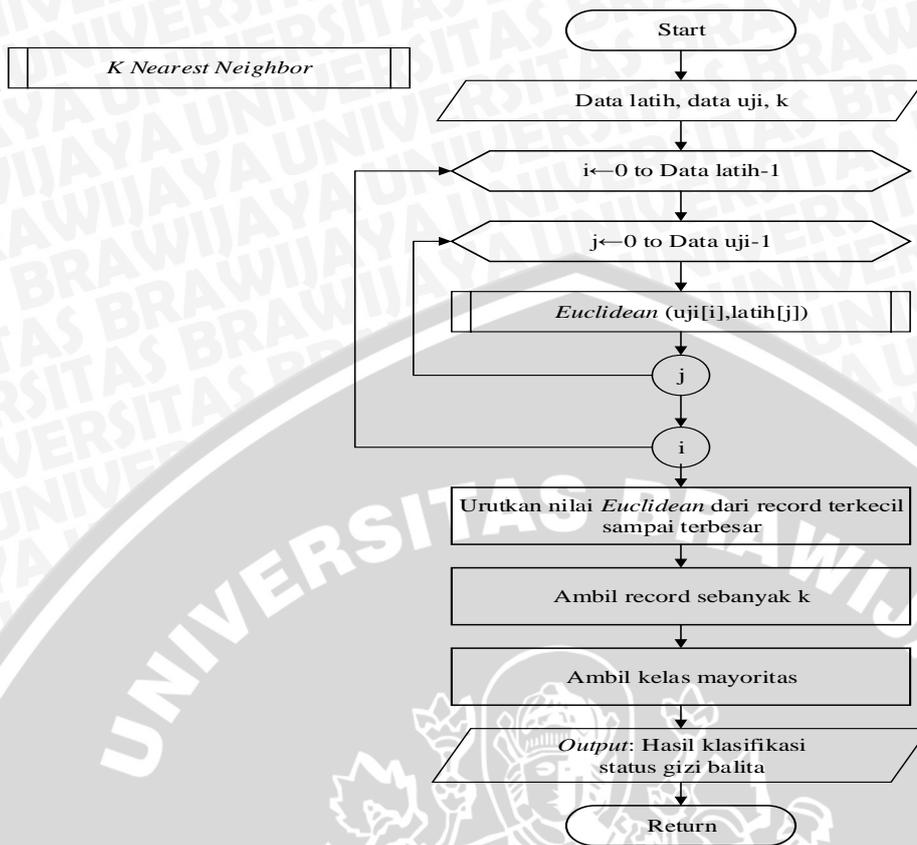
Pada tahap ini, sistem akan melakukan proses klasifikasi pada data latih dengan menggunakan metode *K Nearest Neighbor*. Tahapan dari proses ini adalah sebagai berikut:

1. Proses *input* data latih, data uji, dan nilai *k* dengan memasukkannya di sistem.
2. Menghitung *Euclidean Distance*
3. Mengurutkan nilai dari yang terkecil dari *Euclidean*.
4. Seleksi nilai *Euclidean* yang terkecil sebanyak *k*.
7. Mendapatkan hasil klasifikasi status gizi balita.

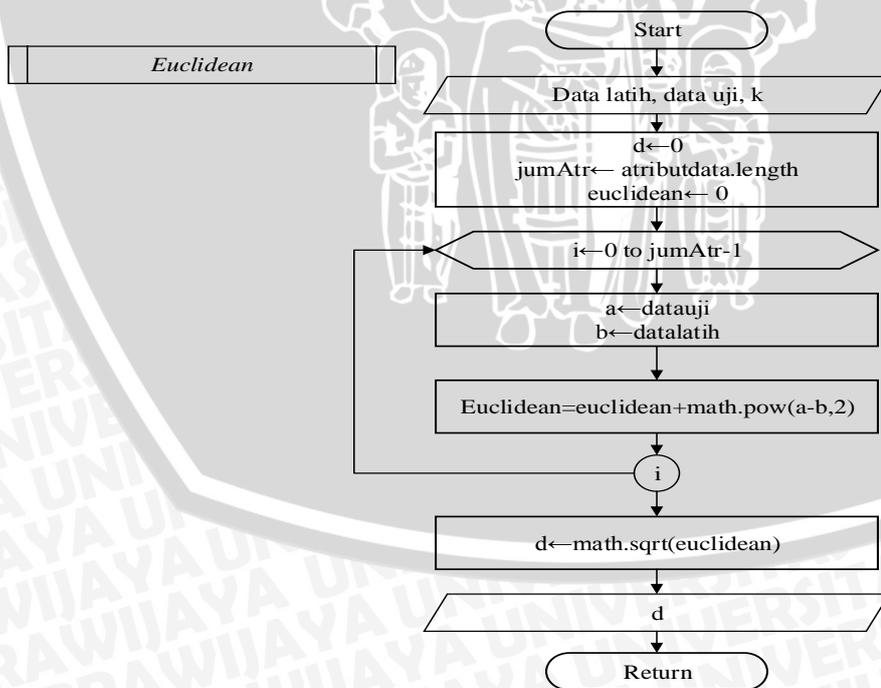
Adapun tahapan dari proses sistem *K Nearest Neighbor* dalam bentuk diagram alir ditunjukkan oleh Gambar 3.5 dan proses klasifikasi *K-Nearest Neighbor* dalam bentuk diagram alir ditunjukkan oleh Gambar 3.6.



Gambar 3.5. Proses Metode *K Nearest Neighbor*



Gambar 3.6 Proses Klasifikasi K Nearest Neighbor



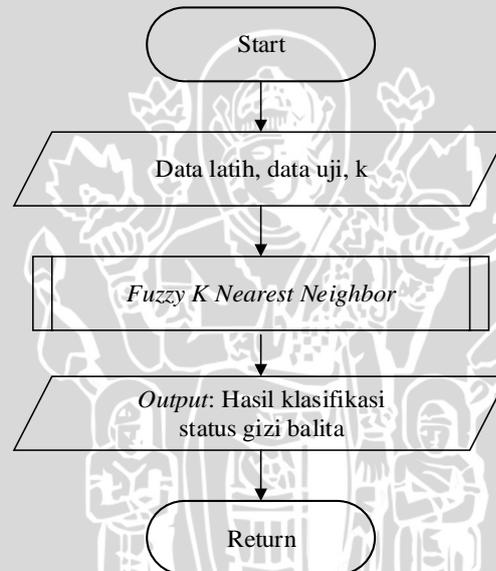
Gambar 3.7 Proses Euclidean Distance

3.3.1.3 Proses Klasifikasi *Fuzzy K Nearest Neighbor*

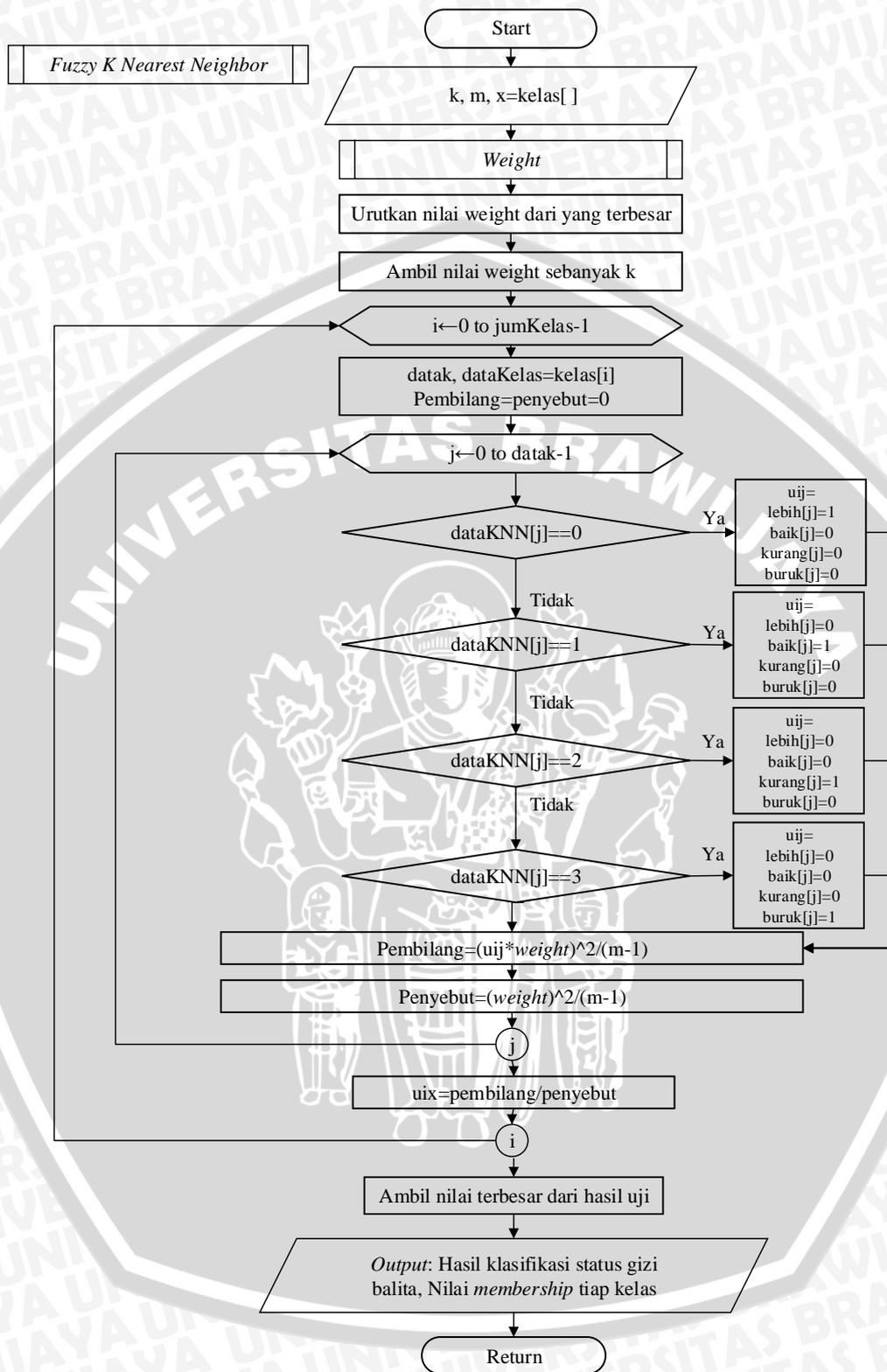
Pada tahap ini, sistem akan melakukan proses klasifikasi pada data latih dengan menggunakan metode *Fuzzy K Nearest Neighbor*. Tahapan dari proses ini adalah sebagai berikut:

1. Proses *input* data latih dan data uji dengan memasukkannya disistem.
2. Menghitung *Euclidean Distance*.
3. Menghitung nilai *weighted*.
4. Mengurutkan nilai *weighted* dari yang terbesar sampai terkecil.
5. Seleksi 5 nilai *weighted* yang terbesar.
6. Menghitung derajat keanggotaan.
7. Mendapatkan hasil klasifikasi status gizi balita.

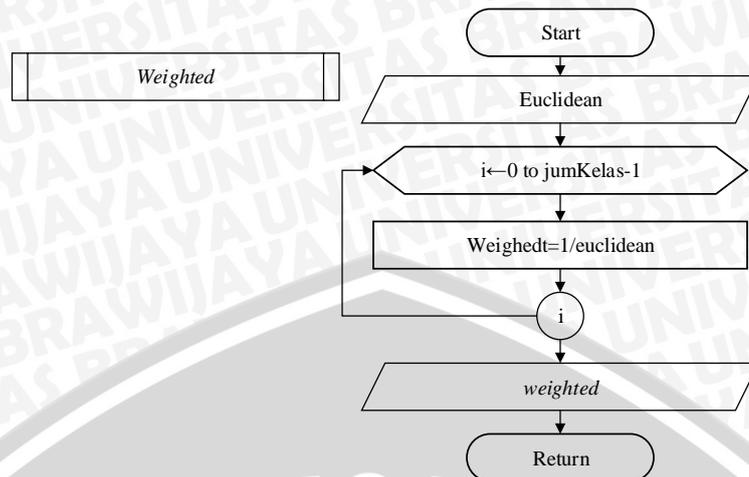
Adapun tahapan dari proses sistem klasifikasi FKNN dalam bentuk diagram alir ditunjukkan oleh Gambar 3.8 dan proses klasifikasi FKNN dalam bentuk diagram alir ditunjukkan oleh Gambar 3.9.



Gambar 3.8. Proses Metode *Fuzzy K Nearest Neighbor*



Gambar 3.9. Proses Klasifikasi Fuzzy K Nearest Neighbor

Gambar 3.10. Proses *Weighted*

3.3.1.4 Proses *Average of Probabilities*

Pada tahap ini, sistem akan melakukan proses *Average of Probabilities*. Tahapan dari proses ini adalah sebagai berikut:

1. Mendapatkan nilai posterior per kelas dari klasifikasi metode *Naïve Bayes*.
2. Mendapatkan nilai probabilitas dari setiap kelas.
3. Mendapatkan nilai derajat keanggotaan per kelas dari klasifikasi metode *Fuzzy K Nearest Neighbor*.
4. Menghitung rata-rata nilai probabilitas per kelas dari semua metode klasifikasi.
5. Nilai paling besar akan menjadi hasil dari klasifikasi dengan *Average of Probabilities*.



Gambar 3.11. Proses Metode *Average of Probabilities*

3.4 Pengolahan dan Perhitungan Manual

Dalam bagian ini akan dijelaskan mengenai pengolahan data dan perhitungan manual dengan menggunakan konsep *ensemble* yang menggabungkan beberapa metode klasifikasi diantaranya *Naïve Bayes*, *K Nearest Neighbor*, dan *FKNN*. Langkah awal dalam pengolahan dan perhitungan manual yaitu menentukan kategori dan *inputan* yang digunakan dalam penelitian ini. Kategori yang akan digunakan dalam penelitian ini yaitu:

1. Kategori: Berat Badan menurut Umur
BB menurut Umur mempunyai 3 *inputan* yaitu berat badan, umur, dan jenis kelamin.
2. Kategori: Tinggi Badan menurut Umur
TB menurut Umur mempunyai 3 *inputan* yaitu tinggi badan, umur, dan jenis kelamin.

3.4.1. Perhitungan Manual

Pada bagian ini akan dijelaskan mengenai pengolahan data pada proses *Average of Probabilities* dengan menggabungkan *Naïve Bayes*, *K Nearest Neighbor*, dan FKNN.

1. Berat Badan Menurut Umur

Tabel 3.1 Data Latih

Data ke-	Berat Badan	Umur	Jenis Kelamin	Status Gizi
1	6	0	1	Gizi Lebih
2	6	1	2	Gizi Lebih
3	8.2	2	2	Gizi Lebih
4	2.9	0	1	Gizi Baik
5	5	1	1	Gizi Baik
6	4.5	2	2	Gizi Baik
7	2.3	0	1	Gizi Kurang
8	2.8	1	2	Gizi Kurang
9	3.6	2	2	Gizi Kurang
10	1.8	0	1	Gizi Buruk
11	2	1	1	Gizi Buruk
12	3	2	2	Gizi Buruk

Keterangan:

Jenis Kelamin: Laki-laki=1; Perempuan=2

Tabel 3.2 Data Uji

Data ke-	Berat Badan	Umur	Jenis Kelamin	Status Gizi
1	6.4	1	1	?

a. Perhitungan *Naïve Bayes* untuk BB menurut Umur.

Tabel 3.3 Jumlah Record Diatribut Data Latih

	BB	Umur	Status Gizi
	6	0	Gizi Lebih
	6	1	Gizi Lebih
	8.2	2	Gizi Lebih
Jumlah:	20.2	3	
	2.9	0	Gizi Baik
	5	1	Gizi Baik
	4.5	2	Gizi Baik
Jumlah	12.4	3	
	2.3	0	Gizi Kurang
	2.8	1	Gizi Kurang
	3.6	2	Gizi Kurang
Jumlah:	8.7	3	
	1.8	0	Gizi Buruk
	2	1	Gizi Buruk
	3	2	Gizi Buruk
Jumlah:	6.8	3	

Menghitung nilai *mean* dari masing-masing record atribut dari tiap kelas, dimana rumus untuk *mean* dapat dilihat pada Persamaan 2.5. Berikut adalah contoh, perhitungan *mean* pada atribut berat badan pada kelas gizi lebih.

$$\mu = \frac{\sum_{i=1}^n X_i}{n}$$

$$\mu_{bb_{lebih}} = \frac{6 + 6 + 8.2}{3}$$

$$= 6.733$$

Selanjutnya dihitung kembali *mean* record di atribut dari tiap kelas sehingga didapatkan nilai *mean* sebagai berikut.

$$\mu_{bb_{lebih}} = 6.733$$

$$\mu_{bb_{baik}} = 4.133$$

$$\mu_{umur_{lebih}} = 1$$

$$\mu_{umur_{baik}} = 1$$

$$\mu_{bb_{kurang}} = 2.9$$

$$\mu_{bb_{buruk}} = 2.267$$

$$\mu_{umur_{kurang}} = 1$$

$$\mu_{umur_{buruk}} = 1$$

Setelah mendapatkan nilai *mean* record di atribut dari tiap kelas. Selanjutnya record di atribut pada tiap kelas dikuadrat untuk mencari nilai standar deviasi.

Tabel 3.4 Data Latih Dikuadratkan

	BB ²	Umur ²	Status Gizi
	36	0	Gizi Lebih
	36	1	Gizi Lebih
	67.24	4	Gizi Lebih
Jumlah:	139.24	5	
	8.41	0	Gizi Baik
	25	1	Gizi Baik
	20.25	4	Gizi Baik
Jumlah	53.66	5	
	5.29	0	Gizi Kurang
	7.84	1	Gizi Kurang
	12.96	4	Gizi Kurang
Jumlah:	26.09	5	
	3.24	0	Gizi Buruk
	4	1	Gizi Buruk
	9	4	Gizi Buruk
Jumlah:	16.24	5	

Rumus untuk standar deviasi dapat dilihat pada Persamaan 2.6.

$$\sigma^2 = \frac{\sum_{i=1}^n (X_i - \mu)^2}{n - 1}$$

Berikut adalah contoh perhitungan standar deviasi pada atribut berat badan pada kelas gizi lebih.

$$\begin{aligned}\sigma_{bb_{lebih}}^2 &= \frac{\sum_{i=1}^n (X_i - \mu)^2}{3 - 1} \\ &= \frac{139.24 - \frac{(20.2)^2}{3}}{2} \\ &= 1.613\end{aligned}$$

Selanjutnya dihitung kembali standar deviasi *record* di atribut dari tiap kelas sehingga didapatkan nilai standar deviasi sebagai berikut.

$$\sigma_{bb_{lebih}}^2 = 1.612$$

$$\sigma_{bb_{baik}}^2 = 1.203$$

$$\sigma_{umur_{lebih}}^2 = 1$$

$$\sigma_{umur_{baik}}^2 = 1$$

$$\sigma_{bb_{kurang}}^2 = 0.43$$

$$\sigma_{bb_{buruk}}^2 = 0.413$$

$$\sigma_{umur_{kurang}}^2 = 1$$

$$\sigma_{umur_{buruk}}^2 = 1$$

Setelah mendapatkan nilai dari standar deviasi. Selanjutnya menghitung nilai *Likelihood*, dimana rumus untuk *Likelihood* dapat dilihat pada Persamaan 2.7.

$$f(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma^2}} e^{-\frac{(x-\mu)^2}{2\sigma^2}}$$

Berikut adalah contoh perhitungan *Likelihood* pada data uji berat badan 6.4 kg pada kelas gizi lebih.

$$\begin{aligned}f(\text{BB} = 6.4|\text{Lebih}) &= \frac{1}{\sqrt{2 * 3.14 * 1.613}} 2.71 \frac{(6.4-6.733)^2}{2*1.613} \\ &= 0.303563\end{aligned}$$

Selanjutnya dihitung kembali *Likelihood* dari data uji pada tiap kelas sehingga didapatkan nilai *Likelihood* sebagai berikut.

$$f(\text{BB} = 6.4|\text{Lebih}) = 0.303563$$

$$f(\text{Umur} = 1|\text{Lebih}) = 0.399043$$

$$f(\text{BB} = 6.4|\text{Baik}) = 0.043303$$

$$f(\text{Umur} = 1|\text{Baik}) = 0.399043$$

$$f(\text{BB} = 6.4|\text{Kurang}) = 4.13991\text{E} - 07$$

$$f(\text{Umur} = 1|\text{Kurang}) = 0.399043$$

$$f(\text{BB} = 6.4|\text{Buruk}) = 6.99581\text{E}-10$$

$$f(\text{Umur} = 1|\text{Buruk}) = 0.399043$$

Selanjutnya mencari nilai dari probabilitas jenis kelamin per kelas karena data yang digunakan dari jenis kelamin bersifat diskrit.

$$P(\text{jenskelamin=laki-laki}|\text{lebih}) = \frac{1}{3} = 0.333$$

$$P(\text{jenskelamin=perempuan}|\text{lebih}) = \frac{2}{3} = 0.667$$

$$P(\text{jenskelamin=laki-laki}|\text{baik}) = \frac{2}{3} = 0.667$$

$$P(\text{jenskelamin=perempuan}|\text{baik}) = \frac{1}{3} = 0.333$$

$$P(\text{jenskelamin=laki-laki}|\text{kurang}) = \frac{1}{3} = 0.333$$

$$P(\text{jenskelamin=perempuan}|\text{kurang}) = \frac{2}{3} = 0.667$$

$$P(\text{jenskelamin=laki-laki}|\text{buruk}) = \frac{2}{3} = 0.667$$

$$P(\text{jenskelamin=perempuan}|\text{buruk}) = \frac{1}{3} = 0.333$$

Kemudian menghitung nilai *Prior* dari tiap kelas, dimana rumus dapat dilihat pada Persamaan 2.8.

$$\text{Prior} = \frac{\text{jumlah data yang dicari}}{\text{jumlah semua data}}$$

Berikut adalah contoh menghitung *Prior* untuk kelas pada Gizi Lebih.

$$\begin{aligned} P(\text{Lebih}) &= \frac{3}{12} \\ &= 0.25 \end{aligned}$$

Selanjutnya dihitung kembali nilai *Prior* dari tiap kelas, sehingga didapatkan nilai *Prior* sebagai berikut.

$$P(\text{Lebih}) = 0.25$$

$$P(\text{Baik}) = 0.25$$

$$P(\text{Kurang}) = 0.25$$

$$P(\text{Buruk}) = 0.25$$

Setelah mendapatkan nilai *Prior*, selanjutnya menghitung nilai *Posterior*. Rumus *Posterior* dapat dilihat pada Persamaan 2.9.

$$\text{Posterior} = \frac{\text{prior} \times \text{likelihood}}{\text{evidence}}$$

Berikut adalah contoh menghitung *Posterior* untuk kelas pada Gizi Lebih.

$$P(\text{Lebih} | E) = \frac{0.25 \cdot 0.303563 \cdot 0.399043 \cdot 0.333}{P(E)}$$

$$= 0.01076821$$

Selanjutnya dihitung kembali nilai *Posterior* dari tiap kelas, sehingga didapatkan nilai *Posterior* sebagai berikut

$$P(\text{Lebih} | E) = 0.0100084471$$

$$P(\text{Baik} | E) = 0.002881415$$

$$P(\text{Kurang} | E) = 1.37529E-08$$

$$P(\text{Buruk} | E) = 4.65505E-11$$

Berdasarkan hasil perhitungan *Posterior* didapatkan 4 nilai dari tiap kelas, untuk menentukan kelas status gizi pada data uji maka yang dipilih nilai *Posterior* terbesar yaitu 0.0100084471 sehingga kelas status gizi yaitu Gizi Lebih. Jadi, status gizi yang didapat adalah Gizi Lebih.

b. Perhitungan *KNN* untuk BB menurut Umur.

Data latih dapat dilihat pada Tabel 3.2 dan data uji dapat dilihat pada Tabel 3.3. Jika $K=5$, maka selanjutnya mencari jarak *Euclidean*, dimana rumus dapat dilihat pada Persamaan 2.10.

$$d(x, y) = \sqrt{\sum_{i=1}^n (x_i - y_i)^2}$$

Berikut adalah contoh perhitungan jarak *Euclidean* pada Data uji dan Data Latih pada record pertama pada kelas gizi lebih.

$$d(x, y) = \sqrt{(6 - 6.4)^2 + (0 - 1)^2 + (1 - 1)^2}$$

$$= 1.077$$

Kemudian lakukan proses yang sama untuk nilai atribut pada semua kelas. Hasil Perhitungan jarak *Euclidean* ditampilkan pada Tabel 3.5.

Tabel 3.5 Hasil *Euclidean*

Data ke-	Berat Badan	Umur (bulan)	Jenis Kelamin	Status Gizi	<i>Euclidean</i>
1	6	0	1	Gizi Lebih	1.077
2	6	1	2	Gizi Lebih	1.077
3	8.2	2	2	Gizi Lebih	2.289
4	2.9	0	1	Gizi Baik	3.640
5	5	1	1	Gizi Baik	1.4

Tabel 3.5 Hasil *Euclidean*

6	4.5	2	2	Gizi Baik	2.369
7	2.3	0	1	Gizi Kurang	4.220
8	2.8	1	2	Gizi Kurang	3.736
9	3.6	2	2	Gizi Kurang	3.137
10	1.8	0	1	Gizi Buruk	4.707
11	2	1	1	Gizi Buruk	4.4
12	3	2	2	Gizi Buruk	3.682

Setelah perhitungan jarak didapatkan maka data tersebut diurutkan sesuai dengan nilai yang paling kecil.

Tabel 3.6 Data Setelah Diurutkan dari yang Terkecil

Data ke-	Berat Badan	Umur (bulan)	Jenis Kelamin	Status Gizi	<i>Euclidean</i>
1	6	0	1	Gizi Lebih	1.077
2	6	1	2	Gizi Lebih	1.077
3	8.2	2	2	Gizi Lebih	2.289
5	5	1	1	Gizi Baik	1.4
6	4.5	2	2	Gizi Baik	2.369
9	3.6	2	2	Gizi Kurang	3.137
4	2.9	0	1	Gizi Baik	3.640
12	3	2	2	Gizi Buruk	3.682
8	2.8	1	2	Gizi Kurang	3.736
7	2.3	0	1	Gizi Kurang	4.220
11	2	1	1	Gizi Buruk	4.4
10	1.8	0	1	Gizi Buruk	4.707

Berdasarkan hasil perhitungan jarak *Euclidean* pada Tabel 3.5, kemudian dilakukan pengurutan terhadap jarak *Euclidean* yang

ditunjukkan pada Tabel 3.6 kemudian diambil k record dengan nilai terkecil. Apabila ditentukan K=5, maka record yang terpilih adalah data ke-1, 2, 5, 3, dan 6.

Tabel 3.7 Seleksi 5 Data dengan Nilai Terkecil

Data ke-	Berat Badan	Umur (bulan)	Jenis Kelamin	Status Gizi	<i>Euclidean</i>
1	6	0	1	Gizi Lebih	1.077
2	6	1	2	Gizi Lebih	1.077
5	5	1	1	Gizi Baik	1.4
3	8.2	2	2	Gizi Lebih	2.289
6	4.5	2	2	Gizi Baik	2.369

Berdasarkan Tabel 3.7 Nilai minimum terbanyak didapatkan pada k=5 terdapat pada status gizi lebih sehingga hasil dari pengujian data berat badan=6.4, umur=1, dan jenis kelamin adalah laki-laki pada k=5 adalah Gizi Lebih.

c. Perhitungan FKNN untuk BB menurut Umur.

Data latih dapat dilihat pada Tabel 3.1 dan data uji dapat dilihat pada Tabel 3.2. Jika K=5, maka selanjutnya menghitung jarak antara *record* pada data uji dengan tiap *record* pada data latih dengan menggunakan rumus *Euclidean Distance*, dimana rumus *Euclidean Distance* dapat dilihat pada persamaan 2.9. Berikut adalah contoh, perhitungan nilai jarak terdekat dari *record* pertama data latih dengan *record* data uji.

$$d(x, y) = \sqrt{\sum_{i=1}^n (x_i - y_i)^2}$$

$$d(x, y) = \sqrt{(6 - 6.4)^2 + (0 - 1)^2 + (1 - 1)^2}$$

$$= 1.077$$

Kemudian dihitung lagi jarak antara record di data uji dengan record di data latih yang lain. Hasil perhitungan jarak *Euclidean Distance* ditampilkan pada Tabel 3.8.

Tabel 3.8 Hasil Perhitungan Jarak *Euclidean Distance*

Data ke-	Nilai <i>Euclidean</i>	Status
1	1.077	Gizi Lebih
2	1.077	Gizi Lebih
3	2.2891	Gizi Lebih
4	3.6401	Gizi Baik
5	1.4	Gizi Baik
6	2.3685	Gizi Baik
7	4.2202	Gizi Kurang
8	3.7363	Gizi Kurang
9	3.1369	Gizi Kurang
10	4.7074	Gizi Buruk
11	4.4	Gizi Buruk
12	3.6824	Gizi Buruk

Selanjutnya setelah mendapatkan hasil dari jarak *Euclidean* kemudian dilakukan perhitungan nilai *weighted* (*w*) dengan menggunakan persamaan 2.12. Berikut adalah contoh perhitungan nilai *weighted* dari hasil record pertama pada perhitungan *Euclidean Distance*.

$$\begin{aligned}
 \textit{weighted} &= \frac{1}{1.077} \\
 &= 0.928
 \end{aligned}$$

Hasil perhitungan *weighted* dari hasil *Euclidean* pada seluruh record dapat dilihat pada Tabel 3.9.

Tabel 3.9 Nilai Perhitungan *Weighted*

Data ke-	Nilai	Status
1	0.9285	Gizi Lebih
2	0.9285	Gizi Lebih
3	0.4369	Gizi Lebih
4	0.2747	Gizi Baik
5	0.7143	Gizi Baik

Tabel 3.9 Nilai Perhitungan *Weighted*

6	0.4222	Gizi Baik
7	0.2370	Gizi Kurang
8	0.2676	Gizi Kurang
9	0.3188	Gizi Kurang
10	0.2124	Gizi Buruk
11	0.2273	Gizi Buruk
12	0.2716	Gizi Buruk

Selanjutnya nilai *weighted* diurutkan sesuai dengan nilai yang paling besar karena nilai yang diambil dari *Euclidean Distance* yang diambil adalah nilai yang paling kecil dan *weighted* merupakan nilai invers dari *Euclidean Distance*, sehingga nilai yang diambil adalah nilai terbesar. Nilai *weighted* setelah diurutkan dari yang paling besar ditunjukkan pada Tabel 3.10.

Tabel 3.10 Nilai *Weighted* Setelah Diurutkan

Data ke-	Nilai	Status
1	0.9285	Gizi Lebih
2	0.9285	Gizi Lebih
3	0.7143	Gizi Baik
5	0.4369	Gizi Lebih
6	0.4222	Gizi Baik
9	0.3188	Gizi Kurang
4	0.2747	Gizi Baik
12	0.2716	Gizi Buruk
8	0.2676	Gizi Kurang
7	0.2370	Gizi Kurang
11	0.2273	Gizi Buruk
10	0.2124	Gizi Buruk

Setelah nilai *weighted* diurutkan dari nilai yang paling besar, selanjutnya diambil k record dengan berat terbesar. Ditetapkan nilai K=5, maka record yang diambil adalah data ke- 1, 2, 3, 5, dan 6.

Tabel 3.11 Seleksi 5 Data dengan Nilai Terbesar

Data ke-	Nilai	Status
1	0.9285	Gizi Lebih
2	0.9285	Gizi Lebih
3	0.7143	Gizi Baik
5	0.4369	Gizi Lebih
6	0.4222	Gizi Baik

Kemudian menentukan *maximum membership* dan kelas status dengan mencari nilai *membership* untuk tiap kelas j dengan menggunakan Persamaan 2.11. u_1 =Gizi lebih, u_2 =Gizi baik, u_3 =Gizi kurang, dan u_4 =Gizi buruk.

$$\begin{array}{cccc}
 u_{1(1)} = 1 & u_{2(1)} = 0 & u_{3(1)} = 0 & u_{4(1)} = 0 \\
 u_{1(2)} = 0 & u_{2(2)} = 1 & u_{3(2)} = 0 & u_{4(2)} = 0 \\
 u_{1(3)} = 0 & u_{2(3)} = 0 & u_{3(3)} = 1 & u_{4(3)} = 0 \\
 u_{1(4)} = 0 & u_{2(4)} = 0 & u_{3(4)} = 0 & u_{4(4)} = 1
 \end{array}$$

Setelah mendapatkan nilai *membership* untuk tiap kelas j kemudian dilakukan dengan mencari nilai keanggotaan sebuah data pada masing-masing kelas dengan menggunakan Persamaan 2.10. u_1 =Gizi lebih, u_2 =Gizi baik, u_3 =Gizi kurang, dan u_4 =Gizi buruk.

$$u_1 = \frac{\left(1 \cdot \left(\frac{0.9285^2}{2-1}\right)\right) + \left(1 \cdot \left(\frac{0.9285^2}{2-1}\right)\right) + \left(0 \cdot \left(\frac{0.7143^2}{2-1}\right)\right) + \left(1 \cdot \left(\frac{0.4369^2}{2-1}\right)\right) + \left(0 \cdot \left(\frac{0.4222^2}{2-1}\right)\right)}{\left(\frac{0.9285^2}{2-1}\right) + \left(\frac{0.9285^2}{2-1}\right) + \left(\frac{0.7143^2}{2-1}\right) + \left(\frac{0.4369^2}{2-1}\right) + \left(\frac{0.4222^2}{2-1}\right)}$$

$$= 0.7356$$

$$u_2 = \frac{\left(0 \cdot \left(\frac{0.9285^2}{2-1}\right)\right) + \left(0 \cdot \left(\frac{0.9285^2}{2-1}\right)\right) + \left(1 \cdot \left(\frac{0.7143^2}{2-1}\right)\right) + \left(0 \cdot \left(\frac{0.4369^2}{2-1}\right)\right) + \left(1 \cdot \left(\frac{0.4222^2}{2-1}\right)\right)}{\left(\frac{0.9285^2}{2-1}\right) + \left(\frac{0.9285^2}{2-1}\right) + \left(\frac{0.7143^2}{2-1}\right) + \left(\frac{0.4369^2}{2-1}\right) + \left(\frac{0.4222^2}{2-1}\right)}$$

$$= 0.2644$$

$$u_3 = \frac{\left(0 * \left(\frac{0.92852}{2-1}\right)\right) + \left(0 * \left(\frac{0.92852}{2-1}\right)\right) + \left(0 * \left(\frac{0.71432}{2-1}\right)\right) + \left(0 * \left(\frac{0.43692}{2-1}\right)\right) + \left(0 * \left(\frac{0.42222}{2-1}\right)\right)}{\left(\frac{0.92852}{2-1}\right) + \left(\frac{0.92852}{2-1}\right) + \left(\frac{0.71432}{2-1}\right) + \left(\frac{0.43692}{2-1}\right) + \left(\frac{0.42222}{2-1}\right)}$$

=0

$$u_4 = \frac{\left(0 * \left(\frac{0.92852}{2-1}\right)\right) + \left(0 * \left(\frac{0.92852}{2-1}\right)\right) + \left(0 * \left(\frac{0.71432}{2-1}\right)\right) + \left(0 * \left(\frac{0.43692}{2-1}\right)\right) + \left(0 * \left(\frac{0.42222}{2-1}\right)\right)}{\left(\frac{0.92852}{2-1}\right) + \left(\frac{0.92852}{2-1}\right) + \left(\frac{0.71432}{2-1}\right) + \left(\frac{0.43692}{2-1}\right) + \left(\frac{0.42222}{2-1}\right)}$$

=0

Berdasarkan hasil perhitungan nilai keanggotaan didapat 4 nilai keanggotaan untuk menentukan kelas status yaitu dengan memilih nilai yang paling besar dengan nilai 0.7356 sehingga hasil dari klasifikasi statusnya adalah Gizi Lebih.

d. Perhitungan *Average of Probabilities* untuk BB menurut Umur.

Pada data uji berat badan: 6.4kg, umur: 1bulan dan jenis kelamin laki-laki. Didapatkan nilai dari metode *Naïve Bayes*, KNN, dan FKNN yang ditunjukkan pada Tabel 3.12.

Tabel 3.12 Nilai klasifikasi Tiap Metode Klasifikasi

<i>Naïve Bayes</i>	KNN (k=5)	<i>Fuzzy KNN</i> (k=5)
Posterior:	Probabilitas per kelas:	Nilai <i>membership</i> :
Lebih=0.010084471	Lebih= $\frac{3}{5} = 0.6$	Lebih=0.7356
Baik=0.002881415	Baik= $\frac{2}{5}=0.4$	Baik=0.2644
Kurang=1.37529E-08	Kurang=0	Kurang=0
Buruk=4.65505E-11	Buruk=0	Buruk=0

Setelah mendapatkan nilai dari tiap metode klasifikasi seperti yang ditunjukkan pada Tabel 3.13. Kemudian dilakukan perhitungan rata-rata per kelas menggunakan metode *ensemble* dengan *Average of Probabilities*.

$$\text{Gizi Lebih} = \frac{0.010084471 + 0.6 + 0.7356}{3} = 0.4486$$

$$\text{Gizi Baik} = \frac{0.002881415 + 0.4 + 0.2644}{3} = 0.2224$$

$$\text{Gizi Kurang} = \frac{1.37529E-08 + 0 + 0}{3} = 4.58431E-09$$

$$\text{Gizi Buruk} = \frac{4.65505E-11 + 0 + 0}{3} = 1.55168E-11$$

Setelah mendapatkan nilai rata-rata per kelas kemudian dicari nilai yang paling besar dan nilai yang paling besar terdapat pada kelas Gizi Lebih.

Sehingga hasil klasifikasi menggunakan metode *Average of Probabilities* yaitu Gizi Lebih.

2. Tinggi Badan Menurut Umur

Tabel 3.13 Data Latih

Data ke-	Tinggi Badan	Umur	Jenis Kelamin	Status Gizi
1	56	0	1	Tinggi
2	59	1	2	Tinggi
3	64.3	2	2	Tinggi
4	52	0	1	Normal
5	55	1	1	Normal
6	55	2	2	Normal
7	44.8	0	1	Pendek
8	48	1	2	Pendek
9	51.5	2	2	Pendek
10	43	0	1	Sangat Pendek
11	47	1	1	Sangat Pendek
12	50	2	2	Sangat Pendek

Keterangan:

Jenis Kelamin: Laki-laki=1; Perempuan=2

Tabel 3.14 Data Uji

Data ke-	Tinggi Badan	Umur	Jenis Kelamin	Status Gizi
1	59.9	1	1	?

a. Perhitungan *Naïve Bayes* untuk TB menurut Umur.

Tabel 3.15 Jumlah *Record* Diatribut Data Latih

	TB	Umur	Status Gizi
	56	0	Tinggi
	59	1	Tinggi

	64.3	2	Tinggi
Jumlah:	179.3	3	
	52	0	Normal
	55	1	Normal
	55	2	Normal
Jumlah	162	3	
	44.8	0	Pendek
	48	1	Pendek
	51.5	2	Pendek
Jumlah:	144.3	3	
	43	0	Sangat Pendek
	47	1	Sangat Pendek
	50	2	Sangat Pendek
Jumlah:	140	3	

Menghitung nilai *mean* dari masing-masing *record* atribut dari tiap kelas, dimana rumus untuk *mean* dapat dilihat pada Persamaan 2.5. Berikut adalah contoh, perhitungan *mean* pada atribut tinggi badan pada kelas tinggi.

$$\mu = \frac{\sum_{i=1}^n X_i}{n}$$

$$\mu_{tb_{tinggi}} = \frac{56 + 59 + 64.3}{3}$$

$$= 59.767$$

Selanjutnya dihitung kembali *mean* record di atribut dari tiap kelas sehingga didapatkan nilai *mean* sebagai berikut.

$$\mu_{tb_{tinggi}} = 59.767$$

$$\mu_{tb_{normal}} = 54$$

$$\mu_{umur_{tinggi}} = 1$$

$$\mu_{umur_{normal}} = 1$$

$$\mu_{tb_{pendek}} = 48.1$$

$$\mu_{tb_{s.pendek}} = 46.667$$

$$\mu_{umur_{pendek}}=1$$

$$\mu_{umur_{s.pendek}}=1$$

Setelah mendapatkan nilai *mean* record di atribut dari tiap kelas. Selanjutnya record di atribut pada tiap kelas dikuadrat untuk mencari nilai standar deviasi.

Tabel 3.16 Data Latih Dikuadratkan

	TB ²	Umur ²	Status Gizi
	3136	0	Tinggi
	3481	1	Tinggi
	4134.49	4	Tinggi
Jumlah:	10751.49	5	
	2704	0	Normal
	3025	1	Normal
	3025	4	Normal
Jumlah	8754	5	
	2007.04	0	Pendek
	2304	1	Pendek
	2652.25	4	Pendek
Jumlah:	6963.29	5	
	1849	0	Sangat Pendek
	2209	1	Sangat Pendek
	2500	4	Sangat Pendek
Jumlah:	6558	5	

Rumus untuk standar deviasi dapat dilihat pada Persamaan 2.6.

$$\sigma^2 = \frac{\sum_{i=1}^n (X_i - \mu)^2}{n - 1}$$

Berikut adalah contoh perhitungan standar deviasi pada atribut tinggi badan pada kelas tinggi.

$$\sigma_{tb_{tinggi}}^2 = \frac{\sum_{i=1}^n (X_i - \mu)^2}{3 - 1}$$



$$= \frac{10751.49 - \frac{(179.3)^2}{3}}{2}$$

$$= 17.663$$

Selanjutnya dihitung kembali standar deviasi record di atribut dari tiap kelas sehingga didapatkan nilai standar deviasi sebagai berikut.

$$\sigma_{tb_{tinggi}}^2 = 17.663$$

$$\sigma_{tb_{normal}}^2 = 3$$

$$\sigma_{umur_{tinggi}}^2 = 1$$

$$\mu_{umur_{normal}}^2 = 1$$

$$\sigma_{tb_{pendek}}^2 = 3$$

$$\sigma_{tb_{s.pendek}}^2 = 11.23$$

$$\sigma_{umur_{pendek}}^2 = 1$$

$$\sigma_{umur_{s.pendek}}^2 = 1$$

Setelah mendapatkan nilai dari standar deviasi. Selanjutnya menghitung nilai *Likelihood*, dimana rumus untuk *Likelihood* dapat dilihat pada Persamaan 2.7.

$$f(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma^2}} e^{-\frac{(x-\mu)^2}{2\sigma^2}}$$

Berikut adalah contoh perhitungan *Likelihood* pada data uji tinggi badan 59.9 cm pada kelas tinggi.

$$f(TB = 59.9 | Tinggi) = \frac{1}{\sqrt{2 * 3.14 * 17.663}} 2.71^{-\frac{(59.9-59.767)^2}{2*17.663}}$$

$$= 0.303563$$

Selanjutnya dihitung kembali *Likelihood* dari data uji pada tiap kelas sehingga didapatkan nilai *Likelihood* sebagai berikut.

$$f(TB = 59.9 | Tinggi) = 0.0949$$

$$f(Umur = 1 | Tinggi) = 0.399043$$

$$f(TB = 59.9 | Normal) = 0.000709$$

$$f(Umur = 1 | Normal) = 0.399043$$

$$f(TB = 59.9 | Pendek) = 0.000246$$

$$f(Umur = 1 | Pendek) = 0.399043$$

$$f(TB = 59.9 | S. Pendek) = 9.58545E-05$$

$$f(Umur = 1 | S. Pendek) = 0.399043$$

Selanjutnya mencari nilai dari probabilitas jenis kelamin per kelas karena data yang digunakan dari jenis kelamin bersifat diskrit.

$$P(\text{jenskelamin=laki-laki} | \text{tinggi}) = \frac{1}{3} = 0.333$$

$$P(\text{jenskelamin=perempuan} | \text{tinggi}) = \frac{2}{3} = 0.667$$

$$P(\text{jenskelamin=laki-laki} | \text{normal}) = \frac{2}{3} = 0.667$$

$$P(\text{jenskelamin=perempuan} | \text{normal}) = \frac{1}{3} = 0.333$$

$$P(\text{jenskelamin=laki-laki} | \text{pendek}) = \frac{1}{3} = 0.333$$

$$P(\text{jenskelamin=perempuan} | \text{pendek}) = \frac{2}{3} = 0.667$$

$$P(\text{jenskelamin=laki-laki} | \text{sangat pendek}) = \frac{2}{3} = 0.667$$

$$P(\text{jenskelamin=perempuan} | \text{sangat pendek}) = \frac{1}{3} = 0.333$$

Kemudian mencari nilai *Prior* dari tiap kelas, dimana rumus dapat dilihat pada Persamaan 2.8.

$$\text{Prior} = \frac{\text{jumlah data yang dicari}}{\text{jumlah semua data}}$$

Berikut adalah contoh menghitung *Prior* untuk kelas pada Tinggi.

$$\begin{aligned} P(\text{Tinggi}) &= \frac{3}{12} \\ &= 0.25 \end{aligned}$$

Selanjutnya dihitung kembali nilai *Prior* dari tiap kelas, sehingga didapatkan nilai *Prior* sebagai berikut.

$$P(\text{Tinggi}) = 0.25$$

$$P(\text{Normal}) = 0.25$$

$$P(\text{Pendek}) = 0.25$$

$$P(\text{S.Pendek}) = 0.25$$

Setelah mendapatkan nilai *Prior*, selanjutnya menghitung nilai *Posterior*. Rumus *Posterior* dapat dilihat pada Persamaan 2.9.

$$\text{Posterior} = \frac{\text{prior} \times \text{likelihood}}{\text{evidence}}$$

Berikut adalah contoh menghitung *Posterior* untuk kelas pada Tinggi.

$$\begin{aligned} P(\text{Tinggi} | E) &= \frac{0.25 * 0.0949 * 0.399043 * 0.333}{P(E)} \\ &= 0.003152611 \end{aligned}$$

Selanjutnya dihitung kembali nilai *Posterior* dari tiap kelas, sehingga didapatkan nilai *Posterior* sebagai berikut.

$$P(\text{Tinggi} | E) = 0.003152611$$

$$P(\text{Pendek} | E) = 8.18571E-06$$

$$P(\text{Normal}|E) = 4.71631E-05$$

$$P(\text{Sangat Pendek}|E) = 6.37821E-06$$

Berdasarkan hasil perhitungan *Posterior* didapatkan 4 nilai dari tiap kelas, untuk menentukan kelas status gizi pada data uji maka yang dipilih nilai *Posterior* terbesar yaitu 0.003152611 sehingga kelas status gizi yaitu Tinggi. Jadi, status gizi yang didapat adalah Tinggi.

b. Perhitungan KNN untuk TB menurut Umur.

Data latih dapat dilihat pada Tabel 3.13 dan data uji dapat dilihat pada Tabel 3.14. Jika $K=5$, maka selanjutnya mencari jarak *Euclidean*, dimana rumus dapat dilihat pada Persamaan 2.9.

$$d(x, y) = \sqrt{\sum_{i=1}^n (x_i - y_i)^2}$$

Berikut adalah contoh perhitungan jarak *Euclidean* pada Data uji dan Data Latih pada *record* pertama pada kelas tinggi.

$$\begin{aligned} d(x, y) &= \sqrt{(56 - 59.9)^2 + (0 - 1)^2 + (1 - 1)^2} \\ &= 4.026 \end{aligned}$$

Kemudian lakukan proses yang sama untuk nilai atribut pada semua kelas. Hasil Perhitungan jarak *Euclidean* ditampilkan pada Tabel 3.17.

Tabel 3.17 Hasil *Euclidean*

Data ke-	Tinggi Badan	Umur	Jenis Kelamin	Status Gizi	<i>Euclidean</i>
1	56	0	1	Tinggi	4.026
2	59	1	2	Tinggi	1.345
3	64.3	2	2	Tinggi	4.622
4	52	0	1	Normal	7.963
5	55	1	1	Normal	4.9
6	55	2	2	Normal	5.1
7	44.8	0	1	Pendek	15.133
8	48	1	2	Pendek	11.942
9	51.5	2	2	Pendek	8.518
10	43	0	1	Sangat Pendek	16.93

11	47	1	1	Sangat Pendek	12.9
12	50	2	2	Sangat Pendek	10

Setelah perhitungan jarak didapatkan maka data tersebut diurutkan sesuai dengan nilai yang paling kecil.

Tabel 3.18 Data Setelah Diurutkan dari yang Terkecil

Data ke-	Tinggi Badan	Umur (bulan)	Jenis Kelamin	Status Gizi	<i>Euclidean</i>
2	59	1	2	Tinggi	1.345
1	56	0	1	Tinggi	4.026
3	64.3	2	2	Tinggi	4.622
5	55	1	1	Normal	4.9
6	55	2	2	Normal	5.1
4	52	0	1	Normal	7.963
9	51.5	2	2	Pendek	8.518
12	50	2	2	Sangat Pendek	10
8	48	1	2	Pendek	11.942
11	47	1	1	Sangat Pendek	12.9
7	44.8	0	1	Pendek	15.133
10	43	0	1	Sangat Pendek	16.93

Berdasarkan hasil perhitungan jarak *Euclidean* pada Tabel 3.17, kemudian dilakukan pengurutan terhadap jarak *Euclidean* yang ditunjukkan pada Tabel 3.18 kemudian diambil k record dengan nilai terkecil. Apabila ditentukan $K=5$, maka record yang terpilih adalah data ke-2, 1, 3, 5, dan 6.

Tabel 3.19 Seleksi 5 Data dengan Nilai Terkecil

Data ke-	Tinggi Badan	Umur (bulan)	Jenis Kelamin	Status Gizi	<i>Euclidean</i>
2	59	1	2	Tinggi	1.345
1	56	0	1	Tinggi	4.026

Tabel 3.19 Seleksi 5 Data dengan Nilai Terkecil

3	64.3	2	2	Tinggi	4.622
5	55	1	1	Normal	4.9
6	55	2	2	Normal	5.1

Berdasarkan Tabel 3.19 Nilai minimum terbanyak didapatkan pada k=5 terdapat pada status Tinggi sehingga hasil dari pengujian data tinggi badan=59.9 cm, umur=1, dan jenis kelamin adalah laki-laki pada k=5 adalah Tinggi.

c. Perhitungan FKNN untuk TB menurut Umur.

Data latih dapat dilihat pada Tabel 3.13 dan data uji dapat dilihat pada Tabel 3.14. Jika K=5, maka selanjutnya menghitung jarak antara *record* pada data uji dengan tiap *record* pada data latih dengan menggunakan rumus *Euclidean Distance*, dimana rumus *Euclidean Distance* dapat dilihat pada persamaan 2.9 Berikut adalah contoh, perhitungan nilai jarak terdekat dari record pertama data latih dengan record data uji.

$$d(x, y) = \sqrt{\sum_{i=1}^n (x_i - y_i)^2}$$

$$d(x, y) = \sqrt{(56 - 59.9)^2 + (0 - 1)^2 + (1 - 1)^2}$$

$$= 4.026$$

Kemudian dihitung lagi jarak antara record di data uji dengan *record* di data latih yang lain. Hasil perhitungan jarak *Euclidean Distance* ditampilkan pada Tabel 3.20.

Tabel 3.20 Hasil Perhitungan Jarak *Euclidean Distance*

No	Nilai	Status
1	4.026	Tinggi
2	1.345	Tinggi
3	4.622	Tinggi
4	7.963	Normal
5	4.9	Normal

Tabel 3.20 Hasil Perhitungan Jarak *Euclidean Distance*

6	5.1	Normal
7	15.133	Pendek
8	11.942	Pendek
9	8.518	Pendek
10	16.93	Sangat Pendek
11	12.9	Sangat Pendek
12	10	Sangat Pendek

Selanjutnya setelah mendapatkan hasil dari jarak *Euclidean* kemudian dilakukan perhitungan nilai *weighted* (w) dengan menggunakan persamaan 2.12. Berikut adalah contoh perhitungan nilai *weighted* dari hasil record pertama pada perhitungan *Euclidean Distance*.

$$\begin{aligned} \text{weight} &= \frac{1}{3.818} \\ &= 0.262 \end{aligned}$$

Hasil perhitungan *weighted* dari hasil *Euclidean* pada seluruh record dapat dilihat pada Tabel 3.21.

Tabel 3.21 Hasil Perhitungan *Weighted*

Data ke-	Nilai	Status
1	0.248	Tinggi
2	0.7433	Tinggi
3	0.2164	Tinggi
4	0.1256	Normal
5	0.2041	Normal
6	0.1961	Normal
7	0.0661	Pendek
8	0.0837	Pendek
9	0.1174	Pendek

10	0.0591	Sangat Pendek
11	0.0775	Sangat Pendek
12	0.1	Sangat Pendek

Selanjutnya nilai *weighted* diurutkan sesuai dengan nilai yang paling besar karena nilai yang diambil dari *Euclidean Distance* yang diambil adalah nilai yang paling kecil dan *weighted* merupakan nilai invers dari *Euclidean Distance*, sehingga nilai yang diambil adalah nilai terbesar. Nilai *weighted* setelah diurutkan dari yang paling besar ditunjukkan pada Tabel 3.22.

Tabel 3.22 Nilai *Weighted* Setelah Diurutkan

Data ke-	Nilai	Status
2	0.7433	Tinggi
1	0.2484	Tinggi
3	0.2164	Tinggi
5	0.2041	Normal
6	0.1961	Normal
4	0.1256	Normal
9	0.1174	Pendek
12	0.1	Sangat Pendek
8	0.0837	Pendek
11	0.0775	Sangat Pendek
7	0.0661	Pendek
10	0.0591	Sangat Pendek

Setelah nilai *weighted* diurutkan dari nilai yang paling besar, selanjutnya diambil k record dengan berat terbesar. Ditentukan nilai $K=5$, maka record yang diambil adalah data ke- 2, 1, 3, 5 dan 6.

Tabel 3.23 Seleksi 5 Data dengan Nilai Terbesar

Data ke-	Nilai	Status
2	0.7433	Tinggi
1	0.2484	Tinggi
3	0.2164	Tinggi

5	0.2041	Normal
6	0.1961	Normal

Kemudian menentukan *maximum membership* dan kelas status dengan mencari nilai *membership* untuk tiap kelas j dengan menggunakan Persamaan 2.15. u_1 =Tinggi, u_2 =Normal, u_3 =Pendek, dan u_4 =Sangat Pendek.

$$u_{1(1)} = 1 \quad u_{2(1)} = 0 \quad u_{3(1)} = 0 \quad u_{4(1)} = 0$$

$$u_{1(2)} = 0 \quad u_{2(2)} = 1 \quad u_{3(2)} = 0 \quad u_{4(2)} = 0$$

$$u_{1(3)} = 0 \quad u_{2(3)} = 0 \quad u_{3(3)} = 1 \quad u_{4(3)} = 0$$

$$u_{1(4)} = 0 \quad u_{2(4)} = 1 \quad u_{3(4)} = 0 \quad u_{4(4)} = 1$$

Setelah mendapatkan nilai *membership* untuk tiap kelas j kemudian dilakukan dengan mencari nilai keanggotaan sebuah data pada masing-masing kelas dengan menggunakan Persamaan 2.14.

$$u_1 = \frac{\left(1 * \left(0.74333^{\frac{2}{2-1}}\right)\right) + \left(1 * \left(0.24842^{\frac{2}{2-1}}\right)\right) + \left(1 * \left(0.21642^{\frac{2}{2-1}}\right)\right) + \left(0 * \left(0.20412^{\frac{2}{2-1}}\right)\right) + \left(0 * \left(0.19612^{\frac{2}{2-1}}\right)\right)}{\left(0.74333^{\frac{2}{2-1}}\right) + \left(0.24842^{\frac{2}{2-1}}\right) + \left(0.21642^{\frac{2}{2-1}}\right) + \left(0.20412^{\frac{2}{2-1}}\right) + \left(0.19612^{\frac{2}{2-1}}\right)}$$

$$= 0.8919$$

$$u_2 = \frac{\left(0 * \left(0.74333^{\frac{2}{2-1}}\right)\right) + \left(0 * \left(0.24842^{\frac{2}{2-1}}\right)\right) + \left(0 * \left(0.21642^{\frac{2}{2-1}}\right)\right) + \left(1 * \left(0.20412^{\frac{2}{2-1}}\right)\right) + \left(1 * \left(0.19612^{\frac{2}{2-1}}\right)\right)}{\left(0.74333^{\frac{2}{2-1}}\right) + \left(0.24842^{\frac{2}{2-1}}\right) + \left(0.21642^{\frac{2}{2-1}}\right) + \left(0.20412^{\frac{2}{2-1}}\right) + \left(0.19612^{\frac{2}{2-1}}\right)}$$

$$= 0.1081$$

$$u_3 = \frac{\left(0 * \left(0.74333^{\frac{2}{2-1}}\right)\right) + \left(0 * \left(0.24842^{\frac{2}{2-1}}\right)\right) + \left(0 * \left(0.21642^{\frac{2}{2-1}}\right)\right) + \left(0 * \left(0.20412^{\frac{2}{2-1}}\right)\right) + \left(0 * \left(0.19612^{\frac{2}{2-1}}\right)\right)}{\left(0.74333^{\frac{2}{2-1}}\right) + \left(0.24842^{\frac{2}{2-1}}\right) + \left(0.21642^{\frac{2}{2-1}}\right) + \left(0.20412^{\frac{2}{2-1}}\right) + \left(0.19612^{\frac{2}{2-1}}\right)}$$

$$= 0$$

$$u_4 = \frac{\left(0 * \left(0.74333^{\frac{2}{2-1}}\right)\right) + \left(0 * \left(0.24842^{\frac{2}{2-1}}\right)\right) + \left(0 * \left(0.21642^{\frac{2}{2-1}}\right)\right) + \left(0 * \left(0.20412^{\frac{2}{2-1}}\right)\right) + \left(0 * \left(0.19612^{\frac{2}{2-1}}\right)\right)}{\left(0.74333^{\frac{2}{2-1}}\right) + \left(0.24842^{\frac{2}{2-1}}\right) + \left(0.21642^{\frac{2}{2-1}}\right) + \left(0.20412^{\frac{2}{2-1}}\right) + \left(0.19612^{\frac{2}{2-1}}\right)}$$

$$= 0$$

Berdasarkan hasil perhitungan nilai keanggotaan didapat 5 nilai keanggotaan untuk menentukan kelas status yaitu dengan memilih nilai yang paling besar dengan nilai 0.8919 sehingga hasil dari klasifikasi statusnya adalah Tinggi.

d. Perhitungan *Average of Probabilities* untuk TB menurut Umur.

Pada data uji tinggi badan: 59.9 cm, umur : 1bulan dan jenis kelamin laki-laki. Didapatkan nilai dari metode *Naïve Bayes*, KNN, dan FKNN yang ditunjukkan pada Tabel 3.24.

Tabel 3.24 Nilai Kasifikasi Tiap Metode Klasifikasi

<i>Naïve Bayes</i>	KNN (k=5)	Fuzzy KNN (k=5)
Posterior:	Probabilitas per kelas:	Nilai <i>membership</i> :
Tinggi=0.003152611	Tinggi= $\frac{3}{5}=0.6$	Tinggi=0.8919
Normal=4.71631E-05	Normal= $\frac{2}{5}=0.4$	Normal=0.1081
Pendek=8.18571E-06	Pendek=0	Pendek=0
S.Pendek =6.37821E-06	S.Pendek=0	S.Pendek=0

Setelah mendapatkan nilai dari tiap metode klasifikasi seperti yang ditunjukkan pada Tabel 3.24. Kemudian dilakukan perhitungan rata-rata per kelas menggunakan metode *ensemble* dengan *Average of Probabilities*.

$$\text{Tinggi} = \frac{0.003152611 + 0.6 + 0.8919}{3} = 0.4984$$

$$\text{Normal} = \frac{4.71631E-05 + 0.4 + 0.1081}{3} = 0.1694$$

$$\text{Pendek} = \frac{8.18571E-06 + 0 + 0}{3} = 2.72857E-06$$

$$\text{S.Pendek} = \frac{6.37821E-06 + 0 + 0}{3} = 2.12607E-06$$

Setelah mendapatkan nilai rata-rata per kelas kemudian dicari nilai yang paling besar dan nilai yang paling besar terdapat pada kelas Tinggi. Sehingga hasil klasifikasi menggunakan metode *Average of Probabilities* yaitu Tinggi.

3.5 Rancangan Antarmuka Aplikasi

Pada tahap ini akan dibahas mengenai rancangan antarmuka dari Sistem Penentuan Status Gizi Balita Menggunakan Metode *Ensemble Classifier* meliputi antarmuka *login*, *admin*, *user*, olah data *user*, olah data latihan, dan perhitungan.

3.5.1 Antarmuka Login

Antarmuka *login* digunakan oleh *admin* dan *user* untuk melakukan *login* dimana *admin* atau *user* diminta memasukan *username* dan *password* pada *filed* yang telah disediakan. Apabila *login* gagal maka akan muncul tampilan kesalahan dan jika *login* berhasil maka akan ditampilkan halaman *home*. Antarmuka *login* ditunjukkan pada Gambar 3.12 sebagai berikut.

Form Login
<div style="margin-bottom: 10px;"> <input style="width: 90%; height: 25px;" type="text" value="Username"/> </div> <div> <input style="width: 90%; height: 25px;" type="password" value="Password"/> </div>
Login

Gambar 3.12 Antarmuka Login

3.5.2 Antarmuka Admin

Antarmuka *admin* hanya dapat diakses oleh *admin*. Pada antarmuka admin terdapat tab menu *home*, *create account* untuk *user*, *data account user*, dan *change password*.

3.5.2.1 Antarmuka Home

Antarmuka *home* ditampilkan setelah admin berhasil *login*. Antarmuka *home* menampilkan deskripsi singkat tentang sistem. Antarmuka *home* ditunjukkan pada Gambar 3.13.

Penentuan Status Gizi		Logout
Home	Home	
Create Account		
Data Account		
Change Password		

Gambar 3.13 Antarmuka Home

3.5.2.2 Antarmuka *Create Account*

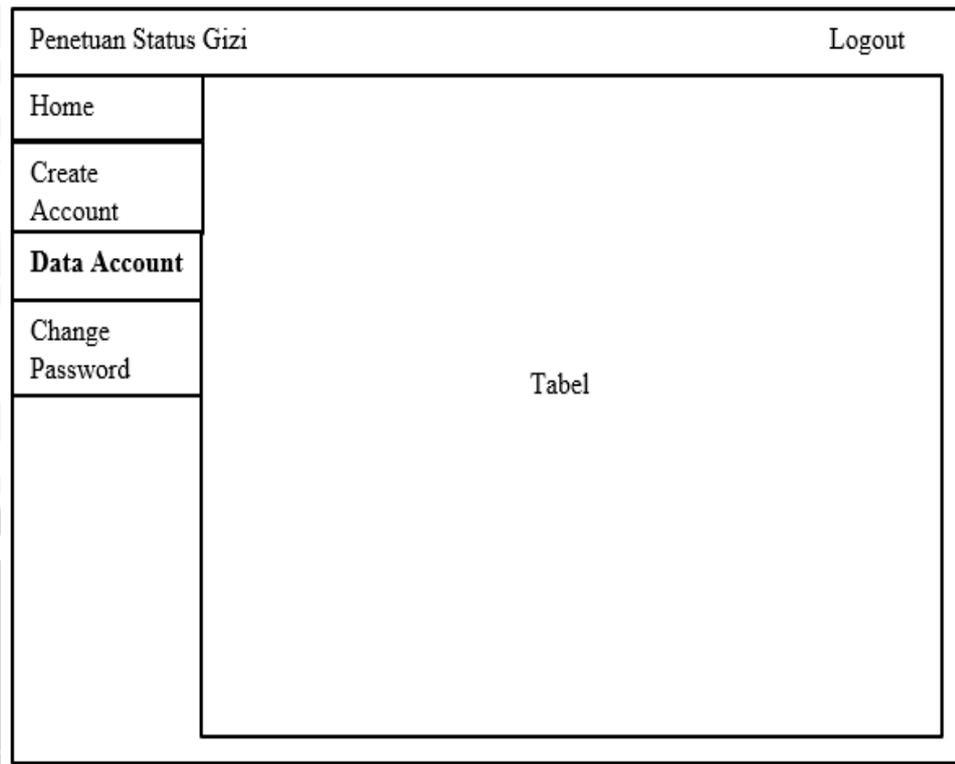
Antarmuka *create account* ditampilkan setelah *admin* memilih menu *create account*. *Admin* dapat membuat *account* baru bagi *user*. Antarmuka *create account* ditunjukkan pada Gambar 3.14.

Penentuan Status Gizi		Logout
Home	Create Account	
Create Account	Nama :	<input type="text"/>
Data Account	Username:	<input type="text"/>
Change Password	Password:	<input type="text"/>
	<input type="button" value="Save"/>	

Gambar 3.14 Antarmuka *Create Account*

3.5.2.3 Antarmuka *Data Account*

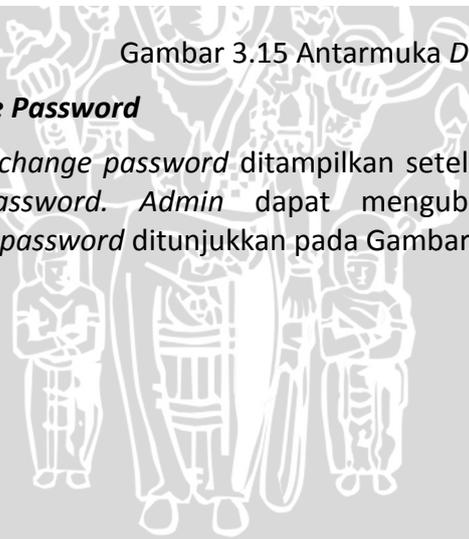
Antarmuka *data account* ditampilkan setelah *admin* memilih menu *data account*. *Admin* dapat melihat data *user* dan mengedit serta menghapus data *user*. Antarmuka *data account* ditunjukkan pada Gambar 3.15.

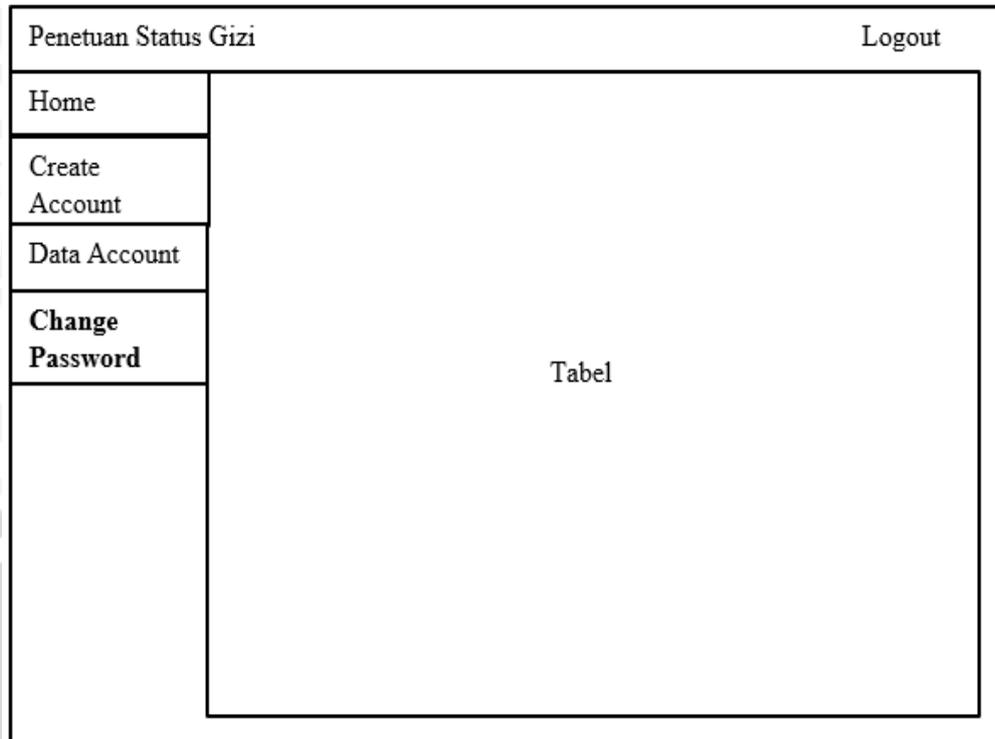


Gambar 3.15 Antarmuka *Data Account*

3.5.2.4 Antarmuka *Change Password*

Antarmuka *change password* ditampilkan setelah admin memilih menu *change password*. Admin dapat mengubah *password*nya. Antarmuka *change password* ditunjukkan pada Gambar 3.16.





Gambar 3.16 Antarmuka *Change Password*

3.5.3 Antarmuka *User*

Antarmuka *user* hanya dapat diakses oleh *user* yang sudah terdaftar. Pada antarmuka *user* terdapat tab menu *home*, data latih, proses, dan hasil klasifikasi.

3.5.3.1 Antarmuka *Home*

Antarmuka *home* ditampilkan setelah admin berhasil *login*. Antarmuka *home* menampilkan deskripsi singkat tentang sistem. Antarmuka *home* ditunjukkan pada Gambar 3.17.

Penentuan Status Gizi		Logout
Home	Tabel	
Data Latih		
BB Menurut Umur TB Menurut Umur		
Proses		
BB Menurut Umur TB Menurut Umur		

Gambar 3.17 Antarmuka Home

3.5.3.2 Antarmuka Data Latih

Antarmuka data latih ditampilkan setelah *user* memilih menu data latih. *User* dapat memasukan, *mengedit*, dan menghapus data latih. Antarmuka data latih ditunjukkan pada Gambar 3.18.

Penentuan Status Gizi		Logout
Home	Tabel	
Data Latih		
BB Menurut Umur TB Menurut Umur		
Proses		
BB Menurut Umur TB Menurut Umur		

Gambar 3.18 Antarmuka Data Latih

3.5.3.3 Antarmuka Proses

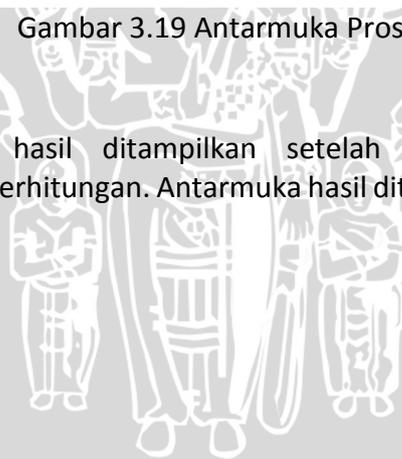
Antarmuka data latih ditampilkan setelah *user* memilih menu proses. *User* menginputkan data *testing* dan kemudian sistem akan melakukan perhitungan dengan menggunakan menggunakan *Naïve Bayes*, *K Nearest Neighbor*, dan *Fuzzy KNN* serta menggunakan metode *ensemble Majority Voting* untuk menentukan hasil akhir. Antarmuka proses ditunjukkan pada Gambar 3.19.

Penentuan Status Gizi		Logout
Home	Proses	
Data Latih		
BB Menurut Umur TB Menurut Umur		
Proses		
BB Menurut Umur TB Menurut Umur		

Gambar 3.19 Antarmuka Proses

3.5.3.3 Antarmuka Hasil

Antarmuka hasil ditampilkan setelah sistem telah selesai melakukan proses perhitungan. Antarmuka hasil ditunjukkan pada Gambar 3.20.



Penentuan Status Gizi		Logout
Home	Hasil	
Data Latih		
BB Menurut Umur TB Menurut Umur		
Proses		
BB Menurut Umur TB Menurut Umur		

Gambar 3.20 Antarmuka Hasil



BAB 4

IMPLEMENTASI

Bab ini berisikan tentang hasil implementasi metode *ensemble* yaitu *Average of Probabilities* yang menggabungkan metode *Naïve Bayes*, *K Nearest Neighbor*, dan *Fuzzy K Nearest Neighbor* ke dalam bentuk program serta penjelasan tiap fungsi halaman pada program.

4.1 Lingkungan Implementasi

Lingkungan implementasi yang akan dibahas pada sub bab ini adalah lingkungan perangkat keras dan perangkat lunak.

4.1.1 Lingkungan Perangkat Keras

Perangkat keras yang digunakan dalam penelitian ini adalah

1. Processor Intel(R) Core™ i5-3337U CPU @1.80GHz
2. Memori 4.00 GB
3. Harddisk dengan kapasitas 750 GB
4. Monitor 15"
5. Keyboard
6. Mouse

4.1.2 Lingkungan Perangkat Lunak

Perangkat lunak yang digunakan dalam penelitian ini adalah

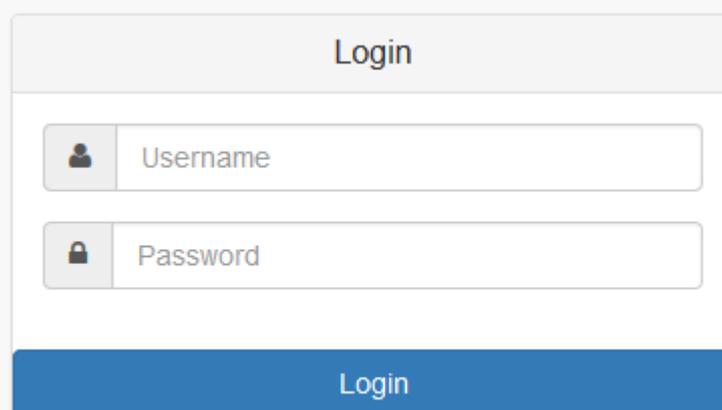
1. Sistem operasi Microsoft Windows 8.1 64bit
2. Dreamweaver CS3
3. XAMPP Server Versi 3.1.0
4. Mozilla Firefox

4.2 Implementasi Program

Pada sub bab ini akan dibahas mengenai implementasi perangkat lunak. Sistem Penentuan Status Gizi Balita Menggunakan Metode *Ensemble Classifier* meliputi antarmuka *login*, *admin*, *user*, olah data *user*, olah data latih, dan perhitungan.

4.2.1 Antarmuka Login

Halaman *login* akan ditampilkan ketika *admin* dan *user* ingin mengakses sistem ini melalui *browser*. Admin dan *user* harus *login* terlebih dahulu sebelum mengakses sistem ini yaitu dengan memasukkan *username* dan *password*. Jika gagal maka akan muncul pemberitahuan berupa pesan gagal dan jika berhasil maka sistem akan menampilkan halaman home dengan deskripsi singkat tentang sistem. Halaman *login* ditunjukkan pada Gambar 4.1.



Login

Username

Password

Login

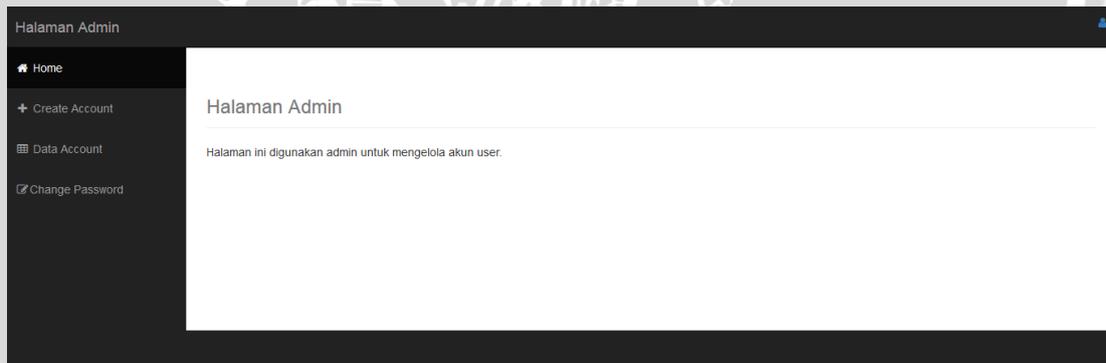
Gambar 4.1 Halaman Login

4.2.2 Antarmuka Admin

Antarmuka admin hanya dapat diakses oleh admin. Pada antarmuka admin terdiri dari menu *home*, *create account* untuk user, *data account user*, dan *change password*.

4.2.2.1 Antarmuka Home

Antarmuka *home* ditampilkan setelah admin berhasil *login*. Antarmuka *home* menampilkan deskripsi singkat tentang sistem. Antarmuka *home* ditunjukkan pada Gambar 4.2.



Gambar 4.2 Antarmuka Home

4.2.2.2 Antarmuka Create Account

Antarmuka *create account* ditampilkan setelah *admin* memilih menu *create account*. *Admin* dapat membuat *account* baru bagi *user*. Antarmuka *create account* ditunjukkan pada Gambar 4.3.

Gambar 4.3 Antarmuka *Create Account*

4.2.2.3 Antarmuka *Data Account*

Antarmuka *change password* ditampilkan setelah admin memilih menu *change password*. Admin dapat mengubah *passwordnya*. Antarmuka *change password* ditunjukkan pada Gambar 4.4.

Nama	Username	Password	Keterangan
dwi	dwi	7aa2602c588c05a93baf10128	✎ 🗑️
lusy	lusy	d83c6e8ea90058a70183372c28abf822	✎ 🗑️

Gambar 4.4 Antarmuka *Data Account*

4.2.2.4 Antarmuka *Change Password*

Antarmuka *change password* ditampilkan setelah admin memilih menu *change password*. Admin dapat mengubah *passwordnya*. Antarmuka *change password* ditunjukkan pada Gambar 4.5.

Nama	Username	Password	Keterangan
Admin	admin	21232f297a57a5a743894a0e4a801fc3	✎

Gambar 4.5 Antarmuka *Change Password*

4.2.3 Antarmuka *User*

Antarmuka *user* hanya dapat diakses oleh *user* yang sudah terdaftar. Pada antarmuka *user* terdapat tab menu *home*, data latih, proses, dan hasil klasifikasi.

4.2.3.1 Antarmuka *Home*

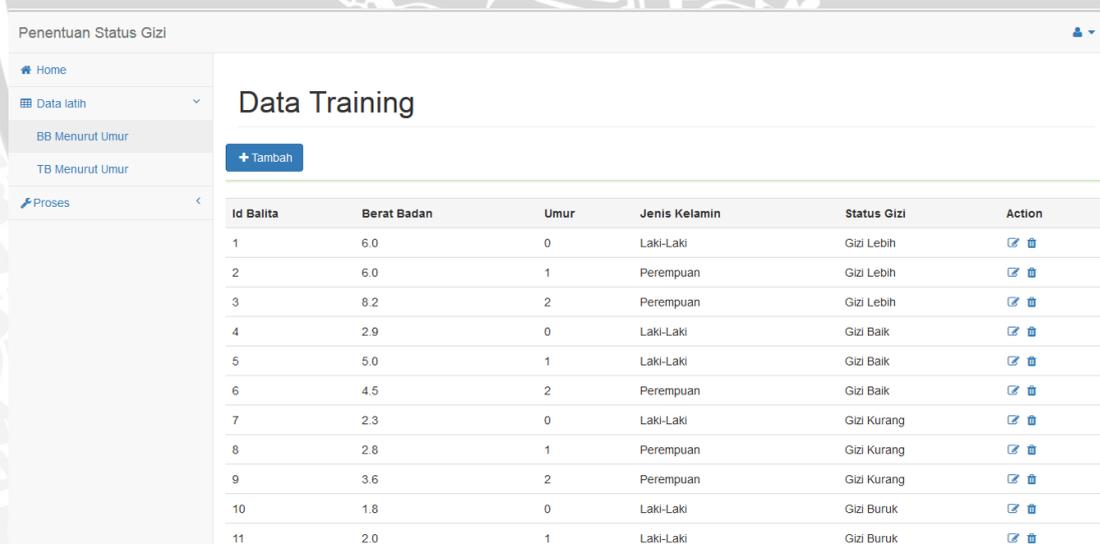
Antarmuka *home* ditampilkan setelah admin berhasil *login*. Antarmuka *home* menampilkan deskripsi singkat tentang sistem. Antarmuka *home* ditunjukkan pada Gambar 4.6.



Gambar 4.6 Antarmuka *Home*

4.2.3.2 Antarmuka Data Latih

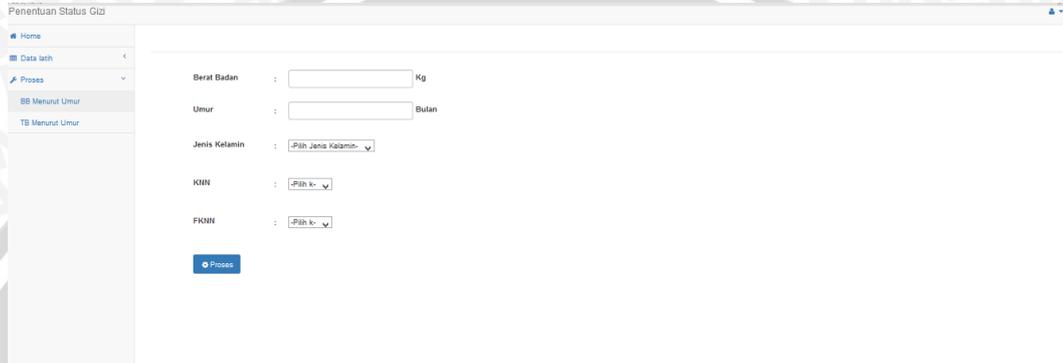
Antarmuka data latih ditampilkan setelah *user* memilih menu data latih. *User* dapat memasukkan, mengedit, dan menghapus data latih. Antarmuka data latih ditunjukkan pada gambar 4.7.



Gambar 4.7 Antarmuka Data Latih

4.2.3.3 Antarmuka Proses

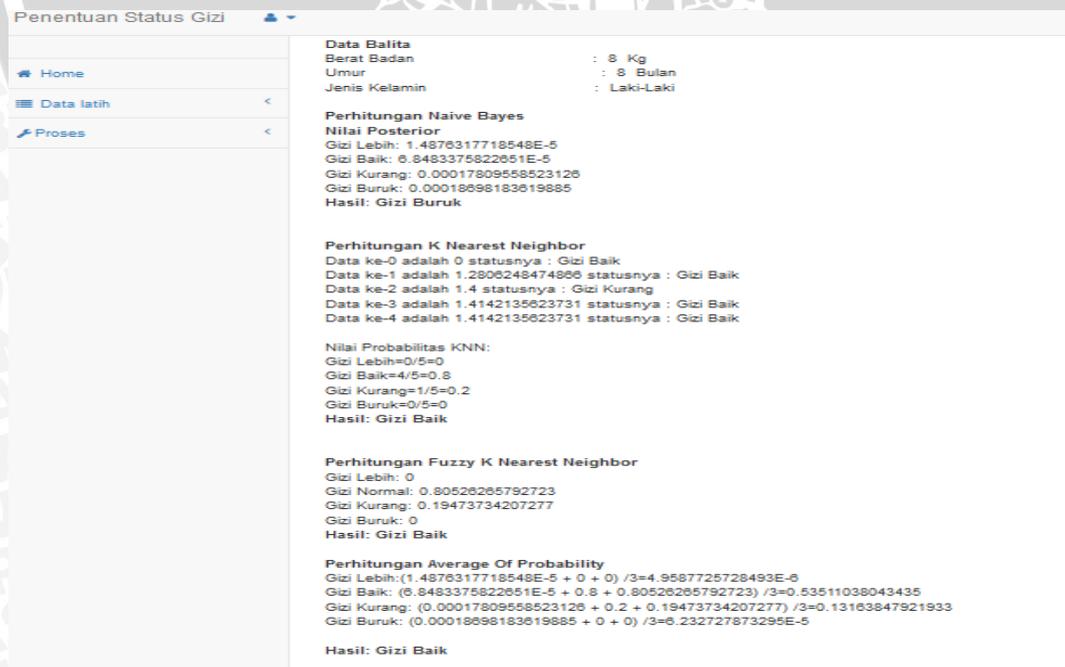
Antarmuka data latih ditampilkan setelah *user* memilih menu proses. *User* menginputkan data *testing* dan kemudian sistem akan melakukan perhitungan dengan menggunakan menggunakan *Naïve Bayes*, *K Nearest Neighbor*, dan *Fuzzy KNN* serta menggunakan metode *ensemble* yaitu *Average of Probabilities* untuk menentukan hasil akhir. Antarmuka proses ditunjukkan pada Gambar 4.8.



Gambar 4.8 Antarmuka Proses

4.2.3.4 Antarmuka Hasil Klasifikasi

Antarmuka hasil ditampilkan setelah sistem telah selesai melakukan proses perhitungan dan menampilkan hasil klasifikasi dari metode *Naïve Bayes*, *K Nearest Neighbor*, dan *Fuzzy K Nearest Neighbor*. Antarmuka hasil ditunjukkan pada Gambar 4.9.



Gambar 4.9 Antarmuka Hasil

4.3 Proses Source Code

4.3.1 Proses Naïve Bayes

Ketika *user* memasukan data uji maka sistem akan melakukan perhitungan *Naïve Bayes* dengan mengambil data menggunakan POST dan mengambil data latih dari tabel *database*. Kemudian menghitung jumlah data dari masing-masing atribut setiap kelas untuk digunakan dalam perhitungan *mean* dari setiap atribut pada setiap kelas. Setelah itu, menghitung jumlah data yang dikuadratkan dari masing-masing atribut setiap kelas untuk digunakan dalam perhitungan Standar deviasi. Proses untuk menghitung *mean* dan Standar deviasi dapat dilihat pada Kode Sumber 4.1.

```
<?php
include ("connect.php");
$bb    = $_POST ['bb'];
$umur  =  $_POST ['umur'];
$jk    = $_POST ['jk'];
$query2= "SELECT * FROM datagizi";
$sql = "SELECT COUNT(`jk`) FROM `datagizi` where jk=1 and
status=0";
$query = mysql_query($sql);
if(mysql_num_rows($query)) {
    list ($data_lklebih) = mysql_fetch_array($query);
}
$sql = "SELECT COUNT(`jk`) FROM `datagizi` where jk=2 and
status=0";
$query = mysql_query($sql);
if(mysql_num_rows($query)) {
    list ($data_prlebih) = mysql_fetch_array($query);
}
$sql = "SELECT COUNT(`jk`) FROM `datagizi` where
status=0";
$query = mysql_query($sql);
if(mysql_num_rows($query)) {
    list ($jmlh_datalebih) = mysql_fetch_array($query);
}
```

```
$sql = "SELECT COUNT(`jk`) FROM `datagizi` where jk=1 and
status=1";
$query = mysql_query($sql);
if(mysql_num_rows($query)) {
    list ($data_lkbaik) = mysql_fetch_array($query);
}
$sql = "SELECT COUNT(`jk`) FROM `datagizi` where jk=2 and
status=1";
$query = mysql_query($sql);
if(mysql_num_rows($query)) {
    list ($data_prbaik) = mysql_fetch_array($query);
}
$sql = "SELECT COUNT(`jk`) FROM `datagizi` where status=1";
$query = mysql_query($sql);
if(mysql_num_rows($query)) {
    list ($jmlh_databaik) = mysql_fetch_array($query);
}
$sql = "SELECT COUNT(`jk`) FROM `datagizi` where jk=1 and
status=2";
$query = mysql_query($sql);
if(mysql_num_rows($query)) {
    list ($data_lkkurang) = mysql_fetch_array($query);
}
$sql = "SELECT COUNT(`jk`) FROM `datagizi` where jk=2 and
status=2";
$query = mysql_query($sql);
if(mysql_num_rows($query)) {
    list ($data_prkurang) = mysql_fetch_array($query);
}
$sql = "SELECT COUNT(`jk`) FROM `datagizi` where
status=2";
$query = mysql_query($sql);
if(mysql_num_rows($query)) {
    list ($jmlh_datakurang) = mysql_fetch_array($query);
}
```

```
$sql = "SELECT COUNT(`jk`) FROM `datagizi` where jk=1 and
status=3";
$query = mysql_query($sql);
if(mysql_num_rows($query)) {
    list ($data_lkburuk) = mysql_fetch_array($query);
}
$sql = "SELECT COUNT(`jk`) FROM `datagizi` where jk=2 and
status=3";
$query = mysql_query($sql);
if(mysql_num_rows($query)) {
    list ($data_prburuk) = mysql_fetch_array($query);
}
$sql = "SELECT COUNT(`jk`) FROM `datagizi` where status=3";
$query = mysql_query($sql);
if(mysql_num_rows($query)) {
    list ($jmlh_databuruk) = mysql_fetch_array($query);
}
$i=0; $x=0;
$totbb_lebih=0;
$totumur_lebih=0;
$totbb_baik=0;
$totumur_baik=0;
$totbb_kurang=0;
$totumur_kurang=0;
$totbb_buruk=0;
$totumur_buruk=0;
$totbaik=0;
$totkurang=0;
$totburuk=0;
$totlebih=0;
$hasilbb0=0;
$hasilumur0=0;
$hasilbb1=0;
$hasilumur1=0;
```

```
$hasilbb2=0;
$hasilumur2=0;
$hasilbb3=0;
$hasilumur3=0;
$result2 = mysql_query($query2,$id_mysql);
if($result2) {
    while ($row = mysql_fetch_array($result2)) {
        $i = $i+1;

        if($row[4]==0){
            $totbb_4[$i]= $row[1];
            $totumur_4[$i]= $row[2];
            $totlebih=$totlebih+1;

            $totbb_lebih=$totbb_lebih+$totbb_4[$i];
            $totumur_lebih=$totumur_lebih+$totumur_4[$i];

            //Pangkat 2
            $hasilbb0=$hasilbb0+($row[1]*$row[1]);
            $hasilumur0=$hasilumur0+($row[2]*$row[2]);
        }
        elseif($row[4]==1){
            $totbb_1[$i]= $row[1];
            $totumur_1[$i]= $row[2];
            $totbaik=$totbaik+1;

            $totbb_baik=$totbb_baik+$totbb_1[$i];
            $totumur_baik=$totumur_baik+$totumur_1[$i];

            //Pangkat 2
            $hasilbb1=$hasilbb1+($row[1]*$row[1]);
            $hasilumur1=$hasilumur1+($row[2]*$row[2]);
        }
    }
}
```

```
elseif($row[4]==2) {
    $totbb_2[$i]= $row[1];
    $totumur_2[$i]= $row[2];
    $totkurang=$totkurang+1;

    $totbb_kurang=$totbb_kurang+$totbb_2[$i];
    $totumur_kurang=$totumur_kurang+$totumur_2[$i];

    //Pangkat 2
    $hasilbb2=$hasilbb2+($row[1]*$row[1]);
    $hasilumur2=$hasilumur2+($row[2]*$row[2]);
}
elseif($row[4]==3) {
    $totbb_3[$i]= $row[1];
    $totumur_3[$i]= $row[2];
    $totburuk=$totburuk+1;

    $totbb_buruk=$totbb_buruk+$totbb_3[$i];
    $totumur_buruk=$totumur_buruk+$totumur_3[$i];

    //Pangkat 2
    $hasilbb3=$hasilbb3+($row[1]*$row[1]);
    $hasilumur3=$hasilumur3+($row[2]*$row[2]);
}
}

}

$meanbb_lebih=$totbb_lebih/$totlebih;
$meanumur_lebih=$totumur_lebih/$totlebih;

$meanbb_baik=$totbb_baik/$totbaik;
$meanumur_baik=$totumur_baik/$totbaik;
```

```
$meanbb_kurang=$totbb_kurang/$totkurang;
$meanumur_kurang=$totumur_kurang/$totkurang;

$meanbb_buruk=$totbb_buruk/$totburuk;
$meanumur_buruk=$totumur_buruk/$totburuk;

//Standar Deviasi Gizi Lebih
$strdevbb0=($hasilbb0-
((($totbb_lebih*$totbb_lebih)/(count($totbb_4))))/(count(
$totbb_4)-1);
$strdevumur0=($hasilumur0-
((($totumur_lebih*$totumur_lebih)/(count($totumur_4))))/(
count($totumur_4)-1);

//Standar Deviasi Gizi Baik
$strdevbb1=($hasilbb1-
((($totbb_baik*$totbb_baik)/(count($totbb_3))))/(count($t
otbb_3)-1);
$strdevumur1=($hasilumur1-
((($totumur_baik*$totumur_baik)/(count($totumur_3))))/(co
unt($totumur_3)-1);

//Standar Deviasi Gizi Kurang
$strdevbb2=($hasilbb2-
((($totbb_kurang*$totbb_kurang)/(count($totbb_2))))/(coun
t($totbb_2)-1);
$strdevumur2=($hasilumur2-((($totumur_kurang*$totumu
r_kurang)/(count($totumur_2))))/(count($totumur_2)-1);

//Standar Deviasi Gizi Buruk
$strdevbb3=($hasilbb3-
((($totbb_buruk*$totbb_buruk)/(count($totbb_1))))/(count(
$totbb_1)-1);
$strdevumur3=($hasilumur3-
((($totumur_buruk*$totumur_buruk)/(count($totumur_1))))/(
count($totumur_1)-1);
```

Kode Sumber 4.1 Perhitungan *Mean* dan Standar Deviasi

Kemudian menghitung *Likelihood* untuk tiap atribut pada tiap kelas. Proses untuk menghitung *Likelihood* dapat dilihat pada Kode Sumber 4.2.

```
//Likelihood Lebih
$nilaibb0=(-1*(($bb-$meanbb_lebih)*($bb-
$meanbb_lebih))/(2*$strdevbb0));
$expobb0=pow(2.71,$nilaibb0);
$likelihoodbb0=$expobb0/(sqrt(2*3.14*$strdevbb0));

$nilaiumur0=(-1*(($umur-$meanumur_lebih)*($umur-
$meanumur_lebih))/(2*$strdevumur0));
$expoumur0=pow(2.71,$nilaiumur0);
$likelihoodumur0=$expoumur0/(sqrt(2*3.14*$strdevumur0));

//Likelihood Baik
$nilaibb1=(-1*(($bb-$meanbb_baik)*($bb-
$meanbb_baik))/(2*$strdevbb1));
$expobb1=pow(2.71,$nilaibb1);
$likelihoodbb1=$expobb1/(sqrt(2*3.14*$strdevbb1));

$nilaiumur1=(-1*(($umur-$meanumur_baik)*($umur-
$meanumur_baik))/(2*$strdevumur1));
$expoumur1=pow(2.71,$nilaiumur1);
$likelihoodumur1=$expoumur1/(sqrt(2*3.14*$strdevumur1));

//Likelihood Kurang
$nilaibb2=(-1*(($bb-$meanbb_kurang)*($bb-
$meanbb_kurang))/(2*$strdevbb2));
$expobb2=pow(2.71,$nilaibb2);
$likelihoodbb2=$expobb2/(sqrt(2*3.14*$strdevbb2));

$nilaiumur2=(-1*(($umur-$meanumur_kurang)*($umur-
$meanumur_kurang))/(2*$strdevumur2));
$expoumur2=pow(2.71,$nilaiumur2);
$likelihoodumur2=$expoumur2/(sqrt(2*3.14*$strdevumur2));
```

```
//Likelihood Buruk
$nilaibb3=(-1*(($bb-$meanbb_buruk)*($bb-$meanbb_buruk))/(2*$strdevbb3));
$expobb3=pow(2.71,$nilaibb3);
$likelihoobb3=$expobb3/(sqrt(2*3.14*$strdevbb3));

$nilaiumur3=(-1*(($umur-$meanumur_buruk)*($umur-$meanumur_buruk))/(2*$strdevumur3));
$expoumur3=pow(2.71,$nilaiumur3);
$likelihooumur3=$expoumur3/(sqrt(2*3.14*$strdevumur3));
```

Kode Sumber 4.2 Perhitungan *Likelihood*

Setelah itu, menghitung *Prior* dan *Posterior* pada masing-masing kelas. Kemudian membandingkan nilai dari *Posterior* untuk mendapatkan hasil klasifikasi. Proses untuk menghitung *Prior* dan *Posterior* dapat dilihat pada Kode Sumber 4.3.

```
//Prior
$priorlebih=(count($totbb_1))/((count($totbb_1)+(count($totbb_2)+(count($totbb_3)+(count($totbb_4))));
$priorbaik=(count($totbb_2))/((count($totbb_1)+(count($totbb_2)+(count($totbb_3)+(count($totbb_4))));
$priorkurang=(count($totbb_3))/((count($totbb_1)+(count($totbb_2)+(count($totbb_3)+(count($totbb_4))));
$priorburuk=(count($totbb_4))/((count($totbb_1)+(count($totbb_2)+(count($totbb_3)+(count($totbb_4))));

if($jk==1){
    $hasiljk_1k1=$data_1klebih/$jmlh_datalebih;
    $hasiljk_1k2=$data_1kbaik/$jmlh_databaik;
    $hasiljk_1k3=$data_1kkurang/$jmlh_datakurang;
    $hasiljk_1k4=$data_1kburuk/$jmlh_databuruk;
    $posteriorlebih=$priorlebih*$likelihoottb0*$hasiljk_1k1*$likelihooumur0;
    $posteriorbaik=$priorbaik*$likelihoottb1*$hasiljk_1k2*$likelihooumur1;
```

```

$posterior_kurang=$prior_kurang*$likelihoodtb2*$hasiljk_
lk3*$likelihoodumur2;

$posterior_buruk=$prior_buruk*$likelihoodtb3*$hasiljk_lk
4*$likelihoodumur3;

}

elseif ($jk==2) {
    $hasiljk_pr1=$data_prlebih/$jmlh_datalebih;
    $hasiljk_pr2=$data_prbaik/$jmlh_databaik;
    $hasiljk_pr3=$data_prkurang/$jmlh_datakurang;
    $hasiljk_pr4=$data_prburuk/$jmlh_databuruk;

$posterior_lebih=$prior_lebih*$likelihoodtb0*$hasiljk_pr
1*$likelihoodumur0;

$posterior_baik=$prior_baik*$likelihoodtb1*$hasiljk_pr2*
$likelihoodumur1;

$posterior_kurang=$prior_kurang*$likelihoodtb2*$hasiljk_
pr3*$likelihoodumur2;

$posterior_buruk=$prior_buruk*$likelihoodtb3*$hasiljk_pr
4*$likelihoodumur3;

}

if ($posterior_lebih>$posterior_baik                and
$posterior_lebih>$posterior_kurang                and
$posterior_lebih>$posterior_buruk) {
    echo "<strong>Gizi Lebih</strong>";
}

elseif ($posterior_baik>$posterior_lebih                and
$posterior_baik>$posterior_kurang                and
$posterior_baik>$posterior_buruk) {
    echo "<strong>Gizi Baik</strong>";
}

elseif ($posterior_kurang>$posterior_lebih                and
$posterior_kurang>$posterior_baik                and
$posterior_kurang>$posterior_buruk) {
    echo "<strong>Gizi Kurang</strong>";
}

elseif ($posterior_buruk>$posterior_lebih                and
$posterior_buruk>$posterior_baik                and
$posterior_buruk>$posterior_kurang) {
    echo "<strong>Gizi Buruk</strong>";
}

else{ echo "</n> Status Gizi Tidak Terdefinisi"; }

?>

```

Kode Sumber 4.3 Perhitungan *Prior* dan *Posterior*

4.3.2 Proses K Nearest Neighbor

Ketika *user* memasukan data uji maka sistem akan melakukan perhitungan KNN dengan mengambil data menggunakan POST dan mengambil data latih dari tabel *database*. Kemudian menghitung nilai *Euclidean* pada semua *record* dan mengurutkan dari nilai terkecil ke nilai terbesar. Proses untuk menghitung nilai *Euclidean* dapat dilihat pada Kode Sumber 4.4.

```
<?php
include ("connect.php");
$bb1 = $_POST ['bb'];
$umur1 = $_POST ['umur'];
$jkl = $_POST ['jk'];
$nilaik=$_POST['nilaik'];
//mengetahui jumlah data dengan count data dari
database
$sql = "SELECT COUNT(`id`) FROM `datagizi`";
$query = mysql_query($sql);
if(mysql_num_rows($query)) {
    list ($jml_data) = mysql_fetch_array($query);
}
$bb=array();
$x=0;
$query = mysql_query("SELECT * FROM `datagizi`");
while($row = mysql_fetch_array($query)){
    $bb[$x]= $row[1];
    $umur[$x]= $row[2];
    $jk[$x]= $row[3];
    $status[$x]= $row[4];
    $x=$x+1;
}
//menghitung eclidean
for($i=0;$i<$jml_data;$i++){
    $seclu[$i]=sqrt(((($bb[$i]-$bb1)*($bb[$i]-
$bb1))+(($umur[$i]-$umur1)*($umur[$i]-
$umur1))+(($jk[$i]-$jk1)*($jk[$i]-$jk1))));
}
```

Kode Sumber 4.4 Perhitungan *Euclidean*

menghitung menyeleksi 5 nilai *Euclidean* terkecil dapat dilihat pada Kode Sumber 4.5.

```
//sorting tanpa mengganti keynya
asort($eclu);

//membuat status sesuai dengan urutan dari hasil key
sorting
$y=0;
foreach ($eclu as $key => $val) {
    $urut_status[$y]=$status[$key];
    $nilai_eclu[$y]=$eclu[$key];
    $y=$y+1;
}
//definisi nilai 0
$gizi_lebih1=0;
$gizi_baik1=0;
$gizi_kurang1=0;
$gizi_buruk1=0;
$gizi_lebih=0;
$gizi_baik=0;
$gizi_kurang=0;
$gizi_buruk=0;

echo      "</br><strong>Perhitungan      K      Nearest
Neighbor</strong></br>";
for($i=0;$i<$nilaik;$i++){
    echo"Data ke-".$i." adalah ". $nilai_eclu[$i].'
statusnya : ';
```

```
if($urut_status[$i]==0){
    echo "Gizi Lebih </br>";
    $gizi_lebih=$gizi_lebih+1;
}
elseif($urut_status[$i]==1){
    echo "Gizi Baik</br>";
    $gizi_baik=$gizi_baik+1;
}
elseif($urut_status[$i]==2){
    echo "Gizi Kurang </br>";
    $gizi_kurang=$gizi_kurang+1;
}
elseif($urut_status[$i]==3){
    echo "Gizi Buruk </br>";
    $gizi_buruk=$gizi_buruk+1;
}
}
```

Kode Sumber 4.5 Menyeleksi 5 Nilai *Euclidean* Terkecil

Setelah menyeleksi 5 nilai *Euclidean* terkecil selanjutnya dicari kelas terbanyak yang terdapat pada nilai yang diseleksi tersebut dan jika tidak ada kelas terbanyak atau jumlah kelas ada yang sama maka dicari kelas yang mempunyai nilai terkecil pada nilai seleksi tersebut. Proses perhitungan dapat dilihat pada Kode Sumber 4.6.

```
$stem_lebih=0;
$stem_normal=0;
$stem_kurang=0;
$stem_skurang=0;

$temp_lebih1=array();
$temp_normal1=array();
```

```
$temp_kurang1=array();
$temp_skurang1=array();
for($i=0;$i<$nilaik;$i++){
    if($urut_status[$i]==0){
        $temp_lebih1[$tem_lebih]=$nilai_eclu[$i];
        $tem_lebih=$tem_lebih+1;
    }
    elseif($urut_status[$i]==1){
        $temp_normal1[$tem_normal]=$nilai_eclu[$i];
        $tem_normal=$tem_normal+1;
    }
    elseif($urut_status[$i]==2){
        $temp_kurang1[$tem_kurang]=$nilai_eclu[$i];
        $tem_kurang=$tem_kurang+1;
    }
    elseif($urut_status[$i]==3){
        $temp_skurang1[$tem_skurang]=$nilai_eclu[$i];
        $tem_skurang=$tem_skurang+1;
    }
}
$tot_lebih=0;
$tot_normal=0;
$tot_kurang=0;
$tot_skurang=0;
if($temp_lebih1){
    $tot_lebih= count($temp_lebih1)/$nilaik;
}
if($temp_normal1){
    $tot_normal= count($temp_normal1)/$nilaik;
}
```

```
if($temp_kurang1){
    $tot_kurang=count($temp_kurang1)/$nilaik;
}
if($temp_skurang1){
    $tot_skurang=count($temp_skurang1)/$nilaik;
}
echo '<br /> Nilai Probabilitas KNN: ';
echo
    '<br />Gizi
Lebih='.count($temp_lebih1).'/'.$.nilaik.'='.$tot_lebih.'<br />';
echo
    'Gizi
Baik='.count($temp_normall1).'/'.$.nilaik.'='.$tot_normall.'<br />';
echo
    'Gizi
Kurang='.count($temp_kurang1).'/'.$.nilaik.'='.$tot_kurang.'<br />';
echo
    'Gizi
Buruk='.count($temp_skurang1).'/'.$.nilaik.'='.$tot_skurang.'<br />';
echo "<strong>Hasil:</strong> ";
if($gizi_lebih>$gizi_baik and
    $gizi_lebih>$gizi_kurang and
    $gizi_lebih>$gizi_buruk){
    echo "<strong>Gizi Lebih</strong>";
}
elseif($gizi_baik>$gizi_lebih and
    $gizi_baik>$gizi_kurang and $gizi_baik>$gizi_buruk){
    echo "<strong>Gizi Baik</strong>";
}
elseif($gizi_kurang>$gizi_lebih and
    $gizi_kurang>$gizi_baik and
    $gizi_kurang>$gizi_buruk){
    echo "<strong>Gizi Kurang</strong>";
}
elseif($gizi_buruk>$gizi_lebih and
    $gizi_buruk>$gizi_baik and $gizi_buruk>$gizi_kurang){
    echo "<strong>Gizi Buruk</strong>";
}
```

```
else{
    if($surut_status[0]==0){
        echo "<strong>Gizi Lebih</strong>";
    }
    elseif($surut_status[0]==1){
        echo "<strong>Gizi Baik</strong>";
    }
    elseif($surut_status[0]==2){
        echo "<strong>Gizi Kurang</strong>";
    }
    elseif($surut_status[0]==3){
        echo "<strong>Gizi Buruk</strong>";
    }
}
?>
```

Kode Sumber 4.6 Hasil Klasifikasi *K Nearest Neighbor*

4.3.3 Proses Fuzzy *K Nearest Neighbor*

Ketika *user* memasukan data uji maka sistem akan melakukan perhitungan FKNN dengan mengambil data menggunakan POST dan mengambil data latih dari tabel *database*. Kemudian menghitung nilai *Euclidean* pada semua *record* dan mengurutkan dari nilai terkecil ke nilai terbesar. Proses untuk menghitung *Euclidean* dapat dilihat pada Kode Sumber 4.7.

```
<?php
include ("connect.php");
$bb    = $_POST ['bb'];
$umur  = $_POST ['umur'];
$jkg   = $_POST ['jkg'];
$nilaik1=$_POST['nilaik1'];
```

```
$query2= "SELECT * FROM datagizi";

$i=0; $x=0;
$result2 = mysql_query($query2,$id_mysql);
if($result2) {
    while ($row = mysql_fetch_array($result2)) {
        $i = $i+1;
        if($row[4]==0){
            $totbb_4[$i]= $row[1];
            $totumur_4[$i]= $row[2];
            $totjk_4[$i]= $row[3];
        }
        elseif($row[4]==1){
            $totbb_1[$i]= $row[1];
            $totumur_1[$i]= $row[2];
            $totjk_1[$i]= $row[3];
            $totbaik=$totbaik+1;
        }
        elseif($row[4]==2){
            $totbb_2[$i]= $row[1];
            $totumur_2[$i]= $row[2];
            $totjk_2[$i]= $row[3];
        }
        elseif($row[4]==3){
            $totbb_3[$i]= $row[1];
            $totumur_3[$i]= $row[2];
            $totjk_3[$i]= $row[3];
        }
    }
}
```

```
$i=0;
$result2 = mysql_query($query2,$id_mysql);
if($result2) {
    while ($row = mysql_fetch_array($result2)) {
        $i = $i+1;
        if($row[4]==0) {
            $euclidian[$i]=sqrt((( $bb-$row[1]) * ($bb-$row[1]))+
            (( $umur-$row[2]) * ($umur-$row[2]))+
            (( $jk-$row[3]) * ($jk-$row[3]))) ;
        }
        if($row[4]==1) {
            $euclidian[$i]=sqrt((( $bb-$row[1]) * ($bb-$row[1]))+
            (( $umur-$row[2]) * ($umur-$row[2]))+
            (( $jk-$row[3]) * ($jk-$row[3])));
        }
        if($row[4]==2) {
            $euclidian[$i]=sqrt((( $bb-$row[1]) * ($bb-$row[1]))+
            (( $umur-$row[2]) * ($umur-$row[2]))+
            (( $jk-$row[3]) * ($jk-$row[3])));
        }
        if($row[4]==3) {
            $euclidian[$i]=sqrt((( $bb-$row[1]) * ($bb-$row[1]))+
            (( $umur-$row[2]) * ($umur-$row[2]))+
            (( $jk-$row[3]) * ($jk-$row[3])));
        }
        $kelase[$i]=$row[4];
    }
}
```

Kode Sumber 4.7 Proses Menghitung *Euclidean*

Setelah mendapatkan nilai *Euclidean*, selanjutnya menghitung nilai *weighted* dan diurutkan dari nilai terbesar ke nilai terkecil. Kemudian menyeleksi 5 nilai *Weighted* terbesar dan mencari nilai maksimum terbanyak dan menghitung nilai uji. Proses untuk menghitung *Euclidean*, *Weighted* menyeleksi 5 nilai *Weighted* terbesar, dan menghitung nilai uji dapat dilihat pada Kode Sumber 4.8.

```
//Menghitung nilai weighted
for($i=1;$i<=count($euclidian);$i++){
    $weighted[$i]=@(1/$euclidian[$i]);
}
//sorting tanpa mengganti keynya
arsort($weighted);
//membuat status sesuai dengan urutan dari hasil key
sorting
$y=0;
foreach ($weighted as $key => $val) {
    $hasilurut[$y]=$kelase[$key];
    // echo 'hasil data urut ke ' .($y+1) . ' adalah :
    ' . $NW[$key] . ' dan kelasnya adalah';
    if($hasilurut[$y]==0){
        // echo "gizi lebih<br />";
    }
    elseif($hasilurut[$y]==1){
        // echo "gizi baik<br />";
    }
    elseif($hasilurut[$y]==2){
        // echo "gizi kurang<br />";
    }
    elseif($hasilurut[$y]==3){
        // echo "gizi buruk<br />";
    }
}
```

```
$hasilurutangka[$y]=$weighted[$key];
    $y=$y+1;
}
$lebih=array();
$baik=array();
$kurang=array();
$buruk=array();

for($i=0;$i<$nilaik1;$i++){
    if($hasilurut[$i]==0){
        $lebih[$i]=1;
        $baik[$i]=0;
        $kurang[$i]=0;
        $buruk[$i]=0;
    }

    elseif($hasilurut[$i]==1){
        $lebih[$i]=0;
        $baik[$i]=1;
        $kurang[$i]=0;
        $buruk[$i]=0;
    }

    elseif($hasilurut[$i]==2){
        $lebih[$i]=0;
        $baik[$i]=0;
        $kurang[$i]=1;
        $buruk[$i]=0;
    }

    elseif($hasilurut[$i]==3){
        $lebih[$i]=0;
```

```
$baik[$i]=0;
        $kurang[$i]=0;
        $buruk[$i]=1;
    }
}
```

Kode Sumber 4.8 Menyeleksi 5 Nilai *Weighted* Terbesar dan Menghitung Nilai u_{ij}

Setelah menyeleksi 5 data terbesar dan menghitung nilai u_{ij} . Selanjutnya menghitung nilai keanggotaan dari tiap kelas dan kemudian diambil nilai keanggotaan terbesar untuk mendapatkan hasil klasifikasi. Proses untuk menghitung nilai keanggotaan dari tiap kelas dapat dilihat pada Kode Sumber 4.9.

```
if($nilaik1==1){
    $u1atas=($lebih[0]*($hasilurutangka[0]*$hasilurutan
    gka[0]));
    $u2atas=($baik[0]*($hasilurutangka[0]*$hasilurutan
    gka[0]));
    $u3atas=($kurang[0]*($hasilurutangka[0]*$hasiluruta
    ngka[0]));
    $u4atas=($buruk[0]*($hasilurutangka[0]*$hasilurutan
    gka[0]));}
elseif($nilaik1==2){

    $u1atas=($lebih[0]*($hasilurutangka[0]*$hasilu
    rutangka[0]))+($lebih[1]*($hasilurutangka[1]*$
    hasilurutangka[1]));

    $u2atas=($baik[0]*($hasilurutangka[0]*$hasilur
    utangka[0]))+($baik[1]*($hasilurutangka[1]*$ha
    silurutangka[1]));

    $u3atas=($kurang[0]*($hasilurutangka[0]*$hasil
    urutangka[0]))+($kurang[1]*($hasilurutangka[1]
    *$hasilurutangka[1]));}
```

```

$u4atas=($buruk[0]*($hasilurutangka[0]*$h
asilurutangka[0]))+($buruk[1]*($hasilurut
angka[1]*$hasilurutangka[1]));
    }
elseif($nilaik1==3){

$u1atas=($lebih[0]*($hasilurutangka[0]*$h
asilurutangka[0]))+($lebih[1]*($hasilurut
angka[1]*$hasilurutangka[1]))+($lebih[2]*
($hasilurutangka[2]*$hasilurutangka[2]));

$u2atas=($baik[0]*($hasilurutangka[0]*$ha
silurutangka[0]))+($baik[1]*($hasilurutan
angka[1]*$hasilurutangka[1]))+($baik[2]*($h
asilurutangka[2]*$hasilurutangka[2]));

$u3atas=($kurang[0]*($hasilurutangka[0]*$
hasilurutangka[0]))+($kurang[1]*($hasilur
utangka[1]*$hasilurutangka[1]))+($kurang[
2]*($hasilurutangka[2]*$hasilurutangka[2]
));

$u4atas=($buruk[0]*($hasilurutangka[0]*$h
asilurutangka[0]))+($buruk[1]*($hasilurut
angka[1]*$hasilurutangka[1]))+($buruk[2]*
($hasilurutangka[2]*$hasilurutangka[2]));
    }
elseif($nilaik1==4){

$u1atas=($lebih[0]*($hasilurutangka[0]*$h
asilurutangka[0]))+($lebih[1]*($hasilurut
angka[1]*$hasilurutangka[1]))+($lebih[2]*
($hasilurutangka[2]*$hasilurutangka[2]))+
($lebih[3]*($hasilurutangka[3]*$hasilurut
angka[3]));

$u2atas=($baik[0]*($hasilurutangka[0]*$ha
silurutangka[0]))+($baik[1]*($hasilurutan
angka[1]*$hasilurutangka[1]))+($baik[2]*($h
asilurutangka[2]*$hasilurutangka[2]))+($b
aik[3]*($hasilurutangka[3]*$hasilurutangk
a[3]));

```

```

$u4atas=($buruk[0]*($hasilurutangka[0]*$
hasilurutangka[0]))+($buruk[1]*($hasilur
utangka[1]*$hasilurutangka[1]))+($buruk[
2]*($hasilurutangka[2]*$hasilurutangka[2
]))+($buruk[3]*($hasilurutangka[3]*$hasi
lurutangka[3]));

}

elseif($nilaik>=5) {

$u1atas=($lebih[0]*($hasilurutangka[0]*$
hasilurutangka[0]))+($lebih[1]*($hasilur
utangka[1]*$hasilurutangka[1]))+($lebih[
2]*($hasilurutangka[2]*$hasilurutangka[2
]))+($lebih[3]*($hasilurutangka[3]*$hasi
lurutangka[3]))+($lebih[4]*($hasilurutan
gka[4]*$hasilurutangka[4]));

$u2atas=($baik[0]*($hasilurutangka[0]*$h
asilurutangka[0]))+($baik[1]*($hasilurut
angka[1]*$hasilurutangka[1]))+($baik[2]*
($hasilurutangka[2]*$hasilurutangka[2]))
+($baik[3]*($hasilurutangka[3]*$hasiluru
tangka[3]))+($baik[4]*($hasilurutangka[4
]*$hasilurutangka[4]));

$u3atas=($kurang[0]*($hasilurutangka[0]*
$hasilurutangka[0]))+($kurang[1]*($hasil
urutangka[1]*$hasilurutangka[1]))+($kura
ng[2]*($hasilurutangka[2]*$hasilurutangk
a[2]))+($kurang[3]*($hasilurutangka[3]*$
hasilurutangka[3]))+($kurang[4]*($hasilu
rutangka[4]*$hasilurutangka[4]));

$u4atas=($buruk[0]*($hasilurutangka[0]*$
hasilurutangka[0]))+($buruk[1]*($hasilur
utangka[1]*$hasilurutangka[1]))+($buruk[
2]*($hasilurutangka[2]*$hasilurutangka[2
]))+($buruk[3]*($hasilurutangka[3]*$hasi
lurutangka[3]))+($buruk[4]*($hasilurutan
gka[4]*$hasilurutangka[4]));

}

if($nilaik1==1) {
    $u4all=($hasilurutangka[0]*$hasilurutangka[0]);

```

```
elseif ($nilai1==2) {  
  
    $u4all=($hasilurutangka[0]*$hasilurutangka[0]  
    )+($hasilurutangka[1]*$hasilurutangka[1]);  
}  
elseif ($nilai1==3) {  
  
    $u4all=($hasilurutangka[0]*$hasilurutangka[0]  
    )+($hasilurutangka[1]*$hasilurutangka[1])+( $h  
    asilurutangka[2]*$hasilurutangka[2]);  
}  
elseif ($nilai1==4) {  
  
    $u4all=($hasilurutangka[0]*$hasilurutangka[0]  
    )+($hasilurutangka[1]*$hasilurutangka[1])+( $h  
    asilurutangka[2]*$hasilurutangka[2])+( $hasilu  
    rutangka[3]*$hasilurutangka[3]);  
}  
elseif ($nilai1>=5) {  
  
    $u4all=($hasilurutangka[0]*$hasilurutangka[0]  
    )+($hasilurutangka[1]*$hasilurutangka[1])+( $h  
    asilurutangka[2]*$hasilurutangka[2])+( $hasilu  
    rutangka[3]*$hasilurutangka[3])+( $hasilurutan  
    gka[4]*$hasilurutangka[4]);  
}  
$u1=$u1atas/$u4all;  
$u2=$u2atas/$u4all;  
$u3=$u3atas/$u4all;  
$u4=$u4atas/$u4all;  
if ($nilai1==1) {  
    $u4all=($hasilurutangka[0]*$hasilurutangka[0]);}  
elseif ($nilai1==2) {  
  
    $u4all=($hasilurutangka[0]*$hasilurutangka[0]  
    )+($hasilurutangka[1]*$hasilurutangka[1]);  
}  
}
```

```
elseif($nilaik1==3){

    $u4all=($hasilurutangka[0]*$hasilurutangka[0])
    +($hasilurutangka[1]*$hasilurutangka[1])
    +($hasilurutangka[2]*$hasilurutangka[2]);

}

elseif($nilaik1==4){

    $u4all=($hasilurutangka[0]*$hasilurutangka[0])
    +($hasilurutangka[1]*$hasilurutangka[1])
    +($hasilurutangka[2]*$hasilurutangka[2])
    +($hasilurutangka[3]*$hasilurutangka[3]);

}

elseif($nilaik1>=5){

    $u4all=($hasilurutangka[0]*$hasilurutangka[0])
    +($hasilurutangka[1]*$hasilurutangka[1])
    +($hasilurutangka[2]*$hasilurutangka[2])
    +($hasilurutangka[3]*$hasilurutangka[3])
    +($hasilurutangka[4]*$hasilurutangka[4]);

}

$u1=$u1atas/$u4all;
$u2=$u2atas/$u4all;
$u3=$u3atas/$u4all;
$u4=$u4atas/$u4all;

if($u1>$u2 and $u1>$u3 and $u1>$u4){
    echo "<strong>Hasil:Gizi Lebih</strong>";
}

elseif($u2>$u1 and $u2>$u3 and $u2>$u4){
    echo "<strong>Hasil: Gizi Baik</strong>";
}

elseif($u3>$u1 and $u3>$u2 and $u3>$u4){
    echo "<strong>Hasil:Gizi Kurang</strong>";
}

elseif($u4>$u1 and $u4>$u2 and $u4>$u3){
    echo "<strong>Hasil:Gizi Buruk</strong>";
}
```

4.3.5 Proses Average of Probabilities

Average of Probabilities digunakan untuk mendapatkan hasil klasifikasi akhir dengan menggabungkan metode *Naïve Bayes*, KNN, dan FKNN. Proses untuk mendapatkan hasil klasifikasi akhir dengan *Average of Probabilities* dapat dilihat pada Kode Sumber 4.10.

```

echo      '<br      /><strong>Perhitungan      Average      Of
Probability</strong><br      />';

$hasillebih=($posteriorlebih+$tot_lebih+$u1)/3;
$hasilbaik=($posteriorbaik+$tot_normal+$u2)/3;
$hasilkurang=($posteriorkurang+$tot_kurang+$u3)/3;
$hasilburuk=($posteriorburuk+$tot_skurang+$u4)/3;

echo"Gizi      Lebih: ("
$posteriorlebih."&nbsp;+&nbsp;"$.tot_lebih."&nbsp;+&nbsp;
p"$.u1.")&nbsp;/3=".$hasillebih;

echo      "<br      />". "Gizi
Baik:&nbsp; ("$.posteriorbaik."&nbsp;+&nbsp;"$.tot_norma
l."&nbsp;+&nbsp;"$.u2.")&nbsp;/3=".$hasilbaik;

echo      '<br      />'. "Gizi
Kurang:&nbsp; ("$.posteriorkurang."&nbsp;+&nbsp;"$.tot_k
urang."&nbsp;+&nbsp;"$.u3.")&nbsp;/3=".$hasilkurang;

echo      '<br      />'. "Gizi
Buruk:&nbsp; ("$.posteriorburuk."&nbsp;+&nbsp;"$.tot_sku
rang."&nbsp;+&nbsp;"$.u4.")&nbsp;/3=".$hasilburuk;

if($hasillebih>$hasilbaik      and
$hasillebih>$hasilkurang      and
$hasillebih>$hasilburuk){
    echo      "<br      /><br      />      <strong>Hasil:      Gizi
Lebih</strong>";
}

elseif($hasilbaik>$hasillebih      and
$hasilbaik>$hasilkurang and $hasilbaik>$hasilburuk){
    echo      "<br      /><br      />      <strong>Hasil:      Gizi
Baik</strong>";
}

```

```
elseif($hasilkurang>$hasillebih      and
$hasilkurang>$hasilbaik              and
$hasilkurang>$hasilburuk) {
    echo "<br /><br /><strong>Hasil:  Gizi
Kurang</strong>";
}

elseif($hasilburuk>$hasillebih      and
$hasilburuk>$hasilbaik              and
$hasilburuk>$hasilkurang) {
    echo "<br /><br /><strong>Hasil:  Gizi
Buruk</strong>";
}
```

Kode Sumber 4.10 Proses Klasifikasi *Average of Probabilities*

BAB 5

PENGUJIAN DAN ANALISIS

Bab ini membahas tahapan pengujian dan analisa sistem penentuan status gizi balita yang telah diimplementasikan sebelumnya.

5.1 Sistematika Pengujian

Pada skripsi ini, terdapat tiga macam pengujian yang dilakukan. Pengujian pertama dilakukan untuk mengetahui pengaruh nilai k terhadap akurasi. Pengujian kedua dilakukan untuk mengetahui pengaruh masing-masing metode klasifikasi terhadap akurasi. Dan pengujian ketiga dilakukan pengujian metode *ensemble* dengan menggabungkan metode klasifikasi diantaranya *Naïve Bayes*, *K Nearest Neighbor*, dan *Fuzzy K Nearest Neighbor*.

5.1.1 Sistematika Pengujian Pengaruh Perubahan Data Latih dan Data Uji

Pengujian yang pertama adalah menguji pengaruh terhadap perubahan data latih dan data uji untuk mengetahui akurasi dari semua metode klasifikasi diantaranya *Naïve Bayes*, *K Nearest Neighbor*, dan *Fuzzy K Nearest Neighbor*. Pengujian perubahan data latih dan data uji dilakukan sebanyak 3 kali perubahan jumlah data *training* dan data *testing*, yaitu dengan perbandingan 90% data latih dan 10% data uji, 80% data latih dan 20% data uji dan 70% data latih dan 30% data uji. Data yang dijadikan sebagai data uji diambil secara acak. Pada perbandingan 90% - 10% data latih yang digunakan sebanyak 490 data dan data uji yang digunakan sebanyak 54 data. Pada perbandingan 80% - 20% data latih yang digunakan sebanyak 436 data dan data uji yang digunakan sebanyak 108 data. Dan pada perbandingan 70% - 30% data latih yang digunakan sebanyak 381 data dan data uji yang digunakan sebanyak 163 data.

5.1.2 Sistematika Pengujian Pengaruh Nilai k

Pengujian yang kedua adalah menguji nilai k diantaranya 1 sampai 5 untuk perbandingan *K Nearest Neighbor* dan *Fuzzy K Nearest Neighbor* dalam menentukan status gizi balita. Setiap nilai k yang dimasukkan digunakan sebagai parameter pengujian, sehingga dari pengujian tersebut dapat diketahui pengaruh nilai k terhadap tingkat akurasi.

5.1.3 Sistematika Pengujian Pengaruh Metode Klasifikasi

Pengujian yang ketiga adalah menguji masing-masing metode klasifikasi diantaranya metode *Naïve Bayes*, *K Nearest Neighbor*, dan *Fuzzy K Nearest Neighbor*, sehingga dapat diketahui pengaruh masing-masing metode klasifikasi terhadap tingkat akurasi.

5.1.4 Sistematika Pengujian Pengaruh Metode *Ensemble*

Pengujian yang keempat adalah menguji metode *ensemble* yaitu *Average of Probabilities* dengan menggabungkan metode klasifikasi diantaranya *Naïve Bayes*, *K Nearest Neighbor*, dan *Fuzzy K Nearest Neighbor*, sehingga dapat diketahui pengaruh metode *ensemble* terhadap tingkat akurasi. Pengujian metode *ensemble* dilakukan pada saat nilai akurasi dari semua metode klasifikasi dalam keadaan tinggi.

5.2 Hasil Pengujian

Terdapat empat macam pengujian yang dilakukan yaitu pengaruh perubahan data latih dan data uji, pengaruh nilai k terhadap akurasi, pengaruh masing-masing metode klasifikasi terhadap akurasi, dan pengujian metode *ensemble* yaitu *Average of Probabilities* dengan menggabungkan metode klasifikasi diantaranya *Naïve Bayes*, *K Nearest Neighbor*, dan *Fuzzy K Nearest Neighbor*.

5.2.1 Hasil Uji Pengaruh Perubahan Data Latih dan Data Uji

Pada pengujian pengaruh perubahan data latih dan data uji digunakan perbandingan 90% data latih dan 10% data uji, 80% data latih dan 20% data uji dan 70% data latih dan 30% data uji. Hasil pengujian dapat dilihat pada Tabel 5.1 dan 5.2.

5.2.2 Hasil Uji Pengaruh Nilai k

Pada pengujian pengaruh nilai k , pengujian yang dilakukan dengan perulangan nilai $k=1$ sampai $k=5$ pada KNN dan FKNN. Bobot yang digunakan pada FKNN tetap yaitu $m=2$. Hasil pengujian dapat dilihat pada Tabel 5.1 dan 5.2.

5.2.3 Hasil Uji Pengaruh Metode Klasifikasi

Pengujian ini dilakukan untuk mengetahui pengaruh masing-masing metode klasifikasi terhadap tingkat akurasi. Telah disebutkan sebelumnya, data latih dan data uji menggunakan perbandingan 90% data latih dan 10% data uji, 80% data latih dan 20% data uji dan 70% data latih dan 30% data uji. Sistem terdiri dari dua kategori yaitu BB menurut Umur dan TB menurut Umur. Hasil pengujian dapat dilihat pada Tabel 5.1 dan 5.2.

Tabel 5.1 Hasil Pengujian Berat Badan Menurut Umur

Perbandingan Data (%)	NB (%)	KNN (%)					FKNN (%)				
		k=1	k=2	k=3	k=4	k=5	k=1	k=2	k=3	k=4	k=5
90 – 10	48.15	51.85	51.85	46.30	44.44	51.85	57.41	57.41	64.81	72.22	72.22
80 – 20	45.37	42.59	43.52	44.44	44.44	45.37	61.11	61.11	67.59	64.81	64.81
70 – 30	49.69	34.97	35.58	35.58	36.20	41.10	63.19	64.42	66.26	66.26	63.80

Tabel 5.2 Hasil Pengujian Berat Badan Menurut Umur

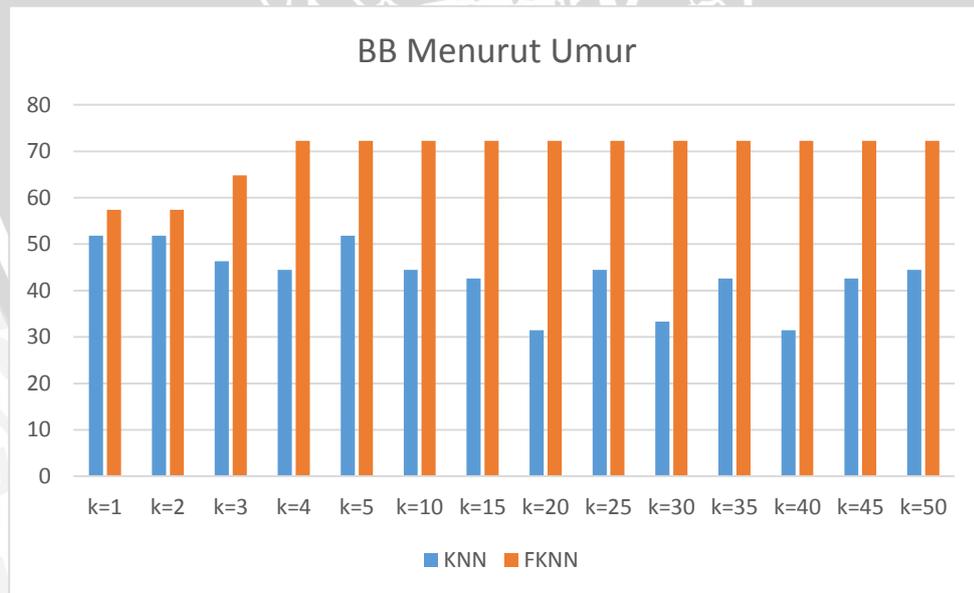
Perbandingan Data (%)	KNN (%)									FKNN (%)								
	k=10	k=15	k=20	k=25	k=30	K=35	K=40	K=45	K=50	K=10	K=15	K=20	K=25	K=30	K=35	K=40	K=45	k=50
90 - 10	44.44	42.59	31.48	44.44	33.33	42.59	31.48	42.59	44.44	72.22	72.22	72.22	72.22	72.22	72.22	72.22	72.22	72.22

Tabel 5.3 Hasil Pengujian Tinggi Badan Menurut Umur

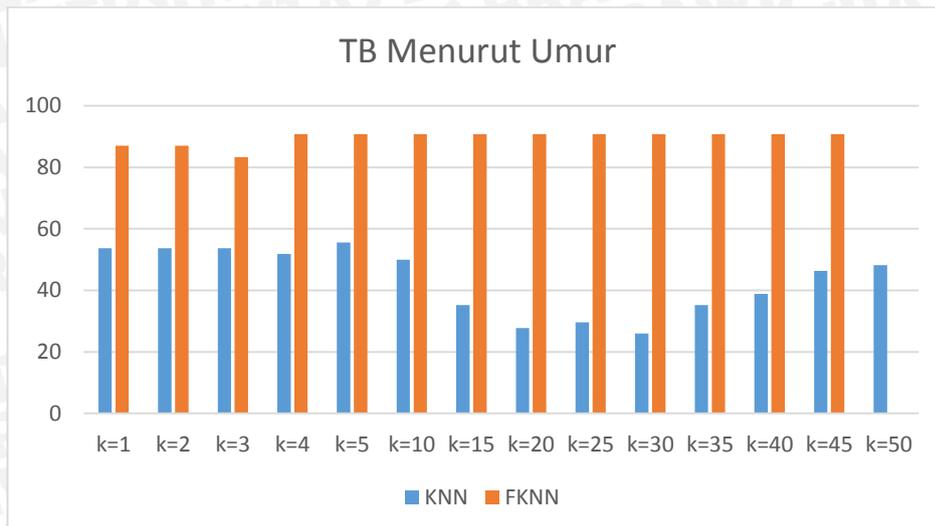
Perbandingan Data (%)	NB (%)	KNN (%)					FKNN (%)				
		k=1	k=2	k=3	k=4	k=5	k=1	k=2	k=3	k=4	k=5
90 - 10	20.37	53.70	53.70	53.70	51.85	55.56	87.04	87.04	83.33	90.74	90.74
80 - 20	38.89	29.63	29.63	26.85	28.70	30.56	68.52	69.44	68.52	70.37	75
70 - 30	41.10	27.61	27.61	26.38	26.99	28.22	74.85	74.85	74.85	76.07	76.07

Tabel 5.4 Hasil Pengujian Tinggi Badan Menurut Umur

Perbandingan Data (%)	KNN (%)									FKNN (%)								
	k=10	k=15	k=20	k=25	k=30	K=35	K=40	K=45	K=50	K=10	K=15	K=20	K=25	K=30	K=35	K=40	K=45	k=50
90 - 10	50	35.19	27.78	29.63	25.93	35.19	38.89	46.30	48.15	90.74	90.74	90.74	90.74	90.74	90.74	90.74	90.74	90.74



Gambar 5.1 Hasil Pengujian KNN dan FKNN pada BB menurut Umur



Gambar 5.2 Hasil Pengujian KNN dan FKNN pada TB menurut Umur

5.2.4 Hasil Uji Pengaruh Metode *Ensemble*

Pengujian ini dilakukan untuk mengetahui pengaruh metode *Ensemble* yaitu *Average of Probabilities* dengan menggabungkan metode *Naïve Bayes*, *K Nearest Neighbor*, dan *Fuzzy K Nearest Neighbor*. Pada pengujian ini dicari nilai akurasi yang tinggi pada semua metode klasifikasi dan kemudian dilakukan perhitungan *ensemble*. Hasil pengujian dapat dilihat pada Tabel 5.4 sampai 5.11.

Tabel 5.5 Hasil Pengujian *Ensemble* Berat Badan Menurut Umur

Perbandingan Data (%)	NB (%)	KNN k=1 (%)	FKNN k=4 (%)	ENSEMBLE (%)
90 - 10	48.15	51.85	72.22	61.11%

Tabel 5.6 Hasil Pengujian *Ensemble* Berat Badan Menurut Umur

Perbandingan Data (%)	NB (%)	KNN k=1 (%)	FKNN k=5 (%)	ENSEMBLE (%)
90 - 10	48.15	51.85	72.22	61.11

Tabel 5.7 Hasil Pengujian *Ensemble* Berat Badan Menurut Umur

Perbandingan Data (%)	NB (%)	KNN k=2 (%)	FKNN k=4 (%)	ENSEMBLE (%)
90 - 10	48.15	51.85	72.22	55.56



Tabel 5.8 Hasil Pengujian *Ensemble* Berat Badan Menurut Umur

Perbandingan Data (%)	NB (%)	KNN k=2 (%)	FKNN k=5 (%)	ENSEMBLE (%)
90 - 10	48.15	51.85	72.22	55.56

Tabel 5.9 Hasil Pengujian *Ensemble* Berat Badan Menurut Umur

Perbandingan Data (%)	NB (%)	KNN k=5 (%)	FKNN k=4 (%)	ENSEMBLE (%)
90 - 10	48.15	51.85	72.22	74.07

Tabel 5.10 Hasil Pengujian *Ensemble* Berat Badan Menurut Umur

Perbandingan Data (%)	NB (%)	KNN k=5 (%)	FKNN k=5 (%)	ENSEMBLE (%)
90 - 10	48.15	51.85	72.22	68.52

Tabel 5.11 Hasil Pengujian *Ensemble* Tinggi Badan Menurut Umur

Perbandingan Data (%)	NB (%)	KNN k=5 (%)	FKNN k=4 (%)	ENSEMBLE (%)
90 - 10	20.37	55.56	90.74	83.33

Tabel 5.12 Hasil Pengujian *Ensemble* Tinggi Badan Menurut Umur

Perbandingan Data (%)	NB (%)	KNN k=5 (%)	FKNN k=5 (%)	ENSEMBLE (%)
90 - 10	20.37	55.56	90.74	83.33

5.3 Analisa Hasil

Berdasarkan hasil uji coba yang telah dilakukan, terlihat bahwa perubahan data latih dan data uji, nilai k, hasil dari masing-masing metode klasifikasi, dan metode *ensemble* yaitu *Average of Probabilities* sangat berpengaruh terhadap nilai akurasi yang dihasilkan. Nilai akurasi tertinggi yang didapatkan pada kategori BB menurut Umur seperti pada Tabel 5.1 dan Tabel 5.2 adalah pada perbandingan data 90% - 10% yang mana akurasi pada *Naïve Bayes* sebesar 48.15% dan akurasi tertinggi KNN pada k=1 yaitu sebesar 51.85%, dan pada k=2 yaitu sebesar 51.85%, serta pada k=5 yaitu sebesar 51.85%. Sedangkan FKNN terdapat pada k=4 yaitu sebesar 72.22% dan pada k=5 yaitu sebesar 72.22%. Dan nilai akurasi tertinggi yang didapatkan pada kategori TB menurut Umur seperti pada Tabel 5.3 dan Tabel 5.4 adalah pada perbandingan data 90% - 10% yang mana akurasi pada *Naïve Bayes* sebesar 20.37% dan akurasi tertinggi KNN pada k=5 yaitu sebesar

55.56%. Sedangkan FKNN terdapat pada $k=4$ sebesar 90.74% dan pada $k=5$ yaitu sebesar 90.74%. Sedangkan hasil pengujian *ensemble* yaitu *Average of Probabilities* pada kategori BB menurut Umur mencapai sebesar 74.07% seperti pada Tabel 5.8. Sedangkan kategori TB menurut Umur sebesar 83.33% seperti pada Tabel 5.10 dan 5.11.

Dari pengujian yang telah dilakukan diketahui bahwa metode *Naïve Bayes* dengan pengujian menggunakan perbandingan data pada data latih dan data uji tidak memberikan pengaruh yang besar terhadap nilai akurasi yang dihasilkan seperti pada Tabel 5.1, Tabel 5.2, Tabel 5.3, dan Tabel 5.4. Dan dari pengujian yang telah dilakukan diketahui bahwa metode KNN, semakin banyaknya data latih maka nilai akurasi pada metode klasifikasi KNN semakin tinggi karena kemungkinan semakin sedikit persentase jumlah data uji yang dapat berpengaruh pada besar nilai akurasi yang dihasilkan. Selain itu, perubahan nilai k memberikan pengaruh terhadap nilai akurasi dan nilai akurasi yang dihasilkan naik turun seperti pada Gambar 5.1 dan Gambar 5.2. Sedangkan pada metode FKNN, dengan pengujian menggunakan perbandingan data pada data latih dan data uji memberikan pengaruh yang besar terhadap nilai akurasi yang dihasilkan dan nilai akurasi yang dihasilkan tidak meningkat secara signifikan. Dan pengujian terhadap perubahan nilai k memberikan pengaruh yang besar terhadap nilai akurasi dan nilai akurasi yang dihasilkan tidak meningkat secara signifikan seperti pada Gambar 5.1 dan Gambar 5.2.

Nilai akurasi yang dihasilkan pada penelitian ini menggunakan metode *ensemble* saat nilai akurasi pada semua metode klasifikasi bernilai tinggi, pada kategori BB menurut Umur adalah bahwa nilai akurasi yang didapatkan yaitu nilai akurasi *ensemble* lebih rendah dari FKNN pada $k=4$ dan pada $k=5$ seperti pada Tabel 5.5, Tabel 5.6, Tabel 5.7, Tabel 5.8, dan Tabel 5.10. Nilai akurasi *ensemble* lebih tinggi dari metode yang lainnya saat KNN pada $k=5$ dan FKNN pada $k=4$ seperti pada Tabel 5.9. Sedangkan pada kategori TB menurut Umur adalah bahwa nilai akurasi *ensemble* lebih rendah dari FKNN pada $k=4$ dan $k=5$ seperti pada Tabel 5.11 dan Tabel 5.12. Hal ini menunjukkan bahwa metode *ensemble* yaitu *Average of Probabilities* sangat dipengaruhi oleh nilai probabilitas hasil klasifikasi dari semua metode klasifikasi akibat perubahan nilai k yang diberikan pada KNN dan FKNN menghasilkan nilai probabilitas yang berbeda-beda karena diambil berdasarkan nilai mayoritas pada nilai k . Semakin besar nilai probabilitas dan nilai hasil klasifikasi dari metode klasifikasi maka semakin besar nilai *ensemble* yang dihasilkan. Dan semakin kecil nilai probabilitas dan nilai hasil klasifikasi dari metode klasifikasi maka semakin kecil nilai *ensemble* yang dihasilkan. Selain itu, jarak nilai akurasi yang dihasilkan antara metode *Naïve Bayes*, *K Nearest Neighbor*, dan *Fuzzy K Nearest Neighbor* mempunyai nilai yang terlampaui jauh atau tidak setara karena menggunakan nilai probabilitas sehingga nilai akurasi yang dihasilkan pada *ensemble* bernilai lebih rendah daripada metode FKNN. Seperti pada Tabel 5.1 kategori BB menurut Umur yaitu pada perbandingan data 90%-10% dihasilkan nilai

akurasi pada *Naïve Bayes* sebesar 48.15%, dan pada KNN dihasilkan nilai akurasi mencapai sebesar 51.85%, serta pada FKNN dihasilkan nilai akurasi mencapai 72.22%.



BAB 6

PENUTUP

6.1 Kesimpulan

Berdasarkan hasil penelitian tentang Penentuan Status Gizi Balita pada Kecamatan Kertosono dengan Menggunakan Metode *Ensemble Classifier*, dapat disimpulkan bahwa:

1. Metode *Ensemble* yaitu *Average of Probabilities* dengan menggabungkan metode *Naïve Bayes*, KNN, dan FKNN bisa diterapkan untuk menentukan status gizi balita. Langkah pertama dengan melakukan proses klasifikasi *Naïve Bayes* dan akan menghasilkan nilai *posterior* per kelas. Kemudian melakukan proses klasifikasi KNN yang menghasilkan nilai *Euclidean Distance* yang telah diurutkan sebanyak nilai k dan kemudian menghitung nilai probabilitas per kelasnya. Selanjutnya melakukan proses klasifikasi FKNN dan mendapatkan nilai *membership* per kelas. Setelah mendapatkan nilai *posterior* dari klasifikasi *Naïve Bayes* dan probabilitas per kelas dari klasifikasi KNN. Serta mendapatkan nilai *membership* per kelas dari klasifikasi FKNN. Selanjutnya menghitung rata-rata per kelas dari hasil yang didapatkan dari semua metode klasifikasi dengan menggunakan metode *Average of Probabilities*. Nilai rata-rata tertinggi yang didapatkan adalah hasil akhir dari klasifikasi.
2. Nilai akurasi tertinggi yang didapatkan terdapat pada perbandingan data 90% - 10% yaitu pada BB menurut Umur untuk *Naïve Bayes* sebesar 48.15%, KNN pada $k=1$ yaitu sebesar 51.85%, dan pada $k=2$ yaitu sebesar 51.85%, serta pada $k=5$ yaitu sebesar 51.85%. FKNN pada $k=4$ yaitu sebesar 72.22% dan pada $k=5$ yaitu sebesar 72.22%. Sedangkan pada TB menurut Umur terdapat pada perbandingan data 90% - 10% untuk *Naïve Bayes* sebesar 20.37%, KNN pada $k=5$ sebesar 55.56% , FKNN pada $k=4$ sebesar 90.74% dan $k=5$ sebesar 90.74%. Sedangkan hasil pengujian *ensemble* yaitu *Average of Probabilities* pada kategori BB menurut Umur sebesar mencapai 74.07%. Sedangkan kategori TB menurut Umur sebesar 83.33%.

6.2 Saran

Saran untuk pengembangan penelitian lebih lanjut yang dapat diberikan oleh penulis adalah bisa diterapkannya metode *Ensemble* pada penelitian selanjutnya seperti metode *Weighted Vote* dengan memberikan nilai pembobotan pada metode klasifikasi. Dan dapat juga dengan menambahkan beberapa metode klasifikasi lainnya dan menggunakan *Majority Voting* sebagai *ensemble classifier*.

DAFTAR PUSTAKA

- [ANG-10] Anggraeni, Reni dan Indiarti, Aviarini. 2010. *Klasifikasi Status Gizi Balita Berdasarkan Indeks Antropometri (BB/U) Menggunakan Jaringan Saraf Tiruan*. Fakultas Ilmu Komputer dan Teknologi Informasi Universitas Gunadarma.
- [ARI-14] Arief, Abdullah. 2014. *Klasifikasi Kualitas Udara Pekanbaru Menggunakan Algoritma KNN Dengan Euclidean Distance Berdasarkan Kategori Indeks Standar Pencemaran Udara*. Universitas Islam Negeri Sultan Syarif Kasim Riau. Pekanbaru.
- [BRE-96] L, Breiman. *Bagging Predictors*. 1996. *Machine Learning* 24 123-140.
- [DAS-14] Da Silva, Nadia F.F., et al. 2014. *Tweet sentiment analysis with classifier ensembles*. *Decision Support System* 66 170-179.
- [DEP-05] Departemen Kesehatan Republik Indonesia. 2005. *Manajemen laktasi*. Jakarta: Departemen Kesehatan RI.
- [EME-05] Emerson, E. 2005. *Underweight, obesity and exercise among adults with intellectual disabilities in supported accommodation in Northern England*. *Journal of Intellectual Disability Research*, 49(2): 134-143.
- [HAN-06] Han, Jiawei dan Kamber, Micheline. 2006. *Data Mining Concepts and Techniques*. Second Edition. Morgan Kaufmann.
- [HER-13] Hermawati, Fajar Astuti. 2013. *Data Mining*. Andi. Yogyakarta.
- [HID-05] Hidayat, A. 2005. *Pengantar ilmu keperawatan anak 1*. Jakarta: Salemba Medika.
- [KEL-85] Keller, James M. Gray, Michael R dan Givens, James A. 1985. *A Fuzzy K-Nearest Neighbor Algorithm*. *IEE Transactions on system and Cybernetics*, Vol SMC-15, No. 4.
- [KEM-11] Kementrian Perencanaan Pembangunan Nasional/ BAPPENAS. 2011. *Rencana Aksi Nasional Pangan dan Gizi 2011-2015*.
- [KEP-10] Keputusan Menteri Kesehatan Republik Indonesia. 2010. *Standar Antropometri Penilaian Status Gizi Anak*. Jakarta: Menteri Kesehatan RI.
- [KIT-98] J, Kittler, M. Hatef, R.P.W. Duin, J. Matas. *On Combining Classifiers*. *IEEE Transaction on Pattern Analysis and Machine Intelligence* 20 226-239.
- [NOV-12] Novitasari, Dewi. 2012. *Faktor- Faktor Risiko Kejadian Gizi Buruk pada Balita yang Dirawat di RSUP Dr. Kariadi Semarang*. http://eprints.undip.ac.id/37466/1/DEWI_NOVITASARI_A,_G2008052,_LAPORAN_KTI.pdf (Diakses tanggal 19 Maret 2015).
- [PER-10] Peraturan Menteri Kesehatan Republik Indonesia. 2010. *Penggunaan Kartu Menuju Sehat (KMS) Bagi Balita*. Jakarta: Menteri Kesehatan RI.

- [PRA-12] Prasetyo, Eko. 2012. *Data Mining Konsep dan Aplikasi Menggunakan Matlab*. Andi. Yogyakarta.
- [RID-13] Ridwan, Mujib., dkk. 2013. *Penerapan Data Mining Untuk Evaluasi Kinerja Akademik Mahasiswa Menggunakan Algoritma Naïve Bayes Classifier*. Jurnal EECCIS Volume 7, No. 1. <http://www.jurnaleeccis.ub.ac.id/index.php/eccis/article/download/04/176> (Diakses tanggal 19 Maret 2015).
- [RIS-06] Rish, I. 2006. *An empirical study of The Naïve Bayes Classifier*. International Joint Conference on Artificial Intelligence. California.
- [ROK-10] Rokach, Lior. 2010. *Pattern Classification Using Ensemble Methods*. Series in Machine Perception and Artificial Intelligence Vol. 75. World Scientific Publishing Co. Pte. Ltd. USA.
- [SAN-07] Santosa, Budi. 2007. *Data Mining Teknik Pemanfaatan Data untuk Keperluan Bisnis*. Yogyakarta: Graha Ilmu.
- [SAX-14] Saxena, Krati, et al. 2014. *Diagnosis of Diabetes Mellitus using K Nearest Neighbor Algorithm*. International Journal of Computer Science Trends and Technology (IJCT) Volume 2 Issue 4.
- [SIR-05] Siregar, A. 2004. *Pemberian ASI eksklusif dan faktor-faktor yang mempengaruhinya*. [Jurnal online]. <http://library.usu.ac.id/download/fkm/fkm-arifin4.pdf> (Diakses tanggal 30 Maret 2015).
- [SOE-97] Soetjningsih. 1997. *ASI petunjuk untuk tenaga kesehatan*. Jakarta:EGC.
- [TUR-05] Turban, E., J.E. Aronson dan T.P. Liang. 2005. *Decision Support System and Intelligent System – 7th ed*. Pearson Education, Inc. Pearson Education, Inc. Dwi Prabantini (penterjemah). 2005. *Sistem Pendukung Keputusan dan Sistem Cerdas*. Penerbit Andi. Yogyakarta.
- [VER-03] Verbaeten, Sofie dan Assche, Anneleen Van. 2003. *Ensemble Methods for Noise Elimination in Classification Problems*. T. Windeatt and F. Roli (Eds.): MCS 2003, LNCS 2709, pp. 317-325.
- [WID-13] Widodo, Albertus Dona dan Janes, Sanusi Andreanus. 2013. *Kebutuhan Zat Gizi Pada Gangguan Sistem Metabolisme/ Endorkin*.
- [WIJ-15] Wijaya, Hardika Teguh. 2015. *Penerapan Fuzzy K Nearest Neighbor (FKNN) Untuk Diagnosa Penderita Liver Berdasarkan ILPD*. Komputasi Cerdas dan Visualisasi. Universitas Brawijaya Malang.
- [WIR-02] Wiryo. 2002. *Peningkatan Gizi Bayi dan Ibu Hamil*. Jakarta: Sagung Seto.
- [YOG-14] Yogi, Etiak Desi. 2014. *Pengaruh Pola Pemberian Asi dan Pola Makanan Pendamping Asi terhadap Status Gizi Bayi Usia 6-12 Bulan*. Jurnal Delima Harapan, Vol 2, No.1:14-18.

LAMPIRAN

Lampiran 1. Contoh 100 Data Kategori Berat Badan Menurut Umur

No	Berat Badan (kg)	Umur (bulan)	Jenis Kelamin	Status Gizi
1	2.9	0	L	Gizi Baik
2	5	1	L	Gizi Baik
3	5.6	2	L	Gizi Baik
4	5.6	3	L	Gizi Baik
5	6.5	4	L	Gizi Baik
6	7	5	L	Gizi Baik
7	8.5	6	L	Gizi Baik
8	7.2	7	L	Gizi Baik
9	8	8	L	Gizi Baik
10	9	9	L	Gizi Baik
11	9.1	10	L	Gizi Baik
12	9	11	L	Gizi Baik
13	9.5	12	L	Gizi Baik
14	10	13	L	Gizi Baik
15	10.3	14	L	Gizi Baik
16	11	15	L	Gizi Baik
17	10	16	L	Gizi Baik
18	11	17	L	Gizi Baik
19	12	18	L	Gizi Baik
20	10.2	19	L	Gizi Baik
21	12.1	20	L	Gizi Baik
22	11	21	L	Gizi Baik
23	12	22	L	Gizi Baik
24	11	23	L	Gizi Baik
25	12	24	L	Gizi Baik
26	2.1	0	P	Gizi Kurang
27	2.8	1	P	Gizi Kurang

28	3.6	2	P	Gizi Kurang
29	4.1	3	P	Gizi Kurang
30	4.6	4	P	Gizi Kurang
31	5	5	P	Gizi Kurang
32	5.3	6	P	Gizi Kurang
33	5.5	7	P	Gizi Kurang
34	5.8	8	P	Gizi Kurang
35	6	9	P	Gizi Kurang
36	6	10	P	Gizi Kurang
37	6.3	11	P	Gizi Kurang
38	6.5	12	P	Gizi Kurang
39	6.5	13	P	Gizi Kurang
40	6.8	14	P	Gizi Kurang
41	6.9	15	P	Gizi Kurang
42	7.2	16	P	Gizi Kurang
43	7.2	17	P	Gizi Kurang
44	7.4	18	P	Gizi Kurang
45	7.5	19	P	Gizi Kurang
46	7.7	20	P	Gizi Kurang
47	7.8	21	P	Gizi Kurang
48	8	22	P	Gizi Kurang
49	8.2	23	P	Gizi Kurang
50	8.2	24	P	Gizi Kurang
51	1.8	0	L	Gizi Buruk
52	2	1	L	Gizi Buruk
53	3.5	2	L	Gizi Buruk
54	3.8	3	L	Gizi Buruk
55	4.5	4	L	Gizi Buruk
56	5	5	L	Gizi Buruk
57	4.9	6	L	Gizi Buruk
58	5.8	7	L	Gizi Buruk

59	6	8	L	Gizi Buruk
60	5.7	9	L	Gizi Buruk
61	6.4	10	L	Gizi Buruk
62	6	11	L	Gizi Buruk
63	6.7	12	L	Gizi Buruk
64	6.5	13	L	Gizi Buruk
65	7	14	L	Gizi Buruk
66	7.1	15	L	Gizi Buruk
67	7.4	16	L	Gizi Buruk
68	7.3	17	L	Gizi Buruk
69	7	18	L	Gizi Buruk
70	7.5	19	L	Gizi Buruk
71	7.2	20	L	Gizi Buruk
72	7.9	21	L	Gizi Buruk
73	8	22	L	Gizi Buruk
74	8.3	23	L	Gizi Buruk
75	8.4	24	L	Gizi Buruk
76	5	0	P	Gizi Lebih
77	6	1	P	Gizi Lebih
78	8.2	2	P	Gizi Lebih
79	9	3	P	Gizi Lebih
80	9.8	4	P	Gizi Lebih
81	10.5	5	P	Gizi Lebih
82	11.3	6	P	Gizi Lebih
83	11.7	7	P	Gizi Lebih
84	12.3	8	P	Gizi Lebih
85	13.4	9	P	Gizi Lebih
86	13	10	P	Gizi Lebih
87	13.5	11	P	Gizi Lebih
88	13.4	12	P	Gizi Lebih
89	14	13	P	Gizi Lebih

90	14.7	14	P	Gizi Lebih
91	15.2	15	P	Gizi Lebih
92	15	16	P	Gizi Lebih
93	15.7	17	P	Gizi Lebih
94	16	18	P	Gizi Lebih
95	16.2	19	P	Gizi Lebih
96	16.7	20	P	Gizi Lebih
97	17	21	P	Gizi Lebih
98	17.8	22	P	Gizi Lebih
99	16.9	23	P	Gizi Lebih
100	17.4	24	P	Gizi Lebih

Lampiran 2. Contoh 100 Data Kategori Tinggi Badan Menurut Umur

No	Tinggi Badan (cm)	Umur (bulan)	Jenis Kelamin	Status Gizi
1	52	0	L	Normal
2	55	1	L	Normal
3	51	2	L	Normal
4	60	3	L	Normal
5	51.5	4	L	Normal
6	62	5	L	Normal
7	64	6	L	Normal
8	69	7	L	Normal
9	66	8	L	Normal
10	68	9	L	Normal
11	72	10	L	Normal
12	72	11	L	Normal
13	67	12	L	Normal
14	74	13	L	Normal
15	72	14	L	Normal
16	76	15	L	Normal

17	76	16	L	Normal
18	81	17	L	Normal
19	77	18	L	Normal
20	80.2	19	L	Normal
21	86	20	L	Normal
22	80	21	L	Normal
23	83	22	L	Normal
24	81.5	23	L	Normal
25	85	24	L	Normal
26	44	0	P	Pendek
27	48	1	P	Pendek
28	51.5	2	P	Pendek
29	54	3	P	Pendek
30	56	4	P	Pendek
31	58	5	P	Pendek
32	59	6	P	Pendek
33	61	7	P	Pendek
34	62	8	P	Pendek
35	63	9	P	Pendek
36	65	10	P	Pendek
37	66	11	P	Pendek
38	66.5	12	P	Pendek
39	68	13	P	Pendek
40	69	14	P	Pendek
41	69.5	15	P	Pendek
42	71	16	P	Pendek
43	72	17	P	Pendek
44	73	18	P	Pendek
45	73	19	P	Pendek
46	74.2	20	P	Pendek
47	75	21	P	Pendek

48	76	22	P	Pendek
49	77.5	23	P	Pendek
50	77	24	P	Pendek
51	43	0	L	S.Pendek
52	47	1	L	S.Pendek
53	51	2	L	S.Pendek
54	54	3	L	S.Pendek
55	56	4	L	S.Pendek
56	57.3	5	L	S.Pendek
57	60	6	L	S.Pendek
58	60.4	7	L	S.Pendek
59	63	8	L	S.Pendek
60	65	9	L	S.Pendek
61	65.6	10	L	S.Pendek
62	67	11	L	S.Pendek
63	68	12	L	S.Pendek
64	68.6	13	L	S.Pendek
65	70	14	L	S.Pendek
66	71	15	L	S.Pendek
67	71.4	16	L	S.Pendek
68	73	17	L	S.Pendek
69	73.5	18	L	S.Pendek
70	73	19	L	S.Pendek
71	75	20	L	S.Pendek
72	75.9	21	L	S.Pendek
73	76	22	L	S.Pendek
74	77	23	L	S.Pendek
75	77.4	24	L	S.Pendek
76	55	0	P	Tinggi
77	59	1	P	Tinggi
78	64.3	2	P	Tinggi

79	66.4	3	P	Tinggi
80	69.3	4	P	Tinggi
81	70.5	5	P	Tinggi
82	72	6	P	Tinggi
83	74.5	7	P	Tinggi
84	76	8	P	Tinggi
85	77	9	P	Tinggi
86	79	10	P	Tinggi
87	80.5	11	P	Tinggi
88	82.3	12	P	Tinggi
89	84	13	P	Tinggi
90	84.3	14	P	Tinggi
91	86.7	15	P	Tinggi
92	87.9	16	P	Tinggi
93	88	17	P	Tinggi
94	90	18	P	Tinggi
95	90.2	19	P	Tinggi
96	92	20	P	Tinggi
97	93	21	P	Tinggi
98	94.5	22	P	Tinggi
99	95.7	23	P	Tinggi
100	96	24	P	Tinggi