



**PERSYARATAN MENGIKUTI YUDISIUM & WISUDA**

**SC2-18**

Nama : Hendrisman Rahim  
NIM : 145150200111138  
Program Studi : Teknik Informatika  
No. SK Sidang : 473 Tahun 2021

PRASYARAT YUDISIUM		
No	Jenis Kegiatan	Tanda Tangan
1.	Dinyatakan Lulus Ujian Sarjana Tgl <b>23 JULI 2021</b>	1.
2.	Bebas tanggungan Revisi Skripsi (Hard Cover Laporan, Form Revisi dari FILKOM Apps (SC2-16), dan Copy SC2-13)	2.
3.	Menyerahkan dokumen skripsi dan artefak kepada:	3.
	a. Dosen Pembimbing 1	3a.
	b. Dosen Pembimbing 2 (jika ada pembimbing 2)	3b.
4.	Acc. Pembimbing untuk mengunggah jurnal skripsi ke J-PTIHK (Form SC2-17)	4.
4a.	Dosen Pembimbing 1	4a.
4b.	Dosen Pembimbing 2 (jika ada pembimbing 2)	4b.
5.	PSIK	5.
	a. Menyerahkan makalah skripsi (format .pdf dan .doc)	5a.
	b. Menyerahkan CD file skripsi bercover (berisi .pdf/.doc dan artefak skripsi)	5b.
6.	Ruang Baca/Referensi FILKOM	
	a. Bebas tanggungan	6a.
	b. Menyerahkan dokumen skripsi	6b.
7.	Bebas tanggungan Laboratorium:	7.
	a. Lab. Riset	7a.
	b. Lab. Pembelajaran	7b.
8.	Perpustakaan UB	8.
	a. Bebas tanggungan	8a.
	b. Menyerahkan hardcopy dokumen skripsi	8b.
9.	Menyerahkan pas foto warna (bukan cetakan sendiri) ukuran 3 cm x 4 cm (background warna biru terang, tanpa kacamata & tanpa batas putih disamping foto) sebanyak 6 lembar (baju resmi) + fotokopi KTM, berkas dimasukkan ke dalam bungkus plastik transparan	9.
10.	Menyerahkan fotocopy ijazah terakhir (SMA/SMK/D3)	10.
11.	Batas penyelesaian SC2-18: <b>23 AGUSTUS 2021</b>	11.
PRASYARAT WISUDA		
No	Jenis Kegiatan	Tanda Tangan
1.	Lunas biaya wisuda (bagi mahasiswa Bidik Misi bebas biaya wisuda)	1.
2.	Bebas tanggungan uang pangkal IKA UB	2.
3.	Telah mengunggah dokumen(foto berwarna 3x4, makalah skripsi, sampul + daftar isi, bab 1 s.d bab 5, tautan (URL) skripsi terpublikasi di <a href="http://www.siam.ub.ac.id/wisuda_upload_kelengkapan.php">www.siam.ub.ac.id/wisuda_upload_kelengkapan.php</a> )	3.
4.	Menyerahkan fotocopy sertifikat kemampuan Bahasa Inggris dari Kompetensi TI *)	4.

Mengetahui,  
Sekretaris Jurusan,

Malang,  
Kasubag Akademik dan Kemahasiswaan,

Ir. Primantara Hari Trisnawan, M.Sc.  
NIP. 196809121994031002

Hermawan Dwi Putra, S.H.  
NIK. 2011108710241001

**Catatan:**

1. Wajib disertakan dokumen asli \*)
2. Setelah form lengkap tertandatangani, harap meng-copy form **SC2-18** ini

**KLASIFIKASI TINGKAT RISIKO HIPERTENSI MENGGUNAKAN  
METODE MODIFIED K-NEAREST NEIGHBOR**

**SKRIPSI**

Untuk memenuhi sebagian persyaratan  
memperoleh gelar Sarjana Komputer

Disusun oleh:  
Hendrisman Rahim  
NIM: 145150200111138



**PROGRAM STUDI TEKNIK INFORMATIKA  
JURUSAN TEKNIK INFORMATIKA  
FAKULTAS ILMU KOMPUTER  
UNIVERSITAS BRAWIJAYA  
MALANG  
2021**





# LEMBAR PENGESAHAN

KLASIFIKASI TINGKAT RISIKO HIPERTENSI MENGGUNAKAN METODE  
MODIFIED K-NEAREST NEIGHBOR

SKRIPSI

Diajukan untuk memenuhi sebagian persyaratan  
memperoleh gelar Sarjana Komputer

Disusun Oleh :  
Hendrisman Rahim  
NIM: 145450200111138

Skripsi ini telah diuji dan dinyatakan lulus pada  
23 Juli 2021

Telah diperiksa dan disetujui oleh:

Dosen Pembimbing I

Dosen Pembimbing II




Wayan Firdaus Mahmudy, S.Si., M.T., Ph.D.  
NIK. 197209191997021001



Edy Santoso, S.Si., M.Kom.  
NIK. 197404142003121004

Mengetahui  
Ketua Jurusan Teknik Informatika

  
Achmad Basuki, S.T., M.MG., Ph.D.  
NIK. 197411182003121002

## 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, 23 Juli 2021



Hendrisman Rahim

NIM: 145150200111138





## KATA PENGANTAR

Puji syukur kehadiran Allah SWT yang telah melimpahkan rahmat, taufik dan hidayah-Nya sehingga skripsi yang berjudul “Klasifikasi Tingkat Risiko Hipertensi Menggunakan Metode *Modified K-Nearest Neighbor*” ini dapat terselesaikan untuk memenuhi sebagian persyaratan dalam memperoleh gelar Sarjana Komputer.

Penyusunan skripsi ini tidak akan berhasil tanpa bantuan dari berbagai pihak. Oleh karena itu, penulis ingin menyampaikan rasa hormat dan terima kasih kepada:

1. Bapak Wayan Firdaus Mahmudy, S.Si., M.T., Ph.D., selaku dosen pembimbing skripsi yang selalu membimbing dan menuntun penulis hingga terselesaikannya skripsi ini.
2. Bapak Edy Santoso, S.Si., M.Kom., selaku dosen pembimbing dua skripsi yang selalu membimbing dan menuntun penulis hingga terselesaikannya skripsi ini.
3. Bapak Achmad Basuki, S.T., M.MG., Ph.D., selaku Ketua Jurusan Teknik Informatika Fakultas Ilmu Komputer Universitas Brawijaya.
4. Bapak Adhitya Bhawiyuga, S.Kom., M.Sc., selaku Ketua Program Studi Teknik Informatika Jurusan Teknik Informatika Fakultas Ilmu Komputer Universitas Brawijaya.
5. Ayahanda, Ibunda, dan seluruh keluarga besar atas segala nasehat, kasih sayang, perhatian dan kesabarannya di dalam membesarkan dan mendidik penulis, serta yang senantiasa tiada henti-hentinya memberikan doa dan semangat demi terselesaikannya laporan ini.
6. Teman-teman mahasiswa yang berada di Kota Malang yang telah membantu menyelesaikan penelitian ini dan memberikan semangat walau ditengah adanya pandemi virus korona ini.

Penulis menyadari bahwa skripsi ini memiliki banyak kekurangan dan ketidaksempurnaan. Untuk itu penulis mengharapkan kritik dan saran yang dapat membangun. Semoga skripsi ini dapat memberikan manfaat baik bagi perkembangan ilmu pengetahuan dan teknologi.

Malang, 27 Juli 2021



Hendrisman Rahim

## ABSTRAK

Hipertensi adalah penyakit yang ditandai dengan peningkatan tekanan darah yang mengakibatkan kelainan jantung dan pembuluh darah. Penyakit ini dapat dicegah jika ditangani sejak dini, tetapi beberapa pasien baru menyadarinya setelah terjadi komplikasi kerusakan organ. Tercatat pada tahun 2013 di Indonesia sendiri terkait dengan penyakit ini sebesar 25,8% menjadi salah satu masalah kesehatan dengan prevalensi yang cukup tinggi. Salah satu metode untuk mendiagnosis penyakit hipertensi menggunakan Modified K-Nearest Neighbor (MKNN). Klasifikasi hipertensi menggunakan metode Modified K-Nearest Neighbor (MKNN) dapat mempermudah untuk mendeteksi penyakit yang menyerang pada peserta berdasarkan faktor-faktor yang ada. Metode Modified K-Nearest Neighbor (MKNN) diimplementasikan pada mesin inferensi sistem pakar agar dapat melakukan penarikan kesimpulan berdasarkan pengetahuan yang ada. Hasil akurasi sistem yang didapat setelah melakukan pengujian yaitu sebesar 86,67% yang menunjukkan bahwa metode Modified K-Nearest Neighbor (MKNN) cocok untuk kasus penyakit hipertensi.

Kata Kunci : Sistem Pakar, Modified K-Nearest Neighbor, Penyakit Hipertensi

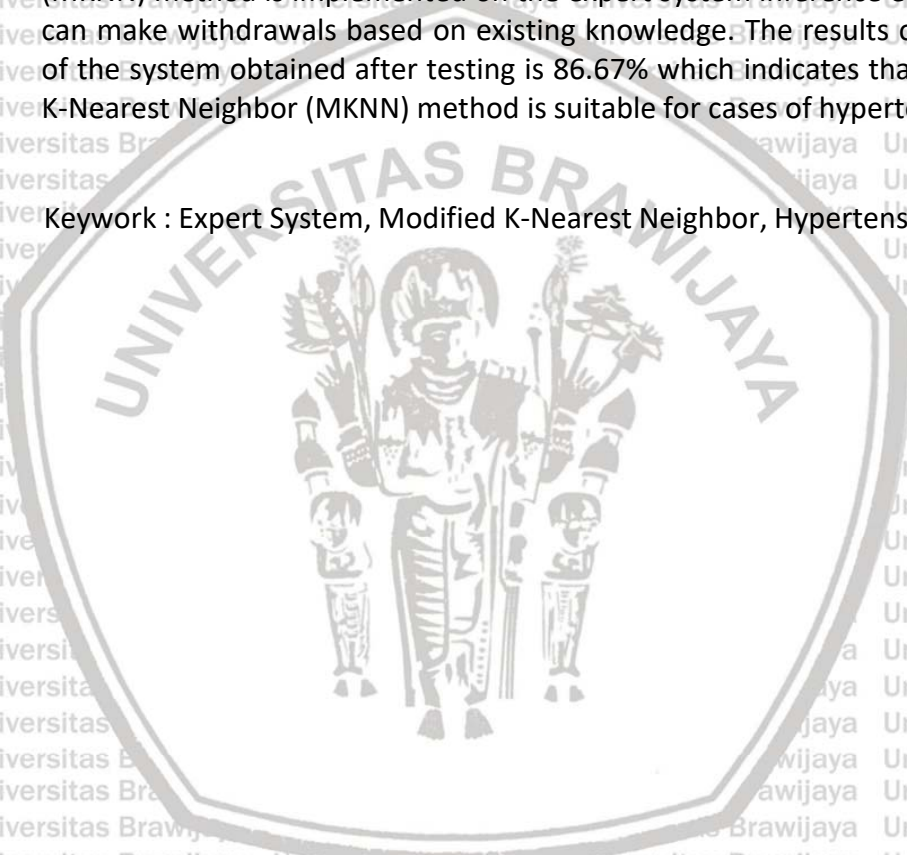




## ABSTRACT

Hypertension is a disease characterized by an increase in blood pressure that results in abnormalities of the heart and blood vessels. This disease can be treated, but if treated early, some patients only realize it after complications of organ damage occur. It was recorded that in 2013 in Indonesia alone, 25.8% of this disease was associated with it being one of the health problems with a fairly high prevalence. One method for diagnosing hypertension is using Modified K-Nearest Neighbor (MKNN). Classification of hypertension using the Modified K-Nearest Neighbor (MKNN) method can make it easier to detect diseases that attack participants based on existing factors. The Modified K-Nearest Neighbor (MKNN) method is implemented on the expert system inference engine so that it can make withdrawals based on existing knowledge. The results of the accuracy of the system obtained after testing is 86.67% which indicates that the Modified K-Nearest Neighbor (MKNN) method is suitable for cases of hypertension.

Keyword : Expert System, Modified K-Nearest Neighbor, Hypertension Disease





## DAFTAR ISI

KLASIFIKASI TINGKAT RISIKO HIPERTENSI MENGGUNAKAN METODE MODIFIED K-NEAREST NEIGHBOR.....	i
LEMBAR PENGESAHAN.....	ii
PERNYATAAN ORISINALITAS.....	iii
KATA PENGANTAR.....	iv
ABSTRAK.....	v
ABSTRACT.....	vi
DAFTAR ISI.....	vii
DAFTAR TABEL.....	x
DAFTAR GAMBAR.....	xi
DAFTAR LAMPIRAN.....	xii
BAB 1 PENDAHULUAN.....	1
1.1 Latar Belakang.....	1
1.2 Rumusan Masalah.....	2
1.3 Tujuan.....	2
1.4 Manfaat.....	2
1.5 Batasan Masalah.....	3
1.6 Sistematika Pembahasan.....	3
BAB 2 LANDASAN KEPUSTAKAAN.....	5
2.1 Kajian Pustaka.....	5
2.2 Dasar Teori.....	5
2.2.1 Tekanan Darah.....	5
2.2.2 Hipertensi.....	5
2.2.3 Klasifikasi Hipertensi.....	6
2.2.4 Faktor Risiko Hipertensi.....	7
2.3 Data Mining.....	7
2.3.1 Operasi Data Mining.....	7
2.3.2 Klasifikasi.....	8
2.3.3 Teknik Klasifikasi.....	8
2.4 K-Nearest Neighbor.....	9

2.5 Modified K-Nearest Neighbor.....	10
2.5.1 Nilai Validitas.....	10
2.5.2 Euclidean Distance.....	10
2.5.3 Weight Voting.....	11
<b>BAB 3 METODOLOGI .....</b>	<b>13</b>
3.1 Tipe Penelitian.....	14
3.2 Strategi Penelitian.....	14
3.3 Teknik Pengumpulan Data.....	14
3.4 Peralatan Pendukung Penelitian.....	14
3.5 Implementasi Algoritma.....	15
<b>BAB 4 PERANCANGAN SISTEM.....</b>	<b>16</b>
4.1 Deskripsi Umum Sistem.....	17
4.2 Deskripsi Data.....	17
4.3 Perancangan Sistem.....	18
4.3.1 Perancangan proses.....	18
4.3.2 Proses normalisasi data.....	19
4.3.3 Proses Klasifikasi MKNN.....	20
4.3.4 Perhitungan Jarak Euclidean.....	22
4.3.5 Perhitungan Nilai Validitas.....	22
4.3.6 Perhitungan Weight Voting.....	24
4.4 Manualisasi.....	25
4.4.1 Menentukan Nilai K.....	27
4.4.2 Normalisasi Data.....	27
4.4.3 Perhitungan jarak Euclidean data latih.....	28
4.4.4 Nilai Validitas.....	29
4.4.5 Perhitungan Jarak Euclidean antara data latih dan data uji.....	30
4.4.6 Weight Voting.....	31
4.5 Perancangan Antarmuka.....	32
4.5.1 Antarmuka Halaman Utama.....	32
4.5.2 Antarmuka halaman hasil.....	33
4.6 Perancangan Pengujian.....	34
4.6.1 Rancangan pengujian pengaruh nilai K.....	34





4.6.2 Rancangan pengujian pengaruh jumlah data latih .....	35
<b>BAB 5 IMPLEMENTASI .....</b>	<b>36</b>
5.1 Batasan Implementasi .....	36
5.2 Implementasi <i>Modified K-Nearest Neighbor</i> .....	36
5.2.1 Implementasi perhitungan normalisasi data .....	36
5.2.2 Implementasi Algoritma perhitungan jarak Euclidean .....	39
5.2.3 Implementasi algoritma perhitungan validitas .....	40
5.2.4 Implementasi algoritma perhitungan weight voting .....	42
5.3 Implementasi Antarmuka .....	44
5.3.1 Implementasi antarmuka halaman utama .....	44
5.3.2 Implementasi Antarmuka Hasil .....	45
<b>BAB 6 PENGUJIAN DAN ANALISIS .....</b>	<b>47</b>
6.1 Pengujian pengaruh nilai K .....	47
6.2 Pengujian Pengaruh Jumlah Data Latih .....	49
6.2.1 Skenario Pengujian Pengaruh Jumlah Data Latih .....	49
6.2.2 Analisis Pengujian Pengaruh Jumlah Data Latih .....	49
<b>BAB 7 PENUTUP .....</b>	<b>51</b>
7.1 Kesimpulan .....	51
7.2 Saran .....	51
<b>DAFTAR REFERENSI .....</b>	<b>52</b>
<b>LAMPIRAN .....</b>	<b>53</b>



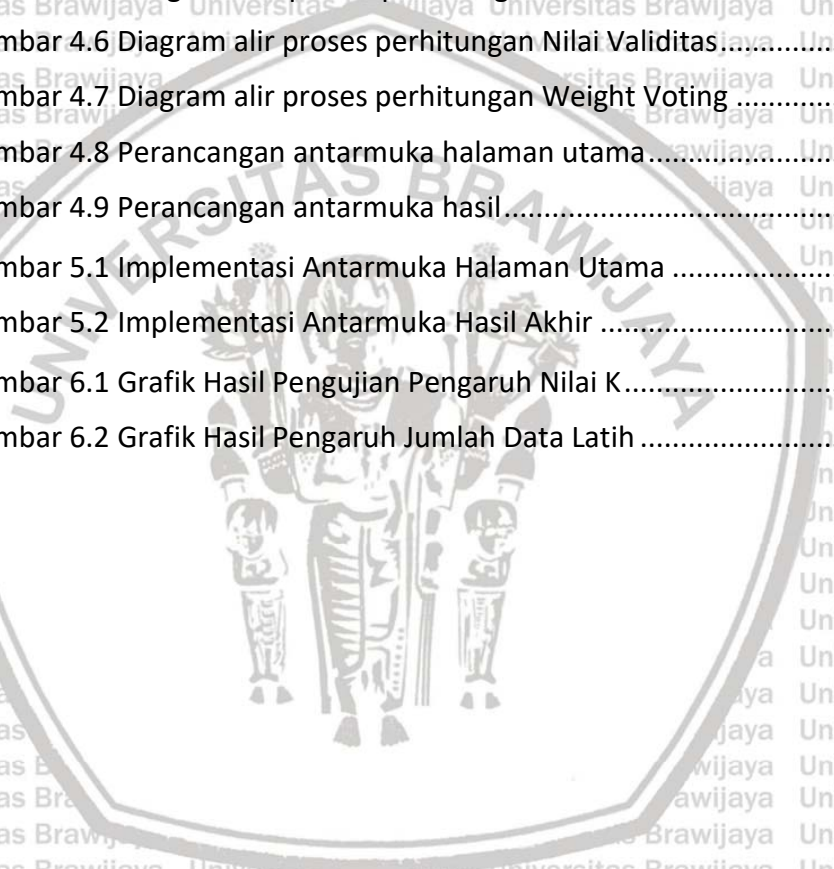
## DAFTAR TABEL

Tabel 2.1 Klasifikasi Tekanan Darah.....	6
Tabel 4.1 Kode Parameter.....	17
Tabel 4.2 Data Latih.....	25
Tabel 4.3 Data Uji.....	26
Tabel 4.4 Dataset.....	26
Tabel 4.5 Normalisasi Data Latih.....	27
Tabel 4.6 Normalisasi Data Uji.....	28
Tabel 4.7 Jarak Euclidean Data Latih.....	29
Tabel 4.8 Validitas Data.....	29
Tabel 4.9 Jarak Euclidean Data Latih dan Data Uji.....	30
Tabel 4.10 Weight Voting.....	31
Tabel 4. 11 Tabel Penentuan Hasil.....	32
Tabel 4.12 Rancangan Pengujian Pengaruh Nilai K.....	34
Tabel 4.13 Rancangan Pengujian Pengaruh Jumlah Data Latih.....	35
Tabel 6.1 Hasil Pengujian pengaruh nilai K.....	47
Tabel 6.2 Rata-rata hasil pengujian pengaruh nilai K.....	48
Tabel 6.3 Hasil Pengujian Pengaruh Jumlah Data Latih.....	50



## DAFTAR GAMBAR

Gambar 2.1 Konsep Klasifikasi .....	8
Gambar 3. 1 Diagram Alir Metode Penelitian.....	13
Gambar 4.1 Diagram Alir Perancangan Sistem .....	16
Gambar 4.2 Diagram alir proses sistem.....	19
Gambar 4.3 Diagram Alir Normalisasi Data .....	20
Gambar 4.4 Diagram alir proses klasifikasi MKNN.....	21
Gambar 4. 5 Diagram alir proses perhitungan Jarak Euclidean.....	22
Gambar 4.6 Diagram alir proses perhitungan Nilai Validitas.....	23
Gambar 4.7 Diagram alir proses perhitungan Weight Voting .....	24
Gambar 4.8 Perancangan antarmuka halaman utama.....	33
Gambar 4.9 Perancangan antarmuka hasil.....	34
Gambar 5.1 Implementasi Antarmuka Halaman Utama .....	45
Gambar 5.2 Implementasi Antarmuka Hasil Akhir .....	46
Gambar 6.1 Grafik Hasil Pengujian Pengaruh Nilai K.....	49
Gambar 6.2 Grafik Hasil Pengaruh Jumlah Data Latih .....	50



# DAFTAR LAMPIRAN

Lampiran 1.1 Dataset Hipertensi..... 53





## BAB 1 PENDAHULUAN

### 1.1 Latar Belakang

Hipertensi adalah penyakit yang ditandai dengan peningkatan tekanan darah yang mengakibatkan kelainan jantung dan pembuluh darah. Penyakit ini dapat dicegah jika ditangani sejak dini, tetapi beberapa pasien baru menyadarinya setelah terjadi komplikasi kerusakan organ (Marliani, 2007). Pada Tahun 2013 tercatat di Indonesia sendiri terkait dengan hipertensi yaitu sebesar 25,8% menjadi salah satu masalah kesehatan dengan prevalensi yang cukup tinggi (Kesehatan, 2013). Dibeberapa kasus penyakit ini berbahaya karena tidak menunjukkan tanda-tanda atau gejala hingga pada suatu hari penderita tersebut mengalami stroke bahkan meninggal. Hipertensi berhubungan dengan sistem peredaran darah yang berfungsi mengalirkan dan memberikan nutrisi dan oksigen ke seluruh jaringan dan organ tubuh yaitu kardiovaskuler (Nurrahmani, 2012). Pada dasarnya tekanan darah yang normal yaitu saat tekanan darah sistolik diantara 120 mmHg dan 140 mmHg, tekanan darah diastolik diantara 60 mmHg dan 90 mmHg. Namun pada hipertensi tekanan darah sistolik >140 mmHg dan tekanan darah diastolik >90 mmHg.

Penyakit ini berdasarkan penyebabnya dibedakan menjadi 2 golongan yakni hipertensi primer dan hipertensi sekunder. Hipertensi primer adalah tekanan darah tinggi yang disebabkan makanan sehingga mengalami kenaikan tekanan darah setelah memakannya, salah satu makanan pantangan penderita hipertensi yaitu makanan dengan kadar garam yang tinggi. Sedangkan pada hipertensi sekunder lebih mengarah kepada penyakit-penyakit yang telah dialami sebelumnya. Banyak faktor yang mempengaruhi prevalensi pada hipertensi dilihat pada jenis kelamin, umur, riwayat keluarga dengan hipertensi, massa tubuh, merokok, dan mengkonsumsi alkohol (Chataut, 2011). Para peneliti sudah melakukan penelitian terkait klasifikasi hipertensi berdasarkan faktor-faktor yang ada karena penyakit ini adalah salah satu penyakit yang berbahaya. Penelitian sebelumnya mengenai klasifikasi hipertensi sudah dilakukan oleh (Andriansyah, 2018) dengan metode *Fuzzy Decision Tree Iterative Dichotomiser* (ID3). Pada penelitian tersebut Andriansyah telah melakukan klasifikasi dengan tingkat akurasi terbaik sebesar 80% yang didapatkan dari 25 data uji menggunakan aturan terbaik dengan nilai FCT dan LDT yang sesuai.

Penelitian dibuat atas dasar pada penelitian sebelumnya dan berhubungan dengan metode *Modified K-Nearest Neighbor*. Studi kepustakaan disini ditujukan untuk dijadikan sumber kajian pustaka. Telah dilakukan penelitian untuk diagnosis hama penyakit tanaman bawang merah menggunakan algoritma *Modified K-Nearest Neighbor* (K-NN) oleh (Arrahman, 2019). Penelitian



tersebut menggunakan data merah yang didapatkan dari Balai Pengkajian Teknologi Pertanian (BPTP) Karangploso, Malang, Jawa Timur yaitu data hama penyakit tanaman bawang merah. Dari data yang didapat kemudian dilakukan pengujian M-KNN yang mampu mengdiagnosis data penyakit hama penyakit tanaman bawang merah berdasarkan variable yaitu 15 gejala yang memengaruhi penyakit tanaman bawang merah. K-NN mampu mengklasifikasikan data yaitu dengan cara mencari nilai terdekat pada suatu target yang dicapai. Hasil Klasifikasi akan sangat tinggi jika data latih yang digunakan semakin banyak. Dari penelitian tersebut hasil akurasi yang didapat yaitu sebesar 83%. Sistem yang digunakan dalam menyelesaikan masalah ini menggunakan algoritma Modified K-Nearest Neighbor (M-KNN). Sebelumnya metode penelitian M-KNN telah digunakan dalam perhitungan klasifikasi penyakit demam oleh (Wakiyah, 2017).

## 1.2 Rumusan Masalah

Dalam perumusan masalah tersebut, penulis dapat merumuskan permasalahan sebagai berikut:

1. Bagaimana menerapkan metode *Modified K-Nearest Neighbor* untuk klasifikasi risiko hipertensi?
2. Bagaimana hasil pengujian dari penerapan metode *Modified K-Nearest Neighbor* pada akurasi yang dihasilkan terhadap klasifikasi risiko hipertensi?

## 1.3 Tujuan

Adapun tujuan yang hendak dicapai dari penelitian ini adalah sebagai berikut:

1. Menerapkan metode *Modified K-Nearest Neighbor* (MKNN) untuk melakukan klasifikasi risiko hipertensi.
2. Mengukur hasil pengujian dan menghitung nilai akurasi hasil *klasifikasi* risiko hipertensi menggunakan metode *Modified K-Nearest Neighbor*.

## 1.4 Manfaat

Dari penelitian ini manfaat yang didapatkan bagi penulis atau pembaca adalah sebagai berikut:

1. Bagi Penulis

Penulis mendapatkan pemahaman dalam melakukan implementasi dari klasifikasi risiko hipertensi menggunakan metode *Modified K-Nearest Neighbor*

2. Bagi Pembaca

Membantu pengguna seperti petugas kesehatan untuk mengklasifikasikan risiko penyakit kardiovaskular, khususnya hipertensi.

Serta memudahkan dalam pengolahan data prevalensi hipertensi.



## 1.5 Batasan Masalah

Batasan-batasan masalah yang diterapkan pada penelitian ini adalah sebagai berikut:

1. Penyakit hipertensi yang diangkat dalam penelitian ini merupakan hipertensi primer dan bukan hipertensi yang disebabkan oleh penyakit lain (sekunder).
2. Memanfaatkan metode *Modified K-Nearest Neighbor* sebagai acuan kerja sistem.

## 1.6 Sistematika Pembahasan

Dalam menyusun skripsi ini, terdapat penulisan yang terstruktur yaitu sebagai berikut:

### **BAB I : PENDAHULUAN**

Pada bab ini berisi latar belakang permasalahan, rumusan masalah, tujuan penelitian, manfaat penelitian, batasan masalah dan sistematika penulisan.

### **BAB II : TINJAUAN PUSTAKA**

Pada bab ini membahas tentang literature review dari penelitian sebelumnya yang terkait dengan masalah yang diangkat dalam penelitian ini serta teori-teori yang mendukung seperti *Modified K-Nearest Neighbor (MKNN)* dan proses klasifikasi risiko hipertensi.

### **BAB III : METODOLOGI PENELITIAN**

Pada bab ini menjelaskan langkah-langkah yang digunakan dalam penelitian ini yaitu studi literatur, analisis kebutuhan sistem, perancangan, implementasi sistem serta pengujian sistem.

### **BAB IV : ANALISIS DAN PERANCANGAN SISTEM**

Pada bab ini membahas perancangan sistem untuk mendapatkan hasil klasifikasi risiko hipertensi, perancangan antarmuka, serta perancangan uji coba dan evaluasi yang dilakukan dalam implementasi metode *Modified K-nearest Neighbor (MKNN)*

### **BAB V: IMPLEMENTASI**

Pada bab ini memuat bagaimana proses implementasi dari perancangan sistem klasifikasi risiko hipertensi serta batasan-batasan implementasi menggunakan metode *Modified K-Nearest Neighbor (MKNN)*.

### **BAB VI : PENGUJIAN DAN ANALISIS**

Bab ini berisi berapa tingkat akurasi dan analisis klasifikasi risiko hipertensi menggunakan *Modified K-Nearest Neighbor*.

**BAB VII : PENUTUP**

Bab ini memuat kesimpulan yang didapatkan setelah melakukan penyelesaian klasifikasi risiko hipertensi dengan optimasi *Modified K-Nearest Neighbor* dengan metode yang diterapkan dan saran untuk pengembangan sistem selanjutnya.





## BAB 2 LANDASAN KEPUSTAKAAN

Pada bab ini membahas yang berkaitan dengan penelitian ini seperti kajian pustaka dan dasar teori yang menunjang dalam melakukan penelitian mengenai Klasifikasi risiko hipertensi dengan metode *Modified K-Nearest Neighbor*.

### 2.1 Kajian Pustaka

Pada subbab ini dibahas tentang penerapan metode *Modified K-Nearest Neighbor*, serta membahas tentang hipertensi seperti faktor-faktor yang mempengaruhi terjadinya hipertensi. *Modified K-Nearest Neighbor* sudah banyak digunakan dalam beberapa penelitian salah satunya untuk klasifikasi.

Klasifikasi merupakan suatu proses membedakan objek berdasarkan kumpulan data latih dimana objek tersebut dikenali, dibedakan dan dipahami. Dalam teknik klasifikasi pembelajaran yang diawasi di mana berbagai pelatihan yang dilakukan sudah ditentukan dengan benar dan pengamatan tersedia. Mengimplementasikan Algoritma klasifikasi disebut pengklasifikasi, dan pengamatan sering dikenal sebagai instance. Ada 2 jenis pelatihan dalam klasifikasi. Keduanya adalah pembelajar yang bersemangat dan pembelajar yang malas. Pelajar yang bersemangat akan membangun model dari tupel pelatihan utama sebelum menerima tupel uji. Pembelajar yang malas adalah seorang pelajar yang hanya menyimpannya (atau hanya melakukan sedikit pemrosesan kecil) dan menunggu sampai itu diberikan tupel uji ketika diberi tupel pelatihan. (Ahmad Wali Satria Bahari Johan, 2020). Pada penelitian ini melakukan perhitungan algoritma tersebut yaitu melakukan perhitungan normalisasi dan perhitungan nilai validitas pada semua data latih lalu melakukan perhitungan *weight voting* terhadap data uji menggunakan validitas data jarak Euclidean dan nilai validitas data yaitu menggunakan metode *Modified K-Nearest Neighbor* (Hamid Parvin, 2010).

### 2.2 Dasar Teori

#### 2.2.1 Tekanan Darah

Tekanan darah sangat penting untuk diketahui apakah seseorang tekanan darahnya tinggi (hipertensi) atau tekanannya normal, bahkan tekanan darah rendah. Tekanan darah memuncak ketika otot jantung memompa darah, siklus tersebut dinamakan sistolik. Sedangkan tekanan darah turun ketika jantung sedang berelaksasi dan diisi ulang dengan darah disebut dengan diastolik (Foundation, 2016).

#### 2.2.2 Hipertensi

Penyakit Hipertensi merupakan penyakit yang mengganggu pembuluh darah menyebabkan oksigen dan nutrisi terhambat kepada jaringan tubuh yang



mempunyai beberapa gejala yang bervariasi pada setiap orang, gejala-gejalanya adalah:

Hipertensi mempunyai beberapa gejala yang bervariasi pada setiap orang, gejala-gejalanya adalah:

1. Jantung berdebar-debar
2. Mudah kelelahan
3. Sakit Kepala
4. Susah bernafas setelah melakukan aktifitas yang berat
5. Hidung berdarah
6. Telinga berdenging
7. Vertigo
8. Wajah memerah
9. Penglihatan kabur
10. Intensitas buang air kecil tinggi pada malam hari

### 2.2.3 Klasifikasi Hipertensi

Untuk klasifikasi hipertensi bagi orang dewasa dibagi kedalam 4 jenis, dari JNC 7 (Services, 2004) Klasifikasi tekanan darah ditunjukkan pada Tabel 2.1.

**Tabel 2.1 Klasifikasi Tekanan Darah**

Klasifikasi Tekanan Darah	Tekanan Darah Sistol (mmHg)	Tekanan Darah Diastol (mmHg)
Normal	<120 mmHg	dan <80mmHg
Prahipertensi	120 – 139 mmHg	atau 80 – 89 mmHg
Hipertensi Tingkat 1	140 – 159 mmHg	Atau 90 – 99 mmHg
Hipertensi Tingkat 2	≥ 160 mmHg	atau ≥ 160 mmHg



### 2.2.4 Faktor Risiko Hipertensi

Suatu penyakit pasti memiliki faktor-faktor bagaimana orang-orang melakukan sesuatu yang berujung pada penyakit yang dideritanya, salah satunya hipertensi.

Beberapa faktor pemicu hipertensi sebagaimana dipaparkan oleh (Kesehatan, 2013) adalah sebagai berikut:

1. Umur
2. Genetik (factor risiko yang tidak bisa diubah)
3. Kebiasaan merokok
4. Konsumsi garam
5. Jenis Kelamin
6. Penggunaan jelantah
7. Sering mengkonsumsi minum-minuman berakohol
8. Stress
9. Kurang aktifitas fisik
10. Riwayat Keluarga

### 2.3 Data Mining

Data mining merupakan suatu proses untuk menganalisis dan mengekstraksi pengetahuan secara otomatis yang melakukan satu atau lebih dari satu teknik *Machine Learning*. Dan data mining merupakan serangkaian dari proses untuk mencari nilai tambah dari kumpulan beberapa data berupa *Knowledge* yang selama ini tidak diketahui secara manual (Hermawati, 2013).

Data mining merupakan istilah yang biasa digunakan untuk menguraikan penemuan pengetahuan yang ada di dalam database. Proses yang digunakan dalam data mining adalah teknik statistik, matematika, kecerdasan buatan, dan pembelajaran komputer untuk mengekstraksi dan mengidentifikasi informasi yang bermanfaat dan pengetahuan yang terkait dari berbagai database besar (Turban, dkk. 2005). Berdasarkan definisi-definisi tersebut, dapat disimpulkan bahwa sebuah proses pencarian untuk menemukan pola atau model dari suatu database yang besar secara otomatis disebut data mining.

#### 2.3.1 Operasi Data Mining

Berdasarkan sifatnya operasi data mining digolongkan menjadi 2, yaitu prediksi (*prediction driven*) dan penemuan (*discovery driven*). Untuk menjawab pertanyaan apa dan sesuatu yang bersifat abstrak atau transparan merupakan sifat yang pertama yaitu prediksi (*predisction driven*). Operasi ini juga digunakan untuk melakukan validasi hipotesis, *querying* dan *reporting*. Penemuan (*discovery driven*) bersifat transparan dan untuk menjawab pertanyaan

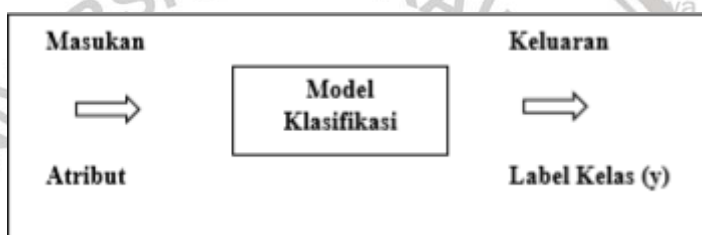


"mengapa?". Sementara Operasi penemuan biasa digunakan untuk analisis data eksplorasi, pemodelan prediktif, segmentasi 9 database, analisis keterkaitan (link analysis) dan deteksi deviasi (Hermawati, 2013).

### 2.3.2 Klasifikasi

Klasifikasi adalah salah satu proses pembelajaran dari suatu fungsi tujuan (target)  $f$  yang memetakan setiap himpunan atribut  $x$  ke satu dari label kelas yang didefinisikan. Fungsi target disebut juga model klasifikasi (Hermawati, 2013). Klasifikasi juga bisa disebut sebuah proses untuk mencari model yang menjelaskan atau membedakan dari beberapa konsep atau kelas data, yang bertujuan tujuan untuk memperkirakan kelas dari suatu objek yang kelasnya tidak diketahui. Di dalam klasifikasi juga terdiri dari beberapa atribut, atribut dapat berupa kontinyu ataupun kategoris, salah satu atribut menunjukkan kelas untuk record yang dinamakan training set (Tan, 2004).

Berikut ini merupakan konsep dari klasifikasi yang ditunjukkan pada Gambar 2.1



**Gambar 2.1 Konsep Klasifikasi**

Dalam klasifikasi dibagi menjadi 2 jenis model. Model klasifikasi yang berfungsi sebagai alat penjelasan untuk membedakan objek-objek dalam kelas-kelas yang berbeda disebut Pemodelan deskriptif (*descriptive modelling*). Klasifikasi yang dapat digunakan untuk memprediksi label kelas record yang tidak ketahui disebut Pemodelan prediktif (*predictive modelling*).

### 2.3.3 Teknik Klasifikasi

Menurut (Jain,2013) klasifikasi merupakan tugas penambangan data yang melakukan pemetaan data ke dalam kelompok kelas. Teknik ini melakukan pengklasifikasian item yang awalnya dari data menuju label kelas yang sudah ditetapkan, membangun model klasifikasi dari kumpulan data input, membangun model yang digunakan untuk memprediksi tren data masa depan. Algoritma yang biasa digunakan adalah *K-Nearest neighbor*, *Klasifikasi Naïve Bayes* (KNN), *Decision tress*, *Neural Network*, dan *Support Vector Machines* (SVM).



## 2.4 K-Nearest Neighbor

Algoritma KNN adalah metode yang menggunakan *supervised* algoritma. Perbedaan antara *supervised learning* dan *unsupervised learning* adalah bahwa pembelajaran terawasi bertujuan mencari pola-pola baru yang terdapat dalam data dengan menghubungkan data yang sudah ada pola dengan data yang baru. Sementara *unsupervised learning* adalah data yang belum memiliki pola yang bertujuan untuk menemukan pola dalam suatu data. KNN dimasukkan sebagai kelompok belajar terpadu. KNN dilakukan dengan mencari kelompok nilai k pada pelatihan terdekat data ke objek pada data baru atau data pengujian. (Ahmad Wali Satria Bahari Johan, 2020) Algoritma ini memiliki 5 (lima) cara, untuk mencari tetangga terdekat yaitu:

1. *Euclidean Distance*
2. *Manhattan Distance*
3. *Cosine Distance*
4. *Correlation Distance*
5. *Hamming Distance*

Penelitian ini penulis hanya menggunakan *Euclidean Distance*, maka rumus perhitungan *Euclidean Distance* ditunjukkan sebagai berikut:

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

### Persamaan 2.2 Rumus Perhitungan Jarak *Euclidean*

Nilai  $X_i$  berupa nilai data training, sedangkan nilai  $Y_i$  berupa nilai data testing. Sementara Nilai  $K$  adalah dimensi atribut. Tahapan untuk menghitung algoritma tersebut:

1. Menentukan nilai  $k$ .
2. Melakukan perhitungan kuadrat jarak euclid (*query instance*) dari masing-masing objek kepada data latih yang sudah dimasukkan.
3. Setelah itu melakukan pengurutan objek-objek tersebut masuk ke dalam kelompok yang mempunyai jarak euclid terkecil.
4. Mengumpulkan label class  $Y$  (klasifikasi tetangga terdekat).
5. Melakukan kategorisasi Nearest Neighbor mana yang paling banyak maka dapat diprediksikan nilai *query instance* yang sudah dihitung.



## 2.5 Modified K-Nearest Neighbor

Ada beberapa algoritma yang digunakan untuk klasifikasi, salah satunya adalah *Modified K-Nearest Neighbor*. Algoritma ini merupakan perkembangan dari algoritme KNN dan memiliki cara kerja yang sama yaitu mengelompokkan data baru dengan  $k$  tetangga yang terdekat. Hal yang menjadi dasar dalam metode ini adalah menghitung nilai validitas untuk semua data latih. Setelah itu melakukan perhitungan *weight voting* kepada semua data uji menggunakan nilai validitas data (Hamid Parvin, 2010).

### 2.5.1 Nilai Validitas

Setiap data latih yang sudah dihitung dalam algoritma ini sebelumnya sudah harus divalidasi dan tergantung pada setiap tetangga terdekatnya. Setelah melakukan perhitungan tersebut, maka hasil validitas itu digunakan sebagai informasi yang lebih mengenai data yang telah dihitung. Rumus perhitungan nilai validitas ditunjukkan pada Persamaan 2.1.

$$Validity(x) = \frac{1}{H} \sum_{i=1}^H S(lbl(x), lbl(Ni(x))) \quad (2.1)$$

Keterangan:

$Validity$  = Validitas antar data latih

$H$  = Jumlah tetangga terdekat

$i$  = Nilai terbaik bernilai 1

$lbl(x)$  = Label kelas  $x$

$lbl(Ni(x))$  = Label kelas yang titik terdekat dengan  $x$

Fungsi  $S$  digunakan perhitungan kesamaan antara titik  $x$  dan data ke- $i$  dari tetangga terdekat. Rumus perhitungan  $S$  ditunjukkan pada Persamaan 2.2.

$$S(a, b) = \begin{cases} 1 & a = b \\ 0 & a \neq b \end{cases} \quad (2.2)$$

Keterangan:

$S$  = Similarity

$a$  = Kelas  $a$  pada data latih

$b$  = Kelas selain  $a$  pada data latih

### 2.5.2 Euclidean Distance

Tahap selanjutnya adalah menghitung jarak antar data latih dengan data uji. Pada algoritma ini memiliki 5 langkah untuk mencari jarak tetangga terdekat yaitu *Euclidean Distance*, *Manhattan Distance*, *Cosine Distance*, *Colleration Distance*, dan *Hamming Distance*. Pada penelitian ini penulis menggunakan *Euclidean Distance* untuk mencari jarak tetangga terdekat. Rumus untuk menghitung jarak dengan *Euclidean Distance* ditunjukkan pada persamaan 2.3.



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

(2.3)

**Persamaan 2.3 Rumus Perhitungan Jarak Euclidean**

Keterangan:

$d(x,y)$  = Jarak Euclidean antara titik data latih x dan titik data uji y

$X_i$  = Sampel data latih

$Y_i$  = Data uji

$N$  = Dimensi atribut

Variabel X merupakan variabel data latih dan variabel y merupakan variabel data uji. Sebelum melakukan klasifikasi data kontinu terlebih dahulu dinormalisasi atau distandardisasi. Normalisasi sendiri bertujuan agar mencegah atribut yang mempunyai nilai yang rentang terlalu besar agar seimbang dengan atribut yang bernilai lebih kecil. Untuk mengubah nilai atribut dapat jatuh pada range tertentu menggunakan perhitungan normalisasi Min – Max. Min – max dapat dihitung dengan Persamaan (2.3).

$$ndata = \frac{(v - min) * (nmax - nmin)}{max - min} + nmin$$

Keterangan:

$ndata$  = data hasil normalisasi

$v$  = data sebelum dinormalisasi

$Min$  = nilai minimum dari data

$Max$  = nilai maksimum dari data

$nmax$  = skala maksimum yang kita berikan

$nmin$  = skala minimum yang kita berikan

Tahapan yang digunakan untuk melakukan perhitungan metode algoritme KNN diawali dengan menentukan parameter K yang merupakan Jumlah tetangga paling terdekat. Kemudian melakukan perhitungan jarak Euclidean dari masing – masing data latih yang telah dimasukkan. Hasil dari perhitungan jarak Euclidean diurutkan dari jarak terkecil menuju jarak terbesar dan menentukan nilai K yang digunakan.

**2.5.3 Weight Voting**

Tahapan awal untuk melakukan perhitungan *weight voting* adalah bobot dari masing-masing tetangga dihitung menggunakan  $1 / (d_e + \alpha)$ , kemudian dikalikan dengan nilai validitas berdasarkan *cosine similarity* setiap data. Teknik ini

berpengaruh besar terhadap data yang mempunyai nilai validitas lebih tinggi dan nilai yang terdekat dengan data. Setiap data yang memiliki masalah terhadap jarak dan bobot bisa diatasi dengan perkalian nilai validitas dengan jarak. Rumus perhitungan *weight voting* ditunjukkan pada Persamaan 2.11.

$$W(i) = \text{Validity}(i) \times \frac{1}{d_e + \alpha} \quad (2.4)$$

Keterangan:

$W$  = Bobot antara data uji dengan data latih ke- $i$

$i$  = Jumlah data latih

$\text{Validity}$  = Validitas data latih

$d_e$  = Jarak data latih

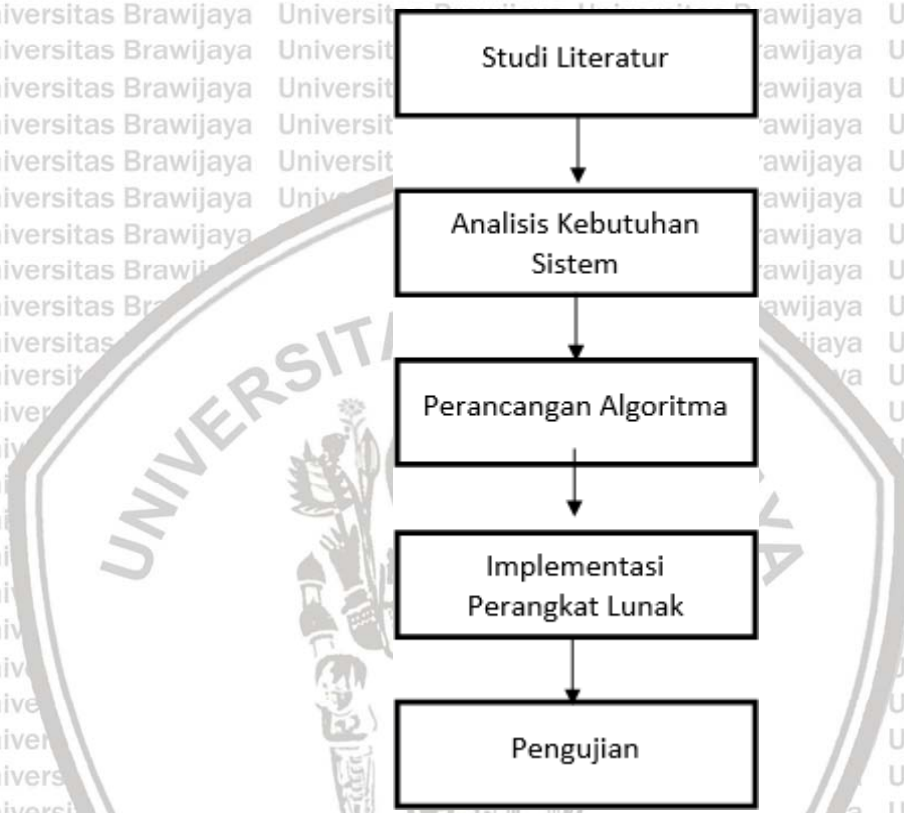
$\alpha$  = *Regular smoothing* menggunakan nilai 0,5





### BAB 3 METODOLOGI

Bagian ini membahas tentang metode atau tahapan-tahapan yang digunakan dalam pembuatan aplikasi Klasifikasi Risiko Hipertensi Menggunakan *Modified K-Nearest Neighbor*. Tahapan sistem secara umum digambarkan pada Gambar 3.1



Gambar 3. 1 Diagram Alir Metode Penelitian

Gambar diatas merupakan tahapan penelitian skripsi yang dijelaskan sebagai berikut:

1. Mengumpulkan beberapa literatur terkait mengenai metode yang akan digunakan selama penelitian skripsi ini berlangsung.
2. Melakukan analisa terhadap kebutuhan sistem.
3. Melakukan perancangan sistem.
4. Mengimplementasikan hasil analisa dan perancangan sistem yang telah dilakukan.
5. Melakukan pengujian terhadap sistem.

### 3.1 Tipe Penelitian

Penelitian non-implementatif analitik merupakan jenis penelitian yang dipilih. Prosesnya adalah menganalisis ulang penelitian yang sudah pernah dilakukan dengan menggunakan metode yang berbeda. Lalu pada akhirnya dilihat apa saja factor yang bisa mempengaruhi hasil penelitian.

### 3.2 Strategi Penelitian

Penelitian dimulai dari studi kepustakaan untuk mencari metode yang tepat dalam memecahkan suatu masalah agar bisa diketemukan solusinya. Referensi yang digunakan relevan dengan apa yang dibahas pada penelitian ini, yang bersumber dari buku, jurnal, *paper* maupun penelitian terkait. Studi kepustakaan yang diterapkan pada penelitian ini digunakan sebagai acuan dan landasan teori untuk dipelajari serta dianalisis lebih dalam terkait dengan permasalahan yang ada lalu dilanjutkan dengan data penyakit hipertensi untuk diproses secara normalisasi data lalu dihitung dengan metode *Modified K-Nearest Neighbor* serta menghitung evaluasi untuk tahap akhirnya, skenario yang dilakukan ditunjukkan sebagai berikut:

1. Masukan berupa data penyakit hipertensi yang digunakan sebagai data uji. Data dinormalisasi kemudian dihitung menggunakan metode *Modified K-Nearest Neighbor*.
2. Keluaran berupa hasil klasifikasi apakah apakah penderita beresiko rendah atau tinggi.

### 3.3 Teknik Pengumpulan Data

Data yang digunakan adalah data primer, sementara metode quisioner merupakan teknik pengumpulan data yang digunakan dalam penelitian ini. Terdapat 150 data yang didapatkan dari Klinik Griya Bromo. Data yang didapatkan yaitu usia, jenis kelamin, tekanan darah (Sistol dan Diastol), lingkar perut, tinggi badan, berat badan, berat massa indeks, intensitas konsumsi makanan berlemak, intensitas konsumsi kafein, intensitas konsumsi gula, intensitas konsumsi garam, merokok, minuman berakohol, riwayat keluarga dan intensitas olahraga. Data lengkap terlampir pada lampiran 1.

### 3.4 Peralatan Pendukung Penelitian

Berikut adalah beberapa peralatan yang dibutuhkan untuk melakukan penelitian mengenai klasifikasi berita:

1. Perangkat keras yang digunakan spesifikasinya seperti berikut ini:
  - a. Processor Intel® Core™ i5-8200U CPU @ 1.70GHz 2.40 GHz



- b. Kapasitas Memori (RAM) sebesar 4.00 GygaBytes
  2. Perangkat lunak yang digunakan spesifikasinya seperti berikut ini:
    - a. OS Windows 8.1 64 bit
    - b. Visual Studio Code

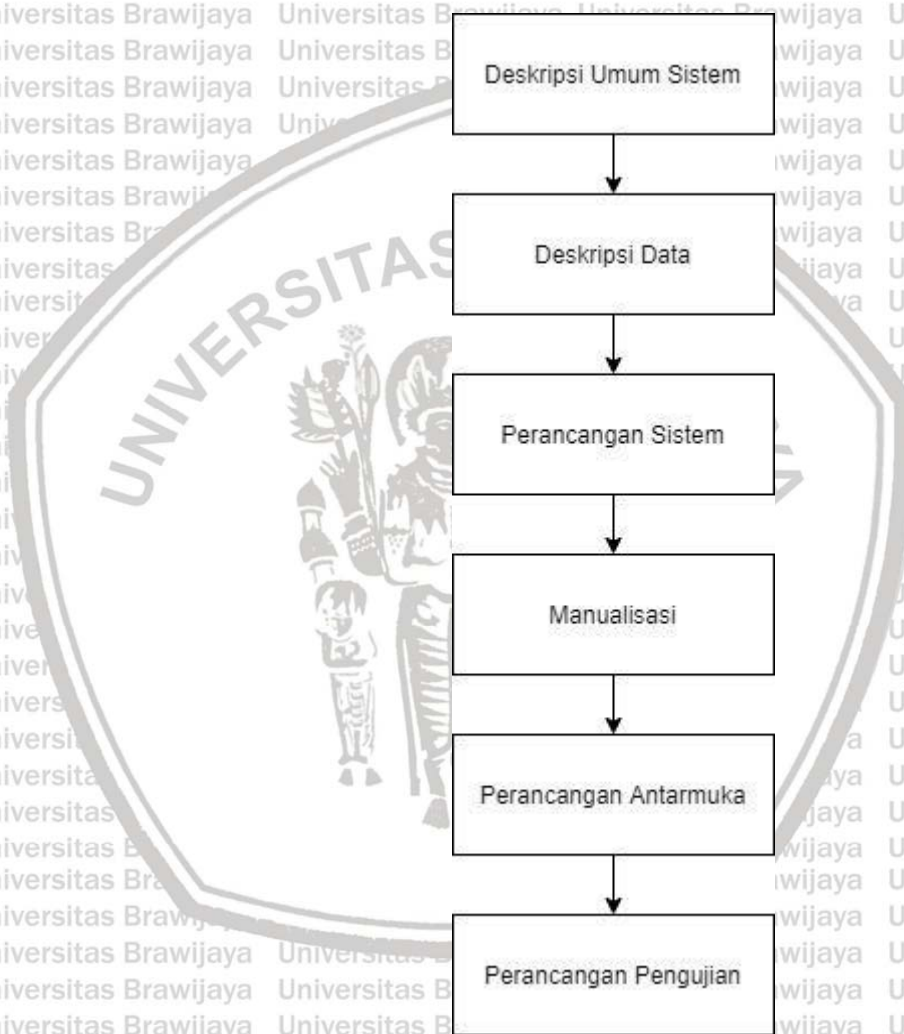
### 3.5 Implementasi Algoritma

Implementasi pada sistem menggunakan bahasa pemrograman C#, dari pembuatan proses masukkan data hingga hasil keluaran berupa hasil klasifikasi mengenai risiko hipertensi. Tahapannya dimulai dari implementasi pada normalisasi hingga penerapan metode *Modified K-Nearest Neighbor* yang menggunakan bahasa pemrograman C#.



## BAB 4 PERANCANGAN SISTEM

Bagian ini berisi perancangan perangkat lunak yang diperlukan untuk merancang sistem yang dapat berguna dan membantu petugas Klinik Bromo dalam menentukan penderita hipertensi menggunakan metode Modified K-Nearest Neighbor. Bab ini meliputi deskripsi sistem umum, deskripsi data, desain sistem, perhitungan manual, desain antarmuka. Aliran proses yang akan dilakukan pada bab ini ditunjukkan pada gambar 4.1.



Gambar 4.1 Diagram Alir Perancangan Sistem



## 4.1 Deskripsi Umum Sistem

Sistem penentuan tingkat risiko hipertensi berdasarkan data kuisioner dari Klinik Bromo tahun 2019 adalah sistem yang dikembangkan dalam penelitian ini. *Modified K-Nearest Neighbor* (MKNN) merupakan metode yang digunakan dalam sistem ini dengan menggunakan dataset data peserta berupa lima belas parameter yaitu umur, jenis kelamin, tekanan darah, lingkar perut, tinggi badan, berat badan, indeks massa berat badan, konsumsi makanan berlemak, konsumsi kafein, konsumsi garam, konsumsi gula, konsumsi alkohol, merokok, faktor keturunan dan olah raga dengan memproduksi dua kelas yaitu menurut Tinggi dan Rendah.

Tahapan pertama sistem membaca data yang telah disimpan dalam file excel berekstensi .xls yang digolongkan menjadi dua lembar kerja yaitu data latih dan data uji yang disimpan sementara di memori sistem sebelum digunakan untuk proses selanjutnya. Tahapan yang kedua, sistem akan menormalkan data dari data yang telah dimasukkan pada proses pertama. Kemudian sistem akan melakukan perhitungan jarak antar data yang akan dimasukkan kedalam perhitungan nilai validitas masing-masing data latih. Setiap data latih memiliki nilai validitas yang diperoleh dari masukkan jarak tiap data latih dan nilai K. Tahapan ketiga adalah sistem melakukan perhitungan jarak antara data latih dan data uji bernilai yang kemudian dapat digunakan sebagai masukkan ke dalam perhitungan pembobotan berdasarkan *weight voting*. Langkah keempat, berdasarkan nilai pembobotan yang dihasilkan, akan menentukan kelas Tinggi atau rendah yang sesuai dalam proses klasifikasi Hipertensi. Proses kelima, menghitung tingkat ketelitian pada sistem yang dikembangkan.

## 4.2 Deskripsi Data

Dalam penelitian ini dataset yang digunakan yaitu berupa data yang didapat dari Klinik Bromo Malang pada jangka waktu bulan November hingga Desember 2019 sebanyak 150 data . Parameter yang digunakan dalam klasifikasi resiko penderita hipertensi ada lima belas yaitu usia, jenis kelamin, tekanan darah, lingkar perut, tinggi badan, berat badan, berat badan, berat massa indeks, konsumsi makanan berlemak, konsumsi kafein, konsumsi gula, konsumsi garam, merokok, konsumsi alkohol, keturunan, olahraga. Dari 150 peserta ada 53 yang berisiko tinggi, sedangkan sebanyak 97 peserta berisiko rendah. Parameter beserta kode parameter ditunjukkan Tabel 4.1.

**Tabel 4.1 Kode Parameter**

No.	Nama Parameter	Kode Parameter
1	Usia	P1
2	Jenis Kelamin	P2



3	Tekanan darah Sistol	P3
4	Tekanan darah Diastol	P4
5	Lingkar perut	P5
6	Tinggi badan	P6
7	Berat badan	P7
8	Berat massa indeks	P8
9	Konsumsi makanan berlemak	P9
10	Konsumsi Kafein	P10
11	Konsumsi gula	P11
12	Konsumsi garam	P12
13	Merokok	P13
14	Konsumsi alkohol	P14
15	Keturunan	P15
16	Olahraga	P16

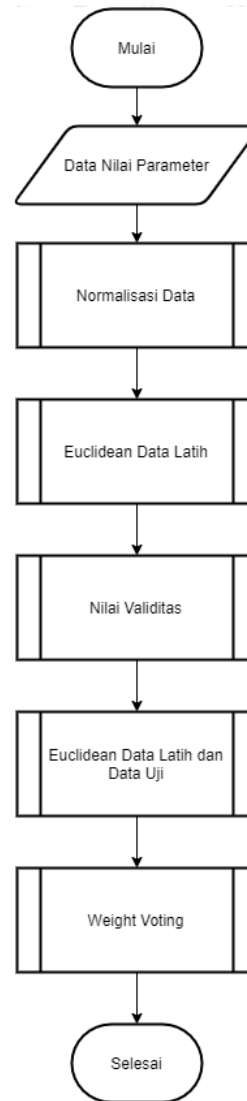
### 4.3 Perancangan Sistem

Pada bagian perancangan sistem ini akan dijelaskan proses-proses yang diperlukan untuk membangun suatu sistem guna memenuhi kebutuhan perawat klinik bromo, sistem yang akan dibangun adalah sistem klasifikasi tingkat risiko hipertensi dengan menggunakan *Modified K-Nearest Neighbor*. Sistem akan menerima masukan berupa data parameter peserta, yang kemudian diolah oleh sistem untuk menghasilkan keluaran berupa hasil tingkat risiko peserta.

#### 4.3.1 Perancangan proses

Proses awal sistem dalam memberikan tingkat risiko hipertensi adalah dengan memasukkan data berupa data nilai dari parameter audience yang selanjutnya akan melakukan normalisasi data agar range datanya tidak terlalu jauh. Setelah melakukan normalisasi data, sistem selanjutnya akan memulai proses klasifikasi MKNN dengan menghitung jarak Euclidean antar data latih. Setelah diperoleh hasil euclidean dilanjutkan dengan menghitung validitas data latih berdasarkan nilai euclidean data latih. Proses terakhir adalah menghitung voting bobot yang dapat digunakan sistem sebagai output dari penetapan kualitas susu sapi sesuai SNI atau tidak sesuai SNI. Diagram alir proses sistem ditunjukkan pada Gambar 4.2.

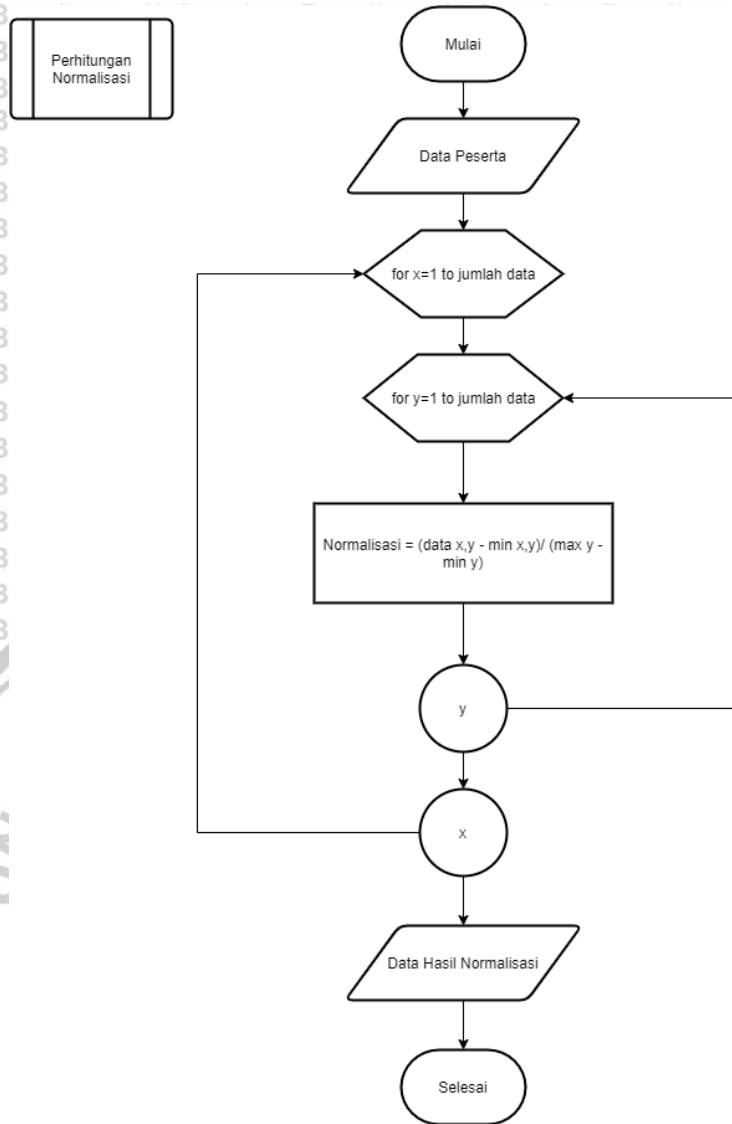




Gambar 4.2 Diagram alir proses sistem

#### 4.3.2 Proses normalisasi data

Data yang digunakan dalam proses klasifikasi menggunakan metode Modified K-Nearest Neighbor harus dinormalisasi terlebih dahulu, yang bertujuan agar range data berada pada range [0,1] agar data yang satu dengan data yang lain tidak terlalu jauh dalam range tersebut. , data yang akan digunakan dalam penelitian ini adalah nilai parameter audience. Pertama, proses perhitungan normalisasi dimulai saat pengguna memasukkan beberapa data nilai parameter yang kemudian diulang oleh sistem dengan sejumlah data tingkat risiko hipertensi yang telah dimasukkan sebelumnya, kemudian dilakukan perhitungan normalisasi. Dalam melakukan perhitungan normalisasi ini menggunakan Persamaan (2.2) yang menghasilkan keluaran sebanyak data yang dimasukkan. Diagram alir normalisasi data ditunjukkan pada Gambar 4.3



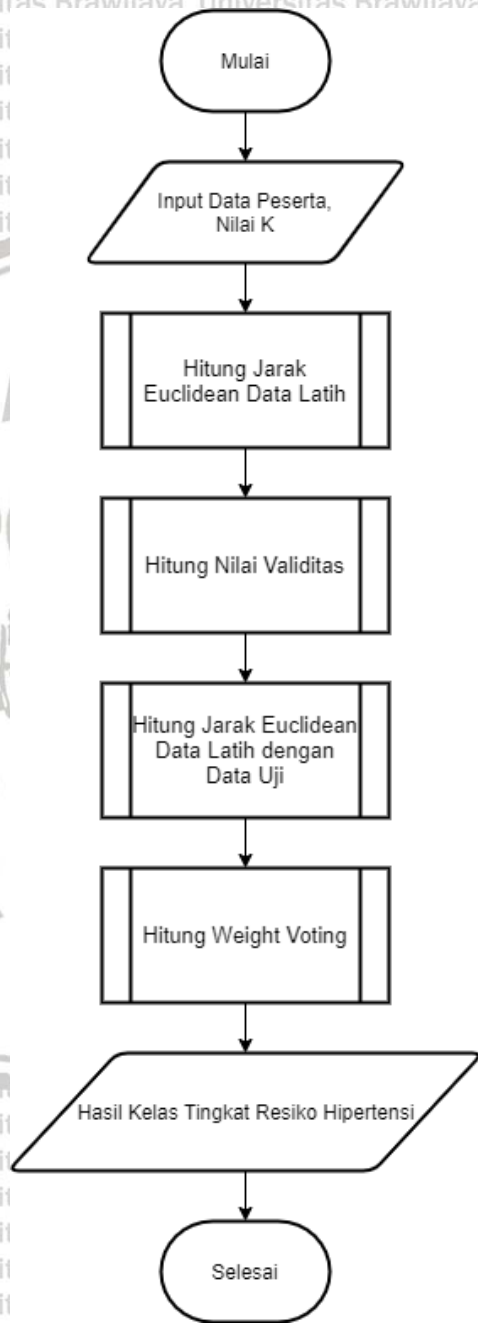
Gambar 4.3 Diagram Alir Normalisasi Data

### 4.3.3 Proses Klasifikasi MKNN

Pada proses klasifikasi Modified K-Nearest Neighbor ini berfungsi sebagai pendukung pengambilan keputusan yang berdasarkan dari hasil yang menentukan mutu susu sapi. Proses perhitungan yang dilakukan dalam Modified K-Nearest Neighbor meliputi perhitungan jarak Euclidean, perhitungan nilai validitas dan perhitungan weight voting. Proses perhitungan jarak Euclidean dilakukan pada data latih dalam setiap parameter, kemudian proses selanjutnya yaitu menghitung nilai validitas data latih berdasarkan hasil nilai jarak Euclidean yang sebelumnya telah dihitung, setelah itu menghitung nilai jarak Euclidean antara data uji dengan data latih dalam setiap parameter. Dan yang terakhir dalam proses perhitungan Modified K-Nearest Neighbor adalah menghitung



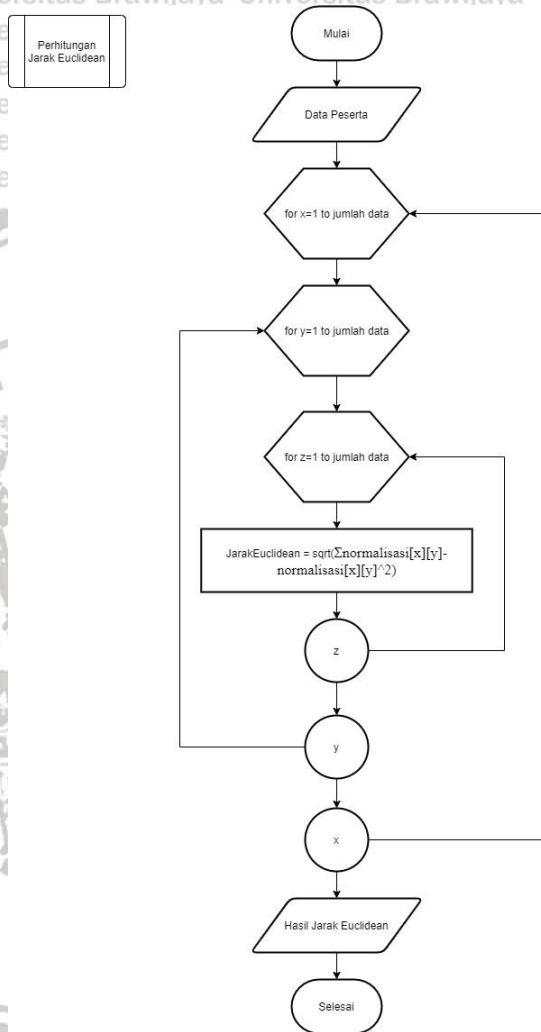
weight voting yang berdasarkan pada hasil nilai validitas dan hasil nilai jarak Euclidean data uji. Setelah melakukan perhitungan weight voting, sistem akan mengurutkan hasil nilai weight voting dari hasil nilai yang paling besar hingga nilai yang paling kecil yang menghasilkan berupa hasil penentuan mutu susu sapi. Diagram alir proses klasifikasi MKNN ditunjukkan pada Gambar 4.4.



Gambar 4.4 Diagram alir proses klasifikasi MKNN

### 4.3.4 Perhitungan Jarak Euclidean

Pada perhitungan jarak *Euclidean*, pertama dimulai dengan memasukkan dataset nilai parameter setiap komposisi yang nantinya akan dilanjutkan dengan menggunakan proses inisialisasi awal. Selanjutnya akan digunakan Persamaan (2.1) yang berfungsi untuk melakukan perhitungan jarak *Euclidean* dan menghasilkan nilai jarak *Euclidean*. Diagram alir proses perhitungan jarak *Euclidean* ditunjukkan pada Gambar 4.5.

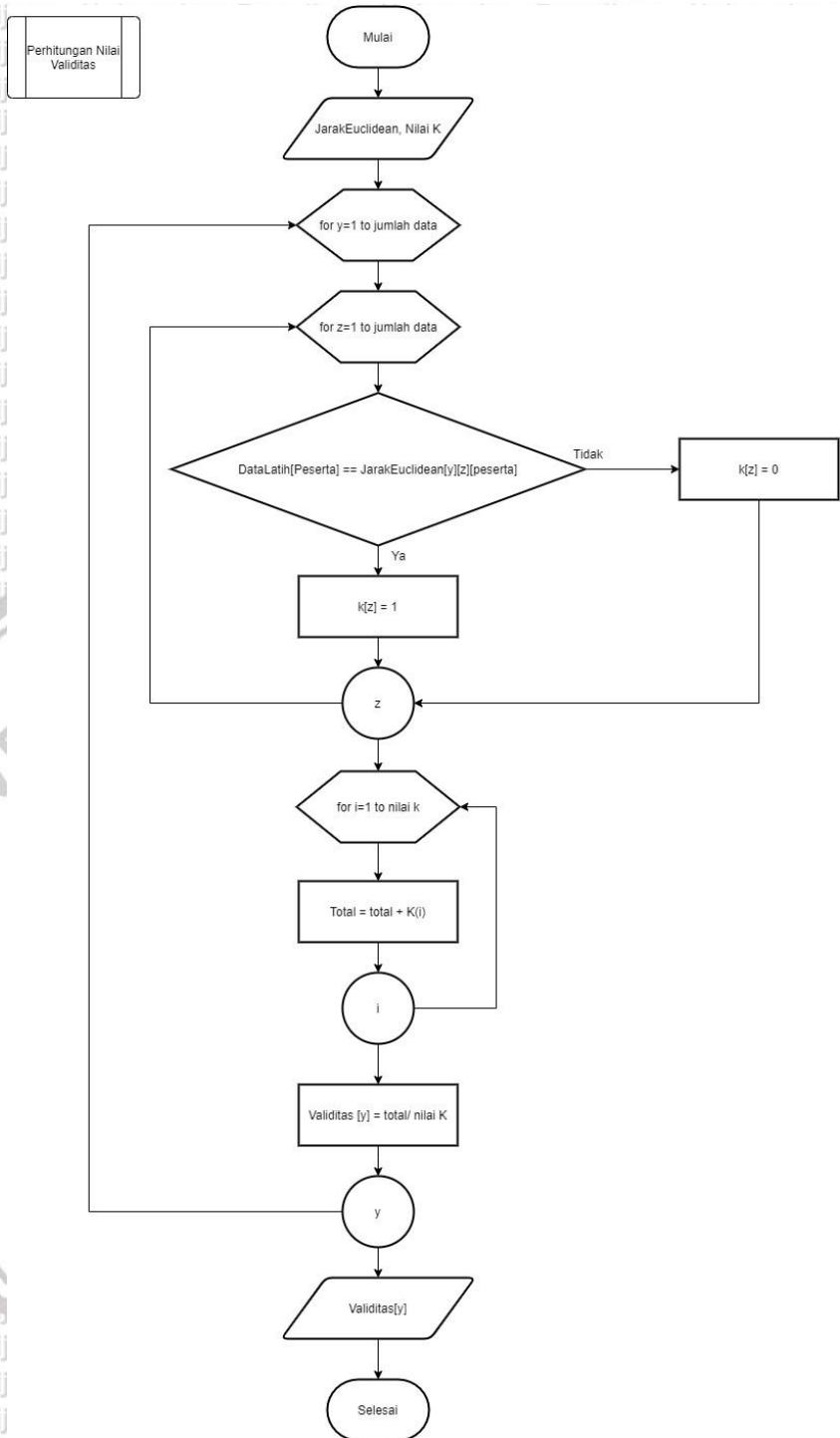


Gambar 4. 5 Diagram alir proses perhitungan Jarak Euclidean

### 4.3.5 Perhitungan Nilai Validitas

Pada proses perhitungan validitas, pertama  $\Sigma$  dimulai dengan memasukkan data latih berupa data nilai parameter peserta dan menentukan nilai K. Setelah itu menggunakan Persamaan (2.3) untuk melakukan perhitungan validitas. Diagram alir proses perhitungan validitas ditunjukkan pada Gambar 4.6.





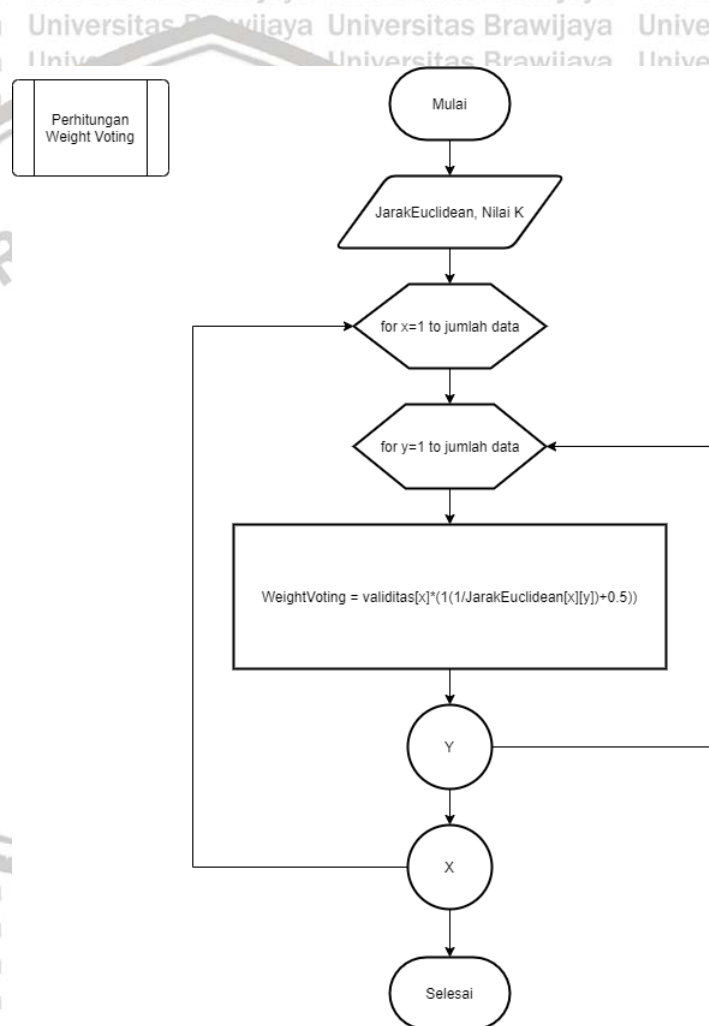
**Gambar 4.6 Diagram alir proses perhitungan Nilai Validitas**

Setelah melakukan input data latih berupa nilai parameter peserta dan menentukan nilai dari K, kemudian sistem akan melakukan perhitungan jarak *Euclidean* antar tiap data latih untuk mengetahui jarak terdekat dari setiap tetangga. Setelah itu sistem akan membandingkan nilai jarak *Euclidean* dari setiap data latih dengan setiap kelasnya, dengan syarat jika kelasnya sama maka akan bernilai 1, jika kelasnya tidak sama maka bernilai 0. Setelah didapatkan nilai

dari setiap variabel K, maka semua nilai tersebut akan dijumlahkan kemudian dibagi dengan nilai K yang telah ditentukan untuk mendapatkan nilai validitas.

#### 4.3.6 Perhitungan Weight Voting

Pada proses perhitungan *weight voting* terdapat beberapa tahapan proses yaitu diantaranya adalah memasukkan nilai jarak *Euclidean* data uji dengan data latih dan nilai validitas yang sebelumnya telah dihitung, lalu setelah itu sistem akan melakukan perulangan yang kemudian akan melakukan perhitungan *weight voting* dengan menggunakan Persamaan (2.4). Diagram alir proses perhitungan *weight voting* ditunjukkan pada Gambar 4.7.



Gambar 4.7 Diagram alir proses perhitungan Weight Voting



#### 4.4 Manualisasi

Pada penelitian ini, metode yang digunakan dalam menentukan Risiko Hipertensi adalah menggunakan metode *Modified K-Nearest Neighbor*. Berikut merupakan tahapan proses yang akan dilakukan pada perhitungan manualisasi.

1. Menentukan nilai dari K, yang berfungsi untuk mengetahui manakah tetangga terdekat dari setiap data. Pada perhitungan manualisasi ini, nilai K adalah K = 3.
2. Melakukan normalisasi data, untuk *range* pada setiap data tidak terlalu jauh yaitu nilai sebesar antara 0 sampai 1.
3. Melakukan perhitungan jarak *Euclidean* antar data latih yang berfungsi untuk mengetahui jarak terdekatnya.
4. Melakukan perhitungan nilai validitas data latih yang berdasarkan pada proses perhitungan jarak *Euclidean*.
5. Melakukan perhitungan nilai jarak *Euclidean* antara data uji dan data latih.
6. Melakukan perhitungan *weight voting* yang berdasarkan pada proses nilai perhitungan jarak *Euclidean* antara data uji dengan data latih dan nilai perhitungan validitas data.
7. Menentukan kelas yang berdasarkan dari data uji berdasarkan nilai K yang telah ditentukan.

Data yang digunakan untuk perhitungan manualisasi pada penelitian ini adalah data nilai parameter dari peserta yang terdiri dari 15 data dataset seperti pada Tabel 4.2, dari dataset tersebut akan dipisahkan menjadi 10 data latih dan 5 data uji. Untuk lebih jelasnya, data latih terdapat pada Tabel 4.3 dan untuk data uji terdapat pada Tabel 4.4.

**Tabel 4.2 Data Latih**

No.	Usia	Jenis Kelamin	Tekanan Darah		L. Perut	TB	BB	BMI	M. Berlemak	Kon. Kafein	Kon. Gula	Kon. Garam	Merokok	Kon. Alkohol	Keturunan	Olahraga	Resiko
			Sistol	Diastol													
65	1	1	152	98	78	1,63	62,7	50,4735	Jarang	≤ 3 gelas	≤ 4 sdm	≤ 1 sdt	1	0	1	0	Rendah
37	1	1	126	92	84	1,63	72,2	58,121	Jarang	Tidak	> 4 sdm	> 1 sdt	1	0	0	0	Tinggi
41	0	0	125	83	94	1,51	61,2	49,266	Jarang	Tidak	≤ 4 sdm	≤ 1 sdt	0	0	0	0	Rendah

4	56	0	170	105	101	1,51	74,2	59,731	Sering	Tidak	> 4 sdm	> 1 sdt	0	0	1	0	Tinggi
5	57	1	172	110	83	1,46	50,3	40,4915	Sering	Tidak	≤ 4 sdm	≤ 1 sdt	0	0	1	0	Tinggi
6	56	1	138	91	75	1,47	68,1	54,8205	Sering	≤ 3 gelas	> 4 sdm	≤ 1 sdt	1	0	0	1	Tinggi
7	57	1	146	96	93	1,56	63,6	51,198	Sering	> 3 gelas	≤ 4 sdm	> 1 sdt	1	1	0	1	Tinggi
8	56	0	178	120	84	1,53	62,3	50,1515	Sering	> 3 gelas	≤ 4 sdm	> 1 sdt	1	0	1	0	Tinggi
9	44	1	126	89	92	1,44	76,5	61,5825	Jarang	Tidak	> 4 sdm	> 1 sdt	0	1	1	1	Tinggi
10	52	0	165	116	85	1,55	50,2	40,411	Jarang	≤ 3 gelas	≤ 4 sdm	≤ 1 sdt	1	0	0	0	Rendah

Tabel 4.3 Data Uji

No	Usia	Jenis Kelamin	Tekanan Darah		L. Perut	TB	BB	BMI	M. Berlemak	Kon. Kafein	Kon. Gula	Kon. Garam	Merokok	Kon. Alkohol	Keturunan	Olahraga	Resiko Hipertensi
			Sistol	Diastol													
121	44	0	142	85	85	1,62	62,5	50,3125	Sering	>3 gelas	≤4sdm	≤1sdt	1	0	0	1	Tinggi
122	62	1	149	79	91	1,47	60,5	48,7025	Jarang	≤3 gelas	>4sdm	≤1sdt	0	0	1	0	Rendah
123	70	1	143	85	83	1,58	56,7	45,6435	Jarang	Tidak	≤4sdm	≤1sdt	0	0	0	0	Rendah
124	63	1	155	80	78	1,49	53,8	43,309	Jarang	Tidak	>4sdm	≤1sdt	1	0	1	1	Tinggi
125	36	0	142	103	83	1,44	66,9	53,8545	Sering	Tidak	≤4sdm	≤1sdt	0	0	1	0	Rendah

Tabel 4.4 Dataset

No	Usia	Jenis Kelamin	Tekanan Darah		L. Perut	TB	BB	BMI	M. Berlemak	Kon. Kafein	Kon. Gula	Kon. Garam	Merokok	Kon. Alkohol	Keturunan	Olahraga	Resiko Hipertensi
			Sistol	Diastol													
1	63	1	152	98	78	1,63	62,7	50,4735	Jarang	≤ 3 gelas	≤ 4 sdm	≤ 1 sdt	1	0	1	0	Rendah
2	37	1	126	92	84	1,63	72,2	58,121	Jarang	Tidak	> 4 sdm	> 1 sdt	1	0	0	0	Tinggi
3	41	0	125	83	94	1,51	61,2	49,266	Jarang	Tidak	≤ 4 sdm	≤ 1 sdt	0	0	0	0	Rendah
4	56	0	170	105	101	1,51	74,2	59,731	Sering	Tidak	> 4 sdm	> 1 sdt	0	0	1	0	Tinggi
5	57	1	172	110	83	1,46	50,3	40,4915	Sering	Tidak	≤ 4 sdm	≤ 1 sdt	0	0	1	0	Tinggi
6	56	1	138	91	75	1,47	68,1	54,8205	Sering	≤ 3 gelas	> 4 sdm	≤ 1 sdt	1	0	0	1	Tinggi
7	57	1	146	96	93	1,56	63,6	51,198	Sering	> 3 gelas	≤ 4 sdm	> 1 sdt	1	1	0	1	Tinggi
8	56	0	178	120	84	1,53	62,3	50,1515	Sering	> 3 gelas	≤ 4 sdm	> 1 sdt	1	0	1	0	Tinggi
9	44	1	126	89	92	1,44	76,5	61,5825	Jarang	Tidak	> 4 sdm	> 1 sdt	0	1	1	1	Tinggi
10	52	0	165	116	85	1,55	50,2	40,411	Jarang	≤ 3 gelas	≤ 4 sdm	≤ 1 sdt	1	0	0	0	Rendah
11	44	0	142	85	85	1,62	62,5	50,3125	Sering	>3 gelas	≤4sdm	≤1sdt	1	0	0	1	Tinggi



122	62	1	149	79	91	1,47	60,5	48,7025	Jarang	≤3 gelas	>4sdm	≤1sdt	0	0	1	0	Renc
123	70	1	143	85	83	1,58	56,7	45,6435	Jarang	Tidak	≤4sdm	≤1sdt	0	0	0	0	Renc
124	63	1	155	80	78	1,49	53,8	43,309	Jarang	Tidak	>4sdm	≤1sdt	1	0	1	1	Tingg
125	56	0	142	103	83	1,44	66,9	53,8545	Sering	Tidak	≤4sdm	≤1sdt	0	0	1	0	Renc

#### 4.4.1 Menentukan Nilai K

Langkah pertama dari perhitungan manualisasi metode *Modified K-Nearest Neighbor* adalah menentukan nilai K, yang berfungsi untuk menentukan manakah tetangga terdekatnya. Pada perhitungan manualisasi ini, nilai dari K adalah K = 3.

#### 4.4.2 Normalisasi Data

Langkah kedua setelah menentukan nilai K adalah melakukan perhitungan normalisasi data untuk setiap data latih dan data uji yang berfungsi agar nilai *range* dari data tidak terlalu jauh yaitu sebesar antara 0 sampai 1. Pada proses ini menggunakan Persamaan (2.2). Hasil dari normalisasi data ditunjukkan pada Tabel 4.5 untuk data latih dan Tabel 4.6 untuk data uji.

- a. Normalisasi data pada data latih kolom pertama baris pertama.

$$N_{data} = \frac{63 - 37}{63 - 37} + 0 = 1$$

- b. Normalisasi data pada data latih kolom pertama baris kelima.

$$N_{data} = \frac{57 - 37}{63 - 37} + 0 = 0,7692$$

**Tabel 4.5 Normalisasi Data Latih**

No	Usia	Jenis Kelamin	Tekanan Darah		L. Perut	TB	BB	BMI	M. Berlemak	Kon. Kafein	Kon. Gula	Kon. Garam	Merokok	Kon. Alkohol	Keturunan
			Sistol	Diastol											
1	62	1	0,509434	0,405405	0,115385	1	0,475285	0,475285	0	0,5	0	0	1	0	1
2	70	1	0,018868	0,243243	0,346154	1	0,836502	0,836502	0	0	1	1	1	0	0
3	63	0	0	0	0,730769	0,368421	0,418251	0,418251	0	0	0	0	0	0	0
4	70	0	0,849057	0,594595	1	0,368421	0,912548	0,912548	1	0	1	1	0	0	1
5	56	1	0,886792	0,72973	0,307692	0,105263	0,003802	0,003802	1	0	0	0	0	0	1
6	70	1	0,245283	0,216216	0	0,157895	0,680608	0,680608	1	0,5	1	0	1	0	0
7	56	1	0,396226	0,351351	0,692308	0,631579	0,509506	0,509506	1	1	0	1	1	1	0
8	70	0	1	1	0,346154	0,473684	0,460076	0,460076	1	1	0	1	1	0	1
9	63	1	0,018868	0,162162	0,653846	0	1	1	0	0	1	1	0	1	1
10	56	0	0,754717	0,891892	0,384615	0,578947	0	0	0	0,5	0	0	1	0	0

Untuk selanjutnya, melakukan perhitungan normalisasi pada data uji. Perhitungan yang dilakukan sama dengan perhitungan normalisasi data latih yaitu menggunakan Persamaan (2.2).

a. Normalisasi data pada data uji kolom pertama baris pertama

$$N_{data} = \frac{44 - 36}{70 - 36} + 0 = 0,2352$$

b. Normalisasi data pada data uji kolom pertama baris ketiga

$$N_{data} = \frac{70 - 36}{70 - 36} + 0 = 1$$

Tabel 4.6 Normalisasi Data Uji

No	Usia	Jenis Kelamin	Tekanan Darah		L. Perut	TB	BB	BMI	M. Berlemak	Kon. Kafein	Kon. Gula	Kon. Garam	Merokok	Kon. Alkohol	Keturunan
			Sistol	Diastol											
1	0,23	294	0	0,25	0,777778	1	0,664122	0,664122	1	1	0	0	1	0	0
2	0,76	706	1	0,538462	1	0,166667	0,51145	0,51145	0	0,5	1	0	0	0	1
3	1	1	0,076923	0,25	0,555556	0,777778	0,221374	0,221374	0	0	0	0	0	0	0
4	0,79	118	1	0,041667	0	0,277778	0	0	0	0	1	0	1	0	1
5	0	0	0	1	0,777778	0	1	1	1	0	0	0	0	0	1

#### 4.4.3 Perhitungan jarak Euclidean data latih

Langkah ketiga setelah menghitung normalisasi data adalah melakukan perhitungan jarak *Euclidean* data latih, perhitungan ini menggunakan Persamaan (2.1). Hasil dari perhitungan jarak *Euclidean* ditunjukkan pada Tabel 4.7

a. Jarak *Euclidean* data latih pada kolom pertama baris pertama

$$D(1,1) = \frac{(1 - 1)^2 + (1 - 1)^2 + \dots}{\dots} = \sqrt{(0,509434 - 0,509434)^2 + (0,405405 - 0,405405)^2 + (0,115385 - 0,115385)^2 + (1 - 1)^2 + (0,475285 - 0,475285)^2 + (0,475285 - 0,475285)^2 + (0 - 0)^2(0,5 - 0,5)^2(0 - 0)^2(0 - 0)^2(1 - 1)^2(0 - 0)^2(1 - 1)^2(0 - 0)^2} = 0$$

b. Jarak *Euclidean* data latih pada kolom pertama baris ketiga

$$D(3,1) = \frac{(0,153846 - 1)^2 + (0 - 1)^2 + \dots}{\dots} = \sqrt{(0 - 0,509434)^2 + (0 - 0,405405)^2 + (0,730769 - 0,115385)^2 + (0,368421 - 1)^2 + (0,79875 - 0,475285)^2 + (0,418251 - 0,475285)^2 + (0 - 0)^2(0 - 0,5)^2 + (0 - 0)^2(0 - 0)^2(0 - 1)^2(0 - 0)^2(0 - 1)^2(0 - 0)^2} = 2,296808$$



Tabel 4.7 Jarak Euclidean Data Latih

	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	Resiko
1	0	2,19799	2,296808	2,662846	1,908692	2,26147	2,432033	2,088391	2,815038	1,796335	Rendah
2	2,19799	0	2,192344	2,489303	2,84779	2,166124	2,471502	2,736525	2,286306	2,334586	Tinggi
3	2,296808	2,192344	0	2,398611	2,266754	2,518962	2,781941	2,737482	2,561357	1,781472	Rendah
4	2,662846	2,489303	2,398611	0	2,119989	2,619593	2,758897	1,963406	2,31373	2,574419	Tinggi
5	1,908692	2,84779	2,266754	2,119989	0	2,353092	2,663664	2,111316	2,75091	2,163284	Tinggi
6	2,26147	2,166124	2,518962	2,619593	2,353092	0	2,00723	2,589964	2,46655	2,353801	Tinggi
7	2,432033	2,471502	2,781941	2,758897	2,663664	2,00723	0	2,221318	2,469401	2,468504	Tinggi
8	2,088391	2,736525	2,737482	1,963406	2,111316	2,589964	2,221318	0	3,085947	1,898588	Tinggi
9	2,815038	2,286306	2,561357	2,31373	2,75091	2,46655	2,469401	3,085947	0	3,134696	Tinggi
10	1,796335	2,334586	1,781472	2,574419	2,163284	2,353801	2,468504	1,898588	3,134696	0	Rendah

#### 4.4.4 Nilai Validitas

Langkah keempat setelah melakukan perhitungan jarak *Euclidean* data latih adalah menghitung nilai dari validitas data. Perhitungan validitas dilakukan sesuai dengan nilai K yang digunakan, dimana nilai K pada perhitungan manualisasi ini adalah K = 3, sehingga akan diambil 3 tetangga terdekat dari setiap kolom kemudian melihat kesamaan dari kelas tetangga tersebut, apabila kelasnya sama maka bernilai 1 sebaliknya apabila kelasnya berbeda maka akan bernilai 0. Dalam perhitungan validitas data ini menggunakan Persamaan (2.3). Hasil perhitungan validitas ditunjukkan pada table 4.8.

$$Validity(17) = \frac{1}{3} * (1 + 1 + 1) = 1$$

Tabel 4.8 Validitas Data

No	K1	K2	K3	Sum	Validitas
1	1	1	1	3	1
2	1	1	1	3	1
3	1	1	1	3	1
4	1	0	1	2	0,666
5	1	1	1	3	1
6	1	1	0	2	0,666
7	0	1	1	2	0,666

8	1	0	1	2	0,666
9	0	1	0	1	0,333
10	1	1	1	3	1

#### 4.4.5 Perhitungan Jarak Euclidean antara data latih dan data uji

Langkah kelima setelah melakukan perhitungan validitas adalah melakukan perhitungan jarak *Euclidean* antara data latih dan data uji dengan menggunakan persamaan rumus yang sama pada perhitungan jarak *Euclidean* data uji yaitu Persamaan (2.1). Hasil perhitungan jarak *Euclidean* antara data latih dan data uji ditunjukkan pada Tabel 4.9.

- a. Perhitungan jarak *Euclidean* antara data uji baris pertama data uji dan baris pertama data latih.

$$\begin{aligned}
 D(1,1) &= \sqrt{(1 - 0,23529)^2 + (1 - 0)^2 + (0,509434 - 0)^2 + (0,495405 - 0,25)^2 + (0,115385 - 0,77778)^2 + (1 - 1)^2 + (0,66412 - 0,475285)^2 + (0,66412 - 0,475285)^2 + (0 - 1)^2(1 - 0,5)^2 + (0 - 0)^2(0 - 0)^2(1 - 1)^2(0 - 0)^2(0 - 1)^2(1 - 0)^2} \\
 &= 2,37245
 \end{aligned}$$

- b. Perhitungan jarak *Euclidean* antara data uji baris ketiga dan data latih pertama

$$\begin{aligned}
 D(3,1) &= \sqrt{(0,07692 - 0,509434)^2 + (0,25 - 0,405405)^2 + (0,55556 - 0,115385)^2 + (0,77778 - 1)^2 + (0,22137 - 0,475285)^2 + (0,22137 - 0,475285)^2 + (0 - 0)^2(0 - 0,5)^2 + (0 - 0)^2(0 - 0)^2(0 - 1)^2(0 - 0)^2(0 - 1)^2(0 - 0)^2} \\
 &= 1,68324
 \end{aligned}$$

Tabel 4.9 Jarak Euclidean Data Latih dan Data Uji

	1	2	3	4	5
1	2,372453	1,923581	1,683238	1,911036	2,617725
2	2,510278	2,34461	2,203046	2,583558	2,795139
3	2,132795	2,029164	1,534532	2,786908	1,881634
4	2,772821	2,028	2,681475	2,84849	1,900777
5	2,785545	1,914508	1,920596	2,24518	1,947922
6	1,980392	2,303362	2,387922	2,030494	2,683765



7	1,909692	2,793957	2,580579	2,830999	2,97406
8	2,309798	2,660761	2,833838	2,820215	2,295889
9	3,041416	2,101602	2,715184	2,599485	2,605796
10	2,057685	2,434427	2,006101	2,513733	2,377789

#### 4.4.6 Weight Voting

Langkah keenam setelah melakukan perhitungan jarak *Euclidean* antara data latih dan data uji adalah melakukan perhitungan *weight voting*. Dalam perhitungan *weight voting* menggunakan Persamaan (2.5). Hasil perhitungan *weight voting* ditunjukkan pada Tabel 4.10.

- a. Perhitungan *weight voting* kolom pertama baris pertama.

$$W(i) = 1 * \frac{1}{2.372453 + 0.5} = 0,34813$$

- b. Perhitungan *weight voting* kolom pertama baris kedua.

$$W(i) = 0.666 * \frac{1}{2,510278 + 0.5} = 0.3322$$

Tabel 4.10 Weight Voting

	1	2	3	4	5	Resiko
1	0,348135	0,412613	0,458035	0,414759	0,320747	Rendah
2	0,332195	0,351542	0,369953	0,324301	0,303477	Tinggi
3	0,379825	0,395388	0,491513	0,304237	0,41988	Rendah
4	0,203494	0,263449	0,209337	0,198896	0,27741	Tinggi
5	0,304363	0,414163	0,413121	0,364275	0,40851	Tinggi
6	0,268506	0,237572	0,230616	0,26319	0,209186	Tinggi
7	0,276384	0,202188	0,216193	0,19994	0,191707	Tinggi
8	0,237028	0,210709	0,19977	0,200589	0,238207	Tinggi
9	0,09403	0,127998	0,103571	0,107437	0,107219	Tinggi
10	0,390979	0,340782	0,399026	0,331814	0,347489	Rendah

Langkah selanjutnya setelah mendapatkan nilai dari weight voting adalah menentukan kelas hasil dari perhitungan manual yang telah dilakukan. Pertama mengambil nilai terbesar dari setiap kolom pada Tabel 4.10, karena nilai K yang digunakan pada perhitungan manualisasi ini bernilai 3, maka diambil 3 nilai terbesar. Jika terdapat data yang sama, maka kemudian data tersebut akan dijumlahkan dan dibandingkan dengan data lain yang memiliki kelas berbeda. Nilai *weight voting* yang terbesar akan digunakan sebagai prediksi hasil sistem. Seperti contoh pada kolom 1, nilai *weight voting* terbesar terdapat pada data ke-10 dengan nilai 0.390979, terbesar kedua pada data ke-3 sebesar 0.379825 dan terbesar ketiga pada data ke-1 sebesar 0.348135. Ketiga data tersebut berada pada kelas yang sama yaitu dengan kelas Rendah apabila kelas sama maka dijumlahkan seluruh nilainya yaitu  $0.390979 + 0.379825 + 0.348135 = 1.11894$ , maka dapat disimpulkan bahwa kelas yang diambil adalah kelas Rendah. Berikut merupakan hasil penentuan kelas pada Tabel 4.11.

**Tabel 4. 11 Tabel Penentuan Hasil**

Nilai K	Data uji	Hasil	
		Data Asli	Prediksi Sistem
3	1	Tinggi	Tinggi
	2	Rendah	Tinggi
	3	Rendah	Tinggi
	4	Tinggi	Tinggi
	5	Tinggi	Tinggi

## 4.5 Perancangan Antarmuka

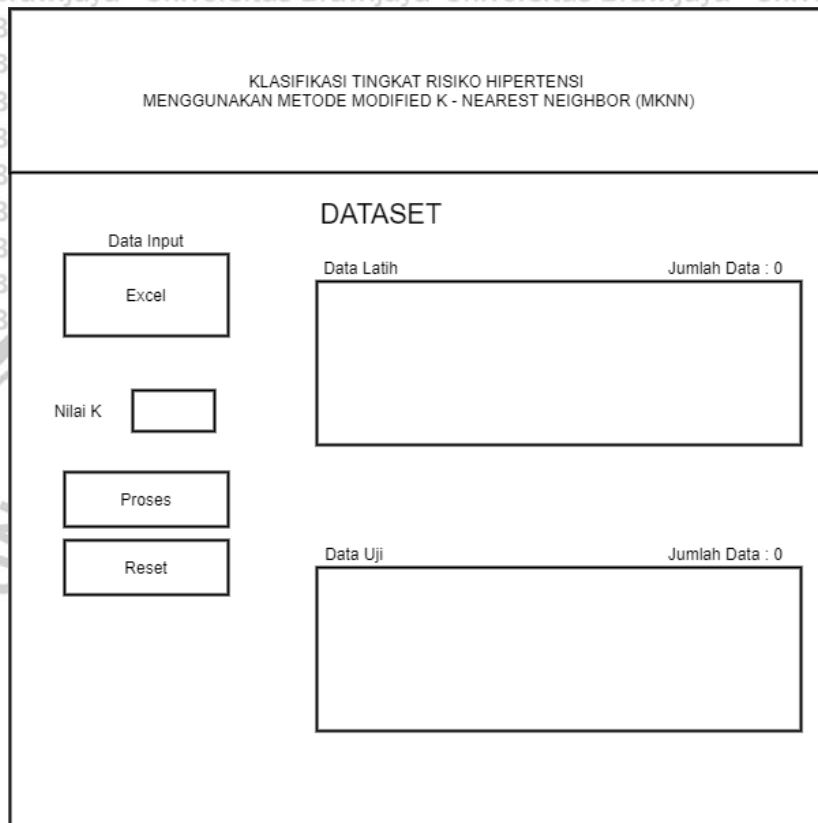
Pada perancangan antarmuka sistem ini akan digambarkan secara garis besar bagaimana rancangan tampilan dari sistem yang akan diimplementasikan, antarmuka adalah merupakan alat komunikasi antara pengguna dan sistem Klasifikasi Tingkat Risiko Hipertensi, agar dapat mudah dipahami oleh pengguna maka antarmuka akan didesain sesederhana mungkin. Pada perancangan antarmuka di sistem ini akan menampilkan rancangan halaman utama sistem dan halaman hasil klasifikasi tingkat risiko hipertensi.

### 4.5.1 Antarmuka Halaman Utama

Pada halaman utama dari sistem adalah merupakan tampilan awal dari sistem klasifikasi tingkat risiko hipertensi. Pada halaman utama ini terdapat dua tombol *data input* yang berfungsi agar *user* dapat memasukkan data latih dan



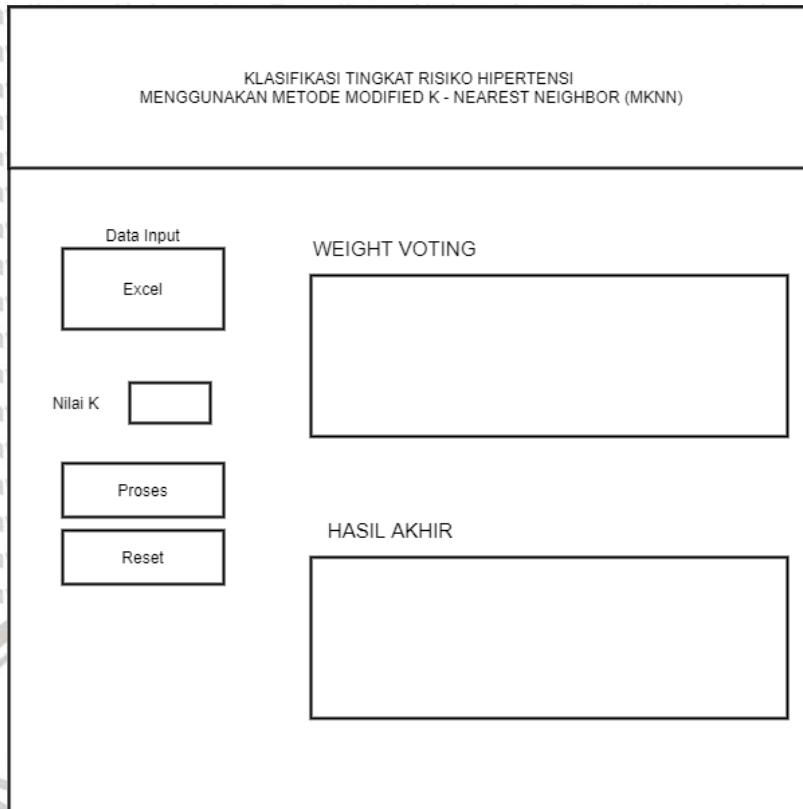
data uji dengan dengan format .xls yang berada pada satu *Excel* namun berbeda *sheet*. Kemudian setelah itu agar *user* dapat memasukkan nilai *k* dibuat *textbox* sehingga *user* dapat memasukkan nilai *k* pada *textbox* tersebut. Setelah itu terdapat tombol proses yang berfungsi untuk menampilkan masukkan data latih dan data uji yang selanjutnya digunakan untuk melakukan perhitungan, hasil perhitungan menggunakan metode *Modified K-Nearest Neighbor*. Tampilan antarmuka halaman utama ditunjukkan pada Gambar 4.8.



Gambar 4.8 Perancangan antarmuka halaman utama

#### 4.5.2 Antarmuka halaman hasil

Pada halaman hasil klasifikasi tingkat risiko hipertensi, *user* dapat melihat hasil klasifikasi dari pemrosesan yang dilakukan oleh sistem menggunakan metode *Modified K-Nearest Neighbor* berupa hasil tingkat risiko hipertensi. Terdapat *datagridview* untuk melihat normalisasi data latih, normalisasi data uji, jarak *Euclidean*, validitas dan *weight voting*. Tampilan antarmuka halaman hasil penerimaan beasiswa ditunjukkan pada Gambar 4.9.



Gambar 4.9 Perancangan antarmuka hasil

#### 4.6 Perancangan Pengujian

Sebagai proses pengujian untuk mengetahui tingkat akurasi dari hasil keluaran sistem dalam penelitian ini, terdapat dua jenis proses pengujian yaitu pengujian terhadap nilai k, pengujian pengaruh jumlah data latih dengan jumlah data uji tetap. Data sampel parameter tingkat risiko hipertensi diambil secara acak.

##### 4.6.1 Rancangan pengujian pengaruh nilai K

Pada rancangan pengujian pengaruh nilai K berfungsi mengetahui pengaruh nilai k yang berbeda-beda terhadap nilai akurasi dengan menggunakan jumlah data uji yang telah ditentukan, pengujian yang dilakukan. Rancangan ini ditunjukkan pada Tabel 4.12.

Tabel 4.12 Rancangan Pengujian Pengaruh Nilai K

Nilai K	Percobaan			Rata-rata Akurasi (%)
	Data Uji 1	Data Uji 2	Data Uji 3	
1				
2				
...				
n				



#### 4.6.2 Rancangan pengujian pengaruh jumlah data latih

Pada rancangan pengujian pengujian pengaruh jumlah data latih berfungsi sebagai menguji pengaruh jumlah data latih yang dimasukkan berbeda-beda kepada jumlah data uji yang sudah ditetapkan terhadap hasil perbedaan nilai akurasi. Sehingga dalam penerapan pengujian ini dengan menambah jumlah data latih terhadap jumlah data uji yang tetap. Rancangan ini ditunjukkan pada Tabel 4.13.

**Tabel 4.13** Rancangan Pengujian Pengaruh Jumlah Data Latih

Jumlah Data Latih	Jumlah Data Uji	Nilai K	Akurasi (%)



## BAB 5 IMPLEMENTASI

Bab ini akan memuat bagaimana implementasi dari hasil perancangan batasan implementasi, implementasi dengan metode *Modified K-Nearest Neighbor* dan hasil pengujian implementasi.

### 5.1 Batasan Implementasi

Batasan implementasi digunakan untuk menjelaskan ruang lingkup dari implementasi sistem. Berikut merupakan beberapa batasan dari aplikasi klasifikasi risiko hipertensi menggunakan *Modified K-Nearest Neighbor*:

1. Aplikasi klasifikasi risiko hipertensi dirancang dan dijalankan menggunakan bahasa pemrograman C#.
2. Masalah ini diselesaikan menggunakan metode *Modified K-Nearest Neighbor*.
3. Data yang digunakan adalah data primer yang bersumber dari kuisioner pada 150 pasien di Klinik Griya Bromo.
4. Output berupa klasifikasi tinggi rendahnya risiko pengguna terhadap penyakit hipertensi.

### 5.2 Implementasi *Modified K-Nearest Neighbor*

Sistem klasifikasi risiko hipertensi ini terdiri atas beberapa proses yakni membaca data dari excel, menentukan nilai K, normalisasi data, menghitung jarak Euclidean antar data latih, menghitung nilai validitas, menghitung jarak Euclidean antar data latih dan data uji dan weight voting. Data yang didapat akan digunakan untuk masukan kemudian diproses agar menghasilkan keluaran berupa hasil klasifikasi tinggi rendahnya risiko pengguna.

#### 5.2.1 Implementasi perhitungan normalisasi data

Implementasi dari perhitungan normalisasi data dari penelitian ini adalah menggunakan normalisasi min-max, yang berfungsi untuk mempermudah proses perhitungan klasifikasi agar *range* data tidak berbeda jauh yaitu berada pada *range* [0,1], data yang akan dinormalisasi adalah data latih dan data uji sebelum nantinya akan diproses lebih lanjut dengan perhitungan klasifikasi *Modified K-Nearest Neighbor*. Implementasi dari perhitungan normalisasi data ditunjukkan pada *Source code* 5.1.

```
1 private void normalisasi()  
2 {  
3  
4 dataGridViewDataUji.Sort(dataGridViewDataUji.Columns[0],  
5 ListSortDirection.Ascending);  
6  
7 dataGridViewDataLatih.Sort(dataGridViewDataLatih.Columns[  
8 0], ListSortDirection.Ascending);  
9
```



```

10         int c = 0;
11         for (int i = 0; i <
12 dataGridViewDataLatih.Columns.Count; i++)
13         {
14
15 dataGridViewNormalisasiDataLatih.Columns.Add("");
16 dataGridViewDataLatih.Columns[i].HeaderText.ToString());
17     }
18     dataGridViewNormalisasiDataLatih.Rows.Add();
19     c = 0;
20     for (int i = 0; i <
21 dataGridViewDataLatih.Rows.Count; i++)
22     {
23         DataGridViewRow row =
24 (DataGridViewRow)dataGridViewNormalisasiDataLatih.Rows[0]
25 .Clone();
26         DataGridViewRow rowC =
27 dataGridViewDataLatih.Rows[i];
28         row.Cells[0].Value = ++c;
29         for (int j = 1; j <
30 dataGridViewDataLatih.Columns.Count; j++)
31         {
32             if (j == 17)
33             {
34                 row.Cells[j].Value =
35 rowC.Cells[j].Value.ToString();
36             }
37             else
38             {
39                 double max =
40 dataGridViewDataLatih.Rows.Cast<DataGridViewRow>().Max(r
41 => Convert.ToDouble(r.Cells[j].Value));
42                 double min =
43 dataGridViewDataLatih.Rows.Cast<DataGridViewRow>().Min(r
44 => Convert.ToDouble(r.Cells[j].Value));
45                 double val =
46 Math.Round(((Convert.ToDouble(rowC.Cells[j].Value.ToStrin
47 g()) - min) / (max - min)) * 1, 6);
48                 val = Double.IsNaN(val) ?
49 Double.IsInfinity(val) ? 0 : val;
50                 row.Cells[j].Value = val;
51             }
52         }
53     }
54     dataGridViewNormalisasiDataLatih.Rows.Add(row);
55 }
56 dataGridViewNormalisasiDataLatih.Rows.Remove(dataGridView
57 NormalisasiDataLatih.Rows[0]);
58     c = 0;
59     for (int i = 0; i <
60 dataGridViewDataUji.Columns.Count; i++)
61     {
62

```

```

63 dataGridViewNormalisasiDataUji.Columns.Add("",
64 dataGridViewDataUji.Columns[i].HeaderText.ToString());
65 }
66 dataGridViewNormalisasiDataUji.Rows.Add();
67 int cv = 0;
68 for (int i = 0; i <
69 dataGridViewDataUji.Rows.Count; i++)
70 {
71     DataGridViewRow row =
72 (DataGridViewRow) dataGridViewNormalisasiDataUji.Rows[0].C
73 lone();
74     DataGridViewRow rowC =
75 dataGridViewDataUji.Rows[i];
76     row.Cells[0].Value =
77 rowC.Cells[0].Value.ToString();
78     for (int j = 1; j <
79 dataGridViewDataUji.Columns.Count; j++)
80     {
81         if (j == 17)
82         {
83             row.Cells[j].Value =
84 rowC.Cells[j].Value.ToString();
85         }
86         else
87         {
88             double max =
89 dataGridViewDataUji.Rows.Cast<DataGridViewRow>().Max(f =>
90 Convert.ToDouble(f.Cells[j].Value));
91             double min =
92 dataGridViewDataUji.Rows.Cast<DataGridViewRow>().Min(f =>
93 Convert.ToDouble(f.Cells[j].Value));
94             double val =
95 Math.Round(((Convert.ToDouble(rowC.Cells[j].Value.ToStrin
96 g()) - min) / (max - min)) * 1, 6);
97             val = Double.IsNaN(val) ?
98 Double.IsInfinity(val) ? 0 : val;
99             row.Cells[j].Value = val;
100         }
101     }
102     dataGridViewNormalisasiDataUji.Rows.Add(row);
103 }
104 dataGridViewNormalisasiDataUji.Rows.Remove(dataGridViewNo
105 rmalisasiDataUji.Rows[0]);
106 }
107 }
108 }
109 }
110 }
111 }

```

Source Code 5.1 Normalisasi Data



## 5.2.2 Implementasi Algoritma perhitungan jarak Euclidean

Pada implementasi perhitungan jarak *Euclidean* dari penelitian ini berfungsi sebagai mengetahui jarak *Euclidean* antar data latih yang nantinya akan digunakan dalam melakukan perhitungan validitas dan jarak *Euclidean* antara data latih dan data uji yang nantinya akan digunakan dalam perhitungan *weight voting*. Implementasi dari algoritme perhitungan normalisasi data ditunjukkan pada *Source code* 5.2.

```

1 public void euclideanDataLatih()
2 {
3
4 dataGridViewDataUji.Sort (dataGridViewDataUji.Columns[0],
5 ListSortDirection.Ascending);
6
7 dataGridViewDataLatih.Sort (dataGridViewDataLatih.Columns[0],
8 ListSortDirection.Ascending);
9
1 dataGridViewNormalisasiDataLatih.Sort (dataGridViewNormalis
1 asiDataLatih.Columns[0], ListSortDirection.Ascending);
1
1 dataGridViewNormalisasiDataUji.Sort (dataGridViewNormalisas
1 iDataUji.Columns[0], ListSortDirection.Ascending);
1
1     int c = 0;
1
1     dataGridViewEuclideanDataLatih.Columns.Add("",
1 "Data");
2     for (int i = 0; i <
2 dataGridViewDataLatih.Rows.Count; i++)
2     {
2 dataGridViewEuclideanDataLatih.Columns.Add("", "" + ++c);
2     }
2     dataGridViewEuclideanDataLatih.Columns.Add("",
2 "Resiko Hipertensi");
2
2 dataGridViewEuclideanDataLatih.Columns[dataGridViewEuclide
3 anDataLatih.Columns.Count - 1].Visible = true;
3 dataGridViewEuclideanDataLatih.Rows.Add();
3
3     c = 0;
3     for (int i = 0; i <
3 dataGridViewNormalisasiDataLatih.Rows.Count; i++)
3     {
3         DataGridViewRow rowE =
3 (DataGridViewRow) dataGridViewEuclideanDataLatih.Rows[0].Cl
4 one ();
4         DataGridViewRow row =
4 dataGridViewNormalisasiDataLatih.Rows[i];
4         intscint = 0;
4         rowE.Cells[0].Value = (int) ++c;

```

```

4   for (int j = 0; j <
4   dataGridViewNormalisasiDataLatih.Rows.Count; j++)
4   {
4   DataGridViewRow rowC =
5   dataGridViewNormalisasiDataLatih.Rows[j];
5   double finalCount = 0;
5   for (int m = 1; m <= 16; m++)
5   {
5   double times =
5   Convert.ToDouble(row.Cells[m].Value.ToString()) -
5   Convert.ToDouble(rowC.Cells[m].Value.ToString());
5   times = Math.Pow(times, 2);
6   //Console.WriteLine(times);
6   finalCount += times;
6   }
6   //finalCount = Math.Round(finalCount,
6   6);
6   //Console.WriteLine(finalCount);
6   rowE.Cells[++cint].Value =
6   Math.Round(Math.Sqrt(finalCount), 6);
7   }
7   rowE.Cells[dataGridViewDataLatih.Rows.Count + 1].Value =
7   row.Cells[17].Value.ToString();
7   dataGridViewEuclideanDataLatih.Rows.Add(rowE);
7   }
7   dataGridViewEuclideanDataLatih.Rows.Remove(dataGridViewEuclideanDataLatih.Rows[0]);
8   //dataGridViewEuclideanDataLatih.Sort(dataGridViewEuclideanDataLatih.Columns[3], ListSortDirection.Ascending);
8   }
8
8
8

```

Source Code 5.2 Perhitungan Euclidean

**5.2.3 Implementasi algoritma perhitungan validitas**

Pada implementasi perhitungan validitas dari penelitian ini dilakukan dengan melakukan perbandingan antara Resiko pada data latih sesuai dengan data sebanyak nilai k yang digunakan, apabila kelas yang dibandingkan berada pada status yang sama maka akan diberi nilai 1 dan sebaliknya apabila berada pada status yang berbeda maka akan diberi nilai 0. Implementasi dari algoritme perhitungan normalisasi data ditunjukkan pada *Source code* 5.3.





No	Source Code
1	public void validitas()
2	{
3	
4	dataGridViewDataUji.Sort(dataGridViewDataUji.Columns[0
5	], ListSortDirection.Ascending);
6	
7	dataGridViewDataLatih.Sort(dataGridViewDataLatih.Colum
8	ns[0], ListSortDirection.Ascending);
9	
10	dataGridViewNormalisasiDataLatih.Sort(dataGridViewNorm
11	alisasiDataLatih.Columns[0],
12	ListSortDirection.Ascending);
13	
14	dataGridViewNormalisasiDataUji.Sort(dataGridViewNormal
15	isasiDataUji.Columns[0], ListSortDirection.Ascending);
16	
17	dataGridViewEuclideanDataLatih.Sort(dataGridViewEuclid
18	eanDataLatih.Columns[0], ListSortDirection.Ascending);
19	
20	int c = 0;
21	dataGridViewValiditas.Columns.Add("",
22	"No");
23	for (int i = 0; i < k; i++)
24	{
25	dataGridViewValiditas.Columns.Add("",
26	"K" + ++c);
27	}
28	dataGridViewValiditas.Columns.Add("",
29	"SUM");
30	dataGridViewValiditas.Columns.Add("",
31	"Validitas");
32	dataGridViewValiditas.Rows.Add();
33	
34	c = 0;
35	for (int i = 0; i <
36	dataGridViewEuclideanDataLatih.Rows.Count; i++)
37	{
38	DataGridViewRow row =
39	(DataGridViewRow) dataGridViewValiditas.Rows[0].Clone()
40	;
41	DataGridViewRow rowN =
42	dataGridViewEuclideanDataLatih.Rows[i];
43	//string resiko =
44	(string) rowN.Cells[dataGridViewEuclideanDataLatih.Rows
45	.Count + 1].Value;
46	int sum = 0;
47	
48	
49	//rowN.Sort(dataGridViewEuclideanDataLatih.Columns[i+1],
50	ListSortDirection.Ascending);
51	
52	row.Cells[0].Value = ++c;

```

53     for (int j = 1; j <= k; j++)
54     {
55         //int cint = j;
56         DataGridViewRow cal =
57     dataGridViewEuclideanDataLatih.Rows.Cast<DataGridViewR
58     ow>().OrderBy(r =>
59     Convert.ToDouble(r.Cells[c].Value)).Skip(j).FirstOrDef
60     ault();
61         //double min =
62     (double)cal.Cells[c].Value;
63         String resiko =
64     cal.Cells[dataGridViewEuclideanDataLatih.Rows.Count +
65     1].Value.ToString();
66
67         if
68     (rowN.Cells[dataGridViewEuclideanDataLatih.Rows.Count
69     +1].Value.Equals(resiko))
70         {
71             sum++;
72             row.Cells[j].Value = 1;
73         }
74         else
75         {
76             row.Cells[j].Value = 0;
77         }
78
79         row.Cells[j + 1].Value = sum;
80         row.Cells[j + 2].Value =
81     Math.Round((double)sum / k, 3);
82         //Console.Write(min);
83         //Console.WriteLine(status);
84
85     }
86     dataGridViewValiditas.Rows.Add(row);
87
88     //dataGridViewEuclideanDataLatih.Sort(dataGridViewEucl
89     ideanDataLatih.Columns[0],
90     ListSortDirection.Ascending);
91     }
92
93     dataGridViewValiditas.Rows.Remove(dataGridViewValidita
94     s.Rows[0]);
95 }

```

Source Code 5.3 Perhitungan Nilai Validitas

## 5.2.4 Implementasi algoritma perhitungan weight voting

Pada implementasi perhitungan *weight voting* dari penelitian ini dilakukan berdasarkan bobot hasil dari masing-masing perhitungan jarak *Euclidean* antar data latih dengan data uji yang hasilnya berupa perhitungan validitas, implementasi ini berfungsi untuk menentukan Resiko apakah tinggi



atau rendah. Berikut adalah merupakan implementasi dari algoritme perhitungan normalisasi data pada *Source code* 5.4.

```
1 public void weightVoting()  
2 {  
3  
4 dataGridViewDataUji.Sort(dataGridViewDataUji.Columns[0]  
5 , ListSortDirection.Ascending);  
6  
7 dataGridViewDataLatih.Sort(dataGridViewDataLatih.Column  
8 s[0], ListSortDirection.Ascending);  
9  
10 dataGridViewNormalisasiDataLatih.Sort(dataGridViewNorma  
11 lisasiDataLatih.Columns[0],  
12 ListSortDirection.Ascending);  
13  
14 dataGridViewNormalisasiDataUji.Sort(dataGridViewNormali  
15 sasiDataUji.Columns[0], ListSortDirection.Ascending);  
16  
17 dataGridViewEuclideanDataLatih.Sort(dataGridViewEuclide  
18 anDataLatih.Columns[dataGridViewEuclideanDataLatih.Colu  
19 mns.Count - 1], ListSortDirection.Ascending);  
20  
21 dataGridViewValiditas.Sort(dataGridViewValiditas.Column  
22 s[0], ListSortDirection.Ascending);  
23  
24 dataGridViewEuclideanDataLatihDataUji.Sort(dataGridView  
25 EuclideanDataLatihDataUji.Columns[0],  
26 ListSortDirection.Ascending);  
27  
28     int c = 0;  
29     double alpha = 0.5;  
30  
31     dataGridViewWeightVoting.Columns.Add("",  
32 "No");  
33     for (int i = 0; i <  
34 dataGridViewDataUji.Rows.Count; i++)  
35     {  
36  
37 dataGridViewWeightVoting.Columns.Add("", "" + ++c);  
38     }  
39     dataGridViewWeightVoting.Columns.Add("",  
40 "Resiko Hipertensi");  
41     dataGridViewWeightVoting.Rows.Add();  
42  
43     c = 0;  
44  
45     for (int i = 0; i <  
46 dataGridViewDataLatih.Rows.Count; i++)  
47     {  
48         DataGridViewRow rowE =  
49 (DataGridViewRow) dataGridViewWeightVoting.Rows[0].Clone  
50 ();
```

```

51 DataGridviewRow row =
52 dataGridviewValiditas.Rows[i];
53 DataGridviewRow rowC =
54 dataGridviewEuclideanDataLatihDataUji.Rows[i];
55
56 rowE.Cells[0].Value = ++c;
57
58 for (int m = 1; m <=
59 dataGridviewDataUji.Rows.Count; m++)
60 {
61     double times = 1 /
62 (Convert.ToDouble(rowC.Cells[m].Value.ToString()) +
63 alpha);
64     times *=
65 Convert.ToDouble(row.Cells[dataGridviewValiditas.Column
66 s.Count - 1].Value.ToString());
67
68     rowE.Cells[m].Value =
69 Math.Round(times, 6);
70 }
71
72 rowE.Cells[dataGridviewWeightVoting.Columns.Count -
73 1].Value =
74 dataGridviewDataLatih.Rows[i].Cells[dataGridviewDataLat
75 ih.Columns.Count - 1].Value;
76
77 dataGridviewWeightVoting.Rows.Add(rowE);
78 }
79
80 dataGridviewWeightVoting.Rows.Remove(dataGridviewWeight
81 Voting.Rows[0]);
82 }

```

Source Code 5.4 Perhitungan Weight Voting

### 5.3 Implementasi Antarmuka

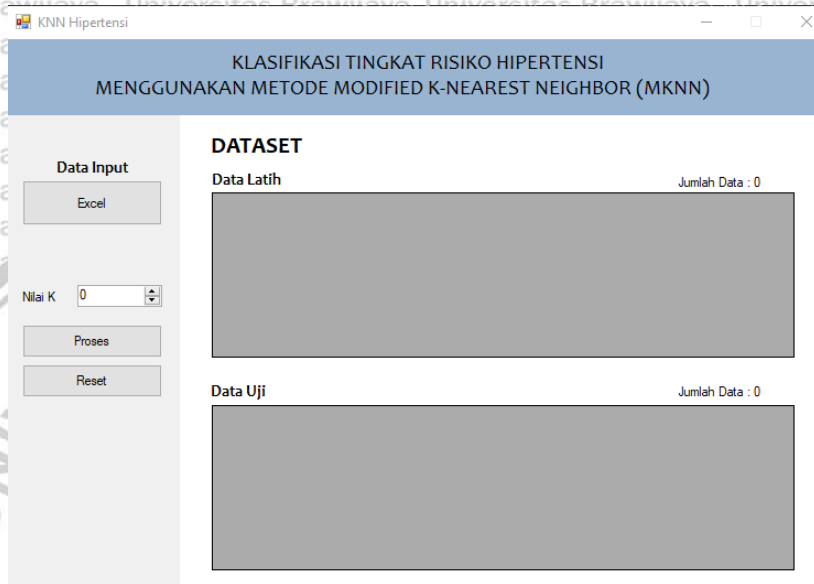
Untuk antarmuka dari sistem klasifikasi tingkat risiko hipertensi menggunakan metode *Modified K-Nearest Neighbor* pada penelitian ini adalah sebagai tempat antara pengguna dengan sistem agar bisa berinteraksi dengan baik sehingga pengguna dapat menggunakan sistem dengan baik dan mendapat informasi tentang risiko hipertensi peserta. Pada sub bab ini berisi implementasi antarmuka halaman utama dan implementasi antarmuka halaman hasil tingkat risiko peserta.

#### 5.3.1 Implementasi antarmuka halaman utama

Dalam penelitian ini, implementasi antarmuka terdapat nama aplikasi pada bagian atas yaitu Klasifikasi Tingkat Risiko Hipertensi. Terdapat beberapa *button* yang bisa dijalankan, pada *button* Excel berguna memilih file berisi data uji beserta Data Latih dengan format .xls dan ditampilkan pada kolom Data Latih



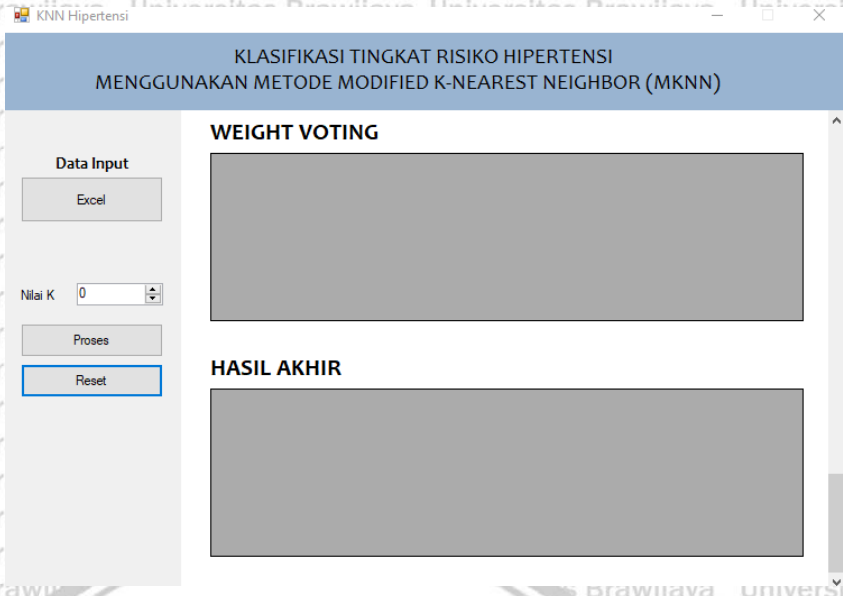
dan Data Uji, selanjutnya terdapat *textbox* yang berfungsi untuk memasukkan nilai k. *Button* proses berguna untuk memasukkan data ke sistem kemudian selanjutnya diproses dan di tampilkan pada *datagridview* berupa data yang telah masuk ke dalam sistem dan ditampilkan pada kolom *Euclidean Distance* Data Latih, Nilai Validitas, *Euclidean Distance* Data Latih dan Data uji, *Weight Voting* dan Hasil Akhir. Dibawahnya dapat ditemukan tombol reset yang digunakan untuk mengulang aplikasi dari awal. Tampilan implementasi antarmuka halaman utama ditunjukkan pada gambar 5.1.



Gambar 5.1 Implementasi Antarmuka Halaman Utama

### 5.3.2 Implementasi Antarmuka Hasil

Implementasi antarmuka halaman hasil tingkat risiko hipertensi pada penelitian ini. Setelah melakukan memasukkan Data melalui *button* Excel, memasukkan nilai K pada text box, dan menekan tombol Proses pada Halaman utama. Sistem akan memproses lalu akan menampilkan keluaran sistem pada *datagridview* hasil akhir tingkat risiko sistem dan data uji. Tampilan implementasi antarmuka halaman hasil tingkat risiko ditunjukkan pada gambar 5.3



Gambar 5.2 Implementasi Antarmuka Hasil Akhir





## BAB 6 PENGUJIAN DAN ANALISIS

Bagian ini membahas tentang bagaimana analisis dan pengujian sistem Klasifikasi Tingkat Risiko Hipertensi menggunakan metode *Modified K-Nearest Neighbor*. Terdapat dua pengujian yang dilakukan yaitu pengujian pengaruh nilai k, pengujian pengaruh jumlah data latih terhadap akurasi sistem yang dihasilkan.

### 6.1 Pengujian pengaruh nilai K

Pengujian ini digunakan untuk mencari seberapa besar pengaruh nilai k terhadap nilai hasil akurasi, untuk nilai k yang akan digunakan dalam penelitian ini adalah sebesar k=1 sampai dengan k=5. Pengujian ini terbagi menjadi tiga uji coba, yaitu adalah uji coba menggunakan 25%,50% dan 75% data uji. Total keseluruhan dari jumlah dataset yang digunakan dalam penelitian ini adalah sebanyak 150 data, dimana berarti pada data uji 25% berisi 30 data uji dan 120 data latih, kemudian data uji 50% berisi 75 data uji dan 75 data latih, yang terakhir pada data uji 75% berisi 120 data uji dan 30 data latih. Uji coba yang dilakukan masing-masing sebanyak 5 kali dengan komposisi data yang berbeda, kemudian diambil nilai rata-rata hasil akurasi dari keseluruhan uji coba yang telah dilakukan.

**Tabel 6.1 Hasil Pengujian pengaruh nilai K**

Nilai K	Uji Coba	Akurasi		
		Data Uji 25%	Data Uji 50%	Data Uji 75%
1	1	83	84	84
	2	86	86	80
	3	83	83	82
	4	86	80	80
	5	83	82	82
2	1	86	81	80
	2	83	84	83
	3	86	80	78
	4	80	81	78
	5	83	84	83
3	1	80	83	77
	2	86	81	81
	3	80	83	77

4	4	83	76	80
	5	83	80	83
	1	83	80	73
	2	83	77	78
	3	80	78	80
5	4	76	83	78
	5	83	78	83
	1	83	75	77
	2	80	79	77
	3	79	82	82
	4	80	79	79
	5	76	77	81

Setelah mendapat nilai akurasi dari 5 kali uji coba pada data uji 25%, data uji 50% dan data uji 75% dengan nilai k yang berbeda, rata-rata akurasi pengujian pengaruh nilai k pada Tabel 6.2.

**Tabel 6.2 Rata-rata hasil pengujian pengaruh nilai K**

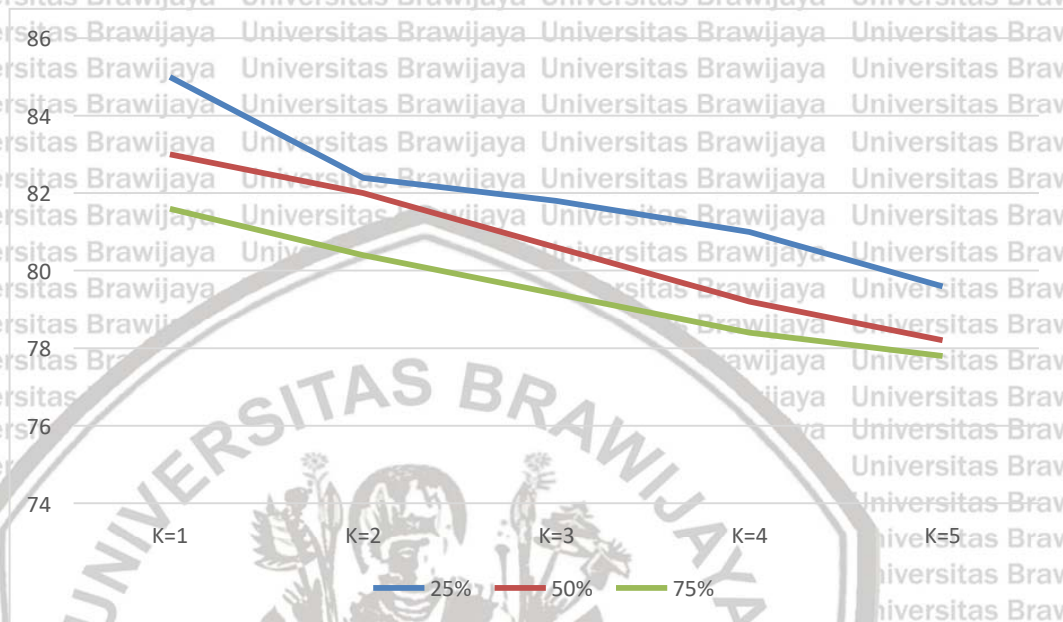
Nilai K	Rata-Rata Akurasi (%)		
	Data Uji 25%	Data Uji 50%	Data Uji 75%
1	84.2	83	81.6
2	82.4	82	80.4
3	81.8	80.6	79.4
4	81	79.2	78.4
5	79.6	78.2	77.8

Berdasarkan uji coba nilai hasil rata-rata akurasi pada Tabel 6.2, didapatkan

hasil rata-rata akurasi yang paling tinggi yaitu sebesar 90% pada nilai k=1 kemudian hasil ratarata akurasi terkecil yaitu sebesar 77.8% pada nilai k=5. Dari uji coba diatas bisa disimpulkan bahwa nilai k yang digunakan dalam proses sistem mempengaruhi hasil dari akurasi sistem. Akurasi menurun terjadi karena dengan naiknya nilai k, dikarenakan semakin besar nilai k yang dimasukkan maka semakin banyak juga tetangga terdekat yang didapatkan sekaligus digunakan sebagai pertimbangan pengambilan keputusan dalam proses ini. Tetapi, apabila semakin nilai k semakin rendah maka semakin sedikit tetangga terdekat yang digunakan dalam proses klasifikasi yang berdampak pada nilai akurasi yang didapatkan lebih rendah. Hasil *error rate* yang terjadi adalah semua hasil prediksi sistem berstatus tinggi yang disebabkan pada saat pembobotan *weight voting* peluang terpilihnya status tinggi lebih besar apabila nilai k semakin tinggi.



Nilai  $k=1,2,3,4$  merupakan Hasil dari nilai akurasi tertinggi yang didapat. Berdasarkan pada hasil dari tiap kenaikan nilai mengalami peningkatan namun hasil prediksi sistem yang seragam maka dapat disimpulkan nilai  $k$  terbaik yang digunakan dalam sistem merupakan nilai tengah terbaik yaitu  $k=3$  yang digunakan untuk pengujian selanjutnya. Grafik hasil dari pengujian ini ditunjukkan pada Gambar 6.2



Gambar 6.1 Grafik Hasil Pengujian Pengaruh Nilai K

## 6.2 Pengujian Pengaruh Jumlah Data Latih

Pengujian pengaruh jumlah data latih dilakukan menggunakan data latih sebanyak 30, 60, dan 90. Pengujian ini memiliki tujuan untuk mengetahui pengaruh dari jumlah data latih terhadap besar nilai akurasi. Jumlah data uji yang dimasukkan adalah sebanyak 30 data. Nilai  $K$  yang digunakan dalam pengujian ini adalah  $K=3$ .

### 6.2.1 Skenario Pengujian Pengaruh Jumlah Data Latih

Pengujian pengaruh jumlah data latih digunakan untuk mengetahui pengaruh jumlah data latih yang berbeda-beda. Pengujian ini menggunakan jumlah data latih yang berbeda yaitu 30, 60 dan 90 data latih dan dengan menggunakan nilai  $K$  yang tetap yaitu  $K=3$  yang hasilnya akan dianalisis lebih lanjut.

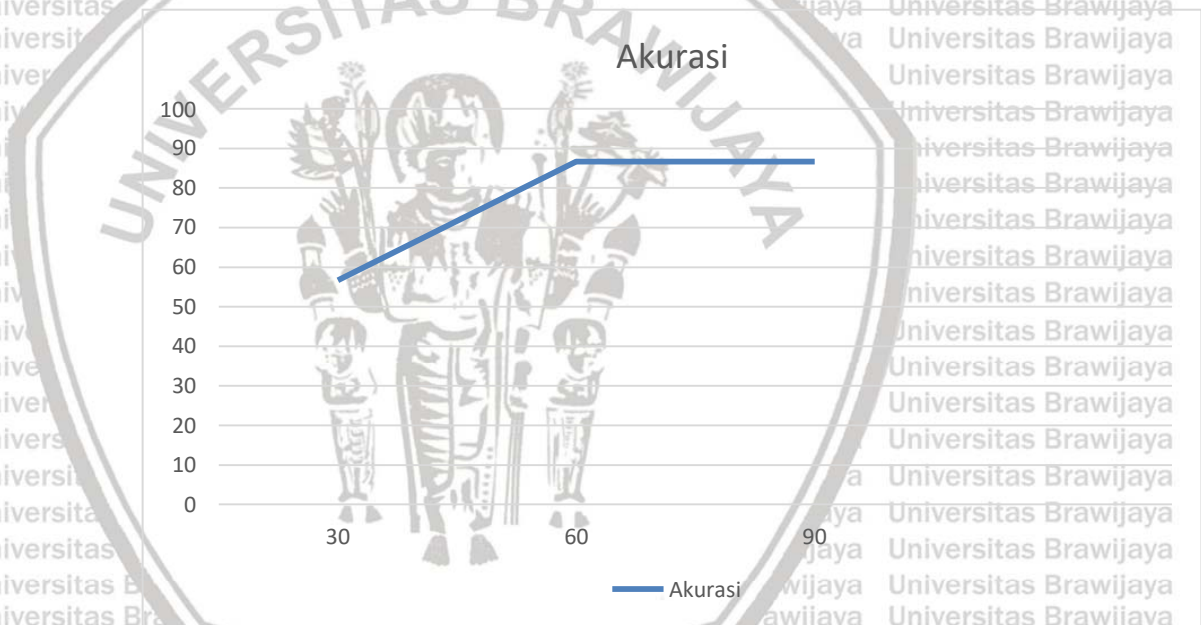
### 6.2.2 Analisis Pengujian Pengaruh Jumlah Data Latih

Setelah melakukan pengujian untuk setiap jumlah data latih, hasil akurasi yang dapat ditunjukkan besaran jumlah data latih yang berbeda dapat mempengaruhi hasil nilai akurasi. Berikut hasil pengujian pengaruh jumlah data latih ditunjukkan pada tabel 6.3

**Tabel 6.3 Hasil Pengujian Pengaruh Jumlah Data Latih**

Data Latih	Data Uji	Nilai K	Akurasi(%)
30	30	3	56,667
60	30	3	86,667
90	30	3	86,667

Hasil uji coba diatas menunjukkan bahwa jumlah data latih yang berbeda menentukan besar akurasi dari sistem. Pada pengujian, terlihat akurasi tertinggi pada jumlah data latih terbanyak yaitu 60 dan 90 data dengan akurasi 86,667% dan nilai terendah pada 30 data latih dengan akurasi sebesar 56,667%. Hal ini menunjukkan bahwa semakin tinggi jumlah data latih, maka akan memperbesar nilai akurasi. Banyaknya data latih akan berdampak pada semakin banyaknya data yang akan digunakan untuk pertimbangan pada proses klasifikasi. Berikut grafik pengujian pengaruh jumlah data latih pada gambar 6.2.



**Gambar 6.2 Grafik Hasil Pengaruh Jumlah Data Latih**



## BAB 7 PENUTUP

### 7.1 Kesimpulan

Kesimpulan yang didapatkan mengenai penelitian klasifikasi risiko hipertensi menggunakan metode *Modified k-nearest neighbor* adalah sebagai berikut:

1. Klasifikasi risiko hipertensi dapat diimplementasikan menggunakan Metode *Modified K-Nearest Neighbor* dengan menggunakan 15 parameter dan 2 kelas klasifikasi.
2. Hasil Pengujian ini mendapatkan akurasi dijelaskan dibawah ini:
  - a. Menurut hasil pengujian nilai K, nilai akurasi tertinggi sebesar 86,667% dengan nilai K=3 dan yang terendah yaitu menggunakan nilai K=7 dengan akurasi 77,8%. Didapatkan juga kesimpulan bahwa semakin tinggi nilai K maka akurasi yang didapatkan dari sistem akan cenderung menurun karena jika semakin banyak tetangga terdekat maka semakin banyak tetangga terdekat yang digunakan sebagai pertimbangan dalam proses klasifikasi sehingga akurasi semakin menurun.
  - b. Berdasarkan pengujian jumlah data latih, dengan jumlah data latih 60 dan 90 data mendapatkan nilai akurasi tertinggi yaitu sebesar 86,667% , lalu yang terendah yaitu dengan 30 data latih dengan akurasi 56,667%. Didapatkan juga kesimpulan bahwa semakin tinggi jumlah data latih maka akan meningkatkan nilai akurasi dikarenakan semakin banyaknya data yang bisa digunakan dalam pertimbangan pada proses klasifikasi.

### 7.2 Saran

Pada penelitian klasifikasi risiko hipertensi menggunakan metode *modified k-nearest neighbor*, saran yang diberikan dari penulis untuk penelitian selanjutnya adalah sebagai berikut:

1. Menambahkan jumlah data latih dan data uji untuk meningkatkan akurasi pada klasifikasi, semakin banyak data latih dan data uji diharapkan dapat meningkatkan jumlah data yang digunakan dalam pertimbangan pada proses klasifikasi agar memberikan hasil yang lebih optimal.
2. Diharapkan adanya kombinasi metode *Modified K-nearest neighbor* dengan metode lain agar nilai akurasi yang dihasilkan lebih optimal dan juga mengurangi *error* yang terjadi.

## DAFTAR REFERENSI

Andriansyah, M. R., 2018. Klasifikasi Risiko Hipertensi Menggunakan Fuzzy Decision Tree Iterative Dichotomizer 3 (ID3). Volume I.

Arrahman, M. Y., 2019. Diagnosis hama penyakit tanaman bawang merah menggunakan algoritma Modified K-Nearest Neighbor. Volume 1.

Chataut, J., 2011. The prevalence of and risk factors for hypertension in adults living in central development region of Nepal. Volume 33.

Foundation, H., 2016. *Guideline for the diagnosis and management of hypertension in adults*. 1st penyunt. Melbourne: National Heart Foundation.

Hamid Parvin, H. A. B. M., 2010. A Modification on K-Nearest Neighbor Classifier. *Global Journal of Computer Science and Technology*, Volume 10.

Hermawati, F. A., 2013. *Data Mining*. 1st penyunt. Yogyakarta: ANDI.

Kesehatan, K., 2013. *Riset Kesehatan*. [Online] Available at: <https://www.litbang.kemkes.go.id/laporan-riset-kesehatan-dasar-risikesdas/> [Diakses 23 03 2021].

Marliani, L., 2007. *100 Question & Answers Hipertensi*. Jakarta: Elex Media Komputindo.

Services, U. D. o. H. a. H., 2004. *Prevention, Detection, Evaluation, and Treatment of High Blood Pressure*. US, U.S Department of Health and Human Services.

Wakiyah, F., 2017. Implementasi Algoritma Modified K-Nearest Neighbor (MKNN) untuk Klasifikasi Penyakit Demam.



## LAMPIRAN

Lampiran 1. 1 Dataset Hipertensi

No	Usia	Jenis Kelamin	Tekanan Darah		L. Perut	TB	BB	BMI	M. Berlemak	Kon. Kafein	Kon. Gula	Kon. Garam	Merokok	Kon. Alkohol	Keturunan	Olahraga	Resiko Hipertensi
			Sistol	Diastol				$\Sigma$									
1	63	1	152	98	78	1,63	62,7	50,4735	Jarang	≤ 3 gelas	≤ 4 sdm	≤ 1 sdt	1	0	1	0	Rendah
2	37	1	126	92	84	1,63	72,2	58,121	Jarang	Tidak	> 4 sdm	> 1 sdt	1	0	0	0	Tinggi
3	41	0	125	83	94	1,51	61,2	49,266	Jarang	Tidak	≤ 4 sdm	≤ 1 sdt	0	0	0	0	Rendah
4	56	0	170	105	101	1,51	74,2	59,731	Sering	Tidak	> 4 sdm	> 1 sdt	0	0	1	0	Tinggi
5	57	1	172	110	83	1,46	50,3	40,4915	Sering	Tidak	≤ 4 sdm	≤ 1 sdt	0	0	1	0	Tinggi
6	56	1	138	91	75	1,47	68,1	54,8205	Sering	≤ 3 gelas	> 4 sdm	≤ 1 sdt	1	0	0	1	Tinggi
7	57	1	146	96	93	1,56	63,6	51,198	Sering	> 3 gelas	≤ 4 sdm	> 1 sdt	1	1	0	1	Tinggi
8	56	0	178	120	84	1,53	62,3	50,1515	Sering	> 3 gelas	≤ 4 sdm	> 1 sdt	1	0	1	0	Tinggi
9	44	1	126	89	92	1,44	76,5	61,5825	Jarang	Tidak	> 4 sdm	> 1 sdt	0	1	1	1	Tinggi
10	52	0	165	116	85	1,55	50,2	40,411	Jarang	≤ 3 gelas	≤ 4 sdm	≤ 1 sdt	1	0	0	0	Rendah
11	43	0	138	89	79	1,61	50,7	40,8135	Sering	Tidak	≤ 4 sdm	≤ 1 sdt	0	0	1	1	Rendah
12	54	0	165	120	85	1,62	75,4	60,697	Sering	Tidak	≤ 4 sdm	≤ 1 sdt	1	0	0	1	Tinggi
13	23	1	110	86	94	1,47	43,6	35,098	Jarang	> 3 gelas	≤ 4 sdm	≤ 1 sdt	1	0	1	0	Tinggi

14	47	1	152	104	100	1,58	58,6	47,173	Jarang	≤ 3 gelas	≤ 4 sdm	≤ 1 sdt	0	0	1	1	Rendah
15	49	1	145	103	88	1,49	41,6	33,488	Jarang	Tidak	≤ 4 sdm	≤ 1 sdt	1	1	1	0	Rendah
16	54	0	134	95	94	1,44	53,5	43,0675	Sering	Tidak	≤ 4 sdm	≤ 1 sdt	0	0	0	1	Rendah
17	59	0	158	108	83	1,67	58,7	47,2535	Sering	Tidak	> 4 sdm	> 1 sdt	1	0	1	0	Tinggi
18	49	0	164	121	80	1,52	55,4	44,597	Jarang	≤ 3 gelas	≤ 4 sdm	≤ 1 sdt	1	0	1	0	Rendah
19	29	0	132	96	91	1,66	67,4	54,257	Sering	> 3 gelas	> 4 sdm	> 1 sdt	0	0	0	0	Rendah
20	34	1	126	84	94	1,47	54,5	43,8725	Sering	> 3 gelas	≤ 4 sdm	≤ 1 sdt	0	0	1	1	Tinggi
21	33	1	130	96	83	1,66	61,3	49,3465	Jarang	Tidak	> 4 sdm	≤ 1 sdt	0	0	0	1	Rendah
22	36	0	129	92	88	1,54	58,6	47,173	Jarang	≤ 3 gelas	≤ 4 sdm	> 1 sdt	0	0	0	1	Rendah
23	24	1	119	75	90	1,61	64,5	51,9225	Jarang	≤ 3 gelas	≤ 4 sdm	> 1 sdt	1	1	1	1	Tinggi
24	40	1	143	96	74	1,43	60,8	48,944	Jarang	Tidak	> 4 sdm	> 1 sdt	1	0	1	0	Tinggi
25	52	0	155	93	86	1,56	50,6	40,733	Sering	Tidak	≤ 4 sdm	≤ 1 sdt	0	0	1	0	Rendah
26	50	0	142	97	83	1,43	48,5	39,0425	Sering	Tidak	≤ 4 sdm	≤ 1 sdt	1	1	1	1	Tinggi
27	57	0	149	86	79	1,53	59,4	47,817	Sering	Tidak	≤ 4 sdm	≤ 1 sdt	0	0	0	0	Rendah
28	39	1	122	95	76	1,64	53,9	43,3895	Jarang	≤ 3 gelas	≤ 4 sdm	≤ 1 sdt	0	0	0	1	Rendah
29	36	1	130	91	79	1,43	64,2	51,681	Sering	> 3 gelas	≤ 4 sdm	≤ 1 sdt	0	0	0	0	Rendah
30	55	0	137	89	85	1,48	62,5	50,3125	Jarang	Tidak	≤ 4 sdm	≤ 1 sdt	0	0	1	1	Rendah
31	63	1	130	95	79	1,54	60,5	48,7025	Jarang	> 3 gelas	≤ 4 sdm	≤ 1 sdt	0	1	0	0	Rendah



32	37	1	120	82	83	1,64	56,7	45,6435	Jarang	> 3 gelas	> 4 sdm	> 1 sdt	0	1	1	0	Tinggi
33	56	0	130	85	77	1,71	53,8	43,309	Sering	Tidak	≤ 4 sdm	≤ 1 sdt	1	0	1	0	Tinggi
34	41	1	155	102	86	1,47	66,9	53,8545	Sering	≤ 3 gelas	> 4 sdm	> 1 sdt	0	0	0	0	Rendah
35	44	0	138	85	79	1,43	64,8	52,164	Sering	Tidak	≤ 4 sdm	≤ 1 sdt	0	0	0	0	Rendah
36	52	1	132	79	84	1,51	75,8	61,019	Sering	Tidak	> 4 sdm	≤ 1 sdt	0	0	1	1	Rendah
37	57	0	120	85	70	1,39	83,6	67,298	Sering	> 3 gelas	≤ 4 sdm	> 1 sdt	0	0	1	0	Rendah
38	49	1	122	89	85	1,44	59,5	47,8975	Jarang	≤ 3 gelas	≤ 4 sdm	> 1 sdt	0	1	0	0	Rendah
39	47	1	129	93	82	1,48	63,5	51,1175	Jarang	Tidak	> 4 sdm	> 1 sdt	0	0	1	0	Rendah
40	64	1	131	91	83	1,56	61,9	49,8295	Sering	Tidak	≤ 4 sdm	≤ 1 sdt	0	1	0	0	Tinggi
41	43	1	128	80	88	1,47	64,7	52,0835	Sering	Tidak	≤ 4 sdm	≤ 1 sdt	1	1	1	0	Tinggi
42	69	1	142	103	81	1,52	67,8	54,579	Jarang	≤ 3 gelas	≤ 4 sdm	≤ 1 sdt	0	0	1	1	Rendah
43	59	0	131	96	92	1,64	72,6	58,443	Jarang	> 3 gelas	≤ 4 sdm	≤ 1 sdt	0	0	1	0	Rendah
44	42	0	110	78	91	1,71	62,5	50,3125	Jarang	> 3 gelas	≤ 4 sdm	≤ 1 sdt	1	0	0	0	Rendah
45	44	1	120	86	80	1,47	64,4	51,842	Sering	≤ 3 gelas	≤ 4 sdm	≤ 1 sdt	0	1	1	0	Tinggi
46	61	1	131	92	82	1,43	71,5	57,5575	Sering	Tidak	≤ 4 sdm	≤ 1 sdt	0	0	1	1	Tinggi
47	40	0	143	85	95	1,51	60,8	48,944	Jarang	Tidak	> 4 sdm	> 1 sdt	0	0	1	1	Rendah
48	71	0	150	110	96	1,39	75,1	60,4555	Sering	> 3 gelas	> 4 sdm	≤ 1 sdt	0	0	1	0	Rendah
49	59	1	139	92	92	1,51	64,7	52,0835	Sering	≤ 3 gelas	≤ 4 sdm	≤ 1 sdt	1	0	0	1	Tinggi

50	51	1	145	103	94	1,39	69,4	55,867	Sering	Tidak	≤ 4 sdm	≤ 1 sdt	1	0	0	0	Rendah
51	65	1	138	89	91	1,44	71,6	57,638	Jarang	Tidak	> 4 sdm	≤ 1 sdt	0	0	1	1	Rendah
52	53	0	120	76	85	1,48	74,5	59,9725	Jarang	Tidak	≤ 4 sdm	≤ 1 sdt	0	0	0	1	Rendah
53	41	0	131	92	87	1,56	73,9	59,4895	Jarang	Tidak	≤ 4 sdm	≤ 1 sdt	0	1	1	0	Tinggi
54	65	1	135	88	83	1,47	66,1	53,2105	Sering	≤ 3 gelas	≤ 4 sdm	≤ 1 sdt	0	0	1	0	Rendah
55	44	0	125	91	78	1,52	62,7	50,4735	Sering	> 3 gelas	≤ 4 sdm	≤ 1 sdt	0	1	1	0	Tinggi
56	54	0	110	75	85	1,38	72,6	58,443	Jarang	> 3 gelas	≤ 4 sdm	> 1 sdt	1	0	0	0	Rendah
57	51	0	119	79	88	1,52	75,7	60,9385	Sering	Tidak	≤ 4 sdm	≤ 1 sdt	0	0	1	1	Rendah
58	46	0	121	84	80	1,49	72,6	58,443	Sering	≤ 3 gelas	≤ 4 sdm	> 1 sdt	1	0	1	1	Tinggi
59	54	0	130	89	84	1,43	69,2	55,706	Jarang	Tidak	> 4 sdm	≤ 1 sdt	1	0	0	1	Tinggi
60	47	0	124	95	91	1,45	61,5	49,5075	Jarang	Tidak	≤ 4 sdm	≤ 1 sdt	0	0	1	1	Rendah
61	55	0	127	84	77	1,38	74,1	59,6505	Jarang	> 3 gelas	> 4 sdm	> 1 sdt	0	1	0	0	Rendah
62	65	1	169	112	86	1,36	69,5	55,9475	Jarang	≤ 3 gelas	≤ 4 sdm	> 1 sdt	0	0	0	0	Rendah
63	51	1	132	96	85	1,47	73,5	59,1675	Sering	Tidak	> 4 sdm	> 1 sdt	1	0	1	1	Rendah
64	48	0	141	103	81	1,42	75,2	60,536	Sering	Tidak	≤ 4 sdm	≤ 1 sdt	0	0	1	0	Rendah
65	65	1	163	122	79	1,39	66,5	53,5325	Sering	Tidak	≤ 4 sdm	≤ 1 sdt	0	0	1	1	Rendah
66	38	1	152	106	86	1,44	75,7	60,9385	Jarang	≤ 3 gelas	> 4 sdm	≤ 1 sdt	1	1	1	0	Tinggi
67	53	1	139	95	93	1,39	72,9	58,6845	Sering	> 3 gelas	≤ 4 sdm	≤ 1 sdt	1	1	0	1	Tinggi



68	47	0	129	82	96	1,46	71,6	57,638	Jarang	> 3 gelas	≤ 4 sdm	≤ 1 sdt	0	0	0	0	Rendah
69	44	1	125	79	84	1,45	53,7	43,2285	Jarang	Tidak	≤ 4 sdm	≤ 1 sdt	0	0	0	0	Rendah
70	51	0	135	86	89	1,42	46,8	37,674	Sering	≤ 3 gelas	≤ 4 sdm	≤ 1 sdt	0	0	1	0	Rendah
71	62	1	131	85	94	1,45	53,6	43,148	Sering	≤ 3 gelas	> 4 sdm	> 1 sdt	1	0	0	1	Tinggi
72	66	0	148	105	79	1,38	61,4	49,427	Jarang	≤ 3 gelas	≤ 4 sdm	≤ 1 sdt	0	0	1	1	Rendah
73	44	1	131	95	85	1,51	65,4	52,647	Jarang	Tidak	> 4 sdm	> 1 sdt	0	1	1	1	Tinggi
74	52	1	126	85	75	1,44	49,6	39,928	Jarang	Tidak	≤ 4 sdm	≤ 1 sdt	0	0	0	0	Rendah
75	48	0	130	98	89	1,41	50,2	40,411	Jarang	Tidak	> 4 sdm	> 1 sdt	0	0	0	0	Rendah
76	45	0	129	103	87	1,51	52,6	42,343	Sering	Tidak	≤ 4 sdm	≤ 1 sdt	0	0	1	1	Tinggi
77	39	0	119	96	93	1,56	59,3	47,7365	Sering	≤ 3 gelas	≤ 4 sdm	> 1 sdt	0	1	0	0	Rendah
78	57	1	143	78	84	1,43	51,5	41,4575	Sering	> 3 gelas	> 4 sdm	≤ 1 sdt	0	0	0	1	Rendah
79	54	0	155	86	92	1,53	59,1	47,5755	Jarang	Tidak	≤ 4 sdm	≤ 1 sdt	1	0	1	0	Rendah
80	52	1	142	92	85	1,64	47,2	37,996	Sering	> 3 gelas	≤ 4 sdm	> 1 sdt	0	0	1	1	Rendah
81	28	1	149	85	79	1,43	61,4	49,427	Jarang	> 3 gelas	> 4 sdm	> 1 sdt	1	0	0	0	Rendah
82	26	1	122	110	85	1,48	62,7	50,4735	Jarang	Tidak	≤ 4 sdm	> 1 sdt	0	0	1	0	Rendah
83	54	0	130	92	94	1,54	72,2	58,121	Jarang	≤ 3 gelas	≤ 4 sdm	≤ 1 sdt	0	0	0	0	Rendah
84	52	0	137	103	100	1,64	61,2	49,266	Sering	Tidak	≤ 4 sdm	≤ 1 sdt	0	0	1	0	Rendah
85	41	0	130	89	88	1,71	74,2	59,731	Sering	Tidak	≤ 4 sdm	≤ 1 sdt	0	0	1	0	Rendah

86	58	1	120	76	94	1,47	50,3	40,4915	Sering	> 3 gelas	≤ 4 sdm	≤ 1 sdt	0	1	1	1	Tinggi
87	35	1	130	92	83	1,43	68,1	54,8205	Sering	≤ 3 gelas	≤ 4 sdm	≤ 1 sdt	1	1	0	0	Tinggi
88	45	1	155	88	80	1,51	63,6	51,198	Sering	Tidak	≤ 4 sdm	≤ 1 sdt	0	0	1	0	Rendah
89	53	0	138	91	91	1,39	62,3	50,1515	Jarang	Tidak	> 4 sdm	≤ 1 sdt	0	0	1	1	Rendah
90	41	0	132	75	94	1,44	76,5	61,5825	Jarang	≤ 3 gelas	≤ 4 sdm	> 1 sdt	0	0	0	1	Rendah
91	55	0	120	79	83	1,48	50,2	40,411	Sering	Tidak	> 4 sdm	≤ 1 sdt	0	0	1	1	Tinggi
92	63	1	165	84	88	1,56	50,7	40,8135	Sering	Tidak	≤ 4 sdm	> 1 sdt	1	0	1	1	Tinggi
93	59	0	129	89	90	1,47	75,4	60,697	Jarang	Tidak	> 4 sdm	≤ 1 sdt	1	0	0	1	Tinggi
94	52	1	131	95	74	1,52	43,6	35,098	Jarang	Tidak	≤ 4 sdm	≤ 1 sdt	0	1	0	0	Rendah
95	41	0	128	84	86	1,64	58,6	47,173	Sering	≤ 3 gelas	≤ 4 sdm	> 1 sdt	0	1	1	1	Tinggi
96	45	1	142	112	83	1,71	41,6	33,488	Jarang	> 3 gelas	> 4 sdm	> 1 sdt	0	0	1	0	Rendah
97	60	1	126	96	79	1,47	53,5	43,0675	Jarang	> 3 gelas	≤ 4 sdm	> 1 sdt	0	0	0	1	Rendah
98	52	0	125	103	76	1,43	58,7	47,2535	Sering	Tidak	≤ 4 sdm	≤ 1 sdt	0	0	0	1	Rendah
99	42	1	141	122	79	1,51	55,4	44,597	Sering	≤ 3 gelas	≤ 4 sdm	≤ 1 sdt	0	1	1	0	Tinggi
100	67	1	172	106	70	1,51	67,4	54,257	Jarang	Tidak	≤ 4 sdm	≤ 1 sdt	0	0	1	0	Rendah
101	68	0	155	95	85	1,39	54,5	43,8725	Jarang	Tidak	≤ 4 sdm	≤ 1 sdt	0	0	0	0	Rendah
102	46	1	146	95	82	1,44	50,7	40,8135	Jarang	> 3 gelas	≤ 4 sdm	≤ 1 sdt	1	0	1	0	Rendah
103	54	0	178	108	83	1,48	75,4	60,697	Sering	Tidak	≤ 4 sdm	≤ 1 sdt	0	0	1	1	Tinggi



104	48	1	126	121	88	1,56	43,6	35,098	Sering	Tidak	> 4 sdm	≤ 1 sdt	1	0	1	1	Tinggi
105	39	1	165	96	81	1,47	58,6	47,173	Jarang	Tidak	> 4 sdm	> 1 sdt	0	0	0	1	Rendah
106	26	1	138	84	92	1,52	41,6	33,488	Sering	≤ 3 gelas	≤ 4 sdm	≤ 1 sdt	0	0	1	0	Rendah
107	25	0	165	96	91	1,64	53,5	43,0675	Sering	> 3 gelas	> 4 sdm	≤ 1 sdt	0	0	0	1	Tinggi
108	34	0	110	92	80	1,71	58,7	47,2535	Jarang	> 3 gelas	≤ 4 sdm	≤ 1 sdt	0	0	0	0	Rendah
109	52	1	152	75	82	1,47	55,4	44,597	Jarang	Tidak	> 4 sdm	≤ 1 sdt	0	0	1	1	Rendah
110	43	1	145	96	95	1,43	67,4	54,257	Jarang	≤ 3 gelas	≤ 4 sdm	> 1 sdt	1	1	1	1	Tinggi
111	59	0	134	93	96	1,51	54,5	43,8725	Sering	≤ 3 gelas	≤ 4 sdm	≤ 1 sdt	0	0	1	0	Rendah
112	29	0	158	97	92	1,39	61,3	49,3465	Sering	Tidak	> 4 sdm	> 1 sdt	0	1	1	1	Tinggi
113	31	0	164	86	94	1,51	58,6	47,173	Jarang	Tidak	≤ 4 sdm	≤ 1 sdt	0	0	0	0	Rendah
114	43	0	132	95	91	1,39	64,5	51,9225	Jarang	Tidak	≤ 4 sdm	≤ 1 sdt	0	0	0	1	Rendah
115	42	0	126	91	85	1,44	60,8	48,944	Jarang	Tidak	≤ 4 sdm	> 1 sdt	0	0	0	0	Rendah
116	50	1	130	89	87	1,48	50,6	40,733	Jarang	> 3 gelas	≤ 4 sdm	> 1 sdt	0	1	1	0	Rendah
117	68	1	129	95	83	1,56	48,5	39,0425	Sering	Tidak	≤ 4 sdm	> 1 sdt	0	0	0	0	Rendah
118	69	0	119	82	78	1,47	59,4	47,817	Sering	≤ 3 gelas	≤ 4 sdm	≤ 1 sdt	1	0	1	1	Tinggi
119	45	1	143	85	94	1,52	53,9	43,3895	Sering	Tidak	≤ 4 sdm	≤ 1 sdt	0	1	1	1	Tinggi
120	50	0	155	102	91	1,61	64,2	51,681	Jarang	Tidak	> 4 sdm	≤ 1 sdt	0	0	0	1	Rendah
121	44	0	142	85	85	1,62	62,5	50,3125	Sering	> 3 gelas	≤ 4 sdm	≤ 1 sdt	1	0	0	1	Tinggi



122	62	1	149	79	87	1,47	60,5	48,7025	Jarang	≤ 3 gelas	> 4 sdm	≤ 1 sdt	0	0	1	0	Rendah
123	70	1	143	85	83	1,58	56,7	45,6435	Jarang	Tidak	≤ 4 sdm	≤ 1 sdt	0	0	0	0	Rendah
124	63	1	155	80	78	1,49	53,8	43,309	Jarang	Tidak	> 4 sdm	≤ 1 sdt	1	0	1	1	Tinggi
125	36	0	142	103	85	1,44	66,9	53,8545	Sering	Tidak	≤ 4 sdm	≤ 1 sdt	0	0	1	0	Rendah
126	64	0	149	96	88	1,67	64,8	52,164	Sering	≤ 3 gelas	≤ 4 sdm	≤ 1 sdt	0	0	0	1	Rendah
127	57	1	122	78	80	1,52	75,8	61,019	Sering	> 3 gelas	> 4 sdm	≤ 1 sdt	1	0	0	0	Rendah
128	30	0	130	86	84	1,66	83,6	67,298	Sering	> 3 gelas	≤ 4 sdm	> 1 sdt	0	1	1	1	Tinggi
129	41	0	137	92	91	1,47	50,3	40,4915	Sering	Tidak	≤ 4 sdm	≤ 1 sdt	0	0	1	0	Rendah
130	37	0	130	85	77	1,66	68,1	54,8205	Jarang	≤ 3 gelas	≤ 4 sdm	> 1 sdt	0	0	0	0	Rendah
131	43	1	120	110	86	1,54	63,6	51,198	Jarang	≤ 3 gelas	≤ 4 sdm	≤ 1 sdt	0	0	1	0	Rendah
132	55	0	130	92	85	1,61	62,3	50,1515	Sering	Tidak	> 4 sdm	≤ 1 sdt	0	0	0	0	Rendah
133	37	1	155	103	81	1,43	76,5	61,5825	Sering	Tidak	≤ 4 sdm	> 1 sdt	0	0	1	0	Rendah
134	31	0	138	89	79	1,56	50,2	40,411	Jarang	Tidak	> 4 sdm	> 1 sdt	0	0	1	1	Rendah
135	41	1	132	76	86	1,43	50,7	40,8135	Jarang	Tidak	≤ 4 sdm	> 1 sdt	0	1	1	0	Rendah
136	46	0	120	92	93	1,53	75,4	60,697	Jarang	Tidak	≤ 4 sdm	≤ 1 sdt	1	1	0	0	Tinggi
137	59	0	122	88	96	1,64	43,6	35,098	Sering	≤ 3 gelas	> 4 sdm	≤ 1 sdt	0	0	1	0	Rendah
138	41	1	129	91	84	1,43	58,6	47,173	Sering	> 3 gelas	≤ 4 sdm	≤ 1 sdt	0	0	1	0	Rendah
139	54	1	131	75	89	1,48	45,6	36,708	Sering	> 3 gelas	≤ 4 sdm	≤ 1 sdt	0	0	0	0	Rendah



140	39	1	128	103	94	1,54	53,5	43,0675	Sering	Tidak	≤ 4 sdm	≤ 1 sdt	0	0	1	1	Tinggi
141	41	1	142	122	79	1,64	58,7	47,2535	Sering	≤ 3 gelas	≤ 4 sdm	≤ 1 sdt	0	0	0	0	Rendah
142	49	0	131	106	85	1,71	55,4	44,597	Jarang	Tidak	≤ 4 sdm	≤ 1 sdt	0	0	0	0	Rendah
143	42	0	110	95	75	1,47	60,8	48,944	Jarang	Tidak	≤ 4 sdm	> 1 sdt	1	0	1	0	Rendah
144	35	1	120	95	78	1,43	50,6	40,733	Sering	> 3 gelas	≤ 4 sdm	≤ 1 sdt	1	1	0	1	Tinggi
145	28	1	115	108	84	1,51	48,5	39,0425	Sering	≤ 3 gelas	> 4 sdm	≤ 1 sdt	1	0	1	1	Tinggi
146	56	1	143	121	94	1,39	59,4	47,817	Jarang	Tidak	≤ 4 sdm	≤ 1 sdt	1	0	1	0	Rendah
147	29	0	139	96	101	1,44	53,9	43,3895	Jarang	Tidak	> 4 sdm	≤ 1 sdt	0	1	1	1	Tinggi
148	31	1	123	84	83	1,44	51,5	41,4575	Jarang	Tidak	≤ 4 sdm	≤ 1 sdt	0	0	0	0	Rendah
149	62	0	135	96	75	1,48	62,5	50,3125	Sering	≤ 3 gelas	> 4 sdm	≤ 1 sdt	0	0	1	1	Tinggi
150	39	1	126	92	93	1,56	47,3	38,0765	Sering	> 3 gelas	≤ 4 sdm	≤ 1 sdt	0	1	1	1	Tinggi







**PERSYARATAN MENGIKUTI YUDISIUM & WISUDA**

**SC2-18**

Nama : Hendrisman Rahim  
NIM : 145150200111138  
Program Studi : Teknik Informatika  
No. SK Sidang : 473 Tahun 2021

PRASYARAT YUDISIUM		
No	Jenis Kegiatan	Tanda Tangan
1.	Dinyatakan Lulus Ujian Sarjana Tgl <b>23 JULI 2021</b>	1.
2.	Bebas tanggungan Revisi Skripsi (Hard Cover Laporan, Form Revisi dari FILKOM Apps (SC2-16), dan Copy SC2-13)	2.
3.	Menyerahkan dokumen skripsi dan artefak kepada:	3.
	a. Dosen Pembimbing 1	3a.
	b. Dosen Pembimbing 2 (jika ada pembimbing 2)	3b.
4.	Acc. Pembimbing untuk mengunggah jurnal skripsi ke J-PTIHK (Form SC2-17)	4.
4a.	Dosen Pembimbing 1	4a.
4b.	Dosen Pembimbing 2 (jika ada pembimbing 2)	4b.
5.	PSIK	5.
	a. Menyerahkan makalah skripsi (format .pdf dan .doc)	5a.
	b. Menyerahkan CD file skripsi bercover (berisi .pdf/.doc dan artefak skripsi)	5b.
6.	Ruang Baca/Referensi FILKOM	6.
	a. Bebas tanggungan	6a.
	b. Menyerahkan dokumen skripsi	6b.
7.	Bebas tanggungan Laboratorium:	7.
	a. Lab. Riset	7a.
	b. Lab. Pembelajaran	7b.
8.	Perpustakaan UB	8.
	a. Bebas tanggungan	8a.
	b. Menyerahkan hardcopy dokumen skripsi	8b.
9.	Menyerahkan pas foto warna (bukan cetakan sendiri) ukuran 3 cm x 4 cm (background warna biru terang, tanpa kacamata & tanpa batas putih disamping foto) sebanyak 6 lembar (baju resmi) + fotokopi KTM, berkas dimasukkan ke dalam bungkus plastik transparan	9.
10.	Menyerahkan fotocopy ijazah terakhir (SMA/SMK/D3)	10.
11.	Batas penyelesaian SC2-18: <b>23 AGUSTUS 2021</b>	11.
PRASYARAT WISUDA		
No	Jenis Kegiatan	Tanda Tangan
1.	Lunas biaya wisuda (bagi mahasiswa Bidik Misi bebas biaya wisuda)	1.
2.	Bebas tanggungan uang pangkal IKA UB	2.
3.	Telah mengunggah dokumen(foto berwarna 3x4, makalah skripsi, sampul + daftar isi, bab 1 s.d bab 5, tautan (URL) skripsi terpublikasi di <a href="http://www.siam.ub.ac.id/wisuda_upload_kelengkapan.php">www.siam.ub.ac.id/wisuda_upload_kelengkapan.php</a> )	3.
4.	Menyerahkan fotocopy sertifikat kemampuan Bahasa Inggris dari Kompetensi TI *)	4.

Mengetahui,  
Sekretaris Jurusan,

Malang,  
Kasubag Akademik dan Kemahasiswaan,

Ir. Primantara Hari Trisnawan, M.Sc.  
NIP. 196809121994031002

Hermawan Dwi Putra, S.H.  
NIK. 2011108710241001

**Catatan:**

1. Wajib disertakan dokumen asli \*)
2. Setelah form lengkap tertandatangani, harap meng-copy form **SC2-18** ini





**PERSETUJUAN REVISI DAN PERUBAHAN JUDUL**

**SC2-16**

Berdasarkan penulisan terakhir laporan skripsi yang dilakukan oleh mahasiswa:

Nama : Hendrisman Rahim  
NIM : 145150200111138  
Program Studi : Teknik Informatika  
Judul Skripsi saat ujian : KLASIFIKASI TINGKAT RISIKO HIPERTENSI MENGGUNAKAN MODIFIED K-NEAREST NEIGHBOR (M-KNN)  
Bidang Penelitian : Komputasi Cerdas  
Tipe Penelitian : Non-implementatif - Analitik (Analytical/explanatory)

dengan ini dinyatakan bahwa:

- Revisi telah dilakukan berdasarkan saran penguji serta memenuhi kaidah dan persyaratan laporan skripsi.
- Pada revisi tersebut **dilakukan** perubahan judul skripsi.

**Judul Skripsi Revisi:**

KLASIFIKASI TINGKAT RISIKO HIPERTENSI MENGGUNAKAN METODE MODIFIED K-NEAREST NEIGHBOR

---

---

---

- Buku laporan skripsi yang telah diselesaikan ini **tidak perlu** direview untuk menjadi koleksi ruang baca yang direkomendasikan untuk dibaca oleh mahasiswa.

Pembimbing I

Wayan Firdaus Mahmudy, S.Si., M.T., Ph.D.  
NIP. 197209191997021001

Malang,  
Pembimbing II

Edy Santoso, S.Si., M.Kom.  
NIP. 197404142003121004

\*) Setelah mendapat persetujuan dosen pembimbing, mahasiswa harap meng-copy form ini 1(satu) lembar,

*Form asli diserahkan ke Bagian Akademik (Petugas Skripsi).*