

**PREDIKSI STATUS ANEMIA PADA IBU HAMIL
MENGUNAKAN ALGORITMA *K-NEAREST
NEIGHBORS (K-NN)***

**Oleh
MOHAMAD RAFLI TALIP
T3118036**

SKRIPSI

**Untuk Memenuhi Salah Satu Syarat Ujian
Guna Memperoleh Gelar Sarjana**



**PROGRAM SARJANA
FAKULTAS ILMU KOMPUTER
UNIVERSITAS ICHSAN GORONTALO
GORONTALO
2024**

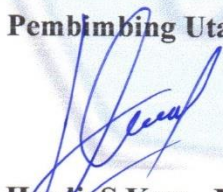
PERSETUJUAN SKRIPSI**PREDIKSI STATUS ANEMIA PADA IBU HAMIL
MENGUNAKAN ALGORITMA *K-NEAREST
NEIGHBORS (K-NN)***

Oleh :

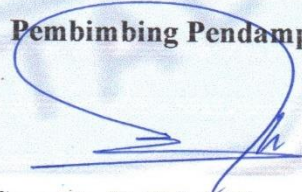
MOHAMAD RAFLI TALIP**T3118036****SKRIPSI**

Untuk Memenuhi Salah Satu Syarat Ujian
Guna Memperoleh Gelar Sarjana
Program Studi Teknik Informatika,
Ini Telah Disetujui Oleh Pembimbing

Pembimbing Utama


Husdi, S.Kom., M.Kom
NIDN : 0907108701

Pembimbing Pendamping


Sunarto Taliki, S.Kom., M.Kom
NIDN : 0906058301

PENGESAHAN SKRIPSI**PREDIKSI STATUS ANEMIA PADA IBU HAMIL
MENGUNAKAN ALGORITMA *K-NEAREST NEIGHBORS*
(*K-NN*)**

Oleh :

MOHAMAD RAFLI TALUPI**T3118036**

Diperiksa oleh Panitia Ujian Strata Satu(S1)

Universitas Ichsan Gorontalo

1. Ketua Penguji 1
Sudirman S. Panna, M.Kom
2. Anggota
Muis Nanja, M.Kom
3. Anggota
Citra Yustitya Gobel, S.Si., M.Kom
4. Anggota
Husdi, M.Kom
5. Anggota
Sunarto Taliki, M.Kom

**Mengetahui****Dekan Fakultas Ilmu Komputer****Irvan Abraham Salihi, M.Kom**
NIDN : 0928028101**Ketua Program Studi****Sudirman S. Panna, M.Ko**
NIDN : 0924038205

HALAMAN PERNYATAAN

Dengan ini saya Menyatakan Bahwa :

1. Karya tulis (Skripsi) saya ini adalah asli dan belum pernah diajukan untuk mendapatkan gelar akademik (Sarjana) baik di Universitas Ichsan Gorontalo maupun di perguruan tinggi lainnya.
2. Karya tulis (Skripsi) saya ini adalah murni gagasan, rumusan, dan penelitian saya sendiri, tanpa bantuan pihak lain kecuali, arahan Tim Pembimbing.
3. Dalam karya tulis (Skripsi) saya ini tidak terdapat karya atau pendapat yang telah dipublikasikan orang lain, kecuali secara tertulis dicamtumkan sebagai acuan /situasi dalam naskah dan dicamtumkan pula daftar pustaka.
4. Penyertaan ini saya buat dengan sesungguhnya dan apabila dikemudian hari terdapat penyipangan dan ketidak benaran dalam pernyataan ini, maka saya nersedia menerima sanksi lainnya sesuai dengan norma-norma yang berlaku di Universitas Ichsan Gorontalo.

Gorontalo, Desember 2024

Yang Membuat Pernyataan



Moh. Rafli Talipi

ABSTRAK

MOHAMAD RAFLI TALUPI. T3118036. PREDIKSI STATUS ANEMIA PADA IBU HAMIL MENGGUNAKAN ALGORITMA K-NEAREST NEIGHBORS (K-NN)

Anemia merupakan salah satu masalah kesehatan yang sering terjadi pada ibu, terutama selama masa kehamilan, dan dapat berdampak buruk bagi ibu maupun janin. Oleh karena itu, prediksi status anemia secara dini sangat penting untuk mencegah komplikasi serius. Penelitian ini bertujuan untuk mengembangkan model prediksi status anemia pada ibu hamil menggunakan metode K-Nearest Neighbor (KNN). Metode KNN dipilih karena kesederhanaannya dan kemampuannya dalam menangani data yang bersifat non-linear. Dataset yang digunakan terdiri dari parameter darah seperti kadar hemoglobin (Hb), Mean Corpuscular Volume (MCV), Mean Corpuscular Hemoglobin (MCH), dan Mean Corpuscular Hemoglobin Concentration (MCHC). Dataset dibagi menjadi data latih dan data uji dengan validasi k-fold cross-validation untuk meningkatkan keandalan model. melalui hasil perhitungan klasifikasi prediksi pada data penyakit anemia dengan data latih 1278 data dan data uji sebanyak 142 data dapat diketahui bahwa algoritma kNN dapat melakukan prediksi status anemia berdasarkan hemoglobin, mch, mhch, dan mcv dengan akurasi prediksi yang didapatkan sebesar 96% dengan nilai $k=3,5,7$ dan mendapat nilai dominan $Y=0$ (Non Anemia)



Kata kunci: K-Nearest Neighbor, prediksi, anemia

ABSTRACT

MOHAMAD RAFLI TALIP. T3118036. ANEMIA STATUS PREDICTION IN PREGNANT WOMEN USING K-NEAREST NEIGHBORS (K-NN) ALGORITHM

Anemia is one of the health problems that often occur in mothers, especially during pregnancy, and can harm both the mother and the fetus. Therefore, early prediction of anemia status is essential to prevent serious complications. This study aims to develop a prediction model for anemia status in pregnant women using the K-Nearest Neighbor (KNN) method. The KNN method is chosen because of its simplicity and ability to handle non-linear data. The dataset used consists of blood parameters such as hemoglobin (Hb) levels, Mean Corpuscular Volume (MCV), Mean Corpuscular Hemoglobin (MCH), and Mean Corpuscular Hemoglobin Concentration (MCHC). The dataset is divided into training and test data with k- fold cross-validation to improve model reliability. The results of the prediction classification calculation on anemia disease data with 1278 training data and 142 test data show that the K-NN algorithm can predict anemia status based on hemoglobin, mch, mhch, and mcv with a prediction accuracy of 96% with a value of $k = 3, 5, 7$ and getting a dominant value of $Y = 0$ (Non-Anemia).



Keywords: K-Nearest Neighbor, prediction, anemia

KATA PENGANTAR

Bismillahirrahmanirrahim

Puji syukur penulis panjatkan kehadirat Allah S.W.T, karena atas berkat dan rahmat-Nya penulis dapat menyelesaikan Skripsi ini dengan judul, **“Prediksi Status Anemia Pada Ibu Hamil Menggunakan Algoritma K-NN”**. Untuk memenuhi salah satu syarat mendapatkan gelar sarjana Program Studi Teknik Informatika Fakultas Ilmu Komputer Universitas Ichsan Gorontalo. Skripsi ini dapat terlaksana dengan baik berkat dukungan dari banyak pihak, Oleh karena itu penulis menyampaikan terimakasih kepada :

1. Ucapan terimakasih kepada kedua orang tua saya Bapak Haryanto Talipi dan Ibu Rahmawati Adam yang selalu mendoakan dan mensupport untuk keberhasilan penulis.
2. Ibu Dr. Hj. Juriko Abdussamad, M.Si. , Selaku Ketua Yayasan Pengembangan Ilmu Pengetahuan dan Teknologi (YPIPT) Ichsan Gorontalo.
3. Bapak Dr. Abdul Gaffar La Tjokke, M,Si, Selaku Rektor Universitas Ichsan Gorontalo.
4. Bapak Irvan Abraham Salihi, S.Kom., M.Kom selaku Dekan Fakultas Ilmu Komputer Universtas Ichsan Gorontalo.
5. Bapak Sudirman Melangi, M.Kom, selaku Wakil Dekan I Bidang Akademik Fakultas Ilmu Komputer Universitas Ichsan Gorontalo.
6. Ibu Irma Surya Kumala Idris, M.Kom, selaku Wakil Dekan II Bidang Administrasi Umum dan Keuangan Fakultas Ilmu Komputer Universitas Ichsan Gorontalo.

7. Bapak Sudirman S. Panna, M.Kom, selaku Ketua Prodi Teknik Informatika Fakultas Ilmu Komputer Universitas Ichsan Gorontalo.
8. Bapak Husdi, M.Kom, selaku Wakil Program Studi Teknik Informatika Fakultas Ilmu Komputer Universitas Ichsan Gorontalo dan Sebagai Pembimbing utama dalam penelitian ini yang telah membimbing penulis selama Skripsi ini.
9. Bapak Sunarto Taliki, M.Kom, selaku Kepala Pustikom Fakultas Ilmu Komputer Universitas Ichsan Gorontalo dan sebagai Pembimbing Pendamping dalam penelitian ini yang telah membimbing penulis selama Skripsi ini.
10. Bapak dan Ibu Dosen yang telah mendidik dan membimbing dan mengajarkan berbagai disiplin ilmu kepada penulis.
11. Kepada bapak, ibu, adik, dan Keluarga yang selalu memberikan dorongan moral maupun materil dari awal sampai akhir pendidikan.

Walaupun demikian, penulis masih banyak kekurangan dalam penyusunan usulan penelitian ini. Oleh karena itu, diharapkan saran dan kritik untuk menyempurnakan penulisan lebih lanjut. Semoga usulan penelitian ini dapat bermanfaat bagi pihak yang berkepentingan terutama bagi penulis sendiri.

Gorontalo, Desember 2024

Penulis

DAFTAR ISI

PERSETUJUAN SKRIPSI	ii
PENGESAHAN SKRIPSI.....	iii
HALAMAN PERNYATAAN	iv
ABSTRAK.....	v
KATA PENGANTAR.....	vii
DAFTAR ISI.....	ix
DAFTAR TABEL	xii
DAFTAR GAMBAR	xiii
BAB I PENDAHULUAN.....	1
1.1 Latar Belakang	1
1.2 Identifikasi Masalah	4
1.3 Rumusan masalah	5
1.4 Tujuan penelitian.....	5
1.5 Manfaat penelitian.....	5
1.5.1 Manfaat Teoritis	5
1.5.2 Manfaat Praktis	6
1.5.3 Manfaat Peneliti	6
BAB II LANDASAN TEORI.....	7
2.1 Tinjauan Studi.....	7
2.2 Tinjauan Pustaka	8
2.2.1 Definisi Anemia	8
2.2.2 Definisi Machine Learning	9
2.2.3 Proses Machine Learning	12
2.2.4 Algoritma kNN.....	13

2.3	Alat Pengembangan	16
2.3.1	Streamlit.io.....	16
2.3.2	Python.....	17
2.4	Kerangka Pikir	18
BAB III METODE PENELITIAN.....		19
3.1	Objek	19
3.2	Pengumpulan Data	19
3.3	Pemodelan	20
3.4	Evaluasi dan Analisis Model	20
3.4.1	Memisahkan Data Uji dan Latih	21
3.4.2	Melatih Model dengan Algoritma KNN.....	21
3.4.3	Melakukan Prediksi pada Data Uji.....	22
3.4.4	Evaluasi dengan Metode Klasifikasi	22
3.4.5	Analisis Hasil Evaluasi.....	22
3.4.6	Interpretasi dan Kesimpulan Akhir:	22
BAB IV HASIL PENELITIAN		23
4.1	Model Usulan Penelitian	23
4.2	Dataset Penelitian.....	24
4.3	Pembagian Data	26
4.4	Pembentukan Model K-NN	28
4.5	Perhitungan K-NN	29
BAB V HASIL DAN PEMBAHASAN		34
5.1	Hasil	34
5.1.1	Hasil Pengujian Model KNN	34

5.1.2 Perhitungan Nilai <i>Accuracy</i> , <i>Precision</i> , <i>Recall</i> dan <i>F1- Score</i>	35
5.1.3 Hasil Ekperimen pada bahasa pemrograman Python Dengan Library Streamlit	36
5.2 Pembahasan	38
BAB VI PENUTUP	39
6.1 Kesimpulan	39
6.2 Saran	39
DAFTAR PUSTAKA	41
LAMPIRAN	44

DAFTAR TABEL

Tabel 3.1 Dataset Anemia.....	19
Tabel 4.1 Dataset Anemia.....	25
Tabel 4.2 Data Training.....	27
Tabel 4.3 Data Testing	27
Tabel 4.4 Data Training.....	29
Tabel 4.5 Data Baru.....	29
Tabel 4.6 Hasil Perhitungan Jarak	30
Tabel 4.7 Peringkat Jarak	31
Tabel 4.8 Nilai K= 3.....	32
Tabel 4.9 Nilai K= 5.....	32
Tabel 4.10 Nilai K= 7.....	33
Tabel 4.11 Perbandingan hasil Prediksi Untuk Masing-Masing Nilai K ..	33

DAFTAR GAMBAR

Gambar 2.1 Logo Streamlit.io	17
Gambar 2.2 Logo Phyton.....	17
Gambar 2.3 Kerangka Pikir	18
Gambar 3.1 Pemodelan kNN pada dataset Anemia	20
Gambar 3.2 Flowchart Analisis dan Evaluasi Model.....	21
Gambar 4.1 Bagan Alir Model Usulan.....	23
Gambar 4.2 Pembagian Data	26
Gambar 5.1 Confusion Matrix	34
Gambar 5.2 Form Dataset Anemia.....	36
Gambar 5.3 Form Pemodelan K-NN.....	36
Gambar 5.4 Akurasi Model kNN	37
Gambar 5.5 Form Hasil Prediksi Status Anemia	37
Gambar 5.6 Hasil Evaluasi Model	38

BAB I

PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang

Anemia merupakan kondisi medis yang ditandai dengan jumlah sel darah merah yang rendah atau kadar hemoglobin yang rendah dalam darah, sehingga menyebabkan penurunan kemampuan darah untuk mengangkut oksigen ke seluruh tubuh. Ini adalah masalah kesehatan global yang mempengaruhi jutaan orang di seluruh dunia, terutama di negara berkembang. Salah satu metode yang digunakan untuk mendeteksi anemia adalah melalui pemeriksaan fisik, di antaranya adalah melalui pemeriksaan konjungtiva mata. Konjungtiva adalah lapisan tipis jaringan yang melapisi bagian dalam kelopak mata dan permukaan bola mata. Konjungtiva seringkali tampak pucat atau lebih terang dari biasanya. Pada ibu hamil, anemia dapat terjadi karena peningkatan kebutuhan zat besi, folat, dan vitamin B12 untuk mendukung perkembangan janin [1].

Anemia pada ibu hamil adalah masalah kesehatan yang serius dan mempengaruhi jutaan wanita di seluruh dunia. Mengingat pentingnya kesehatan ibu bagi perkembangan janin dan kelahiran yang sehat, mendeteksi anemia secara dini sangat krusial. Anemia pada ibu hamil merupakan salah satu masalah yang masih banyak dijumpai di Indonesia. Anemia adalah kondisi ibu hamil dengan kadar Hb dibawah 11 gr/dL pada trimester I & III, kadar Hb < 10,5 gr/dL pada trimester II (Triyani, 2016). Menurut data Riskesdas tahun 2018 menunjukkan prevalensi anemia gizi pada ibu hamil dengan kelompok usia (15-24 tahun) adalah 84.6%. Dampak yang sering terjadi akibat kekurangan zat besi pada wanita hamil dapat diamati dari besaran kasus kesakitan dan kematian. Anemia mempunyai akibat yang besar pada kesehatan terutama pada ibu hamil. Ibu hamil yang mengalami anemia akan mengakibatkan terjadinya komplikasi saat persalinan, antara lain seperti perdarahan, bayi lahir prematur, BBLR (Berat Badan Lahir Rendah), gangguan jantung, ginjal, bahkan bisa menyebabkan ibu meninggal saat persalinan.

Selain itu, metode ini mungkin tidak dapat mendeteksi anemia secara dini karena membutuhkan waktu yang lama untuk proses analisis dan interpretasi hasil.

Teknologi machine learning (ML) telah menunjukkan potensi besar dalam bidang kesehatan untuk menganalisis data secara efisien dan akurat. Dengan menggunakan teknik ML, kita dapat memproses data medis dengan lebih cepat dan membuat prediksi yang lebih akurat tentang kondisi kesehatan pasien. Teknologi ini dapat membantu dalam deteksi dini anemia pada ibu hamil, memberikan peluang untuk intervensi yang tepat waktu dan mengurangi komplikasi. Diagnosis dini dan pemantauan yang tepat terhadap anemia adalah kunci untuk mengurangi risiko komplikasi serius yang mungkin timbul. Penggunaan machine learning dalam deteksi anemia menawarkan berbagai keuntungan, termasuk kemampuan untuk menangani volume data yang besar dan kompleks, mengidentifikasi pola yang tidak terlihat oleh manusia, dan memberikan hasil dalam waktu yang lebih singkat. Dengan mengembangkan model ML yang andal untuk mendeteksi anemia, kita dapat meningkatkan kualitas layanan kesehatan bagi ibu hamil, terutama di daerah dengan sumber daya yang terbatas.[2]

Beberapa penelitian menggunakan data conjunctiva mata, kuku dan telapak tangan dengan pendekatan *computer vision* [3], sedangkan pada penelitian, menggunakan pendekatan *computer vision* dengan parameter sel darah (MCV, MCH, MCHC) dan kadar hemoglobin. Pengukuran ini memerlukan tenaga medis khusus dan peralatan laboratorium yang memadai dan profesional. Penelitian ini memerlukan tindakan pengambilan sampel darah (*invasive technique*), sehingga hasil deteksi lebih akurat. Perkembangan penelitian deteksi anemia juga berkembang dinegara-negara yang memiliki resiko anemia tinggi seperti di India dan Afrika, terdapat penelitian [4], [5] yang menggunakan teknik *non-invasive* dengan memanfaatkan kamera smartphone untuk mendeteksi anemia pada anak-anak berdasarkan hasil foto conjunctiva mata, kuku dan telapak tangan.(sumber: A. Shaju *et al.*, “Non-Invasive Anemia Detection Using Images Acquired from Smartphone Camera,” 2022)

K-Nearest Neighbor(K-NN) merupakan algoritma pembelajaran mesin non-parametrik dan berbasis *instance-based learning*. Tidak seperti metode lain yang membangun model eksplisit selama pelatihan, kNN bekerja dengan cara

menyimpan semua data pelatihan dan menggunakan informasi tersebut untuk memprediksi data baru. Algoritma ini dapat digunakan untuk menyelesaikan berbagai masalah, termasuk klasifikasi (misalnya, menentukan kategori suatu objek) dan regresi (misalnya, memprediksi nilai numerik), dalam era modern, perkembangan teknologi dan ketersediaan data yang melimpah telah membuka peluang besar untuk pengambilan keputusan berbasis data. Salah satu algoritma sederhana namun efektif yang sering digunakan dalam pembelajaran mesin adalah *k-Nearest Neighbor* (kNN). Metode ini berbasis pada prinsip bahwa objek yang serupa cenderung memiliki kedekatan dalam ruang fitur.

Prinsip kerja kNN cukup sederhana: algoritma ini mengukur jarak antara data baru dan seluruh data pelatihan menggunakan metrik seperti *Euclidean distance* atau *Manhattan distance*. Selanjutnya, algoritma memilih K tetangga terdekat dan menggunakan mereka untuk menentukan prediksi berdasarkan mayoritas kelas (untuk klasifikasi) atau rata-rata nilai (untuk regresi), kNN memiliki keunggulan dalam kesederhanaan dan fleksibilitasnya, menjadikannya pilihan awal yang baik untuk eksplorasi data. Namun, metode ini juga memiliki kelemahan, seperti sensitivitas terhadap skala fitur dan kinerja yang lambat pada dataset besar karena kebutuhan perhitungan jarak yang ekstensif. Dalam berbagai aplikasi, seperti diagnosis medis, sistem rekomendasi, atau analisis pola, kNN telah terbukti menjadi metode yang bermanfaat. Pendekatan berbasis kesamaan ini memungkinkan pengambilan keputusan yang intuitif dan efisien, menjadikannya komponen penting dalam bidang pembelajaran mesin[6]. Pada penelitian ini penggunaan algoritma K-Nearest Neighbours dipilih karena kemampuannya dalam menentukan kelompok data dengan menghitung jarak tetangga terdekat. Selain itu KNN juga memiliki nilai akurasi yang baik untuk melakukan klasifikasi dengan jumlah data yang besar namun juga memerlukan penentuan nilai parameter jumlah dari tetangga terdekat[14]. Dalam melakukan klasifikasi, algoritma KNN pernah dibandingkan dengan Naiv Bayes dan Neural Network untuk memprediksi penyakit hepatitis, dimana hasilnya menunjukkan bahwa rata-rata nilai akurasi yang didapatkan oleh kNN menghasilkan nilai akurasi

yang lebih tinggi dibandingkan Naiv bayes dan Neural network yaitu 93% ;76,92%; dan 82,97%[15]. Berdasarkan hasil penelitian Muhammad Naja Maskuri Harliana, Kadek Sukerti, R.M. Herdian Bhakti “Penerapan Algoritma K-Nearest Neighbor (KNN) untuk Memprediksi Penyakit Stroke” dimana menunjukkan hasil dari nilai akurasi sebesar 95%.[16], dan[17] pada penelitian M. M Syukri and S. I Wayan, “Implementasi Algoritma K-Nearest Neighbor (KNN) Untuk Memprediksi Pasien Terkena Penyakit Diabetes Pada Puskesmas Manyampa Kabupaten Bulukumba” dengan hasil akurasi kNN yang diperoleh dari pengujian tersebut sebesar 68,30%.

Pada penelitian ini, Dataset anemia yang digunakan dalam prediksi penyakit anemia adalah dataset public yang berjumlah 1421 data, yang diperoleh dari Dataset Kaggle Repository. Data yang diperoleh kemudian dilakukan pengolahan data untuk mendapatkan data pembelajaran yang sesuai dengan kebutuhan dalam melakukan prediksi penyakit anemia. Dalam melakukan prediksi penyakit anemia terdapat 5 variabel yang akan digunakan sebagai atribut untuk mengolah dataset, yang terdiri dari Hemoglobin, MCH, MCHC, MCV, dan Result. Diharapkan bahwa penelitian ini akan membuka jalan menuju sistem yang lebih terotomatisasi dan objektif dalam diagnosis anemia, yang dapat meningkatkan kualitas perawatan kesehatan dan hasil pasien secara keseluruhan. Selain itu, penggunaan teknologi machine learning dalam bidang kesehatan juga dapat memperluas aksesibilitas diagnosis dan perawatan, terutama di wilayah yang kurang berkembang di seluruh dunia.

1.2 Identifikasi Masalah

Berdasarkan latar belakang masalah yang telah diuraikan di atas, maka identifikasi masalah yang dijadikan bahan penelitian yaitu sebagai berikut:

1. Kebutuhan deteksi anemia yang cepat dan akurat, proses deteksi manual seringkali membutuhkan waktu dan tenaga ahli yang memadai, sedangkan kebutuhan diagnosis anemia terus meningkat.

2. Belum banyak dilakukan penelitian lokal yang menggunakan algoritma sederhana seperti KNN dalam mendeteksi anemia, padahal algoritma ini dapat memberikan solusi yang efektif jika diterapkan dengan baik.

1.3 Rumusan masalah

Berdasarkan latar belakang diatas maka rumusan masalah pada penelitian ini yaitu :

1. Bagaimana menerapkan sebuah model prediksi anemia pada ibu hamil menggunakan teknologi machine learning ?
2. Bagaimana memanfaatkan algoritma KNN untuk memprediksi status anemia berdasarkan parameter hematologi seperti hemoglobin(hb), mch, mchc, dan mcv ?

1.4 Tujuan penelitian

Sesuai permasalahan di atas, maka tujuan penelitian ini yaitu untuk menerapkan model prediksi status anemia menggunakan metode K-Nearest Neighbors (KNN) berdasarkan data klinis pasien, seperti kadar hemoglobin, mch, mchc, mcv, dan menyediakan pendekatan berbasis machine learning dengan metode KNN yang dapat membantu tenaga medis dalam diagnosis awal anemia secara cepat dan efisien

1.5 Manfaat penelitian

1.5.1 Manfaat Teoritis

Penelitian ini diharapkan dapat memberikan pengembangan ilmu pengetahuan dibidang komputer pada umumnya dan khususnya pada bidang :

1. Data Science dan Machine Learning: Memperluas pemahaman tentang penerapan algoritma KNN untuk prediksi medis.
2. Kesehatan: Menambah referensi ilmiah tentang bagaimana teknologi dapat digunakan untuk mendukung diagnosis anemia secara akurat dan efisien.

1.5.2 Manfaat Praktis

1. Meningkatkan Akurasi Diagnostik: Membantu tenaga medis dalam menganalisis status anemia dengan cepat, akurat, dan berbasis data.
2. Peningkatan Kesehatan Masyarakat: Deteksi dini anemia dapat membantu masyarakat mendapatkan penanganan medis lebih cepat sehingga risiko komplikasi dapat diminimalkan.

1.5.3 Manfaat Peneliti

Penelitian ini dapat menjadi dasar atau referensi bagi peneliti yang ingin: Mengembangkan algoritma prediksi anemia dengan metode yang lebih kompleks atau inovatif dan Melakukan studi lebih lanjut pada jenis anemia tertentu, seperti anemia akibat defisiensi zat besi atau anemia pada penyakit kronis.

BAB II LANDASAN TEORI

2.1 Tinjauan Studi

NO	PENELITI	JUDUL	HASIL
1	Muhammad Naja Maskuri dan teman-teman [16]	Penerapan Algoritma K-Nearest Neighbor (KNN) untuk Memprediksi Penyakit Stroke” Stroke Desease Predict Using KNN Algorithm “	Penelitian ini melakukan pemodelan terhadap dataset penyakit stroke dengan menggunakan algoritma K-Nearest Neighbor. Dengan Jumlah data yang digunakan dalam penelitian sebanyak 100 data, pembagian data latih dan data uji menggunakan metode split validation dengan perbandingan 80%:20%. Nilai k yang digunakan untuk menguji kinerja algoritma KNN dalam meprediksi penyakit stroke yaitu k-9, dimana didapatkan nilai akurasi sebesar 95%.

2	Dimauro G, Caivano D [6]	A Systematic Mapping Study on Research in Anemia Assessment with Non- Invasive Devices	Penelitian di sektor ini sangat aktif, terutama di negara-negara dengan populasi terpadat di dunia dan berfokus pada peningkatan teknologi yang saat ini ada di pasaran dan mengusulkan solusi baru, terutama yang portabel dan dapat digunakan oleh semua orang. Tren baru dalam kamera dan perangkat berbasis ponsel pintar diidentifikasi.
3	Kasiviswanathn S, Vijayan T [2]	Semantic Segmentation of Conjunctiva Region for Non- Invasive Anemia Detection Applications	Penambahan gambar dan pra-pemrosesan dilakukan untuk meningkatkan ukuran data dan kinerja model. UNBCSM menunjukkan hasil segmentasi yang baik dan menunjukkan nilai yang sebanding dari nilai Intersection over Union (IoU) antara ground truth dan mask tersegmentasi sebesar 96% dan 85,7% untuk pelatihan dan validasi

2.2 Tinjauan Pustaka

2.2.1 Definisi Anemia

Anemia pada ibu hamil adalah kondisi kesehatan yang sering kali diabaikan, namun memiliki dampak signifikan terhadap ibu dan janin. Secara medis, anemia didefinisikan sebagai kondisi di mana tubuh kekurangan sel darah merah atau hemoglobin yang cukup untuk membawa oksigen ke jaringan tubuh. Kondisi ini

umum terjadi pada kehamilan karena peningkatan volume darah untuk mendukung perkembangan janin, yang meningkatkan kebutuhan tubuh akan zat besi dan nutrisi lain yang diperlukan untuk produksi sel darah merah. Menurut Organisasi Kesehatan Dunia (WHO), anemia pada ibu hamil didiagnosis bila kadar hemoglobin kurang dari 11 g/dL [1].

Terdapat beberapa penyebab utama anemia pada ibu hamil, dengan yang paling umum adalah anemia defisiensi besi, yang menyumbang sekitar 75% dari kasus anemia pada kehamilan. Penyebab lainnya termasuk defisiensi asam folat, vitamin B12, dan kondisi kesehatan seperti thalassemia. Kehamilan juga menuntut asupan zat besi yang lebih tinggi, sekitar 27 mg per hari, karena zat besi diperlukan untuk produksi hemoglobin dan mendukung pembentukan plasenta serta pertumbuhan janin.

Dampak anemia pada ibu hamil dapat sangat serius. Pada ibu, anemia dapat menyebabkan kelelahan ekstrem, penurunan imunitas, peningkatan risiko infeksi, hingga kemungkinan komplikasi seperti perdarahan postpartum yang lebih berat. Sedangkan pada janin, anemia pada ibu dikaitkan dengan risiko kelahiran prematur, berat lahir rendah, dan perkembangan janin yang terhambat akibat suplai oksigen yang tidak optimal. Selain itu, anemia berat pada kehamilan dapat meningkatkan risiko kematian ibu dan bayi.

Dalam upaya mencegah anemia pada ibu hamil, WHO merekomendasikan pemberian suplemen zat besi dan asam folat sebagai bagian dari perawatan prenatal. Selain itu, pola makan yang kaya akan zat besi heme (dari sumber hewani) dan non-heme (dari sumber nabati) sangat dianjurkan, begitu pula vitamin C untuk membantu penyerapan zat besi. Penanganan anemia pada ibu hamil harus dilakukan secara komprehensif dengan pemeriksaan rutin kadar hemoglobin dan identifikasi dini bagi mereka yang memiliki risiko tinggi.

2.2.2 Definisi Machine Learning

Machine Learning, juga dikenal sebagai pembelajaran mesin, merupakan ilmu komputer yang bekerja tanpa diprogram secara eksplisit. Banyak peneliti

berpikir tentang bagaimana membuat kemajuan menuju AI pada skala manusia. Pembelajaran mesin merupakan kecerdasan buatan yang mempelajari cara membuat data. Pembelajaran mesin biasa disingkat ML. Hal ini diperlukan untuk menerapkan teknik yang cepat dan ampuh untuk menemukan masalah baru.

Menurut definisi, pembelajaran mesin merupakan ilmu atau penelitian yang mempelajari algoritme dan model statistik yang digunakan oleh sistem komputer untuk melakukan tugas tertentu tanpa instruksi eksplisit. Pembelajaran mesin didasarkan pada pola dan inferensi. Untuk memperoleh pola dan kesimpulan ini, algoritme pembelajaran mesin menghasilkan model matematika berdasarkan data sampel, yang sering disebut sebagai "data pelatihan". Penggunaan teknologi ini terkait dengan pembelajaran mesin dan AI. Mesin ini mengesahkan algoritme atau program yang berjalan di komputer. Jadi, jika Anda ingin mempelajari Machine Learning, pastikan Anda terus berinteraksi dengan data Anda. Semua pengetahuan pembelajaran mesin harus melibatkan data [2].

Machine learning merupakan bidang keilmuan yang mempelajari cara membuat program yang dapat menghasilkan pengetahuan baru dari pengetahuan yang sudah ada (disebut sebagai pengalaman atau data), di luar pengetahuan yang “diprogram” langsung ke dalam program.

Istilah yang lebih umum merupakan bagaimana membuat komputer yang dapat belajar dari lingkungannya. Kembangkan "ilmu". Contoh paling sederhana mungkin merupakan prediksi kata di ponsel atau pengenalan wajah di Facebook. Hal ini dimungkinkan karena program di balik kedua hal tersebut telah mengumpulkan pengetahuan dari data yang ada, kebanyakan berupa model matematika.

Ini banyak berkaitan dengan algoritma yang mengekstraksi informasi dari data yang berbeda dan mengenali pola dalam data (pengenalan pola), dan terkait erat dengan statistik. Tetapi pada umumnya, segala sesuatu yang melibatkan proses memperoleh pengetahuan dari data termasuk dalam cabang ilmiah pembelajaran mesin [3].

Machine Learning merupakan salah satu bidang ilmu komputer yang paling disalah pahami. Terlepas dari konotasi negatif istilah “ML” dalam bahasa Indonesia, machine learning juga merupakan bidang dengan cakupan aplikasi yang sangat luas dalam berbagai disiplin ilmu. Sebagian besar bidang yang terkait dengan "Komputasi Cerdas" membutuhkan pengetahuan pemrograman dan pembelajaran mesin memainkan peran yang sangat penting pada tahap ini. Jika AI berfokus pada pembuatan komputer cerdas, pembelajaran mesin digunakan untuk menghidupkan kecerdasan tersebut. Faktanya, sebagian besar pengetahuan yang kami pelajari di AI dan DM merupakan pembelajaran mesin itu sendiri, yang menyebabkan begitu banyak ambiguitas di bidang ini antara ketiga hal ini [4].

Machine Learning dapat didefinisikan sebagai:

Metode perhitungan empiris untuk meningkatkan kinerja atau membuat prediksi yang akurat. Pengertian pengalaman di sini mengacu pada informasi sebelumnya yang sudah tersedia dan dapat dijadikan sebagai data pembelajar. Skenario pembelajaran mesin meliputi:

1. Supervised Learning

Menggunakan skenario pembelajaran yang diawasi, belajar bersama masukkan data pelatihan berlabel. kemudian dibuat prediksi dari data berlabel.

2. Unsupervised Learning

Menggunakan skenario pembelajaran tanpa pengawasan dengan Learn masukkan data pelatihan yang tidak berlabel. Kemudian mencobanya mengelompokkan data berdasarkan ciri-ciri yang ditemukan.

3. Reinforcement Learning

Dalam skenario pembelajaran penguatan, fase pelatihan dan pengujian saling eksklusif. campuran. Secara aktif mengumpulkan informasi tentang peserta

didik dengan berinteraksi dengan lingkungan untuk mendapatkan jawaban untuk setiap tindakan pembelajar [5].

2.2.3 Proses Machine Learning

Membangun mesin pembelajaran mesin yang sukses memerlukan tiga komponen dasar: algoritme matematika, prosesor komputer, dan data. Ketiganya harus tersedia secara bersamaan karena tanpa prosesor komputer tidak mungkin menerapkan algoritma matematika. Hal yang sama terjadi ketika tidak ada data yang tersedia, sehingga algoritme matematika tidak mungkin menemukan apa pun. Ketiga komponen ini masing-masing mendorong perkembangan komponen lainnya. Saat ini, teknologi prosesor komputer semakin maju dari hari ke hari dan kekuatan pemrosesan data meningkat dari hari ke hari. Hal ini memungkinkan pemrosesan data dalam jumlah yang semakin besar dan memfasilitasi penelitian dan pengembangan algoritme baru dan proses matematika dengan kompleksitas yang semakin meningkat. Data besar juga mendorong hal-hal seperti perkembangantechnologi prosesor.

Sebuah mesin dikatakan “belajar” jika secara bertahap dapat meningkatkan kualitas keluarannya berdasarkan data yang diberikan. Ini mirip dengan cara orang belajar, menggunakan pengalaman masa lalu untuk memperbaiki cara mereka bekerja sehingga orang lebih responsif ketika menghadapi situasi serupa di masa depan.

Ada banyak algoritme pembelajaran mesin yang ditulis untuk tujuan berbeda, tetapi semuanya mengikuti prinsip yang sama: meniru (atau mencoba meniru) cara manusia belajar. Secara umum, ada tiga langkah penting dalam proses pembelajaran.

1. Pengumpulan Data. Misalnya, pengukuran data transaksi, sensor, catatan, huruf, angka, gambar, suara, dll. Secara komputasional catatan merupakan sekelompok data terkait yang dapat dimanipulasi komputer sebagai satu unit.
2. Abstraksi, proses mengubah data menjadi mode yang lebih umum (definisi model dibahas di bawah).

3. Generalisasi, proses penggunaan model abstrak sebagai dasar pengambilan keputusan atau kesimpulan [6].

2.2.4 Algoritma kNN

Algoritma k-Nearest Neighbors (KNN) adalah salah satu algoritma supervised learning yang sederhana namun efektif dalam klasifikasi dan regresi. KNN adalah algoritma yang berbasis instance-based learning atau lazy learning, di mana proses prediksi dilakukan dengan membandingkan instance yang akan diprediksi dengan instance data lainnya.

1. Definisi kNN

K-Nearest Neighbors adalah algoritma yang mengklasifikasikan suatu data berdasarkan jarak ke K tetangga terdekatnya dalam ruang fitur. KNN tidak membangun model eksplisit; sebaliknya, ia menyimpan data training dan saat diberikan instance baru, algoritma mencari K instance terdekat dalam data yang sudah ada dan memberikan label atau nilai yang paling umum sebagai prediksi.

2. Tahapan Algoritma kNN

Tahapan utama algoritma KNN dapat diuraikan sebagai berikut:

1. Menentukan Nilai K: Pilih nilai K, yaitu jumlah tetangga terdekat yang ingin dipertimbangkan. Nilai K yang kecil cenderung menghasilkan klasifikasi yang lebih kompleks (rentan overfitting), sementara nilai K yang besar menghasilkan klasifikasi yang lebih sederhana (rentan underfitting).
2. Mengukur Jarak: Gunakan metrik jarak untuk menghitung jarak antara data yang ingin diklasifikasi dengan setiap data dalam dataset. Beberapa metrik yang umum digunakan antara lain:
 1. Euclidean Distance: Jarak antara dua titik berdasarkan akar dari jumlah kuadrat perbedaan tiap dimensi.
 2. Manhattan Distance: Jarak berdasarkan jumlah nilai absolut perbedaan tiap dimensi.
 3. Minkowski Distance: Generalisasi dari Euclidean dan Manhattan, dengan menggunakan parameter pangkat tertentu.

3. Identifikasi Tetangga Terdekat: Urutkan seluruh data dalam dataset berdasarkan jarak dari data yang ingin diprediksi, lalu pilih K data terdekat.
4. Penentuan Kelas atau Nilai:
 1. Klasifikasi: Tentukan kelas data baru berdasarkan mayoritas kelas dari K tetangga terdekat (voting).
 2. Regresi: Hitung nilai prediksi sebagai rata-rata dari nilai K tetangga terdekat.

3. Performansi kNN

Performa KNN dipengaruhi oleh beberapa faktor:

1. Ukuran Data: Semakin besar data, semakin lambat KNN karena membutuhkan perhitungan jarak ke setiap titik.
2. Dimensionalitas Data: Dalam kasus data berdimensi tinggi, KNN rentan terhadap fenomena "curse of dimensionality," di mana jarak antar titik menjadi kurang bermakna.
3. Nilai K: Memilih K yang tepat sangat penting untuk keseimbangan antara overfitting dan underfitting. Biasanya, nilai K yang optimal ditemukan melalui cross-validation.

Untuk meningkatkan performa KNN, teknik seperti KD-Tree atau Ball Tree dapat digunakan dalam implementasi KNN untuk mengurangi waktu komputasi dengan memfasilitasi pencarian yang lebih cepat.

4. Karakteristik kNN

Algoritma KNN memiliki karakteristik sebagai berikut:

1. **Instance-Based Learning:** KNN tidak melakukan generalisasi data selama pelatihan dan hanya menyimpan data untuk kemudian digunakan pada saat inferensi.
2. **Non-Parametrik:** Algoritma ini tidak membuat asumsi apa pun mengenai distribusi data.

3. **Sensitivitas terhadap Skala Fitur:** KNN sensitif terhadap skala data, sehingga normalisasi atau standardisasi fitur sering kali diperlukan agar jarak antar data lebih konsisten.

5. Evaluasi kNN

1. Confusion Matrix

Confusion matrix adalah matriks yang menunjukkan perbandingan antara hasil prediksi model dengan nilai sebenarnya. Matriks ini terdiri dari empat elemen: True Positive (TP), False Positive (FP), True Negative (TN), dan False Negative (FN). Dari confusion matrix ini, kita dapat menghitung berbagai metrik seperti akurasi, precision, recall, dan F1 score, yang memberikan wawasan lebih dalam mengenai performa model[12].

1. **True Positive (TP):** Kasus di mana model memprediksi positif (penyakit terdeteksi) dan benar-benar positif.
2. **False Positive (FP):** Kasus di mana model memprediksi positif padahal seharusnya negatif.
3. **True Negative (TN):** Kasus di mana model memprediksi negatif dan benar-benar negatif.
4. **False Negative (FN):** Kasus di mana model memprediksi negatif padahal sebenarnya positif.

2. Accuracy

Akurasi adalah metrik sederhana yang menunjukkan seberapa banyak prediksi yang benar. Namun, pada data yang tidak seimbang (misalnya, jika kasus positif sangat jarang), akurasi mungkin tidak memberikan gambaran yang baik karena model bisa saja memprediksi kelas mayoritas saja untuk mendapatkan akurasi tinggi.

$$Accuracy = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN}$$

3. Precision

Precision penting ketika biaya kesalahan false positive tinggi. Misalnya, dalam deteksi penyakit, precision tinggi berarti model tidak terlalu banyak memberikan hasil positif palsu, yang penting untuk menghindari diagnosis yang salah.

$$Precision = \frac{TP}{TP + FP}$$

4. Recall (Sensitivity atau TPR - True Positive Rate)

Recall sangat penting dalam kasus di mana missing a positive case (false negative) memiliki konsekuensi serius. Dalam deteksi penyakit, recall tinggi berarti model mampu mendeteksi sebagian besar kasus penyakit yang sebenarnya.

$$Recall = \frac{TP}{TP + FN}$$

5. F1 Score

F1 score sangat berguna saat ada ketidakseimbangan antara kelas positif dan negatif, atau ketika baik precision maupun recall penting untuk diperhatikan.

$$F1\ Score = 2 \cdot \frac{Precision \cdot Recall}{Precision + Recall}$$

2.3 Alat Pengembangan

Pada penelitian ini digunakan beberapa alat-alat pengembangan (*development tools*) untuk mendukung terlaksananya eksperimen penelitian.

2.3.1 Streamlit.io

Streamlit.io adalah sebuah pustaka (library) open-source berbasis Python yang dirancang khusus untuk memudahkan proses pengembangan aplikasi web interaktif, terutama bagi praktisi data seperti ilmuwan data, analis data, dan pengembang machine learning. Dengan Streamlit, pengguna dapat dengan cepat membuat antarmuka visual untuk menampilkan hasil analisis, model prediksi, atau visualisasi data tanpa perlu keahlian dalam pengembangan web konvensional, seperti penggunaan HTML, CSS, atau JavaScript, Streamlit memungkinkan

pengguna untuk membangun aplikasi berbasis data secara efisien dengan memanfaatkan sintaks Python yang sederhana. Dalam pengembangannya, aplikasi Streamlit berfokus pada alur kerja yang intuitif, di mana setiap elemen aplikasi (seperti widget interaktif, grafik, atau tabel) dapat dibuat hanya dengan beberapa baris kode Python. Hal ini menjadikan Streamlit salah satu alat yang populer di kalangan komunitas data science karena mampu menghilangkan kompleksitas dalam proses pengembangan antarmuka pengguna.



Gambar 2.1 Logo Streamlit.io

2.3.2 Python

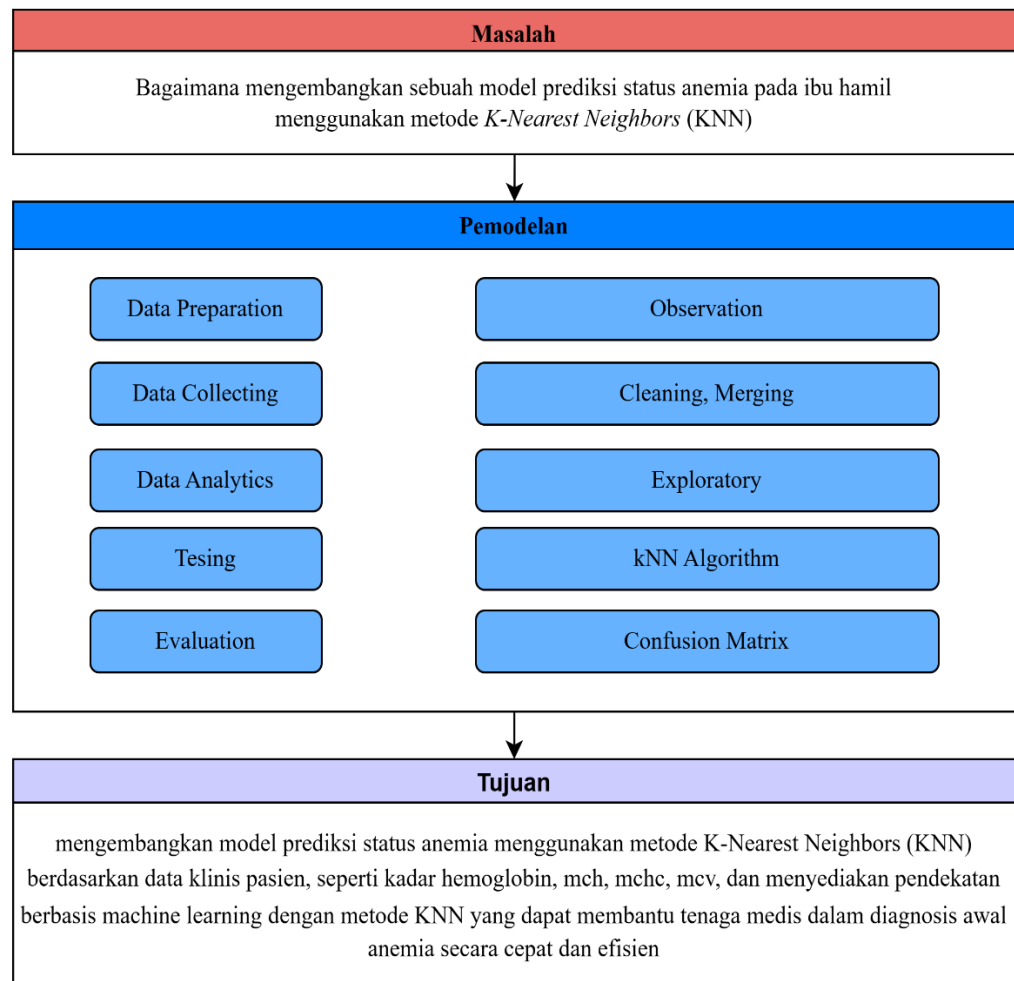
Python adalah bahasa pemrograman tingkat tinggi yang populer, dikenal karena kesederhanaannya dalam penulisan kode, fleksibilitas, dan komunitas pengembang yang besar. Bahasa ini digunakan luas dalam berbagai bidang, mulai dari pengembangan perangkat lunak hingga *data science* dan *machine learning*. Python menawarkan pustaka yang kuat, seperti `pandas` untuk analisis data, `numpy` untuk komputasi numerik, `scikit-learn` untuk *machine learning*, serta `matplotlib` dan `seaborn` untuk visualisasi data.

Kelebihan Python dalam analisis data membuatnya menjadi bahasa utama dalam pengembangan model *machine learning* karena mampu menangani tugas-tugas komputasi kompleks dan mendukung berbagai teknik algoritma canggih. Python juga memiliki banyak framework dan pustaka yang memudahkan integrasi model ke aplikasi web atau desktop, menjadikannya sangat relevan dalam konteks penerapan *machine learning* dalam skala besar.



Gambar 2.2 Logo Python

2.4 Kerangka Pikir



Gambar 2.3 Kerangka Pikir

BAB III

METODE PENELITIAN

3.1 Objek

Yang menjadi objek pada penelitian ini yaitu Dataset anemia yang digunakan dalam prediksi penyakit anemia adalah dataset public yang berjumlah 1421 data, yang diperoleh dari Dataset Kaggle Repository. Data yang diperoleh kemudian dilakukan pengolahan data untuk mendapatkan data pembelajaran yang sesuai dengan kebutuhan dalam melakukan prediksi penyakit anemia. Data tersebut selanjutnya akan diolah dan di representasikan sehingga dapat di analisis dengan pendekatan machine learning. Maka jenis dari penelitian ini merupakan penelitian model uji coba metode – eksperimental.

3.2 Pengumpulan Data

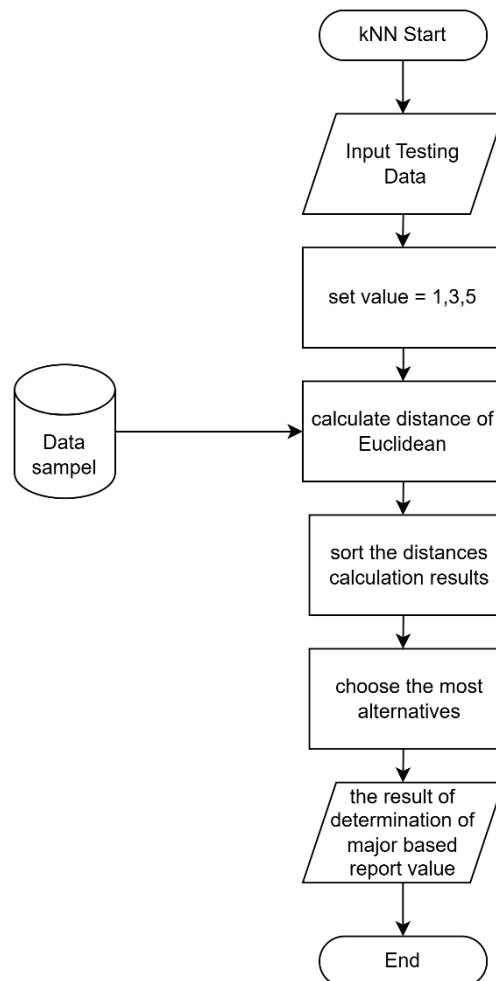
Dalam memulai sebuah penelitian tentunya kita memerlukan sebuah data sebagai pondasi masalah untuk diolah agar mencapai tujuan penelitian yang sukses. Gambar 3.1 merupakan kolom dan baris dataset yang akan digunakan pada penelitian ini yang terdiri dari 5 kolom fitur.

Tabel 3.1 Dataset Anemia

No.	Hemoglobin	MCH	MCHC	MCV	Result
1	14,9	22,7	29,1	83,7	0
2	15,9	25,4	28,3	72	0
3	9	21,5	29,6	71,2	1
4	14,9	16	31,4	87,5	0
5	14,7	22	28,2	99,5	0
6	11,6	22,3	30,9	74,5	1
7	12,7	19,5	28,9	82,9	1
8	12,7	28,5	28,2	92,3	1
9	14,1	29,7	30,5	75,2	0
10	14,9	25,8	31,3	82,9	0
11	13	18,3	29,6	87,8	1
12	16,7	27,5	28,2	93	0
13	13,4	25,2	30,2	95,9	0
14	14,7	28,9	31	69,8	0
15	15,9	24,3	28,7	91,5	0
....	...	...	...	...	...
1421	11,8	21,2	28,4	98,1	1

(sumber: Kaggle dataset anemia)

3.3 Pemodelan

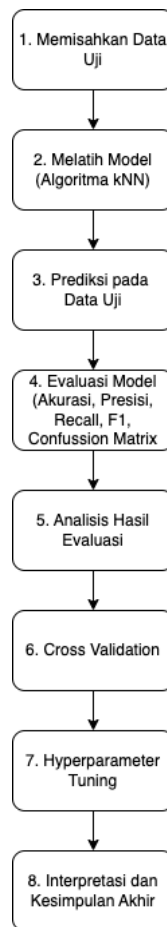


Gambar 3.1 Pemodelan kNN pada dataset Anemia

[16]

3.4 Evaluasi dan Analisis Model

Proses evaluasi model mulai dari pembagian data, pelatihan model, prediksi, hingga evaluasi dan analisis performa model. Berikut adalah *flowchart* yang menggambarkan proses evaluasi dan analisis model prediksi anemia pada ibu hamil:



Gambar 3.2 Flowchart Analisis dan Evaluasi Model

[16]

3.4.1 Memisahkan Data Uji dan Latih

1. Pisahkan dataset menjadi data latih (*training set*) dan data uji (*testing set*), biasanya dengan rasio 80:20 atau 70:30.
2. Data latih digunakan untuk membangun dan melatih model, sedangkan data uji digunakan untuk mengevaluasi performa model.

3.4.2 Melatih Model dengan Algoritma KNN

1. Gunakan algoritma *K-Nearest Neighbors* (KNN) untuk melatih model dengan data latih.
2. Sesuaikan parameter k untuk mendapatkan hasil yang optimal (misalnya melalui proses pencarian parameter terbaik dengan *cross-validation*).

3.4.3 Melakukan Prediksi pada Data Uji

1. Setelah model dilatih, lakukan prediksi status anemia pada data uji.
2. Bandingkan hasil prediksi dengan nilai sebenarnya pada data uji untuk mengevaluasi akurasi model.

3.4.4 Evaluasi dengan Metode Klasifikasi

1. **Akurasi:** Mengukur persentase prediksi yang benar dari total prediksi.
2. **Precision dan Recall:** Precision menunjukkan seberapa tepat model dalam memprediksi kelas "Anemia" sementara recall menunjukkan sensitivitas model dalam menangkap semua kasus "Anemia".
3. **F1-Score:** Kombinasi precision dan recall yang berguna saat kelas tidak seimbang
4. **Confusion Matrix:** Matriks yang menunjukkan jumlah prediksi benar dan salah untuk setiap kelas, yaitu "Anemia" dan "Non-Anemia".

3.4.5 Analisis Hasil Evaluasi

1. Tinjau metrik hasil evaluasi, terutama akurasi dan confusion matrix untuk melihat kekuatan dan kelemahan model.
2. Jika model memiliki performa yang rendah, lakukan penyesuaian pada parameter model atau coba pendekatan *feature engineering* untuk meningkatkan akurasi.

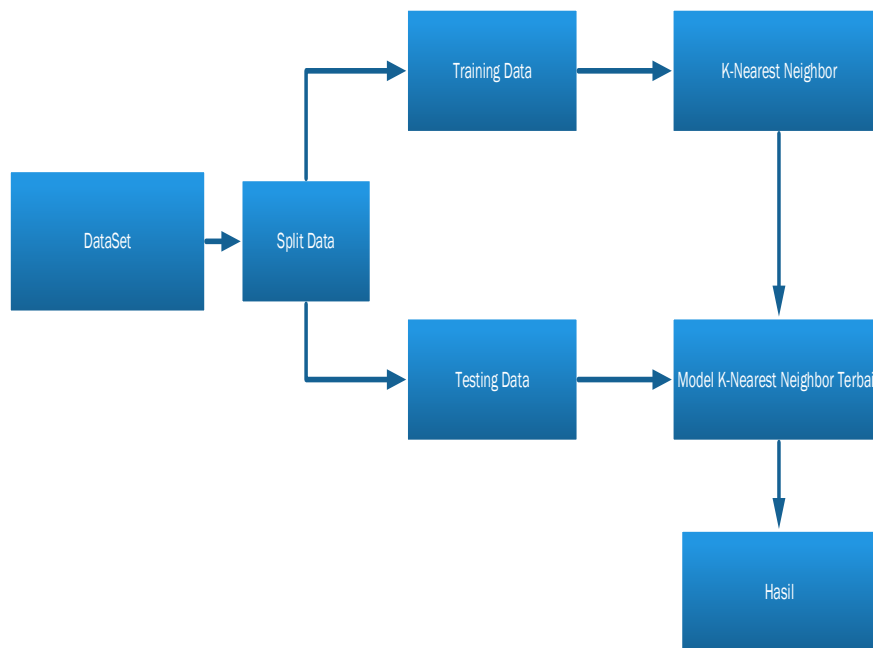
3.4.6 Interpretasi dan Kesimpulan Akhir:

1. Berdasarkan hasil evaluasi, interpretasi mengenai kekuatan dan kelemahan model dibuat.
2. Jika hasilnya baik, model dapat diintegrasikan ke aplikasi prediksi; jika tidak, langkah-langkah optimasi lebih lanjut bisa dilakukan.

BAB IV HASIL PENELITIAN

4.1 Model Usulan Penelitian

Model Usulan Pada Penelitian ini dapat digambar pada bagan alir sebagai berikut:



Gambar 4.1 Bagan Alir Model Usulan

Berdasarkan Gambar di atas dapat dijelaskan sistem kerja dari model yang diusulkan adalah dari dataset yang diperoleh dilakukan pembagian data menjadi dua yaitu data pemodelan dan data *hold out*. Data Pemodelan yang berisi data training digunakan untuk mencari model terbaik dari K-NN, Setelah model Terbaik didapatkan maka dilakukan pengujian akurasi dengan menggunakan data *hold out* yang berisi data *testing*.

Adapun Teknik pembagian data akan dijelaskan pada pembahasan berikutnya.

4.2 Dataset Penelitian

Dataset anemia yang digunakan dalam prediksi penyakit anemia adalah dataset public yang berjumlah 1421 data, yang diperoleh dari Dataset Kaggle Repository, Dengan variabel yang digunakan adalah :

$X1 = \text{Hemoglobin}(HB)$

Hemoglobin adalah protein kompleks yang ditemukan dalam sel darah merah (*eritrosit*) dan berfungsi untuk mengangkut oksigen dari paru-paru ke seluruh jaringan tubuh, serta membawa karbon dioksida dari jaringan kembali ke paru-paru untuk dikeluarkan. Kadar hemoglobin (Hb) normal bervariasi tergantung pada jenis kelamin, usia, dan kondisi individu tertentu.

Wanita Dewasa: 12,0–15,5 g/dL

- Wanita hamil biasanya memiliki kadar hemoglobin yang sedikit lebih rendah, yaitu 11,0–12,5 g/dL, karena peningkatan volume darah.

$X2 = \text{Mean corpuscular hemoglobin}(MCH)$

MCH (Mean Corpuscular Hemoglobin) adalah salah satu parameter dalam pemeriksaan darah lengkap yang menunjukkan rata-rata jumlah hemoglobin (Hb) dalam setiap sel darah merah.

- Nilai Normal pada Ibu Hamil: 27–33 pg per sel darah merah

$X3 = \text{Mean corpuscular hemoglobin concentration}(MCHC)$

MCHC (Mean Corpuscular Hemoglobin Concentration) adalah parameter dalam pemeriksaan darah lengkap yang mengukur konsentrasi rata-rata hemoglobin (*Hb*) dalam setiap sel darah merah. Berbeda dengan *MCH* yang mengukur jumlah hemoglobin, *MCHC* lebih fokus pada "kepadatan" atau tingkat saturasi hemoglobin dalam sel darah merah.

- Nilai Normal pada Ibu Hamil: 32–36 g/dL

$X_4 = \text{Mean corpuscular volume (MCV)}$

MCV (*Mean Corpuscular Volume*) adalah salah satu parameter dalam pemeriksaan darah lengkap yang menunjukkan ukuran rata-rata sel darah merah (eritrosit). MCV digunakan untuk membantu mendiagnosis berbagai jenis anemia berdasarkan ukuran sel darah merah.

- Nilai Normal pada Ibu Hamil: 80–100 fL

MCV pada ibu hamil bisa sedikit meningkat akibat hemodilusi (peningkatan volume plasma darah).

$Y = \text{Result (anemia[1]/non anemia[0])}$

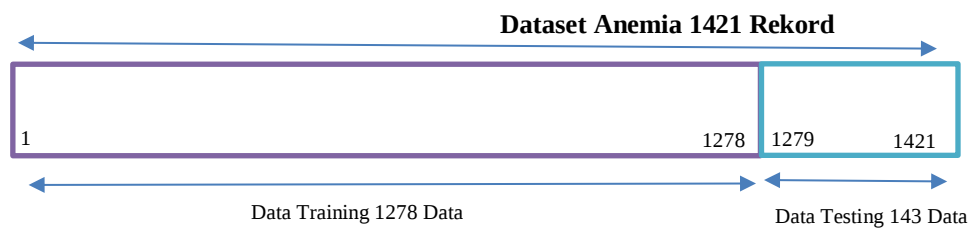
Tabel 4.1 Dataset Anemia

Nomor	Hemoglobin	MCH	MCHC	MCV	Result
1	14,9	22,7	29,1	83,7	0
2	15,9	25,4	28,3	72	0
3	9	21,5	29,6	71,2	1
4	14,9	16	31,4	87,5	0
5	14,7	22	28,2	99,5	0
6	11,6	22,3	30,9	74,5	1
7	12,7	19,5	28,9	82,9	1
8	12,7	28,5	28,2	92,3	1
9	14,1	29,7	30,5	75,2	0
10	14,9	25,8	31,3	82,9	0
11	13	18,3	29,6	87,8	1
12	16,7	27,5	28,2	93	0
13	13,4	25,2	30,2	95,9	0
14	14,7	28,9	31	69,8	0
15	15,9	24,3	28,7	91,5	0

16	14	25,5	32	81,6	0
17	15,9	24	27,9	83,7	0
18	12,3	21,8	27,8	77,9	1
19	15,4	24,6	30,1	94,3	0
20	13,6	19,3	31,4	78,9	0
...	...	...	...	...	...
1421	11,8	21,2	28,4	98,1	1

4.3 Pembagian Data

Pembagian Data dilakukan dengan membagi 2 data dengan teknik *hold out*. Dari Total 1421 Record Dataset hasil pembagian didapatkan data Training sebanyak 90% (1278 data) dan Data *Testing* 10% (143 Data).



Gambar 4.2 Pembagian Data

Implementasi split data pada bahasa pemrograman python adalah sebagai berikut :

```
t_size = st.radio(
    "Pilih pembagian splitting data",
    (0.1,0.2,0.3))
st.success("4. KNN")
X = df.drop(columns=['Result'])
X_train, X_test, y_train, y_test = train_test_split(
    X, df['Result'], test_size=t_size,
    random_state=0)
```

Dari hasil Pembagian data tersebut. Data dengan record 1 s/d 1278 akan dijadikan data training untuk membangun model K-NN

Tabel 4.2 Data Training

NO	X1	X2	X3	X4	Y
1	14,9	22,7	29,1	83,7	0
2	15,9	25,4	28,3	72	0
3	9	21,5	29,6	71,2	1
4	14,9	16	31,4	87,5	0
5	14,7	22	28,2	99,5	0
6	11,6	22,3	30,9	74,5	1
7	12,7	19,5	28,9	82,9	1
8	12,7	28,5	28,2	92,3	1
9	14,1	29,7	30,5	75,2	0
10	14,9	25,8	31,3	82,9	0
11	13	18,3	29,6	87,8	1
12	16,7	27,5	28,2	93	0
13	13,4	25,2	30,2	95,9	0
14	14,7	28,9	31	69,8	0
15	15,9	24,3	28,7	91,5	0
...	...	...	...	...	...
1278	14,9	17,6	31,1	86,5	0

Tabel 4.3 Data Testing

NO	X1	X2	X3	X4	Y
1279	14	20,3	32,1	74	0
1280	12,1	26,3	29,8	84,9	0
1281	13,5	22,3	29,9	86,3	0
1282	15,1	17,1	28,2	86,8	0
1283	11,9	23,7	29,9	69,9	1
1284	14,7	23,4	29	99,6	0
1285	13,1	21,8	30,8	90,4	0

1286	11,1	20,4	30,9	101,6	1
1287	13,5	19,5	32,3	80,4	0
1288	12	28,1	30,9	77,9	1
1289	16,5	28	32,2	99,3	0
...	...	...	...	...	...
1421	11,8	21,2	28,4	98,1	1

4.4 Pembentukan Model K-NN

Berikut Merupakan Tahapan Dari Metode K-Nearest Neighbor (K-NN)

1. Tentukan parameter K = Jumlah dari Tetangga Terdekat (*nearest neighbor*)
2. Hitung jarak data baru yang dinyatakan dengan seluruh sampel data *training* (pelatihan) dengan menggunakan Rumus Euclidean Distance
3. Urutkan seluruh jarak berdasarkan jarak *minimum* dan tetapkan Tetangga Terdekat sesuai dengan nilai K
4. Sesuaikan klasifikasi dari Y dengan persekitaran yang telah ditetapkan
5. Gunakan kelas dengan jumlah terbanyak sebagai dasar menentukan kelas dari data baru yang dinyatakan.

Berdasarkan Dataset Yang ada maka rumus euclidean Distance yang digunakan pada penelitian ini adalah:

$$\text{Jarak} = \sqrt{(x1tr - x1ts)^2 + (x2tr - x2ts)^2 + (x3tr - x3ts)^2 + (x4tr - x4ts)^2}$$

Dalam bahasa Pemrograman Python Model source code untuk model Knn adalah Sebagai berikut:

```
from sklearn.neighbors import KNeighborsClassifier
with st.form('addition'):
    Nama = st.text_input("Nama Pasien", "")
    Hemoglobin = st.text_input("Nilai Hemoglobin", "")
    MCH = st.text_input("Nilai MCH", "")
    MCHC = st.text_input("Nilai MCHC", "")
    MCV = st.text_input("Nilai MCV", "")
    submit = st.form_submit_button('Prediksi', type="primary")
new_X = pd.DataFrame([{"Hemoglobin":Hemoglobin,"MCH":MCH,"MCHC":MCHC,"MCV":MCV}])
knn = KNeighborsClassifier(n_neighbors=nilai_k)
knn.fit(X_train, y_train)
y2_predsKNN = knn.predict(new_X)
```

4.5 Perhitungan K-NN

Berikut ini merupakan contoh dari penerapan metode K-Nearest Neighbor menggunakan rumus Eculidean Distance

Langkah 1 : Menghitung Jarak Antara Data Training dan Data Testing

Tabel 4.4 Data Training

NO	X1	X2	X3	X4	Y
1	14,9	22,7	29,1	83,7	0
2	15,9	25,4	28,3	72	0
3	9	21,5	29,6	71,2	1
4	14,9	16	31,4	87,5	0
5	14,7	22	28,2	99,5	0
6	11,6	22,3	30,9	74,5	1
7	12,7	19,5	28,9	82,9	1
8	12,7	28,5	28,2	92,3	1
9	14,1	29,7	30,5	75,2	0
10	14,9	25,8	31,3	82,9	0
11	13	18,3	29,6	87,8	1
12	16,7	27,5	28,2	93	0
13	13,4	25,2	30,2	95,9	0
14	14,7	28,9	31	69,8	0
15	15,9	24,3	28,7	91,5	0
...	...	...	...	...	...
1278	14,9	17,6	31,1	86,5	0

Tabel 4.5 Data Baru

NO	X1	X2	X3	X4	Result
1422	17	25,6	31,8	72,6	?

Pada Data Testing nilai Y akan diprediksi Kembali untuk mengetahui perbedaan antara data asli(Aktual) dengan data Prediksi (Y')

$$\begin{aligned}
 \text{Jarak1} &= \sqrt{(x1tr - x1ts)^2 + (x2tr - x2ts)^2 + (x3tr - x3ts)^2 + (x4tr - x4ts)^2} \\
 &= \sqrt{(14,9 - 17)^2 + (22,7 - 25,6)^2 + (29,1 - 31,8)^2 + (83,7 - 72,6)^2} \\
 &= \sqrt{4,41 + 8,41 + 7,29 + 123,21} \\
 &= \sqrt{143,32} \\
 &= 11,971
 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
 \text{Jarak2} &= \sqrt{(x1tr - x1ts)^2 + (x2tr - x2ts)^2 + (x3tr - x3ts)^2 + (x4tr - x4ts)^2} \\
 &= \sqrt{(15,9 - 17)^2 + (25,4 - 25,6)^2 + (28,3 - 31,8)^2 + (72 - 72,6)^2} \\
 &= \sqrt{1,21 + 0,4 + 12,25 + 0,36} \\
 &= \sqrt{14,22} \\
 &= 3,770
 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
 \text{Jarak3} &= \sqrt{(x1tr - x1ts)^2 + (x2tr - x2ts)^2 + (x3tr - x3ts)^2 + (x4tr - x4ts)^2} \\
 &= \sqrt{(9 - 17)^2 + (21,5 - 25,6)^2 + (29,6 - 31,8)^2 + (71,2 - 72,6)^2} \\
 &= \sqrt{64 + 16,41 + 4,84 + 1,96} \\
 &= \sqrt{87,21} \\
 &= 9,33 \\
 &\dots \text{ dst}
 \end{aligned}$$

Perhitungan jarak dilakukan seterusnya sampai data ke 1278 Sehingga didapatkan tabel jarak sebagai berikut

Tabel 4.6 Hasil Perhitungan Jarak

No.	X1	X2	X3	X4	Y	Jarak
1	14,9	22,7	29,1	83,7	0	11,97163
2	15,9	25,4	28,3	72	0	3,722902

No.	X1	X2	X3	X4	Y	Jarak
3	9	21,5	29,6	71,2	1	9,360021
4	14,9	16	31,4	87,5	0	17,85329
5	14,7	22	28,2	99,5	0	27,47399
6	11,6	22,3	30,9	74,5	1	6,668583
7	12,7	19,5	28,9	82,9	1	13,04607
8	12,7	28,5	28,2	92,3	1	20,68695
9	14,1	29,7	30,5	75,2	0	5,802586
10	14,9	25,8	31,3	82,9	0	10,52568
11	13	18,3	29,6	87,8	1	17,46912
12	16,7	27,5	28,2	93	0	20,80433
13	13,4	25,2	30,2	95,9	0	23,63409
14	14,7	28,9	31	69,8	0	4,965884
15	15,9	24,3	28,7	91,5	0	19,2281
..	..	..	..	..	..	..
1278	14,9	17,6	31,1	86,5	0	16,18981

Langkah 2. Menentukan Peringkat Jarak

Peringkat Jarak ditentukan dengan nilai jarak paling kecil sebagai peringkat pertama dan seterusnya:

Tabel 4.7 Peringkat Jarak

No.	X1	X2	X3	X4	Y	jarak	Peringkat
795	15,6	25,7	31,9	74,2	0	2,13072758	1
1032	15,6	25,7	31,9	74,2	0	2,13072758	2
1269	15,6	25,7	31,9	74,2	0	2,13072758	3
187	16,7	25,1	30,1	70,8	0	2,54361947	4
424	16,7	25,1	30,1	70,8	0	2,54361947	5
661	16,7	25,1	30,1	70,8	0	2,54361947	6
92	15,2	27	32,4	71,6	0	2,56124969	7
566	15,2	27	32,4	71,6	0	2,56124969	8
848	16,4	27,2	31,4	70,6	0	2,66082694	9
1085	16,4	27,2	31,4	70,6	0	2,66082694	10
201	14,8	26	29,8	73	0	3,02654919	11
438	14,8	26	29,8	73	0	3,02654919	12
855	15,8	25,5	28,9	72,6	0	3,14006369	13
1092	15,8	25,5	28,9	72,6	0	3,14006369	14
159	13,9	25,9	31,3	71,2	0	3,45108679	15

396	13,9	25,9	31,3	71,2	0	3,45108679	16
633	13,9	25,9	31,3	71,2	0	3,45108679	17
796	15,4	24,5	28,9	73,6	0	3,63042697	18
1033	15,4	24,5	28,9	73,6	0	3,63042697	19
1270	15,4	24,5	28,9	73,6	0	3,63042697	20
..	..	..	..	..	..	..	..
1156	13,2	17	29,4	101,5	0	30,4855704	1278

Langkah 3. Menentukan Hasil Prediksi Berdasarkan Nilai K

a). Uji Coba Dengan K=3

Untuk Uji Coba Pertama akan digunakan 3 data dengan peringkat teratas berdasarkan nilai K=3

Tabel 4.8 Nilai K= 3

No.	X1	X2	X3	X4	Y	Jarak	Peringkat
795	15,6	25,7	31,9	74,2	0	2,13072758	1
1032	15,6	25,7	31,9	74,2	0	2,13072758	2
1269	15,6	25,7	31,9	74,2	0	2,13072758	3

Maka Hasil Prediksi Berdasarkan data testing adalah:

$$Y_{Prediksi} = \text{Nilai dominan dari } Y$$

$$Y_{Prediksi} = 0$$

dasarkan dari tabel 4.8 didapatkan nilai dominan dari Y(Result) adalah 0, maka hasil prediksi untuk data baru adalah 0 atau *non anemia*

b). Uji Coba Dengan K=5

Untuk Uji Coba Pertama akan digunakan 5 data dengan peringkat teratas berdasarkan nilai K=5

Tabel 4.9 Nilai K= 5

No.	X1	X2	X3	X4	Y	Jarak	Peringkat
795	15,6	25,7	31,9	74,2	0	2,13072758	1
1032	15,6	25,7	31,9	74,2	0	2,13072758	2
1269	15,6	25,7	31,9	74,2	0	2,13072758	3
187	16,7	25,1	30,1	70,8	0	2,54361947	4
424	16,7	25,1	30,1	70,8	0	2,54361947	5

Maka Hasil Prediksi Berdasarkan data testing adalah:

$$Y_{Prediksi} = \text{Nilai dominan dari } Y$$

$$Y_{Prediksi} = 0$$

dasarkan dari tabel 4.9 didapatkan nilai dominan dari Y adalah 0, maka hasil prediksi untuk data baru adalah 0 atau *non anemia*

C. Uji Coba Dengan K=7

Untuk Uji Coba Pertama akan digunakan 7 data dengan peringkat teratas berdasarkan nilai K=7

Tabel 4.10 Nilai K= 7

No.	X1	X2	X3	X4	Y	Jarak	Peringkat
795	15,6	25,7	31,9	74,2	0	2,13072758	1
1032	15,6	25,7	31,9	74,2	0	2,13072758	2
1269	15,6	25,7	31,9	74,2	0	2,13072758	3
187	16,7	25,1	30,1	70,8	0	2,54361947	4
424	16,7	25,1	30,1	70,8	0	2,54361947	5
661	16,7	25,1	30,1	70,8	0	2,54361947	6
92	15,2	27	32,4	71,6	0	2,56124969	7

Maka Hasil Prediksi Berdasarkan data testing adalah:

$$Y_{Prediksi} = \text{Nilai dominan dari } Y$$

$$Y_{Prediksi} = 0$$

dasarkan dari tabel 4.10 didapatkan nilai dominan dari Y adalah 0, maka hasil prediksi untuk data baru adalah 0 atau *non anemia*

Dari 3 Kali Percobaan yang dilakukan untuk masing masing nilai K=3, 5 dan 7 Terhadap Data baru maka secara rinci dapat dilihat pada tabel berikut

Tabel 4.11 Perbandingan hasil Prediksi Untuk Masing-Masing Nilai K

NO	X1	X2	X3	X4	$Y'_{Prediksi}$ (K=3)	$Y'_{Prediksi}$ (K=5)	$Y'_{Prediksi}$ (K=7)
1422	17	25,6	31,8	72,6	0	0	0

Dari Tabel tersebut dapat ditunjukkan bahwa perbedaan antara data aktual dan data prediksi tidak memperlihatkan perbedaan yang signifikan.

BAB V

HASIL DAN PEMBAHASAN

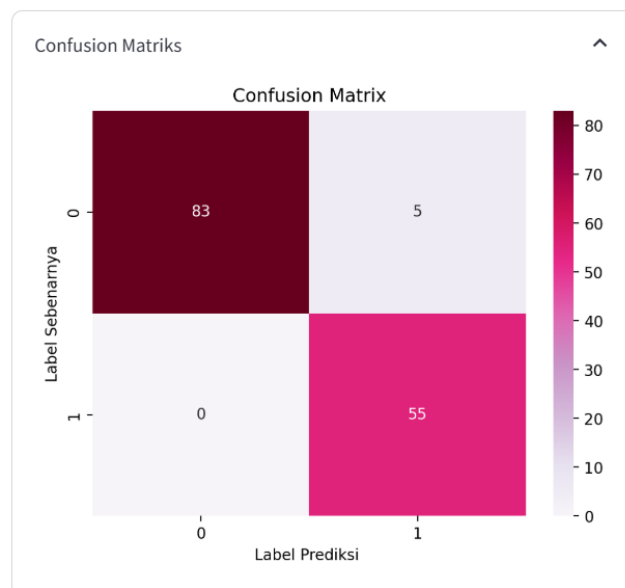
5.1 Hasil

5.1.1 Hasil Pengujian Model KNN

Pengujian pada model yang telah dibuat bertujuan untuk mengevaluasi kinerja hasil prediksi dari algoritma K-NN. pada penelitian ini digunakan model evaluasi berdasarkan confusion matrix. Pada bahasa pemrograman python Source codenya adalah sebagai berikut sebagai berikut:

```
columns = ['Anemia', 'Non Anemia']
confm = confusion_matrix(y_test, y_predsKNN)
df_cm = pd.DataFrame(confm)
fig, ax = plt.subplots()
ax = sn.heatmap(df_cm, cmap='PuRd', annot=True)
ax.set_title('Confusion Matrix')
ax.set_xlabel('Label Prediksi ')
ax.set_ylabel('Label Sebenarnya')
expander = st.expander("Confusion Matriks")
expander.pyplot(fig)
```

Hasilnya adalalah sebagai berikut:



Gambar 5.1 Confusion Matrix

5.1.2 Perhitungan Nilai Accuracy, Precision, Recall dan F1- Score

Berdasarkan pada gambar 5.1 maka dapat dilakukan perhitungan nilai akurasi, Precision dan Recall Sebagai berikut:

1. TP (Non Anemia (0) yang diprediksi Non Anemia (0) = 83
2. FP (Non Anemia(0) yang diprediksi Anemia(1)) = 5
3. FN(Anemia (1) yang diprediksi Non Anemia (0)) = 0
4. TN(anemia (1) yang diprediksi anemia (1)) = 55

Selanjutnya dimasukkan kedalam masing persamaan berikut :

1. Accuracy

$$Accuracy = \frac{TP + TN}{TP + FP + FN + TN} \times 100\%$$

$$Accuracy = \frac{83 + 55}{83 + 5 + 0 + 5} \times 100\%$$

$$Accuracy = \frac{138}{143} \times 100\% = 96,5035 \%$$

2. Precision

$$Precision = \frac{TP}{TP + FP} \times 100\%$$

$$Precision = \frac{83}{83 + 5} \times 100\%$$

$$Precision = \frac{83}{88} \times 100\% = 94,3182 \%$$

3. Recall

$$Recall = \frac{TP}{TP + FN} \times 100\%$$

$$Recall = \frac{83}{83 + 0} \times 100\%$$

$$Recall = \frac{83}{83} \times 100\% = 100 \%$$

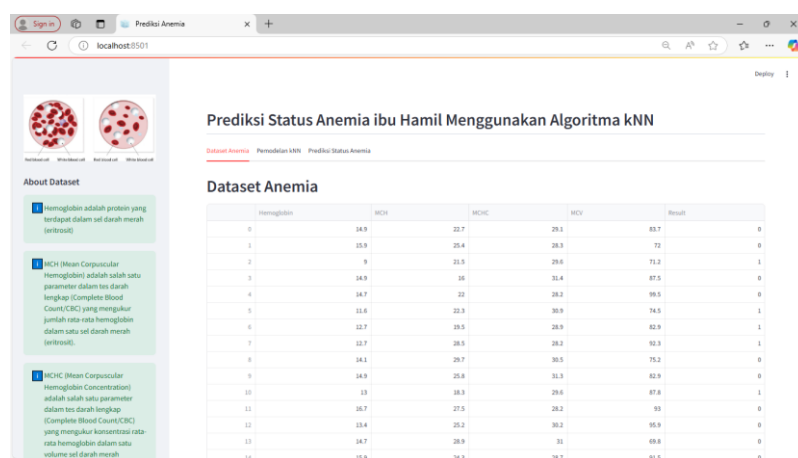
4. F1-Score

$$F1 = 2 \cdot \frac{Precision \cdot Recall}{Precision + Recall} \times 100\%$$

$$F1 = 2 \cdot \frac{94,31 * 100}{94,31 + 100} \times 100\%$$

$$F1 = (2 * 48,53) \times 100\% = 97,07 \%$$

5.1.3 Hasil Ekperimen pada bahasa pemrograman Python Dengan Library Streamlit



Prediksi Status Anemia ibu Hamil Menggunakan Algoritma kNN

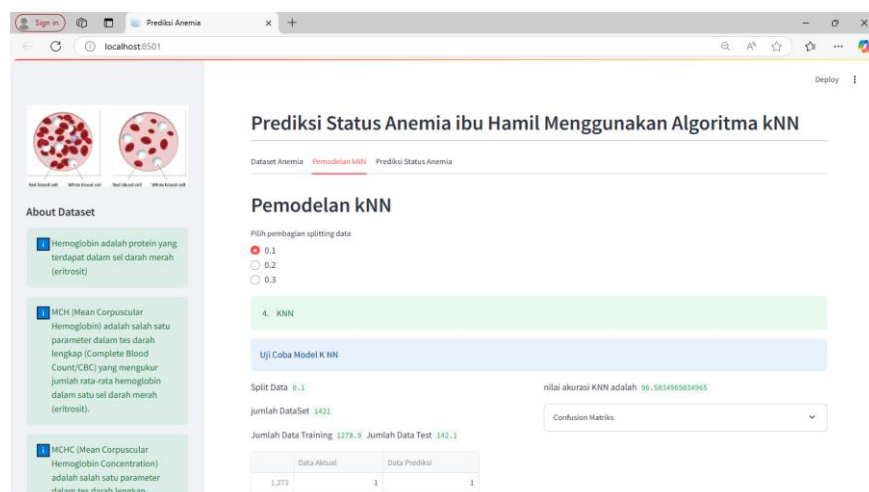
Dataset Anemia Pemodelan KNN Prediksi Status Anemia

Dataset Anemia

	Hemoglobin	MCH	MCHC	MCV	Result
0	14.9	22.7	28.1	83.7	0
1	15.9	28.4	28.3	72	0
2	9	21.5	29.6	71.2	1
3	14.9	18	31.4	87.5	0
4	14.7	22	28.2	89.5	0
5	11.6	22.3	30.9	74.5	1
6	12.7	28.5	28.9	82.9	1
7	12.7	28.5	28.2	92.3	1
8	14.1	29.7	30.5	75.2	0
9	14.9	25.8	31.3	82.9	0
10	13	38.3	29.6	87.8	1
11	16.7	27.5	28.2	93	0
12	13.4	25.2	30.2	95.9	0
13	14.7	28.9	31	69.8	0
14	15.6	38.1	38.0	80.5	0

Gambar 5.2 Form Dataset Anemia

Pada Penelitian Ini Model KNN diuji Coba dengan Menggunakan Streamlit.io . Gambar 5.1 adalah Halaman dari Dataset Anemia.



Prediksi Status Anemia ibu Hamil Menggunakan Algoritma kNN

Dataset Anemia **Pemodelan KNN** Prediksi Status Anemia

Pemodelan KNN

Pilih pembagian splitting data

☒ 0.1
☐ 0.2
☐ 0.3

4. KNN

Uji Coba Model KNN

Split Data 0.1

Jumlah DataSet 142

Jumlah Data Training 1278.9 Jumlah Data Test 142.1

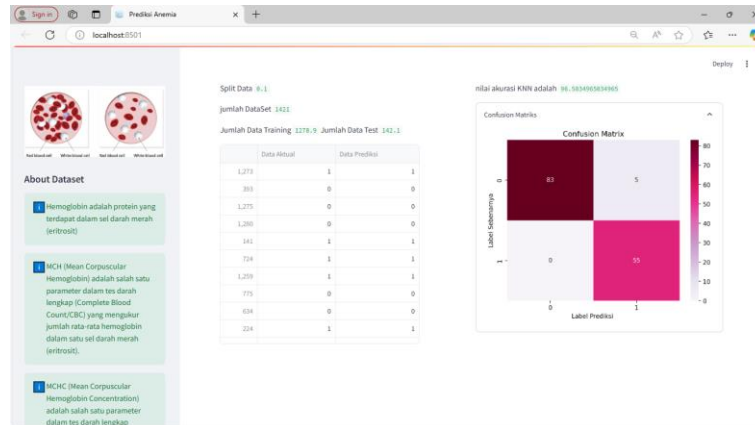
nilai akurasi KNN adalah 96.583496834965

Confusion Matrics

	Data Aktual	Data Prediksi
1,273	1	1

Gambar 5.3 Form Pemodelan K-NN

Secara Lengkap Pemodelan kNN untuk Prediksi status anemia ibu hamil dapat dilihat pada gambar 5.2.



Gambar 5.4 Akurasi Model kNN

Pada tampilan ini menunjukkan akurasi model kNN dengan menggunakan split data : 0.1, jumlah dataset :1421, jumlah data training 1278.9, jumlah data test 142.1 dengan mendapatkan nilai akurasi kNN adalah 96.5034965034965.

The screenshot shows the 'Prediksi Status Anemia' web application. The left sidebar contains the 'About Dataset' section. The main area is divided into two sections: 'Prediksi Status Anemia' and 'result'.

Prediksi Status Anemia

Nama Pasien: Ibu Wahyuni

Nasukan Nama Ibu Hamil Yang Akan Diprediksi Anemia Ibu Wahyuni

Parameter Anemia

Hemoglobin: 8

MCH: 23.5

MCHC: 28.5

MCV: 67

[Prediksi]

result

Hasil Prediksi Adalah 1 (Anemia)

Illustration of a pregnant woman holding a blood drop.

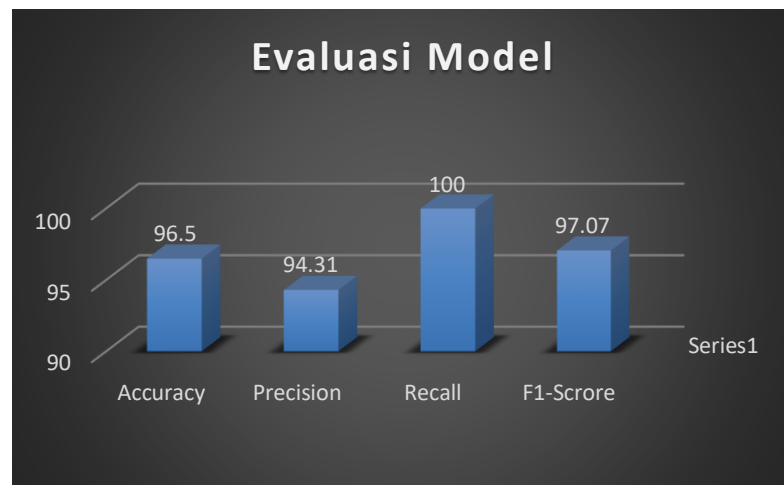
Gambar 5.5 Form Hasil Prediksi Status Anemia

Pada gambar ini menunjukkan hasil dari Prediksi status anemia berdasarkan Hemoglobin(HB), Mean corpuscular hemoglobin (MCH), Mean corpuscular hemoglobin concentration (MCHC), Mean corpuscular volume (MCV) dengan result = 1(Anemia).

5.2 Pembahasan

Berdasarkan hasil Eksperimen yang dilakukan maka didapatkan hasil sebagai berikut:

1. Pembagian Data dilakukan dengan membagi 2 data yaitu data *Traning* dan data *Testing*. Dari Total 1421 Record Dataset hasil pembagian didapatkan data *Traning* sebanyak 90% (1278 data) dan Data *Testing* 10% (143 Data).
2. Dari Beberapa Eksprimen yang dilakuakan pada model K-NN, nilai K terbaik yang didapatkan adalah K=3, hal ini dibuktikan dengan hasil eveluasi pada model K-NN dengan menghitung nilai Accuracy, Precision, recall dan F1 Score Sebagai Berikut :



Gambar 5.6 Hasil Evaluasi Model

BAB VI PENUTUP

6.1 Kesimpulan

Berdasarkan hasil penelitian yang telah dilakukan dan pembahasan yang telah di uraikan pada sebelumnya maka dapat didapat suatu kesimpulan yaitu Penelitian ini berhasil menunjukkan bahwa metode *K-Nearest Neighbor (KNN)* dapat digunakan secara efektif untuk memprediksi status anemia pada ibu hamil. Dengan memanfaatkan parameter darah seperti kadar hemoglobin (Hb), Mean Corpuscular Volume (MCV), Mean Corpuscular Hemoglobin (MCH), dan Mean Corpuscular Hemoglobin Concentration (MCHC). Hasil evaluasi menunjukkan bahwa KNN memiliki tingkat akurasi yang baik, terutama ketika parameter k dioptimalkan dan validasi menggunakan teknik *K-Fold Cross-Validation* dilakukan untuk mengurangi bias. Keunggulan metode KNN terletak pada kesederhanaannya dan kemampuannya menangani dataset dengan pola yang kompleks. Model KNN Terbaik berdasarkan pengujian Confusion Matrix dengan Split data : 0.1 , 0.2, 0.3, 0.4, 0.5 yang dilakukan terhadap uji Coba $K=3, 5$ dan 7 , di dapat nilai akurasi terbesar pada percobaan pertama split data 0.1 dari jumlah dataset 1421 maka didapat Jumlah Data Training 1278 dan Jumlah Data Test 143 dengan *Accuracy* sebesar 96.50%, *Precision*=94,31%, *Recall*=100% dan *F1-Score* = 97,07%, dengan nilai dominan Y yang di dapatkan yaitu 0 (*Non Anemia*)

Implementasi model prediksi ini diharapkan dapat menjadi alat bantu bagi tenaga medis untuk mendiagnosis anemia pada ibu hamil secara lebih cepat dan akurat. Dengan deteksi dini, intervensi yang tepat dapat dilakukan untuk mencegah komplikasi serius bagi ibu dan janin, sehingga mendukung peningkatan kualitas kesehatan ibu hamil

6.2 Saran

Dari Hasil Ekperimen yang telah dilakukan dan didapatkan model K-NN Terbaik maka peneliti menyarankan untuk membangun sistem prediksi dalam

bentuk aplikasi mobile maupun berbasis website.sehingga dapat diterapkan pada dunia kesehatan

DAFTAR PUSTAKA

- [1] Kementerian Kesehatan, “Promosi Kesehatan,” Direktorat Promosi Kesehatan dan Pemberdayaan Masyarakat. Accessed: Dec. 21, 2022. [Online]. Available: <https://promkes.kemkes.go.id/promosi-kesehatan>
- [2] S. Kasiviswanathan, T. B. Vijayan, L. Simone, and G. Dimauro, “Semantic Segmentation of Conjunctiva Region for Non-Invasive Anemia Detection Applications,” 2020, doi: 10.3390/ELECTRONICS9081309.
- [3] V. Bevilacqua *et al.*, “A novel approach to evaluate blood parameters using computer vision techniques,” 2016, doi: 10.1109/MEMEA.2016.7533760.
- [4] A. Shaju *et al.*, “Non-Invasive Anemia Detection Using Images Acquired from Smartphone Camera,” 2022, doi: 10.1007/978-981-19-3951-8_61.
- [5] A. Kesarwani *et al.*, “Non-invasive anaemia detection by examining palm pallor: A smartphone-based approach,” 2023, doi: 10.1016/J.BSPC.2022.104045.
- [6] G. Dimauro, D. Caivano, P. Di Pilato, A. Dipalma, and M. G. Camporeale, “A Systematic Mapping Study on Research in Anemia Assessment with Non-Invasive Devices,” *Applied Sciences*, 2020, doi: 10.3390/APP10144804.
- [7] I. H. Witten, E. Frank, M. A. Hall, and C. J. Pal, *Data Mining, Fourth Edition: Practical Machine Learning Tools and Techniques*, 4th ed. San Francisco, CA, USA: Morgan Kaufmann Publishers Inc., 2016.
- [8] M. Zolanvari, “Machine Learning-Based Network Vulnerability Analysis of Industrial Internet of Things,” *IEEE Internet Things J*, vol. 6, no. 4, pp. 6822–6834, 2019, doi: 10.1109/JIOT.2019.2912022.
- [9] G. Karatas, O. Demir, and O. K. Sahingoz, “Increasing the Performance of Machine Learning-Based IDSs on an Imbalanced and Up-to-Date Dataset,”

- IEEE Access*, vol. 8, pp. 32150–32162, 2020, doi: 10.1109/ACCESS.2020.2973219.
- [10] M. Lopez-Martin, “Application of deep reinforcement learning to intrusion detection for supervised problems,” *Expert Syst Appl*, vol. 141, 2020, doi: 10.1016/j.eswa.2019.112963.
- [11] E. Viegas, A. O. Santin, and V. Abreu Jr, “Machine Learning Intrusion Detection in Big Data Era: A Multi-Objective Approach for Longer Model Lifespans,” *IEEE Trans Netw Sci Eng*, vol. 8, no. 1, pp. 366–376, Jan. 2021, doi: 10.1109/TNSE.2020.3038618.
- [12] R. Ichsan, P. Putra, W. Wibisono, and H. Studiawan, “Sistem Pendeteksi Posisi dalam Ruangan Menggunakan Kekuatan Sinyal Wi-Fi dengan Penerapan Algoritma Cluster Filtered KNN,” vol. 2, no. 1, 2013.
- [13] <https://www.kaggle.com/datasets/biswaranjanrao/anemia-dataset>
- [14] M. M Syukri and S. I Wayan, “Implementasi Algoritma K-Nearest Neighbor (KNN) Untuk Memprediksi Pasien Terkena Penyakit Diabetes Pada Puskesmas Manyampa Kabupaten Bulukumba,” *Semin. Ilm. Sist.Inf. Dan Teknol. Inf.*, vol. VIII, no. 1, pp. 1–10, 2019.
- [15] Sulastri, H. Kristophorus, and A. Muchamad Taufiq, “ANALISIS PERBANDINGAN KLASIFIKASI PREDIKSI PENYAKIT HEPATITIS DENGAN MENGGUNAKAN ALGORITMA K-NEAREST NEIGHBOR , NAÏVE BAYES DAN NEURAL NETWORK,” vol. 24, no. 2, pp. 82–91, 2019
- [16] Muhammad Naja Maskuri dan teman-teman “Penerapan Algoritma K-Nearest Neighbor (KNN) untuk Memprediksi Penyakit Stroke”, *Jurnal Ilmiah Intech : Information Technology Journal of UMUS* Vol.4, No.1, Mei2022 pp. 130~140

- [17] M. M Syukri and S. I Wayan, “Implementasi Algoritma K-Nearest Neighbor (KNN) Untuk Memprediksi Pasien Terkena Penyakit Diabetes Pada Puskesmas Manyampa Kabupaten Bulukumba,”Semin. Ilm. Sist.Inf. Dan Teknol. Inf., vol. VIII, no. 1, pp. 1–10, 2019.

LAMPIRAN

Lampiran 1. Dataset Anemia

<https://www.kaggle.com/datasets/biswaranjanrao/anemia-dataset>

No.	Hemoglo bin	MC H	MCH C	MC V	Resu lt
1	14,9	22,7	29,1	83,7	0
2	15,9	25,4	28,3	72	0
3	9	21,5	29,6	71,2	1
4	14,9	16	31,4	87,5	0
5	14,7	22	28,2	99,5	0
6	11,6	22,3	30,9	74,5	1
7	12,7	19,5	28,9	82,9	1
8	12,7	28,5	28,2	92,3	1
9	14,1	29,7	30,5	75,2	0
10	14,9	25,8	31,3	82,9	0
11	13	18,3	29,6	87,8	1
12	16,7	27,5	28,2	93	0
13	13,4	25,2	30,2	95,9	0
14	14,7	28,9	31	69,8	0
15	15,9	24,3	28,7	91,5	0
16	14	25,5	32	81,6	0
17	15,9	24	27,9	83,7	0
18	12,3	21,8	27,8	77,9	1
19	15,4	24,6	30,1	94,3	0
20	13,6	19,3	31,4	78,9	0
21	16,5	19,3	29,2	69,7	0
22	16,2	17,2	32,2	78,4	0
23	6,9	28,1	32,5	94,6	1
24	11,8	16,3	30,9	78,7	1
25	11	26	32,2	98,9	1
26	11	25,2	30,9	83,2	1
27	10,7	21,3	29,1	78,7	1
28	14,8	23,4	29,2	74,7	0
29	12,1	28,3	29,2	99,7	0
30	14,7	23,4	29,9	85,3	0
31	11,2	16,1	30,3	82,6	1
32	14,3	16,4	29,9	90,1	0
33	14,3	24,1	28,7	97,2	0
34	11	17	29,5	75,3	1
35	11,9	29,5	32,2	87,8	1
36	13,5	22,1	29,6	74,7	0
37	14,9	17,6	32,4	101,5	0
38	14,9	29,1	32,1	84,9	0
39	11,6	19,4	30,1	85,3	1
40	12,5	23,5	30,6	82,8	0
41	14,5	24,9	29	81,8	0

No.	Hemoglo bin	MC H	MCH C	MC V	Resu lt
42	12,8	21,2	31,7	73,3	1
43	12,8	21,3	29,4	94,2	0
44	15,2	28,1	31,4	77,3	0
45	16,1	21,4	29,1	88,8	0
46	11,7	26,3	30	70,5	1
47	16,7	20,8	31,9	85,1	0
48	11,3	26,7	29,8	92,7	1
49	15,3	18,6	30,4	96,6	0
50	14,4	28,1	28,5	93,2	0
51	13,1	28,3	29,6	86,5	1
52	12,7	19,1	29,8	84,3	1
53	14,8	28,2	30,8	70,7	0
54	16,9	25,5	29,6	83,2	0
55	14,7	20	29,3	94,4	0
56	13,8	27,3	29,6	97,9	0
57	10,8	16,8	30,6	79,6	1
58	13,8	20,9	31,2	97,4	0
59	12,4	20,8	30,7	98,2	0
60	12,4	23	32,2	76,1	0
61	16,4	18,7	29,6	96,4	0
62	10,4	29,6	28,3	101	1
63	11,5	26,1	28,6	91	1
64	11,1	22,8	28	97,3	1
65	16,7	23,4	29,8	92,5	0
66	10,4	27,1	29,8	75,2	1
67	16,3	28,6	30,9	99,9	0
68	11,5	21,4	32,5	76,6	1
69	13,7	17,1	29,9	78,4	0
70	11,2	29,6	30,3	74	1
71	12,7	23,6	30,4	69,8	1
72	11,2	18,5	29,3	93,9	1
73	10,7	21,3	28,8	78,3	1
74	12,1	19,3	30,3	83,3	0
75	16,6	21,4	28,8	78,4	0
76	13,2	20,2	28,5	85,2	0
77	14,4	29,8	31,6	92,4	0
78	13,7	18,7	30,3	69,4	0
79	10,7	19	32,2	77,1	1
80	16,3	21,6	32,3	98,4	0
81	13,2	23,5	31,3	85,9	0
82	16,8	19,2	28,1	100,8	0

No.	Hemoglo bin	MC H	MCH C	MC V	Resu lt
83	16,5	26,4	27,9	101,5	0
84	11,8	18,6	29,4	80,2	1
85	12,8	16,3	31,1	100,9	1
86	11,1	24,3	32,5	91	1
87	15,2	20,6	31,9	99,7	0
88	13,5	19	28,8	82,3	0
89	10,9	30	29,8	98,5	1
90	13,4	18,7	31,9	73,2	0
91	16	28,8	28,4	86,4	0
92	15,2	27	32,4	71,6	0
93	11,4	21	31,7	88,9	1
94	16,5	27,6	29,3	77,8	0
95	11,6	24,3	29,1	85,7	1
96	13,7	19,5	31,7	77,1	0
97	12,9	27,4	28,2	78,8	1
98	11,8	22	29,3	71,1	1
99	15,5	16,9	31,2	95,9	0
100	16,7	24,8	29,6	93,4	0
101	14,5	25,2	31,5	91,7	0
102	10,4	20	32,2	101,2	1
103	10,4	17,1	31,4	90,6	1
104	12,8	20,3	31,1	100,1	1
105	14,4	18,4	32,1	95,6	0
106	11,7	18,4	32,1	74,8	1
107	14,8	20,4	28,5	91,1	0
108	11,9	22,8	32,1	101,2	1
109	11,5	24,1	30,8	74,7	1
110	13,3	16,4	29,1	70	0
111	13,1	25,6	28,4	77,5	1
112	15,5	21,9	31,4	100,5	0
113	15,9	28,7	31	81,6	0
114	15,3	25,3	32,2	96,6	0
115	16,3	20,9	31,2	72,5	0
116	16,9	24,2	32,1	92,5	0
117	12,8	22,9	28,8	72	0
118	16,1	20,8	31,2	79,1	0
119	16,5	21,9	30,7	71,1	0
120	13,4	27,9	29	84,4	0
121	16,8	19,9	32,4	90,9	0
122	12,2	23,3	30,4	100,2	0
123	15,4	23	30,3	87,7	0
124	10,7	27,9	31,3	86,4	1
125	12,6	18,3	31,7	82,8	0
126	14,3	17,5	30,6	75	0

No.	Hemoglo bin	MC H	MCH C	MC V	Resu lt
127	11,7	24,5	31,1	86,1	1
128	13,3	25,1	30,6	73,7	1
129	16,3	19,7	31,6	75,4	0
130	12,2	17,6	30,7	88,8	0
131	12,6	21,5	31,6	99,7	0
132	13,9	20,6	29,2	98,5	0
133	11,2	16,6	30,2	79,8	1
134	16,5	18,5	28,4	91,6	0
135	11	25	30,4	81,4	1
136	13	28,6	32,2	69,8	1
137	16,9	16,7	30	78,4	0
138	13,7	24,1	27,8	86,3	0
139	16,8	24,3	30,5	90,7	0
140	13,4	21,5	30,4	92,7	0
141	13,7	23,5	29	70,6	0
142	11,6	17,5	31,6	70,5	1
143	13,7	18	31,1	89,2	0
144	13,1	20	29,7	89,7	0
145	11,1	22,1	29,4	97	1
146	15,3	18,1	31,4	83,5	0
147	15,8	28,6	31,1	96,6	0
148	15,4	18,5	31,5	72,2	0
149	14,6	22,7	28,1	93,8	0
150	16,4	24,4	30,6	77,4	0
151	12,4	19	31,9	73,7	1
152	12,7	29	31,6	78,6	1
153	10,9	29,4	31,1	91,7	1
154	11,5	21,4	28,7	98,6	1
155	12,8	17,8	29,1	79,4	1
156	16,1	21,6	28,8	96,1	0
157	13,1	21,6	29,2	89,6	0
158	13,9	29,7	28,4	70,7	0
159	13,9	25,9	31,3	71,2	0
160	15,7	17,7	28,3	76,8	0
161	15,6	19,4	29,4	88,2	0
162	14,7	22,3	28,6	89,5	0
163	14	23,6	28,3	89,8	0
164	12,1	21,7	30,9	70,8	1
165	11,1	29,8	29,2	78	1
166	13,8	17,9	29,1	80,9	0
167	11,7	28,1	31,9	72,7	1
168	16,7	16,5	30,5	94,5	0
169	13,9	29,3	32,2	78,7	0
170	13,1	22,2	31,5	87,3	1
171	11,1	21,2	31	87	1
172	12,4	23,3	31,3	70,1	1
173	15,5	25,5	27,8	70,9	0
174	11,2	20,1	30,8	76,4	1

No.	Hemoglo bin	MC H	MCH C	MC V	Resu lt
175	10,4	18,9	27,8	75,1	1
176	12	17,2	31,3	77,4	1
177	15,2	18	31,2	80,3	0
178	11,5	16,2	30,9	100,8	1
179	15,9	24,7	29,8	96,7	0
180	12,8	24	28,5	75,3	0
181	10,5	25,3	27,9	77,1	1
182	12,5	25,6	29,9	79,1	1
183	16,2	19,5	31	76,6	0
184	10,7	22,6	30,2	101,5	1
185	14,8	23	30,5	69,8	0
186	13,1	20,2	32,4	95,4	0
187	16,7	25,1	30,1	70,8	0
188	13,2	27,8	30,6	81,4	0
189	10,5	28,3	28,7	100,1	1
190	12,4	24,5	30,7	93,1	1
191	14,9	29,8	32	92,1	0
192	11,3	23,5	28,4	75,8	1
193	15	21,7	30,6	90	0
194	13,4	17,7	30,2	79	1
195	14,8	18,8	31,9	77,5	0
196	12,7	23,3	30,3	92,8	0
197	14,6	26,3	32	90,7	0
198	16,4	27,9	29,2	87,9	0
199	16,8	24,3	31,5	92	0
200	13,7	26,9	28,1	82,5	0
201	14,8	26	29,8	73	0
202	13,2	27	31	87,7	1
203	10,3	20,1	28,2	86,3	1
204	13,5	27,7	31	77,3	0
205	10,6	24,5	28,3	81,5	1
206	14,8	16,3	27,8	76,4	0
207	15,7	27,6	30,3	81,6	0
208	11,8	24,3	32	80,6	1
209	15,7	27,2	31,3	69,4	0
210	11,5	17	30,6	71	1
211	13	19	31,3	77,3	1
212	13,1	17,6	28,8	85,2	0
213	14,6	27,5	31,4	83,6	0
214	11,2	22,3	29	100,6	1
215	14,6	17,1	31,8	84,6	0
216	16,3	16,4	27,8	88,7	0
217	14,7	26,6	28,3	88,6	0
218	16	24,9	28,3	100	0
219	11	29,5	30,7	72,6	1
220	16,6	22,7	28,2	87	0

No.	Hemoglo bin	MC H	MCH C	MC V	Resu lt
221	11,4	17,6	30,2	70	1
222	15,4	23,4	32,4	92,9	0
223	11,1	18,3	28,5	73,3	1
224	15,5	17,4	28,5	78,9	0
225	10,4	18,6	29,1	79,2	1
226	10,5	18,8	29,1	80,6	1
227	16,7	23,5	28,1	76,9	0
228	15,3	29,3	28,9	88,3	0
229	16,3	26,7	29,9	84,1	0
230	14,6	28,9	28,5	74,2	0
231	13,4	22	30,8	79,7	0
232	14,8	28,8	29,6	84,9	0
233	16	28,1	31,6	94,6	0
234	16,6	29,1	29,9	76,4	0
235	15,6	28,8	30,8	86,4	0
236	16,7	20,1	31,4	73	0
237	10,7	20	29,1	79,3	1
238	14,9	22,7	29,1	83,7	0
239	15,9	25,4	28,3	72	0
240	15,4	21,5	29,6	71,2	0
241	14,9	16	31,4	87,5	0
242	12,6	22	28,2	99,5	1
243	11,6	22,3	30,9	74,5	1
244	12,7	19,5	28,9	82,9	1
245	12,7	28,5	28,2	92,3	1
246	14,1	29,7	30,5	75,2	0
247	14,9	25,8	31,3	82,9	0
248	15,9	18,3	29,6	87,8	0
249	10,8	27,5	28,2	93	1
250	13,4	25,2	30,2	95,9	0
251	14,7	28,9	31	69,8	0
252	15,9	24,3	28,7	91,5	0
253	14	25,5	32	81,6	0
254	15,9	24	27,9	83,7	0
255	12,3	21,8	27,8	77,9	1
256	15,4	24,6	30,1	94,3	0
257	13,6	19,3	31,4	78,9	0
258	16,5	19,3	29,2	69,7	0
259	16,2	17,2	32,2	78,4	0
260	15,2	28,1	32,5	94,6	0
261	11,8	16,3	30,9	78,7	1
262	11	26	32,2	98,9	1
263	11	25,2	30,9	83,2	1
264	10,7	21,3	29,1	78,7	1
265	14,8	23,4	29,2	74,7	0
266	12,1	28,3	29,2	99,7	0
267	14,7	23,4	29,9	85,3	0
268	11,2	16,1	30,3	82,6	1

No.	Hemoglo bin	MC H	MCH C	MC V	Resu lt
269	14,3	16,4	29,9	90,1	0
270	12,7	24,1	28,7	97,2	1
271	11	17	29,5	75,3	1
272	11,9	29,5	32,2	87,8	1
273	13,5	22,1	29,6	74,7	0
274	13,3	17,6	32,4	101,5	1
275	14,9	29,1	32,1	84,9	0
276	11,6	19,4	30,1	85,3	1
277	12,5	23,5	30,6	82,8	0
278	14,5	24,9	29	81,8	0
279	12,8	21,2	31,7	73,3	1
280	12,8	21,3	29,4	94,2	0
281	15,2	28,1	31,4	77,3	0
282	16,1	21,4	29,1	88,8	0
283	11,7	26,3	30	70,5	1
284	16,7	20,8	31,9	85,1	0
285	11,3	26,7	29,8	92,7	1
286	15,3	18,6	30,4	96,6	0
287	14,4	28,1	28,5	93,2	0
288	13,1	28,3	29,6	86,5	1
289	12,7	19,1	29,8	84,3	1
290	14,8	28,2	30,8	70,7	0
291	10,5	25,5	29,6	83,2	1
292	14,7	20	29,3	94,4	0
293	13,8	27,3	29,6	97,9	0
294	10,8	16,8	30,6	79,6	1
295	13,8	20,9	31,2	97,4	0
296	11,5	20,8	30,7	98,2	1
297	12,4	23	32,2	76,1	0
298	16,4	18,7	29,6	96,4	0
299	10,4	29,6	28,3	101	1
300	11,5	26,1	28,6	91	1
301	11,1	22,8	28	97,3	1
302	10,4	23,4	29,8	92,5	1
303	10,4	27,1	29,8	75,2	1
304	16,3	28,6	30,9	99,9	0
305	11,5	21,4	32,5	76,6	1
306	13,7	17,1	29,9	78,4	0
307	11,2	29,6	30,3	74	1
308	12,7	23,6	30,4	69,8	1
309	11,2	18,5	29,3	93,9	1
310	10,7	21,3	28,8	78,3	1
311	12,1	19,3	30,3	83,3	0
312	13	21,4	28,8	78,4	1
313	13,2	20,2	28,5	85,2	0
314	14,4	29,8	31,6	92,4	0
315	13,7	18,7	30,3	69,4	0

No.	Hemoglo bin	MC H	MCH C	MC V	Resu lt
316	10,7	19	32,2	77,1	1
317	16,3	21,6	32,3	98,4	0
318	13,2	23,5	31,3	85,9	0
319	12,3	19,2	28,1	100,8	1
320	16,5	26,4	27,9	101,5	0
321	11,8	18,6	29,4	80,2	1
322	12,8	16,3	31,1	100,9	1
323	11,1	24,3	32,5	91	1
324	11,8	20,6	31,9	99,7	1
325	13,5	19	28,8	82,3	0
326	10,9	30	29,8	98,5	1
327	13,4	18,7	31,9	73,2	0
328	16	28,8	28,4	86,4	0
329	10,3	27	32,4	71,6	1
330	11,4	21	31,7	88,9	1
331	16,5	27,6	29,3	77,8	0
332	11,6	24,3	29,1	85,7	1
333	11	19,5	31,7	77,1	1
334	12,9	27,4	28,2	78,8	1
335	11,8	22	29,3	71,1	1
336	15,5	16,9	31,2	95,9	0
337	16,7	24,8	29,6	93,4	0
338	12,5	25,2	31,5	91,7	1
339	10,4	20	32,2	101,2	1
340	10,4	17,1	31,4	90,6	1
341	12,8	20,3	31,1	100,1	1
342	14,4	18,4	32,1	95,6	0
343	11,7	18,4	32,1	74,8	1
344	14,8	20,4	28,5	91,1	0
345	11,9	22,8	32,1	101,2	1
346	11,5	24,1	30,8	74,7	1
347	13,3	16,4	29,1	70	0
348	13,1	25,6	28,4	77,5	1
349	15,5	21,9	31,4	100,5	0
350	6,6	28,7	31	81,6	1
351	15,3	25,3	32,2	96,6	0
352	10	20,9	31,2	72,5	1
353	16,9	24,2	32,1	92,5	0
354	12,8	22,9	28,8	72	0
355	16,1	20,8	31,2	79,1	0
356	16,5	21,9	30,7	71,1	0
357	13,4	27,9	29	84,4	0
358	12,1	19,9	32,4	90,9	1
359	12,2	23,3	30,4	100,2	0

No.	Hemoglo bin	MC H	MCH C	MC V	Resu lt
360	15,4	23	30,3	87,7	0
361	10,7	27,9	31,3	86,4	1
362	8,9	18,3	31,7	82,8	1
363	14,3	17,5	30,6	75	0
364	11,7	24,5	31,1	86,1	1
365	13,3	25,1	30,6	73,7	1
366	16,3	19,7	31,6	75,4	0
367	12,2	17,6	30,7	88,8	0
368	9,2	21,5	31,6	99,7	1
369	13,9	20,6	29,2	98,5	0
370	11,2	16,6	30,2	79,8	1
371	16,5	18,5	28,4	91,6	0
372	11	25	30,4	81,4	1
373	13	28,6	32,2	69,8	1
374	9,9	16,7	30	78,4	1
375	13,7	24,1	27,8	86,3	0
376	16,8	24,3	30,5	90,7	0
377	13,4	21,5	30,4	92,7	0
378	13,7	23,5	29	70,6	0
379	11,6	17,5	31,6	70,5	1
380	13,7	18	31,1	89,2	0
381	13,1	20	29,7	89,7	0
382	11,1	22,1	29,4	97	1
383	11,7	18,1	31,4	83,5	1
384	15,8	28,6	31,1	96,6	0
385	15,4	18,5	31,5	72,2	0
386	14,6	22,7	28,1	93,8	0
387	11,8	24,4	30,6	77,4	1
388	12,4	19	31,9	73,7	1
389	12,7	29	31,6	78,6	1
390	10,9	29,4	31,1	91,7	1
391	11,5	21,4	28,7	98,6	1
392	12,8	17,8	29,1	79,4	1
393	16,1	21,6	28,8	96,1	0
394	13,1	21,6	29,2	89,6	0
395	13,9	29,7	28,4	70,7	0
396	13,9	25,9	31,3	71,2	0
397	15,7	17,7	28,3	76,8	0
398	15,6	19,4	29,4	88,2	0
399	14,7	22,3	28,6	89,5	0
400	12	23,6	28,3	89,8	1
401	12,1	21,7	30,9	70,8	1
402	11,1	29,8	29,2	78	1
403	13,8	17,9	29,1	80,9	0
404	11,7	28,1	31,9	72,7	1
405	16,7	16,5	30,5	94,5	0
406	11,1	29,3	32,2	78,7	1
407	13,1	22,2	31,5	87,3	1

No.	Hemoglo bin	MC H	MCH C	MC V	Resu lt
408	11,1	21,2	31	87	1
409	12,4	23,3	31,3	70,1	1
410	15,5	25,5	27,8	70,9	0
411	11,2	20,1	30,8	76,4	1
412	10,4	18,9	27,8	75,1	1
413	12	17,2	31,3	77,4	1
414	15,2	18	31,2	80,3	0
415	11,5	16,2	30,9	100,8	1
416	15,9	24,7	29,8	96,7	0
417	12,8	24	28,5	75,3	0
418	10,5	25,3	27,9	77,1	1
419	12,5	25,6	29,9	79,1	1
420	16,2	19,5	31	76,6	0
421	10,7	22,6	30,2	101,5	1
422	9	23	30,5	69,8	1
423	13,1	20,2	32,4	95,4	0
424	16,7	25,1	30,1	70,8	0
425	13,2	27,8	30,6	81,4	0
426	10,5	28,3	28,7	100,1	1
427	12,4	24,5	30,7	93,1	1
428	14,9	29,8	32	92,1	0
429	11,3	23,5	28,4	75,8	1
430	15	21,7	30,6	90	0
431	13,4	17,7	30,2	79	1
432	14,8	18,8	31,9	77,5	0
433	12,7	23,3	30,3	92,8	0
434	14,6	26,3	32	90,7	0
435	9,6	27,9	29,2	87,9	1
436	16,8	24,3	31,5	92	0
437	13,7	26,9	28,1	82,5	0
438	14,8	26	29,8	73	0
439	13,2	27	31	87,7	1
440	10,3	20,1	28,2	86,3	1
441	13,5	27,7	31	77,3	0
442	10,6	24,5	28,3	81,5	1
443	14,8	16,3	27,8	76,4	0
444	15,7	27,6	30,3	81,6	0
445	11,8	24,3	32	80,6	1
446	15,7	27,2	31,3	69,4	0
447	11,5	17	30,6	71	1
448	13	19	31,3	77,3	1
449	8,4	17,6	28,8	85,2	1
450	14,6	27,5	31,4	83,6	0
451	11,2	22,3	29	100,6	1
452	14,6	17,1	31,8	84,6	0
453	16,3	16,4	27,8	88,7	0

No.	Hemoglo bin	MC H	MCH C	MC V	Resu lt
454	14,7	26,6	28,3	88,6	0
455	10,8	24,9	28,3	100	1
456	11	29,5	30,7	72,6	1
457	16,6	22,7	28,2	87	0
458	11,4	17,6	30,2	70	1
459	15,4	23,4	32,4	92,9	0
460	11,1	18,3	28,5	73,3	1
461	15,5	17,4	28,5	78,9	0
462	10,4	18,6	29,1	79,2	1
463	10,5	18,8	29,1	80,6	1
464	12,3	23,5	28,1	76,9	1
465	9,8	29,3	28,9	88,3	1
466	16,3	26,7	29,9	84,1	0
467	14,6	28,9	28,5	74,2	0
468	13,4	22	30,8	79,7	0
469	14,8	28,8	29,6	84,9	0
470	13	28,1	31,6	94,6	1
471	16,6	29,1	29,9	76,4	0
472	15,6	28,8	30,8	86,4	0
473	16,7	20,1	31,4	73	0
474	10,7	20	29,1	79,3	1
475	10,6	22,7	29,1	83,7	1
476	15,9	25,4	28,3	72	0
477	15,4	21,5	29,6	71,2	0
478	14,9	16	31,4	87,5	0
479	14,7	22	28,2	99,5	0
480	11,6	22,3	30,9	74,5	1
481	12,7	19,5	28,9	82,9	1
482	12,7	28,5	28,2	92,3	1
483	14,1	29,7	30,5	75,2	0
484	11,7	25,8	31,3	82,9	1
485	15,9	18,3	29,6	87,8	0
486	16,7	27,5	28,2	93	0
487	13,4	25,2	30,2	95,9	0
488	14,7	28,9	31	69,8	0
489	15,9	24,3	28,7	91,5	0
490	14	25,5	32	81,6	0
491	15,9	24	27,9	83,7	0
492	12,3	21,8	27,8	77,9	1
493	15,4	24,6	30,1	94,3	0
494	9,2	19,3	31,4	78,9	1
495	16,5	19,3	29,2	69,7	0
496	16,2	17,2	32,2	78,4	0
497	15,2	28,1	32,5	94,6	0
498	11,8	16,3	30,9	78,7	1
499	11	26	32,2	98,9	1
500	11	25,2	30,9	83,2	1
501	10,7	21,3	29,1	78,7	1

No.	Hemoglo bin	MC H	MCH C	MC V	Resu lt
502	14,8	23,4	29,2	74,7	0
503	12,1	28,3	29,2	99,7	0
504	14,7	23,4	29,9	85,3	0
505	11,2	16,1	30,3	82,6	1
506	14,3	16,4	29,9	90,1	0
507	14,3	24,1	28,7	97,2	0
508	11	17	29,5	75,3	1
509	11,9	29,5	32,2	87,8	1
510	13,5	22,1	29,6	74,7	0
511	12,5	17,6	32,4	101,5	1
512	14,9	29,1	32,1	84,9	0
513	11,6	19,4	30,1	85,3	1
514	12,5	23,5	30,6	82,8	0
515	14,5	24,9	29	81,8	0
516	12,8	21,2	31,7	73,3	1
517	9,1	21,3	29,4	94,2	1
518	15,2	28,1	31,4	77,3	0
519	16,1	21,4	29,1	88,8	0
520	11,7	26,3	30	70,5	1
521	16,7	20,8	31,9	85,1	0
522	11,3	26,7	29,8	92,7	1
523	15,3	18,6	30,4	96,6	0
524	14,4	28,1	28,5	93,2	0
525	13,1	28,3	29,6	86,5	1
526	12,7	19,1	29,8	84,3	1
527	14,8	28,2	30,8	70,7	0
528	16,9	25,5	29,6	83,2	0
529	14,7	20	29,3	94,4	0
530	13,8	27,3	29,6	97,9	0
531	10,8	16,8	30,6	79,6	1
532	13,8	20,9	31,2	97,4	0
533	12,4	20,8	30,7	98,2	0
534	7,8	23	32,2	76,1	1
535	16,4	18,7	29,6	96,4	0
536	10,4	29,6	28,3	101	1
537	11,5	26,1	28,6	91	1
538	11,1	22,8	28	97,3	1
539	16,7	23,4	29,8	92,5	0
540	10,4	27,1	29,8	75,2	1
541	16,3	28,6	30,9	99,9	0
542	11,5	21,4	32,5	76,6	1
543	13,7	17,1	29,9	78,4	0
544	11,2	29,6	30,3	74	1
545	12,7	23,6	30,4	69,8	1
546	11,2	18,5	29,3	93,9	1
547	10,7	21,3	28,8	78,3	1
548	11,7	19,3	30,3	83,3	1

No.	Hemoglo bin	MC H	MCH C	MC V	Resu lt
549	16,6	21,4	28,8	78,4	0
550	13,2	20,2	28,5	85,2	0
551	14,4	29,8	31,6	92,4	0
552	13,7	18,7	30,3	69,4	0
553	10,7	19	32,2	77,1	1
554	16,3	21,6	32,3	98,4	0
555	10,4	23,5	31,3	85,9	1
556	16,8	19,2	28,1	100, 8	0
557	12,7	26,4	27,9	101, 5	1
558	11,8	18,6	29,4	80,2	1
559	12,8	16,3	31,1	100, 9	1
560	11,1	24,3	32,5	91	1
561	15,2	20,6	31,9	99,7	0
562	13,5	19	28,8	82,3	0
563	10,9	30	29,8	98,5	1
564	13,4	18,7	31,9	73,2	0
565	11,9	28,8	28,4	86,4	1
566	15,2	27	32,4	71,6	0
567	11,4	21	31,7	88,9	1
568	16,5	27,6	29,3	77,8	0
569	11,6	24,3	29,1	85,7	1
570	13,7	19,5	31,7	77,1	0
571	12,9	27,4	28,2	78,8	1
572	11,8	22	29,3	71,1	1
573	15,5	16,9	31,2	95,9	0
574	12,4	24,8	29,6	93,4	1
575	14,5	25,2	31,5	91,7	0
576	10,4	20	32,2	101, 2	1
577	10,4	17,1	31,4	90,6	1
578	12,8	20,3	31,1	100, 1	1
579	14,4	18,4	32,1	95,6	0
580	11,7	18,4	32,1	74,8	1
581	14,8	20,4	28,5	91,1	0
582	11,9	22,8	32,1	101, 2	1
583	11,5	24,1	30,8	74,7	1
584	13,3	16,4	29,1	70	0
585	13,1	25,6	28,4	77,5	1
586	15,5	21,9	31,4	100, 5	0
587	15,9	28,7	31	81,6	0
588	15,3	25,3	32,2	96,6	0
589	16,3	20,9	31,2	72,5	0
590	16,9	24,2	32,1	92,5	0
591	11,5	22,9	28,8	72	1
592	16,1	20,8	31,2	79,1	0

No.	Hemoglo bin	MC H	MCH C	MC V	Resu lt
593	16,5	21,9	30,7	71,1	0
594	13,4	27,9	29	84,4	0
595	16,8	19,9	32,4	90,9	0
596	12,2	23,3	30,4	100, 2	0
597	9,6	23	30,3	87,7	1
598	10,7	27,9	31,3	86,4	1
599	12,6	18,3	31,7	82,8	0
600	14,3	17,5	30,6	75	0
601	11,7	24,5	31,1	86,1	1
602	13,3	25,1	30,6	73,7	1
603	16,3	19,7	31,6	75,4	0
604	12,2	17,6	30,7	88,8	0
605	12,6	21,5	31,6	99,7	0
606	13,9	20,6	29,2	98,5	0
607	11,2	16,6	30,2	79,8	1
608	10,7	18,5	28,4	91,6	1
609	11	25	30,4	81,4	1
610	13	28,6	32,2	69,8	1
611	16,9	16,7	30	78,4	0
612	13,7	24,1	27,8	86,3	0
613	16,8	24,3	30,5	90,7	0
614	13,4	21,5	30,4	92,7	0
615	13,7	23,5	29	70,6	0
616	11,6	17,5	31,6	70,5	1
617	13,7	18	31,1	89,2	0
618	13,1	20	29,7	89,7	0
619	11,1	22,1	29,4	97	1
620	15,3	18,1	31,4	83,5	0
621	15,8	28,6	31,1	96,6	0
622	11,5	18,5	31,5	72,2	1
623	14,6	22,7	28,1	93,8	0
624	16,4	24,4	30,6	77,4	0
625	12,4	19	31,9	73,7	1
626	12,7	29	31,6	78,6	1
627	10,9	29,4	31,1	91,7	1
628	11,5	21,4	28,7	98,6	1
629	12,8	17,8	29,1	79,4	1
630	16,1	21,6	28,8	96,1	0
631	13,1	21,6	29,2	89,6	0
632	13,9	29,7	28,4	70,7	0
633	13,9	25,9	31,3	71,2	0
634	15,7	17,7	28,3	76,8	0
635	15,6	19,4	29,4	88,2	0
636	11,9	22,3	28,6	89,5	1
637	14	23,6	28,3	89,8	0
638	12,1	21,7	30,9	70,8	1
639	11,1	29,8	29,2	78	1

No.	Hemoglo bin	MC H	MCH C	MC V	Resu lt
640	10,5	17,9	29,1	80,9	1
641	11,7	28,1	31,9	72,7	1
642	16,7	16,5	30,5	94,5	0
643	13,9	29,3	32,2	78,7	0
644	13,1	22,2	31,5	87,3	1
645	11,1	21,2	31	87	1
646	12,4	23,3	31,3	70,1	1
647	15,5	25,5	27,8	70,9	0
648	11,2	20,1	30,8	76,4	1
649	10,4	18,9	27,8	75,1	1
650	12	17,2	31,3	77,4	1
651	12	18	31,2	80,3	1
652	11,5	16,2	30,9	100,8	1
653	15,9	24,7	29,8	96,7	0
654	12,8	24	28,5	75,3	0
655	10,5	25,3	27,9	77,1	1
656	12,5	25,6	29,9	79,1	1
657	16,2	19,5	31	76,6	0
658	10,7	22,6	30,2	101,5	1
659	14,8	23	30,5	69,8	0
660	13,1	20,2	32,4	95,4	0
661	16,7	25,1	30,1	70,8	0
662	13,2	27,8	30,6	81,4	0
663	10,5	28,3	28,7	100,1	1
664	12,4	24,5	30,7	93,1	1
665	10	29,8	32	92,1	1
666	11,3	23,5	28,4	75,8	1
667	15	21,7	30,6	90	0
668	13,4	17,7	30,2	79	1
669	14,8	18,8	31,9	77,5	0
670	12,7	23,3	30,3	92,8	0
671	14,6	26,3	32	90,7	0
672	16,4	27,9	29,2	87,9	0
673	16,8	24,3	31,5	92	0
674	13,7	26,9	28,1	82,5	0
675	11,2	26	29,8	73	1
676	13,2	27	31	87,7	1
677	10,3	20,1	28,2	86,3	1
678	13,5	27,7	31	77,3	0
679	10,6	24,5	28,3	81,5	1
680	14,8	16,3	27,8	76,4	0
681	15,7	27,6	30,3	81,6	0
682	11,8	24,3	32	80,6	1
683	15,7	27,2	31,3	69,4	0
684	11,5	17	30,6	71	1
685	13	19	31,3	77,3	1

No.	Hemoglo bin	MC H	MCH C	MC V	Resu lt
686	13,1	17,6	28,8	85,2	0
687	14,6	27,5	31,4	83,6	0
688	11,2	22,3	29	100,6	1
689	14,6	17,1	31,8	84,6	0
690	16,3	16,4	27,8	88,7	0
691	13,4	26,6	28,3	88,6	1
692	16	24,9	28,3	100	0
693	11	29,5	30,7	72,6	1
694	16,6	22,7	28,2	87	0
695	11,4	17,6	30,2	70	1
696	15,4	23,4	32,4	92,9	0
697	11,1	18,3	28,5	73,3	1
698	15,5	17,4	28,5	78,9	0
699	10,4	18,6	29,1	79,2	1
700	10,5	18,8	29,1	80,6	1
701	16,7	23,5	28,1	76,9	0
702	8,6	29,3	28,9	88,3	1
703	16,3	26,7	29,9	84,1	0
704	14,6	28,9	28,5	74,2	0
705	13,4	22	30,8	79,7	0
706	14,8	28,8	29,6	84,9	0
707	16	28,1	31,6	94,6	0
708	16,6	29,1	29,9	76,4	0
709	7,5	28,8	30,8	86,4	1
710	16,7	20,1	31,4	73	0
711	12,4	21,7	31,9	90,9	1
712	10,8	26,7	31,6	98,3	1
713	11,9	16,7	31,9	74,1	1
714	15,2	19,8	28,5	83,7	0
715	15,3	18,3	30,4	93,4	0
716	12,5	22,2	27,9	89,4	1
717	15,2	29	28,2	90,2	0
718	14,6	16,9	31,9	78,1	0
719	13,6	22,2	29,6	96,3	0
720	13,5	19,8	32,3	89,4	0
721	13,1	21,4	29,4	73,3	0
722	15,2	21,5	32,5	84,5	0
723	10,6	29,5	30,4	85	1
724	12,9	21,8	31,9	94,4	0
725	12,9	25,7	29,7	80,6	1
726	16,6	26,3	29,8	85,1	0
727	12,5	24,9	30,5	77,3	1
728	10,5	28,5	32,3	70	1
729	14,3	27,7	28,9	70,3	0
730	14	20,1	32,4	71,1	0
731	10,7	22,7	30,5	86,6	1
732	14	27,4	31,8	87,2	0

No.	Hemoglo bin	MC H	MCH C	MC V	Resu lt
733	16,8	18,5	28,6	96	0
734	15,5	21,3	28	75,9	0
735	12,9	28,7	31,1	71,3	1
736	12,6	25	28	88,3	0
737	15,5	24,1	32,2	97,4	0
738	12,8	18,4	31	101,6	1
739	13,2	16,2	30,6	70,4	1
740	13,9	22,5	28,2	98,5	0
741	11,7	29,8	31,8	101,3	1
742	12	29,1	28,8	82,7	1
743	12,5	21,7	29,7	88,6	1
744	12,6	23,2	28,3	92,9	0
745	11,4	29	32,1	96,4	1
746	14,9	24,4	30,1	94,7	0
747	14,9	22,4	29,9	80,6	0
748	12,1	29,1	29,4	85,3	0
749	11,1	25	31,7	79,5	1
750	15,8	24,1	31,8	98,5	0
751	14,1	19,4	32,1	77,4	0
752	13,2	27,4	30,6	101	1
753	16,4	29,6	30,6	75,3	0
754	10,4	29	30	92,3	1
755	16,3	24,8	30,6	83,9	0
756	14,9	28,2	31,2	90,8	0
757	15,3	17,3	32,2	89,2	0
758	14,3	21,3	29,9	101,4	0
759	12,4	16,2	31,8	98,5	0
760	10,3	22,5	32,1	75	1
761	16,6	18,8	28,1	70,9	0
762	12,7	27,8	28,4	72,3	1
763	14,8	25,2	30,7	101	0
764	12,7	24,3	31,4	75,5	0
765	12,6	16,1	31,1	94,2	1
766	13,2	22	30,7	89,7	0
767	13,4	28,6	32	94	1
768	11,5	25,7	30,4	70,2	1
769	15,9	19,7	30,9	101,4	0
770	11,5	22,7	30,6	87,3	1
771	10,7	26,8	32,2	86,6	1
772	14,7	24,8	29,4	82,4	0
773	16,7	28,8	28,1	92	0
774	14,2	26,3	28,8	97,9	0
775	11,1	17,5	31,3	95,4	1
776	13,2	23,8	28	89,9	0
777	11,3	28,9	30,5	79,7	1
778	14,8	19,6	29	87,4	0

No.	Hemoglo bin	MC H	MCH C	MC V	Resu lt
779	16	19,7	30,2	90,9	0
780	16,5	20,2	28	82,5	0
781	13,4	22,4	28,3	83,3	1
782	15,7	19,1	28,9	99,5	0
783	14,7	28,8	31,7	93,6	0
784	16	20,1	31,1	95,5	0
785	10,3	26,1	32,2	96,7	1
786	11,3	18,2	30,7	98	1
787	13,7	28,6	32,2	82,2	0
788	10,7	18,1	31,5	97,1	1
789	11,3	18,6	29,5	99,6	1
790	14,7	18,3	29,3	75,8	0
791	11,2	27,7	32	70,4	1
792	12,5	25,5	32	72,1	1
793	15,4	16,9	28	94,9	0
794	15	27,5	28,5	80,3	0
795	15,6	25,7	31,9	74,2	0
796	15,4	24,5	28,9	73,6	0
797	13	28,5	30,8	98,2	1
798	15,8	25,7	29,7	85,6	0
799	12,2	24,3	31,4	101,5	1
800	10,9	26,4	30,4	89,7	1
801	12,9	17,3	28,3	81,7	0
802	12,4	25,6	29,6	89,9	0
803	10,6	16	32,2	96,8	1
804	14,9	17,6	31,1	86,5	0
805	14	20,3	32,1	74	0
806	12,1	26,3	29,8	84,9	0
807	13,5	22,3	29,9	86,3	0
808	15,1	17,1	28,2	86,8	0
809	11,9	23,7	29,9	69,9	1
810	14,7	23,4	29	99,6	0
811	13,1	21,8	30,8	90,4	0
812	11,1	20,4	30,9	101,6	1
813	13,5	19,5	32,3	80,4	0
814	12	28,1	30,9	77,9	1
815	16,5	28	32,2	99,3	0
816	15,2	21,9	29,6	69,5	0
817	13,4	17,7	31,6	97,2	1
818	15,9	22,4	28,9	93	0
819	12,1	25,9	29,3	82,6	1
820	14,5	24,2	27,9	71,7	0
821	13,4	25,3	28,6	83,8	0
822	16,4	27,4	31,9	100,2	0
823	14,6	24,1	30,7	98,1	0
824	13,8	21,4	29,9	88,4	0

No.	Hemoglo bin	MC H	MCH C	MC V	Resu lt
825	12,6	16,5	30,4	77	1
826	11,5	22	32,4	84,2	1
827	12,5	20,1	27,8	89,2	1
828	16,6	22	29,5	71	0
829	12,7	21,1	32,2	94,2	1
830	16,8	27,4	32,4	97,7	0
831	14,3	21,4	31,2	88,5	0
832	10,8	19	32,2	101, 6	1
833	12,6	16,5	28,9	97,5	0
834	16,8	27,3	28,9	70,8	0
835	10,7	24,7	29,1	78,7	1
836	15,9	18,2	30,3	82,7	0
837	10,7	19,4	29,2	93,7	1
838	11,4	16,2	29,8	97	1
839	16,1	26,1	31,4	93,7	0
840	14,5	27,4	28,4	78,4	0
841	16,2	17,9	27,8	74,3	0
842	16,2	25,1	29,9	81,6	0
843	12,2	23,4	32	86	1
844	15	20,8	32,3	88,7	0
845	11,6	18	32,2	98,9	1
846	11,2	27,8	32,2	95,8	1
847	11,7	16,8	32,2	73,6	1
848	16,4	27,2	31,4	70,6	0
849	15,5	19,3	32,5	97,5	0
850	13,3	19,1	30,9	97,9	0
851	16,1	21,9	32,5	100, 7	0
852	11,1	24,7	32,1	96,7	1
853	10,8	19,8	30,8	99,6	1
854	10,9	28,6	28,6	84,8	1
855	15,8	25,5	28,9	72,6	0
856	13,3	28,5	29	87,7	1
857	16,8	22,7	32	94,3	0
858	11,1	28	30,8	77,3	1
859	12,5	29,7	30,6	90,5	0
860	12,5	25,2	28,3	73,6	1
861	10,8	19,7	29,5	93	1
862	10,5	23	30,4	100, 1	1
863	11,9	25,9	32	83,2	1
864	13,2	17,8	29,6	71,2	1
865	14,8	29,6	31,7	91,6	0
866	11,4	16,5	29,8	100, 3	1
867	10,9	27,1	30	93,2	1
868	14,8	16,2	28,9	75,8	0
869	15,5	23,1	29,1	72,9	0
870	15,9	21,6	32,4	83,7	0

No.	Hemoglo bin	MC H	MCH C	MC V	Resu lt
871	16,7	22,8	32,5	81,9	0
872	12,5	19,4	29,2	97,4	1
873	13,3	26,3	30	100	0
874	13,8	21	28,6	80,8	0
875	12,3	23	29,3	85,8	0
876	11,2	23,1	30,3	75,2	1
877	10,7	22,8	30,5	81,3	1
878	15	21,8	28,8	95,2	0
879	11,8	28,5	31,8	89,7	1
880	16,8	24,9	32	80,6	0
881	16,8	22,3	30,8	76,7	0
882	10,8	28	28,8	90,6	1
883	15,2	24,9	28,4	90,1	0
884	11,4	29,3	28,7	95,8	1
885	16,1	25,9	31,7	78	0
886	10,8	17,5	29,3	95,8	1
887	10,6	28	30,7	90,9	1
888	12,6	19,1	31,5	85,9	1
889	13,4	17,8	32,3	101, 3	1
890	16,6	21,7	30,8	88,1	0
891	13,3	25,4	30,8	82,9	1
892	14,6	25,5	31,8	83,5	0
893	13,4	26,3	28,5	84,6	0
894	13	28,3	30	83	0
895	12,8	21,6	28,3	81,2	1
896	10,6	25,6	28	72,1	1
897	14,3	27,6	32,3	74,3	0
898	13,1	26,9	29,5	77,6	1
899	13,1	27	32,4	97,8	0
900	15,5	26,9	28	72,7	0
901	14	26,9	28	89,9	0
902	15,3	28,9	31,6	76,3	0
903	14,3	20,4	28	97,4	0
904	11,1	16,1	32,5	77,1	1
905	14,4	18,1	28,7	80,2	0
906	12	19,4	29,6	71,5	0
907	11,7	19,9	28,9	71,6	1
908	12,7	22,5	28,3	93,5	1
909	12,2	20,1	29,8	72,6	1
910	15,2	19,5	28,3	74,1	0
911	12	21,5	29,1	101, 1	0
912	11,5	17,4	32,1	87,3	1
913	15,1	24,3	31,4	76,1	0
914	11,5	18,9	31,2	81,3	1
915	12,8	29,2	32,1	89,8	0
916	15,1	21,6	28,4	100	0
917	11,5	19,2	30,8	78,2	1

No.	Hemoglo bin	MC H	MCH C	MC V	Resu lt
918	15	19,9	30,1	76,5	0
919	13,2	17	29,4	101,5	0
920	13,1	21,3	32,4	100,6	1
921	16,6	28,4	31	75,6	0
922	13,6	29,8	32,4	76,6	0
923	13,7	26	31,4	82,8	0
924	12,8	19,5	32,2	72,1	1
925	14,3	19,2	30,9	94,8	0
926	14,4	25,2	32,2	94,9	0
927	14	18,2	29,6	77,6	0
928	16,8	24,4	28,2	74,8	0
929	16,9	19,3	29,1	82,1	0
930	12,3	22,9	27,9	71	1
931	11,6	24,6	28,2	96,7	1
932	11,7	24,4	31,5	99,8	1
933	12,9	19,5	28,7	87,7	1
934	15	19,5	31,3	71,9	0
935	13,6	28,8	32,5	99,6	0
936	11,2	18,8	30,9	94,7	1
937	11,6	18,8	29,3	79,1	1
938	12,1	18,9	31,2	76	1
939	16	23,6	29,4	95,6	0
940	13,2	25,6	31,1	100,4	0
941	13	26,2	31,3	74,9	0
942	13,2	20,1	28,8	91,2	1
943	10,6	25,4	28,2	82,9	1
944	12,1	28,3	30,4	86,9	1
945	13,1	17,7	28,1	80,7	1
946	14,3	16,2	29,5	95,2	0
947	11,8	21,2	28,4	98,1	1
948	12,4	21,7	31,9	90,9	1
949	10,8	26,7	31,6	98,3	1
950	11,9	16,7	31,9	74,1	1
951	15,2	19,8	28,5	83,7	0
952	15,3	18,3	30,4	93,4	0
953	12,5	22,2	27,9	89,4	1
954	15,2	29	28,2	90,2	0
955	14,6	16,9	31,9	78,1	0
956	13,6	22,2	29,6	96,3	0
957	13,5	19,8	32,3	89,4	0
958	13,1	21,4	29,4	73,3	0
959	15,2	21,5	32,5	84,5	0
960	10,6	29,5	30,4	85	1
961	12,9	21,8	31,9	94,4	0
962	12,9	25,7	29,7	80,6	1
963	16,6	26,3	29,8	85,1	0

No.	Hemoglo bin	MC H	MCH C	MC V	Resu lt
964	12,5	24,9	30,5	77,3	1
965	10,5	28,5	32,3	70	1
966	14,3	27,7	28,9	70,3	0
967	14	20,1	32,4	71,1	0
968	10,7	22,7	30,5	86,6	1
969	14	27,4	31,8	87,2	0
970	16,8	18,5	28,6	96	0
971	15,5	21,3	28	75,9	0
972	12,9	28,7	31,1	71,3	1
973	12,6	25	28	88,3	0
974	15,5	24,1	32,2	97,4	0
975	12,8	18,4	31	101,6	1
976	13,2	16,2	30,6	70,4	1
977	13,9	22,5	28,2	98,5	0
978	11,7	29,8	31,8	101,3	1
979	12	29,1	28,8	82,7	1
980	12,5	21,7	29,7	88,6	1
981	12,6	23,2	28,3	92,9	0
982	11,4	29	32,1	96,4	1
983	14,9	24,4	30,1	94,7	0
984	14,9	22,4	29,9	80,6	0
985	12,1	29,1	29,4	85,3	0
986	11,1	25	31,7	79,5	1
987	15,8	24,1	31,8	98,5	0
988	14,1	19,4	32,1	77,4	0
989	13,2	27,4	30,6	101	1
990	16,4	29,6	30,6	75,3	0
991	10,4	29	30	92,3	1
992	16,3	24,8	30,6	83,9	0
993	14,9	28,2	31,2	90,8	0
994	15,3	17,3	32,2	89,2	0
995	14,3	21,3	29,9	101,4	0
996	12,4	16,2	31,8	98,5	0
997	10,3	22,5	32,1	75	1
998	16,6	18,8	28,1	70,9	0
999	12,7	27,8	28,4	72,3	1
1000	14,8	25,2	30,7	101	0
1001	12,7	24,3	31,4	75,5	0
1002	12,6	16,1	31,1	94,2	1
1003	13,2	22	30,7	89,7	0
1004	13,4	28,6	32	94	1
1005	11,5	25,7	30,4	70,2	1
1006	15,9	19,7	30,9	101,4	0

No.	Hemoglo bin	MC H	MCH C	MC V	Resu lt
1007	11,5	22,7	30,6	87,3	1
1008	10,7	26,8	32,2	86,6	1
1009	14,7	24,8	29,4	82,4	0
1010	16,7	28,8	28,1	92	0
1011	14,2	26,3	28,8	97,9	0
1012	11,1	17,5	31,3	95,4	1
1013	13,2	23,8	28	89,9	0
1014	11,3	28,9	30,5	79,7	1
1015	14,8	19,6	29	87,4	0
1016	16	19,7	30,2	90,9	0
1017	16,5	20,2	28	82,5	0
1018	13,4	22,4	28,3	83,3	1
1019	15,7	19,1	28,9	99,5	0
1020	14,7	28,8	31,7	93,6	0
1021	16	20,1	31,1	95,5	0
1022	10,3	26,1	32,2	96,7	1
1023	11,3	18,2	30,7	98	1
1024	13,7	28,6	32,2	82,2	0
1025	10,7	18,1	31,5	97,1	1
1026	11,3	18,6	29,5	99,6	1
1027	14,7	18,3	29,3	75,8	0
1028	11,2	27,7	32	70,4	1
1029	12,5	25,5	32	72,1	1
1030	15,4	16,9	28	94,9	0
1031	15	27,5	28,5	80,3	0
1032	15,6	25,7	31,9	74,2	0
1033	15,4	24,5	28,9	73,6	0
1034	13	28,5	30,8	98,2	1
1035	15,8	25,7	29,7	85,6	0
1036	12,2	24,3	31,4	101,5	1
1037	10,9	26,4	30,4	89,7	1
1038	12,9	17,3	28,3	81,7	0
1039	12,4	25,6	29,6	89,9	0

No.	Hemoglo bin	MC H	MCH C	MC V	Resu lt
1040	10,6	16	32,2	96,8	1
1041	14,9	17,6	31,1	86,5	0
1042	14	20,3	32,1	74	0
1043	12,1	26,3	29,8	84,9	0
1044	13,5	22,3	29,9	86,3	0
1045	15,1	17,1	28,2	86,8	0
1046	11,9	23,7	29,9	69,9	1
1047	14,7	23,4	29	99,6	0
1048	13,1	21,8	30,8	90,4	0
1049	11,1	20,4	30,9	101,6	1
1050	13,5	19,5	32,3	80,4	0
1051	12	28,1	30,9	77,9	1
1052	16,5	28	32,2	99,3	0
1053	15,2	21,9	29,6	69,5	0
1054	13,4	17,7	31,6	97,2	1
1055	15,9	22,4	28,9	93	0
1056	12,1	25,9	29,3	82,6	1
1057	14,5	24,2	27,9	71,7	0
1058	13,4	25,3	28,6	83,8	0
1059	16,4	27,4	31,9	100,2	0
1060	14,6	24,1	30,7	98,1	0
1061	13,8	21,4	29,9	88,4	0
1062	12,6	16,5	30,4	77	1
1063	11,5	22	32,4	84,2	1
1064	12,5	20,1	27,8	89,2	1
1065	16,6	22	29,5	71	0
1066	12,7	21,1	32,2	94,2	1
1067	16,8	27,4	32,4	97,7	0
1068	14,3	21,4	31,2	88,5	0
1069	10,8	19	32,2	101,6	1
1070	12,6	16,5	28,9	97,5	0
1071	16,8	27,3	28,9	70,8	0
1072	10,7	24,7	29,1	78,7	1

No.	Hemoglo bin	MC H	MCH C	MC V	Resu lt
107 3	15,9	18,2	30,3	82,7	0
107 4	10,7	19,4	29,2	93,7	1
107 5	11,4	16,2	29,8	97	1
107 6	16,1	26,1	31,4	93,7	0
107 7	14,5	27,4	28,4	78,4	0
107 8	16,2	17,9	27,8	74,3	0
107 9	16,2	25,1	29,9	81,6	0
108 0	12,2	23,4	32	86	1
108 1	15	20,8	32,3	88,7	0
108 2	11,6	18	32,2	98,9	1
108 3	11,2	27,8	32,2	95,8	1
108 4	11,7	16,8	32,2	73,6	1
108 5	16,4	27,2	31,4	70,6	0
108 6	15,5	19,3	32,5	97,5	0
108 7	13,3	19,1	30,9	97,9	0
108 8	16,1	21,9	32,5	100, 7	0
108 9	11,1	24,7	32,1	96,7	1
109 0	10,8	19,8	30,8	99,6	1
109 1	10,9	28,6	28,6	84,8	1
109 2	15,8	25,5	28,9	72,6	0
109 3	13,3	28,5	29	87,7	1
109 4	16,8	22,7	32	94,3	0
109 5	11,1	28	30,8	77,3	1
109 6	12,5	29,7	30,6	90,5	0
109 7	12,5	25,2	28,3	73,6	1
109 8	10,8	19,7	29,5	93	1
109 9	10,5	23	30,4	100, 1	1
110 0	11,9	25,9	32	83,2	1
110 1	13,2	17,8	29,6	71,2	1
110 2	14,8	29,6	31,7	91,6	0
110 3	11,4	16,5	29,8	100, 3	1
110 4	10,9	27,1	30	93,2	1
110 5	14,8	16,2	28,9	75,8	0

No.	Hemoglo bin	MC H	MCH C	MC V	Resu lt
110 6	15,5	23,1	29,1	72,9	0
110 7	15,9	21,6	32,4	83,7	0
110 8	16,7	22,8	32,5	81,9	0
110 9	12,5	19,4	29,2	97,4	1
111 0	13,3	26,3	30	100	0
111 1	13,8	21	28,6	80,8	0
111 2	12,3	23	29,3	85,8	0
111 3	11,2	23,1	30,3	75,2	1
111 4	10,7	22,8	30,5	81,3	1
111 5	15	21,8	28,8	95,2	0
111 6	11,8	28,5	31,8	89,7	1
111 7	16,8	24,9	32	80,6	0
111 8	16,8	22,3	30,8	76,7	0
111 9	10,8	28	28,8	90,6	1
112 0	15,2	24,9	28,4	90,1	0
112 1	11,4	29,3	28,7	95,8	1
112 2	16,1	25,9	31,7	78	0
112 3	10,8	17,5	29,3	95,8	1
112 4	10,6	28	30,7	90,9	1
112 5	12,6	19,1	31,5	85,9	1
112 6	13,4	17,8	32,3	101, 3	1
112 7	16,6	21,7	30,8	88,1	0
112 8	13,3	25,4	30,8	82,9	1
112 9	14,6	25,5	31,8	83,5	0
113 0	13,4	26,3	28,5	84,6	0
113 1	13	28,3	30	83	0
113 2	12,8	21,6	28,3	81,2	1
113 3	10,6	25,6	28	72,1	1
113 4	14,3	27,6	32,3	74,3	0
113 5	13,1	26,9	29,5	77,6	1
113 6	13,1	27	32,4	97,8	0
113 7	15,5	26,9	28	72,7	0
113 8	14	26,9	28	89,9	0

No.	Hemoglo bin	MC H	MCH C	MC V	Resu lt
113 9	15,3	28,9	31,6	76,3	0
114 0	14,3	20,4	28	97,4	0
114 1	11,1	16,1	32,5	77,1	1
114 2	14,4	18,1	28,7	80,2	0
114 3	12	19,4	29,6	71,5	0
114 4	11,7	19,9	28,9	71,6	1
114 5	12,7	22,5	28,3	93,5	1
114 6	12,2	20,1	29,8	72,6	1
114 7	15,2	19,5	28,3	74,1	0
114 8	12	21,5	29,1	101, 1	0
114 9	11,5	17,4	32,1	87,3	1
115 0	15,1	24,3	31,4	76,1	0
115 1	11,5	18,9	31,2	81,3	1
115 2	12,8	29,2	32,1	89,8	0
115 3	15,1	21,6	28,4	100	0
115 4	11,5	19,2	30,8	78,2	1
115 5	15	19,9	30,1	76,5	0
115 6	13,2	17	29,4	101, 5	0
115 7	15,1	21,3	32,4	100, 6	0
115 8	16,6	28,4	31	75,6	0
115 9	13,6	29,8	32,4	76,6	0
116 0	13,7	26	31,4	82,8	0
116 1	14,8	19,5	32,2	72,1	0
116 2	14,3	19,2	30,9	94,8	0
116 3	14,4	25,2	32,2	94,9	0
116 4	14	18,2	29,6	77,6	0
116 5	16,8	24,4	28,2	74,8	0
116 6	16,9	19,3	29,1	82,1	0
116 7	12,3	22,9	27,9	71	1
116 8	11,6	24,6	28,2	96,7	1
116 9	11,7	24,4	31,5	99,8	1
117 0	12,9	19,5	28,7	87,7	1
117 1	15	19,5	31,3	71,9	0

No.	Hemoglo bin	MC H	MCH C	MC V	Resu lt
117 2	13,6	28,8	32,5	99,6	0
117 3	11,2	18,8	30,9	94,7	1
117 4	11,6	18,8	29,3	79,1	1
117 5	12,1	18,9	31,2	76	1
117 6	16	23,6	29,4	95,6	0
117 7	13,2	25,6	31,1	100, 4	0
117 8	13	26,2	31,3	74,9	0
117 9	13,2	20,1	28,8	91,2	1
118 0	10,6	25,4	28,2	82,9	1
118 1	12,1	28,3	30,4	86,9	1
118 2	13,1	17,7	28,1	80,7	1
118 3	14,3	16,2	29,5	95,2	0
118 4	11,8	21,2	28,4	98,1	1
118 5	12,4	21,7	31,9	90,9	1
118 6	10,8	26,7	31,6	98,3	1
118 7	11,9	16,7	31,9	74,1	1
118 8	15,2	19,8	28,5	83,7	0
118 9	15,3	18,3	30,4	93,4	0
119 0	12,5	22,2	27,9	89,4	1
119 1	15,2	29	28,2	90,2	0
119 2	14,6	16,9	31,9	78,1	0
119 3	13,6	22,2	29,6	96,3	0
119 4	13,5	19,8	32,3	89,4	0
119 5	13,1	21,4	29,4	73,3	0
119 6	15,2	21,5	32,5	84,5	0
119 7	10,6	29,5	30,4	85	1
119 8	12,9	21,8	31,9	94,4	0
119 9	12,9	25,7	29,7	80,6	1
120 0	16,6	26,3	29,8	85,1	0
120 1	12,5	24,9	30,5	77,3	1
120 2	10,5	28,5	32,3	70	1
120 3	14,3	27,7	28,9	70,3	0
120 4	14	20,1	32,4	71,1	0

No.	Hemoglo bin	MC H	MCH C	MC V	Resu lt
120 5	10,7	22,7	30,5	86,6	1
120 6	14	27,4	31,8	87,2	0
120 7	16,8	18,5	28,6	96	0
120 8	15,5	21,3	28	75,9	0
120 9	12,9	28,7	31,1	71,3	1
121 0	12,6	25	28	88,3	0
121 1	15,5	24,1	32,2	97,4	0
121 2	12,8	18,4	31	101, 6	1
121 3	13,2	16,2	30,6	70,4	1
121 4	13,9	22,5	28,2	98,5	0
121 5	11,7	29,8	31,8	101, 3	1
121 6	12	29,1	28,8	82,7	1
121 7	12,5	21,7	29,7	88,6	1
121 8	12,6	23,2	28,3	92,9	0
121 9	11,4	29	32,1	96,4	1
122 0	14,9	24,4	30,1	94,7	0
122 1	14,9	22,4	29,9	80,6	0
122 2	12,1	29,1	29,4	85,3	0
122 3	11,1	25	31,7	79,5	1
122 4	15,8	24,1	31,8	98,5	0
122 5	14,1	19,4	32,1	77,4	0
122 6	13,2	27,4	30,6	101	1
122 7	16,4	29,6	30,6	75,3	0
122 8	10,4	29	30	92,3	1
122 9	16,3	24,8	30,6	83,9	0
123 0	14,9	28,2	31,2	90,8	0
123 1	15,3	17,3	32,2	89,2	0
123 2	14,3	21,3	29,9	101, 4	0
123 3	12,4	16,2	31,8	98,5	0
123 4	10,3	22,5	32,1	75	1
123 5	16,6	18,8	28,1	70,9	0
123 6	12,7	27,8	28,4	72,3	1
123 7	14,8	25,2	30,7	101	0

No.	Hemoglo bin	MC H	MCH C	MC V	Resu lt
123 8	12,7	24,3	31,4	75,5	0
123 9	12,6	16,1	31,1	94,2	1
124 0	13,2	22	30,7	89,7	0
124 1	13,4	28,6	32	94	1
124 2	11,5	25,7	30,4	70,2	1
124 3	15,9	19,7	30,9	101, 4	0
124 4	11,5	22,7	30,6	87,3	1
124 5	10,7	26,8	32,2	86,6	1
124 6	14,7	24,8	29,4	82,4	0
124 7	16,7	28,8	28,1	92	0
124 8	14,2	26,3	28,8	97,9	0
124 9	11,1	17,5	31,3	95,4	1
125 0	13,2	23,8	28	89,9	0
125 1	11,3	28,9	30,5	79,7	1
125 2	14,8	19,6	29	87,4	0
125 3	16	19,7	30,2	90,9	0
125 4	16,5	20,2	28	82,5	0
125 5	13,4	22,4	28,3	83,3	1
125 6	15,7	19,1	28,9	99,5	0
125 7	14,7	28,8	31,7	93,6	0
125 8	16	20,1	31,1	95,5	0
125 9	10,3	26,1	32,2	96,7	1
126 0	11,3	18,2	30,7	98	1
126 1	13,7	28,6	32,2	82,2	0
126 2	10,7	18,1	31,5	97,1	1
126 3	11,3	18,6	29,5	99,6	1
126 4	14,7	18,3	29,3	75,8	0
126 5	11,2	27,7	32	70,4	1
126 6	12,5	25,5	32	72,1	1
126 7	15,4	16,9	28	94,9	0
126 8	15	27,5	28,5	80,3	0
126 9	15,6	25,7	31,9	74,2	0
127 0	15,4	24,5	28,9	73,6	0

No.	Hemoglo bin	MC H	MCH C	MC V	Resu lt
127 1	13	28,5	30,8	98,2	1
127 2	15,8	25,7	29,7	85,6	0
127 3	12,2	24,3	31,4	101, 5	1
127 4	10,9	26,4	30,4	89,7	1
127 5	12,9	17,3	28,3	81,7	0
127 6	12,4	25,6	29,6	89,9	0
127 7	10,6	16	32,2	96,8	1
127 8	14,9	17,6	31,1	86,5	0
127 9	14	20,3	32,1	74	0
128 0	12,1	26,3	29,8	84,9	0
128 1	13,5	22,3	29,9	86,3	0
128 2	15,1	17,1	28,2	86,8	0
128 3	11,9	23,7	29,9	69,9	1
128 4	14,7	23,4	29	99,6	0
128 5	13,1	21,8	30,8	90,4	0
128 6	11,1	20,4	30,9	101, 6	1
128 7	13,5	19,5	32,3	80,4	0
128 8	12	28,1	30,9	77,9	1
128 9	16,5	28	32,2	99,3	0
129 0	15,2	21,9	29,6	69,5	0
129 1	13,4	17,7	31,6	97,2	1
129 2	15,9	22,4	28,9	93	0
129 3	12,1	25,9	29,3	82,6	1
129 4	14,5	24,2	27,9	71,7	0
129 5	13,4	25,3	28,6	83,8	0
129 6	16,4	27,4	31,9	100, 2	0
129 7	14,6	24,1	30,7	98,1	0
129 8	13,8	21,4	29,9	88,4	0
129 9	12,6	16,5	30,4	77	1
130 0	11,5	22	32,4	84,2	1
130 1	12,5	20,1	27,8	89,2	1
130 2	16,6	22	29,5	71	0
130 3	12,7	21,1	32,2	94,2	1

No.	Hemoglo bin	MC H	MCH C	MC V	Resu lt
130 4	16,8	27,4	32,4	97,7	0
130 5	14,3	21,4	31,2	88,5	0
130 6	10,8	19	32,2	101, 6	1
130 7	12,6	16,5	28,9	97,5	0
130 8	16,8	27,3	28,9	70,8	0
130 9	10,7	24,7	29,1	78,7	1
131 0	15,9	18,2	30,3	82,7	0
131 1	10,7	19,4	29,2	93,7	1
131 2	11,4	16,2	29,8	97	1
131 3	16,1	26,1	31,4	93,7	0
131 4	14,5	27,4	28,4	78,4	0
131 5	16,2	17,9	27,8	74,3	0
131 6	16,2	25,1	29,9	81,6	0
131 7	12,2	23,4	32	86	1
131 8	15	20,8	32,3	88,7	0
131 9	11,6	18	32,2	98,9	1
132 0	11,2	27,8	32,2	95,8	1
132 1	11,7	16,8	32,2	73,6	1
132 2	16,4	27,2	31,4	70,6	0
132 3	15,5	19,3	32,5	97,5	0
132 4	13,3	19,1	30,9	97,9	0
132 5	16,1	21,9	32,5	100, 7	0
132 6	11,1	24,7	32,1	96,7	1
132 7	10,8	19,8	30,8	99,6	1
132 8	10,9	28,6	28,6	84,8	1
132 9	15,8	25,5	28,9	72,6	0
133 0	13,3	28,5	29	87,7	1
133 1	16,8	22,7	32	94,3	0
133 2	11,1	28	30,8	77,3	1
133 3	12,5	29,7	30,6	90,5	0
133 4	12,5	25,2	28,3	73,6	1
133 5	10,8	19,7	29,5	93	1
133 6	10,5	23	30,4	100, 1	1

No.	Hemoglo bin	MC H	MCH C	MC V	Resu lt
1337	11,9	25,9	32	83,2	1
1338	13,2	17,8	29,6	71,2	1
1339	14,8	29,6	31,7	91,6	0
1340	11,4	16,5	29,8	100,3	1
1341	10,9	27,1	30	93,2	1
1342	14,8	16,2	28,9	75,8	0
1343	15,5	23,1	29,1	72,9	0
1344	15,9	21,6	32,4	83,7	0
1345	16,7	22,8	32,5	81,9	0
1346	12,5	19,4	29,2	97,4	1
1347	13,3	26,3	30	100	0
1348	13,8	21	28,6	80,8	0
1349	12,3	23	29,3	85,8	0
1350	11,2	23,1	30,3	75,2	1
1351	10,7	22,8	30,5	81,3	1
1352	15	21,8	28,8	95,2	0
1353	11,8	28,5	31,8	89,7	1
1354	16,8	24,9	32	80,6	0
1355	16,8	22,3	30,8	76,7	0
1356	10,8	28	28,8	90,6	1
1357	15,2	24,9	28,4	90,1	0
1358	11,4	29,3	28,7	95,8	1
1359	16,1	25,9	31,7	78	0
1360	10,8	17,5	29,3	95,8	1
1361	10,6	28	30,7	90,9	1
1362	12,6	19,1	31,5	85,9	1
1363	13,4	17,8	32,3	101,3	1
1364	16,6	21,7	30,8	88,1	0
1365	13,3	25,4	30,8	82,9	1
1366	14,6	25,5	31,8	83,5	0
1367	13,4	26,3	28,5	84,6	0
1368	13	28,3	30	83	0
1369	12,8	21,6	28,3	81,2	1

No.	Hemoglo bin	MC H	MCH C	MC V	Resu lt
1370	10,6	25,6	28	72,1	1
1371	14,3	27,6	32,3	74,3	0
1372	13,1	26,9	29,5	77,6	1
1373	13,1	27	32,4	97,8	0
1374	15,5	26,9	28	72,7	0
1375	14	26,9	28	89,9	0
1376	15,3	28,9	31,6	76,3	0
1377	13,2	20,4	28	97,4	1
1378	11,1	16,1	32,5	77,1	1
1379	14,4	18,1	28,7	80,2	0
1380	12	19,4	29,6	71,5	0
1381	11,7	19,9	28,9	71,6	1
1382	12,7	22,5	28,3	93,5	1
1383	12,2	20,1	29,8	72,6	1
1384	15,2	19,5	28,3	74,1	0
1385	12	21,5	29,1	101,1	0
1386	11,5	17,4	32,1	87,3	1
1387	15,1	24,3	31,4	76,1	0
1388	11,5	18,9	31,2	81,3	1
1389	12,8	29,2	32,1	89,8	0
1390	15,1	21,6	28,4	100	0
1391	11,5	19,2	30,8	78,2	1
1392	15	19,9	30,1	76,5	0
1393	13,2	17	29,4	101,5	0
1394	15,1	21,3	32,4	100,6	0
1395	16,6	28,4	31	75,6	0
1396	13,6	29,8	32,4	76,6	0
1397	13	26	31,4	82,8	1
1398	14,8	19,5	32,2	72,1	0
1399	14,3	19,2	30,9	94,8	0
1400	14,4	25,2	32,2	94,9	0
1401	14	18,2	29,6	77,6	0
1402	16,8	24,4	28,2	74,8	0

No.	Hemoglo bin	MC H	MCH C	MC V	Resu lt
140 3	16,9	19,3	29,1	82,1	0
140 4	12,3	22,9	27,9	71	1
140 5	11,6	24,6	28,2	96,7	1
140 6	11,7	24,4	31,5	99,8	1
140 7	12,9	19,5	28,7	87,7	1
140 8	15	19,5	31,3	71,9	0
140 9	13,6	28,8	32,5	99,6	0
141 0	11,2	18,8	30,9	94,7	1
141 1	11,6	18,8	29,3	79,1	1
141 2	12,1	18,9	31,2	76	1
141 3	16	23,6	29,4	95,6	0
141 4	13,2	25,6	31,1	100, 4	0
141 5	13	26,2	31,3	74,9	0
141 6	13,2	20,1	28,8	91,2	1
141 7	10,6	25,4	28,2	82,9	1
141 8	12,1	28,3	30,4	86,9	1
141 9	13,1	17,7	28,1	80,7	1
142 0	14,3	16,2	29,5	95,2	0
142 1	11,8	21,2	28,4	98,1	1

Lampiran 2. Hasil Perhitungan Jarak Ketetanggaan

No.	Y	jarak
1	0	11,97163
2	0	3,722902
3	1	9,360021
4	0	17,85329
5	0	27,47399
6	1	6,668583
7	1	13,04607
8	1	20,68695
9	0	5,802586
10	0	10,52568
11	1	17,46912
12	0	20,80433
13	0	23,63409
14	0	4,965884
15	0	19,2281
16	0	9,489468
17	0	11,92434
18	1	8,978864
19	0	21,84811
20	0	9,544632
21	0	7,423611
22	0	10,24695
23	1	24,34646
24	1	12,31056
25	1	26,98166
26	1	12,22007
27	1	10,13311
28	0	4,56618
29	0	27,79334
30	0	13,22989
31	1	15,03795
32	0	20,0447
33	0	24,9862
34	1	11,06978
35	1	16,50515
36	0	5,809475
37	0	30,06626
38	0	12,96302
39	1	15,22432
40	0	11,40789
41	0	9,960924
42	1	6,123724
43	0	22,54884
44	0	5,633826
45	0	16,97587
46	1	6,019136
47	0	13,39366

No.	Y	jarak
48	1	21,0169
49	0	25,09681
50	0	21,17215
51	1	14,85093
52	1	14,19965
53	0	4,026164
54	0	10,82682
55	0	22,76269
56	0	25,65268
57	1	12,89651
58	0	25,45054
59	0	26,47206
60	0	6,350591
61	0	24,88473
62	1	29,63731
63	1	19,47563
64	1	25,82983
65	0	20,12312
66	1	7,521303
67	0	27,488
68	1	8,023715
69	0	10,97224
70	1	7,338256
71	1	5,682429
72	1	23,32359
73	1	9,983486
74	0	13,4328
75	0	7,774317
76	0	14,60308
77	0	20,40784
78	0	8,425556
79	1	10,18136
80	0	26,1224
81	0	13,99964
82	0	29,15356
83	0	29,17722
84	1	11,81355
85	1	30,09169
86	1	19,37911
87	0	27,6163
88	0	12,60555
89	1	27,04404
90	0	7,806408
91	0	14,60274
92	0	2,56125
93	1	17,83872
94	0	6,126989

No.	Y	jarak
95	1	14,48275
96	0	8,268011
97	1	8,45281
98	1	6,964194
99	0	24,92368
100	0	20,93347
101	0	19,26941
102	1	29,88377
103	1	20,97546
104	1	28,3279
105	0	24,24232
106	1	9,211949
107	0	19,62193
108	1	29,18733
109	1	6,15711
110	0	10,60094
111	1	7,126009
112	0	28,18705
113	0	9,615612
114	0	24,06533
115	0	4,790616
116	0	19,95169
117	0	5,855766
118	0	8,1523
119	0	4,171331
120	0	12,85807
121	0	19,17759
122	0	28,14338
123	0	15,47837
124	1	15,35155
125	0	13,29286
126	0	8,94986
127	1	14,56159
128	1	4,073082
129	0	6,571149
130	0	18,72672
131	0	27,76004
132	0	26,6867
133	1	13,00154
134	0	20,57231
135	1	10,75918
136	1	5,744563
137	0	10,77497
138	0	14,72515
139	0	18,19423
140	0	20,87439
141	0	5,209607

No.	Y	jarak
142	1	9,960924
143	0	18,5661
144	0	18,53079
145	1	25,45938
146	0	13,34579
147	0	24,22664
148	0	7,295204
149	0	21,8472
150	0	5,126402
151	1	8,120345
152	1	8,129576
153	1	20,41935
154	1	27,08321
155	1	11,48956
156	0	24,04288
157	0	18,08231
158	0	6,449031
159	0	3,451087
160	0	9,694844
161	0	17,01529
162	0	17,66437
163	0	17,91898
164	1	6,577994
165	1	9,400532
166	0	12,07104
167	1	5,86174
168	0	23,75289
169	0	7,789095
170	1	15,58685
171	1	16,19166
172	1	5,740209
173	0	4,598913
174	1	8,906739
175	1	10,52141
176	1	10,90183
177	0	10,98408
178	1	30,24335
179	0	24,22457
180	0	6,195159
181	1	8,820431
182	1	8,130806
183	0	7,381734
184	1	29,77348
185	0	4,596738
186	0	23,76068
187	0	2,543619
188	0	9,907573
189	1	28,55521
190	1	21,06727
191	0	20,05841

No.	Y	jarak
192	1	7,661593
193	0	17,9836
194	1	10,90367
195	0	8,666026
196	0	20,83435
197	0	18,27293
198	0	15,70032
199	0	19,44685
200	0	11,14809
201	0	3,026549
202	1	15,65407
203	1	16,60693
204	0	6,276145
205	1	11,55984
206	0	11,03494
207	0	9,430801
208	1	9,631718
209	0	3,839271
210	1	10,4024
211	1	9,049862
212	0	15,71528
213	0	11,42497
214	1	28,92006
215	0	14,9
216	0	18,98262
217	0	16,56925
218	0	27,64959
219	1	7,240166
220	0	15,12911
221	1	10,23132
222	0	20,49024
223	1	9,973966
224	0	10,95765
225	1	11,97539
226	1	12,64041
227	0	6,056402
228	0	16,47665
229	0	11,7286
230	0	5,486347
231	0	8,793748
232	0	13,08472
233	0	22,16506
234	0	5,519058
235	0	14,27025
236	0	5,537147
237	1	11,1009
238	0	11,97163
239	0	3,722902
240	0	5,115662
241	0	17,85329

No.	Y	jarak
242	1	27,72887
243	1	6,668583
244	1	13,04607
245	1	20,68695
246	0	5,802586
247	0	10,52568
248	0	17,04054
249	1	21,70645
250	0	23,63409
251	0	4,965884
252	0	19,2281
253	0	9,489468
254	0	11,92434
255	1	8,978864
256	0	21,84811
257	0	9,544632
258	0	7,423611
259	0	10,24695
260	0	22,22566
261	1	12,31056
262	1	26,98166
263	1	12,22007
264	1	10,13311
265	0	4,56618
266	0	27,79334
267	0	13,22989
268	1	15,03795
269	0	20,0447
270	1	25,20932
271	1	11,06978
272	1	16,50515
273	0	5,809475
274	1	30,22019
275	0	12,96302
276	1	15,22432
277	0	11,40789
278	0	9,960924
279	1	6,123724
280	0	22,54884
281	0	5,633826
282	0	16,97587
283	1	6,019136
284	0	13,39366
285	1	21,0169
286	0	25,09681
287	0	21,17215
288	1	14,85093
289	1	14,19965
290	0	4,026164
291	1	12,62775

No.	Y	jarak
292	0	22,76269
293	0	25,65268
294	1	12,89651
295	0	25,45054
296	1	26,6432
297	0	6,350591
298	0	24,88473
299	1	29,63731
300	1	19,47563
301	1	25,82983
302	1	21,17569
303	1	7,521303
304	0	27,488
305	1	8,023715
306	0	10,97224
307	1	7,338256
308	1	5,682429
309	1	23,32359
310	1	9,983486
311	0	13,4328
312	1	8,733842
313	0	14,60308
314	0	20,40784
315	0	8,425556
316	1	10,18136
317	0	26,1224
318	0	13,99964
319	1	29,52931
320	0	29,17722
321	1	11,81355
322	1	30,09169
323	1	19,37911
324	1	28,04389
325	0	12,60555
326	1	27,04404
327	0	7,806408
328	0	14,60274
329	1	6,943342
330	1	17,83872
331	0	6,126989
332	1	14,48275
333	1	9,667988
334	1	8,45281
335	1	6,964194
336	0	24,92368
337	0	20,93347
338	1	19,62931
339	1	29,88377
340	1	20,97546
341	1	28,3279

No.	Y	jarak
342	0	24,24232
343	1	9,211949
344	0	19,62193
345	1	29,18733
346	1	6,15711
347	0	10,60094
348	1	7,126009
349	0	28,18705
350	1	14,12126
351	0	24,06533
352	1	8,453402
353	0	19,95169
354	0	5,855766
355	0	8,1523
356	0	4,171331
357	0	12,85807
358	1	19,79268
359	0	28,14338
360	0	15,47837
361	1	15,35155
362	1	14,93151
363	0	8,94986
364	1	14,56159
365	1	4,073082
366	0	6,571149
367	0	18,72672
368	1	28,49737
369	0	26,6867
370	1	13,00154
371	0	20,57231
372	1	10,75918
373	1	5,744563
374	1	12,90349
375	0	14,72515
376	0	18,19423
377	0	20,87439
378	0	5,209607
379	1	9,960924
380	0	18,5661
381	0	18,53079
382	1	25,45938
383	1	14,25868
384	0	24,22664
385	0	7,295204
386	0	21,8472
387	1	7,277362
388	1	8,120345
389	1	8,129576
390	1	20,41935
391	1	27,08321

No.	Y	jarak
392	1	11,48956
393	0	24,04288
394	0	18,08231
395	0	6,449031
396	0	3,451087
397	0	9,694844
398	0	17,01529
399	0	17,66437
400	1	18,36001
401	1	6,577994
402	1	9,400532
403	0	12,07104
404	1	5,86174
405	0	23,75289
406	1	9,266607
407	1	15,58685
408	1	16,19166
409	1	5,740209
410	0	4,598913
411	1	8,906739
412	1	10,52141
413	1	10,90183
414	0	10,98408
415	1	30,24335
416	0	24,22457
417	0	6,195159
418	1	8,820431
419	1	8,130806
420	0	7,381734
421	1	29,77348
422	1	8,960469
423	0	23,76068
424	0	2,543619
425	0	9,907573
426	1	28,55521
427	1	21,06727
428	0	20,05841
429	1	7,661593
430	0	17,9836
431	1	10,90367
432	0	8,666026
433	0	20,83435
434	0	18,27293
435	1	17,34647
436	0	19,44685
437	0	11,14809
438	0	3,026549
439	1	15,65407
440	1	16,60693
441	0	6,276145

No.	Y	jarak
442	1	11,55984
443	0	11,03494
444	0	9,430801
445	1	9,631718
446	0	3,839271
447	1	10,4024
448	1	9,049862
449	1	17,48485
450	0	11,42497
451	1	28,92006
452	0	14,9
453	0	18,98262
454	0	16,56925
455	1	28,31855
456	1	7,240166
457	0	15,12911
458	1	10,23132
459	0	20,49024
460	1	9,973966
461	0	10,95765
462	1	11,97539
463	1	12,64041
464	1	7,660287
465	1	17,90056
466	0	11,7286
467	0	5,486347
468	0	8,793748
469	0	13,08472
470	1	22,50089
471	0	5,519058
472	0	14,27025
473	0	5,537147
474	1	11,1009
475	1	13,41156
476	0	3,722902
477	0	5,115662
478	0	17,85329
479	0	27,47399
480	1	6,668583
481	1	13,04607
482	1	20,68695
483	0	5,802586
484	1	11,59612
485	0	17,04054
486	0	20,80433
487	0	23,63409
488	0	4,965884
489	0	19,2281
490	0	9,489468
491	0	11,92434

No.	Y	jarak
492	1	8,978864
493	0	21,84811
494	1	11,84821
495	0	7,423611
496	0	10,24695
497	0	22,22566
498	1	12,31056
499	1	26,98166
500	1	12,22007
501	1	10,13311
502	0	4,56618
503	0	27,79334
504	0	13,22989
505	1	15,03795
506	0	20,0447
507	0	24,9862
508	1	11,06978
509	1	16,50515
510	0	5,809475
511	1	30,32853
512	0	12,96302
513	1	15,22432
514	0	11,40789
515	0	9,960924
516	1	6,123724
517	1	23,52063
518	0	5,633826
519	0	16,97587
520	1	6,019136
521	0	13,39366
522	1	21,0169
523	0	25,09681
524	0	21,17215
525	1	14,85093
526	1	14,19965
527	0	4,026164
528	0	10,82682
529	0	22,76269
530	0	25,65268
531	1	12,89651
532	0	25,45054
533	0	26,47206
534	1	10,18872
535	0	24,88473
536	1	29,63731
537	1	19,47563
538	1	25,82983
539	0	20,12312
540	1	7,521303
541	0	27,488

No.	Y	jarak
542	1	8,023715
543	0	10,97224
544	1	7,338256
545	1	5,682429
546	1	23,32359
547	1	9,983486
548	1	13,58381
549	0	7,774317
550	0	14,60308
551	0	20,40784
552	0	8,425556
553	1	10,18136
554	0	26,1224
555	1	15,00367
556	0	29,15356
557	1	29,48813
558	1	11,81355
559	1	30,09169
560	1	19,37911
561	0	27,6163
562	0	12,60555
563	1	27,04404
564	0	7,806408
565	1	15,43535
566	0	2,56125
567	1	17,83872
568	0	6,126989
569	1	14,48275
570	0	8,268011
571	1	8,45281
572	1	6,964194
573	0	24,92368
574	1	21,43082
575	0	19,26941
576	1	29,88377
577	1	20,97546
578	1	28,3279
579	0	24,24232
580	1	9,211949
581	0	19,62193
582	1	29,18733
583	1	6,15711
584	0	10,60094
585	1	7,126009
586	0	28,18705
587	0	9,615612
588	0	24,06533
589	0	4,790616
590	0	19,95169
591	1	6,848357

No.	Y	jarak
592	0	8,1523
593	0	4,171331
594	0	12,85807
595	0	19,17759
596	0	28,14338
597	1	17,08157
598	1	15,35155
599	0	13,29286
600	0	8,94986
601	1	14,56159
602	1	4,073082
603	0	6,571149
604	0	18,72672
605	0	27,76004
606	0	26,6867
607	1	13,00154
608	1	21,50953
609	1	10,75918
610	1	5,744563
611	0	10,77497
612	0	14,72515
613	0	18,19423
614	0	20,87439
615	0	5,209607
616	1	9,960924
617	0	18,5661
618	0	18,53079
619	1	25,45938
620	0	13,34579
621	0	24,22664
622	1	8,994999
623	0	21,8472
624	0	5,126402
625	1	8,120345
626	1	8,129576
627	1	20,41935
628	1	27,08321
629	1	11,48956
630	0	24,04288
631	0	18,08231
632	0	6,449031
633	0	3,451087
634	0	9,694844
635	0	17,01529
636	1	18,24144
637	0	17,91898
638	1	6,577994
639	1	9,400532
640	1	13,33117
641	1	5,86174

No.	Y	jarak
642	0	23,75289
643	0	7,789095
644	1	15,58685
645	1	16,19166
646	1	5,740209
647	0	4,598913
648	1	8,906739
649	1	10,52141
650	1	10,90183
651	1	11,93357
652	1	30,24335
653	0	24,22457
654	0	6,195159
655	1	8,820431
656	1	8,130806
657	0	7,381734
658	1	29,77348
659	0	4,596738
660	0	23,76068
661	0	2,543619
662	0	9,907573
663	1	28,55521
664	1	21,06727
665	1	21,14072
666	1	7,661593
667	0	17,9836
668	1	10,90367
669	0	8,666026
670	0	20,83435
671	0	18,27293
672	0	15,70032
673	0	19,44685
674	0	11,14809
675	1	6,161169
676	1	15,65407
677	1	16,60693
678	0	6,276145
679	1	11,55984
680	0	11,03494
681	0	9,430801
682	1	9,631718
683	0	3,839271
684	1	10,4024
685	1	9,049862
686	0	15,71528
687	0	11,42497
688	1	28,92006
689	0	14,9
690	0	18,98262
691	1	16,79911

No.	Y	jarak
692	0	27,64959
693	1	7,240166
694	0	15,12911
695	1	10,23132
696	0	20,49024
697	1	9,973966
698	0	10,95765
699	1	11,97539
700	1	12,64041
701	0	6,056402
702	1	18,41603
703	0	11,7286
704	0	5,486347
705	0	8,793748
706	0	13,08472
707	0	22,16506
708	0	5,519058
709	1	17,08596
710	0	5,537147
711	1	19,26837
712	1	26,46091
713	1	10,36726
714	0	13,07593
715	0	22,15356
716	1	18,14552
717	0	18,37172
718	0	10,5693
719	0	24,28271
720	0	18,12126
721	0	6,252999
722	0	12,73381
723	1	14,55644
724	0	22,50555
725	1	9,23201
726	0	12,68464
727	1	6,672331
728	1	7,594077
729	0	5,039841
730	0	6,46993
731	1	15,67769
732	0	15,01333
733	0	24,66272
734	0	6,787488
735	1	5,347897
736	0	16,75261
737	0	24,89377
738	1	30,18476
739	1	10,44414
740	0	26,51396
741	1	29,48593

No.	Y	jarak
742	1	12,17621
743	1	17,20087
744	0	21,20047
745	1	24,68704
746	0	22,29686
747	0	9,06973
748	0	14,25868
749	1	9,098901
750	0	25,97114
751	0	8,365405
752	1	28,73465
753	0	5,008992
754	1	21,12936
755	0	11,41315
756	0	18,51405
757	0	18,64135
758	0	29,3058
759	0	27,93439
760	1	7,768526
761	0	7,935994
762	1	5,914389
763	0	28,50912
764	0	5,361903
765	1	24,01375
766	0	17,91703
767	1	21,90799
768	1	6,162792
769	0	29,43247
770	1	16,00594
771	1	15,40422
772	0	10,37931
773	0	20,0095
774	0	25,6402
775	1	24,91004
776	0	18,20467
777	1	9,771387
778	0	16,36215
779	0	19,31994
780	0	11,9105
781	1	12,245
782	0	27,85606
783	0	21,3668
784	0	23,58283
785	1	25,02219
786	1	27,08542
787	0	10,59292
788	1	26,38712
789	1	28,56186
790	0	8,664295
791	1	6,552099

No.	Y	jarak
792	1	4,533211
793	0	24,2895
794	0	8,819864
795	0	2,130728
796	0	3,630427
797	1	26,09157
798	0	13,22346
799	1	29,32746
800	1	18,2269
801	0	13,4447
802	0	18,0358
803	1	26,81268
804	0	16,18981
805	0	6,256197
806	0	13,40858
807	0	14,64377
808	0	17,04289
809	1	6,365532
810	0	27,33075
811	0	18,64108
812	1	30,06094
813	0	10,51428
814	1	7,755643
815	0	26,81529
816	0	5,601785
817	1	26,08774
818	0	20,88109
819	1	11,41709
820	0	4,922398
821	0	12,19549
822	0	27,66532
823	0	25,68015
824	0	16,76693
825	1	11,11261
826	1	13,34654
827	1	18,49486
828	0	4,579301
829	1	22,48244
830	0	25,17241
831	0	16,67633
832	1	30,38355
833	0	27,02943
834	0	3,818377
835	1	9,219544
836	0	12,6582
837	1	23,0239
838	1	26,81567
839	0	21,12889
840	0	7,395269
841	0	8,878063

No.	Y	jarak
842	0	9,246621
843	1	14,40417
844	0	16,92631
845	1	27,90645
846	1	24,01833
847	1	10,32909
848	0	2,660827
849	0	25,73791
850	0	26,39773
851	0	28,36547
852	1	24,82982
853	1	28,32102
854	1	14,32794
855	0	3,140064
856	1	16,06082
857	0	21,89475
858	1	7,978722
859	0	18,94492
860	1	5,801724
861	1	22,24185
862	1	28,41162
863	1	11,7686
864	1	9,059801
865	0	19,54098
866	1	29,75668
867	1	21,61157
868	0	10,57592
869	0	3,984972
870	0	11,86507
871	0	9,742176
872	1	26,0862
873	0	27,71606
874	0	10,43456
875	0	14,46859
876	1	6,992853
877	1	11,17631
878	0	23,19914
879	1	18,1069
880	0	8,035546
881	0	5,36097
882	1	19,42164
883	0	17,93154
884	1	24,34954
885	0	5,483612
886	1	25,46645
887	1	19,56579
888	1	15,44636
889	1	29,96231
890	0	16,01936
891	1	10,99182

No.	Y	jarak
892	0	11,16154
893	0	12,97459
894	0	11,6056
895	1	10,9476
896	1	7,459893
897	0	3,798684
898	1	6,869498
899	0	25,54545
900	0	4,288356
901	0	18,01166
902	0	5,244998
903	0	25,76451
904	1	12,07477
905	0	11,41841
906	0	8,336066
907	1	8,366003
908	1	21,84399
909	1	7,569016
910	0	7,412827
911	0	29,34876
912	1	17,71073
913	0	4,208325
914	1	12,29593
915	0	18,07014
916	0	27,96301
917	1	10,17693
918	0	7,388505
919	0	30,48557
920	1	28,60175
921	0	4,2
922	0	6,749815
923	0	10,73546
924	1	7,433707
925	0	23,27875
926	0	22,45818
927	0	9,674709
928	0	4,3909
929	0	11,71495
930	1	6,866586
931	1	24,97859
932	1	27,73914
933	1	17,07747
934	0	6,476882
935	0	27,40967
936	1	23,85582
937	1	11,13104
938	1	8,989994
939	0	23,23274
940	0	28,06724
941	0	4,679744

No.	Y	jarak
942	1	19,99125
943	1	12,65109
944	1	15,41914
945	1	12,52677
946	0	24,73257
947	1	26,61222
948	1	19,26837
949	1	26,46091
950	1	10,36726
951	0	13,07593
952	0	22,15356
953	1	18,14552
954	0	18,37172
955	0	10,5693
956	0	24,28271
957	0	18,12126
958	0	6,252999
959	0	12,73381
960	1	14,55644
961	0	22,50555
962	1	9,23201
963	0	12,68464
964	1	6,672331
965	1	7,594077
966	0	5,039841
967	0	6,46993
968	1	15,67769
969	0	15,01333
970	0	24,66272
971	0	6,787488
972	1	5,347897
973	0	16,75261
974	0	24,89377
975	1	30,18476
976	1	10,44414
977	0	26,51396
978	1	29,48593
979	1	12,17621
980	1	17,20087
981	0	21,20047
982	1	24,68704
983	0	22,29686
984	0	9,06973
985	0	14,25868
986	1	9,098901
987	0	25,97114
988	0	8,365405
989	1	28,73465
990	0	5,008992
991	1	21,12936

No.	Y	jarak
992	0	11,41315
993	0	18,51405
994	0	18,64135
995	0	29,3058
996	0	27,93439
997	1	7,768526
998	0	7,935994
999	1	5,914389
1000	0	28,50912
1001	0	5,361903
1002	1	24,01375
1003	0	17,91703
1004	1	21,90799
1005	1	6,162792
1006	0	29,43247
1007	1	16,00594
1008	1	15,40422
1009	0	10,37931
1010	0	20,0095
1011	0	25,6402
1012	1	24,91004
1013	0	18,20467
1014	1	9,771387
1015	0	16,36215
1016	0	19,31994
1017	0	11,9105
1018	1	12,245
1019	0	27,85606
1020	0	21,3668
1021	0	23,58283
1022	1	25,02219
1023	1	27,08542
1024	0	10,59292
1025	1	26,38712
1026	1	28,56186
1027	0	8,664295
1028	1	6,552099
1029	1	4,533211
1030	0	24,2895
1031	0	8,819864
1032	0	2,130728
1033	0	3,630427
1034	1	26,09157
1035	0	13,22346
1036	1	29,32746
1037	1	18,2269
1038	0	13,4447
1039	0	18,0358
1040	1	26,81268
1041	0	16,18981

No.	Y	jarak
1042	0	6,256197
1043	0	13,40858
1044	0	14,64377
1045	0	17,04289
1046	1	6,365532
1047	0	27,33075
1048	0	18,64108
1049	1	30,06094
1050	0	10,51428
1051	1	7,755643
1052	0	26,81529
1053	0	5,601785
1054	1	26,08774
1055	0	20,88109
1056	1	11,41709
1057	0	4,922398
1058	0	12,19549
1059	0	27,66532
1060	0	25,68015
1061	0	16,76693
1062	1	11,11261
1063	1	13,34654
1064	1	18,49486
1065	0	4,579301
1066	1	22,48244
1067	0	25,17241
1068	0	16,67633
1069	1	30,38355
1070	0	27,02943
1071	0	3,818377
1072	1	9,219544
1073	0	12,6582
1074	1	23,0239
1075	1	26,81567
1076	0	21,12889
1077	0	7,395269
1078	0	8,878063
1079	0	9,246621
1080	1	14,40417
1081	0	16,92631
1082	1	27,90645
1083	1	24,01833
1084	1	10,32909
1085	0	2,660827
1086	0	25,73791
1087	0	26,39773
1088	0	28,36547
1089	1	24,82982
1090	1	28,32102
1091	1	14,32794

No.	Y	jarak
1092	0	3,140064
1093	1	16,06082
1094	0	21,89475
1095	1	7,978722
1096	0	18,94492
1097	1	5,801724
1098	1	22,24185
1099	1	28,41162
1100	1	11,7686
1101	1	9,059801
1102	0	19,54098
1103	1	29,75668
1104	1	21,61157
1105	0	10,57592
1106	0	3,984972
1107	0	11,86507
1108	0	9,742176
1109	1	26,0862
1110	0	27,71606
1111	0	10,43456
1112	0	14,46859
1113	1	6,992853
1114	1	11,17631
1115	0	23,19914
1116	1	18,1069
1117	0	8,035546
1118	0	5,36097
1119	1	19,42164
1120	0	17,93154
1121	1	24,34954
1122	0	5,483612
1123	1	25,46645
1124	1	19,56579
1125	1	15,44636
1126	1	29,96231
1127	0	16,01936
1128	1	10,99182
1129	0	11,16154
1130	0	12,97459
1131	0	11,6056
1132	1	10,9476
1133	1	7,459893
1134	0	3,798684
1135	1	6,869498
1136	0	25,54545
1137	0	4,288356
1138	0	18,01166
1139	0	5,244998
1140	0	25,76451
1141	1	12,07477

No.	Y	jarak
1142	0	11,41841
1143	0	8,336066
1144	1	8,366003
1145	1	21,84399
1146	1	7,569016
1147	0	7,412827
1148	0	29,34876
1149	1	17,71073
1150	0	4,208325
1151	1	12,29593
1152	0	18,07014
1153	0	27,96301
1154	1	10,17693
1155	0	7,388505
1156	0	30,48557
1157	0	28,39824
1158	0	4,2
1159	0	6,749815
1160	0	10,73546
1161	0	6,516134
1162	0	23,27875
1163	0	22,45818
1164	0	9,674709
1165	0	4,3909
1166	0	11,71495
1167	1	6,866586
1168	1	24,97859
1169	1	27,73914
1170	1	17,07747
1171	0	6,476882
1172	0	27,40967
1173	1	23,85582
1174	1	11,13104
1175	1	8,989994
1176	0	23,23274
1177	0	28,06724
1178	0	4,679744
1179	1	19,99125
1180	1	12,65109
1181	1	15,41914
1182	1	12,52677
1183	0	24,73257
1184	1	26,61222
1185	1	19,26837
1186	1	26,46091
1187	1	10,36726
1188	0	13,07593
1189	0	22,15356
1190	1	18,14552
1191	0	18,37172

No.	Y	jarak
1192	0	10,5693
1193	0	24,28271
1194	0	18,12126
1195	0	6,252999
1196	0	12,73381
1197	1	14,55644
1198	0	22,50555
1199	1	9,23201
1200	0	12,68464
1201	1	6,672331
1202	1	7,594077
1203	0	5,039841
1204	0	6,46993
1205	1	15,67769
1206	0	15,01333
1207	0	24,66272
1208	0	6,787488
1209	1	5,347897
1210	0	16,75261
1211	0	24,89377
1212	1	30,18476
1213	1	10,44414
1214	0	26,51396
1215	1	29,48593
1216	1	12,17621
1217	1	17,20087
1218	0	21,20047
1219	1	24,68704
1220	0	22,29686

No.	Y	jarak
1221	0	9,06973
1222	0	14,25868
1223	1	9,098901
1224	0	25,97114
1225	0	8,365405
1226	1	28,73465
1227	0	5,008992
1228	1	21,12936
1229	0	11,41315
1230	0	18,51405
1231	0	18,64135
1232	0	29,3058
1233	0	27,93439
1234	1	7,768526
1235	0	7,935994
1236	1	5,914389
1237	0	28,50912
1238	0	5,361903
1239	1	24,01375
1240	0	17,91703
1241	1	21,90799
1242	1	6,162792
1243	0	29,43247
1244	1	16,00594
1245	1	15,40422
1246	0	10,37931
1247	0	20,0095
1248	0	25,6402
1249	1	24,91004

No.	Y	jarak
1250	0	18,20467
1251	1	9,771387
1252	0	16,36215
1253	0	19,31994
1254	0	11,9105
1255	1	12,245
1256	0	27,85606
1257	0	21,3668
1258	0	23,58283
1259	1	25,02219
1260	1	27,08542
1261	0	10,59292
1262	1	26,38712
1263	1	28,56186
1264	0	8,664295
1265	1	6,552099
1266	1	4,533211
1267	0	24,2895
1268	0	8,819864
1269	0	2,130728
1270	0	3,630427
1271	1	26,09157
1272	0	13,22346
1273	1	29,32746
1274	1	18,2269
1275	0	13,4447
1276	0	18,0358
1277	1	26,81268
1278	0	16,18981

Lampiran 3.

```

import streamlit as st
import pandas as pd
from sklearn import model_selection, metrics
from sklearn.model_selection import train_test_split
from sklearn.metrics import accuracy_score
from sklearn.metrics import confusion_matrix
import classification_report, accuracy_score, confusion_matrix
from sklearn.neighbors import KNeighborsClassifier
import matplotlib.pyplot as plt
import seaborn as sn
from st_aggrid import AgGrid, GridUpdateMode
from st_aggrid.grid_options_builder import GridOptionsBuilder
from st_aggrid import AgGrid, GridOptionsBuilder,
ColumnsAutoSizeMode
from openpyxl import load_workbook

st.set_page_config(
    page_title="Prediksi Anemia",
    page_icon="🩺",
    layout="wide",
    initial_sidebar_state="expanded",
)
st.sidebar.image("dataset-cover.jpg")
st.header("Prediksi Status Anemia ibu Hamil Menggunakan
Algoritma kNN", divider="gray")
st.sidebar.header('About Dataset')
st.sidebar.success('Hemoglobin adalah protein yang terdapat
dalam sel darah merah (eritrosit) ', icon="i")
st.sidebar.success('MCH (Mean Corpuscular Hemoglobin) adalah
salah satu parameter dalam tes darah lengkap (Complete Blood
Count/CBC) yang mengukur jumlah rata-rata hemoglobin dalam satu sel
darah merah (eritrosit). ', icon="i")
st.sidebar.success('MCHC (Mean Corpuscular Hemoglobin
Concentration) adalah salah satu parameter dalam tes darah lengkap
(Complete Blood Count/CBC) yang mengukur konsentrasi rata-rata
hemoglobin dalam satu volume sel darah merah (eritrosit). Berbeda
dengan MCH, MCHC menunjukkan kepadatan hemoglobin dalam setiap
eritrosit, bukan jumlahnya.', icon="i")
st.sidebar.success('MCV (Mean Corpuscular Volume) adalah salah
satu parameter dalam tes darah lengkap (Complete Blood Count/CBC) yang
mengukur volume rata-rata atau ukuran setiap sel darah merah
(eritrosit) dalam darah. ', icon="i")
st.sidebar.warning('Results: 0- non anemia, 1-anemia ',
icon="i")

```

```

### --- LOAD DATAFRAME
excel_file = 'anemia.xlsx'
sheet_name = 'Dataset'
df = pd.read_excel(excel_file,
                    sheet_name=sheet_name,
                    header=0)

### --- LOAD DATAHASIL
excel_file = 'Hasil_Prediksi.xlsx'
sheet_name = 'Rekaman'
df_hasil = pd.read_excel(excel_file,
                          sheet_name=sheet_name,
                          header=0)

# Membaca file Excel
file_path = "Hasil_Prediksi.xlsx"
workbook = load_workbook(file_path)
sheet = workbook.active

jumlahdata=df.Hemoglobin.count()
dataset = {}
tab1, tab2, tab3 = st.tabs(["Dataset Anemia", "Pemodelan kNN",
"Prediksi Status Anemia"])

with tab1:
    st.header("Dataset Anemia")
    st.dataframe(df,width=1000,
height=1000,use_container_width=True)
with tab2:
    st.header("Pemodelan kNN")
    t_size = st.radio(
        "Pilih pembagian splitting data",
        (0.1,0.2,0.3))
    st.success("")
    X = df.drop(columns=['Result'])
    X_train, X_test, y_train, y_test = train_test_split(
        X, df['Result'], test_size=t_size,
random_state=0)
    from sklearn.neighbors import KNeighborsClassifier
    knn = KNeighborsClassifier(n_neighbors=3)
    knn.fit(X_train, y_train)
    y_predsKNN = knn.predict(X_test)
    st.info('Uji Coba Model K-NN')
    tes=pd.DataFrame(
        {

```

```

        "Data Aktual": y_test,
        "Data Prediksi": y_predsKNN,
    }

    )

columns = ['Anemia', 'Non Anemia']
confm = confusion_matrix(y_test, y_predsKNN)
#df_cm = pd.DataFrame(confm, index=columns, columns=columns)
df_cm = pd.DataFrame(confm)
fig, ax = plt.subplots()
ax = sn.heatmap(df_cm, cmap='PuRd', annot=True)
ax.set_title('Confusion Matrix')
ax.set_xlabel('Label Prediksi ')
ax.set_ylabel('Label Sebenarnya')
col31, col41 = st.columns(2)
with col31:
    st.write ("Split Data", t_size)
    st.write ("Jumlah DataSet", jumlahdata)
    j_test=jumlahdata*t_size
    j_train=jumlahdata-j_test
    st.write ("Jumlah Data Training", j_train, " Jumlah Data
Test", j_test )

st.dataframe(tes, width=400,
height=400, use_container_width=False)
with col41:
    st.write('Nilai akurasi kNN adalah ',
accuracy_score(y_test, y_predsKNN)*100)
    expander = st.expander("Confusion Matriks")
    expander.pyplot(fig)
with tab3:
    col1, col2 = st.columns(2)

    with col1:
        st.header("Prediksi Status Anemia")
        with st.form('addition'):
            Nama = st.text_input("Nama Pasien", "")
            st.write("Nasukan Nama Ibu Hamil Yang Akan Diprediksi
Anemia ", Nama)

            st.header("Parameter Anemia", divider=True)

            hemoglobin = st.text_input("Hemoglobin", "")
            mch = st.text_input("MCH", "")
            mchc = st.text_input("MCHC", "")
            mcv = st.text_input("MCV", "")
            submit=st.form_submit_button("Prediksi",
type="primary")

```

```

        if submit:
            new_X =
pd.DataFrame([{"Hemoglobin":hemoglobin,"MCH":mch,"MCHC":mchc,"MCV":m
cv}])
            X = df.drop(columns=['Result'])
            X_train, X_test, y_train, y_test = train_test_split(
                X, df['Result'], test_size=0.1,
random_state=0)
            knn = KNeighborsClassifier(n_neighbors=3)
            knn.fit(X_train, y_train)
            y2_predsKNN = knn.predict(new_X)
            #st.write("Data Baru ",new_X)
            #st.write("Result ", y2_predsKNN)
        else:
            st.write('')

    with col2:
        st.header('RESULT')
        try:
            if (y2_predsKNN==0):
                st.success("Hasil Prediksi Adalah 0 (Non
Anemia)", icon="✅")
                st.image ("hasil_non_anemia.png")
            elif (y2_predsKNN==1):
                st.error("Hasil Prediksi Adalah 1 (Anemia)",
icon="❌")
                st.image ("hasil_anemia.png")
            jumlah=sheet.max_row
            next_row=jumlah+1
            sheet.cell(row=next_row, column=1).value = Nama
            sheet.cell(row=next_row, column=2).value =
hemoglobin
            sheet.cell(row=next_row, column=3).value = mch
            sheet.cell(row=next_row, column=4).value = mchc
            sheet.cell(row=next_row, column=5).value = mcv
            if (y2_predsKNN==0):
                sheet.cell(row=next_row, column=6).value = 0
            elif(y2_predsKNN==1):
                sheet.cell(row=next_row, column=6).value = 1
            # Menyimpan hasil perubahan
            workbook.save("Hasil_Prediksi.xlsx")
        except:
            st.write("")

    data = sheet.values
    columns = next(data)[0:]# Get the first line in file as a
header line

```

```
df_hasil = pd.DataFrame(data, columns=columns)# Create a  
DataFrame based on the second and subsequent lines of data  
st.header("Rekaman Hasil Prediksi", divider=True)  
st.dataframe(df_hasil, height=400,use_container_width=True)
```

BIODATA

NAMA : MOHAMAD RAFLI TALUPI
NIM : T3118036
FAKULTAS : FAKULTAS ILMU KOMPUTER
PRODI : TEKNIK INFORMATIKA
NO HP : 082280135156
TTL : GORONTALO, 21 NOVEMBER 2000
JENIS KELAMIN : LAKI-LAKI
ALAMAT : DUSUN II, DESA TINELO KECAMATAN TELAGA BIRU





Page 1 of 75 - Cover Page

Submission ID tm:oid::1:3103032537

Fikom02 Unisan

PREDIKSI STATUS ANEMIA PADA IBU HAMIL MENGGUNAKAN ALGORITMA K-NEAREST NEIGHBORS (K-NN)

 FAKULTAS ILMU KOMPUTER
 Fak. Ilmu Komputer
 LL Dikti IX Turnitin Consortium

Document Details

Submission ID
tm:oid::1:3103032537

Submission Date
Dec 5, 2024, 1:41 PM GMT+7

Download Date
Dec 5, 2024, 1:45 PM GMT+7

File Name
SKRIPSI_T3118036_MOHAMAD_RAFLI_TALIPI_rnflitalipi21gmail.com.pdf

File Size
5.7 MB

71 Pages

26,831 Words

86,605 Characters



Page 1 of 75 - Cover Page

Submission ID tm:oid::1:3103032537



2% Overall Similarity

The combined total of all matches, including overlapping sources, for each database.

Filtered from the Report

- Bibliography
- Cited Text

Top Sources

- 0% Internet sources
- 2% Publications
- 2% Submitted works (Student Papers)

Integrity Flags

0 Integrity Flags for Review

No suspicious text manipulations found.

Our system's algorithms look deeply at a document for any inconsistencies that would set it apart from a normal submission. If we notice something strange, we flag it for you to review.

A Flag is not necessarily an indicator of a problem. However, we'd recommend you focus your attention there for further review.



**Top Sources**

0% Internet sources
2% Publications
2% Submitted works (Student Papers)

Top Sources

The sources with the highest number of matches within the submission. Overlapping sources will not be displayed.

1	Student papers	
fpptijateng		0%
2	Student papers	
LL Dikti IX Turnitin Consortium		0%
3	Student papers	
Universitas Pelita Harapan		0%
4	Student papers	
Badan PPSDM Kesehatan Kementerian Kesehatan		0%
5	Student papers	
Academic Library Consortium		0%
6	Publication	
Rezky, Eka, Neng Ika Kurniati, Rahmi. "Klasifikasi Jenis Buah Jambu Biji Menggu...		0%
7	Student papers	
University of Wollongong		0%
8	Publication	
Jürgen Pauluhn, Ulrich Mohr. "INHALATION TOXICITY OF 4-ETHOXYANILINE (p -P...		0%
9	Publication	
Abhishek Kesarwani, Sunanda Das, Mamata Dalui, Dakshina Ranjan Kisku, Bibhas...		0%
10	Student papers	
Universitas Brawijaya		0%
11	Student papers	
Universitas Dian Nuswantoro		0%





12	Student papers		
unimal			0%
13	Publication		
Sri Kurnia Dewi, Ernawati Hamidah, Asmarawanti Asmarawanti, Neng Intan, Salw...			0%
14	Publication		
Zelvi Gustiana. "PERFORMANCE EVALUATION ALGORITMA C 4.5 PADA KLASIFIKAS...			0%
15	Publication		
Afi Lutfiyati, Khristin Dias Utami, Dwi Susanti. "Pemeriksaan Hemoglobin sebagai...			0%
16	Student papers		
Universitas Putera Indonesia YPTK Padang			0%





KEMENTERIAN PENDIDIKAN, KEBUDAYAAN, RISET, DAN TEKNOLOGI
UNIVERSITAS ICHSAN GORONTALO

FAKULTAS ILMU KOMPUTER

SURAT KEPUTUSAN MENDIKNAS RI NOMOR 84/D/O/2001

Jl. Achmad Najamuddin No. 17 Telp. (0435) 829975 Fax (0435) 829976 Gorontalo

SURAT REKOMENDASI BEBAS PLAGIASI

No. 542/FIKOM-UIG/R/XII/2024

Yang bertanda tangan di bawah ini :

Nama : Irvan Abraham Salihi, M.Kom
 NIDN : 0928028101
 Jabatan : Dekan Fakultas Ilmu Komputer

Dengan ini menerangkan bahwa :

Nama Mahasiswa : Mohamad Rafli Talipi
 NIM : T3118036
 Program Studi : Teknik Informatika (S1)
 Fakultas : Fakultas Ilmu Komputer
 Judul Skripsi : Prediksi Status Anemia Pada Ibu Hamil Menggunakan Algoritma K-Nearest Neighbor (K-NN)

Sesuai hasil pengecekan tingkat kemiripan skripsi melalui aplikasi **Turnitin** untuk judul skripsi di atas diperoleh hasil *Similarity* sebesar **2%**, berdasarkan Peraturan Rektor No. 32 Tahun 2019 tentang Pendeteksian Plagiat pada Setiap Karya Ilmiah di Lingkungan Universitas Ichsan Gorontalo dan persyaratan pemberian surat rekomendasi verifikasi calon wisudawan dari LLDIKTI Wil. XVI, bahwa batas kemiripan skripsi maksimal 30%, untuk itu skripsi tersebut di atas dinyatakan **BEBAS PLAGIASI** dan layak untuk diujikan.

Demikian surat rekomendasi ini dibuat untuk digunakan sebagaimana mestinya.

Mengetahui
 Dekan,

Irvan Abraham Salihi, M.Kom
 NIDN. 0928028101

Gorontalo, 07 Desember 2024
 Tim Verifikasi,


Zulfrianto Y. Lamasigi, M.Kom
 NIDN. 0914089101

Terlampir :
 Hasil Pengecekan Turnitin



KEMENTERIAN PENDIDIKAN, KEBUDAYAAN, RISET, DAN TEKNOLOGI
UNIVERSITAS ICHSAN GORONTALO

FAKULTAS ILMU KOMPUTER

SURAT KEPUTUSAN MENDIKNAS RI NOMOR 84/D/O/2001
 Jl. Achmad Nadjamuddin No. 17 Telp (0435) 829975 Fax (0435) 829976 Gorontalo

SURAT KETERANGAN PENELITIAN

Nomor : 349 /FIKOM-UIG/SKP/XI/2024

Yang bertanda tangan dibawah ini :

N a m a : Irvan Abraham Salihi, M. Kom
 Jabatan : Dekan Fakultas Ilmu Komputer

Dengan ini Menerangkan bahwa :

N a m a Mahasiswa : Mohamad Rafli Talipi
 N I M : T3118036
 Program Studi : Teknik Informatika

Bahwa yang bersangkutan benar-benar telah melakukan penelitian tentang "Prediksi Status Anemia Pada Ibu Hamil Menggunakan Algoritma K-Nearest Neighbors (K-NN) " Guna untuk meyelesaikan Studi pada Program Studi Teknik Informatika Fakultas Ilmu Komputer, dan bersangkutan telah menyelesaikan penelitian tersebut pada TGL 23 November 2024 sesuai dengan waktu yang telah di tentukan.

Demikian Surat Keterangan ini dibuat dan digunakan untuk seperlunya.

Gorontalo, 23 November 2024
 Dekan,

 Irvan A. Salihi, S.Kom., M.Kom
 NIDN : 0928028101



KEMENTERIAN PENDIDIKAN, KEBUDAYAAN, RISET, DAN TEKNOLOGI
UNIVERSITAS ICHSAN GORONTALO
LEMBAGA PENELITIAN

Jl. Achmad Nadjamuddin No.17, Kampus Unisan Gorontalo Lt.1 Kota Gorontalo 96128
Website: lemlitunisan.ac.id, Email: lembagapenelitian@unisan.ac.id

Nomor : 277/PIP/B.04/LP-UIG/2024
Lampiran : -
Hal : Permohonan Izin Penelitian (Pengambilan Data)

Kepada Yth.,
Dekan Fakultas Ilmu Komputer
di -
Tempat

Yang bertandatangan di bawah ini:

Nama : Dr. Rahmisyari, ST., SE., MM
NIDN : 0929117202
Pangkat Akademik : Lektor Kepala
Jabatan : Ketua Lembaga Penelitian Universitas Ichsan Gorontalo

Meminta kesediaannya untuk memberikan izin pengambilan data dalam rangka penyusunan **Proposal/Skripsi**, kepada:

Nama : MOHAMAD RAFLI TALIP
NIM : T3118036
Fakultas : Ilmu Komputer
Program Studi : Teknik Informatika
Judul Penelitian : PREDIKSI STATUS ANEMIA PADA IBU HAMIL
MENGGUNAKAN ALGORITMA K-NEAREST NEIGHBORS
(K-NN)
Lokasi Penelitian : FAKULTAS ILMU KOMPUTER

Demikian surat ini saya sampaikan, atas bantuan dan kerjasamanya diucapkan banyak terima kasih.

Dikeluarkan di Gorontalo

Tanggal, 21/10/2024

Ketua Lembaga Penelitian

Dr. Rahmisyari, ST., SE., MM

NIDN: 0929117202



KEMENTERIAN PENDIDIKAN, KEBUDAYAAN, RISET, DAN TEKNOLOGI
UNIVERSITAS ICHSAN GORONTALO
FAKULTAS ILMU KOMPUTER
UPT. PERPUSTAKAAN FAKULTAS
SK. MENDIKNAS RI NO. 84/D/0/2001
Jl. Achmad Nadjamuddin No.17 Telp(0435) 829975 Fax. (0435) 829976 Gorontalo

SURAT KETERANGAN BEBAS PUSTAKA

No : 006/Perpustakaan-Fikom/XII/2024

Perpustakaan Fakultas Ilmu Komputer (FIKOM) Universitas Ichsan Gorontalo dengan ini menerangkan bahwa :

Nama Anggota : Mohamad Rafli Talipi
No. Induk : T3118035
No. Anggota : M202486

Terhitung mulai hari, tanggal : Senin, 09 Desember 2024, dinyatakan telah bebas pinjam buku dan koleksi perpustakaan lainnya.

Demikian keterangan ini di buat untuk di pergunakan sebagaimana mestinya.



Gorontalo, 09 Desember 2024

**Mengetahui,
Kepala Perpustakaan**

Apriyanto Alhamad, M.Kom

NIDN : 0924048601

