

## **BAB 3**

### **METODOLOGI PENELITIAN**

#### **3.1 Metodologi Penelitian**

Metodologi penelitian yang diterapkan dalam pengembangan sistem ini mengikuti Model Air Terjun (*Waterfall Model*). Model ini merupakan salah satu pendekatan dalam *Software Development Life Cycle (SDLC)* yang bersifat berurutan, di mana setiap tahap pengembangan harus diselesaikan sepenuhnya sebelum melanjutkan ke tahap berikutnya. Alur kerja yang linear dan tersusun rapi pada model ini membuatnya cocok digunakan untuk proyek rancang bangun seperti penelitian ini, karena kebutuhan dan spesifikasi sistem telah ditetapkan secara jelas sejak awal.

Pemilihan Model Air Terjun (*Waterfall Model*) didasarkan pada pertimbangan bahwa kebutuhan fungsional dan non fungsional dari sistem deteksi dapat diidentifikasi secara menyeluruh pada tahap analisis, sehingga meminimalkan potensi perubahan signifikan selama proses pengembangan. Pendekatan ini juga memastikan bahwa setiap fase, mulai dari analisis, perancangan, implementasi, pengujian, hingga pemeliharaan menghasilkan keluaran yang jelas dan terdokumentasi dengan baik, sehingga mendukung pelaksanaan penelitian yang sistematis dan terukur.

Adapun tahapan-tahapan yang dilalui dalam penelitian ini sesuai dengan fase pada Model Air Terjun adalah sebagai berikut:

##### **1. Identifikasi dan Analisis Masalah**

Tahap ini merupakan tahap awal penelitian yang bertujuan untuk mengidentifikasi permasalahan yang terjadi serta menentukan ruang lingkup penelitian. Pada tahap ini dilakukan analisis terhadap kebutuhan sistem, permasalahan dalam proses deteksi kardiomegali secara manual, serta keterbatasan sistem konvensional yang masih bergantung pada interpretasi visual tenaga medis. Hasil dari tahap ini berupa perumusan masalah, tujuan penelitian, serta batasan penelitian yang menjadi dasar dalam pengembangan sistem.

## 2. Studi Literatur

Pada tahap ini, dilakukan pencarian dan pengumpulan referensi yang relevan untuk mendukung penelitian. Sumber-sumber yang dikumpulkan berfungsi sebagai landasan teori dalam melaksanakan penelitian. Referensi yang dicari mencakup topik-topik seperti kardiomegali, citra rontgen dada, metode CNN, serta studi sebelumnya mengenai sistem deteksi yang terkait dengan penelitian ini. Pencarian literatur dilakukan melalui berbagai platform resmi seperti Google Scholar, Research Gate, dan portal penelitian terpercaya.

## 3. Pengumpulan Data

Pada tahap ini, dataset citra rontgen dada yang digunakan dalam penelitian ini diperoleh dari platform dataset publik Kaggle, dengan nama dataset “Cardiomegaly Disease Prediction Using CNN”. Dataset tersebut dapat diakses secara terbuka melalui Kaggle dan dikembangkan oleh Himanshu Verma, yang memproses data dari NIH Chest X-ray Dataset sebagai sumber data asli [50].

Dataset Cardiomegaly Disease Prediction Using CNN merupakan dataset hasil pemrosesan ulang (*processed dataset*) dari NIH Chest X-ray Dataset yang disediakan oleh NIH Clinical Center, salah satu penyedia dataset citra rontgen dada terbesar dan paling banyak digunakan dalam penelitian ilmiah. Proses pembentukan dataset ini dilakukan dengan memanfaatkan informasi label pada berkas CSV dari dataset NIH untuk mengekstraksi citra dengan diagnosis kardiomegali dan citra normal. Selanjutnya, citra-citra tersebut melalui tahap pra-pemrosesan berupa penerapan Contrast Limited Adaptive Histogram Equalization (CLAHE) untuk meningkatkan kontras citra, serta proses resize ke ukuran seragam [50].

Dataset kemudian dibagi ke dalam dua kategori kelas, yaitu kardiomegali dan normal, serta disusun dalam struktur folder yang terpisah untuk keperluan pelatihan dan pengujian model. Pembagian data dilakukan dengan rasio 1:1 antara data pelatihan dan data pengujian, sehingga proporsi data antar kelas tetap seimbang. Secara keseluruhan, dataset yang digunakan dalam penelitian ini terdiri dari 5.552 citra rontgen dada, yang mencakup kedua kondisi tersebut.

#### 4. Perancangan

Tahap perancangan mencakup desain dan pengembangan tampilan serta fitur-fitur *web*, yang meliputi bagian *frontend* dan *backend*.

#### 5. Implementasi

Tahap implementasi melibatkan pembuatan sistem sesuai dengan desain yang telah disusun sebelumnya dan penerapan konsep-konsep yang diperoleh dari kajian pustaka. Pada tahap ini, dilakukan implementasi metode CNN untuk deteksi kardiomegali sesuai dengan batasan yang telah ditentukan.

#### 6. Pengujian

Tahap ini meliputi pengujian sistem, termasuk mencoba sistem deteksi dengan metode CNN dalam berbagai skenario dan mengukur tingkat kepuasan pengguna terhadap aplikasi yang dihasilkan. Tujuan pengujian ini adalah untuk mengevaluasi kinerja aplikasi menggunakan SUS dengan Skala Likert.

#### 7. Penulisan Laporan

Laporan ditulis setelah tahapan pengumpulan data, perancangan, implementasi, dan pengujian selesai dilaksanakan.

### 3.2 Analisis Sistem

Tahap analisis kebutuhan pada sistem deteksi kardiomegali berbasis CNN dengan model ResNet-50 yang diimplementasikan pada citra rontgen dada berbasis *web* dibagi ke dalam dua komponen utama. Komponen pertama berkaitan dengan kebutuhan *input* dan *output* sistem. Kebutuhan *input* mencakup data citra rontgen dada yang digunakan dalam proses pelatihan model, serta informasi hasil prediksi seperti label kelas dan tingkat kepercayaan. Adapun kebutuhan *output* meliputi hasil prediksi dari model yang menunjukkan apakah citra rontgen dada tersebut termasuk kategori kardiomegali atau normal.

Bagian kedua berkaitan dengan kebutuhan fungsional aplikasi. Sistem ini bertujuan untuk menggantikan proses manual yang masih dilakukan, yaitu dengan mengunggah citra rontgen dan menerima hasil deteksi secara otomatis. Fungsionalitas utama dari aplikasi ini adalah mampu melakukan deteksi kardiomegali pada citra rontgen dada. Selain itu, aplikasi ini juga

harus mampu melakukan pendaftaran pasien baru, menyimpan dan menampilkan data pasien secara historis, serta menyediakan akses ke data historis hasil deteksi. Aplikasi ini juga diharapkan dapat menampilkan hasil deteksi bersama dengan visualisasi menggunakan *heatmap Grad CAM* dan *bounding box* untuk memudahkan pemahaman pengguna mengenai area yang dipertimbangkan model dalam mengambil keputusan.

Berdasarkan analisis fungsionalitas, aplikasi hanya memiliki satu sistem hak akses, yaitu pengguna dapat mengunggah citra rontgen untuk kemudian mendapatkan hasil prediksi kardiomegali atau normal beserta visualisasi dari *heatmap Grad CAM* dan *bounding box*. Aplikasi ini dikembangkan menggunakan Python dengan web *framework*, yaitu *Flask* yang berfungsi untuk menangani permintaan, prediksi dan juga sebagai web *server* yang menghubungkan fungsi-fungsi sistem pada web dengan elemen-elemen pada bagian *frontend*, serta HTML, CSS, dan Javascript pada sisi *frontend* untuk antarmuka pengguna. MySQL digunakan sebagai *database* untuk menyimpan data citra dan hasil prediksi. Model deteksi kardiomegali diterapkan pada *backend* menggunakan ResNet-50, yang dioptimalkan dengan *heatmap Grad CAM* dan *bounding box* untuk memberikan pemahaman visual mengenai hasil prediksi. Semua data prediksi disimpan dalam *database* dan diakses melalui API untuk ditampilkan pada sisi *frontend*.

### 3.3 Perancangan Aplikasi

Berdasarkan temuan dari analisis sistem, dikembangkan sebuah sistem deteksi kardiomegali yang dilengkapi dengan berbagai fitur fungsional.

Fungsionalitas pada sistem dapat dilihat sebagai berikut:

a. Proses *Login*

Pada proses ini, pengguna melakukan otentikasi untuk mendapatkan akses ke dalam sistem.

b. Proses *Training Model*

Proses ini adalah implementasi dari skrip pelatihan yang berfungsi untuk melatih model deteksi kardiomegali (*ResNet-50*) menggunakan data citra rontgen dada (data *train*, *val*, *test*). Proses ini mencakup:

a. Konfigurasi parameter (*batch size*, *epochs*, *learning rate*).

- b. Definisi dan penerapan transformasi data (*resizing, random flip, rotation, normalization, color jitter*).
- c. Inisialisasi model *ResNet-50* yang telah dimodifikasi untuk klasifikasi biner (kardiomegali/normal).
- d. Penentuan *optimizer* (*Adam*).
- e. *Training loop* yang melibatkan *forward pass*, perhitungan *loss*, *backward pass*, dan pembaruan bobot.
- f. Evaluasi performa model pada data validasi (*val*).
- g. Penyimpanan model dengan akurasi validasi terbaik (*best\_val\_acc*).

c. Proses pendaftaran pasien

Proses ini memungkinkan pengguna untuk memasukkan dan menyimpan data identitas pasien baru sebelum melakukan proses deteksi rontgen.

d. Proses *upload* gambar

Pada proses ini, pengguna dapat mengunggah citra rontgen dada khususnya bagian jantung untuk dilakukan prediksi.

e. Proses melihat hasil prediksi

Pada proses ini, pengguna dapat melihat hasil prediksi pada citra rontgen dada yang sudah diunggah, termasuk label prediksi, tingkat kepercayaan, serta visualisasi *heatmap Grad CAM* dan *bounding box*.

f. Proses melihat *history* data pasien dan prediksi

Proses ini menampilkan daftar data pasien yang sudah terdaftar dan riwayat pemeriksaan rontgen yang pernah dilakukan.

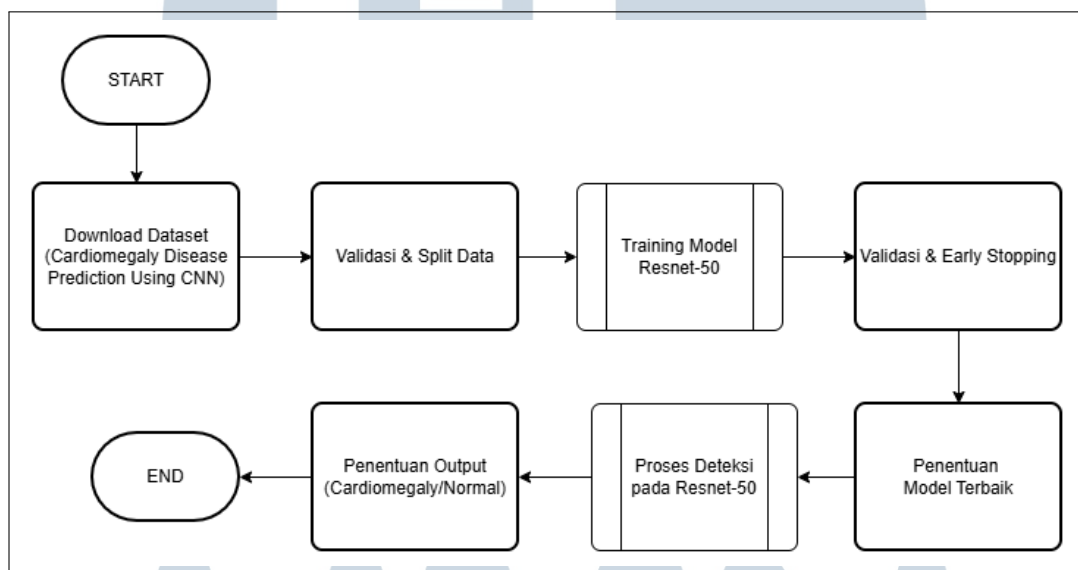
g. Proses mencari *history* prediksi

Pada proses ini, pengguna dapat mencari data pasien atau hasil prediksi menggunakan *search box* berdasarkan nama pasien.

Aplikasi yang dikembangkan dalam penelitian ini dijelaskan melalui diagram alir (*flowchart*), skema *database*, serta desain antarmuka (*wireframe*) untuk menggambarkan alur proses dan struktur sistem secara jelas.

### 3.3.1 Flowchart Pembuatan Model Deteksi Kardiomegali

Proses pembuatan model deteksi kardiomegali pada penelitian ini dapat dilihat pada Gambar 3.1 yang diawali dengan pengumpulan dataset citra rontgen dada yang diperoleh dari platform Kaggle, yaitu dataset Cardiomegaly Disease Prediction Using CNN yang merupakan hasil pengolahan dari NIH Chest X-ray Dataset. Penggunaan dataset publik ini bertujuan untuk menjamin bahwa data yang digunakan berasal dari sumber yang kredibel dan telah banyak dimanfaatkan dalam penelitian pencitraan medis sebelumnya.



Gambar 3.1. Flowchart Pembuatan Model Deteksi Kardiomegali

Setelah dataset diperoleh, dilakukan tahap validasi dan organisasi data untuk memastikan kualitas dan konsistensi dataset. Pada tahap ini, dilakukan verifikasi terhadap label kelas citra yang terdiri dari dua kategori, yaitu citra rontgen dada dengan kondisi kardiomegali dan citra rontgen dada normal. Dataset kemudian disusun ke dalam struktur *folder train* dan *validation/test* guna mendukung proses pelatihan dan evaluasi model.

Tahap selanjutnya adalah praproses data pada *training* model ResNet-50 yang bertujuan untuk menyesuaikan karakteristik citra rontgen dada dengan kebutuhan arsitektur ResNet-50 serta meningkatkan kemampuan generalisasi model. Citra pada dataset awal memiliki resolusi 128×128 piksel, sehingga dilakukan *resize* menjadi 224×224 piksel agar sesuai dengan ukuran input standar ResNet-50 yang telah dilatih sebelumnya menggunakan dataset ImageNet [51]. Selain itu, dilakukan augmentasi data yang hanya diterapkan pada data pelatihan,



meliputi Random Horizontal Flip dengan probabilitas 0,5, Random Rotation dengan rentang  $\pm 10$  derajat, serta Color Jitter pada kecerahan dan kontras sebesar  $\pm 20\%$ . Augmentasi ini bertujuan untuk menambah variasi visual citra, mensimulasikan kondisi pengambilan citra yang beragam, serta mengurangi risiko *overfitting* [52] [53]. Setelah augmentasi, citra dikonversi ke dalam bentuk tensor dan dinormalisasi menggunakan nilai rata-rata dan simpangan baku ImageNet, yaitu mean [0.485, 0.456, 0.406] dan standar deviasi [0.229, 0.224, 0.225], guna menstabilkan distribusi data dan mempercepat konvergensi pelatihan model [54].

Pada tahap inisialisasi model di dalam *training* model ResNet-50, dipakai model ResNet-50 dengan bobot *pre-trained* dari ImageNet. Pemilihan ResNet-50 didasarkan pada kemampuannya dalam mengekstraksi fitur mendalam serta keberadaan *residual connection* yang mampu mengatasi permasalahan *vanishing gradient* pada jaringan yang dalam. Lapisan *fully connected* pada bagian akhir model dimodifikasi agar sesuai dengan jumlah kelas pada penelitian ini, yaitu dua kelas. Selain itu, ditentukan parameter pelatihan yang meliputi fungsi kerugian CrossEntropyLoss, optimizer Adam, nilai learning rate, serta ukuran batch size, yang berperan penting dalam mengatur proses pembaruan bobot model selama pelatihan.

Proses pelatihan model dilakukan dengan menggunakan data pelatihan yang telah melalui tahap praproses. Pada tahap ini, citra masukan diproses melalui mekanisme *forward propagation* untuk menghasilkan prediksi, kemudian dihitung nilai *loss* sebagai ukuran kesalahan prediksi. Selanjutnya dilakukan *backpropagation* untuk memperbarui bobot model berdasarkan nilai *loss* tersebut. Proses ini dilakukan secara berulang selama beberapa epoch guna memperoleh bobot model yang optimal. Untuk memastikan kemampuan generalisasi model, dilakukan proses validasi menggunakan data yang tidak dilibatkan dalam pelatihan. Pada tahap validasi, dihitung nilai akurasi validasi dan dilakukan evaluasi performa model pada setiap epoch. Selain itu, diterapkan mekanisme *early stopping* untuk menghentikan pelatihan secara otomatis apabila akurasi validasi tidak mengalami peningkatan dalam sejumlah epoch tertentu, sehingga dapat mencegah terjadinya *overfitting*.

Berdasarkan hasil validasi, dilakukan pengambilan keputusan untuk menentukan model terbaik. Apabila akurasi validasi mengalami peningkatan, maka model disimpan sebagai model terbaik. Sebaliknya, jika tidak terjadi peningkatan, proses pelatihan dilanjutkan hingga mencapai kondisi *early stopping*. Model terbaik yang dihasilkan kemudian disimpan dalam format berkas .pt dan siap digunakan

untuk tahap selanjutnya.

Tahap akhir dari proses ini adalah *inference* atau proses deteksi yang ada pada ResNet-50 sehingga dapat menghasilkan pendeteksian kardiomegali atau normal. Pada tahap ini, citra rontgen dada baru yang belum pernah dilihat oleh model diproses menggunakan tahapan praproses yang sama seperti pada data pelatihan. Model kemudian menghasilkan keluaran berupa label prediksi, yaitu kardiomegali atau normal, beserta nilai *confidence* sebagai tingkat keyakinan model terhadap hasil prediksi tersebut. Hasil deteksi yang diperoleh selanjutnya disajikan kepada pengguna dalam bentuk label prediksi dan nilai *confidence*, serta dapat dilengkapi dengan visualisasi seperti *heatmap* atau Grad-CAM dan *bounding box* untuk membantu interpretasi hasil prediksi.

#### A Flowchart Training Model Resnet-50

Proses pelatihan model (*training*) deteksi kardiomegali menggunakan arsitektur ResNet-50 dilakukan melalui beberapa tahapan utama yang dijelaskan dalam flowchart pada Gambar 3.2. Proses ini diawali dengan pemuatan konfigurasi pelatihan seperti ukuran batch (*batch size*), jumlah epoch, dan laju pembelajaran (*learning rate*). Selanjutnya dilakukan deteksi perangkat komputasi, apakah menggunakan CPU atau GPU, menggunakan fungsi *torch.device* untuk memastikan efisiensi komputasi selama proses pelatihan.

Tahap praproses data pada penelitian ini dilakukan untuk menyesuaikan karakteristik citra rontgen dada dengan kebutuhan arsitektur ResNet-50 serta untuk meningkatkan kemampuan generalisasi model. Pada dataset asli, citra rontgen dada memiliki resolusi yang seragam, yaitu 128×128 piksel. Namun, karena arsitektur ResNet-50 menggunakan ukuran input standar 224×224 piksel dan telah dilatih sebelumnya pada dataset ImageNet, maka dilakukan penyesuaian ukuran citra menjadi 224×224 piksel. Penyesuaian ini bertujuan agar bobot *pre-trained* dapat dimanfaatkan secara optimal serta menjaga kesesuaian dimensi masukan pada proses pelatihan model.

Setelah proses *resize*, dilakukan augmentasi data yang bertujuan untuk menambah variasi visual citra tanpa mengubah label kelas. Augmentasi pertama adalah *RandomHorizontalFlip*, yaitu pembalikan citra secara horizontal dengan probabilitas *default* sebesar 0,5. Artinya, sekitar 50% citra pada setiap *epoch* pelatihan akan dibalik secara horizontal. Operasi ini mensimulasikan variasi posisi anatomi akibat perbedaan orientasi pengambilan gambar, tanpa mengubah

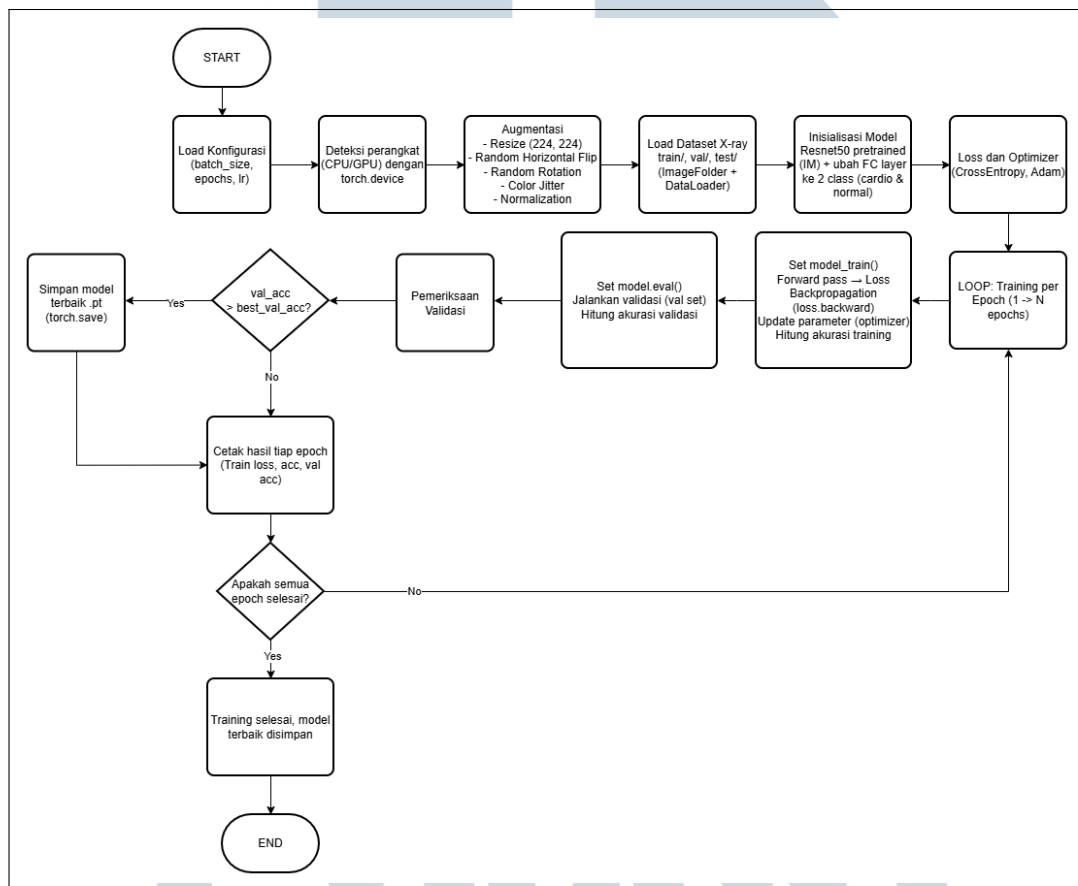


struktur utama jantung. Augmentasi kedua adalah *RandomRotation* dengan batas maksimum rotasi sebesar  $\pm 10$  derajat. Setiap citra berpeluang diputar secara acak dalam rentang tersebut untuk mensimulasikan variasi sudut pengambilan rontgen dada yang umum terjadi dalam praktik klinis. Augmentasi ketiga adalah *ColorJitter* dengan parameter *brightness* dan *contrast* masing-masing sebesar 0,2, yang berarti tingkat kecerahan dan kontras citra dapat berubah secara acak hingga  $\pm 20\%$  dari nilai aslinya. Operasi ini digunakan untuk merepresentasikan variasi kondisi pencahayaan dan kualitas eksposur citra rontgen dari berbagai sumber alat dan fasilitas kesehatan.

Perlu ditegaskan bahwa proses augmentasi pada penelitian ini tidak menggantikan (*replace*) data asli, melainkan diterapkan secara dinamis saat proses pelatihan berlangsung. Dengan demikian, setiap citra asli dapat menghasilkan variasi citra yang berbeda pada setiap *epoch*, sehingga jumlah data pelatihan efektif menjadi lebih beragam tanpa menambah jumlah *file* citra secara fisik. Setelah augmentasi, citra dikonversi ke dalam bentuk tensor menggunakan *ToTensor*, yang mengubah nilai piksel dari rentang [0–255] menjadi [0–1]. Tahap selanjutnya adalah normalisasi nilai RGB menggunakan rata-rata (*mean*) [0.485, 0.456, 0.406] dan simpangan baku (*standard deviation*) [0.229, 0.224, 0.225]. Nilai ini merupakan parameter normalisasi standar ImageNet dan digunakan agar distribusi intensitas piksel citra rontgen mendekati distribusi data yang digunakan saat pelatihan awal ResNet-50. Normalisasi ini bertujuan untuk mempercepat konvergensi pelatihan, menstabilkan proses optimasi, serta mencegah dominasi nilai piksel tertentu dalam proses pembelajaran model. Setelah itu, dataset citra rontgen dada dibagi menjadi tiga bagian, yaitu *train*, *validation*, dan *test*, kemudian dimuat menggunakan *ImageFolder* dan *DataLoader*. Model ResNet-50 yang telah dilatih sebelumnya (*pretrained model*) kemudian diinisialisasi dan dimodifikasi dengan mengubah *fully connected layer* terakhir menjadi dua kelas, yaitu kardiomegali dan normal. Setelah model siap, fungsi *loss* dan *optimizer* didefinisikan, masing-masing menggunakan *CrossEntropyLoss* dan *Adam optimizer* untuk mempercepat konvergensi.

Proses pelatihan dilakukan secara berulang pada setiap *epoch* dengan tahapan *forward pass*, perhitungan *loss*, proses *backpropagation*, serta pembaruan parameter menggunakan *optimizer*. Pada setiap *epoch*, model juga dievaluasi terhadap data validasi (*validation set*) untuk menghitung akurasi validasi. Jika akurasi validasi saat ini lebih baik dibandingkan akurasi terbaik sebelumnya, maka model akan disimpan dalam format .pt menggunakan *torch.save()*. Setelah semua

*epoch* selesai dijalankan, hasil pelatihan seperti *training loss*, akurasi pelatihan, dan akurasi validasi dicetak untuk setiap *epoch*. Tahapan terakhir adalah penyimpanan model terbaik yang memiliki performa validasi tertinggi. *Flowchart training* model ResNet-50 dapat dilihat pada Gambar 3.2.



Gambar 3.2. *Flowchart training* model Resnet-50

## B Flowchart Implementasi Model Resnet-50 pada Sistem

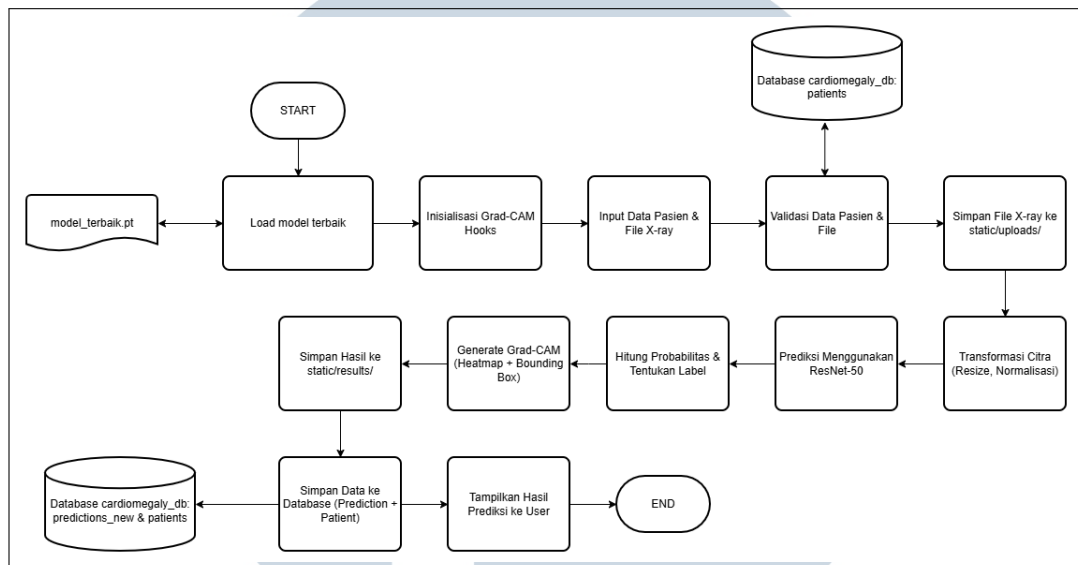
Tahapan ini menggambarkan alur kerja sistem saat melakukan prediksi terhadap citra baru yang diunggah oleh pengguna. Model yang digunakan merupakan model *ResNet-50* terbaik yang sebelumnya telah dilatih menggunakan dataset citra X-ray dan disimpan dalam bentuk berkas *model\_cardiomegaly.pt*. Tahapan pertama dimulai dengan proses *load model terbaik (model\_cardiomegaly.pt)*, yaitu pemanggilan model hasil pelatihan yang memiliki akurasi validasi tertinggi. Model ini kemudian diinisialisasi bersama dengan *Grad-CAM hooks* yang berfungsi untuk melakukan visualisasi area

penting pada citra yang memengaruhi hasil prediksi. Setelah itu, pengguna akan memasukkan data pasien dan mengunggah citra X-ray dada melalui antarmuka sistem. Sebelum proses prediksi dilakukan, sistem akan melakukan validasi terhadap data pasien dan berkas citra untuk memastikan format file, ukuran, dan data pendukung sudah sesuai. Jika validasi berhasil, citra X-ray akan disimpan sementara pada direktori *static/uploads/* agar dapat diakses kembali selama proses analisis berlangsung.

Langkah selanjutnya adalah tahap *preprocessing* berupa transformasi citra, yang meliputi proses *resize* ke ukuran  $224 \times 224$  piksel dan normalisasi nilai RGB agar sesuai dengan kebutuhan input dari model *ResNet-50*. Citra yang telah ditransformasi kemudian dimasukkan ke dalam model untuk dilakukan proses *forward pass*, di mana model akan menghitung nilai *feature map* dan menghasilkan prediksi melalui lapisan klasifikasi (*fully connected layer* dan *softmax*). Hasil dari proses ini menghasilkan dua nilai probabilitas, yaitu  $P_{normal}$  dan  $P_{kardiomegali}$ . Kelas dengan nilai probabilitas tertinggi akan dijadikan sebagai label prediksi akhir. Pada implementasi sistem ini, kelas *kardiomegali* didefinisikan sebagai kelas positif. Oleh karena itu, apabila nilai probabilitas  $P_{kardiomegali} \geq 0.4$ , maka sistem akan mengklasifikasikan citra rontgen sebagai positif *kardiomegali*. Sebaliknya, apabila  $P_{kardiomegali} < 0.4$ , maka hasil klasifikasi dinyatakan sebagai *normal*. Nilai *threshold* sebesar 0.4 ditentukan berdasarkan hasil analisis ROC (*Receiver Operating Characteristic*) yang menunjukkan bahwa nilai tersebut memberikan keseimbangan terbaik antara *sensitivitas* dan *spesifisitas* sistem. Pada kasus deteksi *kardiomegali*, penurunan nilai ambang dari 0.5 menjadi 0.4 bertujuan untuk meningkatkan kemampuan sistem dalam mendeteksi kasus positif, sehingga mengurangi kemungkinan terjadinya *false negative*. Setelah hasil klasifikasi diperoleh, sistem menggunakan metode *Grad-CAM* (*Gradient-weighted Class Activation Mapping*) untuk menghasilkan *heatmap* dan *bounding box* yang menyoroti area pada citra X-ray yang paling berpengaruh terhadap keputusan model.

Seluruh hasil visualisasi tersebut kemudian disimpan dalam direktori *static/results/* agar dapat ditampilkan pada halaman hasil deteksi. Selain itu, informasi hasil prediksi, data pasien, serta *path* berkas hasil deteksi akan disimpan ke dalam basis data melalui tabel *patient* dan *prediction*. Tahap terakhir adalah menampilkan hasil deteksi kepada pengguna dalam bentuk antarmuka visual, yang berisi label hasil prediksi (*normal* atau *kardiomegali*), tingkat kepercayaan (*confidence score*), serta citra X-ray yang telah diberi *heatmap Grad-CAM*. Dengan

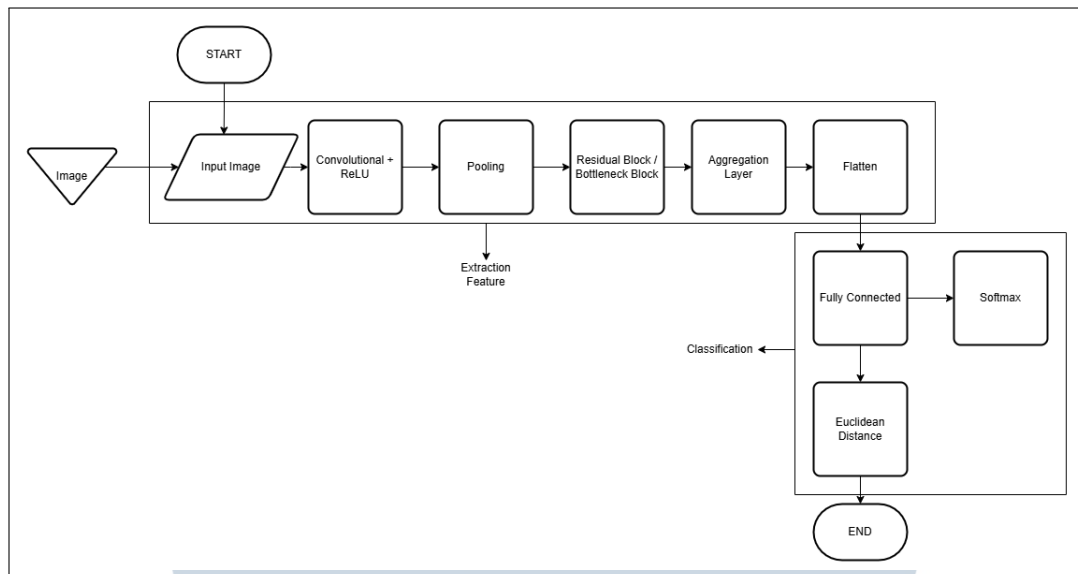
demikian, pengguna dapat memahami tidak hanya hasil klasifikasi, tetapi juga area visual yang mendasari keputusan model. *Flowchart* implementasi model ResNet-50 pada sistem dapat dilihat pada Gambar 3.3.



Gambar 3.3. *Flowchart* implementasi model Resnet-50

### C Flowchart Proses Deteksi pada Resnet-50

Proses pendeteksian citra rontgen dada menggunakan model ResNet-50 dilakukan melalui beberapa tahapan utama. Tahapan tersebut dimulai dari proses *input* citra, dilanjutkan dengan ekstraksi fitur melalui lapisan konvolusi (*convolutional layer*), aktivasi ReLU, serta proses *pooling* untuk mereduksi dimensi fitur. Selanjutnya, data melewati *residual block* atau *bottleneck block* yang menjadi ciri khas arsitektur ResNet-50 guna menghindari *vanishing gradient* dan menjaga kedalaman jaringan. Hasil ekstraksi fitur kemudian diproses melalui *aggregation layer* dan diubah menjadi vektor satu dimensi (*flatten*) untuk masuk ke tahap klasifikasi. Pada bagian klasifikasi, data melewati *fully connected layer* dan *softmax* untuk menghasilkan probabilitas kelas, yaitu normal atau terindikasi kardiomegali. *Flowchart* proses deteksi pada model ResNet-50 dapat dilihat pada Gambar 3.4.



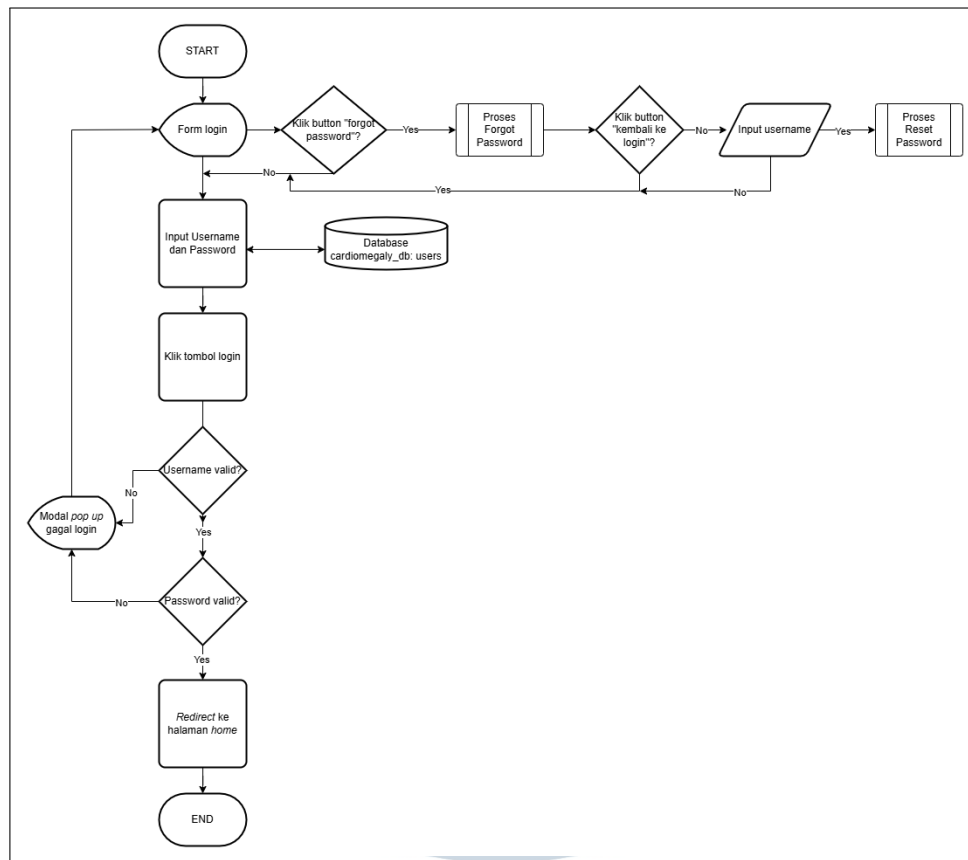
Gambar 3.4. *Flowchart* proses deteksi pada model ResNet-50

### 3.3.2 Flowchart Sistem

Proses *login* merupakan tahap awal yang memungkinkan pengguna untuk mengakses fitur utama pada sistem deteksi kardiomegali. Berdasarkan Gambar 3.5, proses diawali dengan pengguna mengisi *username* dan *password* pada *form login*. Jika pengguna memilih opsi “*forgot password*”, sistem akan menjalankan *subprocess* pemulihan akun. Setelah menekan tombol *login*, sistem melakukan validasi terhadap *username* dan *password*. Apabila salah satu data tidak valid, sistem menampilkan pesan gagal *login* dan mengarahkan pengguna untuk mencoba kembali. Sebaliknya, jika validasi berhasil, pengguna dinyatakan terautentikasi dan sistem mengarahkan ke halaman utama (*home*), menandakan proses *login* telah selesai.

UNIVERSITAS  
MULTIMEDIA  
NUSANTARA

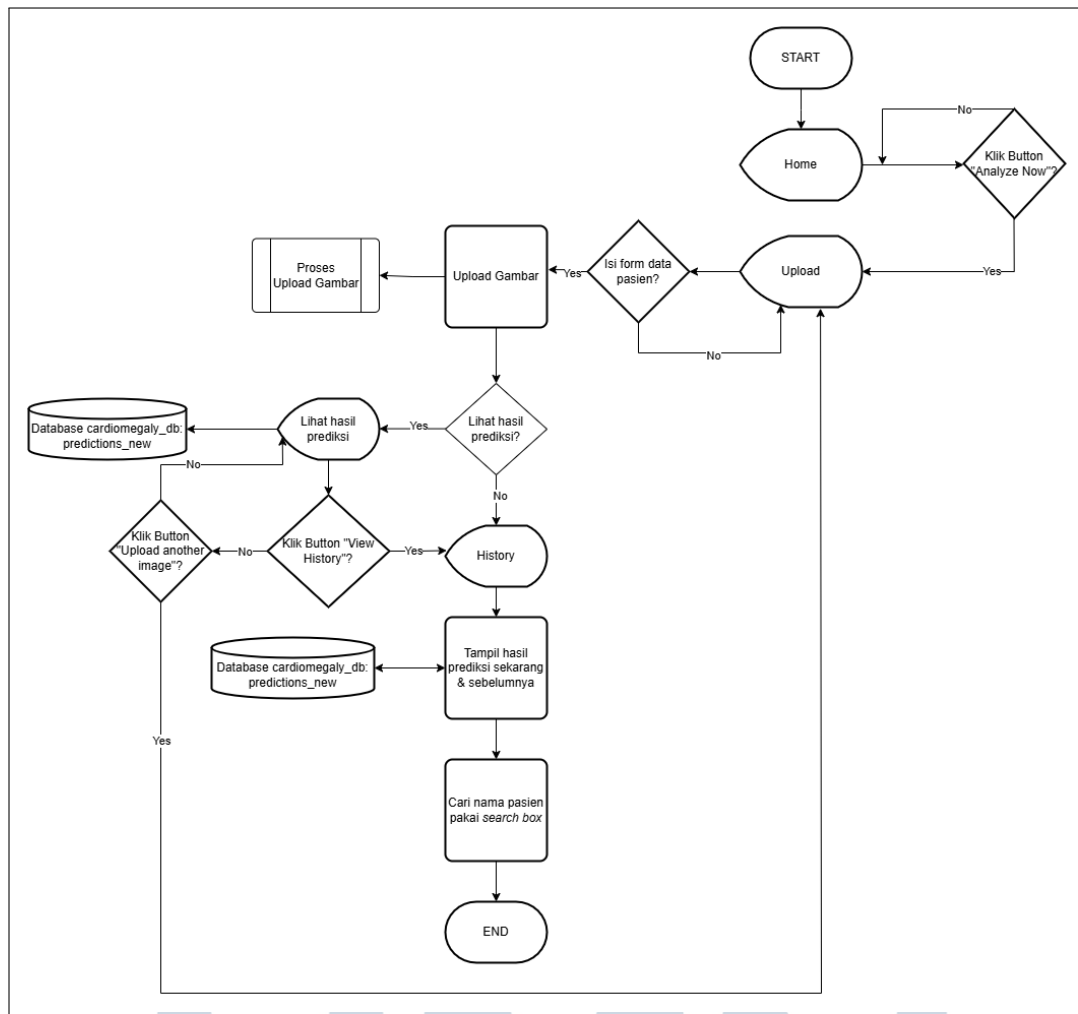




Gambar 3.5. Flowchart proses login

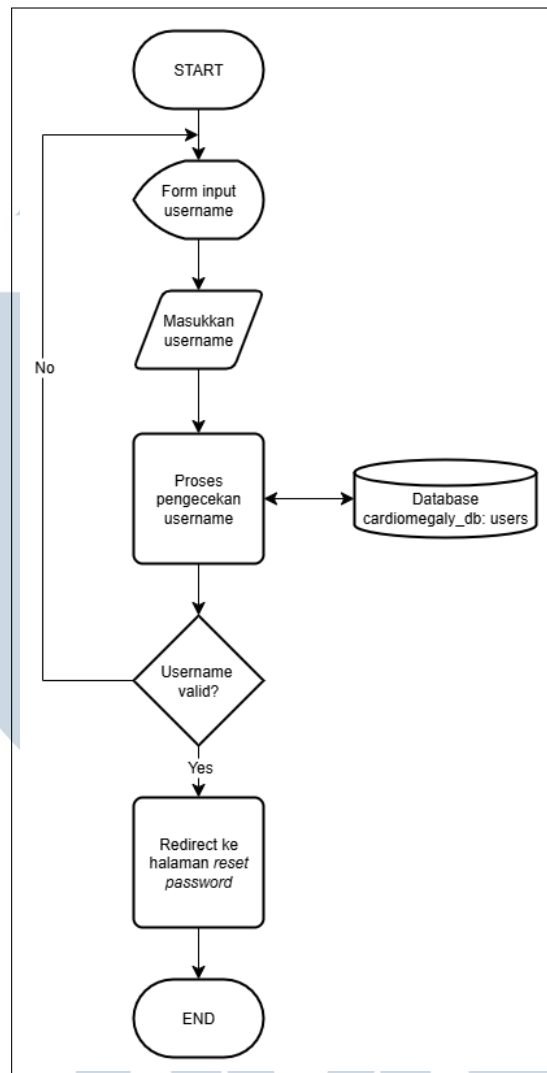
Alur proses deteksi kardiomegali pada *web* ditunjukkan pada Gambar 3.6. Proses diawali dari halaman *Home*, di mana pengguna menekan tombol "*Analyze Now*" untuk memulai deteksi. Selanjutnya, pengguna diarahkan ke halaman *Upload* dan diminta untuk mengisi *form data pasien*. Jika data pasien belum diisi, pengguna tetap berada di halaman yang sama hingga form dilengkapi. Setelah data pasien terisi, pengguna dapat mengunggah citra rontgen dada dengan menekan tombol "*Upload*". Sistem kemudian memproses citra menggunakan model *ResNet-50* untuk menghasilkan hasil prediksi dan menyimpannya ke dalam basis data.

Hasil deteksi ditampilkan kepada pengguna pada halaman hasil, di mana pengguna dapat memilih untuk melakukan deteksi baru atau melihat riwayat hasil sebelumnya di halaman *History*. Pada halaman *History*, sistem akan menampilkan seluruh riwayat prediksi pasien yang tersimpan, dan pengguna juga dapat mencari data pasien tertentu menggunakan *search box* berdasarkan nama. Setelah itu, proses deteksi dianggap selesai.



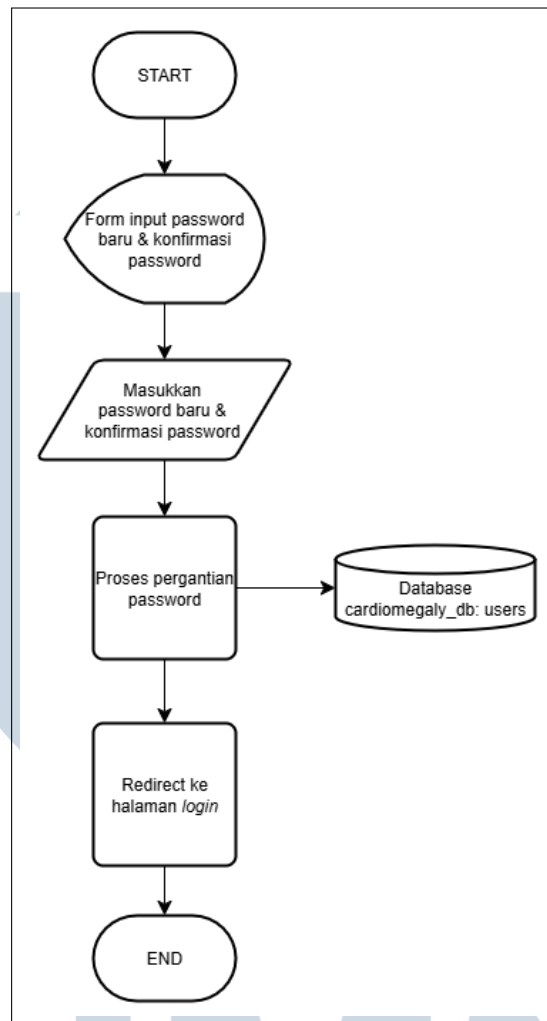
Gambar 3.6. Flowchart proses deteksi

Alur proses pemulihan kata sandi (*forgot password*) ditunjukkan pada Gambar 3.7. Proses dimulai ketika pengguna membuka halaman pemulihan dan diminta untuk memasukkan *username* yang telah terdaftar pada sistem. Setelah data dikirim, sistem akan melakukan pengecekan ke dalam basis data *cardiomegaly\_db: users*. Jika *username* yang dimasukkan tidak ditemukan, pengguna akan diarahkan kembali ke halaman input untuk mencoba lagi. Namun, jika *username* valid, sistem akan mengalihkan pengguna ke halaman *reset password* untuk membuat kata sandi baru, menandai berakhirnya proses pemulihan.



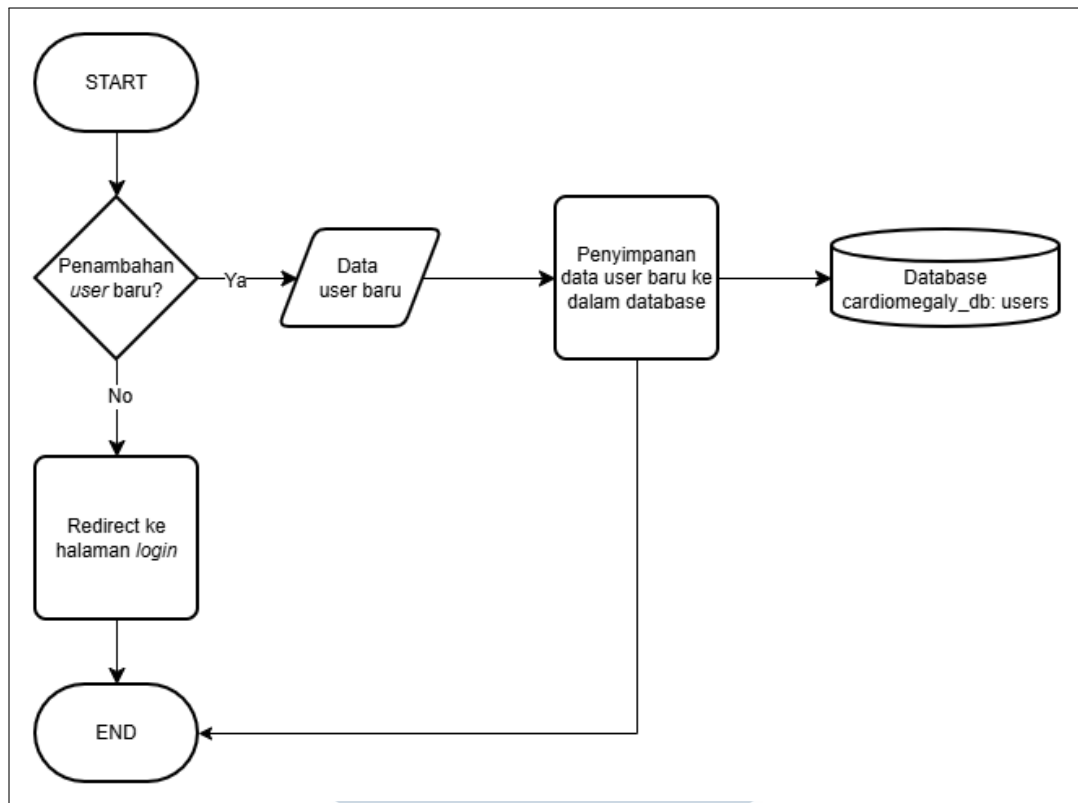
Gambar 3.7. *Flowchart forgot password*

Alur proses pengaturan ulang kata sandi (*reset password*) ditunjukkan pada Gambar 3.8. Proses dimulai setelah pengguna berhasil melewati tahap verifikasi pada subproses *forgot password*. Sistem akan menampilkan *form* untuk memasukkan dan mengonfirmasi kata sandi baru. Setelah pengguna mengisi dan mengirimkan data, sistem akan memproses pembaruan kata sandi dengan cara mengenkripsi dan menyimpannya ke dalam basis data *cardiomegaly\_db: users*. Jika proses berhasil, pengguna akan diarahkan kembali ke halaman *login* untuk masuk menggunakan kata sandi yang baru dibuat, menandai akhir dari proses ini.



Gambar 3.8. *Flowchart reset password*

Alur proses pendaftaran *user* baru ditunjukkan pada Gambar 3.9. Proses dimulai dengan pengecekan apakah terdapat penambahan *user* baru. Jika ya, sistem akan menerima data pengguna yang diinput melalui *form signup* dan menyimpannya ke dalam basis data *cardiomegaly\_db: users*. Setelah data berhasil disimpan, atau jika tidak ada proses pendaftaran baru, sistem akan mengarahkan pengguna kembali ke halaman *login* untuk dapat masuk menggunakan akun yang telah terdaftar.

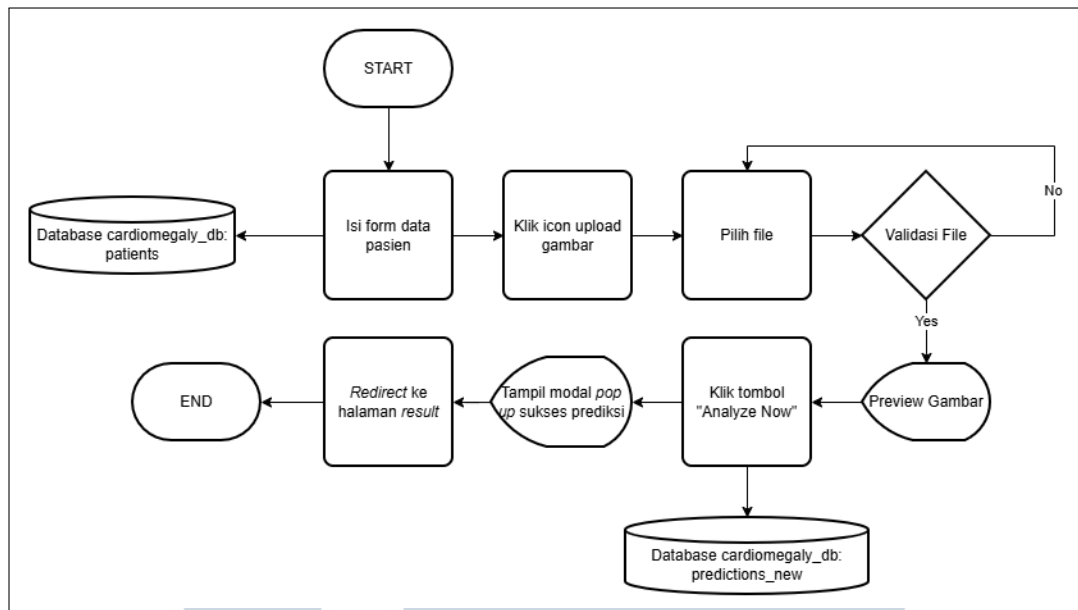


Gambar 3.9. Flowchart signup

Alur Subproses *upload* citra rontgen dada ditunjukkan pada Gambar 3.10 yang dimulai dengan *pengisian data pasien* yang kemudian disimpan ke dalam *database*. Setelah itu, pengguna melakukan *unggah citra rontgen* dengan memilih *file* yang akan divalidasi oleh sistem. Jika *file* sesuai, sistem menampilkan *preview gambar* sebelum pengguna menekan tombol “*Analyze Now*” untuk memulai proses deteksi. Model kemudian memproses citra, mengirim *hasil prediksi* ke *database*, dan menampilkan *pop up* sukses sebelum pengguna diarahkan ke *halaman hasil*.

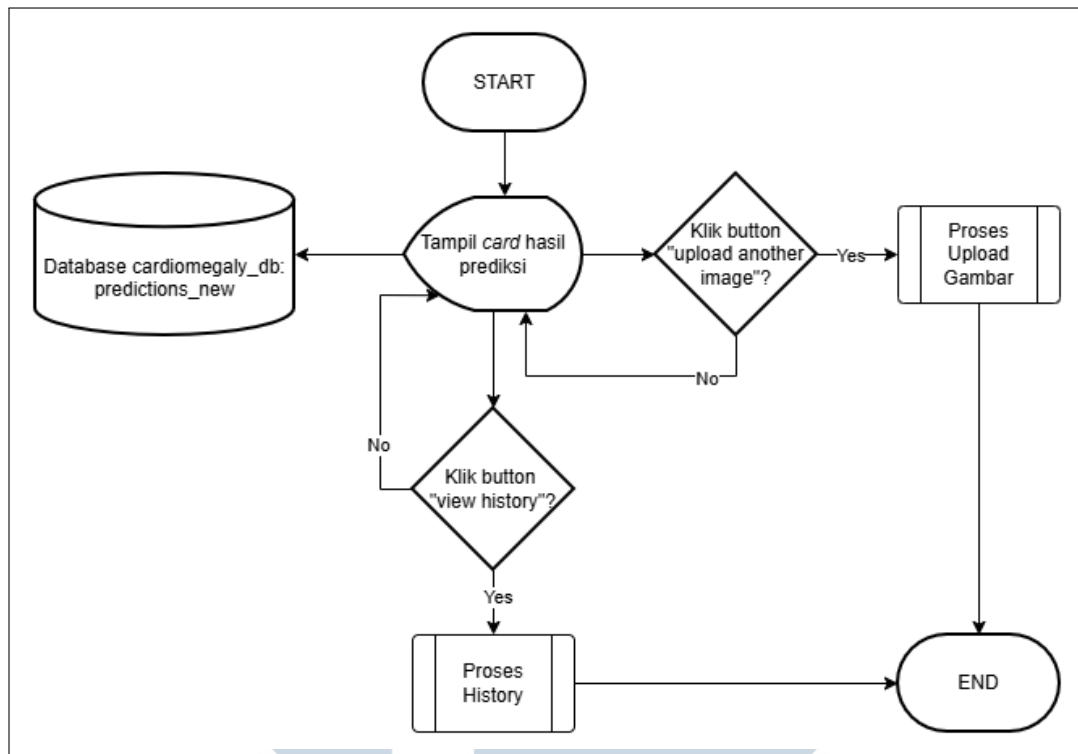
UNIVERSITAS  
MULTIMEDIA  
NUSANTARA





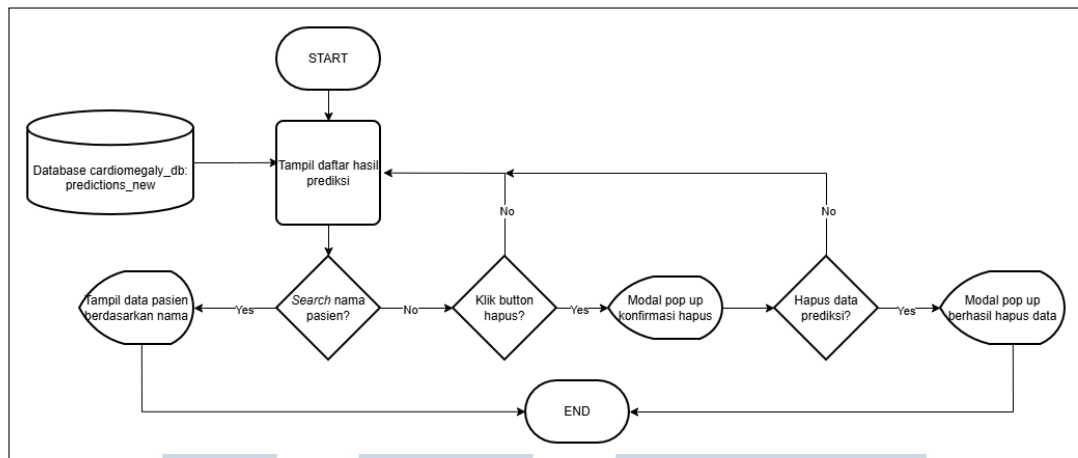
Gambar 3.10. Flowchart upload gambar

Flowchart penampilan hasil deteksi (*result*) ditunjukkan pada Gambar 3.11. Proses ini dimulai dengan pengambilan data hasil prediksi dari *database cardiomegaly\_db: predictions\_new*. Data yang telah diambil kemudian ditampilkan dalam bentuk *card* hasil prediksi yang berisi informasi hasil klasifikasi, data pasien, tingkat kepercayaan (*confidence score*), serta visualisasi citra rontgen dengan *heatmap Grad-CAM*. Setelah hasil ditampilkan, pengguna memiliki dua opsi utama. Pertama, jika pengguna menekan tombol "*Upload Another Image*", maka sistem akan diarahkan kembali ke halaman *Upload* untuk memulai proses unggah citra baru. Kedua, jika pengguna menekan tombol "*View History*", sistem akan menjalankan *Proses History* untuk menampilkan seluruh riwayat hasil deteksi yang tersimpan dalam *database*. Jika tidak ada aksi lebih lanjut dari pengguna, sistem tetap berada pada halaman hasil prediksi hingga pengguna memilih salah satu opsi tersebut.



Gambar 3.11. Flowchart result

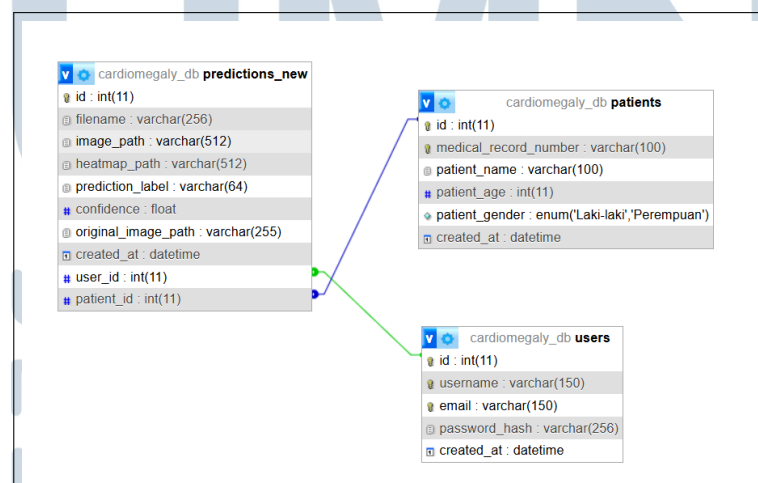
*Flowchart history* deteksi ditunjukkan pada Gambar 3.12. Proses ini diawali dengan pengambilan *result* dari *database cardiomegaly\_db: predictions\_new*. Setelah data berhasil diambil, sistem menampilkan daftar hasil prediksi pada halaman *History*. Pengguna dapat menggunakan *search box* untuk mencari hasil berdasarkan nama pasien yang tersimpan di dalam *database*. Selain itu, pengguna juga memiliki opsi untuk menghapus data hasil prediksi tertentu dengan menekan tombol "*Hapus*". Ketika tombol tersebut ditekan, sistem akan menampilkan *modal pop up konfirmasi hapus* sebagai langkah verifikasi. Jika pengguna mengonfirmasi penghapusan, sistem akan menjalankan proses *hapus data prediksi* dari *database*, kemudian menampilkan *modal pop up berhasil hapus data* sebagai notifikasi bahwa data telah dihapus. Setelah itu, daftar hasil prediksi diperbarui secara otomatis dan pengguna dapat kembali melihat atau mencari data lain.



Gambar 3.12. Flowchart history

### 3.3.3 Entity Relationship Diagram

Sekumpulan berbagai struktur tabel yang telah dijelaskan sebelumnya membentuk suatu basis data terpadu yang saling berhubungan. *Entity Relationship Diagram* (ERD) digunakan sebagai model untuk memvisualisasikan hubungan antar data dalam basis data, dengan berfokus pada entitas utama yang memiliki relasi satu sama lain. Biasanya, ERD dijadikan sebagai acuan utama dalam tahap perancangan atau pengembangan sistem atau aplikasi. Gambar 3.13 menunjukkan ERD dari sistem deteksi.



Gambar 3.13. Entity Relationship Diagram sistem deteksi

### 3.3.4 Struktur Tabel

Setelah alur proses dan data dalam sistem dijelaskan, tahap berikutnya adalah menyusun rancangan basis data menggunakan MySQL, yang menjadi fondasi pengembangan sistem deteksi kardiomegali. Basis data ini tersusun atas tiga tabel utama, yakni *users*, *patients*, dan *predictions\_new*.

#### a. Tabel *users*

Tabel *users* yang dapat dilihat pada Tabel 3.1 digunakan untuk menyimpan data akun pengguna yang memiliki akses ke sistem deteksi kardiomegali berbasis web. Kolom *id* berfungsi sebagai *primary key* yang menjadi identitas unik bagi setiap pengguna dalam sistem. Kolom *username* digunakan sebagai nama pengguna yang dipakai saat proses autentikasi, sedangkan kolom *email* berfungsi sebagai informasi kontak pengguna sekaligus dapat digunakan untuk keperluan verifikasi akun atau pemulihan akses. Kolom *password\_hash* menyimpan kata sandi pengguna dalam bentuk terenkripsi (*hash*) guna menjaga keamanan data dan mencegah penyalahgunaan informasi autentikasi. Selain itu, kolom *created\_at* digunakan untuk mencatat waktu pembuatan akun pengguna sebagai bagian dari pencatatan riwayat sistem (*audit trail*).

Tabel 3.1. Struktur Tabel *users*

Nama Kolom	Tipe Data	Nullable	Identitas
id	int(11)	Tidak	PK
username	varchar(150)	Tidak	-
email	varchar(150)	Tidak	-
password_hash	varchar(256)	Tidak	-
created_at	datetime	Ya	-

b. Tabel patients

Tabel *patients* yang dapat dilihat pada Tabel 3.2 digunakan untuk menyimpan data identitas pasien yang citra rontgen dadanya akan diproses dan dianalisis oleh sistem deteksi kardiomegali. Kolom *id* berfungsi sebagai *primary key* yang menjadi identitas unik bagi setiap data pasien dalam basis data. Kolom *medical\_record\_number* digunakan untuk menyimpan nomor rekam medis pasien sebagai identifikasi administratif yang bersifat unik dan memudahkan penelusuran data. Kolom *patient\_name* berfungsi untuk menyimpan nama pasien, sedangkan kolom *patient\_age* menyimpan informasi usia pasien yang dapat digunakan sebagai data demografis pendukung dalam analisis. Selanjutnya, kolom *patient\_gender* digunakan untuk menyimpan jenis kelamin pasien yang diklasifikasikan ke dalam dua kategori, yaitu laki-laki dan perempuan. Kolom *created\_at* berfungsi untuk mencatat waktu pembuatan atau penyimpanan data pasien ke dalam sistem sebagai bagian dari pencatatan riwayat data.

Tabel 3.2. Struktur Tabel *patients*

Nama Kolom	Tipe Data	Nullable	Identitas
id	int(11)	Tidak	PK
medical_record_number	varchar(100)	Tidak	-
patient_name	varchar(100)	Tidak	-
patient_age	int(11)	Tidak	-
patient_gender	enum('Laki-laki', 'Perempuan')	Tidak	-
created_at	datetime	Ya	-

c. Tabel predictions\_new

Tabel *predictions\_new* yang dapat dilihat pada Tabel 3.3 digunakan untuk menyimpan seluruh informasi hasil prediksi kardiomegali yang dihasilkan oleh model ResNet-50 terhadap citra rontgen dada yang diunggah ke dalam sistem. Kolom *id* berfungsi sebagai *primary key* yang menjadi identitas unik bagi setiap data hasil prediksi. Kolom *filename* digunakan untuk menyimpan nama berkas citra rontgen yang diproses, sedangkan kolom *image\_path* menyimpan lokasi penyimpanan citra rontgen hasil unggahan pada sistem. Kolom *heatmap\_path* digunakan untuk menyimpan jalur berkas hasil visualisasi *heatmap* atau Grad-CAM yang dihasilkan oleh model



sebagai penunjang interpretasi hasil prediksi, dan bersifat opsional apabila visualisasi tidak dihasilkan.

Kolom *prediction\_label* menyimpan hasil klasifikasi yang diberikan oleh model, seperti kategori normal atau kardiomegali, sedangkan kolom *confidence* menyimpan nilai tingkat kepercayaan model terhadap hasil prediksi tersebut. Kolom *original\_image\_path* digunakan untuk menyimpan jalur citra rontgen asli sebelum diproses atau divisualisasikan, sehingga memudahkan pelacakan data dan perbandingan hasil. Kolom *created\_at* berfungsi untuk mencatat waktu proses prediksi dilakukan sebagai bagian dari pencatatan riwayat sistem.

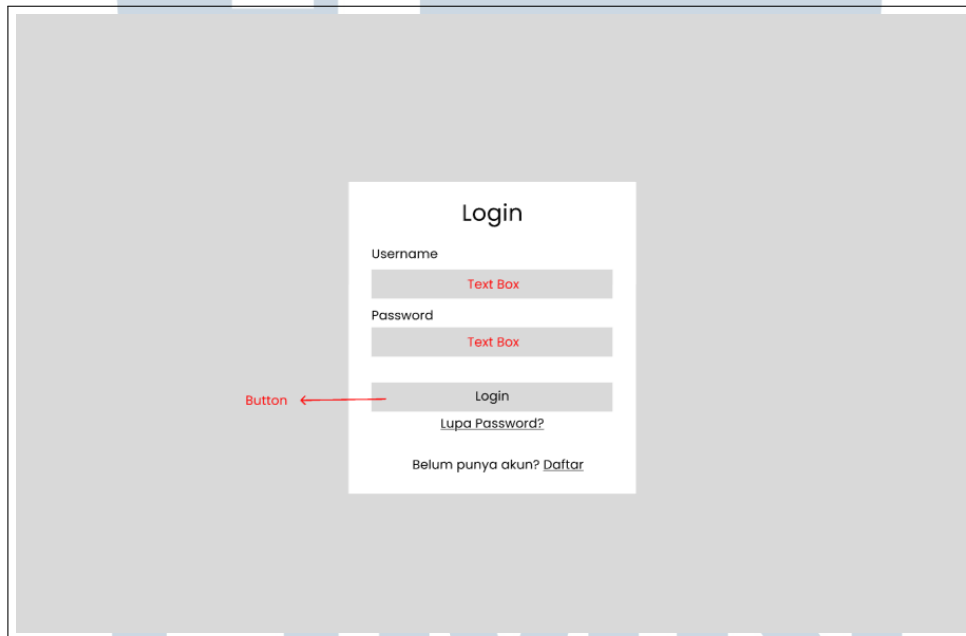
Selain itu, kolom *user\_id* berperan sebagai *foreign key* yang menghubungkan data prediksi dengan akun pengguna pada tabel *users*, sehingga setiap aktivitas prediksi dapat ditelusuri berdasarkan pengguna yang melakukan proses tersebut. Kolom *patient\_id* juga berperan sebagai *foreign key* yang menghubungkan hasil prediksi dengan data pasien pada tabel *patients*, sehingga sistem dapat mengaitkan setiap hasil analisis citra rontgen dengan identitas pasien yang bersangkutan.

Tabel 3.3. Struktur Tabel *predictions\_new*

Nama Kolom	Tipe Data	Nullable	Identitas
id	int(11)	Tidak	PK
filename	varchar(256)	Tidak	-
image_path	varchar(512)	Tidak	-
heatmap_path	varchar(512)	Ya	-
prediction_label	varchar(64)	Tidak	-
confidence	float	Tidak	-
original_image_path	varchar(255)	Ya	-
created_at	datetime	Ya	-
user_id	int(11)	Tidak	FK → users(id)
patient_id	int(11)	Tidak	FK → patients(id)

### 3.3.5 Wireframe

Dalam proses pengembangan, terdapat *wireframe* atau desain antarmuka yang berfungsi sebagai representasi visual dari tampilan sistem yang dibangun. Gambar 3.14 menunjukkan *wireframe* halaman *login* pada sistem berbasis *website* yang dibuat. Pada halaman ini, pengguna diminta untuk memasukkan *username* dan *password* sebagai proses autentikasi sebelum dapat mengakses fitur utama sistem. Mekanisme *login* ini berfungsi untuk membatasi akses hanya kepada pengguna yang memiliki hak akses, sehingga keamanan data dan penggunaan sistem dapat terjaga dengan baik.



Gambar 3.14. *Wireframe* halaman *login*

Gambar 3.15 memperlihatkan rancangan *wireframe* untuk halaman *signup* pada sistem berbasis *website* yang dibangun. Halaman ini akan ditampilkan ketika pengguna belum memiliki akun, sehingga pengguna perlu melakukan proses pendaftaran terlebih dahulu sebelum dapat mengakses sistem. Pada halaman *signup*, pengguna diminta untuk mengisi data berupa *username*, *email*, dan *password* sebagai informasi akun, yang selanjutnya akan diproses oleh sistem untuk pembuatan akun baru.

Gambar 3.15. Wireframe halaman *signup*

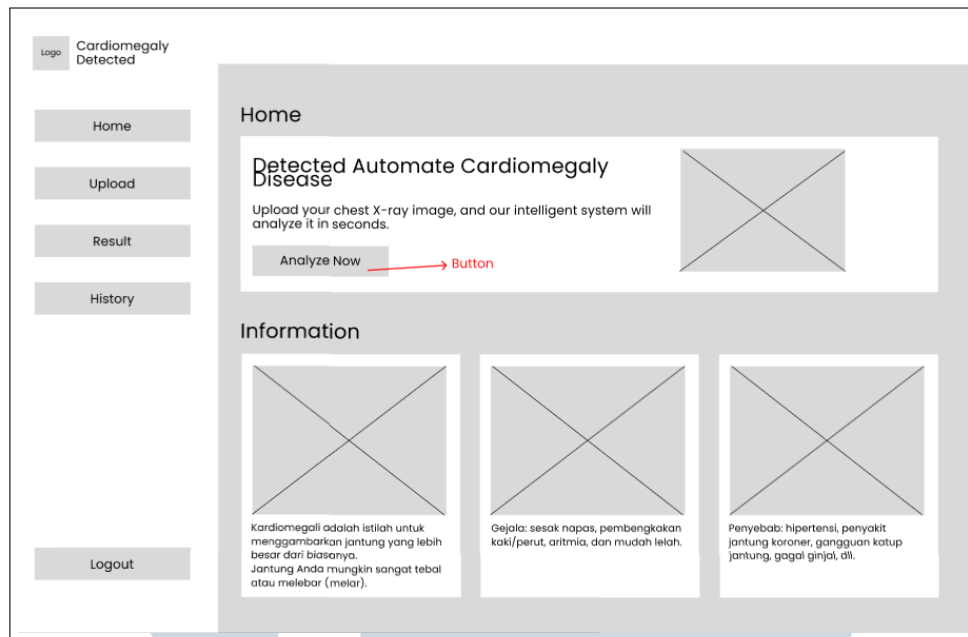
Gambar 3.16 memperlihatkan rancangan *wireframe* untuk halaman *Forgot Password*. Halaman ini berfungsi sebagai langkah awal pemulihan akun ketika pengguna lupa kata sandi. Pengguna wajib memasukkan *Username* yang terdaftar di kolom *input*, kemudian menekan tombol Lanjut untuk memproses verifikasi dan melanjutkan ke tahap *reset password*.

Gambar 3.16. Wireframe halaman *forgot password*

Gambar 3.17 memperlihatkan rancangan *wireframe* untuk halaman *Reset Password*. Halaman ini tampil setelah pengguna berhasil menyelesaikan proses verifikasi identitas (melalui *username*). Pengguna dapat memasukkan *Password Baru* dan mengulangnya di kolom Konfirmasi *Password* untuk memastikan tidak ada kesalahan pengetikan, kemudian menekan tombol *Reset Password* untuk menyimpan kata sandi baru tersebut.

Gambar 3.17. *Wireframe* halaman *reset password*

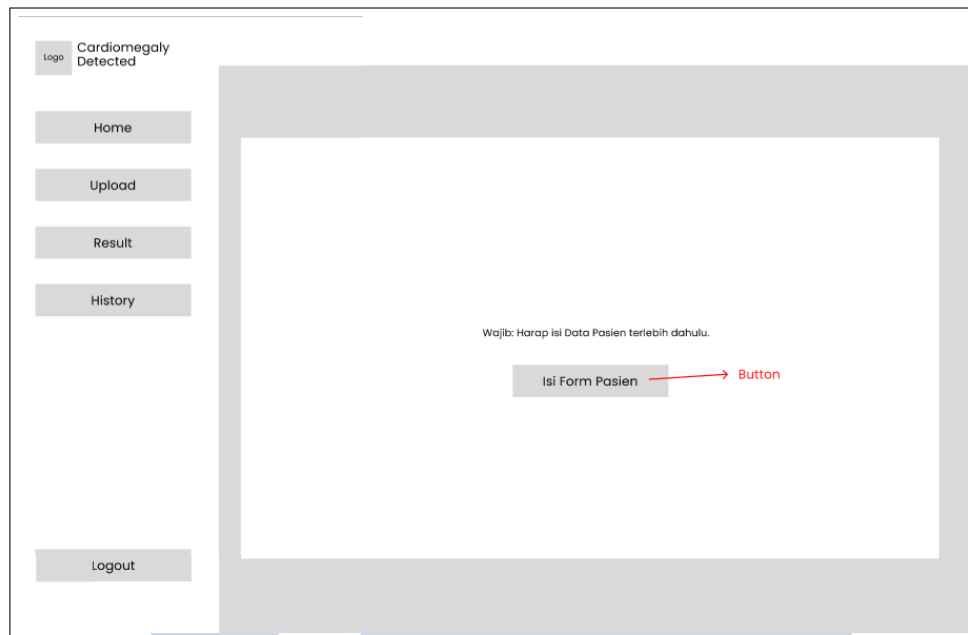
Gambar 3.18 menunjukkan rancangan *wireframe* halaman *home* pada sistem berbasis *website* yang dibangun. Halaman ini dirancang sebagai halaman utama yang pertama kali diakses oleh pengguna setelah berhasil melakukan proses *login*, sehingga memiliki peran penting dalam memberikan kesan awal serta kemudahan navigasi. Pada halaman *home*, disediakan tombol *analyze now* yang dipilih sebagai elemen utama untuk memudahkan pengguna memulai proses prediksi citra rontgen dada secara langsung tanpa melalui tahapan yang kompleks. Selain itu, halaman ini juga menampilkan informasi umum terkait kardiomegali yang bertujuan untuk memberikan pemahaman awal kepada pengguna mengenai kondisi yang dideteksi oleh sistem, sehingga pengguna tidak hanya memperoleh hasil prediksi, tetapi juga konteks medis pendukung sebagai panduan awal dalam penggunaan sistem.



Gambar 3.18. Wireframe halaman home

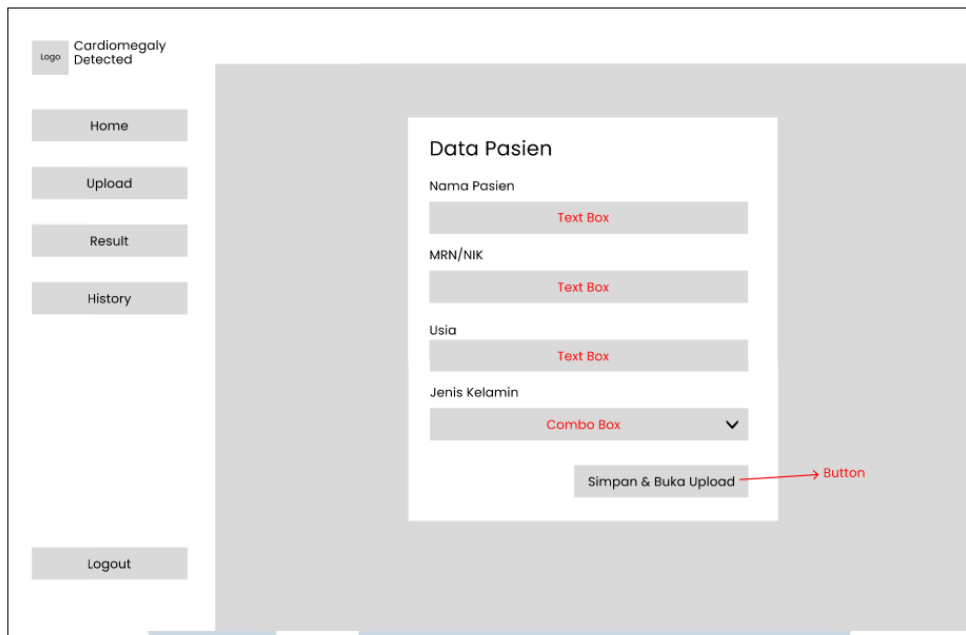
Gambar 3.19 memperlihatkan rancangan *wireframe* untuk halaman *Upload* pada sistem pendeteksian kardiomegali berbasis *website*. Halaman ini dirancang untuk menampilkan navigasi utama yang berkaitan dengan proses pendeteksian, namun secara fungsional belum mengizinkan pengguna melakukan unggah citra rontgen dada secara langsung. Penerapan pembatasan ini dilakukan dengan menampilkan pesan peringatan “Wajib: Harap isi Data Pasien terlebih dahulu” sebagai mekanisme kontrol alur penggunaan sistem. Tujuan dari perancangan tersebut adalah untuk memastikan bahwa data identitas pasien telah diinput secara lengkap sebelum proses unggah citra dilakukan, sehingga hasil prediksi yang dihasilkan sistem dapat terasosiasi dengan data pasien yang sesuai. Selain itu, penyediaan tombol “Isi Form Pasien” dipilih untuk mengarahkan pengguna secara jelas ke tahapan pengisian data, guna meningkatkan keteraturan proses, meminimalkan kesalahan input, serta mendukung pencatatan data pasien yang lebih sistematis.





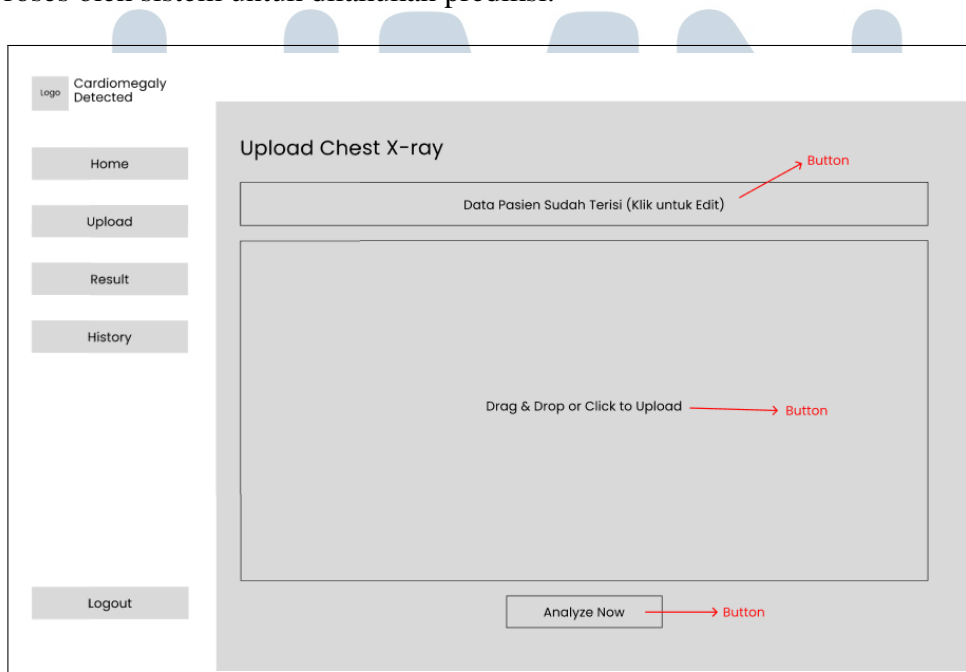
Gambar 3.19. Wireframe halaman *upload*

Gambar 3.20 memperlihatkan rancangan *wireframe* untuk halaman pengisian *form* data pasien pada sistem pendeteksian kardiomegali berbasis *website*. Halaman ini dirancang untuk mengumpulkan informasi dasar pasien yang diperlukan sebelum proses analisis citra rontgen dada dilakukan, sehingga hasil deteksi yang dihasilkan sistem dapat dikaitkan dengan identitas pasien secara tepat. Kolom Nama Pasien, MRN/NIK, dan Usia dipilih sebagai data wajib karena merupakan informasi administratif dan demografis dasar yang umum digunakan dalam pencatatan medis, sedangkan pemilihan Jenis Kelamin disediakan dalam bentuk *Combo Box* untuk meminimalkan kesalahan input serta menjaga konsistensi data. Setelah seluruh data terisi, pengguna diarahkan untuk menekan tombol “Simpan & Buka Upload” yang dirancang sebagai penghubung alur proses, sehingga data pasien dapat tersimpan terlebih dahulu sebelum pengguna melanjutkan ke tahap unggah citra rontgen. Perancangan alur ini bertujuan untuk meningkatkan keteraturan penggunaan sistem, mengurangi risiko data tidak lengkap, serta mendukung proses analisis yang lebih terstruktur dan sistematis.



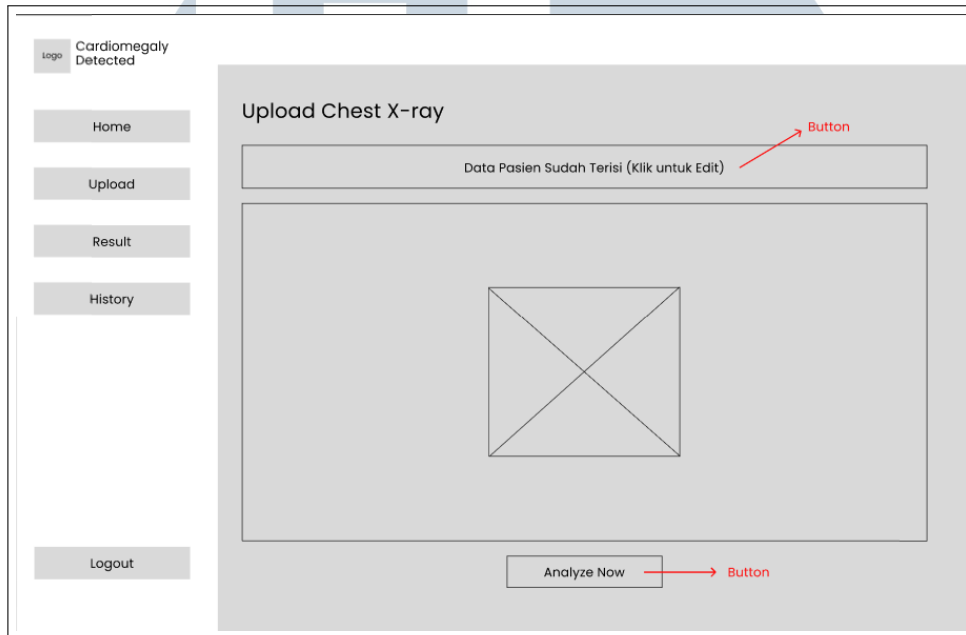
Gambar 3.20. Wireframe halaman isi form data pasien

Gambar 3.21 menunjukkan wireframe halaman *upload* citra pada *website*. Pada halaman ini, setelah pengguna berhasil mengisi *form* data pasien, pengguna dapat mengunggah citra rontgen dengan menekan ikon berbentuk awan atau dengan menggunakan fitur *drag and drop*. Citra rontgen yang diunggah kemudian akan diproses oleh sistem untuk dilakukan prediksi.



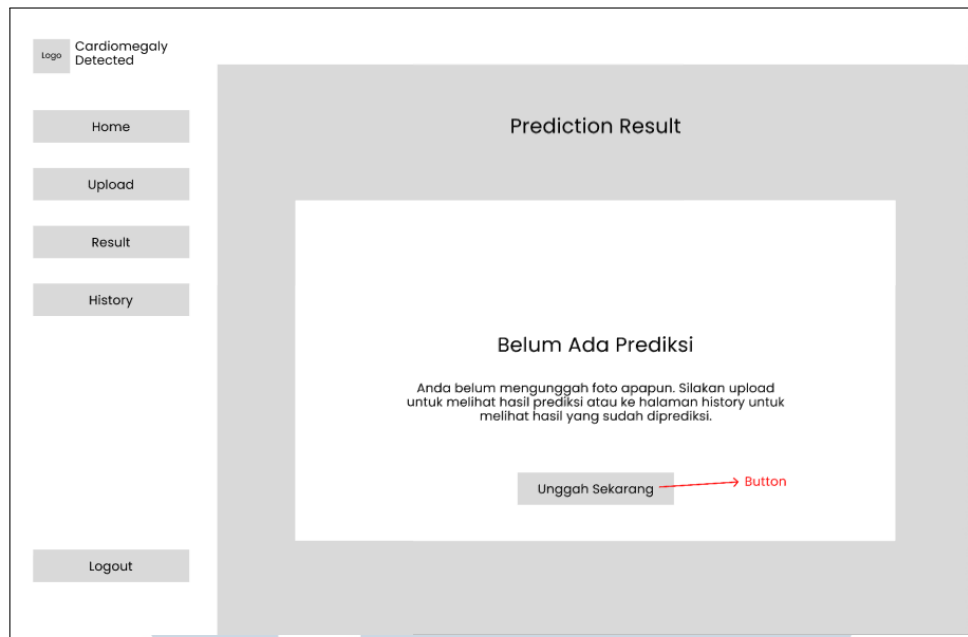
Gambar 3.21. Wireframe halaman *upload* citra

Gambar 3.22 menunjukkan *wireframe* halaman *upload preview*. Setelah citra rontgen berhasil diunggah, sistem akan menampilkan pratinjau untuk memastikan bahwa citra yang dipilih sudah sesuai. Selanjutnya, tombol *analyze now* dapat digunakan untuk prediksi apabila citra rontgen telah tersedia pada halaman ini.



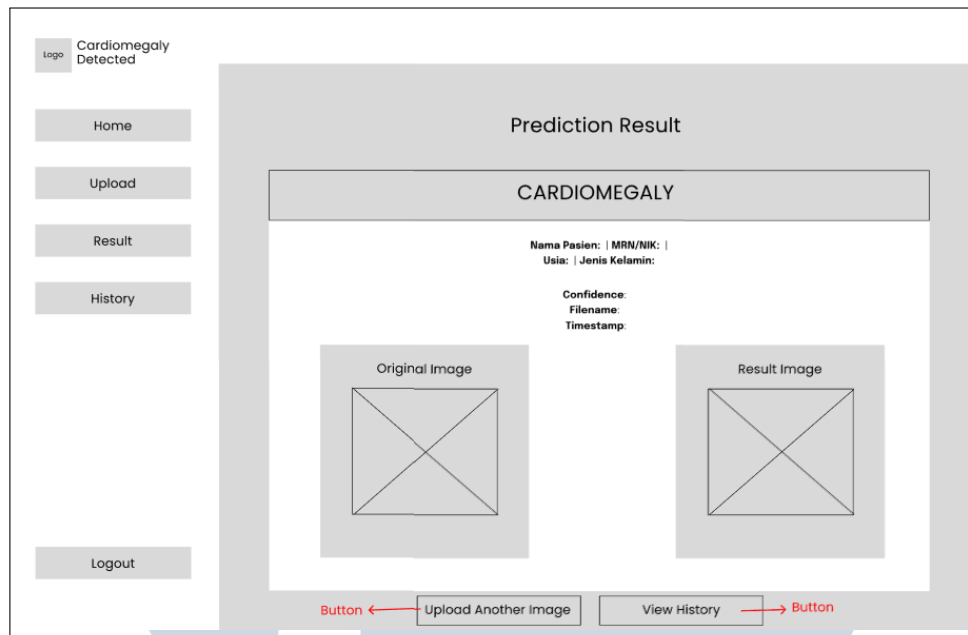
Gambar 3.22. *Wireframe* halaman *upload preview*

Gambar 3.23 menunjukkan rancangan *wireframe* untuk halaman *Prediction Result* pada kondisi awal atau saat belum terdapat data prediksi yang dihasilkan oleh sistem. Halaman ini dirancang sebagai media utama untuk menampilkan hasil analisis kardiomegali berdasarkan citra rontgen dada yang diunggah oleh pengguna. Namun, ketika belum ada citra yang diproses, sistem secara sengaja menampilkan pesan “Belum Ada Prediksi” sebagai indikator status bahwa proses analisis belum dilakukan. Penerapan kondisi kosong ini bertujuan untuk menghindari kesalahpahaman pengguna serta memberikan informasi yang jelas mengenai tahapan penggunaan sistem. Selain itu, tombol “Unggah Sekarang” disediakan sebagai elemen navigasi yang memudahkan pengguna untuk langsung diarahkan kembali ke halaman *Upload*, sehingga alur penggunaan sistem menjadi lebih intuitif, terstruktur, dan mendukung pengalaman pengguna yang lebih baik.



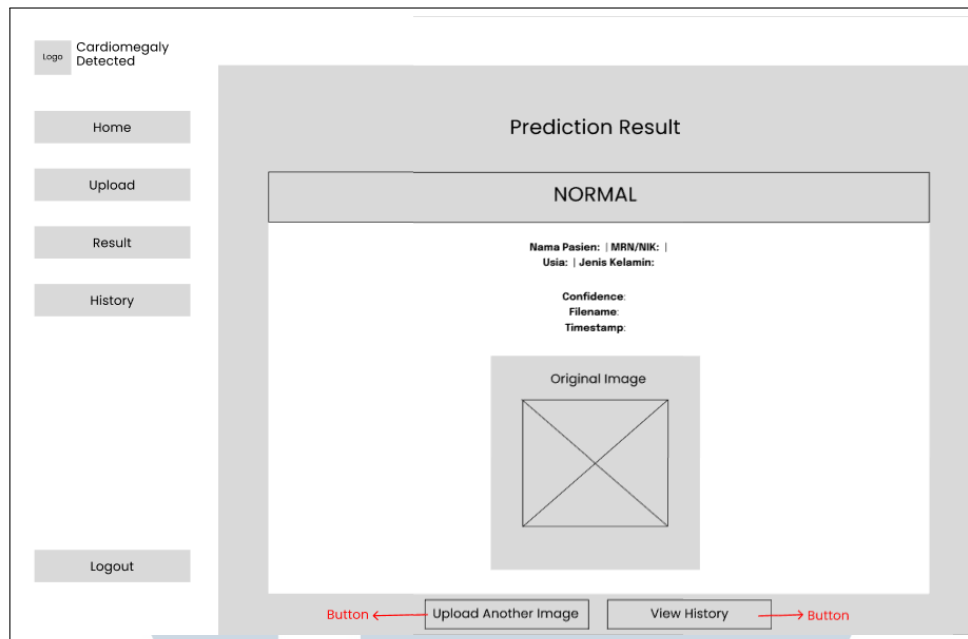
Gambar 3.23. Wireframe halaman *result*

Gambar 3.24 menunjukkan rancangan *wireframe* halaman *result* untuk kondisi prediksi kardiomegali pada sistem pendeteksian berbasis *website*. Halaman ini dirancang untuk menampilkan hasil prediksi dari citra rontgen dada yang telah diunggah oleh pengguna secara komprehensif dan informatif. Informasi yang ditampilkan mencakup data pasien, hasil prediksi kondisi kardiomegali, tingkat kepercayaan (*confidence*), nama berkas (*filename*), serta waktu unggah (*timestamp*), yang bertujuan untuk memastikan keterlacakan data dan memudahkan proses dokumentasi. Apabila hasil prediksi menunjukkan adanya kardiomegali, sistem menampilkan dua citra, yaitu citra rontgen asli yang diunggah oleh pengguna dan citra hasil prediksi yang telah dilengkapi dengan visualisasi *heatmap* Grad-CAM serta penanda area dalam bentuk *bounding box*. Penerapan visualisasi ini dipilih untuk meningkatkan interpretabilitas model CNN, sehingga pengguna dapat memahami area citra yang menjadi fokus sistem dalam pengambilan keputusan, sekaligus memberikan kepercayaan dan transparansi terhadap hasil prediksi yang dihasilkan oleh sistem.



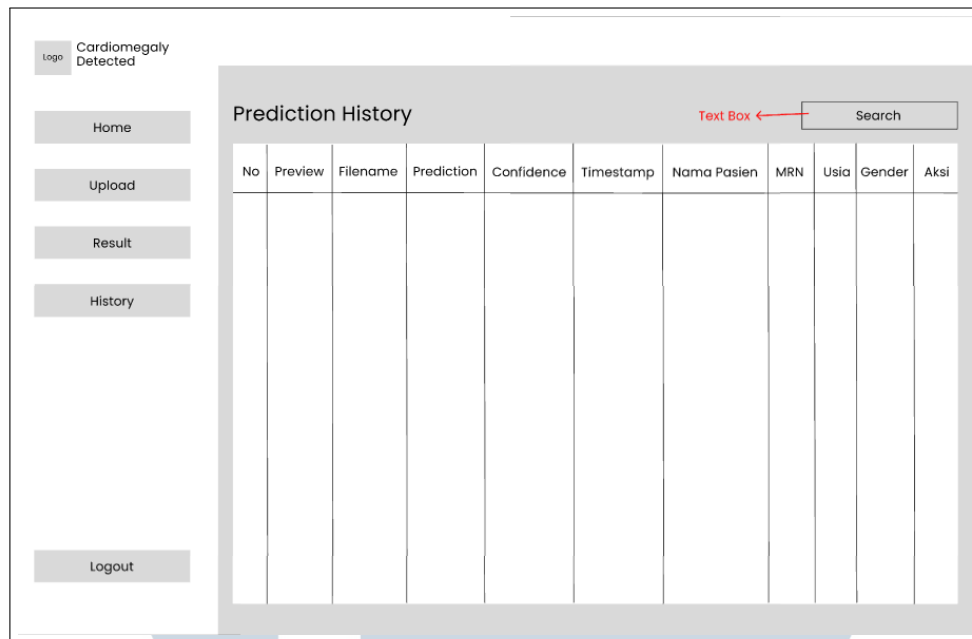
Gambar 3.24. Wireframe halaman *result* kardiomegali

Gambar 3.25 menunjukkan rancangan *wireframe* halaman *result* untuk kondisi prediksi normal pada sistem pendeteksi kardiomegali berbasis *website*. Halaman ini dirancang untuk menampilkan hasil prediksi dari citra rontgen dada yang telah diunggah oleh pengguna secara ringkas namun informatif. Informasi yang disajikan meliputi data pasien, hasil prediksi kondisi normal, tingkat kepercayaan (*confidence*), nama berkas (*filename*), serta waktu unggah (*timestamp*), yang bertujuan untuk mendukung keterlacakan data dan kejelasan hasil analisis. Pada kondisi prediksi normal, sistem hanya menampilkan pratinjau citra rontgen yang diunggah tanpa disertai visualisasi lanjutan seperti *heatmap* atau *bounding box*. Pendekatan ini dipilih untuk menjaga kesederhanaan tampilan, menghindari informasi visual yang berlebihan, serta menegaskan bahwa tidak terdeteksi area abnormal pada citra, namun tetap memberikan informasi pendukung berupa nilai *confidence*, *filename*, dan *timestamp* sebagai bagian dari transparansi hasil prediksi.



Gambar 3.25. Wireframe halaman *result* normal

Gambar 3.26 memperlihatkan rancangan *wireframe* untuk halaman *Prediction History* pada sistem pendeteksian kardiomegali berbasis *website*. Halaman ini dirancang untuk menyimpan dan menampilkan seluruh riwayat prediksi kardiomegali yang pernah dilakukan oleh pengguna secara terstruktur dan terdokumentasi. Data riwayat disajikan dalam bentuk tabel yang mencakup informasi prediksi seperti *Filename*, hasil *Prediction*, tingkat kepercayaan (*Confidence*), serta waktu unggah (*Timestamp*), yang dipadukan dengan data pasien meliputi Nama Pasien, MRN, Usia, dan Gender. Penyajian dalam bentuk tabel dipilih karena memudahkan pengguna dalam membaca, membandingkan, serta menelusuri hasil prediksi dalam jumlah besar. Selain itu, penyediaan fitur tombol *Search* di bagian atas tabel bertujuan untuk membantu pengguna melakukan pencarian data riwayat tertentu secara cepat dan efisien, sehingga meningkatkan kemudahan akses informasi serta mendukung pengelolaan data prediksi secara lebih sistematis.



Gambar 3.26. Wireframe halaman *history*

UMN

UNIVERSITAS

MULTIMEDIA

NUSANTARA