

APLIKASI DEEP LEARNING DALAM PENYAKIT JANTUNG

Tugas 4

**Karya tulis sebagai salah satu syarat
memenuhi tugas MA4072 Pembelajaran
Mendalam dari Institut Teknologi
Bandung**

Oleh:

Hanny Margaretha Aritonang (10121008)

Melvan Safero Lee (10121063)

(Program Studi Matematika)



INSTITUT TEKNOLOGI BANDUNG

Juni 2024

PRAKATA

Puji syukur kami panjatkan ke hadirat Tuhan Yang Maha Esa atas segala rahmat dan karunia-Nya, sehingga kami dapat menyelesaikan laporan akhir ini yang berjudul "Aplikasi Deep Learning dalam Penyakit Jantung" yang dimana topik ini berasal dari kuliah tamu yang bertema "Recent advancement and current issues in medical research and clinical settings" yang di mana tema tersebut kami pilih. Laporan ini disusun sebagai bagian dari tugas besar guna memenuhi evaluasi kegiatan pembelajaran pada mata kuliah MA4072 Pembelajaran Mendalam di Program Studi Matematika, Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam, Institut Teknologi Bandung.

Laporan ini merupakan hasil kerja keras dan dedikasi kami selama mengikuti perkuliahan. Kami menyadari bahwa penyusunan laporan ini tidak akan terlaksana dengan baik tanpa bantuan, dukungan, dan bimbingan dari berbagai pihak. Oleh karena itu, kami ingin mengucapkan terima kasih yang sebesar-besarnya kepada Bapak Muhammad Islahuddin, S. Si., M. Sc., dan Bapak Rudy Kusdiantara, S.Si., M.Si., Ph.D. selaku dosen pengampu mata kuliah ini. Kami sangat menghargai pengajaran dan bimbingan yang telah diberikan, yang memungkinkan kami untuk menyelesaikan tugas ini dengan baik. Semoga Bapak senantiasa diberi kesehatan dan keselamatan sehingga dapat terus menyalurkan ilmu pengetahuan kepada kami dan para mahasiswa lainnya di masa yang akan datang.

Kami juga tidak lupa mengucapkan terima kasih kepada keluarga, teman, dan semua pihak yang telah memberikan dukungan moril dan materiil selama proses penyusunan laporan ini. Tanpa dukungan mereka, kami tidak akan mampu menyelesaikan laporan ini dengan baik.

Harapan kami, laporan ini dapat memberikan manfaat yang signifikan dan kontribusi positif bagi perkembangan ilmu pengetahuan dan teknologi, khususnya dalam bidang kesehatan dalam menggunakan model deep learning. Kami juga berharap bahwa hasil penelitian ini dapat menjadi referensi dan inspirasi bagi penelitian-penelitian selanjutnya.

Bandung, 18 Juni 2024

Penulis

ABSTRAK

Penyakit kardiovaskular termasuk penyakit jantung, merupakan penyebab kematian utama di seluruh dunia. Menurut laporan Global Burden of Cardiovascular Disease yang diterbitkan oleh American Heart association, penyakit kardiovaskular juga berkontribusi terhadap kerugian kesehatan dan biaya sistem kesehatan yang tinggi. Oleh karena itu, diperlukan diagnosa yang tepat dan cepat untuk mengurangi angka kematian akibat penyakit ini.

Penelitian ini bertujuan untuk membandingkan sistem klasifikasi penyakit jantung menggunakan dua model deep learning yaitu Multi-Layer Perceptron (MLP) dan Convolutional Neural Network (CNN). Kedua model ini dipilih karena kelebihanannya dalam menangani berbagai jenis data medis. MLP dengan strukturnya yang terhubung sepenuhnya efektif untuk menganalisis data klinis pasien seperti usia, tekanan darah, kolesterol, dan detak jantung. CNN dirancang untuk menangani data berbentuk grid seperti citra medis.

Pengujian dilakukan menggunakan dataset terpisah antara data latih (training) dan data uji (testing), di mana kedua model dievaluasi berdasarkan akurasi prediksinya menggunakan confusion matrix. Hasil eksperimen menunjukkan bahwa model MLP yang dikembangkan mampu memberikan prediksi harga saham lebih baik dengan tingkat akurasi mencapai 73.27% dari pada model CNN. Temuan ini dikarenakan sensitivitas pada model MLP lebih sensitif dengan variasi hyperparameter yang membuat arsitektur untuk MLP lebih robust.

Penelitian ini tidak hanya memberikan kontribusi dalam bidang teknologi informasi dan keuangan, tetapi juga membuka peluang untuk pengembangan lebih lanjut dalam aplikasi machine learning untuk perawatan rumah sakit secara lebih luas.

Kata kunci: Multilayer Perceptron, CNN, kardiovaskular, confusion matrix, analisis teknikal.

ABSTRACT

Cardiovascular disease, including heart disease, is the leading cause of death worldwide. According to the Global Burden of Cardiovascular Disease report published by the American Heart Association, cardiovascular disease also contributes to health losses and high health system costs. Therefore, accurate and fast diagnosis is needed to reduce the death rate due to this disease.

This study aims to compare heart disease classification systems using two deep learning models, namely Multi-Layer Perceptron (MLP) and Convolutional Neural Network (CNN). These two models were chosen because of their advantages in handling various types of medical data. MLP with its fully connected structure is effective for analyzing patient clinical data such as age, blood pressure, cholesterol and heart rate. CNNs are designed to handle grid-shaped data such as medical images.

Testing was carried out using a separate dataset of training data and testing data, where both models were evaluated based on their prediction accuracy using a confusion matrix. Experimental results show that the MLP model developed is able to provide better stock price predictions with an accuracy level of 73.27% than the CNN model. This finding is because the sensitivity of the MLP model is more sensitive to hyperparameter variations which makes the MLP architecture more robust.

This research not only contributes to the fields of information technology and finance, but also opens up opportunities for further development in the application of machine learning to hospital care more broadly.

Keywords: Multilayer Perceptron, CNN, cardiovascular, confusion matrix, technical analysis.

DAFTAR ISI

Prakata	2
Abstrak	3
<i>Abstract</i>	4
Daftar Isi	5
Daftar Gambar dan Tabel	7
Bab I Pendahuluan	8
I.1. Latar Belakang	8
I.2. Rumusan Masalah	9
I.3. Tujuan Penelitian	9
I.4. Ruang Lingkup Penelitian	9
I.5. Sistematika Penelitian	10
Bab II Tinjauan Pustaka	11
II.1. Data Cardio Train	11
II.2. Multi-Layer Perceptron (MLP)	12
II.3. Convolutional Neural Network (CNN)	13
II.4. Uji Signifikansi Model	14
Bab III Metodologi	16
III.1. Data Penelitian	16
III.2. Alur Penelitian	16
III.2.1 Multi-Layer Perceptron	16
III.2.2 Convolutional Neural Network	18
Bab IV Hasil	20
IV.1. Data Penelitian	20
IV.2. Model Multilayer Perceptron	20
IV.3. Model CNN	21
Bab V Diskusi	24
V.1. Pembahasan	24

Bab VI Kesimpulan	25
VI.1. Kesimpulan	25
VI.2. Saran	25
VI.3. Kontribusi	25
Daftar Pustaka	27
Lampiran	28

DAFTAR GAMBAR DAN TABEL

Gambar 1. Ilustrasi Multi-Layer Perceptron	12
Gambar 2. Ilustrasi Convolutional Neural Network	13
Tabel 1. Data Cardiovascular Disease	14
Tabel 2. Data Cardiovascular Disease Baru	17
Gambar 3. Visualisasi data diskrit terhadap variabel target	17
Gambar 4. Korelasi antar variabel	18
Gambar 5. Data pasien yang sudah ditambahkan bmi, bmi_high, dan age-y.	20

BAB I

PENDAHULUAN

1.1. Latar Belakang

Penyakit kardiovaskular termasuk penyakit jantung, merupakan penyebab kematian utama di seluruh dunia. Menurut laporan Global Burden of Cardiovascular Disease yang diterbitkan oleh American Heart association, penyakit kardiovaskular juga berkontribusi terhadap kerugian kesehatan dan biaya sistem kesehatan yang tinggi. Tahun 2019, 523 juta orang di dunia mengidap penyakit kardiovaskular dan tercatat 17,9 juta kematian akibat penyakit tersebut. Angka ini diperkirakan akan meningkat terutama di negara-negara berkembang yang faktor risiko seperti kebiasaan merokok, kurangnya aktivitas fisik, dan pola makan tidak sehat semakin meningkat. Oleh karena itu, diperlukan diagnosa yang tepat dan cepat untuk mengurangi angka kematian akibat penyakit ini.

Penyakit jantung merupakan kondisi dimana fungsi jantung sebagai pemompa darah dan oksigen ke seluruh tubuh terganggu. Menurut data dari Riset Kesehatan Dasar (Riskesdas) tahun 2018, sekitar 15 dari 1000 orang atau 2.784.064 individu mengidap penyakit jantung. Tercatat 652.481 kematian di Indonesia akibat penyakit jantung. Tingginya angka kematian akibat penyakit ini sering kali disebabkan oleh kurangnya pengetahuan masyarakat tentang gejala penyakit jantung serta keterbatasan alat diagnostik yang tersedia. Kompleksitas dan keragaman karakteristik penyakit jantung menuntut adanya pendekatan prediksi yang mampu menangani data medis yang rumit serta mampu mengekstraksi fitur-fitur penting secara otomatis.

Penelitian ini bertujuan untuk membandingkan sistem klasifikasi penyakit jantung menggunakan dua model deep learning yaitu Multi-Layer Perceptron (MLP) dan Convolutional Neural Network (CNN). Kedua model ini dipilih karena kelebihanannya dalam menangani berbagai jenis data medis. MLP dengan strukturnya yang terhubung sepenuhnya efektif untuk menganalisis data klinis pasien seperti usia, tekanan darah, kolesterol, dan detak jantung. CNN dirancang untuk menangani data berbentuk grid seperti citra medis.

Dalam penelitian ini, MLP dan CNN akan dievaluasi berdasarkan metrik akurasi, presisi, recall, f1-score, dan support. Dengan penelitian ini diharapkan dapat memberikan kontribusi

yang signifikan dalam pengembangan sistem diagnostik berbasis deep learning yang lebih akurat dan efisien untuk penyakit jantung serta membantu mengurangi angka kematian akibat penyakit ini.

1.2. Rumusan Masalah

1. Bagaimana performa Multi-Layer Perceptron dalam memprediksi penyakit jantung?
2. Bagaimana performa Convolutional Neural Network dalam memprediksi penyakit jantung?
3. Bagaimana perbandingan hasil prediksi antara kedua model tersebut?
4. Bagaimana efektivitas kedua model dalam menangani data medis yang kompleks?

1.3. Tujuan

1. Menginterpretasikan performa Multi-Layer Perceptron dalam memprediksi penyakit jantung.
2. Menginterpretasikan performa Convolutional Neural Network dalam memprediksi penyakit jantung.
3. Membandingkan hasil prediksi antara kedua model tersebut.
4. Menganalisa efektivitas kedua model dalam menangani data medis yang kompleks.

1.4. Ruang Lingkup

Pada penelitian ini, kami mendefinisikan beberapa batasan pengkajian dalam beberapa hal sebagai berikut.

1. Data pasien penyakit jantung dari 70000 pasien.
2. Data pasien terdiri dari objektif fitur, examination fitur, subjective fitur, dan target variabel.
3. Data tersebut diolah nilai predikai dengan MLP dan CNN.
4. Perancangan, pelatihan, dan evaluasi model MLP dan CNN menggunakan dataset training dan testing.
5. Implementasi model menggunakan library Keras, tensorflow, dan sklearn.
6. Evaluasi kinerja model menggunakan metrik akurasi dan perbandingan dengan metode tradisional seperti regresi linier.

Dengan membatasi dan mengarahkan fokus pada aspek-aspek di atas, diharapkan penelitian ini dapat memberikan kontribusi signifikan dalam pengembangan membandingkan model MLP dan CNN.

1.5. Sistematika Penulisan

Penelitian ini terbagi dalam enam bab, yaitu pendahuluan, tinjauan pustaka, metode penelitian, hasil, diskusi, dan penutup. Pada bab satu akan dibahas mengenai latar belakang penelitian, rumusan masalah, tujuan penelitian, ruang lingkup penelitian, dan sistematika penulisan. Selanjutnya, pada bab dua akan disajikan penjelasan umum dan tinjauan pustaka terkait model data cardio train, model MLP, dan model CNN. Bab tiga akan membahas data yang akan digunakan dalam penelitian dan alur penelitian. Bab empat akan memuat hasil penelitian berupa nilai akurasi dari model MLP dan model CNN, data training and testing.. Bab lima akan memuat pembahasan dari kinerja model. Kemudian bab terakhir memuat kesimpulan yang diperoleh dari hasil penelitian, saran untuk pengembangan penelitian selanjutnya, dan kontribusi setiap anggota kelompok dalam laporan ini.

BAB II

TINJAUAN PUSTAKA

2.1. Data Cardio Train

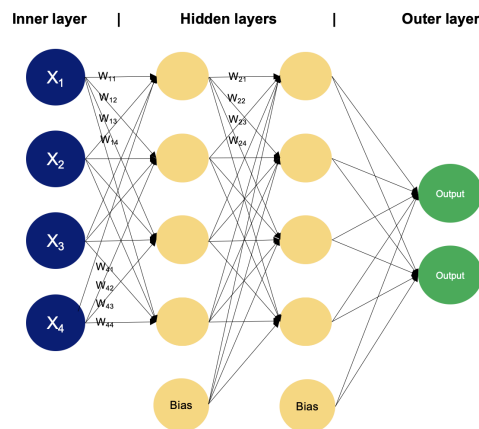
Data yang digunakan pada penelitian ini adalah data Cardiovascular Disease dari 70000 pasien. Fitur-fitur yang tersedia pada data

- a. Objective Feature yaitu informasi faktual.
 1. Age yaitu usia pasien dihitung dalam satuan hari.
 2. Height yaitu tinggi pasien dalam satuan cm.
 3. Weight yaitu berat pasien dalam satuan kg.
 4. Gender jenis kelamin yang ditandai dengan angka 1 untuk perempuan dan 2 untuk laki-laki.
- b. Examination Feature yaitu hasil pemeriksaan medis
 1. Systolic blood pressure (ap_hi) adalah tekanan darah maksimum pada arteri besar tubuh saat jantung berkontraksi dan memompa darah keluar.
 2. Diastolic blood pressure (ap_lo) adalah tekanan di arteri saat jantung beristirahat di antara detak jantung, dan merupakan angka kedua dalam pembacaan tekanan darah.
 3. Cholesterol yaitu jumlah kolesterol dalam satu unit darah. Pada data ini kadar kolesterol normal ditandai dengan angka 1, kadar diatas normal ditandai dengan angka 2, dan kadar jauh diatas normal ditandai dengan angka 3.
 4. Glucose yaitu kadar gula dalam darah. Pada data ini, kadar gula normal ditandai dengan angka 2, kadar gula diatas normal ditandai dengan angka 2, dan kadar gula jauh diatas normal ditandai dengan angka 3.
- c. Subjective Feature yaitu informasi yang diberikan oleh pasien
 1. Smoke. Data ini menunjukkan apakah pasien merokok atau tidak. Jika merokok ditandai dengan angka 1 dan jika tidak ditandai dengan angka 0.
 2. Alcohol intake (alco) ditandai dengan angka biner, dengan pengidap alkohol bernilai 1 dan tidak pengidap bernilai 0.
 3. Physical activity (active) ditandai dengan angka biner. Presence (1) or absence (0)
- d. Target variable

Ada atau tidaknya penyakit jantung (cardio) ditandai dengan angka biner.

2.2. Multi-Layer Perceptron (MLP)

Multi-Layer Perceptron adalah salah satu jenis model dalam deep learning yang terinspirasi dari struktur jaringan saraf manusia. MLP mampu memodelkan hubungan non linear yang kompleks secara signifikan. Berbeda dengan perceptron biasa yang hanya memiliki satu lapisan input dan satu lapisan output, MLP memiliki lapisan tersembunyi di antara lapisan input dan output.



Gambar 1. Ilustrasi Multi-Layer Perceptron

MLP adalah jaringan saraf tiruan *feedforward* yang terdiri dari beberapa lapisan utama :

- Input Layer yang berfungsi sebagai pengirim input ke lapisan-lapisan tersembunyi (*hidden layer*) tanpa melakukan komputasi tambahan
- Hidden Layer. Setiap neuron di lapisan ini melakukan transformasi berbobot terhadap input yang diterima dan diikuti dengan aplikasi fungsi aktivasi seperti sigmoid, tanh, dan ReLU. Fungsi aktivasi diperlukan untuk memperkenalkan non-linieritas ke dalam model.

- Fungsi Sigmoid didefinisikan sebagai :

$$\sigma(x) = \frac{1}{1+e^{-x}}$$

Fungsi sigmoid menghasilkan output dalam rentang (0,1) yang dapat diinterpretasikan sebagai probabilitas klasifikasi biner.

- Fungsi Rectified Linear Unit (ReLU) didefinisikan sebagai :

$$ReLU(x) = \max(0, x)$$

Fungsi ReLU mampu mencegah masalah *vanishing gradient* yang sering terjadi pada fungsi sigmoid dengan menggunakan aliran gradien positif selama x positif.

- Fungsi Tangen Hiperbolik (Tanh) didefinisikan sebagai :

$$\tanh(x) = \frac{e^x - e^{-x}}{e^x + e^{-x}}$$

Fungsi tanh menghasilkan output dalam rentang (-1,1) yang serupa dengan sigmoid namun dengan rentang yang lebih luas.

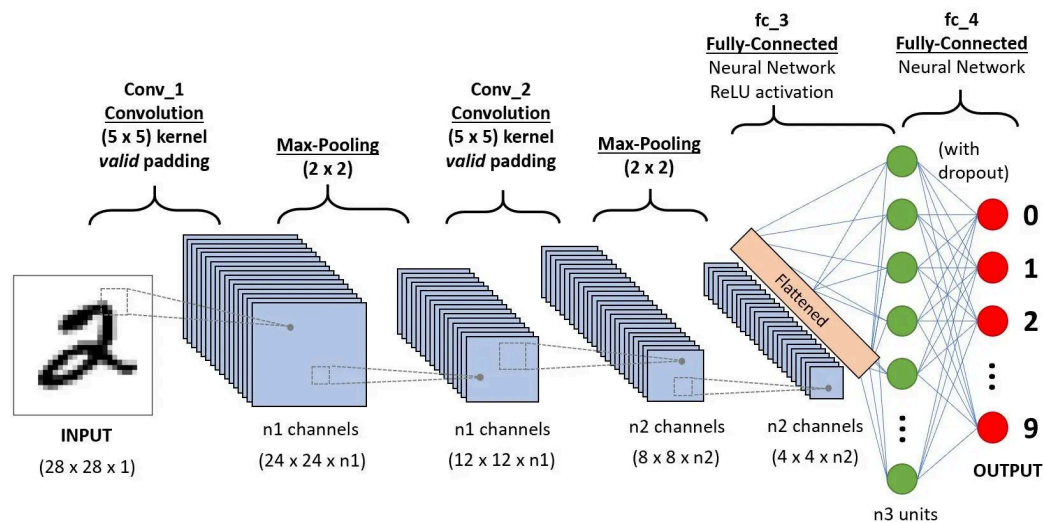
Pemilihan fungsi aktivasi tergantung pada sifat masalah yang ingin diselesaikan dan karakteristik data yang digunakan

- Output Layer yang menghasilkan prediksi akhir berdasarkan hasil dari lapisan-lapisan tersembunyi sebelumnya. Untuk masalah klasifikasi, output layer terdiri dari neuron-neuron yang mewakili kelas target.

MLP diakui sebagai aproksimator fungsi universal karena mampu memodelkan fungsi kontinu apapun berbeda dengan perceptron biasa yang hanya mampu mempelajari pola-pola linier.

2.3. Convolutional Neural Network (CNN)

Convolutional Neural Networks (CNN) merupakan pengembangan dari konsep MLP yang dibuat untuk mengolah data 2 dimensi. CNN dirancang untuk menangani data dengan topologi grid dengan mempertahankan hubungan spasial antar piksel. CNN terdiri dari beberapa jenis lapisan yang bekerja sama untuk mengekstraksi fitur melakukan klasifikasi. Berikut adalah lapisan-lapisan dalam CNN :



Gambar 2. Ilustrasi Convolutional Neural Network

- Lapisan Konvolusi. Lapisan ini berfungsi untuk menerapkan filter yang dapat belajar terhadap input data dan mendeteksi pola lokal untuk menghasilkan peta fitur.
- Lapisan Pooling. Lapisan ini digunakan untuk mengurangi dimensi spasial dari peta fitur yang mengurangi kompleksitas komputasi dan membantu mencegah overfitting.
- Lapisan Dropout. Lapisan ini digunakan untuk mencegah overfitting dengan secara acak menonaktifkan unit tertentu yang meningkatkan kemampuan generalisasi model.
- Lapisan Fully Connected. Lapisan ini menghubungkan neuron-neuron dari lapisan sebelumnya ke neuron dalam lapisan ini yang berfungsi untuk melakukan klasifikasi akhir berdasarkan fitur-fitur yang telah dipelajari.

2.4. Uji Signifikansi Model

Setelah pelatihan selesai, model dievaluasi menggunakan data testing yang tidak digunakan dalam pelatihan untuk mengukur kinerja dan generalisasi model. Metrik evaluasi yang digunakan :

1. Precision.

Precision (presisi) adalah metrik yang menunjukkan proporsi prediksi positif yang benar dari semua prediksi positif yang dibuat oleh model.

$$Presisi = \frac{True\ Positives\ (TP)}{True\ Positives\ (TP) + False\ Positive\ (FP)}$$

2. Recall

Recall atau dikenal juga sensitivitas adalah metrik yang menunjukkan proporsi prediksi positif yang benar dari semua instance yang sebenarnya positif. Recall digunakan untuk mengetahui seberapa banyak instance positif yang benar-benar ditemukan oleh model.

$$Recall = \frac{True\ Positives\ (TP)}{True\ Positives\ (TP) + False\ Negatives\ (FN)}$$

3. F1 Score

F1 Score adalah metrik rata-rata dari presisi dan recall yang memberikan gambaran kesinambungan antara presisi dan recall terutama ketika ada ketidakseimbangan antara jumlah kelas positif dan negatif.

$$F1\ score = 2 \times \frac{Precision \times Recall}{Precision + Recall}$$

4. Support

Support adalah jumlah instance aktual di setiap kelas. Support memberikan konteks untuk memahami metrik evaluasi lainnya terutama dalam dataset yang tidak seimbang.

5. Accuracy

Akurasi adalah metrik yang menunjukkan proporsi prediksi yang benar dari semua prediksi yang dibuat model. Akurasi memberikan gambaran umum tentang kinerja model tetapi bisa menyesatkan dalam kasus dataset yang tidak seimbang.

$$Accuracy = \frac{True\ Positives(TP) + True\ Negatives(TN)}{Total\ Instances}$$

Dengan menganalisis metrik-metrik ini, dapat diidentifikasi kekuatan dan kelemahan model serta dapat melakukan penyesuaian yang diperlukan untuk meningkatkan kinerjanya. Evaluasi yang menyeluruh menggunakan metrik-metrik ini memastikan bahwa model yang dikembangkan tidak hanya akurat tetapi juga efektif dalam mendeteksi dan mengklasifikasikan kasus penyakit jantung.

BAB III

METODOLOGI

3.1 Data Penelitian

Data yang digunakan pada penelitian ini adalah data Cardiovascular Disease dari 70000 pasien yang diambil dari kaggle dengan banyak fitur seperti objective feature, examination feature, subjective feature, dan target variable. Berikut ini cuplikan data yang kami gunakan :

	id	age	gender	height	weight	ap_hi	ap_lo	cholesterol	gluc	smoke	alco	active	cardio
0	0	18393	2	168	62.0	110	80	1	1	0	0	1	0
1	1	20228	1	156	85.0	140	90	3	1	0	0	1	1
2	2	18857	1	165	64.0	130	70	3	1	0	0	0	1
3	3	17623	2	169	82.0	150	100	1	1	0	0	1	1
4	4	17474	1	156	56.0	100	60	1	1	0	0	0	0
...
69995	99993	19240	2	168	76.0	120	80	1	1	1	0	1	0
69996	99995	22601	1	158	126.0	140	90	2	2	0	0	1	1
69997	99996	19066	2	183	105.0	180	90	3	1	0	1	0	1
69998	99998	22431	1	163	72.0	135	80	1	2	0	0	0	1
69999	99999	20540	1	170	72.0	120	80	2	1	0	0	1	0

70000 rows × 13 columns

Tabel 1. Data Cardiovascular Disease

3.2 Alur Penelitian

3.2.1. Multi-Layer Perceptron

Berdasarkan data yang sudah ada, dibuat fitur baru yaitu Body Mass Indeks (BMI) dengan perhitungan sebagai berikut :

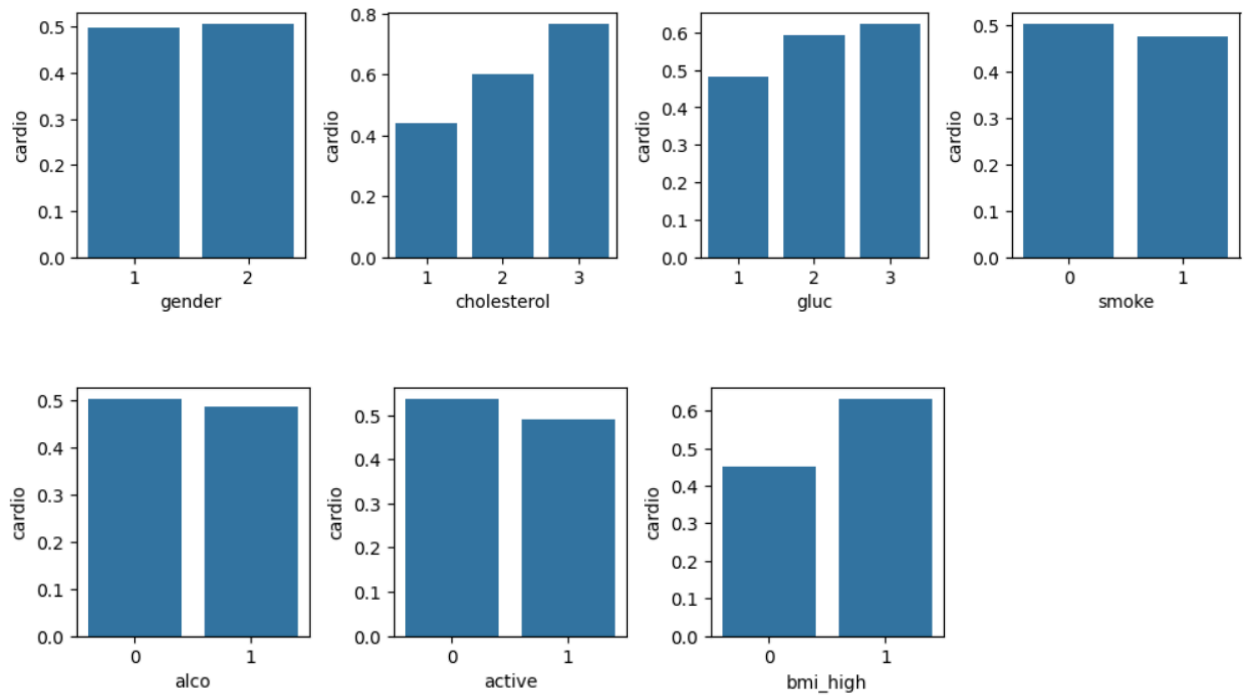
$$BMI = \frac{weight(kg)}{height(m)^2}$$

Selanjutnya umur pasien yang sebelumnya dalam satuan hari diubah menjadi satuan tahun. Lalu dibuat fitur BMI-High untuk menunjukkan berat badan tidak ideal yaitu jika angka BMI beradad diatas 30. BMI_High ditunjukkan dengan angka biner, yaitu 0 untuk BMI < 30 dan 1 untuk BMI >= 30. Berikut ini cuplikan tabelnya setelah ditambahkan fitur baru :

	gender	height	weight	ap_hi	ap_lo	cholesterol	gluc	smoke	alco	active	cardio	bmi	age_y	bmi_high
0	2	168	62.0	110	80	1	1	0	0	1	0	21.97	50.39	0
1	1	156	85.0	140	90	3	1	0	0	1	1	34.93	55.42	1
2	1	165	64.0	130	70	3	1	0	0	0	1	23.51	51.66	0
3	2	169	82.0	150	100	1	1	0	0	1	1	28.71	48.28	0
4	1	156	56.0	100	60	1	1	0	0	0	0	23.01	47.87	0
5	1	151	67.0	120	80	2	2	0	0	0	0	29.38	60.04	0
6	1	157	93.0	130	80	3	1	0	0	1	0	37.73	60.58	1
7	2	178	95.0	130	90	3	3	0	0	1	1	29.98	61.87	0
8	1	158	71.0	110	70	1	1	0	0	1	0	28.44	48.41	0
9	1	164	68.0	110	60	1	1	0	0	0	0	25.28	54.34	0

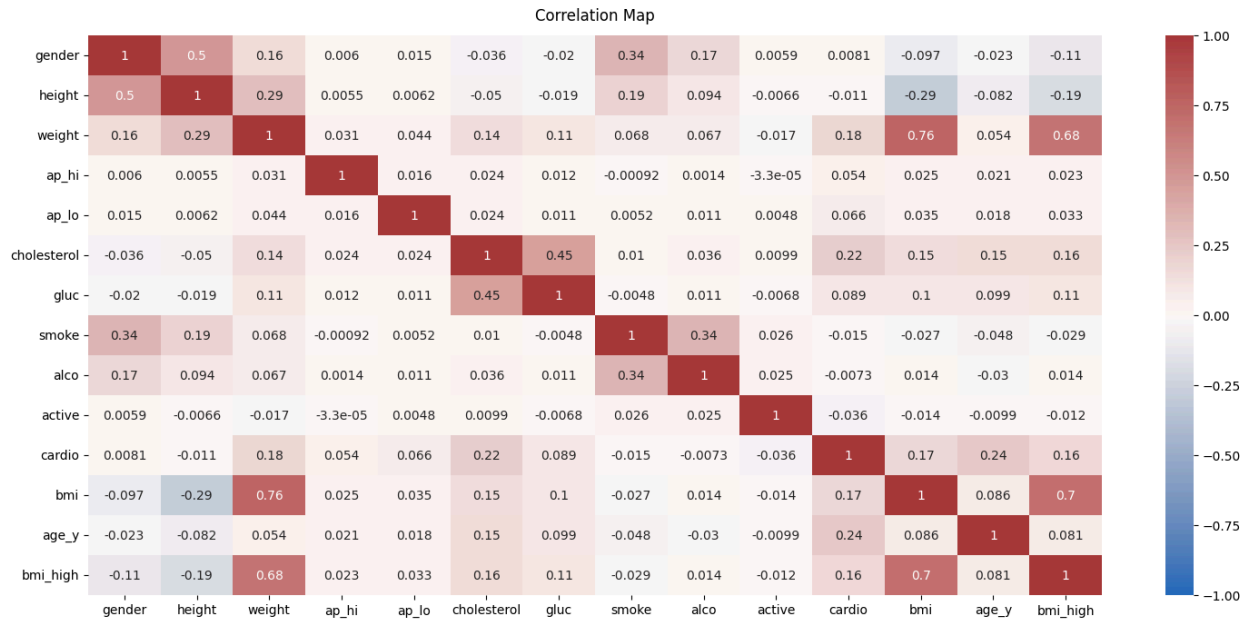
Tabel 2. Data Cardiovascular Disease Baru

Setelah fitur baru dibuat, data variabel diskrit seperti gender, kolesterol, gluc, smoke, alco, active, dan bmi_high divisualisasikan terhadap variabel target cardio. Diperoleh hasil demikian :



Gambar 3. Visualisasi data diskrit terhadap variabel target

Selanjutnya dilakukan visualisasi korelasi antar variabel dalam dataset menggunakan heatmap untuk memahami hubungan antar variabel sebelum dilakukan analisis lebih lanjut.



Gambar 4. Korelasi antar variabel

Selanjutnya data dibagi menjadi data training (75% dari seluruh data) dan data uji (25% dari seluruh data) menggunakan `train_test_split`. Variabel 'cardX' dan variabel cardY dibuat untuk mempersiapkan data untuk pelatihan dan evaluasi model. Lalu, dilakukan iterasi untuk mencari kombinasi terbaik dari jumlah neuron dalam dua hidden layer menggunakan `MLPClassifier`.

3.2.2. Convolutional Neural Network

Berdasarkan data yang sudah ada, dibuat fitur baru yaitu Body Mass Index (BMI) dengan perhitungan sebagai berikut :

$$BMI = \frac{weight(kg)}{height(m)^2}$$

Selanjutnya umur pasien yang sebelumnya dalam satuan hari diubah menjadi satuan tahun. Lalu dibuat fitur BMI-High untuk menunjukkan berat badan tidak ideal yaitu jika angka BMI berada diatas 30. BMI_High ditunjukkan dengan angka biner, yaitu 0 untuk BMI < 30 dan 1 untuk BMI >= 30. Lalu dilakukan normalisasi data untuk memastikan semua fitur berada pada skala yang sama untuk meningkatkan kinerja model. Selanjutnya dilakukan pemisahan fitur dan

label. Variabel independen **X** dan variabel dependen **y**. Kemudian label **y** dikonversi menjadi bentuk kategorikal. Lalu data dibagi menjadi data training dan data uji dengan perbandingan 75:25 menggunakan `train_test_split`.

Kemudian, dilakukan transformasi data fitur menjadi format gambar karena CNN bekerja dengan data gambar. Model CNN didefinisikan dari Keras dengan beberapa lapisan utama seperti `Conv2D`, `MaxPooling2D`, `Dropout`, `Flatten`, dan `Dense`. Model di-*compile* menggunakan optimizer Adam dan loss function categorical cross entropy dengan metrik accuracy. Kemudian model dilatih dan dievaluasi menggunakan data uji untuk menghitung loss dan akurasi. Prediksi pada data uji digunakan untuk menghitung *confusion matrix* dan *classification report*.

BAB IV

HASIL

4.1 Data Penelitian

Dataset yang telah diambil kemudian diimpor ke Google Colaboratory, untuk nantinya diolah ke dalam beberapa proses, yaitu model MLP dan CNN.

	gender	height	weight	ap_hi	ap_lo	cholesterol	gluc	smoke	alco	active	cardio	bmi	age_y	bmi_high
0	2	168	62.0	110	80	1	1	0	0	1	0	21.97	50.39	0
1	1	156	85.0	140	90	3	1	0	0	1	1	34.93	55.42	1
2	1	165	64.0	130	70	3	1	0	0	0	1	23.51	51.66	0
3	2	169	82.0	150	100	1	1	0	0	1	1	28.71	48.28	0
4	1	156	56.0	100	60	1	1	0	0	0	0	23.01	47.87	0
5	1	151	67.0	120	80	2	2	0	0	0	0	29.38	60.04	0
6	1	157	93.0	130	80	3	1	0	0	1	0	37.73	60.58	1
7	2	178	95.0	130	90	3	3	0	0	1	1	29.98	61.87	0
8	1	158	71.0	110	70	1	1	0	0	1	0	28.44	48.41	0
9	1	164	68.0	110	60	1	1	0	0	0	0	25.28	54.34	0

Gambar 5. Data pasien yang sudah ditambahkan bmi, bmi_high, dan age-y.

4.2 Model Multilayer Perceptron

Akan dirancang multilayer perceptron (MLP), dengan menggunakan package sklearn. Setelah model dan parameter terbentuk, akan diperiksa modifikasi dari setiap jumlah hidden layer dan fungsi aktivasi. Sehingga, dapat diamati pengaruh dari perubahan hyperparameter terhadap model MLP yang dibentuk. Pada tabel di bawah ini, telah disajikan model serta perubahan hyperparameternya dan akurasi dari tiap model. (Perhatikan jumlah hidden layer ditentukan dengan akurasi tertinggi).

Model	Jumlah Hidden Layer 1	Jumlah Hidden Layer 2	Fungsi Aktivasi	Akurasi
1	70	30	Tanh	0.7316
2	10	20	Logistic	0.5081
3	40	60	ReLU	0.7327

Dengan model fitting didapat test loss sebesar **0,5590**

Dengan *confusion matrix* diperoleh pada model terbaik adalah sebagai berikut:

		Data Hasil Sesungguhnya	
		0	1
Data Hasil Prediksi	0	6379	2230
	1	2447	6444

Dari confusion matrix ini, tingkat akurasi model didapat akurasi sebesar

$$Accuracy = \frac{6379+6444}{17500} = 0,7327$$

Selanjutnya, untuk uji signifikansi model, akan diperlihatkan pada tabel berikut.

	0	1
Recall	0,74	0,72
Precision	0,72	0,74
F1 Score	0,73	0,73

4.3 Model CNN

Akan dirancang convolutional neural network dua dimensi, karena input yang akan dimasukkan berupa image berukuran 4×4 . Package yang digunakan dalam membuat model CNN adalah sklearn dan keras. Setelah model dan parameter terbentuk, akan diperiksa modifikasi dari setiap ukuran kernel konvolusi, metode pooling, jumlah parameter dalam layer, fungsi aktivasi, dan optimizer. Sehingga, dapat diamati pengaruh dari perubahan hyperparameter terhadap model CNN yang dibentuk.

Pertama, akan diamati pengaruh perubahan hyperparameter terhadap model. Asumsikan bahwa saat satu variabel diubah, variabel yang lain tidak berubah. Output yang ditampilkan di setiap kondisi adalah tingkat akurasi model dalam memprediksi data label saham di iterasi terakhir. Pada tabel di bawah ini, telah disajikan model serta perubahan hyper parameternya dan akurasi dari tiap model.

Model	Ukuran Kernel Konvolusi	Rasio jumlah kernel pada kedua layer konvolusi	Jumlah Parameter dalam Hidden Layer	Optimizer	Fungsi Aktivasi	Akurasi
Model 1	3	6:13	100	Adam	Softmax	0,6221
Model 2	3	6:13	100	Adam	Linear	0,3829
Model 3	3	6:13	100	Adam	Sigmoid	0,6180
Model 4	3	6:13	100	AdaGrad	Softmax	0,6894
Model 5	3	6:13	100	AdaDelta	Softmax	0,5039
Model 6	3	6:13	100	SGD	Softmax	0,5961
Model 7	3	6:13	200	Adam	Softmax	0,6180
Model 8	3	19:38	200	Adam	Softmax	0,6261
Model 9	3	32:64	200	Adam	Softmax	0,6286
Model 10	3	64:128	200	Adam	Softmax	0,6286
Model 11	5	19:38	200	Adam	Softmax	0,6290
Model 12	7	19:38	200	Adam	Softmax	0,6280

Dengan model fitting didapat test loss sebesar **0,6315** dan test accuracy sebesar **0,6442**

Dengan *confusion matrix* diperoleh pada model terbaik adalah sebagai berikut:

		Data Hasil Sesungguhnya	
		0	1
Data Hasil Prediksi	0	4222	2766
	1	2222	4790

Dari confusion matrix ini, tingkat akurasi model didapat akurasi sebesar **0,6437**

Selanjutnya, untuk uji signifikansi model, akan diperlihatkan pada tabel berikut.

	0	1
Recall	0,6	0,68
Precision	0,66	0,63
F1 Score	0,63	0,66

BAB V

DISKUSI

5.1 Pembahasan

Dalam melakukan penelitian, terdapat empat langkah dalam membangun model MLP dan CNN untuk memprediksi nilai akurasi penyakit jantung pada pasien. Dimulai dari menambahkan BMI dan bmi_hi sebagai variabel baru. Melatih model MLP dan CNN dengan data training, evaluasi model dengan data test dan menguji signifikansi model, dan terakhir membuat nilai akurasi.

Untuk model MLP model yang paling cocok adalah fungsi aktivasi ReLU, dengan jumlah hidden layer masing-masing pada kedua layer adalah 40 dan 60 berturut-turut, dengan nilai akurasi sebesar 0,73 menurut *confusion matrix*, serta nilai F1 score lebih besar dari 70%.

Sedangkan untuk model CNN, didapat model hyperparameter yang akurasi yang sesuai adalah sebagai berikut:

- Ukuran kernel konvolusi = 5
- Jumlah kernel pada dua layer konvolusi = 6:13
- Jumlah parameter dalam hidden layer = 100
- Optimizer = Adagrad
- Fungsi Aktivasi = Softmax

Didapat akurasi model dari confusion matrix sebesar 0,6437, dan untuk uji signifikansi model diperoleh F1 Score lebih dari 60%. Ini artinya bahwa model MLP adalah model terbaik dalam penggunaan olah data pasien daripada CNN. Hal ini membuktikan bahwa sensitivitas pada model MLP lebih sensitif dengan variasi hyperparameter yang membuat arsitektur untuk MLP lebih robust.

Terdapat beberapa kekurangan dalam membandingkan kedua model tersebut, yaitu metrik akurasi mengakibatkan model underfitting yaitu kurang mampu memprediksi dengan baik kelas minoritas. Selain itu juga model kedua tersebut karena keterbatasan kualitas pada masing-masing model dalam arsitektur, nilai akurasi tersebut tidak terlalu tinggi.

BAB VI

PENUTUP

6.1 Kesimpulan

- 1) Model MLP dengan jumlah neuron pada kedua hidden layer 40 dan 60 menunjukkan akurasi yang tinggi dengan fungsi aktivasi ReLU yaitu 73.27% . Nilai F1-Score untuk model MLP lebih dari 70% artinya model ini cukup efektif dalam mengklasifikasikan kasus penyakit jantung.
- 2) Model CNN yang menggunakan kernel konvolusi berukuran 5, dengan jumlah kernel pada dua layer konvolusi sebanyak 6 dan 13, hidden layer 200, menggunakan optimizer adam dan fungsi aktivasi softmax, menghasilkan akurasi 64.37% dan F1-Score lebih dari 60% namun masih lebih rendah dibandingkan dengan model MLP.
- 3) Model MLP lebih unggul dalam hal akurasi dan F1-Score dibandingkan dengan model CNN. Artinya, MLP lebih efektif dalam mengklasifikasikan penyakit jantung pada pasien.
- 4) MLP dan CNN mampu menangani data medis yang kompleks namun MLP lebih unggul dalam interpretasi dan akurasi prediksi.

6.2 Saran

Pada penelitian ini, penulis hanya menggunakan model MLP dan CNN dengan kedalaman terbatas, selain itu keterbatasan kualitas arsitektur kedua juga mempengaruhi nilai akurasi dikarenakan data tersebut terlalu banyak. Untuk penelitian selanjutnya, sebaiknya model dikembangkan dengan pemilihan model yang paling cocok selain kedua model yang penulis diuji. Selain itu, jumlah iterasi pada proses pelatihan model perlu ditingkatkan untuk mendapatkan parameter yang lebih cocok.

6.3 Kontribusi

Tugas ini dikerjakan oleh dua orang, yaitu Hanny dan Melvan. Kedua penulis memberikan banyak kontribusi mengerjakan tugas ini dengan baik melalui diskusi secara online. Pada masa inisiasi pengerjaan tugas, Melvan memilih dan mengambil data yang digunakan dari kaggle. Melvan mencari rujukan source code dari pustaka penulis dan dokumentasi sklearn serta package keras yang digunakan untuk memprediksi nilai akurasi

Selanjutnya, kedua penulis menuliskan kode. Melvan membuat sebuah rancangan MLP, sedangkan Hanny membuat sebuah rancangan CNN. Kami juga menggunakan metode sederhana dan cepat dengan menginstall package sklearn, keras serta tensorflow dikarenakan metode kompleks dapat meningkatkan akurasi yang tinggi, selain itu juga mengolah data yang digunakan untuk membuat sebuah image yang nanti akan digunakan untuk mengukur akurasi serta prediksi saham. Hanny juga membantu merunning program untuk memeriksa error pada source code tersebut. Kemudian, pada masuk eksekusi program pengujian dan pembuatan prediksi, kedua penulis mengeksekusi program berulang-ulang untuk mencari model dengan hasil sajian *confusion matrix* yang baik. Pada akhirnya, kedua penulis memiliki kontribusi yang seimbang baik dalam pengerjaan maupun laporan.

Kedua penulis juga saling bantu dalam menulis laporan dan membuat PPT yang digunakan untuk presentasi video.

DAFTAR PUSTAKA

- Datai (2020). "Convolutional Neural Network (CNN) Tutorial." Retrieved June 18, 2024 from <https://www.kaggle.com/code/kanncaa1/convolutional-neural-network-cnn-tutorial>
- Irpanudin, Reka, dkk. (2023). Prediksi Penyakit Jantung Menggunakan Metode Deep Neural Network dengan Memanfaatkan Internet of Things. Vol. 5, No. 2, Hal: 45-55, e-ISSN: 2714-9730. Retrieved June 18, 2024.
- Pusparama, I.K.O., & Suputra, I.P.G.H. 2023. Klasifikasi Penyakit Jantung Dengan Metode Convolutional Neural Network (CNN). Retrieved June 18, 2024.
- Vaz, Rogerio (2023). "Cardiovascular Disease - Multilayer Perceptron MLP (Input Section)." Retrieved June 18, 2024 from <https://www.kaggle.com/code/rogeriovaz/cardiovascular-disease-multilayer-perceptron-mlp/input>

LAMPIRAN

A. Jupyter Notebook (Code)

Jupyter Notebook yang memuat program CNN untuk tugas ini dapat diakses di Google Collaboratory melalui link di bawah ini.

<https://colab.research.google.com/drive/1QIgtGhI6ZSIbfyQ8ZRmtVEq1F2LCaiXd#scrollTo=1BnjoLosivv>