

**PROYEK DEEP LEARNING**  
**“DETEKSI ALAT MUSIK DALAM REKAMAN MENGGUNAKAN**  
**MEL-SPECTROGRAM, MFCC DAN CNN”**



**OLEH:**

<b>Alvin Christian Lorence</b>	<b>(C14180045)</b>
<b>Geraldino Dharmawan</b>	<b>(C14180018)</b>
<b>Verick Gozali</b>	<b>(C14180060)</b>
<b>Sheeren Anggela</b>	<b>(C14180070)</b>
<b>Andrianto Saputra</b>	<b>(C14180104)</b>
<b>Vincent Kurniawan</b>	<b>(C14180191)</b>

**UNIVERSITAS KRISTEN PETRA**  
**TEKNIK INFORMATIKA**

**2021**

## **1. Introduction**

Suara merupakan getaran yang merambat melalui gelombang akustik dan bisa dihitung dengan satuan frekuensi. Suara ada di sekitar lingkungan yang berisi sejumlah informasi pada peristiwa yang terjadi di dekatnya, pada umumnya manusia mampu mengenali dan mendengar banyak peristiwa suara.

Mesin pengolahan suara otomatis yang yang canggih masih belum sempurna untuk mengenali suara secara sempurna, hal ini membutuhkan penelitian lebih lanjut yang diperlukan untuk mengembangkan sistem yang canggih dan tahan lama yang mampu mengenali berbagai peristiwa dalam getaran suara pada aliran audio yang realistis.

Secara khusus, tujuan dari tugas ini adalah untuk membangun sistem penandaan audio yang dapat mengkategorikan klip audio sebagai milik salah satu dari kumpulan 41 kategori beragam yang diambil dari AudioSet Ontology (terkait alat musik, suara manusia, suara domestik, binatang, dll). Salah satu motivasi untuk tugas ini datang dari yang besar jumlah konten audio buatan pengguna yang tersedia di web, yang dapat menjadi sumber daya yang sangat potensial untuk pengenalan suara terkait penelitian.

Penggunaan data tersebut untuk melatih sistem penandaan audio sehingga menimbulkan masalah. Secara khusus, tugas ini berkaitan dengan audio yang dibuat pengguna pada klip yang diambil dari Freesound, yang sangat beragam dalam hal konten akustik, teknik perekaman, durasi klip, dll. Demikian juga, klip audio ini terkadang menampilkan tidak lengkap dan tidak konsisten pada metadata yang disediakan pengguna. Untuk menyiapkan dataset untuk tugas ini, beberapa klip audio diberi label secara manual menggunakan subset dari 41 kategori, sementara kumpulan klip yang lebih besar secara otomatis dikategorikan pada dasar metadata yang disediakan pengguna yang ada.

## **2. Dataset**

Dataset yang kami gunakan adalah dataset Freesound Dataset Kaggle 2018 (FSDKaggle2018) yang digunakan pada kompetisi Freesound General-Purpose Audio Tagging Challenge. Dataset ini terdiri dari 11.703 buah file audio yang dikategorikan menjadi 41 label dengan total ukuran file sebesar 10 GB. Tipe rekaman yang digunakan adalah dengan format mono uncompressed PCM 16-bit .wav dengan audio rate sebesar 44.1 kHz yang diambil dari website Freesound.org.

Data dalam dataset ini dibagi menjadi 2 bagian, yaitu train set dan test set. Pada train set, terdapat kurang lebih sebanyak 9.500 sample audio yang memiliki panjang dan ukuran audio yang beragam, dari 300ms hingga 30 detik. Total panjang audio pada train set adalah 18 jam. Sedangkan pada test set, data yang tersedia ada sebanyak 1.600 sample dengan total panjang audio 2 jam.

Semua file audio pada data set ini masing-masing hanya diidentifikasi dengan 1 label, dan proses anotasi (labeling) pada audio dilakukan secara otomatis dengan verifikasi manual. Data label yang digunakan diambil dari AudioSet Ontology, pada proses verifikasi kurang lebih sebanyak 3.710 (31.7%) sample dari data train dan 1600 (100%) dari data test telah diverifikasi secara manual dan dikategorikan dengan data label tersebut. Untuk sisa dari data yang belum terverifikasi, diperkirakan sebanyak 60 hingga 70 persen dari sisa data tersebut memiliki anotasi yang benar atau sesuai dengan audio file. (Fonseca et al., 2019)

## **3. Metode**

Metode yang digunakan adalah CNN (Convolutional Neural Network). CNN (Convolutional Neural Network) adalah metode deep learning yang merupakan salah satu class dari deep neural network biasanya digunakan untuk menganalisis visual imagery alias gambar.

Cara kerja CNN sendiri adalah mereka menggunakan multi-channelled images. Tidak seperti flat image yang manusia lihat yang hanya bisa melihat lebar dan tinggi

CNN tidak bisa mengenali itu. CNN menggunakan 3 warna yaitu Red-Green-Blue encoding, CNN mencampur 3 warna tersebut untuk menghasilkan warna yang manusia tangkap

Convolutional Network menyerap gambar seperti tiga lapisan warna terpisah yang ditumpuk satu diatas yang lainnya. Gambar berwarna normal terlihat sebagai kotak persegi panjang yang lebar dan tingginya diukur dengan jumlah piksel dari dimensi tersebut. Lapisan kedalaman dalam tiga lapisan warna(RGB) yang ditafsirkan oleh CNN disebut sebagai *Channel*(saluran).

Layer pertama dari CNN itu disebut dengan Convolutional layer, dimana layer ini adalah inti dari CNN itu sendiri dan yang paling bekerja keras. Data atau gambar yang ada digulung menjadi satu menggunakan filter atau kernel. Filter adalah unit yang kecil yang di apply di dalam data melewati sliding window.

Layer kedua dari CNN disebut dengan Activation Layer yang menerapkan ReLu(Rectified Linear Unit), di layer ini juga diterapkan fungsi rectifier untuk meningkatkan non-linearitas di CNN. Gambar dibuat dari objek yang berbeda, dimana tidak linear satu sama lain.

Layer ketiga dari CNN disebut dengan Pooling Layer yang melibatkan fitur downsampling. Biasanya diterapkan melalui setiap lapisan dalam volume 3d. Terdapat juga hyperparameter di dalam lapisan ini :

1. Dimensi perluasan spasial : Merupakan nilai  $n$  yang dapat diambil  $N$  crossnya dan representasi fitur serta petakan ke nilai tunggal.
2. Stride : Merupakan berapa banyaknya fitur yang dilewati sliding window sepanjang lebar dan tinggi.

Layer yang keempat dan terakhir adalah Fully Connected Layer yang melibatkan Flattening(Perataan). Selain Flattening,layer ini juga melibatkan transformasi seluruh matriks peta fitur yang dikumpulkan menjadi satu kolom yang kemudian diumpankan ke jaringan saraf untuk diproses. Dengan adanya layer keempat ini, fitur-fitur di layer ini dapat digabungkan bersama-sama untuk membuat model. Setelah proses [penggabungan tersebut, dapat dimiliki fungsi aktivasi seperti softmax atau sigmoid untuk mengklasifikasikan output. (Bansari, 2019)

Kelebihan dari menggunakan algoritma CNN (Convolutional Neural Network) adalah CNN akan secara otomatis mengetahui fitur mana yang penting tanpa supervisi seorang manusia. (Dertat, 2017)

Sedangkan kekurangan yang kita dapatkan dari menggunakan CNN adalah algoritma ini sedikit lebih pelan dikarenakan max pool nya. Jika CNN memiliki beberapa layer maka training process nya akan mengambil banyak waktu jika tidak mempunyai GPU yang bagus. CNN membutuhkan data set yang besar untuk memproses dan training neural network tersebut (Bhuiya, 2021)

#### 4. Pengujian

Rancangan pengujian yang akan dilakukan untuk deteksi alat musik dalam rekaman menggunakan metode CNN dan fitur MEL-Spectrogram dan MFCC. Metode ini digunakan untuk dapat melihat perbandingan akurasi yang ada dalam dataset apakah ada perbandingan yang banyak atau tidak. Untuk fitur MFCC sendiri ini merupakan salah satu metode yang banyak digunakan dalam bidang *speech technology*, baik *speaker recognition* maupun *speech recognition*. Fitur ini digunakan untuk melakukan *feature extraction*, sebuah proses yang mengkonversikan sinyal suara menjadi beberapa parameter. Sedangkan pada spectrogram, sinyal suara dikonversikan dalam sebuah value array yang kemudian dapat divisualisasikan dalam bentuk graph atau chart.

Untuk membuat model, kami menggunakan 2 jenis layer yang berbeda sebagai patokan perbedaan hasil. Perbedaan dari kedua jenis layer yang kami gunakan terletak pada jumlah layer MaxPooling2D, Dense dan Dropout, namun kedua layer tersebut memiliki weight yang sama. Tabel perbedaan dari kedua jenis layer adalah sebagai berikut:

Layer Jenis 1	Layer Jenis 2
Conv2D (16,(3,3),'relu')	Conv2D(16,(3,3),'relu') MaxPooling2D(2,4)

Conv2D(32,(3,3),'relu') MaxPooling2D(2,2) Dropout(0.5) Flatten() Dense(128) Dropout(0.5) Dense(64,'relu') Dropout(0.5) Dense(5)	Conv2D(16,(3,3),'relu') MaxPooling2D(2,2) Flatten Dense(64,'relu') Dropout(0.25) Dense(5)
---	--

Masing-masing dua jenis layer tersebut kami train dengan 5 class dari keseluruhan 41 yang tersedia dalam dataset yang kami gunakan. Alasan kami meminimalisir jumlah data yang digunakan adalah karena pada saat pengujian, hasil training dari kedua jenis model dengan 41 class memiliki akurasi yang rendah, yaitu sekitar 35 hingga 40%. Ketika kami mencoba melakukan training ulang, resource yang digunakan terlalu besar sehingga membuat komputer training utama kami mengalami kegagalan sistem fatal sehingga crash dan kemudian mendapatkan error BSOD. Berdasarkan kejadian tersebut, akhirnya kami memutuskan untuk men-training model dengan 5 data untuk menghemat resource dan waktu serta meningkatkan akurasi.

Untuk proses predicting dengan menggunakan raw data, ada limitasi terhadap data yang bisa digunakan untuk meningkatkan efektivitas proses prediksi menggunakan model yang kami train. Dataset yang kami gunakan untuk men-training model memiliki audio dengan panjang bit sebesar 16-bit, sehingga untuk raw data yang digunakan untuk proses prediksi harus memiliki minimum panjang bit yang sama.

## 5. Hasil

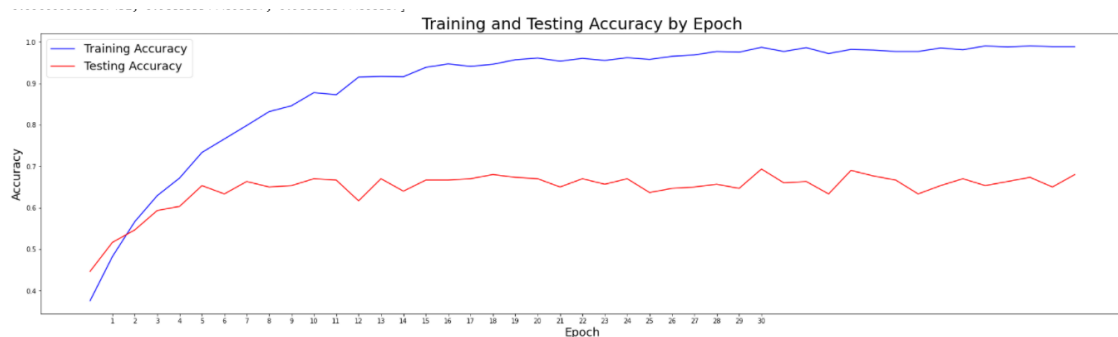
Tingkat dan perbandingan akurasi Dengan Dataset 5 Macam instrumen

Epoch : 30	MFCC	SPECTROGRAM
------------	------	-------------

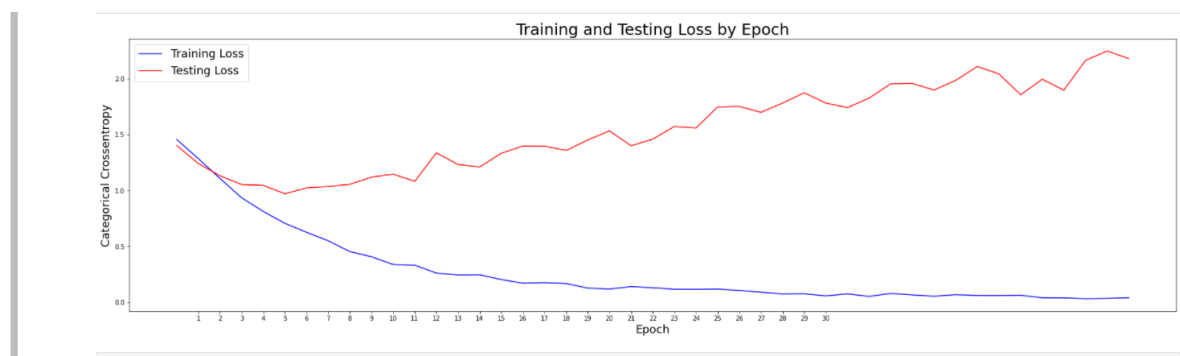
Model Layer 1	83%	95%
Model Layer 2	74%	98%

Jadi dari hasil yang kami temukan bahwa dengan model layer 1 fitur MFCC dapat mendapatkan model layer 1 yang mempunyai lebih banyak layer dan hanya menggunakan dua layer convutional 2D dibandingkan dengan jenis Layer ke-2. Pada Fitur spectrogram terjadi overfitting pada data trainnya dari 95% menjadi 68% pada layer 1 dan pada layer 2 dari 98% menjadi 65% serta val loss yang jauh membuat kami menggunakan fitur mfcc sebagai solusi yang terbaik dibandingkan untuk layer 1 fitur mfcc mempunyai val\_acc 85%. Dalam layer 2 fitur mfcc didapatkan 76% accuracy dan val\_accuracynya 76%

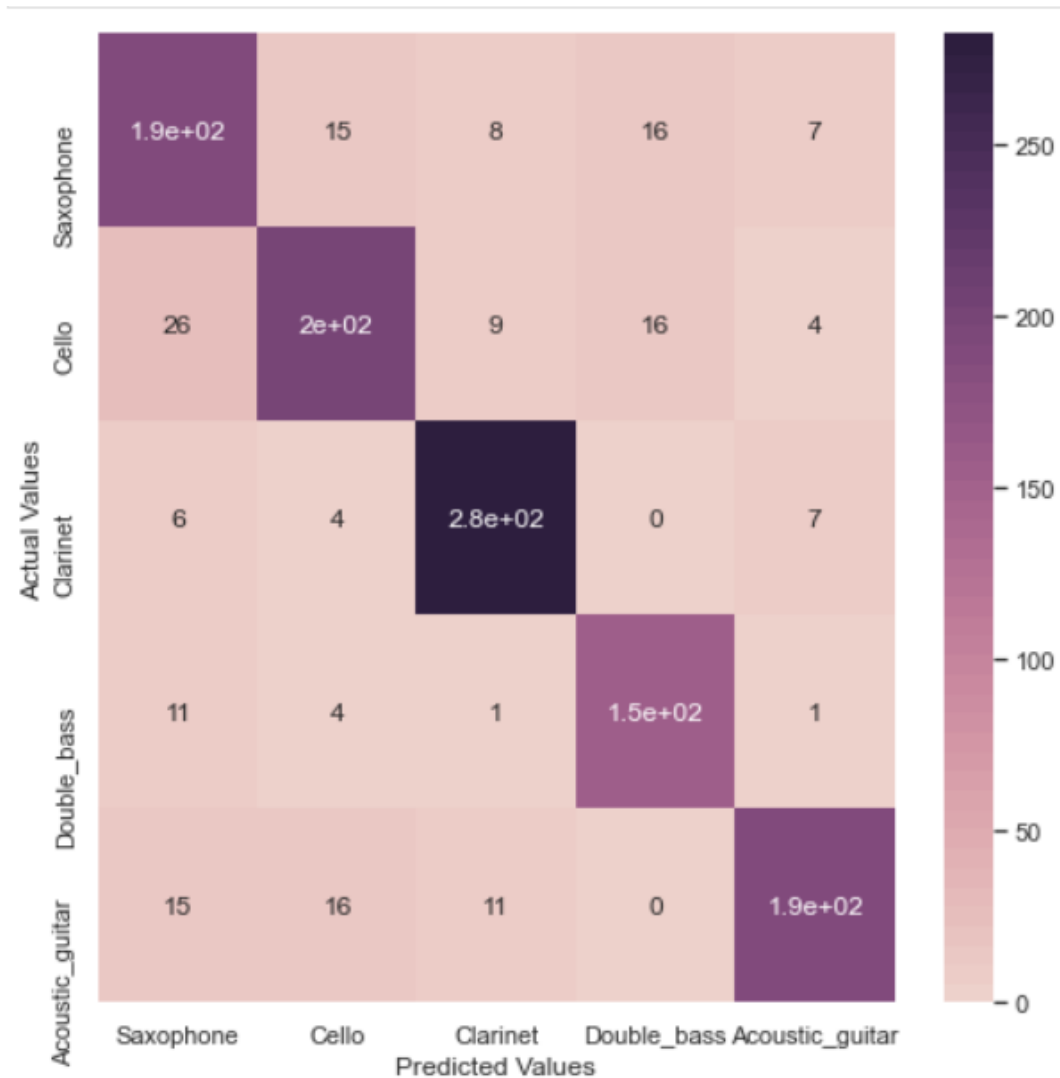
Value Loss Layer dari layer 1



Value Loss Layer dari layer 2



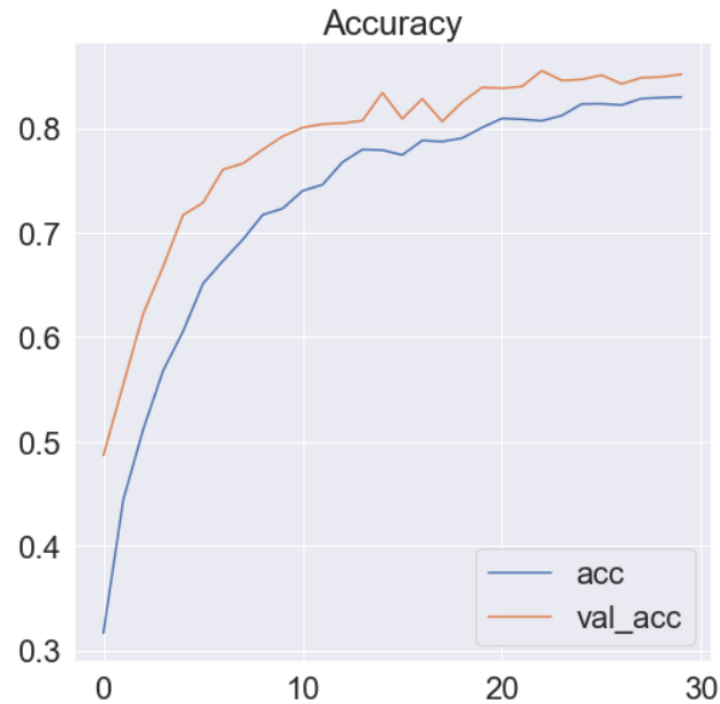
Maka kami menggunakan model layer 1 dengan fitur MFCC untuk mendeteksi jenis instrumen yang akan di testing dengan nilai default dari MFCC, yaitu:40 serta sample rate: 6000 dan mendapatkan akurasi 83% dengan confusion matriks yang sudah ditrain sebagai berikut:



Serta dilihat dari grafik testing dan data validasi yang didapatkan bahwa tidak terjadi underfitting maupun overfitting dari model yang sudah dibuat maka dengan tingkat akurasi 82% dan 85% untuk validasi data



acc: 0.8299832344055176  
val\_acc: 0.8517587780952454



Untuk contoh hasil prediksi kita memakai model ini dengan data yang sudah kita coba sesuai dengan cara yang sama :

```
[354]: terakhir = model.predict(akhir, verbose=1)
print(terakhir)
#['Saxophone']
#4]
#[0. 0. 0. 0. 1.]

#['Acoustic_guitar']
#0]
#[1. 0. 0. 0. 0.]

#['Clarinet']
#2]
#[0. 0. 1. 0. 0.]

#['Double_bass']
#3]
#[0. 0. 0. 1. 0.]

#[0. 0. 0. 0. 1.]
#['Cello']
#1]
#[0. 1. 0. 0. 0.]

1/1 [-----] - 0s 65ms/step
[[0. 0. 1. 0. 0.]]
```

## 6. Kesimpulan

Data yang kami gunakan dalam tugas ini diambil dari FSDKaggle2018 yang menyajikan kekhasan memiliki subset data pelatihan dengan anotasi berbagai keandalan serta menampilkan klip audio berdurasi variabel yang hanya menggunakan 5 label musik, yaitu saxophone, clarinet, hi bass, cello, dan acoustic guitar. Rancangan pengujian untuk deteksi alat musik dalam rekaman menggunakan metode CNN dan fitur MEL-Spectrogram dan MFCC. Pembuatan

model, kami menggunakan 2 jenis layer yang berbeda sebagai patokan perbedaan hasil. Perbedaan dari kedua jenis layer yang kami gunakan terletak pada jumlah layer MaxPooling2D, Dense dan Dropout, namun kedua layer tersebut memiliki weight yang sama. Dengan data yang kita training sebanyak 30 epoch untuk mencoba memakai spectrogram dan MFCC kami mendapatkan hasil terbaik dari dua macam model layer dengan tidak overfit maupun underfit dimana mencapai 85%. Pada fitur dan model layer yang lain kami melihat dengan layer 1 dengan feature mfcc adalah yang terbaik

## **7. Daftar Pustaka**

Eduardo Fonseca, Xavier Favory, Jordi Pons, Frederic Font, Manoj Plakal, Daniel P. W. Ellis, & Xavier Serra. (2019). FSDKaggle2018 (Version 1.0) [Data set]. Zenodo.

<http://doi.org/10.5281/zenodo.2552860>

Fonseca, E., Plaka, M., Font, F., Ellis, D. P. W, Favory, X., Pons, J., Serra, X.(2018).

General-Purpose Tagging of Freesound Tagging of Freesound Audio with Audioset Label :

Task Description, Dataset, and Baseline. Barcelona Journal of Music Technology Group, 1-6.

Retrieved from <https://arxiv.org/pdf/1807.09902.pdf>

Bansari, S., (February 13, 2019). "Introduction to how CNNs Work".

<https://medium.datadriveninvestor.com/introduction-to-how-cnns-work-77e0e4cde99b>

## **8. Refleksi**

Andrianto / C14180104

Selama mengikuti kelas Deep Learning dari bu Liliana saya mendapatkan banyak pengetahuan mengenai penggunaan Layer dan beberapa library yang menunjang Deep Learning. Dari pertama belajar deep learning saya mengakui saya masih awam karena tidak mengambil machine learning dan hanya data mining. Untuk tugas pertama saya mendapatkan sequential model dari tensorflow saya mendapatkan kesusahan karena pertama kali saya tidak mengerti dari kegunaan epoch dan model layer, tetapi setelah mencoba dari dua dataset yang saya punya maka saya bisa mengerti dari epoch dan kedalaman layer sendiri .Dari dua tugas yang saya kerjakan menggunakan ResNet dan CNN.Dari ResNet saya belajar dengan penggunaannya bisa lebih mendalam dari CNN yang biasa dengan dataset klasifikasi bunga kesulitan yang saya dapat ada dalam model predicting dari bunga tersebut karena jika pada umumnya pengklasifikasikan gambar menggunakan CV tetapi dari coding notebook dari

kelompok saya tidak, sehingga diperlukan beberapa referensi dan merubah shape input yang cocok dengan gambar bunga. Untuk proyek akhir dalam deep learning yaitu mengklasifikasi instrumen musik dengan CNN dari dua fitur, yaitu Spectrogram dan MFCC saya dapat menyimpulkan bahwa adalah proyek terberat saya karena keterbatasan dataset yang digunakan dan beberapa data yang tidak sama bit lengthnya menyusahkan untuk meningkatkan akurasi dari model kami. Dari proyek akhir deep learning saya belajar tentang penggunaan VGA card dan prosesor yang bagus juga membantu proses Train data. Dalam fitur MFCC saya menemukan cara untuk mereshape data agar input shape dari model layer menjadi 225 dan berhasil dengan akurasi 83% dan akurasi testing 85%. Dari penggunaan Layer-layer saya dapat membedakan dengan learning rate yang berbeda dan layer yang berbeda juga dapat meningkatkan akurasi. Kesimpulannya dari Deep learning ini saya mengetahui proses dari data preprocessing yang baik dengan penggunaan layer yang berbeda bersamaan dengan Learning rate yang berbeda dapat merubah tingkat akurasi atau metrics lainnya.

Alvin Lorence / C14180045

Pengalaman dan materi yang saya dapatkan dari kelas Deep Learning adalah bagaimana cara menerapkan konsep deep learning dalam berbagai project yang saya kerjakan, seperti image dan sound recognition. Pada beberapa pertemuan pertama saya mempelajari berbagai library penunjang konsep deep learning dan dasar dasar dari konsep pemodelan. Selanjutnya saya juga mempelajari berbagai jenis model seperti EfficientNet dan implementasinya dalam bidang image recognition, selain dari berbagai project yang dikerjakan oleh kelompok lainnya. Kemudian untuk sound recognition saya belajar bagaimana cara mendapatkan data yang dapat diproses dari sebuah klip audio dengan memanfaatkan Mel-Spectrogram dan MFCC. Meskipun demikian, ada berbagai hambatan yang mempengaruhi kinerja saya dan teman-teman sekelompok dalam melakukan pembelajaran deep learning, antara lain adalah kurangnya pengetahuan saya dalam bidang AI, karena bidang tersebut bukan fokus utama konsentrasi saya, dan juga keterbatasan hardware yang diperlukan untuk mengerjakan proyek-proyek tersebut. Banyak proyek-proyek DL yang membutuhkan hardware yang canggih dan memadai, dan juga waktu training yang sangat lama untuk mendapatkan hasil yang diinginkan. Selain itu, keterbatasan dari proyek kami adalah kurang lengkapnya dataset yang ada di internet sehingga kami harus sering meng-akali dengan cara pre-processing data sebelum diolah. Dari sini saya mempelajari bahwa dalam Deep Learning ada banyak faktor yang mempengaruhi akurasi dari sebuah model, yaitu kualitas training (jumlah epoch dan hardware yang digunakan), dataset (Dataset yang beragam dan sesuai dengan kondisi pada pengetesan akan tampak lebih baik), dan parameter untuk fine tuning pada model tersebut. Masalah-masalah tersebut hanya dapat diatasi dengan percobaan berulang-ulang dan eksperimen agar hasil yang didapatkan bisa optimal.

Geraldino D / C14180018

Selama mengikuti kelas deep learning apa yang saya dapatkan dari bu liliana dan teman-teman yang mempresentasikan kepada kita semua saya mendapatkan banyak hal tentang deep learning ini terutama dalam 3 project-project yang saya kerjakan terutama dalam bidang image dan sound recognition. Di dalam tugas kedua saya mempelajari sesuatu yang baru sekali yaitu image classification menggunakan efficient Net di dalam tugas ini saya belajar bahwa efficient net ini bisa mengklasifikasikan gambar secara efisien meskipun gambar tersebut agak samar samar dan juga gambar itu tidak tegak berdiri tetapi efisien net kelebihannya kita harus membuat gambar tersebut sesuai ukurannya dengan gambar yang lainnya dan itu sangat merepotkan untuk digunakan karena kita harus memiliki gambar yang sama semua ukuran nya untungnya kita sudah memiliki dataset yang sesuai dengan kemauan efficient net. Dalam pertemuan terakhir ini saya paling belajar banyak karena saya tidak expect bahwa komputer hanya dari suara bisa mengetahui ini adalah instrumen apa konsep itu tidak pernah terpikir oleh saya dan itu juga bukan merupakan sesuatu yang mudah untuk dilakukan terutama tentang coding nya karena saya bukan orang yang mengerti tentang AI maka codingan tersebut agak susah untuk saya mengerti semakin banyak saya membaca dan berusaha memahami codingan tersebut maka semakin banyak pertanyaan yang kepala saya keluarkan maka agak lama saya mempelajari codingan dari orang lain.

Verick Gozali / C14180060

Selama mengikuti kelas deep learning yang diajar oleh bu Liliana, saya mendapatkan banyak hal. Di kelas ini saya bisa mendapatkan informasi pengetahuan tentang deep learning pastinya, yang dapat saya terapkan dalam tugas-tugas atau project-project yang saya kerjakan. Seperti pada presentasi pertama, saya dapat mempelajari tentang topik saya yaitu mengenai file text/biner, dimana saya dapat belajar bagaimana syntax untuk file text/biner, cara read/wrtie file, dan sebagainya. Di saat itu saya juga dapat belajar dari kelompok lain yang mempresentasikan materinya, seperti materi cv, tensorflow keras, pandas dan sebagainya.

Setelah tugas yang pertama saya mendapatkan tugas proyek untuk pembuatan paper beserta implementasinya, dimana topik yang kelompok saya pilih adalah efficient net. Di topik Efficient net ini saya dapat belajar untuk melakukan implementasi image recognition dan selain topik saya, saya juga dapat informasi / pengetahuan dari topik kelompok lain.

Lalu untuk tugas proyek akhir deep learning ini saya dapat belajar untuk dapat melakukan sound recognition dari dataset yang telah saya ambil dan kemudian diproses dengan bantuan Mel-Spectrogram dan MFCC. Setelah mengerjakan semua tugas proyek saya, saya juga mengalami kondisi baik maupun buruk. Misalnya ketika saya sudah melakukan testing ini laptop saya mengalami error / freeze sehingga harus di force restart dan menyebabkan pengulangan testing kembali dan itu sangatlah melelahkan untuk menunggu waktu testing yang tentunya sangatlah lama. Selain itu saya juga merasa kesusahan teerkadang untuk mencari sample dataset yang benar-benar cocok dan yang benar-benar saya dan kelompok saya inginkan. Misal sudah menemukan dataset yang cocok tapi malah harus bayar atau harus ijin dengan pemilik melalui email yang belum tentu dapat dijawab dengan cepat sehingga hal-hal tersebut sangat membuang waktu dan melelahkan juga bagi

saya. Tapi ketika semua hal tersebut teratasi saya merasa lega karena usaha saya terpenuhi dengan baik. Program berjalan dengan baik dan lancar. Tentunya untuk melakukan uji coba seperti yang saya kerjakan dalam tugas/ proyek saya, haruslah melakukan uji coba dalam beberapa sample dan itu sangatlah banyak. Jangan menyerah dalam melakukan suatu percobaan karena memang suatu percobaan membutuhkan waktu yang sangat banyak dan membutuhkan kesabaran dan kegigihan dalam pengerjaannya.

Vincent Kurniawan/ C14180191

Setelah saya mengikuti kelas Deep Learning saya belajar banyak hal yang saya tidak ketahui sebelumnya seperti mendeteksi akurasi - akurasi dengan beribu - ribu data yang sangat banyak dengan menggunakan jupyter Notebook, pertama kali saya uji coba tidak begitu lama mungkin karena epochnya tidak terlalu banyak tetapi sedikit mengalami heating pada laptop saya. Setelah itu di kelas di bagi kelompok dan memilih salah satu topik untuk di kerjakan, kebetulan saya dan kelompok mendapatkan topik tentang Resnet saat itu saya tidak mengetahui apa itu Resnet sehingga saya mencari referensi di google untuk tau lebih detail tentang Resnet. Saya baru tau jika resnet memiliki banyak layer mulai dari Resnet 18, 34 dan 50. Lalu saya mencoba beberapa resnet tersebut, pertama saya mencoba resnet 18 terlebih dahulu saya berpikir akan sangat berat bagi perangkat saya untuk menjalankannya. Setelah saya mencoba ternyata tidak terlalu berat juga resnet 18 mungkin karena size dan epochnya tidak terlalu banyak, saya lanjut untuk mencoba Resnet 50 disitu lah saya mulai berpikir ini akan sangat lama dan membuat perangkat saya panas, setelah mencoba benar saja pada indikasi waktu saya harus menunggu selama sekitar 10 jam dan juga sempat pada jam ke 4 perangkat saya mengalami freeze yang membuat perangkat saya mati secara paksa, pada saat itu juga pertama kali laptop saya mengalami hal seperti ini.

Sheeren Anggela / c14180070

Dari kelas deep learning bu Liliana, saya mendapat 3 project untuk dikerjakan. Dengan project tersebut saya belajar menggunakan konsep deep learning pada data yang saya punya, misalnya image dan sound recognition. Proyek saya mempelajari cara penggunaan dan konsep dari Sequential model dari tensorflow, ResNet, Dan CNN dengan menggunakan dua fitur yaitu MFCC dan Mel-Spectrogram. Saya belajar banyak library dan permodelan lain juga melalui presentasi di kelas. Pada awalnya saya kesulitan untuk mencari dan mengerti konsep dan codingan. Deep Learning memiliki banyak layer dan memiliki training yang lama karena banyak epoch. Setelah mencoba mengerjakan dan terus mencari, saya menjadi lebih paham dengan konsep permodelan pada Deep Learning. Pada saat mempelajari ResNet, saya kesulitan memahami layer yang ada, kemudian dengan epoch dan batch yang cukup besar sehingga proses trainingnya sangat lama untuk ditunggu. Kesulitannya juga terletak pada proses training yang sangat lama, terkadang membuat laptop saya lebih panas dan seringkali terjadi kesalahan juga, sehingga harus mengulang lagi. Kemudian kelompok saya juga mendapat sedikit masalah saat diminta memperlihatkan hasil prediksi pada gambar. Sebelumnya kami hanya mempersiapkan plot dan menunjukkan hasil, dikarenakan kesulitan mencari referensi codingan ResNet yang menampilkan hasil prediksinya. Namun, pada akhirnya menemukan codingan yang sesuai. Proyek akhir saya melakukan klasifikasi instrumen musik dengan CNN dari dua fitur, yaitu MFCC dan Mel-Spectrogram. Pada saat

mencoba codingannya, laptop saya sering mengalami masalah, karena deep learning memerlukan hardware yang canggih. Pada proyek ini kelompok saya membandingkan 2 fitur yang dapat memproses suara. Kemudian membandingkan hasil dari keduanya. Sehingga dari deep learning saya belajar cara memproses data image dan sound dengan model yang sesuai dan penggunaan layernya.