

LAPORAN

**PRAKTIK KERJA LAPANGAN
DI PT. UNITED TRACTORS**



OLEH:

**RATU NOOR HASANAH
SEVILLIA NAFISA FITRI**

**(162112133112)
(162112133113)**

**PROGRAM STUDI S1
TEKNOLOGI SAINS DATA
DEPARTEMEN TEKNIK
FAKULTAS TEKNOLOGI MAJU DAN MULTIDISIPLIN
UNIVERSITAS AIRLANGGA
SURABAYA
2024**

**LEMBAR PENGESAHAN
LAPORAN PRAKTIK KERJA LAPANGAN**

Identitas Peserta PKL

1. Nama : Ratu Noor Hasanah
NIM : 162112133112
2. Nama : Sevillia Nafisa Fitri
NIM : 162112133112

Identitas Dosen Pembimbing

Nama : Indah Fahmiyah, S.Si., M.Stat.
NIP/NIK : 199307082020013201

Identitas Pembimbing Lapangan

Nama : Ardi Samanto
NIP/NIK : 80112059

Disetujui dan disahkan sebagai Laporan Praktik Kerja Lapangan

Surabaya, 17 Mei 2024

Pembimbing Lapangan,

Dosen Pembimbing,



Ardi Samanto
NIP 80112059



Indah Fahmiyah, S.Si., M.Stat.
NIP 199307082020013201

Mengetahui
Ketua Departemen Teknik,

Dr. Prihartini Widiyanti, drg, M. Kes, S.Bio, CCD
NIP 197502222009122001

KATA PENGANTAR

Segala puji dan syukur kami panjatkan kepada Allah SWT atas segala Rahmat dan limpahan karunia-Nya yang menyertai kami sehingga kami dapat menyelesaikan kegiatan serta penulisan laporan Praktik Kerja Lapangan dengan lancar dan tepat waktu. Laporan Praktik Kerja Lapangan ini merupakan hasil dari kegiatan PKL yang telah kami laksanakan selama periode waktu satu bulan di PT. United Tractors Tbk. Penyusunan laporan ini dapat selesai atas dukungan dan bantuan yang kami terima dari berbagai pihak. Oleh karena itu kata pengantar ini ditulis untuk mengucapkan terima kasih yang sebesar-besarnya kepada:

1. Ibu Indah Fahmiah, S.Si., M.Stat. selaku dosen pengajar Program Studi Teknologi Sains Data Fakultas Teknologi Maju dan Multidisiplin Universitas Airlangga sekaligus sebagai Dosen Pembimbing yang telah membimbing kami dan memberikan arahan selama pelaksanaan kegiatan Praktik Kerja Lapangan.
2. Bapak Asep Suprpto A.Md.T. selaku Human Capital Divisi Differentiation And Digitalization PT. United Tractors Tbk yang telah memberikan kesempatan kepada penulis untuk melaksanakan kegiatan Praktik Kerja Lapangan di PT. United Tractors Tbk.
3. Mas Ardi Samanto S.Kom. selaku Pembimbing Lapangan yang senantiasa membimbing, memberikan arahan, serta memberikan banyak pelajaran baru di dunia kerja yang tidak dapat diperoleh di perkuliahan kepada penulis.
4. Seluruh pegawai PT. United Tractors Tbk yang telah menerima dan memberikan banyak bantuan kepada penulis selama kegiatan Praktik Kerja Lapangan.

Diharapkan laporan ini dapat memberikan manfaat dan menjadi bahan referensi atau pembelajaran yang berguna bagi pembaca. Namun tak dapat dipungkiri bahwa dalam penyusunan laporan PKL ini masih terdapat kekurangan baik dari segi bahasa, isi, ataupun cara penyajiannya. Akhir kata, kami ucapkan mohon maaf atas segala kekurangan atau kesalahan yang masih terdapat dalam laporan ini.

DAFTAR ISI

LEMBAR PENGESAHAN	ii
KATA PENGANTAR	iii
DAFTAR ISI	iv
DAFTAR TABEL	vi
DAFTAR GAMBAR	vii
DAFTAR LAMPIRAN	viii
BAB I PENDAHULUAN	9
1.1 Latar Belakang	9
1.2 Rumusan Masalah	10
1.3 Tujuan	10
1.4 Manfaat	11
1.4.1 Bagi Mahasiswa	11
1.4.2 Bagi Program Studi	12
1.4.3 Bagi Instansi	12
BAB II TINJAUAN PUSTAKA	13
2.1 Profil Perusahaan	13
2.1 Lingkup Pekerjaan	17
2.3 Landasan Teori	19
2.3.1 Peramalan (<i>Forecasting</i>)	19
2.3.2 Stasioneritas	19
2.3.2.1 Stasioner dalam <i>Variances</i>	19
2.3.2.1 Stasioner dalam <i>Mean</i>	20
2.3.3 ARIMA (<i>Autoregressive Integrated Moving Average</i>)	20
2.3.3.1 Plot Data	21
2.3.3.2 Identifikasi Model	21
2.3.3.3 Pengujian Signifikansi Parameter	23
2.3.3.4 Pengujian Asumsi Residual	24
2.3.4 LSTM (<i>Long Short-Term Memory</i>)	25
2.3.4.1 <i>Hyperparameter</i> Model	25
2.3.5 Evaluasi Performa Model	26
2.3.6 Batu Bara	27
2.3.7 Newcastle Coal	27
BAB III METODE PELAKSANAAN	28
3.1 Pelaksanaan Kerja Praktik	28
3.2 Metode Penyelesaian Proyek	29
3.2.1 Sumber Data	29
3.2.2 Tahapan Penelitian	29
BAB IV HASIL DAN PEMBAHASAN	32
4.1 Statistika Deskriptif	32
4.2 <i>Pre-Processing</i> dan EDA	32
4.3 Stasioneritas	35
4.3.1 Uji Stasioneritas <i>Variances</i>	36
4.3.2 Transformasi Box-Cox	36
4.3.3 Uji Stasioneritas <i>Mean</i>	37
4.3.4 <i>Differencing</i>	38

4.4	ARIMA.....	39
4.4.1	Identifikasi Model ARIMA.....	39
4.4.2	Uji Signifikansi Parameter.....	39
4.4.2	ARIMA <i>Forecasting</i>	39
4.4.3	Pengujian Asumsi Residual.....	41
4.4.4	Pemilihan Model ARIMA.....	42
4.5	LSTM.....	42
4.5.1	Pemodelan LSTM.....	42
4.5.2	LSTM <i>Forecasting</i>	43
4.5.3	Evaluasi Model LSTM.....	44
4.6	Perbandingan Hasil ARIMA dan LSTM.....	45
4.7	Analisis Hasil <i>Forecast</i> bagi Perusahaan.....	46
	BAB V KESIMPULAN DAN SARAN.....	47
5.1	Kesimpulan.....	47
5.2	Saran.....	48
	DAFTAR PUSTAKA.....	49
	LAMPIRAN.....	51

DAFTAR TABEL

Tabel 2.1 Pola ACF dan PACF	22
Tabel 2.2 Kriteria MAPE.....	27
Tabel 3.1 Kegiatan Kerja Praktik	28
Tabel 4.1 Statistika Deskriptif	32
Tabel 4.2 Deskripsi Variabel Data	32
Tabel 4. 3 Uji ADF.....	35
Tabel 4.4 Transformasi <i>Box-Cox</i>	36
Tabel 4.5 Uji ADF Data Hasil Transformasi <i>Box-Cox</i>	37
Tabel 4.6 Uji ADF Data Hasil Transformasi dan Differencing	38
Tabel 4.7 Uji Signifikansi Parameter ARIMA	39
Tabel 4.8 Data <i>Forecasting</i> ARIMA vs Data Aktual	40
Tabel 4.9 Data <i>Forecasting</i> (Februari – Maret 2024) ARIMA	41
Tabel 4.10 Hasil Uji Asumsi Residual Model ARIMA	41
Tabel 4.11 Pemilihan model ARIMA Terbaik	42
Tabel 4.12 Hyperparameter Model LSTM	42
Tabel 4.13 Data <i>Forecasting</i> LSTM vs Data Aktual	44
Tabel 4.14 Data <i>Forecasting</i> (Februari 2024 – Maret 2024)	44
Tabel 4.15 Metrik Evaluasi Model LSTM	45
Tabel 4.16 Perbandingan Hasil Forecast ARIMA dan LSTM	45

DAFTAR GAMBAR

Gambar 2.1 Diagram Struktur Organisasi Perusahaan	16
Gambar 2.2 Diagram Struktur Organisasi Divisi DAD.....	17
Gambar 3.1 Diagram Alir Pengerjaan Proyek.....	31
Gambar 4.1 <i>Line Plot</i> Sebelum Transformasi dan <i>Differencing</i>	33
Gambar 4.2 <i>Line Plot</i> Setelah Transformasi dan <i>Differencing</i>	34
Gambar 4.3 Histogram Variabel Last Sebelum Transformasi dan <i>Differencing</i>	34
Gambar 4.4 Histogram Variabel Last Setelah Transformasi dan <i>Differencing</i>	34
Gambar 4.5 Plot ACF dan PACF	35
Gambar 4.6 Plot <i>Box-Cox</i> Data	36
Gambar 4.7 Plot <i>Box-Cox</i> pada Data Hasil Transformasi	37
Gambar 4.8 Plot ACF dan PACF Data Hasil Transformasi <i>Box-Cox</i>	37
Gambar 4.9 Plot ACF PACF Data Hasil Transformasi dan <i>Differencing</i>	38
Gambar 4.10 <i>Line Plot Forecast</i> ARIMA(0,1,1)	40
Gambar 4.11 <i>Line Plot Forecast</i> ARIMA(1,1,0)	40
Gambar 4.12 <i>Line Plot Forecast</i> ARIMA(0,1,0)	40
Gambar 4.13 <i>Line Plot Forecast</i> LSTM.....	43
Gambar 4.14 <i>Line Plot Forecast Stacked</i> LSTM	43

DAFTAR LAMPIRAN

Lampiran 1. Surat Penerimaan PKL dari Perusahaan	51
Lampiran 2. Formulir P1 – Formulir Bimbingan	52
Lampiran 3. Formulir P3 – Logbook.....	54
Lampiran 4. Dokumentasi	58

BAB I PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang

Dunia kini telah berada di era Revolusi Industri 4.0 yang merupakan suatu era di mana terciptanya terobosan teknologi *digital* canggih yang terus berkembang dan diperbaharui (Tahar, Setiadi, & Rahayu, 2022). Hal ini mempengaruhi bagaimana cara manusia hidup dan bekerja dengan adanya kemajuan teknologi yang membuka peluang kemajuan di berbagai bidang lainnya, salah satunya adalah Pendidikan (Dito & Pujiastuti, 2021). Saat ini dunia telah berada di era Revolusi Industri 4.0 yang merupakan suatu era di mana terciptanya terobosan teknologi digital canggih yang terus berkembang dan diperbaharui (Tahar, Setiadi, & Rahayu, 2022). Hal ini mempengaruhi bagaimana cara manusia hidup dan bekerja dengan adanya kemajuan teknologi yang membuka peluang kemajuan di berbagai bidang lainnya, salah satunya adalah Pendidikan (Dito & Pujiastuti, 2021). Saat ini sudah banyak ditemukan teknologi digital yang mendorong kemajuan pendidikan di Indonesia. Oleh karena itu, agar dapat bersaing dengan generasi yang dipenuhi oleh individu yang kompeten di bidang ilmu pengetahuan diperlukan bekal pengalaman praktik di dunia kerja yang dapat diperoleh melalui pelaksanaan Praktik Kerja Lapangan (Chotimah, 2020).

Praktik Kerja Lapangan (PKL) bagi mahasiswa merupakan salah satu bentuk implementasi dari pembelajaran atau perkuliahan secara teoritis yang dilaksanakan dalam bentuk kegiatan praktik langsung di dunia kerja. PKL, merupakan fase profesional di mana seorang mahasiswa (peserta) yang hampir menyelesaikan studi secara formal (perkuliahan) terlibat dalam kegiatan lapangan (Pratama, Putra, & Datya, 2017).

Melalui pelaksanaan PKL, mahasiswa memiliki kesempatan untuk mengaplikasikan teori yang telah dipelajari dalam lingkungan kerja yang sebenarnya (Arifin, 2014). Dengan demikian, mereka dapat menguji keberlanjutan pengetahuan mereka, memperdalam pemahaman tentang proses bisnis, dan merespons tantangan-tantangan yang muncul di dunia kerja. Selain itu, PKL juga memberikan kesempatan bagi mahasiswa untuk membangun jejaring profesional, meningkatkan keterampilan interpersonal, serta mengasah kemampuan *problem-solving*. Pelaksanaan PKL merupakan salah satu program Universitas Airlangga dalam upaya mengembangkan dan mendidik mahasiswanya dengan tujuan mempersiapkan mahasiswanya agar dapat bersaing di jenjang karir.

Sebagai mahasiswa Teknologi Sains Data Universitas Airlangga, dibutuhkan pengalaman kerja langsung yang sesuai dengan bidang studinya, *data science* dan *data analyst*. PT. United Tractors merupakan perusahaan yang bergerak di bidang Mesin Konstruksi, Kontraktor Penambangan, Pertambangan, Industri Konstruksi, dan Energi yang di dalamnya terdapat profesi *data science* dan *data analysis* yang sesuai dengan program studi. Sebagai salah satu perusahaan besar di Indonesia, tentunya United Tractors mempekerjakan para *data scientist* dan *data analyst* yang sangat ahli dan kompeten di bidangnya.

Selain itu, pada PT. United Tractors juga terdapat peran *data engineer*. Tugas *data engineer* yaitu merancang, membangun, mengembangkan serta memelihara infrastruktur data yang diperlukan untuk menyimpan, memproses dan mengelola data (Ismail, 2021). *Data engineer* berkerja sama dengan *data scientist* dan *data analyst* menyiapkan data yang terstruktur dan siap digunakan untuk keperluan prediksi atau analisis data. Oleh karena itu, PT. United Tractor dipilih sebagai tempat pelaksanaan PKL dengan harapan untuk dapat memperoleh serta meningkatkan pengetahuan dan pemahaman dari proses perolehan, pemrosesan, dan pengelolaan data hingga prediksi/analisis data dengan belajar langsung dari ahlinya. Mengenai bagaimana alur kerja kolaborasi dan *use case* antara *data engineer* dengan *data scientist*. Serta menambah pengalaman, keterampilan serta wawasan yang lebih mendalam mengenai dunia kerja, proses bisnis serta dinamika industri yang mendasari bidang studi sehingga tidak hanya ilmu pengetahuan saja yang diperoleh, namun juga etos kerja dan pemahaman dunia kerja yang dapat dijadikan bekal untuk bersaing di jenjang karir nantinya.

1.2 Rumusan Masalah

Rumusan masalah dari pelaksanaan Praktek Kerja Lapangan di PT. United Tractors yaitu “Bagaimana melakukan analisis *forecasting data time series* harga batu bara serta membandingkan dua pedekatan model yaitu model ARIMA dan model LSTM?”.

1.3 Tujuan

Adapun tujuan dari pelaksanaan Praktik Kerja Lapangan (PKL) sebagai berikut:

1. Mengaplikasikan pengetahuan teoritis maupun kemampuan praktik yang telah dipelajari selama perkuliahan terhadap permasalahan yang terjadi dengan

mengaitkan konsep-konsep akademis dengan praktik secara langsung di lingkungan kerja nyata.

2. Mendapatkan pengalaman dan wawasan dalam menghadapi situasi nyata di lapangan khususnya di bidang *data science* dan *data analyst* dengan menerapkan metode-metode yang telah diperoleh, seperti identifikasi permasalahan, pemecahan masalah dan pengambilan keputusan dari permasalahan tersebut.
3. Mengembangkan keterampilan khusus yang diperlukan *data scientist* dan *data analyst* di Instansi/Perusahaan terkait sesuai dengan bidang yang dipelajari di Program Studi S1 Teknologi Sains Data Universitas Airlangga mencakup pengetahuan, keterampilan teknis, interpersonal, dan profesional.
4. Memberikan kesempatan bagi mahasiswa untuk membangun jaringan profesional dengan Instansi/Perusahaan terkait sehingga memperluas kesempatan berkarir di masa depan.
5. Memperkenalkan mahasiswa pada tuntutan dan ekspektasi dunia kerja sehingga dapat mempersiapkan dan menyesuaikan diri dengan dinamika dunia kerja, budaya perusahaan, serta norma yang berlaku di tempat kerja.

1.4 Manfaat

Adapun manfaat dari pelaksanaan dari Praktik Kerja Lapangan (PKL) ini dapat dibedakan menjadi tiga, yaitu manfaat bagi mahasiswa, program studi, dan instansi.

1.4.1 Bagi Mahasiswa

1. Melengkapi kompetensi mahasiswa sesuai dengan capaian pembelajaran yang ditentukan oleh Program Studi Teknologi Sains Data.
2. Mahasiswa dapat menerapkan ilmu yang telah dipelajari selama perkuliahan pada permasalahan kegiatan nyata, sehingga memiliki gambaran umum atas perbedaan antara pengetahuan di perkuliahan dengan kenyataan di dunia kerja.
3. Memberikan kesempatan kepada mahasiswa untuk mengasah dan mengembangkan pengetahuan keterampilan, serta etos kerja yang sesuai dengan tuntutan profesi terkait.
4. Membantu mahasiswa untuk melakukan penyesuaian diri dengan tuntutan dunia kerja serta meningkatkan wawasan dan pengetahuan atas permasalahan yang dihadapi setiap individu di dunia profesional.

5. Kegiatan PKL memberikan pemahaman langsung tentang dinamika industry dan perkembangan terkini sehingga mahasiswa terkonstruktif secara baik dalam mengembangkan metode – metode baru yang lebih inovatif.

1.4.2 Bagi Program Studi

1. Pelaksanaan PKL memberikan masukan kepada program studi untuk evaluasi kurikulum yang telah diterapkan sesuai dengan kebutuhan tenaga kerja yang terampil sesuai dengan bidangnya.
2. Pelaksanaan PKL sebagai sarana pengenalan program studi teknologi sains data kepada perusahaan/instansi terkait kebutuhan lulusan atau tenaga kerja di bidang studi *data science* dan *data analyst*.

1.4.3 Bagi Instansi

1. Membantu meringankan Perusahaan dalam penyelesaian suatu *task* mengenai permasalahan – permasalahan yang dihadapi atau *jobdesk* terkait.
2. Membantu memberikan pandangan terkait metode – metode yang telah dipelajari mahasiswa selama di perkuliahan untuk diimplementasikan dalam pengerjaan *task* atau *jobdesk* di lapangan.

BAB II TINJAUAN PUSTAKA

2.1 Profil Perusahaan

United Tractors merupakan anak usaha dari PT. Astra Internasional Tbk, yang dikenal dengan distributor alat berat terbesar di Indonesia yang telah berdiri sejak tahun 1972. PT. United Tractors memulai operasinya di tahun 1973 setelah didirikan pada tanggal 13 Oktober 1972 dengan nama PT. Inter Astra Motor Works. Awal mula kegiatan operasi Perusahaan adalah sebagai distributor alat-alat berat merek terkenal dunia, meliputi penjualan dan penyewaan alat berat beserta dengan pelayanan purna jual atau pelayanan yang diberikan setelah terjadinya proses transaksi jual beli seperti garansi, perbaikan, dukungan teknis, dan konsultasi. Komatsu Ltd Japan merupakan salah satu perusahaan alat berat pertama yang bekerja sama dengan UT dan menunjuk UT menjadi distributor tunggal dalam memasarkan alat-alat berat untuk pertambangan, konstruksi, dan lain sebagainya di Indonesia. Kini, UT telah bekerja sama dengan banyak perusahaan alat berat, mesin konstruksi, dan pertambangan yang tersebar di seluruh dunia.

Penawaran umum saham pertama dilaksanakan di Bursa Efek Jakarta dan Bursa Efek Surabaya pada tanggal 19 September 1989 dengan menggunakan nama PT. United Tractors Tbk dan PT. Astra International Tbk sebagai pemegang saham mayoritas. Pencatatan saham tersebut menandai bahwa UT telah menjadi perusahaan publik. Hingga kini United Tractors telah berkembang menjadi salah satu pemain utama di sektor dan industri dalam negeri, melalui lima pilar bisnis, yaitu mesin konstruksi, kontraktor penambangan, pertambangan batu bara, pertambangan emas, industri konstruksi dan energi. Berikut adalah deskripsi singkat masing-masing pilar bisnis.

1. Mesin Konstruksi

Seperti yang sudah diketahui, PT. United Tractors Tbk menjalankan penjualan alat berat dan alat transportasi yang difokuskan oleh pilar usaha ini. Mesin Kontraktor merupakan segmen usaha sejak awal berdirinya perusahaan. Seiring berkembangnya basis *customer* serta terdapatnya kebutuhan terhadap produk-produk guna menunjang pekerjaan lapangan atau industrial lainnya, United Tractors juga menawarkan kesediaan produk-produk pelengkap hingga dapat mendukung kegiatan usahanya di berbagai macam sektor, seperti pertambangan, perkebunan, konstruksi dan kehutanan, serta angkutan dan transportasi. Produk-produk tersebut di antara lain adalah *crane* Tadano, *vibratory roller* Bomag serta

UD Trucks, bahkan bus dan truk Scania yang kini turut menunjang armada angkutan umum Pemerintah Provinsi DKI Jakarta.

Selain produk, United Tractors juga menawarkan berbagai jasa kepada pelanggannya seperti konsultasi lapangan, rekomendasi alat berat yang optimal dan sesuai, program pemeriksaan mesin dan pemantauan alat berat, remanufaktur atau proses pemulihan barang menjadi seperti baru dan rekondisi atau modifikasi ulang produk, pelatihan untuk mekanik dan operator mesin, layanan pelanggan 24/7, serta jaminan layanan purna jual dan garansi.

Melalui beberapa anak usaha, jasa rekayasa produk dan penjualan komponen atau *attachment* mesin juga ditawarkan kepada *customer*. Contohnya seperti anak Perusahaan PT. United Tractors Pandu Engineering atau UTPE yang menawarkan layanan rekayasa dan manufaktur komponen *attachment* alat berat.

2. Kontraktor Penambangan

PT Pamapersada Nusantara (PAMA) merupakan anak usaha United Tractors yang merupakan kontraktor spesialis yang menyediakan jasa pertambangan komprehensif kepada pemilik tambang. Layanan pertambangan yang ditawarkan PAMA mencakup seluruh tahap produksi dan ekspansi mulai dari desain tambang, eksplorasi, *hauling*, *barging*, dan pengangkutan komoditas. Cakupan jasa yang ditawarkan diantara lain desain pertambangan dan implementasi, penilaian dan studi kelayakan awal, Pembangunan infrastruktur dan fasilitas tambang, pemindahan tanah dan penanganan limbah, produksi dan pengangkutan bahan tambang, perluasan tambang atau fasilitas, reklamasi dan revegetasi serta pengapalan dan pemasaran.

3. Pertambangan

Pilar bisnis yang ketiga adalah pertambangan, yaitu pertambangan batu bara dan pertambangan emas. United Tractors menjalankan bisnis konsesi pertambangan batu bara yaitu batu bara *thermal* dan batu bara kokas atau *coking coal* melalui anak Perusahaan PT. Tuah Turangga Agung (Turangga Resources). Turangga Resources memegang kepemilikan atas sejumlah konsesi tambang batu bara yang terdiri dari batu bara kualitas menengah dan kualitas tinggi. Bisnis pertambangan emas dilaksanakan oleh PT. Agincourt Resources (PTAR) yang mengoperasikan tambang emas Martabe di daerah Tapanuli Selatan provinsi Sumatera Utara. Luas

Area operasi tambang sekitar 479 hektare. Konstruksi tambang emas Martabe dimulai sejak tahun 2008 dan mulai produksi pada tahun 2012.

4. Industri Konstruksi

United Tractors turut berkontribusi dalam pencapaian SDG's dengan menyediakan alat berat dan jasa yang mendukung industri konstruksi di Indonesia melalui anak usahanya yaitu PT. Acset Indonusa Tbk ("ACSET"). ACSET didirikan pada tahun 1995 sebagai perusahaan konstruksi dengan beragam spesialisasi yang menyediakan layanan teknis dan konstruksi untuk bangunan, sipil, dan pekerjaan maritim.

Spesialisasi ACSET adalah mengintegrasikan pekerjaan spesialis dan konstruksi umum agar dapat bekerja secara efektif untuk menghasilkan biaya yang kompetitif.

5. Energi

United Tractors juga telah mengusung bisnis Energi Baru dan Terbarukan (EBT) atas salah satu strategi transi korporasi di bidang energi. Hal ini sejalan dengan strategi pengembangan usaha di sektor energi yang ramah lingkungan. Usaha atau upaya yang telah dilakukan oleh perusahaan berupa studi, tinjauan, serta realisasi proyek.

PT Energia Prima Nusantara (EPN) merupakan anak Perusahaan yang mengembangkan Teknologi *Solar Photovoltaic (Solar PV)* atau sumber energi bersih terbarukan dengan mengubah sinar matahari menjadi listrik dengan memanfaatkan bahan semikonduktor yang telah dipasang di sejumlah perusahaan dalam grup UT dan Astra. Selain itu, terdapat pula studi pengembangan pada beberapa proyek *Hydro Power* bekerja sam adengan mitra usaha yang memiliki reputasidan pengalaman di bidang Pembangkit Listrik Tenaga Air (PLTA). Pada kapasitas yang lebih kecil, telah dibangun dua Pembangkit Litrik Tenaga Minihidro (PLTM) yaitu PLTM Kalipelus dengan kapasitas 0,5MW di provinsi Jawa Tengah dan PLTM Besai Kemu di Lampungdengan kapasitas 7MW. Selain proyek-proyek yang telah disebutkan, United Tractors juga aktif melakukan studi, tinjauan, serta MoU (*Momerandum of Understanding*) atau surat perjanjian untuk mengembangkan jenis energi terbarukan lainnya seperti *Floating Solar PV*, Pembangkit Listrik Tenaga Bayu atau angin (PLTB), *Hybrid Solar PV* dengan

Battery Storage, serta Teknologi *Waste to Energy* (WtE) yang mengubah sampah menjadi energi berupa listrik atau panas.

Adapun visi dan misi PT. United Tractors sebagai berikut:

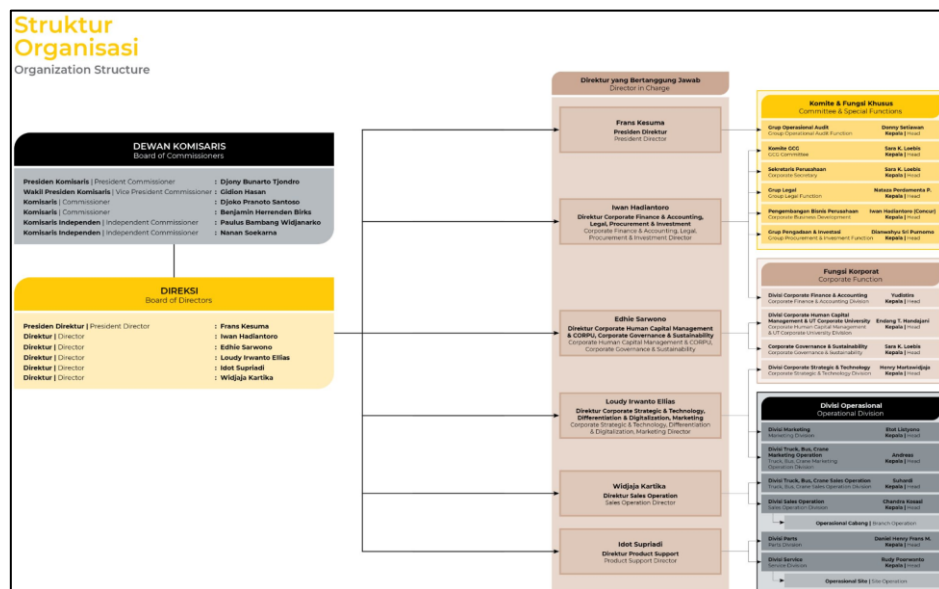
I. Visi

Menjadi perusahaan kelas dunia berbasis solusi di bidang alat berat, pertambangan dan energi, untuk menciptakan manfaat bagi para pemangku kepentingan.

II. Misi

Menjadi perusahaan yang:

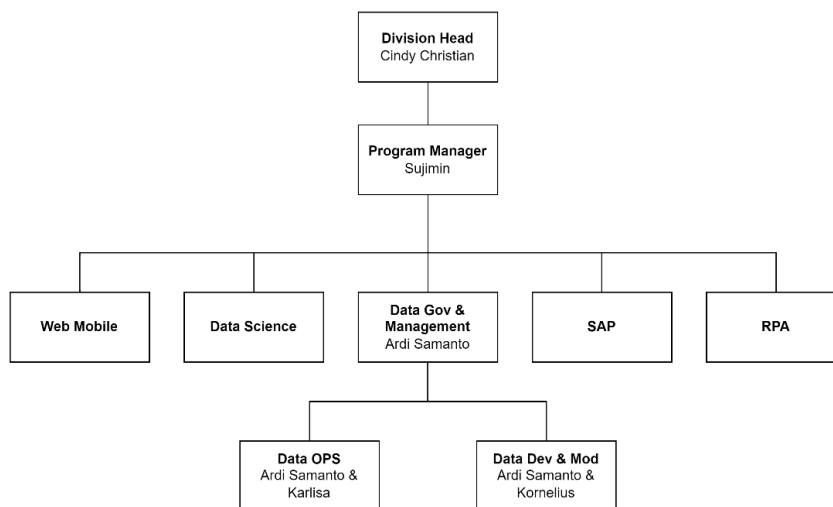
1. Bertekad membantu pelanggan meraih keberhasilan melalui pemahaman usaha yang komprehensif dan interaksi berkelanjutan.
2. Menciptakan peluang bagi insan perusahaan untuk dapat meningkatkan status sosial dan aktualisasi diri melalui kinerjanya.
3. Menghasilkan nilai tambah yang berkelanjutan bagi para pemangku kepentingan melalui tiga aspek berimbang dalam hal ekonomi, sosial, dan lingkungan.
4. Memberi sumbangan yang bermakna bagi kesejahteraan bangsa.



Gambar 2.1 Diagram Struktur Organisasi Perusahaan

Gambar 2.1 merupakan struktur organisasi PT. United Tractors Tbk dengan pimpinan tertinggi dipegang oleh seorang Presiden Direktur yang membawahi beberapa Direktur Bidang dan tiap-tiap Direktur Bidang membawahi divisi yang berbeda-beda,

salah satunya adalah Divisi *Differentiation and Digitalization* atau DAD yang merupakan Divisi tempat pelaksanaan PKL.



Gambar 2.2 Diagram Struktur Organisasi Divisi DAD

Gambar 2.2 merupakan diagram struktur organisasi Divisi *Differentiation And Digitalization*. Divisi ini terdiri dari beberapa *program manager* yang bertugas di bawah kepala divisi. Masing-masing *program manager* menaungi beberapa sub divisi diantaranya Web Mobile, Data Science, Data Government & Management, SAP, RPA, dan lain-lain. Sub divisi Data Government & Management terbagi menjadi dua bagian yaitu Data Ops dan Data Dev & Mod.

2.1 Lingkup Pekerjaan

PT United Tractors Tbk memiliki lingkup pekerjaan yang terbagi menjadi beberapa divisi. Salah satu divisi yang terdapat pada PT. United Tractors adalah Divisi *Differentiation And Digitalization* (DAD). DAD bertugas untuk mengembangkan prakarsa Digitalisasi di seluruh *cycle* bisnis proses United Tractors, dengan beberapa *task*:

1. Digitalisasi bisnis proses.
2. Membuat prediksi untuk bisnis kedepan dengan pengelolaan *big data*, memanfaatkan data analytic dan data scientist untuk mengembangkan machine learning dan AI.
3. Pengembangan dashboard analisis *performance* bisnis.
4. Digitalisasi untuk mempermudah customer berinteraksi dan transaksi dengan United Tractors.

Salah satu sub divisi pada DAD, yaitu Data & Digital Solutions (DDS) merupakan divisi tempat PKL dilaksanakan. Divisi DDS bertugas mengumpulkan, memperoleh, memproses, mengunggah, dan mengelola big data yang tersimpan pada Google Cloud Platform Perusahaan yang nantinya dapat diakses untuk dilakukan pemrosesan data yang biasanya menggunakan PySpark dan Vertex AI.

PT United Tractors mengelola jutaan data dari berbagai macam sumber dan berbagai macam tipe data seperti data yang diperoleh melalui IoT (*Internet of Things*) yang merupakan suatu perangkat yang memiliki sensor terhubung dengan internet yang digunakan untuk mengumpulkan dan mentransfer data. Selain itu, terdapat pula data yang sebelumnya berasal dari Salesforce, SAP, serta data eksternal lainnya. Salesforce merupakan *software* berbasis *cloud* yang menawarkan berbagai *service* untuk keperluan CRM atau *Customer Relationship Management* termasuk *Sales Cloud*, *Service Cloud*, *Marketing Cloud*, dan *Commerce Cloud*. Dengan kata lain, Salesforce mengelola data yang berhubungan dengan *customer*. Sedangkan SAP merupakan *software* atau perangkat lunak perencanaan sumber daya perusahaan atau lebih dikenal dengan istilah *enterprise resource planning* (ERP). Salah satu data eksternal yang disimpan pada GCP perusahaan dan digunakan untuk keperluan analisis bisnis adalah data harga komoditas energi dan pertambangan, seperti harga batu bara.

Pendekatan kerangka kerja yang diterapkan pada DDS adalah menggunakan salah satu pendekatan *Agile Development*. *Agile Development* merupakan pendekatan kerangka kerja yang lebih menekankan fleksibilitas serta adaptabilitas terhadap perubahan kebutuhan jika dibandingkan dengan pendekatan lainnya, yaitu model *Waterfall* yang bersifat lebih terstruktur dan terencana ketat. Hal ini lebih memungkinkan tim DDS untuk merespons lebih cepat terhadap perubahan pasar atau kebutuhan pemangku kepentingan. Selain itu, sinkronisasi tim dapat terjaga dengan dilakukannya *daily scrum* atau *daily check-in* yang memungkinkan anggota tim untuk saling memberikan *update* mengenai *progress* masing-masing, serta hambatan yang dihadapi tiap harinya sehingga memberikan kesempatan bagi anggota tim mengidentifikasi masalah dan menyelesaikannya bersama-sama.

Lingkup pengerjaan proyek PKL yang dilakukan adalah melakukan analisis data harga batu bara Newcastle, yaitu *time series forecasting* atau peramalan harga batu bara Newcastle. United Tractors merupakan perusahaan yang menjalani beberapa bisnis

seperti kontraktor penambangan dan pertambangan, salah satunya adalah batu bara. Naik dan turunnya harga batu bara sangat menentukan laba industri pertambangan yang akan datang. Kebutuhan akan prediksi dibutuhkan dalam proses bisnis di bidang batu bara. Sehingga hasil *forecasting* harga batu bara Newcastle dapat dianalisis lebih lanjut dan digunakan sebagai salah satu pertimbangan dalam pengambilan keputusan bisnis pada United Tractors.

2.3 Landasan Teori

2.3.1 Peramalan (*Forecasting*)

Forecasting merupakan kegiatan untuk memprediksi peristiwa di waktu yang akan datang atas dasar data yang terdapat pada masa lampau yang dianalisis dengan suatu model tertentu (Rahayu, Ramdhan, & Sumatri, 2022). Peramalan adalah prediksi, proyeksi atau estimasi tingkat kejadian yang tidak pasti di masa yang akan datang. Kemungkinan akurasi mutlak dalam meramalkan suatu peristiwa dan tingkat kegiatan di masa depan sangat sulit dicapai. Oleh karena itu, ketika suatu perusahaan tidak dapat memperkirakan kejadian mendatang dengan pasti, dibutuhkan usaha dan waktu yang signifikan untuk dapat membuat kesimpulan yang dapat diandalkan terkait dengan peristiwa di masa yang akan datang (Adam, 2022).

2.3.2 Stasioneritas

Stasioneritas adalah sebuah kondisi di mana nilai *mean* dan *varians* pada suatu data deret waktu akan bernilai konstan di sepanjang waktu serta nilai kovarians antara dua periode waktu hanya bergantung pada jarak atau keterlambatan antar kedua periode waktu tersebut bukan pada waktu aktual perhitungan kovarians (Milniadi & Adwijaya, 2023).

2.3.2.1 Stasioner dalam *Varians*

Data *time series* dikatakan stasioner dalam *varians* apabila *Lower CL* dan *Upper CL* dari transformasi *Box-Cox* memuat nilai $\lambda = 1$. Ketika data tidak stasioner dalam *varians* dilakukan transformasi untuk menstabilkan *varians* atau membuat *varians* menjadi homogen. Salah satu transformasi yang bisa digunakan adalah *Power Transformation* (Cryer & Chan, 2008). Secara umum, *Power Transformation* diberikan sebagai berikut (2.1).

$$T(Y_t) = \begin{cases} \frac{Y_t^\lambda - 1}{\lambda} & ; \lambda \neq 0 \\ \ln Y_t & ; \lambda = 0 \end{cases} \quad (2.1)$$

2.3.2.1 Stasioner dalam Mean

Data *time series* dikatakan stasioner dalam *mean* jika data berfluktuasi di sekitar suatu nilai *mean* yang konstan, tidak bergantung pada waktu dan varians dari fluktuasi tersebut. Data stasioner *mean* dapat dideteksi menggunakan plot ACF dan uji menggunakan uji akar-akar unit *Augmented Dickey-Fuller* (ADF), dimana pengujian menentukan apakah data (Faradilla & Suharsono, 2023). Hipotesis *Augmented Dickey-Fuller* (ADF) *test* adalah sebagai berikut.

$H_0: \delta = 0$ (data tidak stasioner)

$H_1: \delta < 0$ (data stasioner)

Statistik uji ditunjukkan pada persamaan (2.2).

$$\tau = \frac{\hat{\delta}}{SE(\hat{\delta})} \quad (2.2)$$

Tolak H_0 jika nilai $|\tau|$ lebih besar dari nilai t dengan derajat bebas n banyaknya pengamatan atau $P\text{-value} < \alpha$. Jika terdapat data yang tidak stasioner dalam *mean*, maka perlu dilakukan metode *differencing* (Gujarati, 2003). Proses *differencing orde ke-d* dapat ditulis pada persamaan (2.3).

$$\nabla^d Y_t = (1 - B)^d Y_t \quad (2.3)$$

Keterangan:

$\nabla^d Y_t$: Data hasil *differencing* pada waktu ke- t

B : Operator *backshift*

d : Orde *differencing*

Y_t : Nilai pengamatan waktu ke- t

2.3.3 ARIMA (Autoregressive Integrated Moving Average)

ARIMA merupakan salah satu metode *forecasting* yang dikembangkan oleh George E. P. Box dan Gwilym M. Jenkins pada tahun 1970 (Wiguna, et al., 2020). Model ARIMA adalah suatu metode dalam analisis deret waktu yang digunakan untuk meramalkan pola masa depan dengan menganalisis pola dan tren saat ini. Penerapan model ARIMA untuk peramalan jangka pendek, 12 bulan atau kurang memberikan hasil

yang lebih akurat dibandingkan untuk periode jangka panjang (Chandra & Budi, 2020). Model ARIMA terdiri dari tiga unsur yaitu *autoregressive* (AR), *integrated*, dan *moving average* (MA) dinotasikan sebagai ARIMA (p, d, q). Model ARIMA adalah perluasan dari model *Autoregressive Moving Average* (ARMA) yang merupakan kombinasi dari model AR dan MA, apabila data tidak stasioner dan terjadi proses *differencing* maka model yang didapat adalah model *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA) (Faradilla & Suharsono, 2023).

2.3.3.1 Plot Data

Plot data digunakan untuk memvisualisasikan data dan memastikan apakah data sudah stasioner atau tidak. Data yang stasioner memiliki nilai rata-rata, variansi, dan kovariansi yang konstan sepanjang waktu. Data yang stasioner diperlukan untuk menerapkan model ARIMA. Apabila data tidak stasioner perlu dilakukan proses *differencing* untuk menghasilkan data yang stasioner, dapat diatasi dengan transformasi *Box-Cox* (Zulhamidi & Hardianto, 2016).

2.3.3.2 Identifikasi Model

Tahap identifikasi model ARIMA (p, d, q) dilakukan untuk menetapkan model sementara dengan menentukan model *autoregressive* (AR) order p , *moving average* (MA) order q , dan model ARMA (p, q) (Mahayana, Mulyadi, & Soraya, 2022). Menurut (Wei, 2006) bentuk umum model *autoregressive* (AR) order p ditunjukkan pada persamaan (2.4).

$$Y_t = \mu + \phi_1 Y_{t-1} + \phi_2 Y_{t-2} + \dots + \phi_p Y_{t-p} + a_t \quad (2.4)$$

dengan Y_t merupakan deret waktu, ϕ_p adalah parameter AR ke p , dan a_t adalah *error* pada waktu ke t dan μ adalah konstanta.

Bentuk umum model *moving average* (MA) order q atau MA (q) ditunjukkan pada persamaan (2.5).

$$Y_t = \mu + a_t - \theta_1 a_{t-1} - \theta_2 a_{t-2} - \dots - \theta_q a_{t-q} \quad (2.5)$$

dengan Y_t merupakan deret waktu, θ_q adalah parameter *moving average* ke- q , dan a_t adalah *error* pada waktu ke t dan μ adalah konstanta.

Sehingga model ARMA (p, q) dapat ditunjukkan pada persamaan (2.6).

$$Y_t = \phi_1 Y_{t-1} + \dots + \phi_p Y_{t-p} + a_t - \theta_1 a_{t-1} - \dots - \theta_q a_{t-q} \quad (2.6)$$

Model ARIMA (p, d, q) secara umum menurut (Wei, 2006) dapat ditunjukkan melalui persamaan (2.7).

$$\phi_p(B)(1-B)^d Y_t = \theta_q(B)a_t \quad (2.7)$$

Keterangan:

$\phi_p(B)$: $(1 - \phi_1 B - \phi_2 B^2 - \dots - \phi_p B^p)$

$\theta_q(B)$: $(1 - \theta_1 B - \theta_2 B^2 - \dots - \theta_q B^q)$

p, d, q : Orde AR, *differencing*, dan MA

$(1-B)^d$: *Differencing* regular orde d

a_t : Residual data

Untuk mengidentifikasi suatu model ARIMA (p, d, q) langkah pertama yang perlu dilakukan adalah memeriksa *differencing* untuk menentukan nilai d . Selain menentukan nilai d , pada tahap ini juga ditentukan berapa jumlah nilai lag residual (q) dan nilai lag dependen (p) dengan bantuan ACF dan PACF, dan correlogram yang menunjukkan plot nilai ACF dan PACF terhadap lag dengan menggunakan data yang sudah stasioner (Mahayana, Mulyadi, & Soraya, 2022).

Tabel 2.1 Pola ACF dan PACF

Model	ACF	PACF
AR (p)	Menurun secara eksponensial (<i>dies down</i>)	Terpotong setelah <i>lag-p</i> (<i>cuts off</i>)
MA (q)	Terpotong setelah <i>lag-q</i> (<i>cuts off</i>)	Menurun secara eksponensial (<i>dies down</i>)
ARMA (p, q)	Menurun secara eksponensial (<i>dies down</i>)	Menurun secara eksponensial (<i>dies down</i>)

ACF digunakan untuk mengidentifikasi model ARIMA yaitu menentukan model *moving average* (MA). Fungsi autokorelasi dituliskan pada persamaan berikut (2.8).

$$\hat{\rho}_k = \frac{\sum_{t=1}^{n-k} (Y_t - \bar{Y})(Y_{t+k} - \bar{Y})}{\sum_{t=1}^n (Y_t - \bar{Y})^2}, \quad k = 0, 1, 2, \dots \quad (2.8)$$

Keterangan:

$\hat{\rho}_k$: Taksiran fungsi autokorelasi pada *lag* ke- k

\bar{Y} : Rata-rata dari pengamatan

PACF digunakan untuk mengidentifikasi model ARIMA yaitu model autoregressive (AR). Perhitungan nilai PACF sampel *lag* ke- k dimulai dari menghitung nilai $\hat{\phi}_{11} = \hat{\rho}_1$. Sedangkan perhitungan $\hat{\phi}_{kk}$ dapat ditunjukkan pada persamaan (2.9).

$$\hat{\phi}_{k,k} = \frac{\hat{\rho}_k - \sum_{j=1}^{k-1} \hat{\phi}_{k-1,j} \hat{\rho}_{k-j}}{1 - \sum_{j=1}^{k-1} \hat{\phi}_{k-1,j} \hat{\rho}_j} \quad (2.9)$$

$$\phi_{k,j} = \hat{\phi}_{k-1,j} - \hat{\phi}_{k,k} \hat{\phi}_{k-1,k-j}$$

Keterangan:

j : 1, 2, ..., $k - 1$

$\hat{\rho}_j$: Taksiran fungsi autokorelasi sampel setelah *lag* ke- j

2.3.3.3 Pengujian Signifikansi Parameter

Pengujian signifikansi parameter yang digunakan pada model ARIMA untuk model AR (p) dengan parameter $\hat{\phi}_i$ dan model MA (q) dengan parameter $\hat{\theta}_i$ (Faradilla & Suharsono, 2023). Hipotesis yang digunakan adalah sebagai berikut.

$H_0: \phi_p = 0$ atau $\theta_q = 0$ (Parameter tidak signifikan)

$H_0: \phi_p \neq 0$ atau $\theta_q \neq 0$ (Parameter signifikan)

Untuk model AR (p), statistik uji dapat ditunjukkan pada persamaan (2.10).

$$t_{hitung} = \frac{\hat{\phi}_p}{SE(\hat{\phi}_p)} \quad (2.10)$$

Taraf signifikan sebesar $\alpha = 0,05$ dan daerah penolakan yaitu menolak H_0 jika $|t_{hitung}| > t_{\frac{\alpha}{2}, n-p}$ atau $P\text{-value} < \alpha$.

Untuk model MA (q), statistik uji dapat ditunjukkan pada persamaan (2.11).

$$t_{hitung} = \frac{\hat{\theta}_q}{SE(\hat{\theta}_q)} \quad (2.11)$$

Taraf signifikan sebesar $\alpha = 0,05$ dan daerah penolakan yaitu menolak H_0 jika $|t_{hitung}| > t_{\frac{\alpha}{2}, n-q}$ atau $P\text{-value} < \alpha$.

Keterangan:

$\hat{\phi}_p$: Estimasi parameter model AR orde ke- i

$SE(\hat{\phi}_p)$: Nilai taksiran standar *error* dari model AR

p : Banyaknya parameter AR

$\hat{\theta}_q$: Estimasi parameter model MA orde ke- i

$SE(\hat{\theta}_q)$: Nilai taksiran standar *error* dari model MA

q : Banyaknya parameter MA

2.3.3.4 Pengujian Asumsi Residual

Setelah menentukan model ARIMA, agar model sementara dapat digunakan untuk peramalan maka perlu dilakukan uji kelayakan terhadap model tersebut (Zulhamidi & Hardianto, 2016). Pengujian asumsi residual yang harus dipenuhi yaitu uji asumsi residual *white noise* dan uji asumsi distribusi normal sebagai berikut.

1) Uji Asumsi *White Noise*

Uji asumsi *white noise* pada pengujian asumsi residual digunakan untuk melihat apakah residual yang dihasilkan tidak berkorelasi (independent) dan identik (homogen). Pada pengujian residual independen menggunakan *Ljung Box-Q* (Faradilla & Suharsono, 2023). Hipotesis yang digunakan adalah sebagai berikut.

$H_0: \hat{\rho}_k = 0$ (residual memenuhi syarat *white noise*)

$H_1: \hat{\rho}_k \neq 0$ (residual tidak memenuhi syarat *white noise*)

Taraf signifikan sebesar $\alpha = 0,05$ dan daerah penolakan yaitu H_0 ditolak apabila nilai Q lebih besar dari $\chi^2_{(\alpha, k-p-q)}$ atau nilai $P\text{-value} < \alpha$. Statistik uji yang digunakan dapat ditunjukkan pada persamaan (2.14).

$$Q = n(n+2) \sum_{k=1}^k (n-k)^{-1} \hat{\rho}_k^2 \quad (2.14)$$

Keterangan:

n : Banyaknya pengamatan atau banyaknya residual

k : Lag ke- k

p, q : Order dari ARMA (p, q)

$\hat{\rho}_k$: Autokorelasi residual lag ke- k

2) Uji Asumsi Distribusi Normal

Uji Asumsi residual distribusi normal digunakan untuk melihat apakah residual memenuhi asumsi distribusi normal. Uji yang digunakan adalah uji *Kolmogorov Smirnov* (Faradilla & Suharsono, 2023). Hipotesis yang digunakan adalah sebagai berikut:

$H_0: F_n(a_t) = F_0(a_t)$ (Residual berdistribusi normal)

$H_1: F_n(a_t) \neq F_0(a_t)$ (Residual tidak berdistribusi normal)

Taraf signifikan sebesar $\alpha = 0,05$ dan daerah penolakan yaitu H_0 ditolak apabila D lebih besar dari $KS_{1-\alpha(n)}$ atau nilai $P\text{-value} < \alpha$. Statistik uji yang digunakan dapat ditunjukkan pada persamaan (2.15).

$$D = \sup |F_n(a_t) - F_0(a_t)| \quad (2.15)$$

Keterangan:

$F_0(a_t)$: Fungsi peluang kumulatif distribusi normal

$F_n(a_t)$: Fungsi peluang kumulatif yang dihitung berdasarkan data sampel

\sup : Nilai maksimum (himpunan batas atas) dari nilai selisih antara $F_n(a_t)$ dengan $F_0(a_t)$.

2.3.4 LSTM (Long Short-Term Memory)

Long-Short Term Memory (LSTM) dikembangkan pertama kali pada tahun 1997 oleh Hochreiter dan Schmidhuber. LSTM merupakan salah satu pengembangan dari *recurrent neural network* (RNN) yang dapat digunakan untuk pemodelan data *time series* (Milniadi & Adiwijaya, 2023). LSTM dirancang untuk mengatasi masalah pada RNN di mana mempunyai masalah *vanishing* dan *exploding gradien*, apabila terjadi perubahan pada jangkauan nilai dari satu lapisan menuju lapisan berikutnya. LSTM mampu menyimpan berbagai informasi, nilai atau keadaan (*cell state*) dengan menggunakan sel memori, baik untuk jangka panjang atau singkat. LSTM memiliki *memory block* yang akan menentukan nilai mana yang akan dipilih sebagai keluaran yang relevan terhadap masukan yang diberikan (Wiranda & Sadikin, 2019).

Cara kerja algoritma LSTM yaitu dengan menggunakan 3 *gate* atau gerbang, gerbang pertama yaitu *forget gate* mengontrol input informasi mana yang akan dieliminasi dari *cell* menggunakan *sigmoid layer* lalu selanjutnya pada gerbang kedua yaitu *input gate* yang memproses dari *sigmoid layer* dan membuat *layer* baru yaitu *tanh layer* hingga akhirnya pada *output gate* isi *memory cell* dikeluarkan sebagai output model LSTM (Suyudi, Djamal, & Maspupah, 2019).

2.3.4.1 Hyperparameter Model

Hyperparameter pada model LSTM merupakan suatu nilai parameter model yang dapat mempengaruhi cara kerja dan kinerja model. Beberapa *hyperparameter* yang model LSTM diantara lain adalah jumlah *units*, *batch size*, *timesteps*, *epoch* serta *optimizer*. *Units* berarti jumlah unit LSTM yang digunakan dalam model. Istilah *batch size*

merupakan jumlah data yang akan digunakan dalam setiap iterasi pada *training* model. Sedangkan jumlah iterasi tersebut adalah *epoch* dan *optimizer* merupakan algoritma optimasi yang membantu meningkatkan kinerja model (Huang-Tu, Ngoc, & Quach, 2023).

2.3.5 Evaluasi Performa Model

Mengevaluasi seberapa akurat model dalam memprediksi data dan membandingkan berbagai model yang berbeda untuk melihat model mana yang memberikan kinerja terbaik. Beberapa evaluasi performa model yang umum digunakan di antaranya adalah *Root Mean Square Error* (RMSE) dan *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE) (Setiawan, Susanti, & Riaman, 2023). *Root Mean Square Error* (RMSE) menghasilkan nilai rata-rata kuadrat dari jumlah *error* pada model prediksi. Nilai RMSE yang rendah menunjukkan bahwa variasi nilai yang dihasilkan oleh suatu model perkiraan mendekati variasi nilai observasinya. Semakin kecil nilai RMSE, semakin dekat nilai yang diprediski dan diamati (Chandra & Budi, 2020). Untuk menghitung nilai RMSE dapat dirumuskan dengan persamaan (2.16).

$$RMSE = \sqrt{MSE} = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{t=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2} \quad (2.16)$$

Mean Absolute Percentage Error (MAPE) merupakan rata-rata *diferensiasi absolut* antara nilai peramaln dan aktual, yang dinyatakan sebagai persentase nilai aktual. MAPE digunakan untuk menghitung persentase kesalahan antara nilai aktual dan nilai prediksi (Wiranda & Sadikin, 2019). Untuk menghitung nilai MAPE dapat dirumuskan dengan persamaan (2.17).

$$MAPE = 100 \times \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left| \frac{y_i - \hat{y}_i}{y_i} \right| \quad (2.17)$$

Keterangan:

- y_i : Nilai aktual pada periode i
- \hat{y}_i : Nilai *forecast* pada periode i
- n : Jumlah data

Hasil dari perhitungan kesalahan MAPE dapat dikatakan jika semakin kecil nilai kesalahan maka semakin akurat teknik peramalan yang terbentuk. Berikut tabel kriteria nilai MAPE (Hidayati, Mustikasari, & Hariani, 2022):

Tabel 2.2 Kriteria MAPE

Range MAPE	Keterangan
$x < 10\%$	Kemampuan model peramalan sangat baik
$10\% \leq x \leq 20\%$	Kemampuan model peramalan baik
$20\% \leq x < 50\%$	Kemampuan model peramalan layak
$x > 50\%$	Kemampuan model peramalan buruk

Dari presentasi *error* yang di dapat dari rumus diatas dapat digunakan untuk mengetahui model sudah baik untuk melakukan peramalan atau tidak. Untuk model yang sangat baik mempunyai kesalahan *error* antara 0% hingga 10%, apabila kesalahan *error* melebihi 50% dapat dikatakan model tidak valid atau kurang signifikan untuk melakukan peramalan.

2.3.6 Batu Bara

Batu bara atau *coal* merupakan salah satu batuan organik yang berada pada *Upper Continental Crust (UCC)* atau kerak dunia yang juga merupakan bahan bakar dan batuan sedimen yang lebih banyak mengandung unsur organik jika dibandingkan dengan batuan lainnya yang terdapat pada kerak dunia (Dai, et al., 2021).

2.3.7 Newcastle Coal

Newcastle *thermal coal spot price* merupakan harga acuan yang digunakan bagi perusahaan batubara dalam menentukan penjualan harga batubara di Australia dan pasar Asia. Newcastle adalah fasilitas pemuatan batubara terbesar di dunia dan sebagai tempat transaksi batubara terbesar di Asia. Metode penentuan harga batu bara dengan menggunakan harga historis dari penuaian yang dipantau setiap minggu. Penentuan harga juga dilakukan oleh pakar, penjual, dan pihak perkapalan yang mendiskusikan harga pasar rata-rata batu bara (Reserve Bank of Australia, 2013).

BAB III METODE PELAKSANAAN

3.1 Pelaksanaan Kerja Praktik

Kerja praktik dilaksanakan di PT. United Tractors dengan alamat Jalan Raya Bekasi Km 22, Cakung, Jakarta Timur 13910. Selama melaksanakan kerja praktik ditempatkan di divisi *Differentiation And Digitalization* (DAD) departemen *Data & Digital Solutions* (DDS). Pelaksanaan kerja praktik dilaksanakan selama 23 hari, mulai tanggal 8 Januari 2024 sampai dengan tanggal 7 Februari 2024. Kerja praktik dilakukan setiap hari kerja yaitu hari Senin sampai Jumat. Jam kerja untuk hari Senin sampai Kamis pukul 07.30 WIB sampai dengan 16.30 WIB, dengan waktu istirahat pukul 12.00 WIB hingga 13.00 WIB. Kemudian jam kerja untuk hari Jumat pukul 07.30 WIB sampai 17.00 WIB dengan waktu istirahat pukul 11.30 WIB hingga 13.00 WIB. Kegiatan yang dilakukan saat kerja praktik disajikan pada Tabel 3.1 serta dibuktikan pada Lampiran 3.

Tabel 3.1 Kegiatan Kerja Praktik

No.	Tanggal	Kegiatan
1	8 Januari 2024	Pengenalan lingkungan dan pegawai oleh pembimbing lapangan mengenai PT. United Tractors Tbk, divisi DAD, dan departemen DDS
2	9 Januari 2024	Mempelajari SAP dan SAP BW melalui video pembelajaran oleh pembimbing lapangan
3	10 Januari 2024	Mempelajari Agile Development: Scrum Methodology dari pembimbing lapangan
4	11 Januari 2024	Diskusi project PKL yang akan dilaksanakan dengan pembimbing lapangan dan tim Data Science
5	12 Januari 2024	Mempelajari timeseries analysis dan <i>forecasting</i> serta perolehan dataset
6	15 Januari 2024	Mempelajari timeseries analysis dan <i>forecasting</i> serta mulai mengerjakan project (pre-processing dan EDA)
7	16 Januari 2024	Melanjutkan pengerjaan project menggunakan algoritma SES, HoltWinter, serta ARIMA

8	17 Januari 2024	Melanjutkan pengerjaan project dengan algoritma SARIMAX, LSTM, XGBOOST
9	18 Januari 2024	Mempelajari VMD: Variational Mode Decomposing
10	19 Januari 2024	Mempelajari SVR: Support Vector Regression
11	22 Januari 2024	Mempelajari lingkup pekerjaan, struktur organisasi, serta data flow yang diberikan pembimbing lapangan
12	23 Januari 2024	<i>Sprint review</i> mengenai pengerjaan project dengan tim <i>Data Science</i>
13	24 Januari 2024	Melakukan uji stasioneritas varians dan mean serta transformasi Box-Cox dan differencing
14	25 Januari 2024	Melakukan permodelan dengan data hasil transformasi
15	26 Januari 2024	Melakukan pengujian asumsi residual <i>white noise</i> dan pengujian asumsi residual berdistribusi normal
16	29 Januari 2024	Menyusun laporan akhir
17	30 Januari 2024	Menyusun laporan akhir
18	31 Januari 2024	Menyusun laporan akhir
19	1 Februari 2024	Menyusun laporan akhir
20	2 Februari 2024	Menyusun laporan akhir
21	5 Februari 2024	Menyusun laporan akhir
22	6 Februari 2024	Menyusun laporan akhir
23	7 Februari 2024	Menyusun laporan akhir

3.2 Metode Penyelesain Proyek

3.2.1 Sumber Data

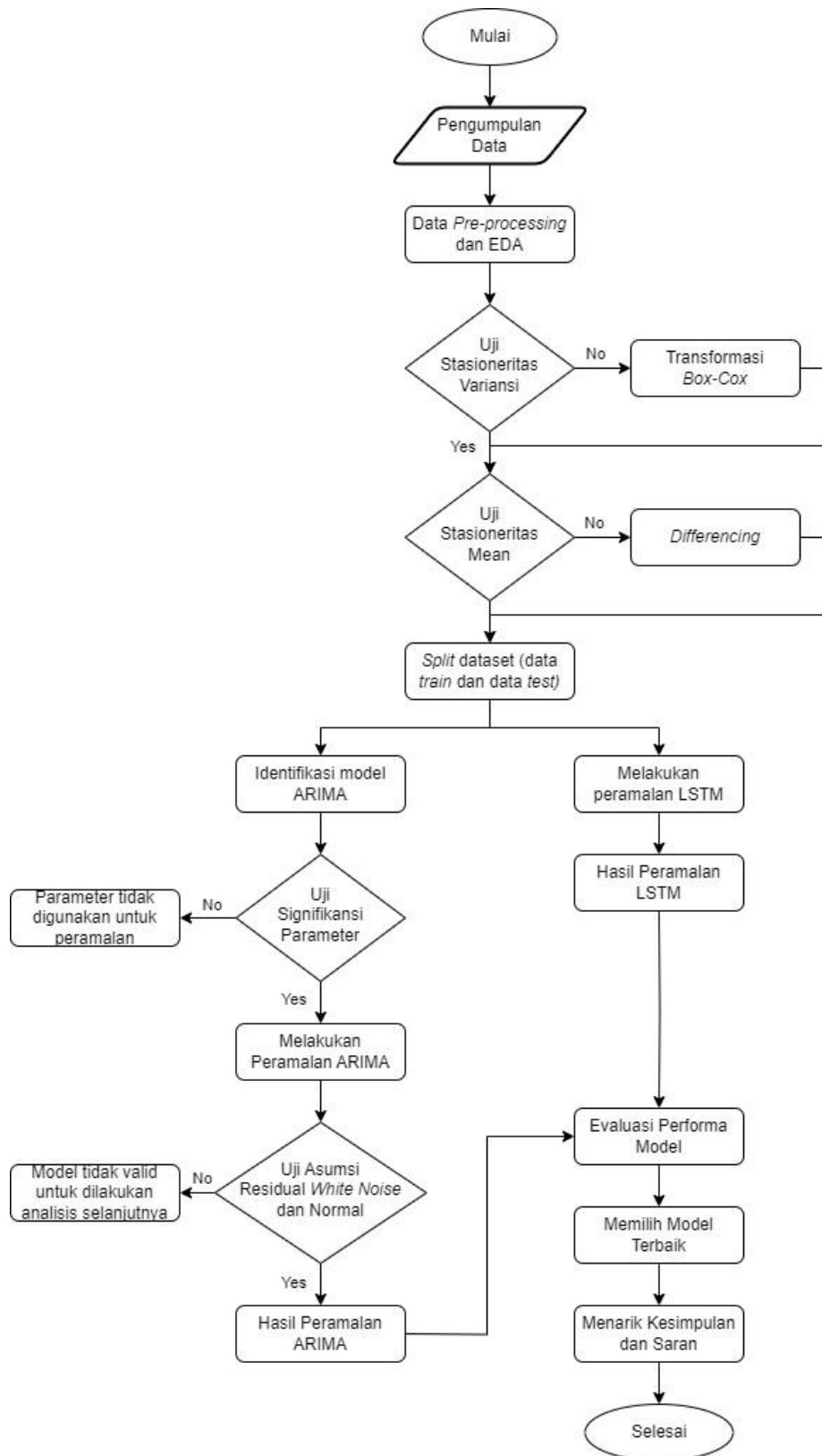
Data yang digunakan dalam penelitian ini adalah data sekunder yang diperoleh dari *website* <https://www.barchart.com>. Data yang digunakan adalah data bulanan harga batu bara Newcastle periode bulan Maret 2020 sampai Maret 2024. Variabel penelitian yang digunakan adalah data harga batu bara Newcastle sebanyak 49 data.

3.2.2 Tahapan Penelitian

Tahapan – tahapan penelitian yang digunakan dalam menganalisis data pada penelitian ini sebagai berikut:

1. Pengumpulan data dengan menggunakan data sekunder dengan mengunduh data histori batu bara Newcastle.
2. Mendeskripsikan data.
3. Melakukan data *pre-processing* dan *exploratory data analysis* (EDA).
4. Melakukan peramalan dengan metode ARIMA meliputi:
 - a. Melakukan pengecekan stasioneritas data apakah data telah stasioner dalam varian dan *mean*. Karena data belum stasioner sehingga dilakukan transformasi data *Box-Cox* dan *differencing* agar data stasioner.
 - b. *Split* dataset menjadi data *training* dan data *testing*. Data *training* diambil dari bulan Maret 2020 sampai Agustus 2023 dan data *testing* dari bulan September 2023 sampai Maret 2024.
 - c. Identifikasi model ARIMA berdasarkan pola ACF dan PACF.
 - d. Melakukan pengujian signifikansi parameter ARIMA (p, d, q)
 - e. Melakukan peramalan model ARIMA pada data harga batu bara.
 - f. Melakukan pengujian asumsi residual *white noise* menggunakan uji *Ljung Box* dan pengujian asumsi residual berdistribusi normal menggunakan uji *Kolmogorov Smirnov*.
 - g. Hasil peramalan dengan model ARIMA untuk bulan Februari dan Maret 2024.
 - h. Evaluasi performa model melalui nilai RMSE dan MAPE kemudian memilih model ARIMA terbaik.
5. Melakukan peramalan dengan metode LSTM meliputi:
 - a. Melakukan peramalan dengan model LSTM pada data batu bara.
 - b. Hasil peramalan dengan model LSTM untuk bulan Februari dan Maret 2024.
 - c. Evaluasi performa model dengan melakukan perhitungan nilai RMSE dan MAPE.
6. Menarik kesimpulan serta saran penelitian.

Berikut merupakan diagram alir dari pengerjaan proyek mengenai *forecasting* harga batu bara Newcastle:



Gambar 3.1 Diagram Alir Pengerjaan Proyek

BAB IV HASIL DAN PEMBAHASAN

4.1 Statistika Deskriptif

Pada penelitian ini, analisis data akan dimulai dengan melakukan analisis statistika deskriptif untuk mengetahui karakteristik dari variabel penelitian. Hal ini bertujuan untuk menentukan distribusi data yang menjadi acuan dalam menentukan fungsi distribusi dari model *time series* pada penelitian ini. Informasi dari statistika deskriptif untuk memprediksi harga batu bara dapat dilihat pada Tabel 4.1.

Tabel 4.1 Statistika Deskriptif

	<i>Last</i>	<i>Transformed</i>	<i>Transformed diff</i>
<i>Count</i>	49	49	49
<i>Mean</i>	183,8510	5,0064	0,0126
<i>Std</i>	119,5637	0,6613	0,1573
<i>Min</i>	49,7500	3,9070	-0,5375
<i>Q1</i>	93,3000	4,5358	-0,0869
<i>Median</i>	149,4000	5,0066	0,0284
<i>Q3</i>	227,6500	5,4278	0,0989
<i>Max</i>	433,7000	6,0723	0,3156

Tabel 4.1 memberikan deskripsi dari data harga batu bara Newcastle yang dilihat dari nilai rata-rata (*mean*), standar deviasi (*std*), *minimum*, Q1, median, Q3, dan *maximum*. Variabel yang digunakan meliputi variable *Last*, variabel *transformed* yaitu nilai variabel *Last* yang sudah dilakukan transformasi data, dan variabel *transformed diff* yaitu nilai variabel *Last* yang sudah dilakukan transformasi dan *differencing* data.

4.2 Pre-Processing dan EDA

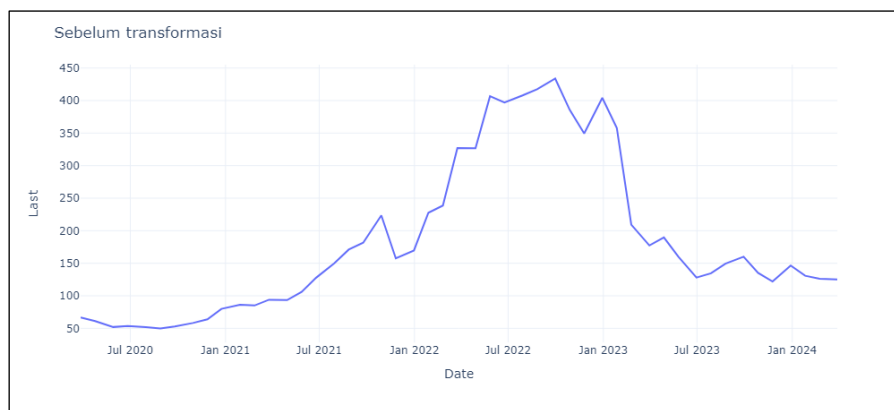
Pre-Processing yang dilakukan pada data diantara lain adalah penghapusan *missing-value*, menyesuaikan tipe data waktu, serta reduksi dimensi dengan menghapus kolom-kolom yang tidak diperlukan dalam pemodelan. Diperoleh data harga batu bara Newcastle yang terdiri dari dua variabel, yaitu *Date* dan *Last*.

Tabel 4.2 Deskripsi Variabel Data

Nama Variabel	Tipe Data	Keterangan
Date	DateTime (yyyy-mm-dd)	Tanggal
Last	Float, Kontinu	Harga batu bara Newcastle (US\$ per ton) pada penutupan akhir.

4.2.2 Exploratory Data Analysis (EDA)

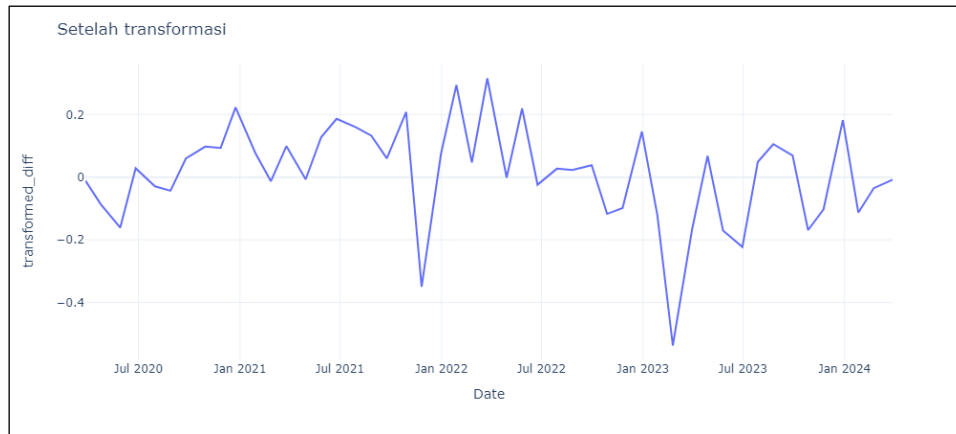
Sebelum dimulai pemrosesan pada data, terlebih dahulu dilakukan *Exploratory Data Analysis* yang berguna untuk memberikan pengetahuan lebih terkait karakteristik dataset. Oleh karena itu EDA sangat berperan dalam menentukan metode, langkah, serta perlakuan tertentu pada pemrosesan data yang tentunya harus sesuai dengan karakteristik data. EDA juga dilakukan seiring berjalannya pemrosesan data sebelum akhirnya dilakukan pemodelan dan *forecasting*.



Gambar 4.1 Line Plot Sebelum Transformasi dan Differencing

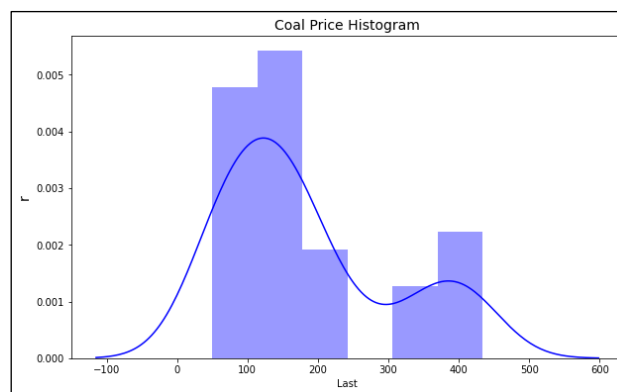
Gambar 4.1 merupakan *line plot* pada data sebelum dilakukan pemrosesan apapun. Berdasarkan plot tersebut, dapat dilihat bahwa harga batu bara tertinggi pada tanggal 30 September 2022 mencapai US \$ 433,7 per ton. Selain itu harga batu bara cenderung rendah pada Juli 2020 hingga akhir 2021, pada 2022 harga batu bara mulai tinggi namun kembali merendah mulai awal tahun 2023. Kecenderungan (*trend*) data pada tiap tahunnya tersebut dapat mengindikasikan bahwa data tidak stasioner karena dapat terlihat bahwa nilai mean dan varians antar tahun tentunya berbeda, sehingga kemungkinan nilai mean dan varians data tidak konstan. Diperlukan pengujian stasioneritas data untuk mengetahui apakah data tidak stasioner dan transformasi data untuk mengatasi data yang tidak stasioner tersebut.

Visualisasi *line plot* kembali dilakukan pada data setelah dilakukan transformasi dan *differencing* dan data sudah dipastikan tidak stasioner yang dapat dilihat pada Gambar 4.2 diketahui bahwa rentang pada variabel harga mengecil.



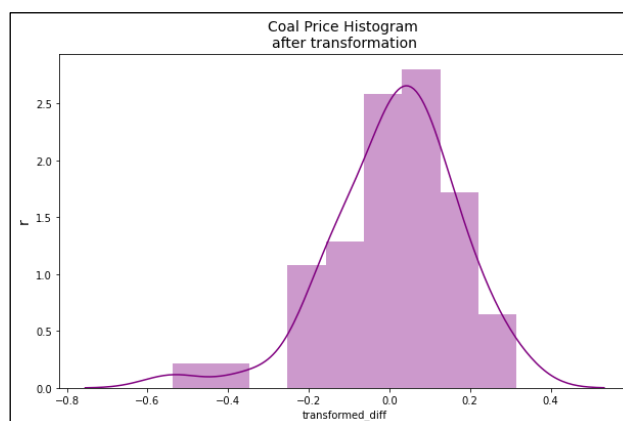
Gambar 4.2 Line Plot Setelah Transformasi dan Differencing

Histogram dapat digunakan untuk mengetahui persebaran atau distribusi data. Gambar 4.2 merupakan histogram pada data mentah sebelum dilakukan transformasi. Terlihat bahwa histogram *skew* atau miring kanan serta hampir membentuk dua puncak atau disebut bimodal.



Gambar 4.3 Histogram Variabel Last Sebelum Transformasi dan Differencing

Mengingat sifat data stasioner yang memiliki mean dan varians konstan, pada histogram data setelah transformasi terlihat perbedaan paling signifikan yaitu histogram hanya membentuk satu puncak yang dapat dilihat pada Gambar 4.4.



Gambar 4.4 Histogram Variabel Last Setelah Transformasi dan Differencing

4.3 Stasioneritas

Sebelum dilakukan prediksi *time series*, stasioneritas data perlu dipastikan terlebih dahulu karena umumnya pada analisis *time series* khususnya pemodelan ARIMA, membutuhkan data yang stasioner. Pengecekan apakah data termasuk stationer atau tidak dilakukan dengan Uji Augmented Dickey Fuller atau ADF. Tabel 4.3 berisi hasil uji ADF pada data harga batu bara Newcastle (variabel **Last**) dengan hipotesis uji berikut.

$H_0: \delta = 0$ (data tidak stasioner)

$H_1: \delta < 0$ (data stasioner)

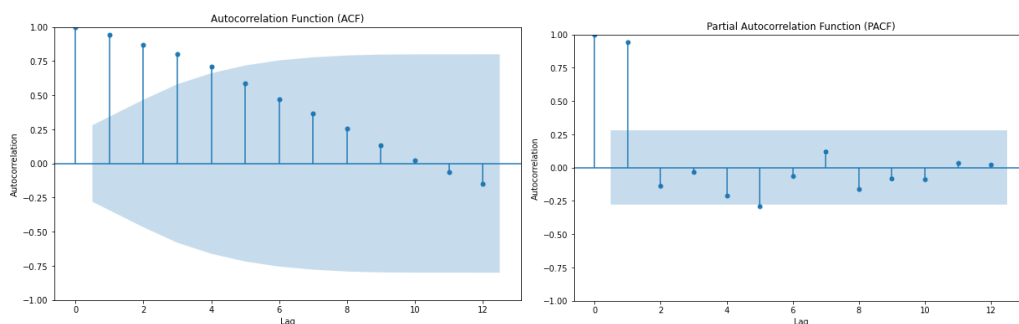
Tolak H_0 jika $p\text{-value} < \alpha$ (0,05)

Tabel 4.3 Uji ADF

Uji Augmented Dickey Fuller	
<i>p-value</i>	0,23
ADF Statistic	-2,15

Berdasarkan tabel di atas diperoleh $p\text{-value}$ $0,23 > \alpha$ sehingga diambil keputusan gagal tolak H_0 yang berarti data tidak stasioner.

Dilakukan pula pengecekan stasioneritas data secara visual dengan bantuan plot *Autocorrelation Function* (ACF) serta *Partial Autocorrelation Function* (PACF) ditampilkan pada Gambar 4.5.



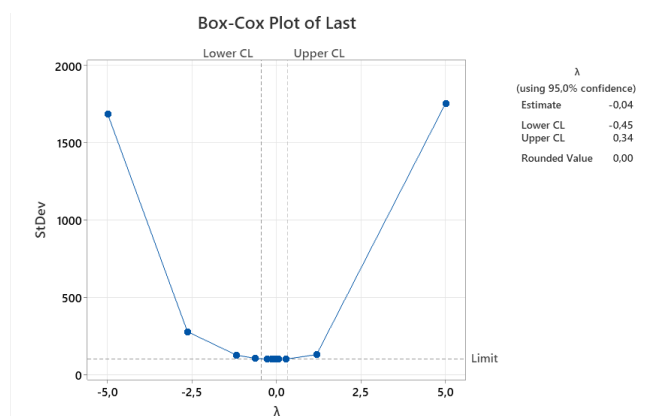
Gambar 4.5 Plot ACF dan PACF

Pada plot ACF, dapat dilihat bahwa terdapat lima *lag* yang memotong atau keluar dari bayangan biru yang merupakan interval kepercayaan sehingga dapat diambil kesimpulan bahwa data tidak stasioner. Keadaan serupa juga terlihat pada plot PACF yang menunjukkan bahwa terdapat dua *lag* yang memotong interval kepercayaan, lalu pada *lag* 5 kembali memotong interval kepercayaan.

Berdasarkan kedua uji yang dilakukan yaitu uji ADF dan uji secara visualisasi yaitu melihat plot ACF dan PACF, dapat disimpulkan bahwa data tidak stasioner. Selanjutnya perlu dilakukan transformasi agar data stasioner. Namun sebelum itu dilakukan identifikasi apakah data tidak stasioner dalam varians.

4.3.1 Uji Stasioneritas Varians

Uji Box-Cox dilakukan untuk mengetahui apakah data stasioner dalam varians dengan melihat nilai λ atau nilai *lower CL* dan *upper CL* yang dapat dilihat pada plot Box-Cox dari data harga batu bara Newcastle Gambar 4.6. Suatu data dapat dikatakan stasioner dalam varians jika hasil plot Box-Cox menunjukkan bahwa nilai $\lambda = 1$ atau nilai 1 yang termasuk ke dalam interval antara *lower* dan *upper CL*.



Gambar 4.6 Plot Box-Cox Data

Berdasarkan plot diatas, diketahui bahwa nilai *lower CL* -0,45 dan *upper CL* 0,34 dengan *rounded value* 0, tidak mengandung nilai 1. Sehingga dapat disimpulkan bahwa data tidak stasioner dalam varians dan perlu untuk dilakukan transformasi Box-Cox.

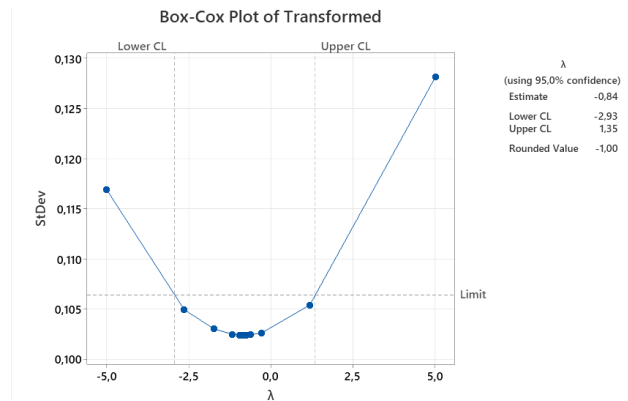
4.3.2 Transformasi Box-Cox

Mengatasi data yang tidak stasioner dalam varians dengan melakukan transformasi Box-Cox yang dilakukan menggunakan software Minitab menghasilkan *output* sebagai berikut.

Tabel 4.4 Transformasi Box-Cox

Box-Cox Transformation	
Optimal λ	-0,06
Rounded Optimal λ	0
Transformed series = $\ln(Y_t)$	

Diperoleh nilai $\lambda = 0$ sehingga persamaan transformasi Box-Cox yang digunakan adalah $T(Y_t) = \ln(Y_t)$. Selanjutnya untuk memastikan bahwa data sudah stasioner dalam varians, dilakukan uji Box-Cox pada data hasil transformasi terlebih dahulu. Berikut plot Box-Cox pada data hasil transformasi.



Gambar 4.7 Plot *Box-Cox* pada Data Hasil Transformasi

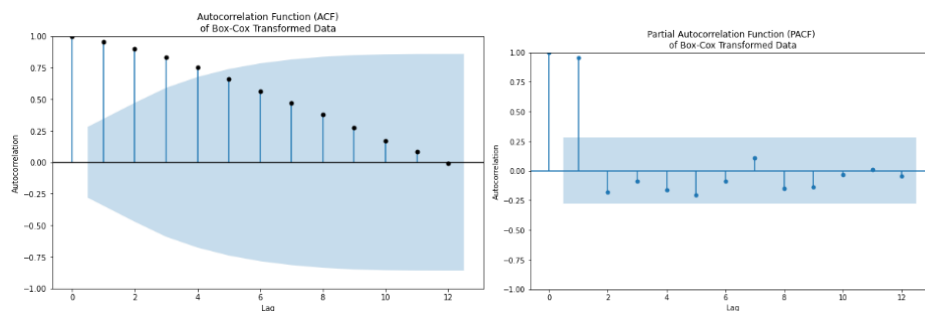
Plot Box-Cox data hasil transformasi menunjukkan bahwa data sudah stasioner dalam varians. Hal tersebut ditunjukkan dengan nilai 1 yang termasuk ke dalam interval antara *lower* dan *upper CL* yaitu -2,93 hingga 1,35.

4.3.3 Uji Stasioneritas Mean

Selanjutnya dilakukan uji stasioneritas mean untuk mengetahui apakah data stasioner dalam mean atau tidak dengan menggunakan Uji ADF dan melihat plot ACF PACF. Hasil uji ADF sebagai berikut.

Tabel 4.5 Uji ADF Data Hasil Transformasi <i>Box-Cox</i>	
Uji Augmented Dickey Fuller	
<i>p-value</i>	0,66
ADF Statistic	-1,26

Berdasarkan tabel di atas diperoleh $p\text{-value } 0,66 > \alpha$ sehingga diambil keputusan gagal tolak H_0 yang berarti data tidak stasioner dalam mean.



Gambar 4.8 Plot ACF dan PACF Data Hasil Transformasi *Box-Cox*

Kedua plot tersebut masih menunjukkan ketidakstasioneran data dalam mean. Plot ACF membentuk eksponensial dengan 5 lag yang memotong interval kepercayaan. Sedangkan pada plot PACF, terdapat dua plot yang memotong atau keluar dari interval kepercayaan. Dikarenakan terdeteksi data tidak stasioner dalam mean, maka selanjutnya dilakukan proses *differencing*.

4.3.4 Differencing

Proses *differencing* merupakan upaya untuk mengatasi data yang tidak stasioner dalam mean. Setelah dilakukan *differencing* pada data hasil transformasi dengan orde $d = 1$, dilakukan uji stasioneritas data menggunakan uji ADF dengan hipotesis seperti berikut.

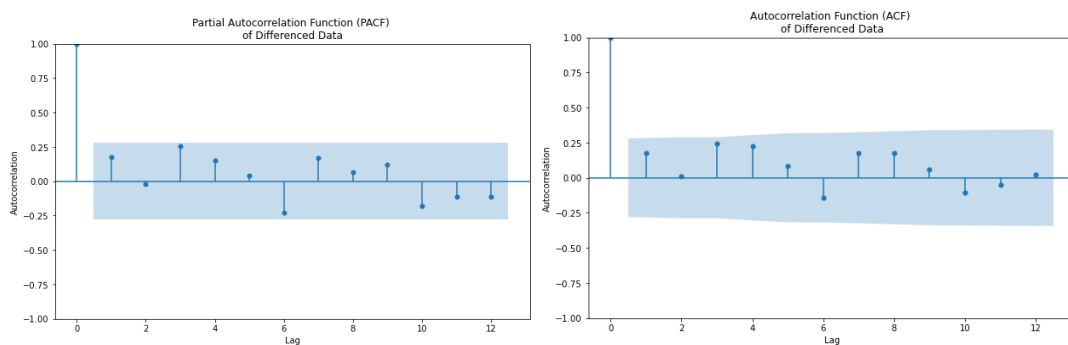
$H_0: \delta = 0$ (data tidak stasioner)

$H_1: \delta < 0$ (data stasioner)

Tolak H_0 jika $p\text{-value} < \alpha$, $\alpha = 5\%$

Tabel 4.6 Uji ADF Data Hasil Transformasi dan Differencing	
Uji Augmented Dickey Fuller	
<i>p-value</i>	0,00
ADF Statistic	-5,69

Tabel 4.6 diperoleh $p\text{-value}$ $0,00 < \alpha$ dengan $\alpha = 5\%$ sehingga dapat diambil keputusan tolak H_0 yang berarti data stasioner dalam mean. Selain itu, stasioneritas dapat dilihat juga menggunakan plot ACF dan PACF.



Gambar 4.9 Plot ACF PACF Data Hasil Transformasi dan *Differencing*

Hasil Plot ACF dan PACF Gambar 4.9 sekilas terlihat serupa, kedua plot menunjukkan bahwa data sudah stasioner dengan memotong interval kepercayaan pada lag 0 dan pada lag berikutnya terus berada di dalam interval kepercayaan. Selain untuk melihat stasioneritas data, kedua plot di atas juga dapat digunakan untuk menentukan *order* pada model ARIMA.

4.4 ARIMA

4.4.1 Identifikasi Model ARIMA

Plot ACF dan PACF digunakan untuk menentukan parameter model yang akan digunakan pada pemodelan ARIMA. Berdasarkan gambar x, kedua grafik *cut-off* pada lag 0 sehingga diperoleh model yang sesuai yaitu MA(0) berdasarkan plot ACF serta AR(0) berdasarkan plot PACF. Selanjutnya terlihat pula bahwa kedua grafik membentuk gelombang sinus teredam mulai dari lag 1 sehingga diperoleh model ARMA(1, 1) atau MA(1) dan AR(1). Karena diketahui orde *differencing* $d = 1$, maka model ARIMA yang akan digunakan berdasarkan plot ACF PACF adalah ARIMA(0, 1, 0), ARIMA (1, 1, 1), ARIMA(0, 1, 1), serta ARIMA(1, 1, 0).

4.4.2 Uji Signifikansi Parameter

Supaya mengetahui apakah parameter suatu model ARIMA sudah signifikan terhadap model atau tidak, maka dilakukan uji signifikansi parameter dengan hasil uji sebagai berikut.

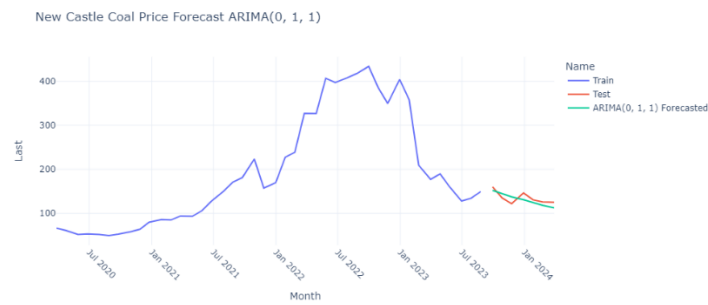
Tabel 4.7 Uji Signifikansi Parameter ARIMA

Model	Parameter	P-Value	Keputusan
ARIMA (1, 1, 1)	AR (1)	0,86	Tidak signifikan
	MA (1)	0,00	Signifikan
ARIMA (0, 1, 1)	MA (1)	0,00	Signifikan
ARIMA (1, 1, 0)	AR (1)	0,00	Signifikan

Berdasarkan tabel x diperoleh model ARIMA (0, 1, 1), ARIMA (1, 1, 0), dan ARIMA (0, 1, 0) yang memiliki $p\text{-value} < \alpha$ dengan $\alpha = 5\%$ sehingga tolak H_0 atau parameter-parameter model tersebut signifikan terhadap model.

4.4.2 ARIMA Forecasting

Peramalan atau *forecasting* harga batu bara Newcastle selama 2 bulan kedepan terhitung dari Januari 2024, yaitu pada bulan Februari 2024 dan Maret 2024. Data 4 bulan terakhir terhitung dari Januari 2024 yaitu September 2023 hingga Januari 2024 dimasukkan ke dalam *test data* atau *validation data* sebagai pembanding untuk mendapatkan metrik evaluasi model *forecasting*. Gambar 4.10 adalah hasil *forecast* dengan model ARIMA.



Gambar 4.10 Line Plot Forecast ARIMA(0,1,1)



Gambar 4.11 Line Plot Forecast ARIMA(1,1,0)



Gambar 4.12 Line Plot Forecast ARIMA(0,1,0)

Perbandingan data peramalan dengan data *test* tiap modelnya pada bulan September 2023 hingga Januari 2024 ditampilkan dalam bentuk Tabel 4.8.

Tabel 4.8 Forecasting ARIMA pada Data Test

Tanggal	Forecasting			Aktual
	ARIMA (0,1,1)	ARIMA (1,1,0)	ARIMA (0,1,0)	
29 September 2023	152,22	173,97	177,90	160,10
27 Oktober 2023	144,73	173,97	177,90	135,20
24 November 2023	137,60	173,97	177,90	122,00
29 Desember 2023	130,83	173,97	177,90	146,40
26 Januari 2024	124,39	173,97	177,90	130,75

Terdapat persamaan antara model ARIMA(1,1,0) dan ARIMA(0,1,0) yaitu hasil *forecasting* kedua model tersebut sama pada tiap bulannya, yaitu \$173,97 pada model

ARIMA(1,1,0) dan \$177,90 pada model ARIMA(0,1,0). Lalu hasil *forecasting* model ARIMA(0,1,1) terus menurun dari bulan ke bulan meskipun pada data aktual, harga batu bara mengalami kenaikan dari bulan November 2023 ke bulan Desember 2023.

Tabel 4.9 Data *Forecasting* (Februari – Maret 2024) ARIMA

Bulan	<i>Forecasting</i>		
	ARIMA (0,1,1)	ARIMA (1,1,0)	ARIMA (0,1,0)
Februari 2024	118,27	173,97	177,90
Maret 2024	112,45	173,97	177,90

Tabel 4.9 di atas merupakan hasil *forecast* pada bulan Januari dan Februari 2024. Sama halnya pada bulan-bulan sebelumnya, model ARIMA(1,1,0) dan ARIMA(0,1,0) meramalkan harga yang sama yaitu \$173,97 pada model ARIMA(1,1,0) dan \$177,90 pada model ARIMA(0,1,0). Sedangkan untuk model ARIMA(0,1,1) meramalkan penurunan harga baik jika dilihat dari harga bulan-bulan sebelumnya pada data aktual maupun pada data hasil *forecast* tersebut. Pada bulan Februari, model meramalkan harga turun menjadi \$118,27 lalu kembali mengalami penurunan pada bulan Maret 2024 dengan harga \$112,45 per ton.

4.4.3 Pengujian Asumsi Residual

Analisis selanjutnya adalah pemeriksaan diagnostik, untuk melihat kelayakan model yang sudah diidentifikasi. Model yang akan dipilih adalah model yang memenuhi asumsi residual bersifat *white noise* dan residual berdistribusi normal.

Tabel 4.10 Hasil Uji Asumsi Residual Model ARIMA

Model	Uji	<i>p-value</i>	Keputusan
ARIMA (0,1,1)	Kolmogorov-Smirnov	0,08	Gagal tolak H_0 , residual berdistribusi normal
	Ljung-Box	0,18	Gagal tolak H_0 , residual memenuhi asumsi white noise
ARIMA (1,1,0)	Kolmogorov-Smirnov	0,07	Gagal tolak H_0 , residual berdistribusi normal
	Ljung-Box	0,17	Gagal tolak H_0 , residual memenuhi asumsi white noise
ARIMA (0,1,0)	Kolmogorov-Smirnov	0,06	Gagal tolak H_0 , residual berdistribusi normal
	Ljung-Box	0,18	Gagal tolak H_0 , residual memenuhi asumsi white noise

Berdasarkan Tabel 4.10 menunjukkan bahwa ketiga model ARIMA memperoleh keputusan gagal tolak H_0 pada pengujian *L-Jung Box* dan *Kolmogorov-Smirnov* berarti residual memenuhi syarat *white noise* dan distribusi normal, dikarenakan nilai *p-value* yang dihasilkan lebih besar dari nilai α sebesar 0,05 pada setiap uji. Sehingga dapat disimpulkan asumsi residual *white noise* dan berdistribusi normal.

4.4.4 Pemilihan Model ARIMA

Kriteria pemilihan model ARIMA terbaik ditentukan oleh nilai *Root Mean Square Error* (RMSE) terkecil. Selain dari nilai RMSE, juga dilihat melalui nilai *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE), semakin kecil nilainya maka menunjukkan hasil peramalan dari model semakin mendekati nilai aktual.

Tabel 4.11 Pemilihan Model ARIMA Terbaik

Model	RMSE	MAPE
ARIMA (0, 1, 0)	44,60	0,32
ARIMA (0, 1, 1)	11,38	0,08
ARIMA (1, 1, 0)	40,83	0,29

Berdasarkan Tabel 4.11 menunjukkan bahwa model yang memiliki nilai kriteria terkecil adalah ARIMA (0, 1, 1) dengan nilai RMSE sebesar 11,38 dan nilai MAPE sebesar 0,08 atau 8% artinya model peramalan sangat baik. Sehingga model terbaik yaitu ARIMA (0, 1, 1) karena dibuktikan dengan nilai kriteria yang terkecil dan sudah memenuhi hasil pengujian asumsi residual normal dan *white noise*.

4.5 LSTM

4.5.1 Pemodelan LSTM

Model LSTM dan *Stacked LSTM* juga digunakan dalam *Forecast* data dengan spesifikasi *hyperparameter* model yang digunakan seperti yang tertera pada Tabel 4.12.

Tabel 4.12 Hyperparameter Model LSTM

Hyperparameter	Spesifikasi
Timestep	2
Units	50
Batch size	32
Epoch	200
Optimizer	Adam
Stack	1
	2

Penentuan spesifikasi *hyperparameter* model di atas dilandaskan dengan melakukan *trial and error* serta berkaca dari beberapa penelitian sebelumnya yang mengolah data serupa menggunakan model LSTM. Digunakan *timestep* sebanyak 2 karena karakteristik yang dimiliki dataset yang digunakan tidak memiliki pola musiman karena harga batu bara cenderung tidak stabil, serta untuk mengurangi resiko *overfitting* jika menggunakan jumlah *timestep* yang besar karena dataset yang digunakan relatif kecil. Sama halnya dengan jumlah *units*, dipilih jumlah yang cenderung kecil yaitu 50 untuk mengurangi resiko *overfitting* karena dataset yang digunakan relatif kecil. Dipilih jumlah *batch size* yaitu 32 dan Adam *optimizer* yang umum digunakan pada dataset serupa. Sedangkan *training* model dilakukan dengan epoch atau iterasi sebanyak 200 kali. Model LSTM dengan *stack* atau tumpukan LSTM lebih dari satu disebut *Stacked LSTM*.

4.5.2 LSTM Forecasting

Sama halnya dengan *forecasting* ARIMA, peramalan dengan LSTM dilakukan pada dua bulan ke depan terhitung dari Januari 2024, yaitu untuk bulan Februari dan Maret 2024 dengan data *test* untuk validasi pada bulan September 2023 hingga Januari 2024. Gambar 4.13 dan 4.14 adalah hasil *forecast* dengan model LSTM.



Gambar 4.13 Line Plot Forecast LSTM



Gambar 4.14 Line Plot Forecast Stacked LSTM

Tabel 4.13 menampilkan perbandingan hasil peramalan anatara model LSTM dengan *Stacked* LSTM pada bulan September 2023 hingga Januari 2024 dengan data aktualnya.

Tabel 4.13 *Forecasting* LSTM pada Data Test

Tanggal	<i>Forecasting</i>		Aktual
	LSTM	<i>Stacked</i> LSTM	
29 September 2023	160,10	160,10	160,10
27 Oktober 2023	155,53	138,99	135,20
24 November 2023	144,23	129,53	122,00
29 Desember 2023	151,04	155,69	146,40
26 Januari 2024	154,85	138,57	130,75

Salah satu perbedaan yang paling terlihat jelas antara hasil peramalan model LSTM dengan *Stacked* LSTM adalah harga batu bara bulan Januari 2024 pada data aktual menurun menjadi \$130,75. Namun, pada hasil peramalan LSTM cenderung naik menjadi \$154,85 sedangkan pada hasil peramalan model *Stacked* LSTM menurun menjadi \$138,57 per ton.

Tabel 4.14 Data *Forecasting* (Februari 2024 – Maret 2024)

Bulan	<i>Forecasting</i>	
	LSTM	<i>Stacked</i> LSTM
Februari 2024	149,50	136,74
Maret 2024	149,21	138,05

Jika dilihat dari data aktual pada Tabel 4.14, maka kedua model meramalkan kenaikan harga batu bara pada bulan Februari dan Maret 2024. Hasil *forecasting* harga batu bara LSTM pada bulan Februari naik dari \$130,76 pada bulan Januari (data aktual) menjadi \$149,50 dan turun menjadi \$149,21 pada bulan Maret 2024. Namun, jika dilihat dari data *forecasting* LSTM, maka harga batu bara mengalami penurunan dari \$154,85. Hal serupa juga terjadi pada hasil *forecasting* model *Stacked* LSTM yang mengalami kenaikan pada bulan Februari menjadi \$136,74 dari \$130,76 (data aktual) lalu mengalami penurunan pada bulan Maret menjadi \$138,05. Namun harga batu bara dikatakan mengalami penurunan jika dilihat dari hasil *forecasting* model *Stacked* LSTM pada bulan Januari yaitu \$138,57.

4.5.3 Evaluasi Model LSTM

Diperoleh hasil evaluasi model LSTM dan *Stacked* LSTM pada Tabel 4.15.

Tabel 4.15 Metrik Evaluasi Model LSTM

Model	RMSE	MAPE
LSTM	13,76	0,09
Stacked LSTM	8,10	0,06

Berdasarkan Tabel 4.15, dapat dilihat bahwa model *Stacked LSTM* memiliki nilai RMSE dan MAPE yang lebih rendah dibanding model LSTM dengan nilai RMSE 8,10 dan MAPE 0,06 atau 6% artinya model peramalan sangat baik.

4.6 Perbandingan Hasil ARIMA dan LSTM

Diperoleh hasil *forecasting* terbaik dari masing-masing model ARIMA dan LSTM pada Tabel 4.16.

Tabel 4.16 Perbandingan Hasil Forecast ARIMA dan LSTM

Model	Bulan	Hasil Forecast	RMSE	MAPE
ARIMA (0,1,1)	Februari 2024	118,27	11,38	0,08
	Maret 2024	112,45		
Stacked LSTM	Februari 2024	136,74	8,10	0,06
	Maret 2024	138,05		

Terdapat perbedaan yang cukup jelas diantara kedua model, hasil peramalan model ARIMA (0,1,1) menunjukkan adanya penurunan harga dari \$130,75 (data aktual) pada Januari 2024 menjadi \$118,27 pada bulan Februari dan \$112,45 pada bulan Maret. Sedangkan model *Stacked LSTM* justru meramalkan kenaikan harga menjadi \$136,74 pada bulan Februari dan \$138,05 pada bulan Maret. Jika dilihat dari nilai RMSE dan MAPE pada masing-masing model, maka dapat disimpulkan bahwa model terbaik adalah model *Stacked LSTM* yang memiliki nilai RMSE dan MAPE lebih kecil dibanding ARIMA (0,1,1).

Model ARIMA merupakan model yang berbasis pada statistika dan persamaan matematis. ARIMA (0,1,1) melibatkan komponen *differencing* dan *moving average* (MA). Oleh karena itu model ARIMA cenderung lebih cocok pada data yang stabil, tidak terlalu rumit dengan tren dan pola musiman yang dapat diidentifikasi. Sedangkan data yang digunakan dalam penelitian merupakan data harga batu bara yang cenderung lebih tidak stabil dengan fluktuasi harga signifikan yang sering terjadi. Sehingga muncul keterbatasan kemampuan model ARIMA dalam mengatasi kompleksitas data.

Model jaringan saraf tiruan atau *neural network* seperti LSTM mungkin lebih cocok dan lebih mampu menangani kompleksitas dan ketidakstabilan data batu bara. Namun model ini membutuhkan data dalam jumlah lebih banyak dalam pelatihan model

untuk mencegah adanya *overfitting*. Selain itu, model LSTM sulit untuk diinterpretasikan sehingga sulit bagi peneliti untuk memahami atau menganalisis bagaimana model menghasilkan *output* peramalan demikian.

4.7 Analisis Hasil *Forecast* bagi Perusahaan

Hasil peramalan dengan model *Stacked LSTM* menunjukkan adanya kenaikan harga batu bara. Naik dan turunnya harga batu bara tentunya sangat mempengaruhi perusahaan tambang batu bara dan bahkan turut mempengaruhi perusahaan distributor alat berat untuk pertambangan batu bara.

Bagi perusahaan tambang batu bara, kenaikan harga batu bara akan meningkatkan pendapatan serta profitabilitas. Kenaikan harga yang sangat signifikan dan stabil dapat memungkinkan perusahaan untuk meningkatkan investasi dalam ekspansi produksi serta efisiensi operasional. Sebaliknya, penurunan harga batu bara berarti penurunan pendapatan dan profitabilitas bahkan penurunan yang signifikan dapat berdampak pada kemungkinan adanya penundaan atau pembatalan rencana ekspansi atau investasi karena kondisi pasar yang tidak menguntungkan serta pemangkasan biaya operasional dan modal seperti pengurangan anggaran perawatan alat tambang dan sebagainya.

Sedangkan bagi perusahaan distributor alat berat pertambangan, kenaikan dan penurunan yang sangat signifikan dapat mempengaruhi permintaan pelanggan dan pada akhirnya mempengaruhi pendapatan. Sehingga diperlukan penyesuaian stok barang sesuai kondisi pasar untuk menghindari kerugian atau kelebihan stok.

Namun perusahaan tidak dapat terlalu bergantung pada hasil peramalan mengingat bahwa harga batu bara juga dipengaruhi oleh faktor-faktor eksternal lain yang diluar kendali dan sulit diprediksi seperti kondisi pasar global, perekonomian dunia, perubahan kebijakan pemerintah, peristiwa politik seperti perang dan lain-lain. Sehingga hasil peramalan hanya dapat dijadikan sebagai salah satu bahan pertimbangan semata mengenai apa yang mungkin akan terjadi dan upaya apa yang akan dilakukan untuk menghadapi kenaikan atau penurunan harga.

BAB V KESIMPULAN DAN SARAN

5.1 Kesimpulan

Berdasarkan pelaksanaan PKL dan pengerjaan proyek PKL dapat disimpulkan sebagai berikut:

1. United Tractors merupakan salah satu pemain utama di sektor dan industri dalam negeri melalui lima pilar bisnis, yaitu mesin konstruksi, kontraktor penambangan, pertambangan batu bara, pertambangan emas, industri konstruksi dan energi. Salah satu divisi yang terdapat pada PT. United Tractors adalah Divisi *Differentiation And Digitalization* (DAD). DAD bertugas untuk mengembangkan prakarsa Digitalisasi di seluruh *cycle* bisnis proses United Tractors.
2. Pendekatan kerangka kerja yang diterapkan pada DDS adalah menggunakan salah satu pendekatan *Agile Development*, merupakan pendekatan kerangka kerja yang lebih menekankan fleksibilitas serta adaptabilitas terhadap perubahan kebutuhan.
3. United Tractors merupakan perusahaan yang menjalani beberapa bisnis seperti kontraktor penambangan dan pertambangan, salah satunya adalah batu bara. Naik dan turunnya harga batu bara sangat menentukan laba industri pertambangan yang akan datang. Kebutuhan akan prediksi dibutuhkan dalam proses bisnis di bidang batu bara. Sehingga hasil *forecasting* harga batu bara Newcastle dapat dianalisis lebih lanjut dan digunakan sebagai salah satu pertimbangan dalam pengambilan keputusan bisnis pada United Tractors.
4. Hasil peramalan dengan model *Stacked LSTM* menunjukkan adanya kenaikan harga batu bara. Bagi perusahaan tambang batu bara, kenaikan harga batu bara yang sangat signifikan dan stabil dapat memungkinkan perusahaan untuk meningkatkan investasi dalam ekspansi produksi serta efisiensi operasional.
5. Perusahaan tidak dapat terlalu bergantung pada hasil peramalan mengingat bahwa harga batu bara juga dipengaruhi oleh faktor-faktor eksternal lain yang diluar kendali dan sulit diprediksi. Sehingga hasil peramalan hanya dapat dijadikan sebagai salah satu bahan pertimbangan dan upaya apa yang akan dilakukan untuk menghadapi kenaikan atau penurunan harga.

5.2 Saran

Saran yang dapat diberikan mengenai proses pelaksanaan PKL dan pengerjaan proyek PKL adalah sebagai berikut:

1. Pelaksanaan PKL dapat dilakukan dengan lebih memanfaatkan rentang waktu PKL yang dimiliki untuk mempelajari ruang lingkup kerja perusahaan yang tidak dapat dipelajari di perkuliahan.
2. Analisis *time series* multivariat dapat dipertimbangkan dalam menganalisis harga batu bara mengingat adanya faktor-faktor lain yang mempengaruhi harga seperti permintaan batu bara, persediaan batu bara, konsumsi energi, harga energi selain batu bara, dan lain sebagainya.
3. Pertimbangkan untuk menggunakan dataset dengan jumlah data yang lebih banyak, dapat dengan memperkecil rentang waktu antar data menjadi per minggu atau per hari. Dapat pula dengan menggunakan data yang memiliki jangka waktu yang lebih panjang.

DAFTAR PUSTAKA

- Adam. (2022). Aplikasi Pendaftaran Mahasiswa Baru Menggunakan Metode Forecasting. *Jurnal Teknik Informatika*, 2(1). doi:10.58794/jekin.v2i1.92
- Arifin, M. (2014). Analisa dan Perancangan Sistem Informatika Praktek Kerja Lapangan pada Instansi/Perusahaan. *Simetris: Jurnal Teknik Mesin, Elektro dan Ilmu Komputer*, 49-56.
- Chandra, C., & Budi, S. (2020). Analisis Komparatif ARIMA dan Prophet dengan Studi Kasus Dataset Pendaftaran Mahasiswa Baru. *Jurnal Teknik Informatika dan Sistem Informasi*, 6(2). Retrieved from 10.28932/jutisi.v6i2.2676
- Chotimah, K. (2020). Pengaruh Praktek Kerja Lapangan, Motivasi Memasuki Dunia Kerja, dan Efikasi Diri . *Education Analysis Journal*, 391-404.
- Cryer, J. D., & Chan, K. S. (2008). *Time Series Analysis With Applications in R* (2nd ed.). New York: Springer.
- Dai, S., Finkelman, R. B., French, D., Hower, J. C., Graham, I. T., & Zhao, F. (2021). Modes of Occurence of Elements iin Coal: A Critical Evaluation. *Earth-Science Reviews* 222, 103815.
- Dito, S. B., & Pujiastuti, H. (2021). Dampak Revolusi Industri 4.0 Pada Sektor Pendidikan: Kajian Literatur Mengenai Digital Learning Pada Pendidikan Dasar dan Menengah. *Jurnal Sains Dan Edukasi Sains*, 59-65.
- Faradilla, S., & Suharsono, A. (2023). Peramalan Penjualan Produk Baja dan Besi di PT MSU dengan Pendekatan Metode ARIMA dan Single Moving Average. *Jurnal Sains dan Seni ITS*, 12(1), 2337-3520.
- Gujarati, N. D. (2003). *Basic Econometrics* (4th ed.). New York: McGraw-Hili Companies, Inc.
- Hidayati, R. P., Mustikasari, & Hariani. (2022). Prediksi Harga Batu Bara Menggunakan Regresi Kuadratik. *Journal of Embedded Systems, Security and Intelligent Systems*, 3(1). doi:10.26858/jessi
- Huang-Tu, V., Ngoc, H. T., & Quach, L.-D. (2023). An Approach to Hyperparameter Tuning in Transfer Learning for Driver Drowsiness Detection Based on Bayesian Optimization and Random Search. (*IJACSA*) *International Journal of Advanced Computer Sciene and Applications*, 828-837.
- Ismail, S. (2021). Perbedaan Data Enginner, Data Scientist Dan Data Analyst. *Widya Accarya*, 306-309.
- Mahayana, B. I., Mulyadi, I., & Soraya, S. (2022). Peramalan Penjualan Helm dengan Metode ARIMA (Studi Kasus Bagus Store). *Inferensi*, 5(1), 2721-3862. Retrieved from 10.12962/j27213862.v5i1.12469

- Milniadi, A. D., & Adiwijaya, N. O. (2023). Analisis Perbandingan Model ARIMA dan LSTM dalam Peramalan Harga Penutupan Saham (Studi Kasus: 6 Kriteria Kategori Saham Menurut Peter Lynch). *Jurnal Ilmiah bidang Sosial, Ekonomi, Budaya, Teknologi dan Pendidikan*, 2(6). Retrieved from <https://www.publish.ojs-indonesia.com/index.php/SIBATIK/article/view/798/658>
- Pratama, I. W., Putra, I. A., & Datya, A. L. (2017). Sistem Informasi Manajemen Praktek Kerja Lapangan Berbasis Website (Studi Kasus Program Studi Sistem Informasi Universitas Dhyana Pura Bali). *Jurnal Teknologi Informasi dan Komputer*, 342-351.
- Rahayu, O. D., Ramdhan, W., & Sumatri. (2022, September). Implementasi Metode Single Exponential Smoothing Dalam Memprediksi Kebutuhan Pupuk Bagi Petani. *Building of Informatics, Technology and Science*, 4(2), 803-812. doi:10.47065/bits.v4i2.2080
- Reserve Bank of Australia. (2013). Statement on Monetary Policy February 2013. *RBA*. Retrieved Februari 6, 2024, from <https://www.rba.gov.au>
- Setiawan, L., Susanti, D., & Riaman. (2023). Analisis Perbandingan Hasil Peramalan Harga Saham Menggunakan Model Autoregressive Integrated Moving Averagedan Long Short Term Memory. *Jurnal Matematika Integratif*, 19(2), 223-234. doi:10.24198
- Suyudi, M. D., Djamal, E. C., & Maspupah, A. (2019). Prediksi Harga Saham menggunakan Metode Recurrent Neural Network. *Seinar Nasional Aplikasi Teknologi Informasi (SNATi)*, 34-38.
- Tahar, A., Setiadi, P. B., & Rahayu, S. (2022). Strategi Pengembangan Sumber Daya Manusia dalam Menghadapi Era Revolusi Industri 4.0 Menuju Era Society 5.0 . *Jurnal Pendidikan Tambusai*, 12380-12394.
- Wei, W. W. (2006). *Time Series Analysis: Univariate and Multivariate Methods Second Edition*. In *Technometrics*. Pearson Addison Wesley.
- Wiguna, H., Nugraha, Y., R., F. R., Andika, A., Kanggrawan, J. I., & Suherman, A. L. (2020). Kebijakan Berbasis Data: Analisis dan Prediksi Penyebaran COVID-19 di Jakarta dengan Metode Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA). *Jurnal Sistem Cerdas*, 03(02), 74-83.
- Wiranda, L., & Sadikin, M. (2019). Penerapan Long Short Term Memory Pada Data Time Series untuk Memprediksi Penjualan Produk PT. Metiska Farma. *Jurnal Nasional Pendidikan Teknik Informatika*, 8(3).
- Zulhamidi, & Hardianto, R. (2016). Peramalan Penjualan Teh Hijau dengan Metode ARIMA (Studi Kasus Pada PT. MK). *Jurnal PASTI*, XI(3), 231-244.

LAMPIRAN

Lampiran 1. Surat Penerimaan PKL dari Perusahaan



Nomor: LUT/001-PK/9971/I/2024

Jakarta, 4 Januari 2024

Kepada Yth.
Prof. Dr. Ni'matuzahroh, Dra
Wakil Dekan I
Universitas Airlangga
Jl. Mayjen Prof. Dr. Moestopo No.47, Pacar Kembang
Kec. Tambaksari, Surabaya 60132

Hal: **SURAT BALASAN**

Dengan hormat,

Sesuai dengan pengajuan Surat perihal Permohonan Praktek Kerja, bersama ini kami sampaikan bahwa kami bisa menerima permohonan :

Nama	: Ratu Noor Hasanah Sevillia Nafisa Fitri
Jurusan	: Teknologi Sains Data

untuk melakukan Praktek Kerja di PT United Tractors Tbk dengan ketentuan sebagai berikut:

- Jangka waktu praktek kerja dari 8 Januari – 9 Februari 2024
- Mematuhi segala peraturan Perusahaan dan arahan pembimbing.
- Jam praktek kerja: Senin, Kamis : 07.30 s/d 16.30
Istirahat : 12.00 s/d 13.00
Jum'at : 07.30 s/d 17.00
Istirahat : 11.30 s/d 13.00
- Proses praktek kerja akan berlangsung secara tatap muka.
- Fasilitas yang dapat diberikan oleh Perusahaan: makan siang di Perusahaan, asuransi kecelakaan, dan uang saku
- Di luar point (4) tersebut di atas Perusahaan tidak memberikan fasilitas berupa apapun.
- Bila terjadi hal-hal yang tidak diinginkan selama menjalankan praktek kerja baik dilingkungan Perusahaan maupun dalam perjalanan dari/ke PT United Tractors Tbk diluar tanggungjawab Perusahaan.


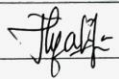




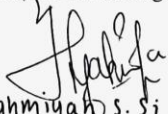
Harapan kami praktek kerja tersebut dapat membawa manfaat bagi mahasiswa yang bersangkutan.


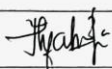



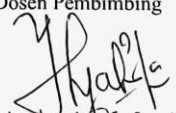
Hormat kami,
Industrial Relations

Budi Seyonadi
Reward, Performance, & Industrial Relation Management


Moving as one

Lampiran 2. Formulir P1 – Formulir Bimbingan

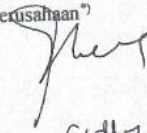
		UNIVERSITAS AIRLANGGA FAKULTAS TEKNOLOGI MAJU DAN MULTIDISIPLIN Formulir Pembimbingan Praktek Kerja Lapangan Kurikulum 2021		P-1	
Nama Mahasiswa		: Ratu Noor Harannah			
NIM		: 162112133112			
No	Tanggal	Materi Konsultasi		Tanda Tangan Dosen Pembimbing	
Proposal PKL					
1	1 Desember 2023	Bimbingan proposal PKL			
Laporan PKL					
1.	4 April 2024	Bimbingan laporan PKL			
2.	5 April 2024	Bimbingan laporan PKL			
Sehubungan dengan diselesaikannya proposal PKL oleh mahasiswa yang bersangkutan,				5 April 2024	
kami menyetujui mahasiswa tersebut untuk mendaftar seminar PKL .					
Revisi Laporan PKL					
1	14 Mei 2024	Bimbingan revisi laporan PKL			
Keterangan: Formulir P-1 diisi setiap kali mahasiswa konsultasi dengan dosen pembimbing dan ditandatangani oleh dosen pembimbing. Formulir ini dilampirkan saat mendaftar seminar Praktek Kerja Lapangan setelah mendapatkan persetujuan dosen pembimbing ditunjukkan dengan tanda tangan dosen pembimbing di bagian persetujuan mengikuti seminar PKL. Formulir ini juga dilampirkan di laporan PKL.					
Surabaya, 14 Mei 2024 Mengetahui Dosen Pembimbing  Indah Fahmiyah S.Si, M.Stat NIP. 199307082020013201					


		UNIVERSITAS AIRLANGGA FAKULTAS TEKNOLOGI MAJU DAN MULTIDISIPLIN Formulir Pembimbingan Praktek Kerja Lapangan Kurikulum 2021		P-1
Nama Mahasiswa : ..Sevillia Nafisa Fieri..... NIM : ..162112133113.....				
No	Tanggal	Materi Konsultasi	Tanda Tangan Dosen Pembimbing	
Proposal PKL				
1.	1 Desember 2023	Bimbingan PROPOSAL PKL		
Laporan PKL				
1.	4 April 2024	Bimbingan laporan PKL		
2.	5 April 2024	Bimbingan laporan PKL		
Sehubungan dengan diselesaikannya proposal PKL oleh mahasiswa yang bersangkutan, kami menyetujui mahasiswa tersebut untuk mendaftar seminar PKL			5 - 4 - 2024	
Revisi Laporan PKL				
1	14 Mei 2024	Bimbingan revisi laporan PKL		
Keterangan: Formulir P-1 diisi setiap kali mahasiswa konsultasi dengan dosen pembimbing dan ditandatangani oleh dosen pembimbing. Formulir ini dilampirkan saat mendaftar seminar Praktek Kerja Lapangan setelah mendapatkan persetujuan dosen pembimbing ditunjukkan dengan tanda tangan dosen pembimbing di bagian persetujuan mengikuti seminar PKL. Formulir ini juga dilampirkan di laporan PKL.		Surabaya, 14 Mei 2024..... Mengetahui Dosen Pembimbing  Indah Fahmyah Ds. Si. M. Stat NIP. 199307032020013201.....		

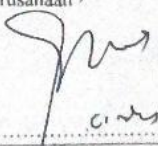
Lampiran 3. Formulir P3 – Logbook

 UNIVERSITAS AIRLANGGA FAKULTAS TEKNOLOGI MAJU DAN MULTIDISIPLIN Catatan Kegiatan Harian (Logbook) PKL Kurikulum 2021		P-3			
Nama Mahasiswa	: Ratu Noor Hasannah				
NIM	: 162112133112				
Nama Instansi/ Perusahaan	: PT United Tractors Tbk				
Unit Kerja	: Data & Digital Solution				
Pembimbing Lapangan	: Ardi Samanito				
Waktu Pelaksanaan PKL	: 8 Januari – 9 Februari 2024				
No	Tanggal	Jam Mulai	Jam Selesai	Kegiatan	TT PL
1	8 Januari 2024	7.30	16.30	Perkenalan lingkungan dan pegawai oleh pembimbing lapangan	<i>Th</i>
2	9 Januari 2024	7.30	16.30	Mempelajari materi SAP & SAP BW	<i>A</i>
3	10 Januari 2024	7.30	16.30	Mempelajari Agile Development : Scrum Methodology	<i>A</i>
4	11 Januari 2024	7.30	16.30	Diskusikan Project : use case antara ods dengan tim data science dengan pembimbing lapangan dan tim data science	<i>Th</i>
5	12 Januari 2024	7.30	17.00	Mempelajari time series, Mencari data set	<i>Th</i>
6	15 Januari 2024	7.30	16.30	Mempelajari time series, mulai mengerjakan project (Pre processing, EDA)	<i>Th</i>
7	16 Januari 2024	7.30	16.30	Melanjutkan project dengan algoritma SES, Holt winter, ARIMA	<i>Th</i>
8	17 Januari 2024	7.30	16.30	Melanjutkan project dengan algoritma SARIMAX, LSTM, XGBOOST	<i>Th</i>
9	18 Januari 2024	7.30	16.30	Mempelajari VMD: Variational Mode Decomposition	<i>Th</i>
10	19 Januari 2024	7.30	17.00	Mempelajari SVM: Support Vector Regression	<i>Th</i>
11	22 Januari 2024	7.30	16.30	Mempelajari lingkup pekerjaan, struktur organisasi	<i>Th</i>
12	23 Januari 2024	7.30	16.30	Spint review mengenai pengerjaan project dengan tim data science	<i>Th</i>
13	24 Januari 2024	7.30	16.30	Melakukan uji stationeritas dan transformasi Box-Cox dan differencing	<i>Th</i>

14	25 Januari 2024	7.30	16.30	Melakukan Pemodelan dengan data hasil transformasi	A
15	26 Januari 2024	7.30	17.00	Melakukan uji asumsi residual	A
16	29 Januari 2024	7.30	16.30	Menyusun laporan bagian hasil dan pembahasan mengenai stasioneritas data, transformasi Box-Cox	A
17	30 Januari 2024	7.30	16.30	Menyusun laporan bagian hasil dan pembahasan mengenai differencing data serta interpretasi plot ACF dan PACF	A
18	31 Januari 2024	7.30	16.30	Menyusun laporan bagian hasil dan pembahasan mengenai interpretasi EDA	A
19	1 Februari 2024	7.30	16.30	Menyusun laporan bagian hasil dan pembahasan mengenai identifikasi model ARIMA, Uji signifikansi parameter, forecasting	A
20	2 Februari 2024	7.30	17.00	Menyusun laporan bagian hasil dan pembahasan mengenai uji asumsi residual model ARIMA, Pemodelan LSTM evaluasi spesifikasi hyperparameter LSTM, Model	A
21	5 Februari 2024	7.30	16.30	Menyusun laporan: membuat diagram struktur organisasi divisi R&D, menyusun lingkup pekerjaan	A
22	6 Februari 2024	7.30	16.30	Menyusun laporan bagian profil perusahaan	A
23	7 Februari 2024	7.30	16.30	Penyelesaian laporan	A
24	9 Februari 2024	7.30	17.00		

<p>Keterangan:</p> <p>Formulir P-3 diisi oleh setiap mahasiswa selama PKL dan ditandatangani oleh pembimbing lapangan di kolom IT PL (Tanda Tangan Pembimbing Lapangan).</p> <p>*) Tanda tangan pemimpin instansi/ perusahaan disertai dengan stempel instansi/ perusahaan.</p> <p>Formulir ini dilampirkan di laporan PKL.</p>	<p>Jakarta, 7 Februari</p> <p>Mengetahui</p> <p>Pemimpin Instansi/ Perusahaan*)</p> <p></p> <p>Cidly</p>
---	---

	UNIVERSITAS AIRLANGGA FAKULTAS TEKNOLOGI MAJU DAN MULTIDISIPLIN Catatan Kegiatan Harian (Logbook) PKL Kurikulum 2021		P-3		
Nama Mahasiswa : Sevillia Nafisa Fitri NIM : 162112133113 Nama Instansi/ Perusahaan : PT United Tractors Tbk Unit Kerja : Data & Digital Solutions Pembimbing Lapangan : Ardi Samanto Waktu Pelaksanaan PKL : 8 Januari – 9 Februari 2024					
No	Tanggal	Jam Mulai	Jam Selesai	Kegiatan	TT PL
1	8 Januari 2024	07.30	16.30	Perkenalan lingkungan PT United Tractors dan pegawai oleh Pembimbing lapangan	A
2	9 Januari 2024	07.30	16.30	mempelajari materi SAP dan SAP BW	A
3	10 Januari 2024	07.30	16.30	Mempelajari materi agile development & Scrum Methodology	A
4	11 Januari 2024	07.30	16.30	Diskusi Project : use case antara DPs dengan tim DS	A
5	12 Januari 2024	07.30	17.00	Mempelajari tentang time series analysis Mencari data	A
6	15 Januari 2024	07.30	16.30	mempelajari time series analysis dan mulai mengerjakan project (pre processing dan EDA)	A
7	16 Januari 2024	07.30	16.30	melanjutkan pengerjaan project menggunakan algoritma JES, Holtwinter, serta ARIMA	A
8	17 Januari 2024	07.30	16.30	melanjutkan pengerjaan project dengan algoritma SARIMAX, LSTM, XBOOST	A
9	18 Januari 2024	07.30	16.30	Mempelajari VMD : Variational Mode Decomposing	A
10	19 Januari 2024	07.30	17.00	Mempelajari SVM : Support Vector Regression	A
11	22 Januari 2024	07.30	16.30	mempelajari lingkup pekerjaan, struktur organisasi serta data flow oleh pembimbing	A
12	23 Januari 2024	07.30	16.30	Sprint Review mengenai pekerjaan Project dengan tim data science	A
13	24 Januari 2024	07.30	16.30	melakukan uji stasioneritas dan melakukan transformasi Box-Cox dan differencing	A

14	25 Januari 2024	07.30	16.30	Melakukan permodelan dengan data hasil transformasi	A
15	26 Januari 2024	07.30	17.00	Melakukan pengujian asumsi residual white noise dan pengujian asumsi residual berdistribusi normal	A
16	29 Januari 2024	07.30	16.30	menyusun profil perusahaan dan tinjauan Pustaka Pada laporan PKL.	A
17	30 Januari 2024	07.30	16.30	Melanjutkan penyusunan tinjauan Pustaka Pada laporan PKL.	A
18	31 Januari 2024	07.30	16.30	Mengerjakan hasil dan pembahasan di laporan PKL.	A
19	1 Februari 2024	07.30	16.30	Melanjutkan pengerjaan laporan PKL bagian hasil dan pembahasan.	A
20	2 Februari 2024	07.30	17.00	Melanjutkan pengerjaan laporan PKL bagian metode penyelesaian proyek.	A
21	5 Februari 2024	07.30	16.30	Melanjutkan pengerjaan laporan PKL bagian metode penyelesaian proyek dan lingkup pekerjaan	A
22	6 Februari 2024	07.30	16.30	Melanjutkan pengerjaan laporan PKL	A
23	7 Februari 2024	07.30	16.30	Menyelesaikan pengerjaan laporan PKL	A
24	9 Februari 2024	07.30	17.00		
Keterangan: Formulir P-3 diisi oleh setiap mahasiswa selama PKL dan ditandatangani oleh pembimbing lapangan di kolom TT PL (Tanda Tangan Pembimbing Lapangan). *) Tanda tangan pemimpin instansi/ perusahaan disertai dengan stempel instansi/ perusahaan. Formulir ini dilampirkan di laporan PKL.				Surabaya, ... 7 Februari Mengetahui Pemimpin Instansi/ Perusahaan*) 	

Lampiran 4. Dokumentasi

