

# Sistem Cerdas Pengkategorian Surat Undangan Elektronik Tender Pekerjaan Dengan AutoML

Angel Kelly, Eka Puji Widiyanto, Hafiz Irsyad

Fakultas Ilmu Komputer dan Rekayasa, Informatika, Universitas Multi Data Palembang, Palembang, Indonesia

Email: <sup>1</sup>angelkelly2503@mhs.mdp.ac.id, <sup>2</sup>ekapujiw2002@mdp.ac.id, <sup>3</sup>hafizirsyad@mdp.ac.id

**Abstrak-** elektronik tender pekerjaan merupakan proses penting dalam menentukan apakah tender tersebut termasuk kategori pekerjaan dalam suatu perusahaan. Dataset yang digunakan memiliki jumlah sebanyak 650 judul pekerjaan yang dibagi dengan rasio 80:20, data training sebesar 80% dan data testing sebesar 20%. Pengembangan perangkat lunak ini dilakukan untuk mengelompokkan kategori surat undangan elektronik tender menggunakan algoritma AutoML AutoGluon. Hasil dari pengujian yang dilakukan menunjukkan akurasi terbaik yang dihasilkan pada pengujian skenario ketiga (presets High) dengan akurasi sebesar 81.53%, sedangkan skenario pertama (presets Medium) memberikan akurasi terendah sebesar 77.69%.

**Kata Kunci:** AutoML, AutoGluon, Tender, Surat Undangan Elektronik

**Abstract-** A tender is an offer to submit a price, buy work, or provide goods. Classifying electronic job tender invitation letters is an important process in determining whether the tender is included in a job category in a company. The dataset used has a total of 650 job titles divided by a ratio of 80:20, training data is 80% and testing data is 20%. This software development was carried out to group categories of electronic tender invitation letters using the AutoML AutoGluon algorithm. The results of the tests carried out showed that the best accuracy was produced in the third test scenario (High presets) with an accuracy of 81.53%, while the first scenario (Medium presets) gave the lowest accuracy of 77.69%.

**Keywords:** AutoML, AutoGluon, Electronic Invitation Letter, Tender.

## 1. PENDAHULUAN

Pada periode 2019 – 2021, terdapat tren positif dalam pertumbuhan jumlah Perusahaan konstruksi (BPS, 2021). Namun, pertumbuhan ini tidak hanya mencakup peningkatan jumlah Perusahaan konstruksi secara umum, tetapi juga memiliki relevansi dengan klasifikasi jenis usaha konstruksi. Menurut Lembaga Pengembangan Jasa Konstruksi (LPJK) yang mengacu pada Peraturan LPJK Nasional No. 10 Tahun 2013 usaha konstruksi di skala nasional. Data tersebut mencatat peningkatan rata – rata sebesar 20.43% Tahun 2017, usaha konstruksi dikategorikan menjadi 3 kategori, yaitu kecil, menengah dan besar. Data peningkatan jumlah perusahaan berdasarkan kategori dapat diamati Tabel 1.

**Tabel 1** Jumlah Perusahaan Konstruksi 2019 - 2021

Wilayah	Jumlah Berdasarkan Jenis Usaha Konstruksi (Per Tahun)									Jumlah
	Usaha Kecil			Usaha Menengah			Usaha Besar			
	2019	2020	2021	2019	2020	2021	2019	2020	2021	
Indonesia	138.017	130.743	167.605	29.198	27.024	34.048	1.653	1.541	1.750	203.403
Sumatera Selatan	4.901	4.909	5.804	412	330	546	24	19	15	6.365

Pada Table 1.1 menunjukkan bahwa pada tahun 2021, sebanyak 203.403 perusahaan konstruksi yang beroperasi di seluruh Indonesia. Lebih spesifik lagi, Provinsi Sumatera Selatan mencatat peningkatan signifikan sebesar 50% dalam jumlah usaha konstruksi sejak tahun 2019 hingga tahun 2021. Peningkatan signifikan dalam jumlah perusahaan konstruksi, terutama di Provinsi Sumatera Selatan, menunjukkan pertumbuhan yang berpotensi positif dalam sektor konstruksi.

Untuk mendukung pernyataan – pernyataan yang telah dipaparkan diatas, penulis melakukan survei wawancara dengan beberapa perusahaan kontraktor. Wawancara dilakukan untuk memperkuat argumen bahwa masalah kesulitan dalam menentukan apakah kategori pekerjaan yang sedang ditenderkan tersebut merupakan bidang dari perusahaan. Pada PT. Cahaya Lautmas Djaya yang beralamat di Jl. Residen A. Rozak No. 100 C-D, Bukit Sangkal, Kalidoni, Sumatera Selatan menyatakan bahwa proses pengelompokkan kategori hanya berfokus terhadap 4 kategori jenis

pekerjaan saja dimana meliputi civil work, electrical work, steel structure work, minipile dan pilling work. PT. Banyuasin Mukut Inti yang beralamat di Jl. Palembang – Betung KM 18 Kec. Sukamoro Kab. Banyuasin, Sumatera Selatan hanya berfokus kepada kategori jenis pekerjaan seperti civil work dan Electrical Work. PT. Catur Putra Manggala yang beralamat Jl. Residen H. A Rozak No. 07F Sumatera Selatan beberapa mengalami kesulitan dalam pengelompokkan kategori pekerjaan dan perusahaan ini hanya berfokus pada kategori electrical work dan civil work. Kemudian PT. Dewa Mandiri Sukses yang beralamat di Jl. Palembang – Betung KM. 18 Kec. Sukamoro Kab. Banyuasin Sumatera Selatan mengalami kesalahan dalam pengelompokkan kategori pekerjaan yang sesuai dengan bidangnya. Perusahaan hanya memiliki bidang pada civil work, electrical work dan steel structure work. Serta PT. Jati Mandiri Sejahtera yang beralamat di Komp. Perdamaian Permai Blok. II No. 15 Sumatera Selatan mengalami kesalahan dalam mengelompokkan kategori pekerjaan pada beberapa judul pekerjaan tertentu. Untuk kategori jenis pekerjaan pada perusahaan ini berfokus di civil work, electrical work, mechanical work, automation work dan instrument work. Klasifikasi adalah suatu kegiatan mengelompokkan, dimana klasifikasi sangat dibutuhkan dalam melakukan suatu pekerjaan. Menurut Ilmu Pengetahuan, klasifikasi adalah proses pengelompokkan benda berdasarkan ciri – ciri persamaan dan perbedaan [1]. Tujuan dari klasifikasi adalah untuk mengelompokkan sesuatu supaya lebih mudah untuk dikenali, dipelajari dan di pahami.

Penelitian oleh [2] membahas mengenai Pemodelan Topik Berita Online Berbahasa Indonesia Menggunakan *Latent Dirichlet Allocation* (LDA) yang bertujuan untuk mengkategorikan teks berita berdasarkan topik yang dibahas, dengan dataset yang berasal dari teks artikel portal berita detikcom. Hasil penelitian menunjukkan bahwa lima topik yang terbentuk dalam pemodelan topik menggunakan LDA memiliki nilai koheren yang baik sebesar 0.67. Penelitian oleh [3] membahas mengenai klasifikasi sentimen teks pendek dengan menggunakan *Word2Vec-CNN-BiLSTM Classification*. Pada penelitian ini menggunakan dataset Quora dan membandingkan kinerja berbagai konfigurasi untuk memproses data teks pendek. Hasilnya menunjukkan bahwa model yang diusulkan memiliki efek klasifikasi yang lebih baik. Dari penelitian ini menunjukkan bahwa analisis sentimen teks pendek dengan menggunakan metode hybrid *Word2Vec-CNN-BiLSTM* menghasilkan nilai akurasi sebesar 91.48%. Penelitian oleh [4] membahas mengenai Pemodelan Topik Menggunakan *n-Gram* dan *Non-negative Matrix Factorization* yang bertujuan pembentukan topik dari data berita sangat efektif, terutama menggunakan unigram, bigram, dan trigram. Pada penelitian ini menggunakan *coherence value* untuk menentukan jumlah topik terbaik yang dapat dibentuk dengan data sebesar 53.920 artikel berita yang bersumber dari berita RMOL.id. Dari hasil penelitian menunjukkan bahwa dengan menggunakan unigram pada 15 topik diperoleh nilai koheren sebesar 0.812748, untuk implementasi bigram diperoleh 10 topik dengan nilai koheren sebesar 0.835738, sedangkan untuk implementasi trigram diperoleh 7 topik dengan nilai koheren 0.830572. Penelitian terkait judul “Analisis Metoda Latent Dirichlet Allocation untuk Klasifikasi Dokumen Laporan Tugas Akhir Berdasarkan Pemodelan Topik” yang dilakukan oleh [5]. Pada penelitian ini peneliti menggunakan dokumen tugas akhir yang berasal dari Jurusan Teknik Komputer. Penelitian ini mendapatkan hasil rata – rata tingkat relevansi sebesar 80.35%. Dan dapat disimpulkan tingkat relevansi sesuai dengan hipotesa lebih besar dari 75%. Penelitian lainnya yang dilakukan oleh [6] yang berjudul “Analisis Sentimen Kebijakan Merdeka Belajar Kampus Merdeka Menggunakan Mesin Vektor Pendukung dengan Ekstraksi Fitur Word2Vec dan Pemodelan Topik Latent Dirichlet Allocation”. Penelitian ini memperoleh hasil klasifikasi sentimen terdiri dari 648 tweet bersentimen positif dan 931 tweet bersentimen negatif dengan akurasi model klasifikasi 89.97%, presisi 91.20%, recall 84.44% dan F- Measure 87.68%, sedangkan pemodelan topik LDA pada kelas sentimen positif dan negatif masing – masing menghasilkan 5 topik dengan nilai coherence 0.44 pada pemodelan topik kelas sentimen positif dan 0.38 pada pemodelan topik kelas sentimen negative. Penelitian yang dilakukan oleh [7] membahas mengenai ”Diagnosis Covid19 menggunakan AutoML dari CT Scan 3D yang bertujuan untuk mendiagnosis Covid19 dari hasil CT Scan 3D berdasarkan database Cov19-CT-DB”. Dalam pengujian yang dilakukan dengan menggunakan database dan berbagai arsitektur deep learning untuk mengklasifikasikan kasus COVID dan Non-COVID menghasilkan akurasi dan F1-Score sebesar 89% dan 88% secara berturut – turut. Selain itu, paper tersebut juga membahas penggunaan berbagai tingkat ambang batas untuk memberi label hasil CT Scan sebagai COVID atau Non-COVID. Hasilnya menunjukkan bahwa arsitektur ResNest14 memberikan akurasi dan F1-Score tertinggi. Dan pada penelitian yang dilakukan oleh [8] membahas mengenai “Memanfaatkan Pembelajaran Mesin Otomatis untuk Klasifikasi Teks : Evaluasi Alat AutoML dan Perbandingan dengan Kinerja Manusia”. Dalam pengujian ini menggunakan 13 dataset yang tersedia secara publik, yang mencakup berbagai topik seperti analisis sentimen, deteksi berita palsu, dan kategorisasi teks sehari – hari serta ilmiah. Jumlah sampel dalam setiap dataset bervariasi dari 804 hingga 1.600.000 (Sentimen140 dataset). Tujuan dari penelitian ini untuk mengevaluasi kinerja empat alat AutoML populer dalam tugas klasifikasi teks menggunakan 13 dataset berbeda. Hasil penelitian menunjukkan bahwa AutoML mampu mengungguli kinerja ilmuwan data manusia dalam 4 dari 13 tugas klasifikasi teks. AutoGluon Text

yang dirancang khusus untuk klasifikasi teks, menunjukkan kinerja terbaik antara library AutoML lainnya. Penelitian selanjutnya yang dilakukan oleh [9] membahas tentang Beef Quality Assessment using AutoML yang bertujuan untuk menilai kualitas daging sapi tidak hanya segar atau rusak tetapi segar, setengah segar dan rusak. Kumpulan data yang tersedia untuk umum digunakan dalam penelitian tersebut dan dengan menggunakan AutoML menghasilkan kinerja canggih untuk penilaian kualitas daging sapi. Nilai akurasi yang didapatkan dengan menggunakan metode AutoML pada penelitian tersebut sebesar 98%.

Oleh karena itu, solusi yang ditawarkan pada project ini adalah pengembangan Sistem Cerdas Pengkategorian Surat Undangan Elektronik Tender berdasarkan Judul Pekerjaan dengan AutoML agar perusahaan dapat menjaga efisiensi dan akurasi dalam proses tender di tengah pertumbuhan yang pesat ini.

## 2. METODOLOGI PENELITIAN

### 2.1 Tahapan Penelitian



**Gambar 1.** Diagram Alir Metodologi

Pada bab ini akan dijelaskan mengenai tahapan pelaksanaan atau pengerjaan proyek ini. Tahapan metodologi terdiri dari 7 tahapan yaitu identifikasi masalah, pengumpulan data, analisis solusi, rancangan sistem, implementasi, pengujian, dan hasil. Tahapan metodologi dapat dilihat pada gambar 1.

#### 1. Identifikasi Masalah

Menurut Kamus Besar Bahasa Indonesia (KBBI 2023), tender merupakan tawaran untuk mengajukan harga, memborong pekerjaan, atau menyediakan barang. Seringkali sulit bagi admin tender untuk mengelompokkan surat undangan elektronik (email) tender pekerjaan berdasarkan kategori jenis pekerjaan dengan judul. Dalam satu undangan tender terdapat beberapa judul pekerjaan yang harus dikategorikan terlebih dahulu, agar perusahaan lebih efektif untuk menentukan tender mana yang sesuai dengan minat perusahaan. Berikut terlampir salah satu contoh surat undangan tender pekerjaan dapat dilihat pada Gambar 2.

Melalui email ini kami menyampaikan, saat ini perusahaan kami membutuhkan Infra Sipil di Lokasi Sumatera Selatan, sbb :

1. Green House NSG
2. Open Area NSG
3. Mother House NSG
4. Watering System NSG
5. Production House NSG
6. Storage & Workshop NSG
7. Mess Karyawan Permanen 4 Pintu NSG
8. Kolam Pemampungan Air NSG
9. Jalan Cor Beton NSG
10. Sumur Bor Nursery NSG
11. Land Clearing Tapak Nursery Sungai Cebang
12. Selection House NSG
13. Lembaran Precast Beton NSG
14. Tower Link 36m (Three Angle) NSG

Untuk itu kami mengundang Bapak/Ibu untuk mengikuti Aanwiding pada :

- Hari/ Tanggal : Kamis, 30 November 2023
- Waktu : Pukul 14:00 WIB
- Agenda : Aanwiding by Microsoft TEAMS

**Gambar 2.** Contoh Surat Undangan Tender Pekerjaan

#### 2. Pengumpulan Data

Pengumpulan data diperoleh secara berkala dengan mengobservasi ke Perusahaan kontraktor di Palembang. Jumlah data yang dikumpulkan berjumlah 650 data dan terdapat 4 (empat) kategori yaitu, Civil Work, Steel Structure Work, Electrical Work, Minipile dan Pilling Work. Contoh dataset dapat dilihat pada Gambar 3.

No	Project Name	Label
1	Maintenance Security	Civil
2	MCC at New Workshop	Civil
3	Extension Sliding Door for Gate #1&2 (TMS 2 Jetty)	Civil
4	WTP Post Treatment Local Back Room	Civil
5	Repair Platform Jetty 240 & Rampdown 1-3	Civil
6	Living Area - Connecting Drain to RCP in	Civil
7	WTP Post Treatment Perintah Job	Civil
8	Rampdown - Modification Ramp Concrete	Civil
9	WTP - Civil Works for New Clipper MCC	Civil
10	WTP Post Treatment - Door & Window	Civil
11	H. 1 & 2 Demolish & Rebuild of Roofing	Civil
12	Ele. Install for Live ES, 1, 1, 2 WWP	Electrical
13	Lighting Work	Electrical
14	Reactor Pad (2) - In Workshop & SO Jet	Civil
15	WTP - Concrete Work for New Clipper Live #12	Civil
16	Water intake - Electrical Box Cabinet	Civil

**Gambar 3.** Dataset

### 3. Analisis Solusi

Solusi pada perancangan ini yaitu algoritma Automated Machine Learning (AutoML). Algoritma ini dapat menghemat waktu dan sumber daya manusia, proses perancangan sistem yang cepat, mengurangi kerumitan dalam pemilihan model dan penyetelan parameter secara manual. Sehingga dari pada jurnal penelitian tersebut penulis menggunakan algoritma AutoML dalam membuat sistem cerdas pengkategorian surat undangan elektronik tender pekerjaan.

### 4. Rancangan Sistem

Model Automated Machine Learning (AutoML) dengan library AutoGluon dalam perangkat lunak untuk pengelompokkan surat undangan elektronik tender pekerjaan dengan kategori jenis pekerjaan berdasarkan judul pekerjaan merupakan salah satu pendekatan supervised learning. Dalam model AutoML, terdapat data training dan data testing dengan rasio 80 : 20, dimana data training sebesar 80% dan data testing sebesar 20%. Data training yang telah diberikan label akan dipelajari oleh model. Kemudian setelah data dilatih, akan dilakukan pengujian terhadap model AutoML. Pada tahap pengujian, model akan diuji dengan menggunakan data testing yang berbeda dengan data training. Pengujian dilakukan dengan tiga presets dari AutoGluon yaitu presets Medium, Good, dan High.

### 5. Implementasi

Implementasi perangkat lunak pengelompokkan kategori jenis pekerjaan berdasarkan judul pekerjaan dengan menggunakan metode AutoML dimulai dengan pemilihan bahasa pemrograman yaitu Python pada Google Colaboratory dan library menggunakan AutoGluon. Untuk pembuatan interface menggunakan library Gradio. Kemudian, dataset judul pekerjaan akan dilakukan proses pra-pemrosesan, seperti case folding, tokenizing, stemming, dan stop words. Setelah dilakukan pra-pemrosesan data akan dilakukan labeling dan digunakan untuk melatih model AutoML agar dapat mengelompokkan kategori jenis pekerjaan dengan rasio 80 : 20. Data Training sebesar 80% dan data Test sebesar 20%. Selanjutnya, perangkat lunak akan melakukan pemrosesan judul pekerjaan untuk mengelompokkan kategori jenis pekerjaan, apakah Civil Work, Steel Structure Work, Electrical Work atau Minipile dan Pilling Work.

### 6. Pengujian

Pengujian perangkat lunak akan menggunakan Black Box Testing. Pengujian Black Box Testing merupakan pengujian berdasarkan pada detail aplikasi seperti tampilan aplikasi, fungsi – fungsi yang ada pada aplikasi dan kesesuaian alur fungsi dengan sistem kerja yang diinginkan perancangannya. Terdapat dua jenis pengujian yaitu, pengujian functional dan pengujian nonfunctional. Pengujian functional dimulai dari :

- Unit testing, dimana menguji fungsi pemrosesan teks untuk mengelompokkan kategori dari judul pekerjaan.
- Integration Testing, memastikan bahwa pemrosesan teks bekerja dengan baik terhadap model klasifikasi.
- System Testing, memastikan klasifikasi dan pemrosesan judul pekerjaan berjalan dengan baik, identifikasi dan perbaikan bug atau masalah dalam operasional sistem.
- Acceptance Testing, dimana pengujian ini melibatkan pihak user untuk mengevaluasi dan memastikan bahwa sistem telah berjalan dengan baik.

Kemudian untuk pengujian nonfunctional sebagai berikut :

- a. Performance Testing, bertujuan untuk memastikan sistem dapat berperforma optimal dalam berbagai skenario pemrosesan dan klasifikasi.
- b. Usability Testing bertujuan untuk mengevaluasi antarmuka user untuk memastikan kemudahan dalam memahami dan menggunakan sistem.

Selain itu pengujian pada perangkat lunak pengelompokkan kategori ini akan dilakukan dengan menggunakan Confusion Matrix. Confusion Matrix adalah cara untuk menghitung seberapa akurat suatu konsep dalam Data Mining. Confusion Matrix digambarkan dalam bentuk tabel yang menunjukkan jumlah data uji yang benar di klasifikasikan dan jumlah data uji yang salah di klasifikasikan [10]. Tabel confusion matrix dapat dilihat pada table 2 dibawah ini.

**Tabel 2** Confusion Matrix

	Classified	
	Predicted '+'	Predicted '-'
Actual '+'	True Positives	False Negatives
Actual '-'	False Positives	True Negatives

Berdasarkan table Confusion Matrix dapat dijelaskan bahwa True Positive (TP) adalah jumlah data positif, False Positif (FP) adalah jumlah data Negatif yang salah diklasifikasikan sebagai nilai positif, False Negatives (FN) adalah jumlah data positif yang salah diklasifikasikan sebagai nilai negatif, sedangkan True Negative (TN) adalah jumlah data negatif yang salah diklasifikasikan sebagai nilai positif [11]. Dalam confusion matrix dapat dilakukan perhitungan performance metrics untuk mengukur kinerja model, diantaranya Accuracy adalah mengukur jumlah data yang diprediksi dengan benar dibandingkan dengan total keseluruhan data. Precision digunakan untuk mengukur seberapa besar proporsi dari kelas positif yang berhasil di prediksi dengan benar dari keseluruhan kelas positif. Recall digunakan untuk menunjukkan persentase kelas data positif yang berhasil diprediksi benar dari seluruh data kelas positif. F1-Score merupakan rata – rata antara precision dan recall [12]. Berikut rumus accuracy, precision, recall, dan F1-score. Berikut rumus accuracy, precision, recall, dan F1-Score.

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

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

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

$$F1 - Score = 2 \times \frac{precision \times recall}{precision + recall}$$

## 7. Hasil

Perangkat lunak yang dihasilkan akan mampu melakukan pengelompokkan kategori jenis pekerjaan berdasarkan judul pekerjaan. Perangkat lunak akan menghasilkan output berupa kategori jenis pekerjaan dari judul pekerjaan yang diinput oleh user.

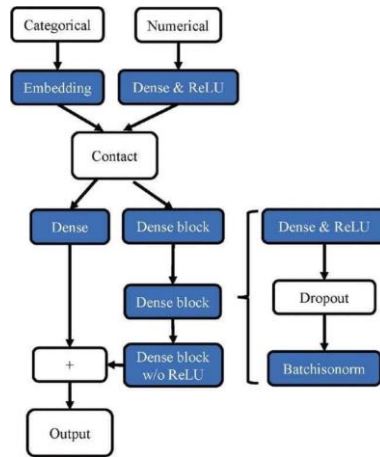
### 2.2 Automated Machine Learning

Algoritma Automated Machine Learning (AutoML) merupakan pendekatan yang menggunakan teknik otomatisasi untuk mempercepat proses pembangunan model machine learning. AutoML mencakup otomatisasi tahap – tahap seperti pemilihan fitur, penyetelan parameter, dan pemilihan model untuk menghasilkan model machine learning yang optimal tanpa perlu campur tangan manusia yang mendalam [13]. Algoritma Automated Machine Learning (AutoML) salah satu metode pendekatan supervised learning, model ini digunakan untuk memprediksi hasil masa depan berdasarkan data historis [14].

Kategori proses AutoML terdiri sebagai berikut :

1. Data *Processing*, dibagi menjadi tiga bagian : pengumpulan data, pembersihan data dan peningkatan data. Pengumpulan data dibutuhkan untuk membuat kumpulan data baru, pembersihan data yang dikumpulkan pasti memiliki noise, oleh karena itu noise butuh dibersihkan agar tidak berdampak negatif pada pelatihan model [15].
2. *Feature Engineering*, memastikan bahwa metode pembelajaran dapat bekerja dengan baik. Untuk memastikan ini, variabel penjelas yang disebut fitur dihasilkan dari data [16].

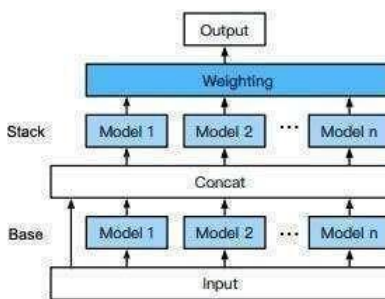
3. *Model Selection and Hyperparameter Optimization*, model yang digunakan untuk melakukan tugas prediksi. Namun, satu masalah mungkin saja terjadi memiliki beberapa konfigurasi model dengan akurasi yang berbeda – beda mengatasinya. Oleh karena itu, sangat penting untuk menentukan model yang paling tepat dengan mempertimbangkan *trade-off* antara akurasi dan waktu eksekusi [17].



**Gambar 4.** Arsitektur AutoML

Arsitektur jaringan yang digunakan oleh AutoGluon digambarkan pada Gambar 4. AutoGluon dapat mengolah dua kategori data yaitu data Categorical dan data Numerical. Pada data categorical akan melalui proses embedding dimana proses ini bertujuan untuk mengkonversi data menjadi numerik. Sedangkan untuk data numerical akan melalui proses Dense & ReLU yang berfungsi memodelkan hubungan yang lebih kompleks diantara fitur numerik. Kemudian hasil dari proses embedding dan dense & ReLU akan digabung menjadi satu dengan operasi concatenation (contact), sehingga data akan kembali ke bentuk semula akan tetapi data dapat diolah oleh mesin.

Proses selanjutnya hasil dari operasi concatenation akan masuk ke proses dense untuk mempelajari pola yang lebih kompleks dalam data dan menghasilkan output dengan tujuan tertentu. Sedangkan untuk hasil operasi contact pada data numerical akan melalui proses dense block dengan tiga level dimana proses terakhir melalui ReLU. Tiap dense block akan terdapat dropout yang berfungsi untuk mengurangi overfitting dan batch normalization yang berfungsi untuk meningkatkan stabilitas dan percepatan konvergensi pada pembelajaran model. Hasil dari keseluruhan operasi akan dilakukan penjumlahan dan menghasilkan output akhir [18]. Algoritma AutoGluon memberikan kinerja yang bagus dalam kompetisi pembelajaran mesin karena kemampuannya yang kuat dalam menangani berbagai jenis data, hubungan, dan distribusi. Struktur multi-layer pada AutoGluon [19], seperti yang terlihat dalam Gambar 5.



**Gambar 5.** Diagram Strategi Susun Multi Layer

### 3. HASIL DAN PEMBAHASAN

#### 3.1 Implementasi Perancangan

Pada bab ini akan dijelaskan secara rinci terhadap langkah-langkah yang telah dijelaskan pada bab sebelumnya. Langkah-langkah tersebut mencakup dari proses pembuatan model hingga pembuatan perangkat lunak. Proses

verifikasi pada setiap bagian juga akan dijelaskan secara menyeluruh untuk memastikan bahwa perangkat lunak dan model bekerja dengan baik.

Sebelum masuk ke dalam perancangan perangkat lunak, hal yang harus dilakukan terlebih dahulu yaitu mengumpulkan dataset. Pengumpulan data dilakukan dengan mengumpulkan judul pekerjaan dari salah satu perusahaan konstruksi di Palembang. Dataset yang digunakan ada sebanyak 650 judul pekerjaan. Di dalam judul pekerjaan tersebut memuat beberapa kategori jenis pekerjaan yaitu, civil work, electrical work, steel structure work, dan minipile & piling work. Dataset ini kemudian akan dilakukan proses pra – pemrosesan untuk membersihkan data,

```
import pandas as pd
import re
import string
import nltk
from nltk.tokenize import word_tokenize
from Sastrawi.Stemmer.StemmerFactory import StemmerFactory
```

seperti case folding, tokenizing, stemming dan stop words. Proses pra – pemrosesan dataset dilakukan dengan bantuan Google Colab, hasil dari pra – pemrosesan akan berupa file csv yang disimpan dalam Google Drive. Library yang digunakan untuk melakukan pra – pemrosesan pada Gambar 6.

**Gambar 6.** Library Pra - Pemrosesan

Selanjutnya akan dilakukan labeling secara manual terhadap dataset yang telah dilakukan pra – pemrosesan. Hasil labeling secara manual akan di validasi oleh salah satu perusahaan konstruksi di Palembang. Setelah dilakukan labeling akan dilakukan import file CSV dataset yang akan digunakan untuk proses training model. Kode import file CSV dataset dapat dilihat pada Gambar 7.

```
df = pd.read_csv( filepath_or_buffer: 'Dataset_Labeling.csv', sep =",")
```

**Gambar 7.** Import Dataset CSV

Dataset yang di import akan dilakukan split dengan rasio 80 : 20 yaitu, data training sebesar 80% dan data testing sebesar 20%, library dan kode pemrograman yang digunakan untuk split dataset dapat di lihat pada Gambar 8 dan Gambar 9.

```
import pandas as pd
from sklearn.model_selection import train_test_split
```

**Gambar 8.** Library Split Dataset

```
train, test = train_test_split( *arrays: df, test_size=0.20, random_state=0)

train.to_csv('train.csv', index=False)
test.to_csv('test.csv', index=False)

df_train = pd.read_csv('train.csv')
df_test = pd.read_csv('test.csv')
```

**Gambar 9.** Kode Split Dataset Hasil dari dataset yang di split akan disimpan dalam bentuk file CSV.

Selanjutnya akan dilakukan proses pelatihan model terhadap dataset training dengan menggunakan algoritma AutoML - Autogluon. Proses pelatihan akan dilakukan dengan menggunakan Pycharm dengan kernel Python 3. Sebelum melakukan pelatihan model terdapat beberapa dependency yang dibutuhkan yang dapat dilihat pada Gambar 10.

```
!pip install autogluon

from autogluon.tabular import TabularDataset, TabularPredictor
import pandas as pd
```

**Gambar 10.** Dependency yang Dibutuhkan

Setelah semua dependency yang dibutuhkan sudah terinstall, dataset training dan testing akan diimport. Kemudian akan dilakukan pelatihan model. Kode import file CSV dataset dan pemrograman pelatihan model dapat dilihat pada Gambar 11.

```
data_root = 'https://autogluon.s3.amazonaws.com/datasets/Inc/'

df_train = pd.read_csv('train.csv')
df_test = pd.read_csv('test.csv')

train_data = TabularDataset(data_root + df_train)
test_data = TabularDataset(data_root + df_test)

time_limit = 1200
metric = 'accuracy'
predictor = TabularPredictor(label='Label', eval_metric='accuracy').fit(train_data=df_train, time_limit=time_limit, presets='high_quality')
```

**Gambar 11.** Import Dataset & Kode Pelatihan Model AutoGluon

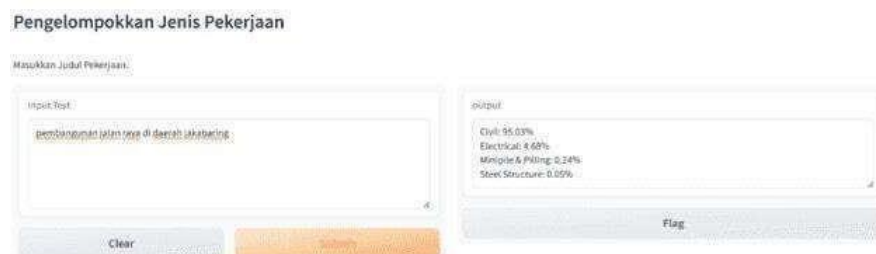
Model yang telah di training otomatis tersimpan dalam folder Autogluon-Model dengan bentuk ekstension “pkl”. Model tersebut kemudian akan divalidasi dengan dataset yang telah di bagi diawal, setelah dilakukan validasi dan didapatkan hasilnya model tersebut kemudian akan diimplementasi ke pengembangan perangkat lunak. Pengembangan perangkat lunak ini akan berbasis website dan akan menggunakan Framework Python yaitu Gradio. Berikut terdapat beberapa dependency yang dibutuhkan dapat dilihat pada Gambar 12.

```
!pip install gradio

import gradio as gr
import pandas as pd
import re
from autogluon.tabular import TabularPredictor
```

**Gambar 12.** Library Gradio

Perangkat lunak akan menerima input judul pekerjaan dalam bentuk teks dan akan memberikan output berupa hasil persentase kategori jenis pekerjaan. Tampilan perangkat lunak pengelompokan kategori jenis pekerjaan dapat dilihat pada Gambar 13.



**Gambar 13.** Tampilan Perangkat Lunak Pengelompokan Kategori Jenis Pekerjaan

### 3.2 Pengujian

Setelah proses implementasi telah dilakukan, maka hasil dari suatu perangkat lunak dan model akan diuji untuk mengetahui seberapa baik fungsi dan akurasi. Pengujian akan dibagi menjadi dua bagian yaitu pengujian model dengan menggunakan Confusion Matrix dan pengujian perangkat lunak dengan metode Black Box Testing.

#### 3.2.1 Pengujian Model

Pengujian terhadap model akan dilakukan dengan preset High. Untuk mengukur akurasi digunakan confusion matrix. Confusion Matrix dapat memberikan informasi tentang kinerja model klasifikasi dengan membandingkan prediksi model terhadap nilai actual dalam dataset pengujian. Dari confusion matrix, dapat menghitung accuracy, precision, recall dan f1 Score. Pengukuran model yang menghasilkan hasil klasifikasi yang paling baik akan dilihat

dari hasil f1 Score. Karena data yang digunakan mengalami ketidakseimbangan jumlah data untuk setiap kategorinya. Hal ini disebabkan f1 Score akan memberikan nilai rata – rata dari precision dan recall yang dapat memberikan gambaran yang lebih baik mengenai kinerja model.

Actual	Civil	86	4	1	0	
	Electrical	15	19	0	0	
	Minipile & Pilling	1	0	1	0	
	Steel Structure	2	1	0	0	
		Predicted	Civil	Electrical	Minipile & Pilling	Steel Structure

**Gambar 14.** Confusion Matrix

Dari Gambar 14 maka dapat dihitung True Positive (TP), True Negative (TN), False Positive (FP) dan False Negative (FN) yang dapat dilihat pada Tabel 3.

**Tabel 3.** Hasil Perhitungan Confusion Matrix

Total	Civil	Electrical	Minipile and Pilling	Steel Structure
True Positive (TP)	86	19	1	0
False Positive (FP)	18	5	1	0
False Negative (FN)	5	15	1	3
True Negative (TN)	21	91	127	127

Berdasarkan Table 5.7 dapat dihitung accuracy, precision, recall, dan f1-score, adapun hasil perhitungan accuracy, precision, recall dan f1-score dapat dilihat pada Tabel 4 dan Tabel 5.

**Tabel 4.** Hasil Perhitungan Validation

Total	Civil	Electrical	Minipile and Pilling	Steel Structure
Accuracy	82.30%	84.61%	98.46%	97.69%
Precision	82.69%	79.16%	50.00%	0.00%
Recall	94.50%	55.88%	50.00%	0.00%
f1-Score	88.24%	65.50%	50.00%	-

**Tabel 5.** Confusion Matrix

Confusion Matrix	Perhitungan	Hasil
Accuracy	Jumlah TP / Jumlah Data x 100% (86 + 19 + 1 + 0) / 130 x 100%	81.53%
Precision	Jumlah Precision / Jumlah Kelas (82.69% + 79.16% + 50.00% + 0.00%) / 4	52.96%

Recall	Jumlah Recall / Jumlah Kelas (94.50% + 55.88% + 50.00% + 0.00%) / 4	50.09%
f1-Score	Jumlah f1 Score / Jumlah Kelas (88.24% + 65.50% + 50.00% + 0.00%) / 4	50.93%

Berdasarkan Tabel 5 dapat dilihat bahwa untuk model yang dilatih menggunakan presets High mendapatkan accuracy sebesar 81.53%, precision sebesar 52.96%, recall sebesar 50.09%, dan f1 Score sebesar 50.93%.

#### 4. KESIMPULAN

Berdasarkan hasil penelitian pengembangan sistem cerdas pengkategorian surat undangan elektronik tender pekerjaan dengan menggunakan AutoML dengan AutoGluon mendapatkan kesimpulan diantaranya, Algoritma AutoML dengan AutoGluon dapat digunakan untuk mengelompokkan surat undangan elektronik tender dengan cukup baik, Pengujian dengan menggunakan preset High menghasilkan akurasi terbaik dengan tingkat akurasi sebesar 81.53%.

#### REFERENCES

- [1] I. D. Lestari, "Jurnal Iqra' Volume 10 No. 02 Oktober 2016 Klasifikasi online dan google Irma Devi Lestari Abstracts," vol. 10, no. 02, pp. 83–94, 2016.
- [2] M. Andika, L. Chaerani, K. K. Data, L. D. Allocation, M. Online, and P. Topik, "Pemodelan Topik Berita pada Portal Berita Online Berbahasa Indonesia Menggunakan Latent Dirichlet Allocation (LDA)," *J. Ilm. Komputasi*, vol. 20, no. 2, pp. 173–180, 2021, doi: 10.32409/jikstik.20.2.2719.
- [3] W. Yue and L. Li, "Sentiment analysis using word2vec-cnn-bilstm classification," *2020 7th Int. Conf. Soc. Netw. Anal. Manag. Secur. SNAMS 2020*, pp. 3–7, 2020, doi: 10.1109/SNAMS52053.2020.9336549.
- [4] R. P. F. Afidh and Syahrial, "Pemodelan Topik Menggunakan n-Gram dan Non-negative Matrix Factorization," *J. Inf. dan Teknol.*, vol. 5, no. 1, pp. 265–275, 2023, doi: 10.60083/jidt.v5i1.385.
- [5] U. T. Setijohatmo, S. Rachmat, T. Susilawati, Y. Rahman, and K. Kunci, "Analisis Metoda Latent Dirichlet Allocation untuk Klasifikasi Dokumen Laporan Tugas Akhir Berdasarkan Pemodelan Topik," *Pros. 11th Ind. Res. Work. Natl. Semin.*, pp. 402–408, 2020.
- [6] N. Rezki, "Analisis Sentimen Kebijakan Merdeka Belajar Kampus Merdeka Menggunakan Mesin Vektor Pendukung Dengan Ekstraksi Fitur ...," 2022, [Online]. Available: [http://repository.unhas.ac.id/id/eprint/23689/%0Ahttp://repository.unhas.ac.id/id/eprint/23689/4/H051181026\\_skripsi\\_30-08-2022.pdf](http://repository.unhas.ac.id/id/eprint/23689/%0Ahttp://repository.unhas.ac.id/id/eprint/23689/4/H051181026_skripsi_30-08-2022.pdf)
- [7] T. Anwar, "COVID19 Diagnosis using AutoML from 3D CT scans," *Proc. IEEE Int. Conf. Comput. Vis.*, vol. 2021-Octob, pp. 503–507, 2021, doi: 10.1109/ICCVW54120.2021.00061.
- [8] F. E. Putri *et al.*, "Penggunaan Aplikasi Editing untuk Fasilitas Marketing," *J. Community Serv. Engagem.*, vol. 3, no. 1, pp. 86–93, 2023, [Online]. Available: <http://jocosae.org/index.php/jocosae/article/view/169/87>
- [9] T. Anwar and H. Anwar, "Beef quality assessment using AutoML," *Proc. 2021 Mohammad Ali Jinnah Univ. Int. Conf. Comput. MAJICC 2021*, no. July 2021, 2021, doi: 10.1109/MAJICC53071.2021.9526256.
- [10] Isman, Andani Ahmad, and Abdul Latief, "Perbandingan Metode KNN Dan LBPH Pada Klasifikasi Daun Herbal," *J. RESTI (Rekayasa Sist. dan Teknol. Informasi)*, vol. 5, no. 3, pp. 557–564, 2021, doi: 10.29207/resti.v5i3.3006.
- [11] F. A. Larasati, D. E. Ratnawati, and B. T. Hanggara, "Analisis Sentimen Ulasan Aplikasi Dana dengan Metode Random Forest," ... *Teknol. Inf. dan ...*, vol. 6, no. 9, pp. 4305–4313, 2022, [Online]. Available: <http://j-ptiik.ub.ac.id>
- [12] D. Darwis, N. Siskawati, and Z. Abidin, "Penerapan Algoritma Naive Bayes Untuk Analisis Sentimen Review Data Twitter Bmkg Nasional," *J. Tekno Kompak*, vol. 15, no. 1, p. 131, 2021, doi: 10.33365/jtk.v15i1.744.
- [13] J. Heaton, "Applications of Deep Neural Networks with Keras," vol. 0, 2020, [Online]. Available: <http://arxiv.org/abs/2009.05673>
- [14] M. A. Aditya, R. D. Mulyana, I. P. Eka, and S. R. Widiyanto, "Penggabungan Teknologi Untuk Analisa Data Berbasis Data Science," *Semin. Nas. Teknol. Komput. Sains*, vol. 7, no. 3, pp. 51–56, 2020.
- [15] X. He, K. Zhao, and X. Chu, "AutoML: A survey of the state-of-the-art," *Knowledge-Based Syst.*, vol. 212, p. 106622,



2021, doi: 10.1016/j.knosys.2020.106622.

- [16] Voller and Luisa, “LITERATURE REVIEW ON AUTOMATED MACHINE LEARNING (AUTOML) Seminar paper,” 2021.
- [17] K. Chauhan *et al.*, “Automated Machine Learning: The New Wave of Machine Learning,” *2nd Int. Conf. Innov. Mech. Ind. Appl. ICIMIA 2020 - Conf. Proc.*, no. Icimia, pp. 205–212, 2020, doi: 10.1109/ICIMIA48430.2020.9074859.
- [18] N. Erickson *et al.*, “AutoGluon-Tabular: Robust and Accurate AutoML for Structured Data,” 2020, [Online]. Available: <http://arxiv.org/abs/2003.06505>
- [19] M. Blohm, “Leveraging Automated Machine Learning for Text Classification : Evaluation of AutoML Tools and Comparison with Human Performance”.
- [20] Uminingsih, M. Nur Ichsanudin, M. Yusuf, and S. Suraya, “Pengujian Fungsional Perangkat Lunak Sistem Informasi Perpustakaan Dengan Metode Black Box Testing Bagi Pemula,” *STORAGE J. Ilm. Tek. dan Ilmu Komput.*, vol. 1, no. 2, pp. 1–8, 2022, doi: 10.55123/storage.v1i2.270.