Sistem Rekomendasi Produk Ekspor Nonmigas Menggunakan Metode *Multiple Linear Regression*

Mohammad Dzakiyyul Ashfiya' El Arif¹, Asmunin²

Manajemen Informatika, Fakultas Vokasi, Universitas Negeri Surabaya

1mohammad.20031@mhs.unesa.ac.id

2asmunin@unesa.ac.id

Abstrak— Ekspor adalah proses menjual barang atau jasa ke luar negeri, yang menjadi salah satu pilar dalam perekonomian banyak negara, termasuk Indonesia. Namun, dalam praktiknya, pelaku eksportir masih menggunakan perhitungan secara manual sehingga, membutuhkan waktu yang lama untuk menentukan produk ekspor beserta negara tujuan ekspornya. Penelitian ini bertujuan untuk menerapkan algoritma Multiple Linear Regression untuk menghasilkan rekomendasi produk ekspor nonmigas berbasis website menggunakan data dari Trademap tahun 2022. Variabel terikat dalam penelitian ini adalah trade balance. Variabel bebas yang diamati antara lain quantity imported, value imported, dan unit value. Hasil penelitian ini memperoleh nilai R Squared sebesar 0.99 yang menunjukkan bahwa model yang dibangun mampu menjelaskan 99% variabilitas dalam negara tujuan ekspor produk nonmigas. Selain itu, nilai Mean Absolute Error (MAE) sebesar 443 menunjukkan tingkat kesalahan yang kecil untuk setiap prediksi, dan Root Mean Square Error (RMSE) sebesar 1073 menunjukkan sedikitnya kemungkinan adanya outlier terhadap rentang nilai aktual.

Kata kunci— Ekspor, Rekomendasi, Multiple Linear Regression

Abstrak— Export is the process of selling goods or services abroad, which constitutes one of the pillars of the economy for many countries, including Indonesia. However, in practice, exporters still rely on manual calculations, requiring considerable time to determine export products and their destination countries. This study aims to implement a Multiple Linear Regression algorithm to generate recommendations for non-oil and gas export products via a website, using data from Trademap in 2022. The dependent variable in this study is trade balance, while the independent variables observed include quantity imported, value imported, and unit value. The results of this study indicate that the model built achieves an R Squared value of 0.99, demonstrating that the model can explain 99% of the variability in the destination countries for non-oil and gas export products. Additionally, the Mean Absolute Error (MAE) value of 443 indicates a small error level for each prediction, and the Root Mean Square Error (RMSE) value of 1073 indicates a low likelihood of outliers affecting the range of actual values.

Kata kunci— Export, Recommendation, Multiple Linear Regression

I. PENDAHULUAN

Pada era globalisasi dan perkembangan teknologi informasi, perdagangan internasional semakin penting bagi pertumbuhan ekonomi suatu negara. Ekspor produk menjadi salah satu cara bagi negara untuk meningkatkan pendapatan nasional dan mengembangkan sektor industrinya.[1].

Berdasarkan data yang diberikan oleh BPS, total nilai ekspor Indonesia pada periode Januari hingga Oktober 2023 mengalami penurunan dibandingkan dengan periode yang sama pada tahun sebelumnya. Penurunan paling signifikan terjadi pada sektor nonmigas, dengan nilai ekspor pertanian, kehutanan, dan perikanan turun sekitar 10,44% dari 4,11 miliar menjadi 3,68 miliar, sementara industri pengolahan mengalami penurunan 10,30% dari 172,97 miliar menjadi 155,16 Miliar. Sektor pertambangan dan lainnya juga mengalami penurunan 21,80% dari 53,55 miliar menjadi 42,41 miliar. Menurut Eric Sugandi, peneliti ekonomi senior Institut Kajian Strategis Universitas Kebangsaan, salah satu faktor utama dalam merosotnya nilai ekspor adalah lambatnya dalam melakukan diversifikasi produk ekspor dan pasar tujuan ekspor.

Penelitian ini akan difokuskan pada sektor pertanian, kehutanan, perikanan, dan industri pengolahan sebagai sektor-sektor yang memiliki potensi diversifikasi produk yang tinggi. Pentingnya mempertimbangkan rekomendasi produk dalam konteks ini terletak pada kebutuhan untuk mempercepat proses pemilihan dalam menentukan produk yang akan di ekspor. Praktik yang umum dilakukan oleh adalah melakukan analisis produk dan tujuan ekspor secara manual dengan menganalisis data neraca perdagangan, estimasi harga, jumlah impor dan nilai impor produk oleh negara tujuan. Kelemahan utama dari analisis secara manual adalah memakan waktu yang lama dalam menentukan produk yang akan diekspor. Melalui rekomendasi produk ekspor, diharapkan dapat mengatasi kendala tersebut.

Proses rekomendasi produk ekspor memerlukan akses yang tepat terhadap informasi tentang produk-produk yang potensial untuk diekspor. Dalam konteks penelitian ini, pengembangan sebuah website dengan menggabungkan informasi yang didapatkan pada platform Trademap dalam memfasilitasi proses rekomendasi produk ekspor. Trademap memberikan akses kepada pengguna terhadap data perdagangan, dan karakteristik produk dari berbagai negara di dunia [2].

II. TINJAUAN PUSTAKA

A. Machine Learning

Machine Learning adalah teknik dalam ranah Artificial Intelligence (AI) yang bertujuan meniru, bahkan menggantikan, peran manusia dalam melakukan berbagai aktivitas dan memecahkan beragam masalah [3]. Machine Learning mengacu pada kemampuan mesin untuk belajar dan menjalankan tugas-tugas tanpa instruksi eksplisit dari pengguna. Arthur Samuel, seorang pionir dalam bidang permainan komputer dan kecerdasan mendefinisikan Machine Learning sebagai cabang ilmu yang mengkaji bagaimana komputer dapat memperoleh kemampuan untuk belajar tanpa perlu diprogram secara eksplisit. Proses pembelajaran mesin memungkinkan mesin mengenali pola-pola dan membuat keputusan berdasarkan data sebelumnya dengan sedikit campur tangan manusia atau pengguna. Dengan demikian, kemampuan Machine Learning tidak terbatas pada suatu batasan tertentu selama mesin terus melakukan pembelajaran. Machine Learning terbagi menjadi tiga kategori utama, yaitu Supervised Learning, Unsupervised Learning, dan Reinforcement Learning.

1. Supervised Learning

Supervised learning mengadopsi pendekatan berbasis fungsi, di mana algoritma dilatih untuk memilih fungsi yang paling sesuai dengan input tertentu (X) guna menghasilkan estimasi terbaik dari variabel target (y). Namun, dalam praktiknya, banyak orang mengalami kesulitan menemukan fungsi yang paling tepat karena bergantung pada asumsi yang diterapkan. Jika asumsi tersebut tidak terpenuhi, hasil pengolahan data dapat menghasilkan bias. Oleh karena itu, algoritma ini memerlukan dataset pelatihan yang tepat agar sistem dapat memahami pola-pola tersebut.

Unsupervised Learning

Unsupervised learning tidak memerlukan data yang telah diberi label. Dalam unsupervised learning, algoritma berusaha mendeteksi pola dan membuat model deskriptif tanpa menggunakan kategori atau keluaran yang telah ditetapkan sebelumnya sebagai acuan untuk mencari model yang tepat. Algoritma ini umumnya digunakan untuk clustering dan association rule. Kelebihan utama dari unsupervised learning adalah fleksibilitasnya dalam menemukan pola yang mungkin belum diketahui sebelumnya karena tidak terikat pada label. Namun, kekurangannya terletak pada kesulitan dalam ekstraksi informasi dari data tanpa label serta sulitnya membandingkan output dengan inputnya.

Reinforcement Learning

Reinforcement Learning adalah jenis algoritma yang tidak secara jelas diklasifikasikan sebagai supervised atau unsupervised learning, cocok untuk dataset besar yang terbagi menjadi bagian dengan label dan tanpa label. Tujuannya adalah menggunakan observasi dari interaksi dengan lingkungan untuk mengambil tindakan yang mengoptimalkan hasil dan

mengurangi risiko, terus belajar dari pengalaman berulang. Dalam reinforcement learning, agen belajar dari interaksi dengan lingkungan, mengamati masukan untuk mengambil keputusan, menerima penguatan dari lingkungan sebagai umpan balik terhadap keputusan, dan secara berkelanjutan meningkatkan keakuratannya seiring waktu.

B. Algoritma Multiple Linear Regression

Algoritma Multiple Linear Regression adalah metode statistik yang secara sistematis memeriksa pola hubungan antara dua variabel atau lebih dengan memodelkan variabel respons (Y) menggunakan variabel prediktor (X) [4]. Algoritma ini mampu melakukan estimasi atau prediksi terhadap nilai rata-rata variabel dependen berdasarkan dua atau lebih variabel independen. Hasil dari algoritma ini berupa sebuah persamaan atau model regresi yang dapat digunakan untuk memahami dan menggambarkan hubungan antar variabel. Adapun bentuk umum dari persamaan Multiple Linear Regression seperti vang ditunjukan pada rumus berikut.

$$Y = \beta_0 + \beta_1 x_1 + \beta_2 x_2 + \beta_n x_n + \varepsilon$$
 (1)

Keterangan:

= Variabel Dependen

= Konstanta

 β_0 β_1 , β_2 , β_n = Koefisien Regresi x_1, x_2, x_3, x_n = Variabel Independen = Koefisien error

C. R Squared

R Squared atau koefisien determinasi adalah metrik evaluasi untuk model yang mengukur sejauh mana model dapat menjelaskan variasi dalam variabel dependen (Y) melalui variabel independen (X). Rentang nilai R Squared adalah dari 0 hingga 1, yang mengindikasikan seberapa besar variabel X secara bersama-sama memengaruhi nilai variabel Y. Berikut adalah rumus yang digunakan untuk menghitung nilai R squared [5].

$$R^{2} = 1 - \frac{\sum_{t=1}^{n} (y_{t} - \hat{y})^{2}}{\sum_{t=1}^{n} (y_{t} - \bar{y})^{2}}$$
 (2)

Keterangan:

= data yang diuji respon ke-t (t = 1, ..., n) y_t

ŷ = ramalan respon ke-t (t = 1, ..., n)

 \bar{y} = rata-rata data yang diuji

= banyaknya data yang diuji n

Nilai R squared yang mendekati 1 menunjukkan bahwa model dengan akurat dalam menjelaskan variasi dalam data, sementara nilai yang mendekati 0 menandakan bahwa model kurang efektif dalam menjelaskan variasi tersebut. Berikut adalah interpretasi dari nilai R Squared.

TABEL 1 INTERPRETASI NILAI R SQUARED

Interval Koefisien	Hubungan
1 - 0.8	Sangat Kuat
0,6-0,79	Kuat
0,4-0,59	Cukup Kuat
0,2-0,39	Lemah
0 - 0.19	Sangat Lemah

D. Mean Absolute Error

MAE (*Mean Absolute Error*) adalah ukuran rata-rata dari selisih mutlak antara nilai aktual dan nilai prediksi [5]. MAE memberikan gambaran tentang sejauh mana nilai prediksi model mendekati nilai sebenarnya tanpa memperhitungkan arah kesalahan (terlalu rendah atau terlalu tinggi), hanya besarnya deviasi absolut antara prediksi dan nilai aktual. Perhitungan MAE dapat dilakukan dengan menggunakan rumus berikut.

$$MAE = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^{n} |f_t - y_t|$$
 (3)

Keterangan:

$$f_t$$
 = nilai hasil prediksi ke- t ($t = 1, ..., n$)
 y_t = nilai aktual ke- t ($t = 1, ..., n$)
 n = banyaknya data yang diuji

E. Root Mean Squared Error

RMSE (*Root Mean Square Error*) adalah nilai rata-rata dari akar kuadrat dari jumlah kuadrat kesalahan antara nilai aktual dan nilai prediksi suatu model. RMSE berguna untuk mengevaluasi seberapa baik model dapat memprediksi nilai aktual, dengan fokus pada variasi kemungkinan adanya outlier dalam perhitungan prediksi. Semakin rendah nilai RMSE, semakin kecil kemungkinan adanya outlier, dan semakin baik kinerja model [5].

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{t=1}^{n} (Y'_{t} - Y_{t})^{2}}{n}}$$
 (4)

Keterangan:

$$Y'_t$$
 = nilai hasil prediksi ke- t ($t = 1, ..., n$)
 Y_t = nilai aktual ke- t ($t = 1, ..., n$)
 P_t = banyaknya data yang diuji

F. Metode Waterfall

Metode Waterfall merupakan salah satu metode dalam SDLC (System Development Life Cycle) yang mengikuti urutan pengerjaan yang linear, di mana setiap fase harus diselesaikan secara berurutan sebelum memulai fase berikutnya [6]. Fokus pada setiap fase dapat dilakukan secara maksimal karena jarang terjadi pengerjaan yang bersifat paralel. Berikut adalah langkah-langkah metode pengembangan sistem dalam metode Waterfall.

1. Requirement Analysis

Requirement Analysis adalah proses mempersiapkan dan menganalisis kebutuhan perangkat lunak yang akan dikembangkan dengan mengumpulkan informasi dari klien atau pengguna melalui berbagai metode seperti wawancara, survei, studi literatur, observasi, dan diskusi.

2. System Design

System Design adalah tahap dalam pengembangan sistem yang dilakukan setelah analisis kebutuhan. Pada tahap ini, fokusnya adalah merancang struktur data, arsitektur perangkat lunak, desain antarmuka pengguna, serta fungsi internal dan eksternal dari setiap algoritma prosedural.

3. Implementation

Implementation adalah tahap dalam pengembangan aplikasi yang melibatkan pengerjaan langsung berdasarkan desain yang telah disiapkan sebelumnya. Proses ini mencakup aktivitas seperti penulisan kode, pembuatan web, pengembangan animasi, serta integrasi modul aplikasi untuk membangun aplikasi secara keseluruhan.

4. Testing

Testing yaitu tahap pengujian sistem yang dilakukan untuk memastikan bahwa aplikasi berjalan dengan baik sebelum masuk ke tahap produksi, dengan tujuan mencegah kesalahan, bug, atau error pada program sebelum digunakan oleh pengguna.

5. Maintenance

Maintenance adalah tahap pengembangan perangkat lunak yang melibatkan pengoperasian, perbaikan, dan pemeliharaan aplikasi setelah digunakan oleh pengguna. Pada tahap ini, pengembang bertanggung jawab untuk menangani bug atau kesalahan yang mungkin terjadi dalam aplikasi, memastikan kinerja yang optimal, serta melakukan peningkatan berkelanjutan berdasarkan umpan balik dari pengguna untuk menjaga aplikasi tetap relevan dan berfungsi dengan baik.

G. Web Scraping

Web Scraping adalah proses ekstraksi data secara otomatis dari halaman web menggunakan perangkat lunak komputer. Proses ini melibatkan pengambilan data terstruktur dari teks HTML. Web Scraping memungkinkan pengumpulan data dalam jumlah besar dalam waktu yang relatif singkat. Teknik ini berguna untuk mengumpulkan informasi dari berbagai sumber online tanpa perlu intervensi manual secara langsung, sehingga mempermudah analisis data dan pengambilan keputusan berbasis informasi yang diperoleh dari web [7].

H. NestJS

NestJS adalah kerangka kerja untuk pengembangan aplikasi server sisi belakang berbasis Node.js, dibangun di atas Express.js. Memanfaatkan paradigma pemrograman berorientasi objek, NestJS menggunakan konsep OOP dan arsitektur berpola, mempermudah pembentukan kode

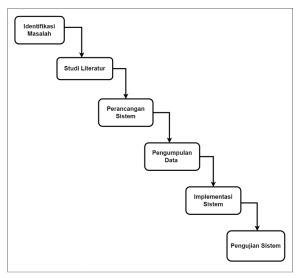
terstruktur. Dengan fondasi Express.js, NestJS mendukung middleware, WebSockets, dan mikroservis, memberikan solusi untuk aplikasi yang membutuhkan kinerja tinggi. Penggunaan Dependency Injection, arsitektur modul, dan kemampuan pengujian terintegrasi membuat NestJS ideal untuk pengembangan aplikasi backend yang efisien dan mudah dikelola.

I. Trademap

TradeMap adalah sebuah platform daring yang menyediakan informasi terperinci tentang data perdagangan internasional. Platform ini memungkinkan pengguna untuk mengakses dan menganalisis data perdagangan, mencakup nilai, kuantitas, dan tren perdagangan antar negara. Trademap menyediakan visualisasi data yang mudah dipahami, termasuk grafik dan peta interaktif, sehingga pengguna dapat dengan cepat melihat dan memahami dinamika perdagangan global. Dengan menyajikan data dari berbagai sumber resmi. TradeMap memberikan landasan yang kuat untuk pengambilan keputusan dalam konteks ekspor-impor, investasi, dan analisis pasar internasional.

III. METODOLODI PENELITIAN

Bab ini memberikan penjelasan tentang serangkaian langkah yang dilakukan oleh peneliti selama proses penelitian.



Gambar 1. Alur Penelitian

A. Identifikasi Masalah

Identifikasi masalah merupakan tahap awal dalam penelitian ini, yang fokus utamanya adalah pada pemilihan produk ekspor dan tujuan ekspornya. Dalam konteks ini, permasalahan utama yang teridentifikasi adalah dalam melakukan analisis produk ekspor dan menetapkan tujuan ekspor masih dilakukan secara manual. Proses analisis manual dilakukan dengan melakukan pertimbangan dari kategori produk, estimasi harga, kuantitas impor, nilai impor, dan neraca perdagangan. Proses pertimbangan

tesebut terbukti memakan waktu yang lama sehingga, diperlukan sistem yang dapat memberikan rekomendasi produk ekspor dan tujuan ekspornya agar pemilihan produk ekspor yang dilakukan menjadi lebih singkat.

B. Studi Literatur

Tahap selanjutnya adalah melakukan studi literatur. Melalui langkah ini, penulis akan menyelidiki dan merangkum berbagai literatur terkait untuk memahami konteks teoritis dan temuan sebelumnya yang dapat relevan dengan topik penelitian.

C. Pengumpulan Data

Dalam penelitian ini pengumpulan data dilakukan dengan Web Scraping. Proses ini memungkinkan pengumpulan data secara otomatis melalui platform Trademap. Selanjutnya, proses dimulai dengan membuka peramban headless menggunakan *library* Puppeteer dan mengarahkannya ke URL dari platform Trademap.

		Select your installars ▼											
			Trade balance in 2022 (USD thousand)	Guernity imported in 2022	Quentity Unit	Unit value (USD\unit)	Annual growth in value between 2018-2022 (2s) \$	Annual growth in quentity between 2018-2022 (%) \$	Annual growth in value between 2021-2022 (%) \$	Shere in world imports (2) 1	Average distance of supplying countries (km) i	Concentration of supplying countries	Average tariff (estimated) applied by the country (%)
	World	10,211,115	1,314,394		No quantity		9		- 49	100	1,790	0.2	
	Germany i	1,483,150	-654,525	597,638	Tors	2,482	3	3	-14	14.5	503	0.67	2.5
•	United States of America (957,841	-577,009		No quantity		16		6	9.4	4,516	0.82	
•	Netherlands £	924,010	4,399,501	320,838	Tons	2,880	0	-12	-30	9	2,590	0.12	2.5
•	Emme i	523,481	-656,223	349,421	Tons	2,357	- 6	8	-11	8.1	909	0.26	2.3
•	United Kingdom &	820,883	+501,002	270,247	Tons	2,040	9	- 4	70	5	893	0.01	
•	taly i	534,661	410,798	203,076	Tons	2,683	17	22	22	5.2	1,255	0.34	2.0
(1)	Setzofand (299,134	-289,855	161,165	Tors	1,856	5	2	-10	2.9	581	0.25	
1	Canada ¿	291,836	221,617	0	No quantity		9		-1	2.9	2,749	0.67	1.8
•	Austra (288,820	-248,224	88,537	Tons	3,262	4	5	-2	2.8	688	0.38	2.5
•	Deloium É	256,217	190,189	182,431	Tons	2,161	7		-29	2.5	793	0.45	2.5
⊞	Peterd 1	278,610	-143,683	91,733	Tons	3,037	9	2	-4	2.7	1,222	0.48	2.5
•	Denmark #	251,281	58,233	89,385	Tors	2,629	9	16	-5	2.5	859	0.34	2.0
(1)	Span i	179,013	234,849	78,316	Tons	2,287		11	-5	1.5	1,884	0.28	2.5
	Swoden	168,559	-163,389	84,183	Tons	2,002	2	13	-11	1.7	743	0.94	2.5
•	Portugal (140,984	-54,128	47,998	Tors	2,986	10	9	3	1.4	1,222	0.87	2.5
•	Czech Republic - É	139,082	-115,107	68,199	Tors	2,059	9	5	2	1.4	718	0.35	2.5
•	Romania (132,012	-126,261	106,832	Tons	1,236	12	8	5	1.3	1,295	0.25	2.
•	Norway E	118,765	-118,318	38,614	Tons	3,074	- 1	- 1	-13	1.2	1,009	0.28	29.

Gambar 2. Tampilan data Trademap

Setelah halaman terbuka, langkah berikutnya adalah menentukan elemen-elemen HTML yang mengandung informasi yang diperlukan yaitu "Importers", "Value imported in 2022 (USD thousand)", "Trade balance in 2022 (USD thousand)", "Quantity imported in 2022", "Quantity Unit", dan "Unit value (USD/unit)" yang diwakili oleh tag HTML "td". Setelah berhasil mengekstrak data dari elemen-elemen td pada halaman web menggunakan Puppeteer, langkah berikutnya adalah mengonversi data yang diperoleh menjadi tipe data JSON. Proses ini melibatkan penyusunan struktur data yang sesuai dan penulisan ulang informasi dari format teks atau atribut HTML ke format JSON.

Gambar 3. Struktur JSON

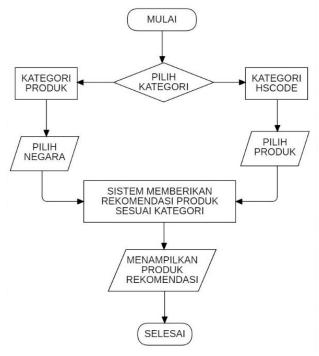
Setelah itu data JSON akan di inputkan ke database pada table importers. Berikut hasil input data beserta attributnya.

TABEL 1 STRUKTUR JSON

No	Field	Data JSON	Value
1	name	importer	Belgium
2	trade_balance	trade_balance	-549,403
3	quantity_imported	quantity_imported	3,479,542
4	value_imported	value_imported	765,380
5	quantity_unit	quantity_unit	Tons
6	unit_value	unit_value	220

D. Perancangan Sistem

Pada penelitian ini sistem yang akan dibuat berupa rekomendasi produk ekspor berbasis website berikut adalah alur dari kerja sistem.



Gambar 4. Flowchart sistem

Pada saat website diakses, user dapat memilih antara 2 kategori untuk menampilkan hasil rekomendasi yaitu kategori HSCODE dan kategori Negara. Jika dilanjutkan pada kategori HSCODE maka akan muncul tampilan dengan perintah memasukkan HSCODE, lalu akan diproses dan akan ditampilkan produk-produk rekomendasi sesuai dengan HSCODE yang dipilih. Tak jauh berbeda dengan alur pada kategori HSCODE, pada kategori negara juga sama yang membedakan hanyalah produk rekomendasi yang akan ditampilkan disesuaikan dengan negara yang telah dipilih.

E. Implementasi Sistem

Pada tahap ini dilakukan pembuatan sistem rekomendasi produk ekspor nonmigas menggunakan algoritma Multiple Linear Regression berbasis website. Sistem yang dibangun akan menampilkan data produk ekspor nonmigas beserta negara tujuan ekspornya. Hasil rekomendasi ekspor ditentukan berdasarkan pengurutan data prediksi Trade Balance menggunakan algoritma *Multiple Linear Regression* dari yang terkecil sampai terbesar.

F. Pengujian Sistem

Pengujian sistem merupakan langkah krusial dalam memastikan kinerja dan akurasi sistem yang dikembangkan. Dalam bab ini, pengujian sistem akan dibagi menjadi dua, yaitu *Blackbox Testing* dan Pengujian Akurasi.

1. Blackbox Testing

Blackbox Testing bertujuan untuk mengevaluasi fungsionalitas keseluruhan sistem dan memastikan bahwa output sesuai dengan harapan. Proses ini melibatkan berbagai skenario penggunaan yang mencakup berbagai situasi dan masukan untuk menilai respons sistem secara menyeluruh. Pengujian akan dilakukan dalam beberapa tahapan. Tahap pertama dimulai dengan menentukan Test Case pada sistem menggunakan teknik Equivalence Partitioning. Teknik Equivalence Partitioning adalah teknik pengujian yang membagi masukan pada setiap menu yang ada dalam sistem menjadi beberapa partisi setara [8]. Berikut adalah rancangan Test Case menggunakan teknik Equivalence Partitions.

2. Pengujian Akurasi

Pengujian akurasi bertujuan untuk menilai seberapa baik sistem memberikan rekomendasi yang relevan sesuai dengan preferensi pengguna. Evaluasi akurasi dilakukan dengan menggunakan Koefisien Determinasi, Root Mean Squared Error (RMSE), dan Mean Absolute Error (MAE). Matrik ini memberikan gambaran tentang seberapa baik prediksi yang diberikan oleh algoritma.

IV. HASIL DAN PEMBAHASAN

Pada tahap ini, peneliti mengembangkan aplikasi berbasis web menggunakan NEXTJS yang dapat diakses menggunakan server lokal.

A. Implementasi Sistem

Setelah server lokal berhasil diakses browser akan diarahkan menuju halaman utama dari sistem.



Gambar 5. Halaman utama website

Pengguna diharuskan untuk mengetikkan input sesuai dengan kategori yang dipilih untuk mendapatkan produk rekomendasi. Setelah pengguna mengetikkan karakter pada search box akan muncul dropdown yang berisi autocomplete dari kategori yang sudah disediakan.



Gambar 6. Dropdown kategori

Pengguna diharuskan untuk memilih pilihan pada dropdown sesuai dengan yang diinginkan. Jika karakter input tidak sesuai dengan kategori yang ada maka dropdown tidak akan ditampilkan.



Gambar 7. Input tidak ditemukan

Setelah pengguna menemukan data yang diinginkan selanjutnya, pengguna melakukan klik pada pilihan dropdown yang diinginkan lalu sistem akan mengetik ulang search box dengan input yang sudah dipilih oleh pengguna.



Gambar 8. Pilihan sesuai input

Setelah itu pengguna dapat melakukan klik pada tombol Search di sebelah kanan search box untuk berpindah ke halaman list produk sesuai dengan hscode yang dipilih.



Gambar 9. Halaman rekomendasi produk

Pada halaman ini sistem akan menampilkan daftar produk ekspor yang sesuai dengan kategori hscode yang telah dipilih oleh pengguna, lalu ada tombol beranda yang dapat digunakan untuk kembali ke halaman utama. Pengguna dapat memilih dan melakukan klik pada produk untuk selanjutnya akan diarahkan ke halaman rekomendasi negara tujuan ekspor.



Gambar 10. Halaman rekomendasi negara

Pada halaman ini sistem akan menampilkan halaman yang berisikan daftar negara tujuan ekspor sesuai dengan produk yang telah dipilih oleh user. Untuk setiap negara tujuan ekspor data yang ditampilkan meliputi nilai prediksi, nilai neraca perdagangan, kuantitas impor, nilai impor, dan estimasi harga produk.

B. Pengujian Sistem

Pengujian sistem dibagi menjadi 2 yaitu pengujian akurasi algoritma *Multiple Linear Regression* menggunakan *R Squared, Mean Absolute Error,* dan *Root*

Mean Squared Error, serta pengujian sistem website menggunakan BlackBox Testing.

1. Pengujian Akurasi R Squared

Pengukuran akurasi R Squared menggunakan dengan rumus yang telah dijelaskan sebelumnya dan didapatkan hasil R Squared sebesar 0.99 dari algoritma *Multiple Linear Regression*, menunjukkan tingkat akurasi prediksi yang baik.

2. Pengujian Mean Absolute Error

Pengukuran standart error menggunakan Mean Absolute Error dengan rumus yang telah dijelaskan sebelumnya dan didapatkan hasil MAE sebesar 443 dari model algoritma Multiple Linear Regression, menunjukkan tingkat kesalahan prediksi yang kecil sehingga model dianggap cukup akurat dalam memprediksi nilai berdasarkan variabel-variabel yang ada.

3. Pengujian Root Mean Squared Error

Pengukuran standart error selanjutnya menggunakan model Root Mean Squared Error dengan rumus yang telah dijelaskan sebelumnya dan didapatkan hasil RMSE sebesar 1073 dari model algoritma *Multiple Linear Regression*, menunjukkan sedikitnya kemungkinan adanya *outlier* terhadap dataset.

4. Blackbox Testing

Pengujian untuk Sistem Rekomendasi Produk Ekspor Nonmigas berbasis website ini menggunakan metode pengujian Blackbox, yang dikenal juga sebagai pengujian fungsional. Pengujian Blackbox difokuskan pada persyaratan fungsionalitas perangkat lunak. Tabel 2 di bawah ini menunjukkan beberapa pengujian yang dilakukan dengan Blackbox.

TABEL 2 BLACKBOX TESTING

Id	Hasil yang didapatkan	Ket		
U01	Form input hscode menampilkan	Sesuai		
	placeholder hscode yang			
	berubah-ubah			
U02	Form input produk menampilkan	Sesuai		
	placeholder nama produk yang			
	berubah-ubah			
U03	Menampilkan Dropdown list	Sesuai		
	hscode			
U04	Menampilkan Dropdown list	Sesuai		
	produk			
U05	Form input hscode otomatis terisi	Sesuai		
	sesuai dengan hscode yang dipilih			
	pada dropdown list			
U06	Form input produk otomatis terisi	Sesuai		
	sesuai dengan produk yang			
	dipilih pada dropdown list			
U07	Redirect ke halaman list produk	Sesuai		
U08	Redirect ke halaman rekomendasi	Sesuai		
	importir			
U09	Tidak terjadi apa-apa	Sesuai		
U10	Tidak terjadi apa-apa	Sesuai		
P01	Redirect ke halaman rekomendasi	Sesuai		
	importir			

P02	Redirect ke halaman utama	Sesuai
I01	Melakukan klik pada tombol	Sesuai
	beranda	

Hasil pengujian menunjukkan bahwa semua tes yang dilakukan berhasil. Ini menegaskan bahwa sistem rekomendasi produk ekspor nonmigas berjalan dengan baik.

V. KESIMPULAN DAN SARAN

Berdasarkan hasil yang didapatkan dari penelitian untuk menentukan rekomendasi produk ekspor nonmigas menggunakan *algoritma Multiple Linear Regression*, dapat ditarik kesimpulan sebagai berikut.

- Urutan penelitian untuk menentukan rekomendasi produk ekspor dan tujuan ekspornya menggunakan algoritma Multiple Linear Regression dimulai dengan pengumpulan data hscode, trade balance, value imported, quantity imported, dan unit value dari platform Trademap. Tahap selanjutnya adalah menentukan variabel terikat dan variabel bebas dalam analisis. Variabel terikat dalam penelitian ini adalah trade balance, sedangkan variabel bebasnya mencakup value imported, quantity imported, dan unit value. Tahap berikutnya memodelkan data pada matriks sesuai dengan rumus dari algoritma Multiple Linear Regression. Hasil akhir merupakan prediksi dari trade balance dimana negara tujuan ekspor direkomendasikan berdasarkan hasil prediksi dengan nilai defisit terbesar sampai nilai surplus terbesar.
- 2. Berdasarkan hasil analisis, Algoritma Multiple Linear Regression berhasil memprediksi negara tujuan ekspor produk nonmigas dengan baik, ditunjukkan oleh nilai R Squared sebesar 0.99. Evaluasi kesalahan prediksi menunjukkan *Mean Absolute Error* (MAE) yang rendah sebesar 443, menunjukkan tingkat kesalahan yang kecil untuk setiap prediksi dan *Root Mean Squared Error* (RMSE) sebesar 1073, menunjukkan sedikitnya kemungkinan adanya *outlier* terhadap rentang nilai aktual.

Adapun saran yang dapat peneliti berikan untuk pengembangan penelitian di masa mendatang adalah sebagai berikut.

- 1. Menambahkan fitur rekomendasi perusahaan tujuan ekspor dimana data perusahaan dapat diambil dari sumber seperti TradeMap.
- Walaupun Algoritma Multiple Linear Regression memberikan hasil yang cukup baik, perlu dieksplorasi penggunaan algoritma yang lebih kompleks seperti Deep Learning untuk meningkatkan akurasi dan kemampuan prediktif.
- 3. Penambahan variabel baru yang relevan dengan ekspor, seperti regulasi pemerintah, tarif bea, dan jarak importir.

REFERENSI

- [1] R. Yuni, "Dampak Perdagangan Internasional Terhadap Pertumbuhan Ekonomi Indonesia Pada Tahun 2009-2019," *Niagawan*, vol. 10, no. 1, p. 62, 2021, doi: 10.24114/niaga.v10i1.19193.
- [2] E. Yuniar, W. A. Dewa, F. Arozi, and A. M. Advani, "Model Sistem Cerdas untuk Rekomendasi Market Matching Negara Tujuan Ekspor bagi UMKM," *Smatika J.*, vol. 13, no. 02, pp. 236–249, 2023, doi: 10.32664/smatika.v13i02.943.
- [3] A. S. Syuhada, A. M. Simanullang, D. S. Lewa, and S. Jefry Marthin, "Makalah Pembelajaran Mesin (Machine Learning) Dosen Pengampu," *Makal. Pembelajaran Mesin (machine Learn.*), pp. 1–11, 2021
- [4] A. Anggara, K. Auliasari, and Y. Agus Pranoto, "Metode Regresi Linier Berganda Untuk Prediksi Omset Penyewaan Kamera Di Joe Kamera," *JATI* (*Jurnal Mhs. Tek. Inform.*, vol. 7, no. 1, pp. 852–

- 858, 2023, doi: 10.36040/jati.v7i1.6158.
- [5] A. T. Nurani, A. Setiawan, and B. Susanto, "Perbandingan Kinerja Regresi Decision Tree dan Regresi Linear Berganda untuk Prediksi BMI pada Dataset Asthma," *J. Sains dan Edukasi Sains*, vol. 6, no. 1, pp. 34–43, 2023, doi: 10.24246/juses.v6i1p34-43.
- [6] U. S. Muhammadiyah, U. Dirgantara, and M. Suryadarma, "Sistem Informasi Ekspor Impor Berbasis Web Pt. Oriental Global Logistik," *J. Sist. Inf. Univ. Suryadarma*, vol. 10, no. 1, 2023, doi: 10.35968/jsi.v10i1.983.
- [7] D. B. Pratama, A. Sofwan, and A. Adi, "Implementasi Teknik Web Scraping Dan Fitur Data Diponegoro," vol. 10, no. 2, pp. 292–299, 2021.
- [8] Y. D. Wijaya and M. W. Astuti, "Pengujian Blackbox Sistem Informasi Penilaian Kinerja Karyawan Pt Inka (Persero) Berbasis Equivalence Partitions," *J. Digit. Teknol. Inf.*, vol. 4, no. 1, p. 22, 2021, doi: 10.32502/digital.v4i1.3163.