

HIT RATE PEMERIKSAAN BARANG BAWAAN PENUMPANG: PENDEKATAN DATA MINING

Sanggra Yolanda Agatha ¹⁾, Muh Nurkhamid²⁾

¹⁾ KPPBC Tipe Madya Pabean Juanda

²⁾ Politeknik Keuangan Negara STAN, Bintaro Sektor V, Tangerang Selatan, Indonesia,

15222

Email: 1sanggra33@gmail.com, 2muh.nurkhamid@pknstan.ac.id

INFORMASI ARTIKEL

Tanggal masuk
[25/04/2022]

Revisi
[18/05/2022]

Tanggal terima
[24/05/2022]

ABSTRACT:

The hit rate of passenger baggage control is an indicator to determine the number of inspections of passenger baggage that resulted in findings. The target hit rate for checking passenger baggage of 1% in 2020 and 1.5% in 2021 is still far from the hit rate for checking passenger baggage in several European countries, which varies from 1.6% to 60%, even in some countries. others have set targets above 85%. Using combination research methods, this research at the KPPBC Tipe Madya Pabean Juanda aims to design a linear regression model and a classification model with data mining so that it can increase the hit rate of checking passengers' luggage. The use of data mining is proven to be able to provide an overview, projection, and increase in the percentage of hit rate inspections of passenger luggage. With a linear equation prediction accuracy of 73.44% and a Mean Absolute Percentage Error (MAPE) score of 26.566%, the prediction method in this study is feasible to use. This research is expected to provide an alternative for the Directorate General of Customs and Excise regarding the use of

algorithms in data mining to determine the target KPI hit rate for checking passenger luggage in subsequent periods.

Keywords: Data mining, MAPE, hit rate, inspection, passenger.

ABSTRAK:

Hit rate pengawasan bawaan penumpang adalah indikator untuk mengetahui jumlah pemeriksaan barang bawaan penumpang yang menghasilkan temuan. Target hit rate pemeriksaan barang bawaan penumpang sebesar 1% pada tahun 2020 dan 1,5% pada 2021 masih jauh dibandingkan dengan hit rate pemeriksaan barang bawaan penumpang di beberapa negara Eropa yang bervariasi dari 1,6% sampai dengan 60%, bahkan pada beberapa negara lain telah menetapkan target di atas 85%. Dengan metode riset kombinasi, penelitian di KPPBC Tipe Madya Pabean Juanda ini bertujuan untuk merancang model regresi linear dan model klasifikasi dengan data mining sehingga dapat meningkatkan hit rate pemeriksaan barang bawaan penumpang. Penggunaan data mining terbukti dapat memberikan gambaran, proyeksi, dan peningkatan Indikator Kinerja Utama persentase hit rate pemeriksaan barang bawaan penumpang. Dengan akurasi prediksi persamaan linear sebesar 73,44% dan skor Mean Absolute Percentage Error (MAPE) sebesar 26,566%, menyatakan metode prediksi dalam penelitian ini layak digunakan. Penelitian ini diharapkan memberikan alternatif bagi Direktorat Jenderal Bea dan Cukai tentang penggunaan algoritma dalam data mining untuk menentukan target IKU hit rate pemeriksaan barang bawaan penumpang pada periode-periode selanjutnya.

Kata Kunci: Data mining, MAPE, hit rate, pemeriksaan, penumpang.

ISSN 2614-283X (online) / ISSN 2620-6757 (print)

Copyright © 2022, Politeknik Keuangan Negara STAN. All Rights Reserved

1. PENDAHULUAN

Perdagangan internasional adalah kegiatan perdagangan yang berdasarkan kesepakatan bersama antarnegara. Berdasarkan *Charter of Economic Rights and Duties of State*, setiap negara mempunyai hak menyelenggarakan perdagangan internasional serta bentuk kerja sama ekonomi lainnya tanpa memandang perbedaan ekonomi, politik, dan sistem sosial (Adolf, 2006).

Salah satu pintu perdagangan internasional adalah melalui jalur udara yaitu berupa barang bawaan penumpang. Data lalu lintas kedatangan penumpang dan barang dari luar negeri sejak tahun 2015 hingga tahun 2019 pada enam bandara internasional terpadat di Indonesia (Tabel 1.1) menunjukkan bahwa barang bawaan penumpang yang masuk ke daerah pabean di Indonesia jumlahnya tidaklah sedikit.

Tabel 1.1 Data Lalu Lintas Kedatangan Penumpang dan Barang dari Luar Negeri pada 6 Bandara Internasional Terpadat di Indonesia

Bandara	2015		2016		2017		2018		2019	
	Penumpang (orang)	Barang (Kg)	Penumpang (orang)	Barang (Kg)	Penumpang (orang)	Barang (Kg)	Penumpang (orang)	Barang (Kg)	Penumpang (orang)	Barang (Kg)
Soekarno-Hatta	6.354.944	62.631.716	6.456.186	82.535.457	7.264.826	100.647.284	7.543.485	96.740.448	7.265.938	81.116.790
Adisutjipto	172.563	1.179.705	213.812	2.129.811	244.344	2.393.004	230.554	2.291.952	215.166	2.301.908
Juanda	835.387	8.173.348	917.700	15.295.806	1.005.984	16.399.142	1.130.384	18.952.717	1.226.711	21.063.487
Ngurah Rai	4.305.234	57.030.738	4.932.473	56.388.077	5.317.191	61.357.810	6.111.276	69.491.579	6.864.553	79.383.854
Kualanaram	815.086	5.751.618	839.322	7.718.529	1.005.247	10.150.802	1.115.522	11.751.729	1.130.538	12.804.518
Sultan Hassanudin	56.088	783.691	82.451	1.699.186	114.443	2.808.409	117.777	2.545.597	152.992	5.232.897

Sumber: Diolah dari Statistik Transportasi Udara Badan Pusat Statistik 2015-2019

Azmi Syahputra (2013) menemukan bahwa banyak kasus yang penyalahgunaan kebebasan dalam perdagangan internasional di Indonesia, salah satunya

adalah penyelundupan. Lalu lintas barang melalui jalur udara juga memiliki risiko penyelundupan. Direktorat Jenderal Bea dan Cukai (DJBC) memiliki tugas melakukan pengawasan lalu lintas barang yang masuk atau keluar daerah pabean, termasuk yang melalui jalur udara.

Sesuai dengan *best practice* internasional, DJBC sudah menerapkan Indikator Kinerja Utama (IKU) persentase *hit rate* pemeriksaan barang bawaan penumpang sejak tahun 2020 yang menggantikan beberapa indikator sebelumnya. IKU ini memiliki sasaran strategis sebagai pengawasan kepabeanan dan cukai yang efektif. *Hit rate* pemeriksaan barang bawaan penumpang ditentukan oleh dua komponen, yaitu jumlah pemeriksaan yang menghasilkan temuan berdasarkan analisis *targeting* dan *profiling* dan jumlah pemeriksaan yang menghasilkan temuan berdasarkan analisis *x-ray*.

Menurut *Special Reports Customs Control (Europe) Tahun 2018*, target persentase pemeriksaan barang bawaan penumpang yang menghasilkan temuan di benua Eropa tahun 2020 bervariasi antara 1,6% sampai dengan 60%. Bahkan terdapat beberapa negara yang telah

menetapkan target di atas 85% seperti Australia, Sri Lanka, dan beberapa negara lainnya. Target nasional untuk IKU persentase *hit rate* pemeriksaan barang bawaan penumpang hanya 1% pada tahun 2020 dan 1,5% pada 2021.

Dengan banyaknya barang bawaan penumpang, sulit untuk menentukan barang yang akan diperiksa dan menghasilkan temuan. Untuk itu diperlukan alat untuk dapat membantu proses *targeting* dan *profiling* penumpang. Salah satu alat yang dapat digunakan ialah *data mining*.

Penggunaan *data mining* dalam dunia kepabeanan sudah lazim digunakan sebagaimana dilakukan oleh Lestari & Silaban (2018), Canrakerta dkk. (2020), Xin Zhou (2019), dan Bertrand Laporte (2011). Secara umum, *data mining* dapat digunakan untuk mendukung manajemen risiko kepabeanan seperti dalam proses penerbitan SPTNP, pemeriksaan dokumen impor, dan pengawasan Customs Declaration di Indonesia. Secara khusus, Alfin dkk. (2021) sudah menggunakan *data mining* untuk menentukan *hit rate* importasi jalur merah di Kantor Pelayanan Utama Tanjung Priok. Namun demikian, penelitian yang menggunakan *data mining*

dalam proses pemeriksaan barang penumpang di Indonesia belum pernah dilakukan.

Dalam *data mining* dikenal sebuah algoritma, yaitu urutan logis pada pengambilan keputusan untuk pemecahan suatu masalah. Untuk dapat menentukan gambaran dan proyeksi dari IKU persentase *hit rate* pemeriksaan barang bawaan penumpang, diperlukan model prediktif yang hasilnya bisa digunakan dalam pengambilan keputusan di masa mendatang. Dalam model prediksi, penelitian ini menggunakan model regresi linear dan klasifikasi.

Penelitian terkait pemeriksaan barang bawaan penumpang pernah dilakukan oleh Satria Adhitama (2020) serta Sitti Ainun dan Muhammad Guntur (2020). Dalam penelitian tersebut, masih banyak ditemukan kendala pengawasan yang dilakukan oleh pegawai Bea dan Cukai sehingga pengawasan yang dilakukan menjadi kurang efektif. Menurut Satria Adhitama (2020), DJBC menganggap barang bawaan penumpang sebagai salah satu aspek kepabeanan yang kurang penting sehingga terdapat kurangnya perhatian DJBC terhadap permasalahan barang bawaan penumpang.

Berdasarkan data statistik lalu lintas penumpang dan barang pada Tabel 1.1, disusun data persentase kenaikan bagasi per penumpang dan rata-rata persentase kenaikannya tiap tahun yang ditunjukkan pada Tabel 1.2.

Tabel 1.2, menunjukkan bahwa Bandara Internasional Juanda memiliki persentase kenaikan tertinggi dari tahun 2015 hingga tahun 2019, yaitu sebanyak 73,42% dan rata-rata per tahunnya 18,35% dibandingkan dengan lima bandara terpadat lainnya di Indonesia.

Tabel 1.2 Data Bagasi per Penumpang per Tahun pada 6 Bandara Internasional Terpadat di Indonesia

Bagasi per Penumpang (kg)	2015	2016	Kenaikan (%)	2017	Kenaikan (%)	2018	Kenaikan (%)	2019	Kenaikan (%)	Persentase kenaikan bagasi per penumpang dari tahun 2015 sampai tahun 2019	Rata-rata persentase kenaikan bagasi per penumpang tiap tahun
Soekarno-Hatta	9,86	12,78	29,71%	13,65	8,37%	12,82	-7,43%	11,10	-12,95%	17,70%	4,43%
Adisutopo	8,00	9,96	24,50%	9,79	-1,68%	9,93	1,59%	10,70	7,52%	12,82%	8,01%
Juanda	9,78	16,67	70,35%	16,30	-2,19%	16,77	2,85%	17,17	2,41%	73,42%	18,35%
Ngurah Rai	13,25	11,43	-13,70%	11,54	0,94%	11,37	-1,46%	11,42	0,42%	-13,80%	-3,45%
Kualanamu	7,69	9,42	21,97%	10,10	7,19%	10,53	4,29%	11,33	7,59%	53,06%	13,25%
Sultan Hassanudin	13,82	20,24	46,44%	22,77	12,50%	21,45	-4,95%	21,13	-2,39%	51,60%	12,90%

Sumber: Diolah dari Statistik Transportasi Udara Badan Pusat Statistik 2015-2019

Berdasarkan uraian sebelumnya, rumusan masalah penelitian ini yaitu bagaimana merancang model regresi linear dan klasifikasi dalam *hit rate* pemeriksaan barang bawaan penumpang yang dihasilkan dengan *data mining* dengan data dari KPPBC Tipe Madya Pabean Juanda dan apakah hasil data mining tersebut dapat meningkatkan *hit rate* pemeriksaan barang bawaan penumpang?

Penelitian ini bertujuan untuk
ISSN 2614-283X (online) / ISSN 2620-6757 (print)
Copyright © 2022, Politeknik Keuangan Negara STAN. All Rights Reserved

merancang model regresi linear dan klasifikasi dalam *hit rate* pemeriksaan barang bawaan penumpang yang dihasilkan dengan *data mining* menggunakan data dari KPPBC Tipe Madya Pabean Juanda sehingga dapat meningkatkan *hit rate* pemeriksaan barang bawaan penumpang pada DJBC.

2. KAJIAN LITERATUR

2.1 Hit Rate Pemeriksaan Barang Bawaan Penumpang

Hit rate pengawasan bawaan penumpang adalah indikator untuk mengetahui jumlah pemeriksaan barang bawaan penumpang yang menghasilkan temuan. Persentase *hit rate* adalah persentase jumlah pemeriksaan barang bawaan penumpang yang menghasilkan temuan dibandingkan dengan jumlah pemeriksaan yang dilakukan berdasarkan analisis *targeting* dan *profiling*. IKU persentase *hit rate* pemeriksaan barang bawaan penumpang memiliki sasaran strategis sebagai pengawasan kepabeanan dan cukai yang efektif.

Hit rate pemeriksaan barang bawaan penumpang diukur dengan 2 komponen yaitu (1) jumlah pemeriksaan yang menghasilkan temuan (hasil dari analisis

dan profiling) dibagi dengan jumlah pemeriksaan berdasarkan analisis *targeting* dan *profiling* serta (2) jumlah pemeriksaan yang menghasilkan temuan (hasil dari analisis *X-Ray*) dibagi dengan jumlah pemeriksaan berdasarkan analisis *X-Ray*. Berdasarkan informasi narasumber dari DJBC, rumus untuk menghitung IKU persentase *hit rate* pemeriksaan barang bawaan penumpang adalah sebagai berikut:

$$\left(\frac{\text{Jumlah pemeriksaan yang menghasilkan temuan hasil dari analisis targeting dan profiling}}{\text{Jumlah pemeriksaan berdasarkan analisis targeting dan profiling}} \times 40\% \right) + \left(\frac{\text{Jumlah pemeriksaan yang menghasilkan temuan hasil dari analisis X - Ray}}{\text{Jumlah pemeriksaan berdasarkan analisis X - Ray}} \times 60\% \right)$$

Jika dilihat dari cara perhitungan IKU ini, semakin tinggi persentase *hit rate* pemeriksaan barang bawaan penumpang, semakin efektif kinerja pengawasan yang dilakukan. IKU ini mendorong petugas Bea dan Cukai untuk melakukan tindakan pemeriksaan fisik pada target yang tepat sehingga meminimalisasi terjadinya pemeriksaan fisik terhadap barang bawaan penumpang yang tidak terdapat temuan. Pemilihan target yang tepat akan dapat meningkatkan pergerakan arus barang dan meminimalisir risiko terjadinya penumpukan antrean penumpang.

2.2 Manajemen Risiko

Setiap organisasi akan menghadapi

suatu ketidakpastian dalam mencapai tujuan operasional dan strategisnya. Ketidakpastian itu disebut dengan risiko. Menghadapi situasi yang berisiko memerlukan pemahaman yang luas atas kemungkinan kerugian yang relevan, konsekuensi yang dihadapi, atau pihak-pihak yang terdampak (Bradshaw, 2018). Berkaitan dengan kemungkinan risiko-risiko yang dihadapi, organisasi melakukan manajemen risiko. Manajemen risiko dilakukan guna mengelola risiko ke dalam tingkat yang dapat diterima sehingga memberikan keyakinan yang memadai bahwa organisasi dapat mencapai tujuannya.

Di era sekarang, kepabeanan internasional terutama di negara berkembang menghadapi tantangan dalam pemenuhan efektivitas dan efisiensi dalam administrasi kepabeanan (Gnogue, 2017). Dalam *World Customs Organization (WCO) Customs Risk Compendium (2003)*, pesatnya pertumbuhan perdagangan internasional memengaruhi cara kerja administrasi kepabeanan. Manajemen risiko perlu dilakukan untuk mendeteksi sedini mungkin risiko yang ada.

Keefektifan dari manajemen risiko

tersebut tergantung pada seberapa terikatnya manajemen risiko tersebut dengan operasional bisnis organisasi secara keseluruhan. DJBC dalam pelaksanaan pelayanan dan pengawasan menerapkan manajemen risiko yang berpedoman pada Keputusan Menteri Keuangan Republik Indonesia Nomor 577/KMK.01/2019.

Manajemen risiko yang terkait dengan barang bawaan penumpang dikelola oleh Direktorat Penindakan dan Penyidikan (P2) DJBC. Dalam melakukan manajemen risiko, Direktorat Penindakan dan Penyidikan mendasarinya dengan pemanfaatan aplikasi *Passenger Analysis Unit* (PAU), *Passenger Name Record for Government* (PNR GOV), dan *Passenger Risk Management* (PRM) untuk *profiling* penumpang, riwayat perjalanan, serta komponen lainnya.

Passenger Analysis Unit merupakan sebuah aplikasi internal DJBC untuk fungsi intelijen yang dibangun oleh Direktorat Informasi Kepabeanan dan Cukai. Aplikasi ini terintegrasi dengan seluruh perusahaan penerbangan yang berfungsi memberikan informasi kepada petugas Bea dan Cukai terkait dengan data penumpang yang ada dalam pesawat yang

akan datang ke dalam daerah pabean Indonesia, apa saja barang bawaan penumpang tersebut, serta waktu kedatangan dari penumpang tersebut di Indonesia. Dari informasi tersebut, petugas Bea dan Cukai dapat segera melakukan penelitian lebih lanjut guna menentukan tingkat resiko atas penumpang yang akan datang tersebut.

Passenger Name Record for Government adalah kesatuan elemen data bersumber dari PNR dengan standar yang disusun bersama oleh *World Customs Organization* (WCO), *International Civil Aviation Organization* (ICAO), *International Air Transport Association* (IATA), *Passenger and Airport Data Interchange Standards* (PADIS), dan pengangkut yang mengoperasikan sarana pengangkut. *Passenger Risk Management* merupakan agregasi dari aplikasi PAU dan PNR GOV yang terbukti efektif dalam pengawasan penumpang berisiko tinggi.

3. METODE PENELITIAN

Metodologi yang digunakan dalam penelitian ini ialah penelitian kombinasi. Lokasi yang dipilih adalah KPPBC Tipe Madya Pabean Juanda karena Bandara Internasional Juanda memiliki persentase

kenaikan tertinggi kenaikan bagasi per penumpang dari tahun 2015 hingga tahun 2019, yaitu sebanyak 73,42% dan rata-rata per tahunnya 18,35% dibandingkan dengan lima bandara terpadat di Indonesia lainnya, serta KPPBC Tipe Madya Pabean Juanda selama tahun 2021 banyak melakukan penindakan terhadap barang bawaan penumpang (Fahmi, 2021; Setiawan; 2021).

Jenis data yang digunakan dalam penelitian ini adalah data sekunder. Data sekunder berupa gambaran umum pemeriksaan barang bawaan penumpang, temuan yang umum dalam proses pemeriksaan, target yang menghasilkan temuan dan tidak menghasilkan temuan, serta variabel yang perlu diperhatikan dalam *profiling* penumpang yang akan dijadikan target pemeriksaan pada KPPBC Tipe Madya Pabean Juanda.

Data sekunder juga berbentuk *database* pemeriksaan barang bawaan penumpang KPPBC Tipe Madya Pabean Juanda. Setelah informasi yang diperoleh diolah dengan *data mining*, kemudian dilakukan implementasi hasil pengolahan data dengan sampel terbaru yang diperoleh.

Penelitian ini menggunakan metode

regresi linear sederhana yang menghasilkan persamaan regresi yang menjadi dasar untuk proses prediksi berdasarkan data sampel. Analisis regresi merupakan hubungan yang diperoleh dan dinyatakan dalam bentuk persamaan garis yang menyatakan hubungan fungsional antar variabel-variabel (Pratomo & Astuti, 2014).

Sarana analisis data yang digunakan adalah Microsoft Excel versi 2019 pada tahapan *data preparation*, lalu setelahnya dilanjutkan dengan aplikasi WEKA (*Waikato Environment for Knowledge Analysis*), dan hasil dari regresi linear sederhana dimasukkan dalam *script code* berbasis PHP (*Hypertext Preprocessor*) menggunakan aplikasi Notepad++ serta Microsoft Visual Studio Code yang menghasilkan sebuah laman berbasis PHP yang bisa diakses untuk menampilkan hasil dari olahan *data mining* yang telah dilakukan.

3.1 Data Mining

Data mining adalah salah satu pendekatan *artificial intelligence* untuk mengekstraksi *data set* yang sangat banyak sehingga menghasilkan pengetahuan yang mendalam (Lin *et al.*, 2009). *Data mining* merupakan bagian dari *data science* yang merupakan irisan antara area data management dengan *data analytics*.

Data mining adalah bagian dari proses pengurusan data yang dimiliki organisasi yang tersimpan di dalam *data warehouse*, yang akan dianalisis dengan tujuan tertentu menggunakan *artificial intelligence*. Dengan eksploitasi data yang baik, akan membantu organisasi untuk mengambil keputusan serta pengumpulan penerimaan negara (Slowey, 2017). *Data mining* memiliki beberapa metode, di antaranya adalah klasifikasi, estimasi, prediksi, klusterisasi, dan asosiasi.

3.2 Metode Prediksi

Dalam *data mining* terdapat metode prediksi yang digunakan untuk memberikan dugaan atas peristiwa yang dapat terjadi di waktu yang akan datang. Prediksi adalah suatu usaha untuk menggambarkan keadaan di waktu mendatang melalui pengujian keadaan yang ada di masa lalu (Rambe, 2002). Prediksi dapat bersifat kualitatif (tidak berbentuk angka) maupun kuantitatif (berbentuk angka). Prediksi dilakukan dengan cara melakukan perbandingan antara kebutuhan yang diramalkan dengan yang sebenarnya.

Dalam metode prediksi kuantitatif, prediksi didasarkan atas data kuantitatif yang diperoleh dari masa lalu. Hasil

prediksi yang diperoleh tergantung dari metode prediksi yang akan digunakan nantinya. Menurut Makridakis *et al.* (1991) prediksi kuantitatif dapat dilakukan apabila terdapat tiga kondisi yaitu: (1) tersedia informasi keadaan masa lalu (*history data*), (2) informasi tersebut dapat dikuantitatifkan dalam bentuk data numerik, dan (3) dapat diasumsikan bahwa beberapa aspek pola masa lalu akan terus berlanjut di masa mendatang.

Menurut Maricar (2019), secara umum terdapat tiga metode untuk menentukan seberapa besar tingkat kesalahan yang ada dalam metode prediksi, yaitu MAD (*Mean Absolute Deviation*), MSE (*Mean Square Error*), dan MAPE (*Mean Absolute Percent Error*). Ketiga metode tersebut memiliki kesamaan, yaitu semakin rendah nilai yang diperoleh maka kemampuan dari model peramalan yang digunakan dapat dikatakan semakin baik.

Dari ketiga metode tersebut, MAPE merupakan metode yang paling tepat digunakan dalam penelitian ini karena variabel prediksi yang digunakan merupakan faktor yang penting untuk evaluasi prediksi. MAPE akan memberikan petunjuk seberapa besar kesalahan prediksi dibandingkan dengan

nilai sebenarnya dari *series* tersebut.

Perhitungan nilai MAPE dapat dilihat dalam rumus berikut:

$$MAPE = \sum (| \text{Aktual} - \text{Prediksi} | / \text{Aktual}) * 100 / n$$

dimana $\sum (| \text{Aktual} - \text{Prediksi} | / \text{Aktual})$ merupakan hasil pengurangan antara nilai aktual dan prediksi yang telah diabsolutkan, lalu dibagi dengan nilai aktual per periode masing-masing, kemudian dilakukan penjumlahan terhadap hasil-hasil tersebut. Dan n merupakan jumlah periode yang digunakan untuk perhitungan.

Pada MAPE terdapat rentang nilai yang dapat dijadikan sebagai dasar pengukuran mengenai kemampuan dari suatu model prediksi yang dapat dilihat pada Tabel 2.1 (Chang, 2007).

Rentang Nilai MAPE	Tingkat Signifikansi
<10%	Kemampuan Model Prediksi Sangat Baik
10 - 20%	Kemampuan Model Prediksi Baik
20 - 50%	Kemampuan Model Prediksi Layak
>50%	Kemampuan Model Prediksi Buruk

Sumber: The Development of A Weighted Evolving Fuzzy Neural Network for PCB Sales Forecasting (Chang, 2007).

4. HASIL DAN PEMBAHASAN

4.1 Deskripsi Data Penelitian

Berdasarkan data *flight* untuk tahun 2016 sampai dengan 2021 sebagai populasi penelitian, diperoleh data sampel sebanyak 27 data, yaitu 12 data tahun

2019, 12 data tahun 2020, dan 3 data tahun 2021 sebagaimana tersaji pada Tabel 4.1 berikut.

Tahun	Bulan	Jumlah Flight Kedatangan	Jumlah Penumpang	Jumlah Bagasi	Jumlah Atensi Targeting & Profiling	Jumlah Temuan Targeting & Profiling	Jumlah Atensi X-Ray	Jumlah Temuan X-Ray	Total Temuan
2019	1	544	81477	81477	251	1	2580	153	154
2019	2	484	65324	65324	214	4	2580	165	169
2019	3	563	80147	80147	217	6	2580	233	239
2019	4	576	76689	76689	132	0	2580	226	226
2019	5	553	88806	88806	186	3	2580	190	193
2019	6	514	88009	88009	125	7	2580	199	206
2019	7	529	87333	87333	147	5	2580	252	257
2019	8	480	87423	87423	148	1	2580	255	256
2019	9	539	75487	75487	145	0	0	0	0
2019	10	551	80176	80176	162	0	0	0	0
2019	11	544	90989	90989	184	0	0	0	0
2019	12	578	91451	91451	152	0	0	0	0
2020	1	564	84667	84667	216	2	2580	217	220
2020	2	494	70668	70668	202	0	2108	197	197
2020	3	266	27215	80147	215	2	692	67	69
2020	4	7	1090	78469	0	0	0	0	0
2020	5	6	701	88806	0	0	0	0	0
2020	6	13	1434	88009	0	0	0	0	0
2020	7	35	2523	87333	5	0	5	2	2
2020	8	33	2487	87423	6	0	58	15	15
2020	9	30	2145	73487	39	1	49	12	13
2020	10	52	8880	80176	108	0	28	11	11
2020	11	39	2846	90989	51	0	72	52	52
2020	12	45	2387	91451	83	1	162	66	66
2021	1	68	5114	5114	87	4	209	8	8
2021	2	62	5659	5659	76	4	224	2	6
2021	3	61	5662	5662	81	2	278	2	4

Sumber: Diolah dari Data *Flight* KPPBC Tipe Madya Pabean Juanda 2016-2021

Berdasarkan Tabel 4.1, persentase *hit rate* pemeriksaan barang bawaan penumpang adalah sebagai berikut: tahun 2019 sebesar 5,373%, tahun 2020 sebesar 6,336%, tahun 2021 kuartal I sebesar 2,385%, tahun 2021 kuartal II sebesar 3,756%, dan tahun 2021 semester I sebesar 2,785%.

4.2 Pemodelan Prediksi Temuan

Dari data sampel yang diperoleh, dilakukan proses transformasi data, yaitu elemen data sampel ditambah dengan konversi variabel jumlah penumpang, jumlah atensi *targeting* dan *profiling*, jumlah temuan atensi *targeting* dan *profiling*, jumlah atensi *X-Ray*, dan jumlah temuan atensi *X-Ray* per kedatangan pesawat. Data tersebut selanjutnya

diproses dengan menggunakan aplikasi WEKA, dan dilakukan proses regresi linear sederhana atas data yang telah ditransformasi dalam beberapa tahap.

Tahap pertama ialah melakukan regresi linear dengan variabel terikat (Y_1), yaitu data jumlah atensi *targeting* dan *profiling* dan variabel bebas (X) adalah data jumlah penumpang. Data jumlah atensi *targeting* dan *profiling* (Y_1) menjadi variabel bebas dan jumlah temuan *targeting* dan *profiling* menjadi variabel terikat (Z_1). Selanjutnya diperoleh persamaan regresi linier sebagai berikut: $Y_1 = 1,51 + (-0,01)X$ dan $Z_1 = (0,02)Y_1$ sehingga persamaan untuk menentukan jumlah temuan menjadi:

$$\text{Jumlah Temuan} = 0,02 \times \{1,51 + (-0,01 \times \text{Jumlah Penumpang per Pesawat})\}$$

Tahap kedua adalah melakukan regresi linear dengan variabel terikat (Y_2) yaitu data jumlah atensi *x-ray* dan variabel bebas (X) adalah data jumlah penumpang. Data jumlah atensi *x-ray* (Y_2) menjadi variabel bebas dan jumlah temuan *targeting* dan *profiling* menjadi variabel terikat (Z_2). Selanjutnya diperoleh persamaan regresi linier sebagai berikut: $Y_2 = 1,38 + (0,01)X$ dan $Z_2 = 0,12 + (0,06)Y_2$ sehingga persamaan untuk menentukan jumlah

temuan berdasarkan atensi *x-ray* adalah menjadi:

$$\text{Jumlah Temuan} = 0,12 + [0,06 \times \{1,38 + (0,01 \times \text{Jumlah Penumpang per Pesawat})\}]$$

Berdasarkan persamaan regresi yang sudah dibuat, disusun formula persentase *hit rate* pemeriksaan barang bawaan penumpang yang ideal untuk KPPBC Tipe Madya Pabean Juanda sebagai berikut:

$$\% \text{ hit rate ideal} = \left(\frac{0,02 \times \{1,51 + (-0,01 \times \text{jumlah penumpang per pesawat})\}}{1,51 + (-0,01 \times \text{jumlah penumpang per pesawat})} \times 40\% \right) + \left(\frac{0,12 + [0,06 \times \{1,38 + (0,01 \times \text{jumlah penumpang per pesawat})\}]}{1,38 + (0,01 \times \text{jumlah penumpang per pesawat})} \times 60\% \right)$$

4.3 Prediksi

Berdasarkan rekapitulasi data pemeriksaan barang bawaan penumpang dalam semester pertama tahun 2021, dilakukan perbandingan antara data asli dengan data prediksi dengan hasil seperti ditampilkan pada Tabel 4.2 serta dilakukan perhitungan *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE) pada Tabel 4.3 berikut ini:

Bulan	Data								
	A	B	Keterangan	C	D	E	F	G	H
April	109	16.011	Prediksi	159	4	162	10	14	74,20%
			Data Asli	127	5	214	7	12	
			Akurasi	74,80%	80,00%	75,70%	57,14%	83,33%	
Mei	82	9.639	Prediksi	95	2	98	6	8	78,89%
			Data Asli	98	3	103	4	7	
			Akurasi	96,94%	66,67%	95,15%	50,00%	85,71%	
Juni	67	4.507	Prediksi	44	1	47	3	4	67,21%
			Data Asli	62	2	64	4	6	
			Akurasi	70,97%	50,00%	73,44%	75,00%	66,67%	
Akurasi Prediksi									73,44%

Sumber: Diolah dari Data *Flight* KPPBC Tipe Madya Pabean Juanda Kuartal II tahun 2021

Keterangan:

A (jumlah penerbangan kedatangan); B (jumlah penumpang kedatangan); C (jumlah pemeriksaan hasil analisa *targeting* dan *profiling*); D (jumlah temuan pemeriksaan hasil analisa

targeting dan *profiling*); E (jumlah pemeriksaan hasil analisa X-Ray); F (jumlah temuan pemeriksaan hasil analisa X-Ray); G (total temuan); H (total akurasi prediksi).

Tabel 4.3 Perhitungan *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE)

Kode Variabel	Bulan	Prediksi	Aktual	Keterangan	
				Absolut Error	Absolut Error dibagi nilai aktual
A	April	127	159	32	0,251969
	Mei	98	95	3	0,030612
	Juni	62	44	18	0,290323
B	April	5	4	1	0,2
	Mei	3	2	1	0,333333
	Juni	2	1	1	0,5
C	April	214	162	52	0,242991
	Mei	103	98	5	0,048544
	Juni	64	47	17	0,265625
D	April	7	10	3	0,428571
	Mei	4	6	2	0,5
	Juni	4	3	1	0,25
E	April	12	14	2	0,166667
	Mei	7	8	1	0,142857
	Juni	6	4	2	0,333333
Total Absolut Error				3,984825	
MAPE				26,566%	

Sumber: Diolah dari Data *Flight KPPBC Tipe Madya Pabean Juanda* Kuartal II tahun 2021

Keterangan: A (jumlah pemeriksaan hasil analisa *targeting* dan *profiling*); B (jumlah temuan pemeriksaan hasil analisa *targeting* dan *profiling*); C (jumlah pemeriksaan hasil analisa X-Ray); D (jumlah temuan pemeriksaan hasil analisa X-Ray); E (total temuan).

Dari Tabel 4.2 dapat kita lihat akurasi prediksi data dari persamaan linear yang diterapkan terhadap kenyataan yang ada sebesar 73,44%. Jika dilihat pada Tabel 4.3, kita akan mendapatkan *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE) sebesar 26,566% yang berarti model prediksi yang dilakukan memiliki kemampuan yang layak untuk digunakan.

4.4 Metode Klasifikasi

Dalam proses wawancara dengan narasumber, diperoleh informasi terkait

profil penumpang yang umum didapati membawa barang bawaan penumpang tidak sesuai dengan aturan yang berlaku yaitu negara sebelum negara keberangkatan (*history* perjalanan), kewarganegaraan/etnis, asal negara terbang (negara zona merah atau negara destinasi liburan), dan *Post Seizure Analysis* (PSA).

Selanjutnya dilakukan pengembangan sistem dengan metode klasifikasi menggunakan hasil wawancara dengan narasumber sebagai dasar sistem serta melakukan pengujian dengan data *dummy* yang berisikan tiga ratus data penumpang dengan elemen data berupa nama penumpang, nomor paspor, umur, jenis kelamin, kewarganegaraan, kode *booking* tiket, tempat *booking* tiket, negara keberangkatan, riwayat perjalanan penumpang, jumlah bagasi, dan berat bagasi. Tabel 4.4 berikut berisi 15 data *dummy* dari 300 data yang digunakan dalam metode klasifikasi.

Tabel 4.4 Data *Dummy* dalam Metode Klasifikasi (15 dari 300 data)

Nama	No. Paspor	Umur	JK	Warga Negara	Booking Code	Booking Place	Negara Tujuan	Riwayat 1	Riwayat 2	Riwayat 3	Bagasi (Pcs)	Bagasi (Kg)
Kellin Bhuana	A0514419	33	F	IPN	P007101	HRG	HRG	SUB	HRG	-	3	13
Thandi Castelfield	A155695	26	F	VNO	8700706	VNO	HRG	TPE	KIN	VNO	2	11
Bethus Mefed	A1110514	25	F	IPN	AAC301A	HRG	HRG	SUB	-	-	3	23
Chen Minzhi	8797979	19	F	MYA	BWC301	TPE	HRG	TPE	KIN	TPE	1	6
Charna Peltis	275230	30	F	VNO	1360706	HRG	HRG	KIN	KIN	SIN	3	19
Willian Drenang	A5615513	30	F	IPN	201701	HRG	HRG	SUB	-	-	3	24
Sharon Monumen	4501569	24	F	VNO	81534P	HRG	HRG	VNO	KIN	HRG	3	22
Rachis Anul	A9812371	30	F	IPN	A8305P	HRG	HRG	SUB	HRG	-	2	10
Christine Mafayris	A1516109	33	F	IPN	2220701	HRG	HRG	SUB	-	-	3	19
Hachan Mafar	C723024	18	F	IPN	R0082N	HRG	HRG	ANR	TPE	VNO	2	13
Ugo Dardall	AU754472	28	F	IPN	ACN801	HRG	HRG	SUB	HRG	-	3	24
Namita Nibayay	2305041	27	F	TMA	VP1400	KIN	HRG	KIN	VNO	KIN	2	13
Lanto Harout	AM07773	35	F	IPN	1370701	HRG	HRG	SUB	HRG	-	2	15
Silvest Walkup	AU113701	38	F	IPN	81520N	HRG	HRG	SUB	HRG	-	2	15
Anastasia Lengworthy	AE106246	28	F	IPN	RR2602	HRG	HRG	SUB	-	-	2	13

Sumber: Data diolah Penulis.

Hasil dari metode klasifikasi tersebut juga

diterapkan menggunakan PHP (*Hypertext Preprocessor*) berupa *web* dinamis. Selain dari hasil analisis klasifikasi tersebut, penentuan target penumpang untuk dilakukan pemeriksaan barang bawaannya juga bisa dilakukan dengan *profiling* terkait dengan hal-hal yang tidak bisa ditampilkan dengan data.

4.5 Implementasi Antarmuka/Interface

Setelah diperoleh algoritma yang dihasilkan dari *data mining*, dilakukan implementasi antarmuka/*interface* untuk menerapkan algoritma tersebut, yakni menggunakan PHP (*Hypertext Preprocessor*) berupa bahasa skrip yang dapat ditanamkan atau disisipkan ke dalam HTML dan berupa *web* dinamis (Gambar 4.1).



Setelah itu, diaplikasikan untuk memprediksi atensi *targeting*, *profiling*, dan *X-Ray*, prediksi temuan yang akan diperoleh, serta persentase *hit rate*

pemeriksaan barang bawaan penumpang yang ideal untuk KPPBC Tipe Madya Pabean Juanda.

Persentase *hit rate* pemeriksaan barang bawaan penumpang yang ideal untuk KPPBC Tipe Madya Pabean Juanda untuk tahun 2019 sebesar 4,4%, tahun 2020 sebesar 4,4%, tahun 2021 semester I sebesar 3,407%, dan tahun 2021 sebesar 4,41%. Lebih besarnya proyeksi dibandingkan dengan target yang ditetapkan menunjukkan bahwa terdapat potensi temuan hasil pemeriksaan yang lebih besar pula. Angka proyeksi ini bisa dicapai dengan penggunaan sumber daya yang lebih efektif.

Secara umum hasil temuan penelitian ini sejalan dengan penelitian Alfin dkk (2021), yaitu *data mining* berguna mendukung manajemen risiko di DJBC dengan melakukan penyempurnaan *risk engine* pemeriksaan barang bawaan penumpang.

5. SIMPULAN

Penggunaan *data mining* terbukti dapat memberikan gambaran dan proyeksi dari IKU persentase *hit rate* pemeriksaan barang bawaan penumpang serta dapat menaikkan *hit rate* pemeriksaan barang bawaan penumpang pada KPPBC Tipe

Madya Pabean Juanda. Dengan akurasi prediksi sebesar 73,44% dan nilai MAPE sebesar 26,566%, model prediksi dapat memproyeksi *hit rate* pemeriksaan barang bawaan penumpang sebesar 4,4% pada tahun 2020 dan sebesar 4,41% pada tahun 2021. Kedua proyeksi tersebut lebih besar daripada target *hit rate* sebesar 1% pada tahun 2020 dan 1,5% pada tahun 2021.

Beberapa faktor yang diolah dalam *data mining* yang dapat meningkatkan IKU persentase *hit rate* pemeriksaan barang bawaan penumpang pada KPPBC Tipe Madya Pabean Juanda yaitu jumlah pesawat kedatangan, jumlah penumpang, jumlah pemeriksaan barang bawaan penumpang hasil dari analisa *targeting* dan *profiling*, jumlah temuan hasil dari analisa *targeting* dan *profiling*, jumlah pemeriksaan barang bawaan penumpang hasil dari analisa *X-Ray*, dan jumlah temuan hasil dari analisa *X-Ray* pada metode regresi linear serta nomor paspor, umur, jenis kelamin, kewarganegaraan/etnis, kode dan tempat *booking* tiket, negara keberangkatan, riwayat perjalanan, jumlah dan berat bagasi, serta *Post Seizure Analysis* (PSA) pada metode klasifikasi.

6. SARAN

Capaian target IKU *hit rate* pemeriksaan barang bawaan penumpang dapat dikaji ulang untuk mengoptimalkan efektivitas dalam pemeriksaan barang bawaan penumpang diseluruh kantor. Selain itu, perlu perbaikan *risk engine* dalam aplikasi PRM agar dapat langsung menunjukkan data penumpang dengan potensi tinggi untuk didapatkan temuan saat dilakukan pemeriksaan. Variabel lain yang dapat dimasukkan antara lain dengan memperhatikan aturan titipan dari instansi lain yang bisa mempersempit target pemeriksaan sehingga algoritma untuk *hit rate* bisa lebih komprehensif dan lebih tinggi hasilnya.

DJBC dapat menggunakan algoritma dalam penelitian ini dengan beberapa perbaikan dan pertimbangan untuk menentukan target IKU *hit rate* pemeriksaan barang bawaan penumpang periode-periode selanjutnya.

DAFTAR PUSTAKA

- Adhitama, S. (2020). Diseminasi Ketentuan Barang yang Dibawa oleh Penumpang dan Awak Sarana Pengangkut: Studi Kasus Manajemen Humas Ditjen Bea Dan Cukai. *Jurnal Ilmu Komunikasi*, 3(2), 110-121. doi:10.33822/jep.v3i2.1672.
- Adhitama, S. (2020). Mekanisme

- Pengawasan High Value Goods (HVG) atas Tindak Lanjut Penerbitan Nota Hasil Intelijen pada Barang Penumpang oleh Kantor Pelayanan Utama Bea dan Cukai Tipe C Soekarno-Hatta. *Info Artha*, 4(1), 62-82. doi:10.31092/jia.v4i1.800.
- Adolf, H. (2006). Hukum Perdagangan Internasional. Bandung: PT Raja Grafindo Persada.
- Ainun, S., & Guntur, M. (2020). Pengawasan Lalu Lintas Barang Bawaan Penumpang di Bandara Internasional Sultan Hasanuddin Makassar. Fakultas Ilmu Sosial. Makassar: Universitas Negeri Makassar. Diambil kembali dari <http://eprints.unm.ac.id/id/eprint/19551>.
- Badan Pusat Statistik (2016, 2017, 2018, 2019, 2020). Statistik Transportasi Udara 2015 s.d. 2019. Jakarta: Badan Pusat Statistik.
- Berte, J. (2018). Artificial Intelligence and The Future of Customs. In J. Berte, & I. Muscat (Ed.), *The EU Customs Union @ 50: Concept to Continuum* (pp. 122-125). Tarxien, Malta: Malta Customs in collaboration with the European Commission. Retrieved from https://ec.europa.eu/taxation_customs/sites/taxation/files/01_2019_the_eu_customs_union_50th_book_en.pdf
- Bradshaw, A. (2018). Understanding Risk. *Nature Human Behaviour*, 2, 888. doi:10.1038/s41562-018-0486-1
- Canrakerta, Hidayanto, A. N., & Ruldeviyani, Y. (2019). Application of Business Intelligence for Customs Declaration: A Case Study in Indonesia. *The 8th Engineering International Conference 2019* (pp. 1-9). Semarang: IOP Publishing Ltd. doi:10.1088/1742-6596/1444/1/012028
- Canrakerta, Udayana, D. G., Kurniawan, Y. B., & Kholfi, Y. (2020). Penerapan Data Mining sebagai Risk Management pada Dokumen Impor : Studi Kasus Direktorat Jenderal Bea dan Cukai. Jakarta: Kompetisi Project Data Analytics Kementerian Keuangan Tahun 2020.
- Chang, P., Wang, Y., & Liu, C. (2007). The development of a weighted evolving fuzzy neural network for PCB sales forecasting. *Expert System with Applications* 32, 86–96. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2005.11.021>
- Creswell, J. W. (2016). *Research Design: Pendekatan Metode Kualitatif, Kuantitatif, dan Campuran* (Edisi 4). Yogyakarta: Pustaka Pelajar.
- Direktorat Jenderal Bea dan Cukai. (2021). Laporan Kinerja Direktorat Jenderal Bea dan Cukai 2020.
- Direktorat Kepatuhan Internal. (2021). ND-111/BC.08/2021 tentang Manual Indikator Kinerja Utama. Jakarta: Direktorat Kepatuhan Internal.

- Fahmi, Y. (2021). Bea Cukai Juanda Bongkar Penyelundupan 6 Kg Sabu dari Malaysia. Surabaya, Jawa Timur, Indonesia. Retrieved from <https://surabaya.liputan6.com/read/4457573/bea-cukai-juanda-bongkar-penyelundupan-6-kg-sabu-dari-malaysia>.
- Gnogue, R. C. V. (2017). Mirror analysis, a risk analysis support tool for Customs administrations. WCO News 82. World Customs Organization.
- Khabaza, T. (2011). Data Mining & Predictive Analytics. Retrieved from Tom Khabaza: http://khabaza.codimension.net/index_files/crispdm.htm
- Laporte, B. (2011). Risk Management Systems: Using Data Mining in Developing Countries' Customs Administration. World Customs Journal, 5(1), 17-28.
- Lestari, S., & Silaban, H. A. (2018). Implementasi Data Mining dalam Penerbitan Surat Penetapan Tarif dan Nilai Pabean Menggunakan Metode Classification pada DJBC. CKI On SPOT, 11(2), 138-149.
- Lin, C. C., Yang, H. J., & Kuo, L. H. (2009). Behaviour analysis of internet survey completion using decision trees: An exploratory study. Online Information Review, 33(1), 117-134. <https://doi.org/10.1108/14684520910944427>
- Makridakis, S. G., Wheelwright, S. C., & McGee, V. E. (1991). Metode dan Aplikasi Peramalan Jilid 1. Jakarta: Erlangga.
- Maricar, M. A. (2019). Analisa Perbandingan Nilai Akurasi Moving Average dan Exponential Smoothing untuk Sistem Peramalan Pendapatan pada Perusahaan XYZ. Jurnal Sistem Dan Informatika (JSI), 13(2), 36-45. Retrieved from <https://jsi.stikom-bali.ac.id/index.php/jsi/article/view/193>
- Menteri Keuangan Republik Indonesia. (2019). KMK-577/KMK.01/2019 tentang Manajemen Risiko di Lingkungan Kementerian Keuangan. Jakarta: Kementerian Keuangan Republik Indonesia.
- Menteri Keuangan Republik Indonesia. (2017). PMK-203/PMK.04/2017 tentang Ketentuan Ekspor dan Impor Barang Yang Dibawa Oleh Penumpang Dan Awak Sarana Pengangkut. Jakarta: Kementerian Keuangan Republik Indonesia.
- Okazaki, Y. (2017). Implications of Big Data for Customs - How It Can Support Risk Management Capabilities. WCO Research Paper, 39, 1-24. Retrieved from http://www.wcoomd.org/-/media/wco/public/global/pdf/topics/research/research-paper-series/39_okazaki_big-data.pdf.
- Pratomo, D. S., & Astuti, E. Z. (2014). Analisis Regresi dan Korelasi Antara Pengunjung dan Pembeli Terhadap Nominal Pembelian di

- Indomaret Kedungmundu Semarang Dengan Metode Kuadrat Terkecil. Ilmu Komputer, (1).
- Presiden Republik Indonesia. (2006). Undang-Undang Republik Indonesia Nomor 17 Tahun 2006 tentang Perubahan atas Undang-Undang Republik Indonesia Nomor 10 Tahun 1995 tentang Kepabeanan. Jakarta.
- Rambe, M. F. (2002). Analisis Kebutuhan Pasar dan Prediksi Penjualan. Jurnal Ilmiah Manajemen dan Bisnis, 2(01).
- Semedi, B. (2013). Pengawasan Kepabeanan. Artikel Pusdiklat Bea dan Cukai, hal. 1- 11.
- Setiawan, I. (2021). Bea Cukai Juanda gagalkan penyelundupan telepon genggam dari Batam. (N. Hayat, Penyunt.) Surabaya, Jawa Timur, Indonesia. Diambil kembali dari <https://www.antaranews.com/berita/2024721/bea-cukai-juanda-gagal-kan-penyelundupan-telepon-genggam-dari-batam>
- Slowey, C. (2017). Data Analysis for Effective Border Management - The Canadian Experience. World Customs Organization. <https://mag.wcoomd.org/magazine/wco-news-82/data-analysis-for-effective-border-management-the-canadian-experience/>
- Susanto, Mulyani, E. D. S., & Nurhasanah, I. R. (2015). Penerapan Data Mining Classification Untuk Prediksi Perilaku Pola Pembelian Terhadap Waktu Transaksi Menggunakan Metode Naïve Bayes. Konferensi Nasional Sistem dan Informatika STMIK STIKOM, hal. 313-318.
- Syahputra, A. (2013). Pertanggung Jawaban Pidana Terhadap Tindak Pidana Penyelundupan. JURNAL ILMU HUKUM.
- Vassarotti, C. (1993). Risk Management : A Customs Perspective. Canberra.
- World Customs Organization. (2011). WCO Risk Management Compendium (Vol. 1). Retrieved from <http://www.wcoomd.org/-/media/wco/public/global/pdf/topics/enforcement-and-compliance/activities-and-programmes/risk-management-and-intelligence/risk-management-compendium-volume-1.pdf?db=web>
- Yudistira, I. & Nurkhamid, M. (2021, Desember). Penggunaan Data Mining Dalam Hit Rate Importasi Jalur Merah Dengan Model Decision Tree. Jurnal Prsperspective Bea Cukai.
- Zhou, X. (2019). Data Mining in Customs Risk Detection with Cost-Sensitive Classification. World Customs Journal, 13(2), 115-130. Retrieved from [https://worldcustomsjournal.org/Archives/Volume%2013%2C%20Number%202%20\(Sep%202019\)/1886%2002%20WCJ%20v13n2%20Xin%20Zhou.pdf?t=1569889901](https://worldcustomsjournal.org/Archives/Volume%2013%2C%20Number%202%20(Sep%202019)/1886%2002%20WCJ%20v13n2%20Xin%20Zhou.pdf?t=1569889901)