

Dekomposisi Penerimaan Pajak di Indonesia untuk Meningkatkan Peramalan Estimasi Basis Pajak

Yudi Aryoso Priandono^{1*}, Machmudin Eka Prasetya^{2*}

^{1,2)}Universitas Indonesia

aryosoyudi@gmail.com, machmudin@ui.ac.id

*Corresponding Author

Diajukan : 30 Mei 2024

Disetujui : 7 Juni 2024

Dipublikasikan : 1 Januari 2025

ABSTRACT

This study aims to compare tax revenue forecasting model on nett tax revenue in contrast to its tax baseline component. We identifies tax baseline component that reflecting natural economic growth through interviews with Indonesia's Directorate General of Taxes (DGT). We employ ARIMA, ETS, linear model, and forecast combination to forecast both the baseline and nett tax revenue data using monthly national time series data from 2021-2023. By comparing Mean Absolute Percentage Error (MAPE), we determine the most accurate model and dataset combination for tax revenue forecasting. We finds that forecast from linear model in baseline tax revenue has the best MAPE of 5,17% and perform better than forecast combination as the best model from nett tax revenue with 8,30% MAPE. This study offers a novel perspective on tax revenue forecasting by employing a micro approach that focused on identifying baseline component from overall tax revenue. It has the potential to more comprehensive understanding of tax revenue behavior and lead to more improved fiscal control in Indonesia.

Keywords: Baseline Tax, Fiscal Control, Forecast Combination, Tax Revenue Forecasting, Tax Revenue Decomposition.

PENDAHULUAN

Dalam beberapa tahun terakhir, kondisi perekonomian dunia diwarnai dengan peningkatan ketidakpastian yang signifikan. Misalnya masalah pandemi, ketegangan politik regional, perang dagang, tekanan inflasi, dan fluktuasi harga komoditas telah membuat perekonomian yang tidak stabil bagi negara-negara di dunia (Indonesia, 2024). Indonesia sebagai negara berkembang juga merasakan dampak ketidakpastian tersebut. Hal ini terlihat pada penerimaan pajak sektor pertambangan merosot hingga 63,8% akibat turunnya harga komoditas batu bara (Bisnis.com, 2024).

Penerimaan pajak adalah sumber utama pendapatan negara yang digunakan untuk mendanai program pemerintah dan pelayanan publik (Indonesia, 2022). Ketidakpastian perekonomian global akan mempengaruhi penerimaan pajak yang berasal dari aktivitas ekonomi wajib pajak dalam negeri ataupun yang berasal dari kegiatan ekspor-impor. Jika target penerimaan pajak tidak tercapai, maka terdapat risiko penarikan utang yang melebihi pagu dan berdampak pada kesinambungan fiskal.

Sebagaimana tertuang dalam Nota Keuangan Republik Indonesia, terdapat beberapa parameter makro ekonomi yang digunakan sebagai acuan, yaitu: (a) pertumbuhan ekonomi, (b) inflasi, (c) nilai tukar Rupiah terhadap US Dollar, (d) tingkat suku bunga Surat Perbendaharaan Negara 10 tahun, (d) harga minyak mentah Indonesia, (e) lifting minyak mentah, dan (f) lifting gas bumi (Indonesia, 2023). Ada kalanya dalam tahun berjalan realisasi makroekonomi tidak sesuai dengan asumsi makro ekonomi yang ditetapkan di dalam APBN. Agar APBN tetap relevan dengan kondisi terkini, Pemerintah bersama DPR mempunyai kewenangan untuk menetapkan APBN Perubahan (APBN-P) guna merespon dinamika perekonomian global.



Perencanaan penerimaan pajak dalam sistem administrasi fiskal pemerintah tidak hanya memberikan data bagi analisis serta penilaian penerimaan pajak, menentukan kebijakan pajak, tetapi juga mengidentifikasi sumber-sumber pendapatan beserta item-item belanjanya. Dalam kewenangannya, otoritas fiskal memberikan peramalan penerimaan pajak dengan akurasi yang akan mempengaruhi pendanaan program-program kesejahteraan sosial dan ekonomi masyarakat. (Koniagina, 2020).

STUDI LITERATUR

Menurut Bates & Granger (1969), salah satu metode peramalan yang dapat menghasilkan akurasi mumpuni adalah *forecast combination*, sebagaimana terakhir diteliti oleh X. Wang, Hyndman, Li, & Kang (2023). *Forecast combination* menggabungkan lebih dari satu metode peramalan untuk mendapatkan satu ramalan gabungan dengan akurasi yang lebih baik daripada metode-metode ramalan penyusunnya, khususnya bila digabungkan dengan rata-rata sederhana.

Saputra (2023) menemukan bahwa metode *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA Box-Jenkins) pada penerimaan Pajak Pertambahan Nilai (PPN) lebih akurat dibanding angka target pada 2 Kantor Pelayanan Pajak. Iraman (2023) menemukan bahwa metode *Autoregressive-Distributed Lag* (ARDL) dengan pendekatan makro dapat membuktikan bahwa beberapa faktor makroekonomi dapat digunakan untuk meramal penerimaan pajak nasional, selain itu *time series* penerimaan pajak merupakan faktor paling praktis untuk menjelaskan pola penerimaan pajak tertentu.

Sementara itu Juliannisa, Parianom, & Abrianto (2023) menemukan bahwa model *time series* dengan metode *Ordinary Least Square* (OLS) menunjukkan bahwa PDB, supplai uang, dan nilai ekspor-impor berpengaruh signifikan terhadap penerimaan pajak nasional. Suprayogi (2022) menemukan bila peramalan penerimaan pajak nasional dengan model *Double Exponential Smoothing* (DES) satu parameter dari Brown memiliki *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE) yang lebih baik dari model DES dua parameter dari Holt.

Penelitian mengenai dekomposisi *time series* selama ini didominasi dari pendekatan statistik, seperti: *Variational Mode Decomposition* (VMD) oleh Zhang & Chen (2024), *Singular Value Decomposition* (SVD) oleh Montagnon (2021), *Empirical Mode Decomposition* (EMD) oleh Cheng & Wei (2014); Gyamfi, Sarpong, & Adam (2021), atau *Adaptive Fourier Deconstruction* (AFD) oleh Li, Yang, Qian, & Xie (2023). Metodologi peramalan secara terpisah atas dekomposisi data *time series*, lalu menggabungkan hasilnya menjadi satu mampu menghasilkan akurasi yang lebih baik daripada prosedur peramalan yang holistik (Li et al., 2023); Tang, Yu, Wang, Li, & Wang (2012); D. Wang, Tian, Mao, & Chen (2023).

Saat ini belum terdapat banyak penelitian yang meramalkan penerimaan pajak di Indonesia dari perspektif mikro melalui dekomposisi berdasarkan pemahaman non statistik menurut internal organisasi DJP. Penelitian ini bertujuan untuk memberikan perspektif baru yang lebih detil dan akurat bagaimana sebenarnya hubungan penerimaan pajak dengan pertumbuhan ekonomi, dengan cara mengisolasi faktor-faktor distorsi di luar pertumbuhan ekonomi yang mempengaruhi realisasi penerimaan pajak.

Berdasarkan uraian di atas didapatkan hipotesis penelitian sebagai berikut.
H1: rata-rata performa model peramalan penerimaan basis pajak yang terbaik pada penerimaan basis pajak lebih baik daripada rata-rata performa model yang terbaik pada peramalan penerimaan pajak neto

METODE

Penelitian ini menggunakan data kualitatif dan data kuantitatif. Data kualitatif diperoleh dari wawancara semi-terstruktur dengan narasumber di internal DJP yang membidangi peramalan penerimaan pajak, yaitu unit Direktorat Potensi, Kepatuhan, dan Penerimaan (Dir. PKP). Penulis melakukan wawancara kepada 1 orang Kepala SubDirektorat Pengelolaan Penerimaan Pajak, 1 orang Kepala Seksi Statistik dan Prakiraan Penerimaan (SPP), 1 orang pelaksana Seksi SPP, 1 orang mantan Kepala Seksi SPP, dan 1 orang mantan pelaksana Seksi SPP. Informasi dari narasumber tersebut digunakan untuk memperoleh pemahaman tentang dekomposisi penerimaan



pajak neto menjadi penerimaan basis pajak.

Populasi penelitian ini adalah penerimaan pajak pada tingkat nasional. Adapun sampel data yang digunakan adalah sampel jenuh, yaitu total penerimaan pajak nasional. Variabel yang diteliti adalah realisasi penerimaan pajak dalam bentuk *time series*. Data kuantitatif diperoleh dari Dit. PKP DJP, yang terdiri dari data penerimaan pajak nasional bulanan periode Januari 2021 hingga Desember 2023. Masing-masing periode memiliki angka realisasi penerimaan neto dan angka realisasi penerimaan basis pajak. Kemudian penulis menggunakan software R Studio dengan package '*fable*' dan '*fabletools*' (Mitchell O'Hara-Wild, 2023) untuk menyusun model peramalan penerimaan pajak neto dan penerimaan basis pajak.

Estimasi spesifikasi model ARIMA yang terbaik dilakukan sebagaimana dokumentasi pada Mitchell O'Hara-Wild (2023, p. 5 s.d. 7), yaitu program akan mencari dari seluruh kombinasi model yang ada untuk mengidentifikasi model ARIMA terbaik dengan nilai *Akaike Information Criterion* (AIC), *AIC correction* (AICc) atau *Bayesian Information Criterion* (BIC) terendah. Pada package ini, parameterisasi ARIMA dinotasikan sebagai:

$$(1 - \phi_1 B - \cdots - \phi_p B^p)(1 - B)^d y_t = c + (1 + \theta_1 B + \cdots + \theta_q B^q) \varepsilon_t \quad (1)$$

Keterangan:

ϕ = koefisien autoregresi	y_t = time series ke-t	c = konstanta
p = orde autoregresi	d = orde differensial	d = orde moving average
B = notasi pergeseran mundur	ε = error	θ_1 = koefisien moving average

Estimasi model *Exponential Time Smoothing* (ETS) menggunakan prinsip yang serupa, yaitu program akan melakukan klasifikasi model ETS yang terbaik dengan pendekatan '*state space*' sebagaimana Mitchell O'Hara-Wild (2023, p. 11 s.d. 13). R. Hyndman, Koehler, Ord, & Snyder (2008, p. 17), Metode ETS memiliki tiga unsur, yaitu *Error* (E), *Trend* (T), dan *Seasonality* (S). komponen *error* dapat berbentuk 2 kondisi, yaitu *additive* (A) atau *multiplicative* (M). Komponen *trend* dapat berbentuk 3 kondisi, yaitu *none* (N), *additive* (A), atau *additive damped* (Ad). Komponen *seasonal* dapat berbentuk 3 kondisi, yaitu *none* (N), *additive* (A), atau *additive damped* (Ad). Contohnya pada model ETS (A,A,N) akan memiliki *error additive*, *trend additive*, dan tidak ada *seasonality*. Adapun metode ETS yang umum digunakan yaitu:

1. *Simple Exponential Smoothing* (A,N,N) & (M,N,N)
2. Metode linear Holt (A,A,N) & (M,A,N)
3. *Damped trend method* (A,Ad,N) & (M,Ad,N)
4. Holt-Winters' *seasonal method* (A,A,A) ; (M,A,A) ; (M,A,M) & (A,A,M)

Estimasi model linear dilakukan sebagaimana Mitchell O'Hara-Wild (2023, p. 68 s.d. 69) tanpa spesifikasi parameter untuk mendapatkan model linear terbaik. Adapun model peramalan *time series* dengan pendekatan linear dapat dikategorikan sebagai:

1) Regresi sederhana:

$$y_t = \beta_0 + \beta_1 x_t + \varepsilon_t \quad (2)$$

2) Regresi linear berganda:

$$y_t = \beta_0 + \beta_1 x_{1,t} + \beta_2 x_{2,t} + \cdots + \beta_k x_{k,t} + \varepsilon_t \quad (3)$$

3) *Least Square*:

$$\sum_{t=1}^T \varepsilon_t^2 = \sum_{t=1}^T (y_t - \beta_0 - \beta_1 x_{1,t} - \beta_2 x_{2,t} - \cdots - \beta_k x_{k,t})^2 \quad (4)$$

Keterangan:



y_t = variabel dependen pada waktu t x_t = variabel independen pada waktu t
 β = konstanta ε_t = error
 ε_t^2 = kuadrat error pada waktu t

Setelah ketiga model peramalan dibentuk, penulis membuat model keempat sebagai model peramalan gabungan rata-rata. Lalu penulis menggunakan empat model tersebut untuk meramal periode tahun 2022-2023 dan mengukur forecast error dengan skala MAPE (R. J. Hyndman & Athanasopoulos, 2018, pp. 78-79). Untuk mengukur performa akurasi masing-masing model peramalan, penulis menggunakan pengukuran MAPE. Pengukuran MAPE dipilih karena memiliki keunggulan sudah terbebas dari satuan *time series*. Hasil pengukuran MAPE dibandingkan antara penerimaan pajak neto dengan penerimaan basis pajak. Terakhir penulis membuat peramalan penerimaan pajak neto dan penerimaan basis pajak untuk 12 bulan ke depan di tahun 2024 berdasarkan model dengan MAPE terendah. MAPE tersebut dihitung dengan formula:

$$p_t = 100\varepsilon_t/y_t \quad (5)$$

Keterangan:

p_t = persentase error y_t = variabel dependen pada waktu t
 ε_t = error pada waktu t

HASIL

Berdasarkan hasil wawancara, diketahui bahwa dekomposisi penerimaan pajak yang dilakukan oleh Dit. PKP adalah sebagai berikut:

$$\begin{aligned}
 Penerimaan Netto = \\
 Penerimaan basis pajak (A) + Penerimaan Deterministik (B) \\
 + Penerimaan insidental (C) - Restitusi (D)
 \end{aligned} \tag{6}$$

Penerimaan basis pajak (A), merupakan penerimaan yang berasal dari setoran wajib pajak melalui Surat Setoran Pajak Elektronik (e-SSP) atas objek pajak yang terutang dari kegiatan ekonomi di bulan sebelumnya. Khusus untuk pajak impor, saat terutang setoran terjadi pada bulan yang sama dengan bulan masuknya barang ke dalam daerah pabean. Mengacu kepada (DJP, 2020) Contohnya yaitu: setoran masa dari Pajak Penghasilan (PPh) Pasal 21, PPh Pasal 22 dengan Kode Jenis Setoran (KJS) 100, PPh Pasal 25 angsuran orang pribadi/badan dan dengan KJS 100, Pajak Pertambahan Nilai (PPN) dengan KJS 100 dan setoran dari pemungut PPn bendaharawan maupun non bendaharawan dengan KJS yang diawali 9xx.

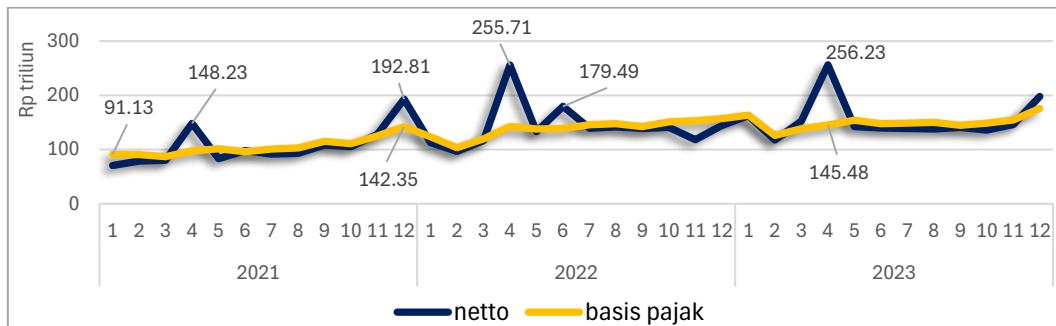
Penerimaan Deterministik (B), merupakan penerimaan yang tidak berasal dari setoran *self assessment* wajib pajak, melainkan melalui mekanisme khusus. Misalnya yaitu: 1) setoran PPh migas yang dihitung dan diproses oleh Direktorat Jenderal Anggaran (DJA), 2) setoran Pajak Bumi dan Bangunan Perkebunan, Perhutanan, dan Pertambangan (PBB-P3) yang nilainya dihitung dari *official assessment* oleh DJP, serta 3) pajak ditanggung pemerintah (DTP) atas insentif-insentif fiskal berbentuk DTP seperti PPh Pasal 21 DTP, PPN DTP perumahan, PPnBM DTP kendaraan bermotor, yang nilainya dihitung dan dibayarkan oleh DJP melalui pagu belanja subsidi pajak DTP.

Penerimaan insidental (C), merupakan penerimaan yang diterima oleh DJP namun tidak berkaitan langsung dengan *business as usual* dari Wajib Pajak pada periode bulan tersebut. Misalnya yaitu: 1) penerimaan pajak yang berasal dari pembayaran Surat Ketetapan Pajak (SKP), atau Surat Tagihan Pajak (STP) akibat kelalaian wajib pajak tidak/terlambat melakukan setoran pajak tepat waktu/tepat jumlah. Setoran ini diidentifikasi dengan KJS yang berawalan 3xx dan 5xx. 2) penerimaan dari pembayaran atas masa pajak yang tidak sesuai dengan bulan pembayaran tersebut, baik berdasarkan himbauan *account representative* Kantor Pelayanan Pajak (KPP) atau tidak, serta 3) setoran tahunan PPh Pasal 29 Orang Pribadi atau Badan dengan KJS 200 yang mencerminkan kegiatan ekonomi pada tahun lalu.

Restitusi (D), merupakan hak wajib pajak atas kelebihan pembayaran pajak yang harus



dikembalikan DJP kepada wajib pajak. Kelebihan pembayaran PPh hanya bisa dimintakan restitusi sekali pada saat wajib pajak melaporkan SPT Tahunan Lebih bayar. Sementara itu kelebihan pembayaran PPN dapat dikompensasikan berkali-kali terlebih dahulu ke masa pajak berikutnya sebelum dimintakan restitusi, sesuai dengan strategi perencanaan pajak wajib pajak.



Gambar 3. Perkembangan Penerimaan Pajak Neto dan Basis Pajak

Sumber: Data Penelitian, 2024

Dit. PKP melakukan peramalan basis pajak (A) menurut jenis pajaknya masing-masing dengan berbagai kombinasi metode statistik dan identifikasi pergeseran jatuh tempo pembayaran masa pajak di hari libur yang seharusnya diterima pada bulan tersebut. Peramalan penerimaan deterministik (B) dilakukan berdasarkan dokumen sumber yang tersedia dari internal DJP maupun DJA. Penerimaan insidental (C) diramalkan berdasarkan identifikasi data penerimaan pajak melalui *field field* yang ada dan menggunakan *judgemental forecast*. Restitusi (D) diramalkan melalui metode *bottom up* yang dilaporkan oleh KPP setiap bulannya secara berjenjang ke Kantor Wilayah DJP (Kanwil DJP) dan Dit. PKP. Seluruh peramalan tersebut dikombinasikan untuk mendapatkan peramalan penerimaan neto.

Dari data kuantitatif, penulis menyajikan data perkembangan penerimaan pajak neto dan basis pajak sebagaimana tersaji pada gambar 3. Diketahui bahwa tren penerimaan pajak bulanan relatif meningkat dari sisi basis pajak. Sementara itu terlihat pola penerimaan neto yang naik signifikan setiap bulan April yang berasal dari jatuh tempo setoran PPh pasal 29 tahunan wajib pajak badan. Pada bulan Desember terjadi peningkatan setoran pajak yang umumnya terjadi akibat pembayaran terkait proyek-proyek pemerintah di akhir tahun anggaran. Khusus bulan Juni 2022 terjadi peningkatan setoran dari periode terakhir Program Pengungkapan Sukarela (PPS).

Tabel 1. Perbandingan Model ARIMA Terbaik

MODEL ARIMA		
Penerimaan basis pajak	model	Penerimaan neto
ARIMA(0,1,1)(0,1,0)[12]	Specifiaction	ARIMA(1,0,1)(1,1,0)[12]
1.31E+32	σ^2 <dbl>	6.44E+32
1.451.631	AIC <dbl>	1.563.485
1.452.231	AICc <dbl>	1565.59
1.453.902	BIC <dbl>	1.568.197

Sumber: Data Penelitian, 2024

Hasil penyusunan model ARIMA terbaik dapat dilihat pada Tabel 1. Diketahui bahwa spesifikasi model penerimaan basis pajak dan penerimaan neto memiliki perbedaan. Spesifikasi model $(p,d,q)(P,D,Q)[n]$ pada penerimaan basis pajak adalah $(0,1,1)(0,1,0)[12]$ atau dapat ditafsirkan sebagai model ARIMA dengan komponen *non-seasonal* orde 0 *AutoRegressive* (AR), orde 1 *differencing*, dan orde 1 *Moving Average* (MA); serta komponen *seasonal* orde 1 differencing dengan periode seasonal 12 bulan. Sementara itu spesifikasi model penerimaan neto yaitu: komponen *non-seasonal* orde 1 AR, orde 0 *differencing*, dan orde 1 MA; dan komponen



seasonal orde 1 AR dan orde 1 differencing. Angka berwarna hijau menunjukkan nilai yang lebih optimal untuk kategori pada baris tabel. Adapun dari 4 kriteria Varians, AIC, AICc, dan BIC, model ARIMA pada penerimaan basis pajak lebih unggul dalam hal varians, AIC, dan BIC. Sementara AICc model ARIMA pada penerimaan neto lebih unggul.

Tabel 2. Perbandingan Model ETS Terbaik

MODEL ETS		
Penerimaan basis pajak	model Specifiaction	Penerimaan neto
ETS(M,Ad,N)		ETS(M,A,M)
0,006716477	$\sigma^2 <\text{dbl}>$	0,02161456
2,294.849	AIC <dbl>	2,344.571
2,297.746	AICc <dbl>	2,378.571
2304,35	BIC <dbl>	2,371.491
1,04E+31	MSE <dbl>	2,97E+31
1,06E+32	AMSE <dbl>	3,69E+32
0,06304611	MAE <dbl>	0,08207557

Sumber: Data Penelitian, 2024

Hasil penyusunan model ETS terbaik dapat dilihat pada Tabel 2. Diketahui bahwa spesifikasi model penerimaan basis pajak dan penerimaan neto memiliki perbedaan. Spesifikasi berdasarkan '*state space model*' adalah (M,Ad,N) pada penerimaan basis pajak atau dapat ditafsirkan sebagai model ETS dengan komponen *error* bersifat *multiplicative*, tren bersifat *damped additive*, dan tanpa unsur *seasonality*. Kemudian model penerimaan neto memiliki spesifikasi (M,A,M) dengan komponen *error multiplicative*, tren bersifat *additive*, dan *seasonality* bersifat *multiplicative*. Adapun dari 7 unsur yang dibandingkan, model ETS penerimaan basis pajak lebih unggul untuk seluruh kriteria dibandingkan dengan model ETS penerimaan neto.

Tabel 3. Perbandingan Model Linear Terbaik

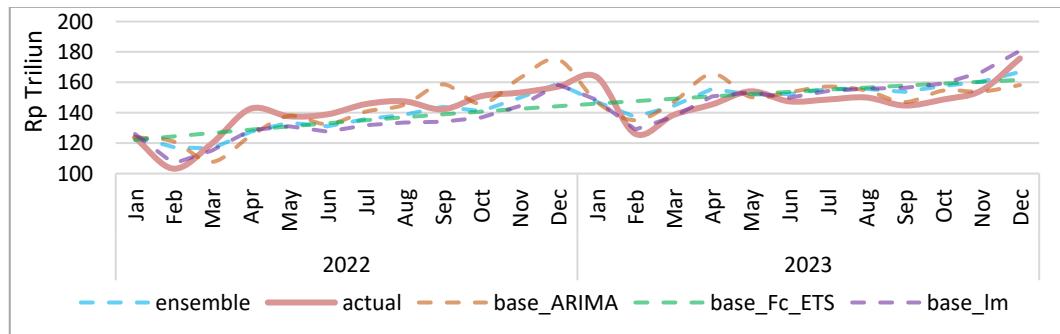
MODEL Linear		
Penerimaan basis pajak	model Specifiaction	Penerimaan neto
TSLM		TSLM
0,8733059	r_squared <dbl>	0,7983294
0,8072047	adj_r_squared <dbl>	0,69311
1,11E+32	sigma2 <dbl>	5,50E+32
1,321,164	statistic <dbl>	7,587,282
1,35E-01	p_value <dbl>	1,89E+01
2,170,779	AIC <dbl>	2,228,466
2,190,779	AICc <dbl>	2,248,466
2,192,948	BIC <dbl>	2,250,635
1,71E+32	CV <dbl>	8,55E+32
2,55E+33	deviance <dbl>	1,27E+34

Sumber: Data Penelitian, 2024

Hasil penyusunan model linear terbaik dapat dilihat pada Tabel 3. Diketahui bahwa nilai R^2 pada model linear penerimaan basis pajak (0,873) lebih unggul dari nilai R^2 pada model linear penerimaan neto (0,798). Nilai *adjusted R²* dan *p value* model linear dari penerimaan basis pajak juga menunjukkan hasil yang lebih baik daripada penerimaan neto. Secara keseluruhan, model linear penerimaan basis pajak lebih unggul dibandingkan dengan model linear penerimaan neto pada 10 dari 10 kriteria.

Gambar 4. Perbandingan *Fitted Values* Masing-Masing Metode pada Penerimaan Basis Pajak



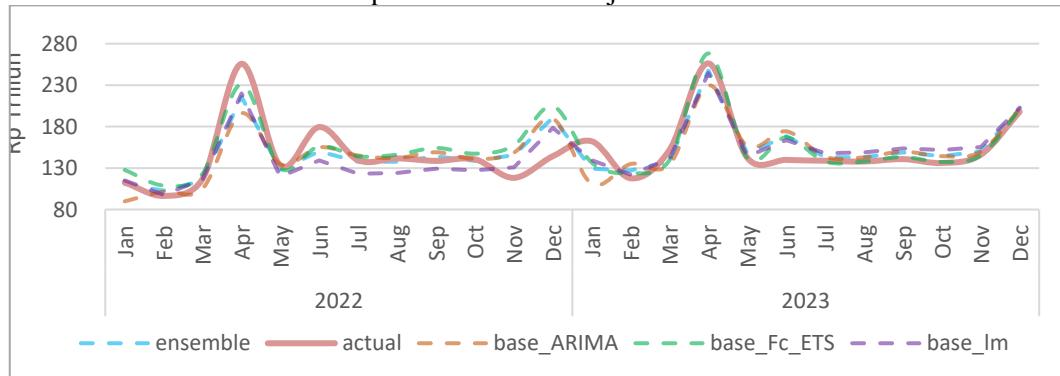


Sumber: Data Penelitian, 2024

Gambar 4. menyajikan *fitted values* hasil peramalan penerimaan basis pajak dengan empat metode yang dibandingkan dengan nilai realisasinya pada periode Januari 2022 sampai Desember 2023. Pada bulan Februari 2022, metode linear menghasilkan deviasi MAPE yang terendah (3,34%) di antara metode lain (Ensemble: 13,7%; ARIMA: 17,3%; ETS: 20,5%). Hal yang sama juga terjadi pada bulan Februari 2023, dengan MAPE masing-masing: Ensemble:8,77%; ARIMA: 7,07%; ETS: 17%; dan linear model:2,23%.

Gambar 5. menyajikan *fitted values* hasil peramalan penerimaan pajak neto dengan empat metode yang dibandingkan dengan nilai realisasinya pada periode Januari 2022 sampai Desember 2023. Pada bulan Februari 2022, metode linear menghasilkan deviasi MAPE yang terendah (W3,34%) di antara metode lain (Ensemble: 13,7%; ARIMA: 17,3%; ETS: 20,5%). Hal yang sama juga terjadi pada bulan Februari 2023, dengan MAPE masing-masing: Ensemble:8,77%; ARIMA: 7,07%; ETS: 17%; dan linear model:2,23%.

Gambar 5. Perbandingan *Fitted Values* Masing-Masing metode pada Penerimaan Pajak Neto



Sumber: Data Penelitian, 2024

Tabel 4. Ringkasan Rata-Rata MAPE dari *Fitted Values* pada Penerimaan Basis Pajak dan Penerimaan Neto

Rata-Rata MAPE 24 bulan	Ensemble	ARIMA	ETS	Linear
Penerimaan basis pajak	5,18	6,27	6,91	5,17
Penerimaan neto	8,30	11,24	8,88	9,04

Sumber: Data Penelitian, 2024

Tabel 4. menyajikan ringkasan rata-rata MAPE dari seluruh model peramalan penerimaan basis pajak dan penerimaan neto. Ditemukan bahwa pada penerimaan basis pajak, model linear



adalah model yang paling akurat dibandingkan dengan model Ensemble, ARIMA, maupun ETS dengan rata-rata MAPE sebesar 5,17%. Nilai ini hanya terpaut 0,01% dari MAPE model Ensemble yang berada di urutan kedua terbaik. Kemudian pada penerimaan neto, model Ensemble merupakan model dengan rata-rata MAPE terbaik, yaitu sebesar 8,30% dibandingkan dengan model ARIMA, ETS, maupun Linear.

PEMBAHASAN

Hipotesis H1 pada penelitian ini adalah rata-rata performa model peramalan penerimaan basis pajak yang terbaik pada penerimaan basis pajak lebih baik daripada rata-rata performa model yang terbaik pada peramalan penerimaan pajak neto. Berdasarkan hasil pengujian sebagaimana Tabel 4., H1 dapat diterima. Model peramalan terbaik pada penerimaan basis pajak lebih unggul sebesar 3,13% dibandingkan dengan model peramalan terbaik pada penerimaan neto.

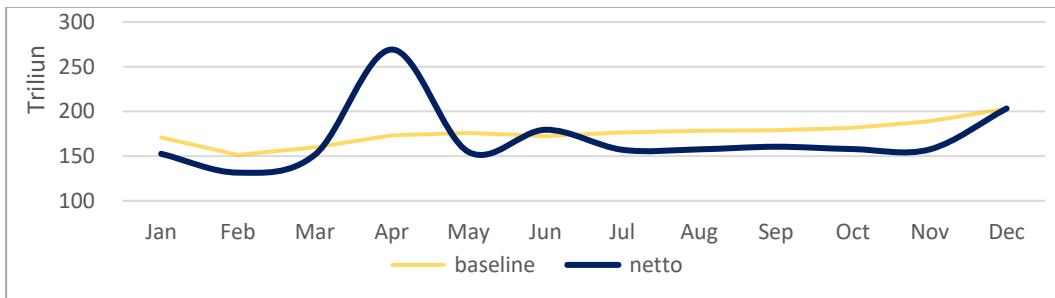
Hal tersebut dapat dipahami bahwa, bila unsur-unsur *noise* pada data penerimaan pajak dapat diidentifikasi dan diisolasi melalui analisis dekomposisi, maka model peramalan yang dihasilkan akan lebih baik akurasinya dibandingkan bila penyusunan model peramalan tidak didahului dengan analisis dekomposisi. Contoh dari *noise* tersebut misalnya: bila terdapat pergeseran jatuh tempo pembayaran pajak yang jatuh pada hari libur, maka jatuh tempo tersebut akan bergeser paling lambat ke hari kerja berikutnya (Keuangan, 2014). Terdapat juga *noise* akibat strategi manajemen restitusi PPN wajib pajak atas kelebihan pembayaran PPN yang dapat dikompensasikan berkali-kali terlebih dahulu ke masa pajak berikutnya sebelum dimintakan restitusi. Untuk itu diperlukan pemahaman yang mendalam dari sisi mikro terkait bagaimana sifat dan karakteristik masing-masing pola di dalam setiap penerimaan pajak, dan dihubungkan dengan konteks regulasi yang mengatur dan proses bisnis yang mendasarinya.

Temuan penelitian ini sejalan dengan penelitian X. Wang et al. (2023) yang menemukan bahwa gabungan model peramalan dengan rata-rata sederhana memiliki akurasi yang lebih baik daripada akurasi model peramalan konstituennya. Temuan penelitian ini juga sejalan dengan Iraman (2023), bahwa time series penerimaan pajak merupakan faktor paling praktis untuk menjelaskan pola penerimaan pajak tertentu. Selain itu penggabungan hasil komponen peramalan menjadi satu mampu menghasilkan akurasi yang lebih baik daripada prosedur peramalan yang holistik (Li et al., 2023); Tang et al. (2012); D. Wang et al. (2023).

Dari temuan di atas, penulis meramalkan penerimaan basis pajak dan penerimaan pajak neto untuk tahun 2024 sebagaimana Gambar 6. Diestimasikan bahwa di tahun 2024, penerimaan basis pajak akan mencapai Rp 2.110,18 triliun dan penerimaan pajak neto akan mencapai Rp 2.032,51 triliun atau sebesar 102,19% dari target. Jika penerimaan basis pajak diramalkan akan menurun maka pertumbuhan ekonomi juga diramalkan akan menurun, begitu pula sebaliknya. Hasil peramalan ini dapat mendukung keputusan apakah pemerintah bersama DPR perlu merevisi APBN menjadi APBN-P, bila deviasi kinerja realisasi APBN semakin melebar.

Untuk memastikan bahwa penerimaan neto tercapai dalam kerangka jangka pendek, pemerintah dapat menggunakan hasil peramalan ini untuk mengelola kebutuhan kas pada tahun berjalan secara adaptif mengikuti dinamika perekonomian global, misalnya dengan menarik utang dari jauh-jauh hari sebelumnya dalam situasi penerimaan pajak kurang mencukupi. Dalam kerangka jangka panjang, pemerintah dapat merumuskan kebijakan perpajakan yang menyasar sektor tertentu menggunakan hasil peramalan penerimaan basis pajak pada sektor tersebut, dengan menggunakan data *time series* yang lebih panjang. Adapun model dalam penelitian ini dapat meramal dengan horison lebih dari 12 periode, dengan *trade off* pada akurasi yang semakin menurun.





Gambar 6. Peramalan Penerimaan Basis Pajak dan Penerimaan Neto untuk Tahun 2024

Sumber: Data Penelitian, 2024

KESIMPULAN

Penelitian ini memperkaya pemahaman dari perspektif mikro mengenai komponen-komponen penting dalam analisis penerimaan pajak di Indonesia, utamanya yaitu penerimaan basis pajak merupakan unsur penerimaan pajak yang paling mencerminkan pertumbuhan ekonomi alami ketimbang penerimaan pajak neto. Penelitian ini membuktikan bahwa rata-rata performa model peramalan penerimaan basis pajak terbaik pada penerimaan basis pajak lebih baik daripada rata-rata performa model peramalan terbaik pada peramalan penerimaan pajak neto. Dari tiga model peramalan independen dan satu model peramalan gabungan, model peramalan pada penerimaan basis pajak secara konsisten lebih baik akurasinya dibandingkan dengan model peramalan pada penerimaan neto.

Penelitian ini menggunakan pendekatan non statistik untuk memperoleh pemahaman tentang dekomposisi penerimaan pajak, yaitu melalui wawancara dengan internal DJP. Pendekatan dekomposisi ini bisa saja berbeda hasilnya dengan pendekatan dekomposisi dari sisi statistik. Hasil peramalan penerimaan basis pajak dan peramalan penerimaan netonya juga bisa berbeda. Penulis tidak dapat melakukan peramalan untuk tiga komponen penerimaan pajak lain seperti penerimaan deterministik, penerimaan insidental, dan restitusi mengingat keterbatasan akses dan kerahasiaan data wajib pajak. Penelitian selanjutnya diharapkan dapat menggunakan sumber data yang lebih detil lagi seperti penerimaan pajak per-jenis pajak atau per-sektor usaha guna mencapai performa peramalan yang lebih solid.

REFERENSI

- Bates, J. M., & Granger, C. W. (1969). The combination of forecasts. *Journal of The Operational Research Society*, 20(4), 451-468.
- Bisnis.com, M. E.-. (2024). Imbas Harga Komoditas Turun, Penerimaan Pajak Sektor Pertambangan Anjlok 63,8%. Retrieved from <https://ekonomi.bisnis.com/read/20240528/9/1769087/imbas-harga-komoditas-turun-penerimaan-pajak-sektor-pertambangan-anjlok-638>
- Cheng, C.-H., & Wei, L.-Y. (2014). A novel time-series model based on empirical mode decomposition for forecasting TAIEX. *Economic Modelling*, 36, 136-141. doi:<https://doi.org/10.1016/j.econmod.2013.09.033>
- Gyamfi, E. N., Sarpong, F. A. A., & Adam, A. M. (2021). Drivers of Stock Prices in Ghana: An Empirical Mode Decomposition Approach. *Mathematical Problems in Engineering*, 2021. doi:10.1155/2021/2321042
- Hyndman, R., Koehler, A., Ord, J., & Snyder, R. (2008). *Forecasting with exponential smoothing: the state space approach*: books.google.com.
- Hyndman, R. J., & Athanasopoulos, G. (2018). *Forecasting : principles and practice* (2nd edition. ed.). Melbourne: OTexts.
- Indonesia. (2022). *Undang-undang (UU) Nomor 28 Tahun 2022 tentang Anggaran Pendapatan dan Belanja Negara Tahun Anggaran 2023*.
- Indonesia. (2023). *Nota Keuangan Beserta Rancangan Anggaran Pendapatan dan Belanja Negara Tahun 2024*.



- Indonesia. (2024). *APBN Kita. Kinerja APBN Terjaga di Tengah Risiko Global yang Dinamis*. Jakarta Retrieved from <https://api-djppr.kemenkeu.go.id/web/api/v1/media/3232B134-D957-4738-AF1C-D061D7349950>
- Iraman, E. (2023). Tax Revenue Forecasting: an Empirical Evidence Using Autoregressive-Distributed Lag (ARDL). *Qeios*. doi:10.32388/B21WPB
- Juliannisa, I. A., Parianom, R., & Abrianto, A. (2023). Does GDP Affect Tax Revenue? *Ecces: Economics Social and Development Studies*, 10(1), 69-89. doi:10.24252/ecc.v10i1.33170
- Peraturan Menteri Keuangan Nomor 242/PMK.03/2014 Tahun 2014 tentang Tata Cara Pembayaran Dan Penyetoran Pajak, (2014).
- Koniagina, M. N. (2020). *Forecast of budget revenues from taxes in the context of economy digitalization*. Paper presented at the IOP Conference Series: Materials Science and Engineering. https://api.elsevier.com/content/abstract/scopus_id/85094196367
- Li, J., Yang, X., Qian, T., & Xie, Q. (2023). The adaptive Fourier decomposition for financial time series. *Engineering Analysis with Boundary Elements*, 150, 139-153. doi:<https://doi.org/10.1016/j.enganabound.2023.01.037>
- Mitchell O'Hara-Wild, R. H., Earo Wang (2023). R Package ‘fable’: CRAN. Retrieved from <https://cran.r-project.org/web/packages/fable/fable.pdf>
- Montagnon, C. E. (2021). Forecasting by splitting a time series using Singular Value Decomposition then using both ARMA and a Fokker Planck equation. *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications*, 567, 125708. doi:<https://doi.org/10.1016/j.physa.2020.125708>
- Saputra, M. I. F. A. (2023). Forecasting Value-Added Tax (VAT) revenue using Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA) Box-Jenkins method. *Scientax: Jurnal Kajian Ilmiah Perpajakan Indonesia*, 4(2), 205–218. doi: <https://doi.org/10.52869/st.v4i2.568>
- Suprayogi, M. A. (2022). Model Double Exponential Smoothing Dalam Peramalan Penerimaan Pajak Pemerintah Pusat Indonesia. *Jurnal Statistika dan Komputasi*, 1(2), 83-92. doi:10.32665/statkom.v1i2.1233
- Tang, L., Yu, L., Wang, S., Li, J., & Wang, S. (2012). A novel hybrid ensemble learning paradigm for nuclear energy consumption forecasting. *Applied Energy*, 93, 432-443. doi:<https://doi.org/10.1016/j.apenergy.2011.12.030>
- Wang, D., Tian, C., Mao, J., & Chen, F. (2023). Forecasting coal demand in key coal consuming industries based on the data-characteristic-driven decomposition ensemble model. *Energy*, 282, 128841. doi:<https://doi.org/10.1016/j.energy.2023.128841>
- Wang, X., Hyndman, R. J., Li, F., & Kang, Y. (2023). Forecast combinations: An over 50-year review. *International Journal of Forecasting*, 39(4), 1518-1547. doi:<https://doi.org/10.1016/j.ijforecast.2022.11.005>
- Zhang, J., & Chen, X. (2024). A two-stage model for stock price prediction based on variational mode decomposition and ensemble machine learning method. *Soft Computing*, 28(3), 2385-2408. doi:10.1007/s00500-023-08441-0

