

DATA ANALYTICS UNTUK PREDIKSI PAGU MINUS DAN PEMBANTU PPK DALAM PELAKSANAAN KEWENANGAN PENGUJIAN MATERI

Julianda Rosyadi_1, Ida Puspita Ningtias_2, Wawan Hadinata_3, Agustina Diprianti_4.
Anung Faizal Hanani Wijaya_5)

Subdit Transformasi Kelembagaan_1, Subdit Penelitian dan Pengembangan, dan Kerjasama Kelembagaan_2, Subdit Transformasi Kelembagaan_3. Subdit Transformasi Kelembagaan_4. Subdit Harmonisasi Peraturan Perbendaharaan_5

Abstract

Platform Pembayaran Pemerintah (PPP) is an interconnection between the core system, support system, partner system, and monitoring system. This interconnection enables the digitization of government payments and more reliable data collection. PT Perusahaan Listrik Negara (Persero) is one of the owners of the partner system that has joined PPP. In this collaboration, there is an exchange of billing data and payment data between DJPb and PT PLN. In this paper, billing data from PT PLN can be used to overcome two problems that usually occur, namely 1) the difficulty and non-uniformity of assessing the fairness of invoices by commitments-making officers and 2) the potential for budget shortfall. To assist in the fairness assessment of invoices, evaluation of current invoices based on descriptive statistics of historical data is used, while for the prediction of the occurrence of shortfalls, clustered time series forecasting is used with the ARIMA model. From the results of the analysis, it can be seen that descriptive statistics can be used as a basis for evaluating current bills and the ARIMA model can be used to predict the occurrence of a budget shortfall.

Abstrak

Platform Pembayaran Pemerintah (PPP) merupakan interkoneksi antara sistem *core*, sistem pendukung, sistem mitra, dan sistem monitoring. Interkoneksi ini memungkinkan dilakukannya digitalisasi pembayaran pemerintah dan *data collection* yang lebih andal. PT Perusahaan Listrik Negara (Persero) adalah salah satu pemilik sistem mitra yang telah bergabung pada PPP. Dalam kerjasama ini, terjadi pertukaran data tagihan dan data pembayaran antara DJPb dan PT PLN. Dalam tulisan ini, data tagihan dari PT PLN dapat digunakan untuk mengatasi dua masalah yang terjadi di lapangan, yaitu 1) sulit dan tidak seragamnya pengujian kewajaran tagihan oleh pejabat pembuat komitmen dan 2) potensi terjadinya kekurangan pagu. Untuk membantu pengujian kewajaran tagihan digunakan evaluasi tagihan berjalan atas statistik deskriptif data historis, sementara untuk prediksi dan peramalan terjadinya kekurangan pagu digunakan analisis *clustering time series* dengan model *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA). Dari hasil analisis terlihat bahwa statistik deskriptif dapat digunakan sebagai dasar evaluasi tagihan berjalan dan model ARIMA dapat digunakan untuk melakukan prediksi terjadinya kekurangan pagu.

Keywords: pengujian, materil, pagu, ARIMA.

PENDAHULUAN

Manajemen pagu dan pengujian tagihan merupakan isu rutin yang membebani sumber daya satuan kerja. Isu ini relatif sulit diatasi pada ekosistem non digital. Berkenaan dengan hal tersebut, Kementerian Keuangan (dalam hal ini Ditjen Perbendaharaan) sejak tahun 2020, telah melakukan piloting Platform Pembayaran Pemerintah (selanjutnya disebut PPP), sehingga mengakomodasi transaksi elektronik pada satker, dan pada akhirnya mampu untuk melakukan proyeksi pagu minus dan otomatisasi pengujian kewajaran tagihan. Fitur ini dapat dinikmati satker maupun unit pengelola Platform.

Digitalisasi dalam PPP dilakukan dengan prasyarat utama berupa interkoneksi antara sistem core (SPAN, SAKTI, dan Aplikasi Gaji Web), sistem pendukung dan/atau sistem mitra, dan sistem monitoring. Bahkan, hal inilah yang menjadi definisi PPP dalam Peraturan Menteri Keuangan Nomor 204 Tahun 2020.

Selain tujuan utamanya yaitu menghasilkan sistem pembayaran digital, interkoneksi dalam PPP juga memberikan manfaat dalam hal *data collection* (pengumpulan data). Perbaikan di aspek pengumpulan data akan mendukung terwujudnya *data-driven policy making* (Bank, 2020). Interkoneksi antara sistem mitra dan/atau sistem pendukung dengan sistem core milik Direktorat Jenderal Perbendaharaan (DJPb) menghasilkan pertukaran data yang bermanfaat bagi kedua belah pihak. Contoh data yang telah terkumpul dan akan dianalisis dalam tulisan ini adalah data tagihan PT Perusahaan Listrik Negara (PERSERO), selanjutnya akan disebut PT PLN.

PT PLN adalah mitra DJPb dalam digitalisasi pembayaran belanja listrik pemerintah. Sejak bulan Agustus tahun 2021, tagihan listrik berjumlah lebih dari 30 miliar rupiah pada 218 satuan kerja piloting PPP telah dibayar menggunakan sistem digital. Salah satu tahap dalam sistem pembayaran digital ini adalah pengiriman data tagihan oleh PT PLN ke sistem milik DJPb yaitu SAKTI.

Salah satu titik kritis dalam pembayaran tagihan melalui PPP adalah pengujian kebenaran materil tagihan yang dilakukan oleh Pejabat Pembuat Komitmen (PPK). Meskipun tagihan yang masuk ke SAKTI telah digaransi kebenarannya oleh PT PLN, PPK tetap memiliki tugas dan kewenangan untuk melakukan pengujian. Di titik inilah analisis atas data historis dapat berperan.

Statistik deskriptif atas data historis merupakan gambaran data tagihan yang selama ini telah diuji oleh PPK dan dilakukan pembayaran atas beban keuangan negara. Statistik deskriptif ini kemudian dijadikan sebagai dasar evaluasi kewajaran tagihan bulan berjalan.

Titik kritis lainnya dalam pembayaran melalui PPP adalah terkait terjadinya kekurangan pagu. Dampak atas kekurangan pagu memunculkan permasalahan yang multiplikatif sehingga perlu adanya *early warning system* yang bertujuan memberikan peringatan lebih awal kepada KPA agar dapat menghindari terjadinya kekurangan pagu, khususnya pada akun 522111.

Analisis yang digunakan untuk membangun *early warning system* tersebut adalah analisis *clustering time series* dengan memperoleh nilai prediksi atau *forecasting*-nya. Prediksi tagihan dilakukan dengan melihat pola data historis tagihan kemudian merefleksikannya pada perkiraan tagihan masa depan (*timeseries*). Untuk memudahkan menemukan model statistik yang sesuai untuk prediksi, dilakukan pengelompokan data-data yang memiliki kesamaan karakteristik.

Pada dasarnya analisis dalam tulisan ini adalah sebuah *initial research* yang akan mengawali sebuah perubahan dalam cara PPK melakukan pengujian tagihan dan cara KPA memprediksi kondisi pagu yang ada dalam kewenangannya. Analisis ini dilakukan pertama kali untuk sebuah tagihan yang sederhana dan berulang. Analisis ini akan menjadi cikal bakal analisis serupa di masa depan dan dapat melahirkan replikasi pada berbagai tagihan yang lebih kompleks dengan berbagai prasyarat khusus yang akan

menjadi bagian dari saran yang akan disampaikan dalam tulisan ini.

TINJAUAN LITERATUR

Salah satu evaluasi World Bank untuk Indonesia dalam laporan berjudul "*Indonesia Public Expenditure Review: Spending for Better Results*" adalah terkait kualitas data yang dimiliki Pemerintah Indonesia. Dalam laporan tahun 2020 ini, Indonesia direkomendasikan untuk memperbaiki cara pengumpulan data dan pengelolaan sistem informasi yang terkait dengan belanja pemerintah. Dalam hal ini, Platform Pembayaran Pemerintah (PPP) adalah satu pilihan solusinya.

Nilai tambah implementasi PPP dalam data collection mulai terasa ketika pada bulan Agustus tahun 2021 dilaksanakan transaksi perdana untuk pembayaran tagihan listrik beserta telpon dan internet. Sejak saat itulah terjadi pertukaran data dengan sistem mitra, yaitu milik PT PLN (Persero) dan PT Telkom Tbk (Persero). Setiap bulan, kedua mitra mengirim data tagihan langsung menuju sistem core PPP, yaitu SAKTI.

Berdasarkan pengalaman 8 (delapan) siklus yang telah dilewati dan melihat data yang terkumpul, ada dua isu yang dapat dibantu dan diselesaikan dengan melakukan analisis atas data historis tagihan. Pertama, terkait kewenangan pengujian materiil oleh PPK sedangkan yang kedua adalah mengenai terjadinya pagu minus yang mengakibatkan tidak terbayarnya tagihan atas beban negara secara tepat waktu. Untuk membantu dan mengatasi kedua isu tersebut, dilakukan analisis data menggunakan statistik deskriptif dan *forecasting* menggunakan analisis *clustering time series* dengan model ARIMA.

a. Kewenangan Pengujian Kebenaran Material oleh PPK

Kewenangan ini pertama muncul sebagai kewenangan atribusi dalam Pasal 18 Undang-Undang Nomor 1 Tahun 2004 tentang Perbendaharaan Negara (UU Perbendaharaan) sebagai kewenangan Pengguna Anggaran atau Kuasa Pengguna Anggaran (PA/KPA). Di dalam

pasal tersebut disebutkan bahwa salah satu wewenang PA/KPA adalah menguji kebenaran material surat-surat bukti mengenai hak pihak penagih.

Istilah PPK muncul dalam Peraturan Pemerintah Nomor 45 Tahun 2013 dan mendapatkan delegasi wewenang pengujian ini. Pasal 12 PP ini menyatakan bahwa PPK berwenang menguji dan menandatangani surat bukti mengenai hak tagih kepada negara. Ditegaskan kemudian pada pasal yang sama bahwa pengujian yang dimaksud dilakukan dengan membandingkan kesesuaian antara surat bukti yang akan disahkan dan barang/jasa yang yang diserahkan/diselesaikan serta spesifikasi teknis yang dipersyaratkan dalam dokumen perikatan. Pasal 13 kemudian mengukuhkan tanggung jawab yang muncul dari wewenang ini dengan menyatakan bahwa PPK bertanggung jawab atas kebenaran materiil dan akibat yang timbul dari penggunaan bukti mengenai hak tagih kepada negara.

Dalam literatur, kewenangan PPK yang berlaku di Indonesia ini merujuk pada tahap verifikasi dalam *Public Expenditure Management*. Pada tahap ini, harus dipastikan bahwa barang benar-benar telah diterima sesuai ketentuan kontrak, jasa benar-benar telah dilaksanakan, dan tagihan telah diterima. Setelah tahap ini selesai, tagihan yang telah diverifikasi kebenarannya dapat masuk ke tahapan berikutnya yaitu pengajuan perintah pembayaran (Diamond, 1999).

b. Kekurangan Pagu

Berdasarkan Pasal 18 UU Perbendaharaan, PA/KPA merupakan pejabat yang berwenang untuk meneliti tersedianya dana yang bersangkutan. Kondisi tidak tersedianya dana yang bersangkutan inilah yang disebut dengan kekurangan pagu. Kekurangan pagu dapat diatasi dengan melakukan revisi Daftar Isian Pelaksanaan Anggaran (DIPA).

Kewenangan melakukan revisi DIPA diatur dalam Peraturan Menteri Keuangan Nomor 208 Tahun 2020. Kewenangan untuk melakukan revisi DIPA dibagi berdasarkan karakteristik tertentu

menjadi kewenangan KPA, kewenangan Kantor Wilayah (Kanwil) DJPb, kewenangan Direktorat Pelaksanaan Anggaran DJPb, kewenangan Direktorat Jenderal Anggaran (DJA), sampai pada revisi DIPA yang memerlukan persetujuan DPR.

Early Warning System yang dibangun bertujuan agar memberikan sinyal kepada KPA untuk dapat segera mencegah terjadinya kekurangan pagu. Lebih cepat KPA menyadari potensi terjadinya kekurangan pagu, lebih cepat langkah dapat diambil, lebih ringan usaha yang diperlukan untuk mengatasi potensi kekurangan pagu tersebut.

c. Analisis Cluster

Analisis *cluster* merupakan suatu teknik analisis dalam statistika untuk mengelompokkan objek yang memiliki kesamaan karakteristik. Konsep *cluster* yaitu dalam satu *cluster* terdiri dari objek yang memiliki kesamaan karakteristik sedangkan antar *cluster* memiliki karakteristik yang berbeda. Metode dalam *clustering* terbagi menjadi dua, yaitu:

1. Metode Hierarkhi merupakan metode yang digunakan untuk mengelompokkan objek secara terstruktur dengan berdasarkan pada kemiripan karakteristik dan jumlah *cluster* yang diinginkan belum diketahui banyaknya
2. Metode Non Hirarki merupakan metode yang digunakan untuk mengelompokkan objek dengan jumlah *cluster* yang akan dibentuk dapat ditentukan terlebih dahulu.

Dalam penggunaan metode hirarki, terdapat dua jenis pendekatan yaitu *agglomerative* (pemusatan) dan *defisif* (pemisahan). Tahapan dalam Pendekatan *agglomerative* dilakukan dengan melakukan penggabungan setiap pasangan objek secara bertahap sehingga dihasilkan satu gerombol sedangkan pendekatan *defisif* dilakukan dengan melakukan pemisahan secara bertahap dari *cluster* yang besar menjadi *cluster* kecil hingga di dalam satu *cluster* hanya terdiri dari satu objek (Johnson & Wichern, 2007).

Dalam menentukan kesamaan karakteristik pada objek, menggunakan pengukuran jarak yang terdiri dari *single linkage* (pautan tunggal), *complete linkage* (pautan lengkap), *average linkage* (pautan rata-rata), *ward's method* dan *centroid method*.

Pada dasarnya *cluster* yang baik yaitu objek dalam *cluster* bersifat homogen sedangkan antar *cluster* bersifat heterogen. Di dalam metode *cluster* hierarki, penentuan jumlah *cluster* yang optimal dapat diukur menggunakan koefisien *silhouette*. Nilai koefisien tersebut diperoleh dengan membandingkan rata-rata kemiripan pada setiap objek terhadap objek lainnya dengan formula sebagai berikut (Kaufman dan Rousseeuw, 1990):

$$s_i = \frac{b(i) - a(i)}{\{a(i), b(i)\}}$$

dengan keterangan $a(i)$ adalah rata-rata jarak antar anggota dalam *cluster*, dan $b(i)$ adalah jarak terpendek antara anggota *cluster* dengan anggota *cluster* terdekatnya (*nearest neighbor*). Nilai s_i yang semakin tinggi akan menunjukkan kualitas *clustering*/pengelompokkan yang baik

d. Clustering Time Series

Perbedaan *clustering time series* dengan *cluster* pada umumnya yaitu pada *cluster* dengan data *time series* dilakukan pengukuran kesamaan karakteristik dengan menggunakan *autocorrelation based distance* (Riyadi M dkk., 2016). Formula pengukuran *autocorrelation based distance* sebagai berikut:

$$d_{ACF}(X_T, Y_T) = \sqrt{(\hat{\rho}_{X_T} - \hat{\rho}_{Y_T})' \Omega^{-1} (\hat{\rho}_{X_T} - \hat{\rho}_{Y_T})}$$

dengan keterangan:

$d_{ACF}(X_T, Y_T)$ = jarak *autocorrelation vector* X_T dan Y_T

$\hat{\rho}_{X_T}$ = estimasi vektor *autocorrelation* X_T

$\hat{\rho}_{Y_T}$ = estimasi vektor *autocorrelation* Y_T

Ω = matriks bobot.

Jika jarak ACF tidak menggunakan bobot maka matriks bobotnya adalah matriks identitas.

Dalam melakukan pemodelan dengan model ARIMA tahapan yang perlu dilakukan adalah melakukan pengecekan terhadap stasioneritas data baik dalam rata-rata (*mean*) maupun dalam ragam (*variances*). Selanjutnya data yang telah memenuhi stasioneritas, dilihat grafik ACF dan PACF untuk mengidentifikasi model. Teori umum ACF dan PACF untuk membantu dalam penentuan model menurut Bowerman dan O'connell (1993) sebagaimana pada tabel berikut:

Tabel 1. Teori Umum ACF dan PACF

Order	ACF	PACF
AR(<i>p</i>)	Autokorelasi turun secara eksponensial (<i>dies down</i>) mengikuti nilai lag	Terdapat lag yang <i>cut off</i> setelah lag <i>p</i>
MA(<i>q</i>)	Terdapat lag yang <i>cut off</i> setelah lag <i>q</i>	Autokorelasi turun secara eksponensial (<i>dies down</i>) mengikuti nilai lag
ARMA(<i>p, q</i>)	Autokorelasi turun secara eksponensial (<i>dies down</i>) mengikuti nilai lag	Autokorelasi turun secara eksponensial (<i>dies down</i>) mengikuti nilai lag
AR(<i>p</i>) atau MA(<i>q</i>)	Terdapat lag yang <i>cut off</i> setelah lag <i>q</i>	Terdapat lag yang <i>cut off</i> setelah lag <i>p</i>

Sumber: Bowerman dan O'connell (1993)

Model ARIMA (*p, d, q*) yang terdiri dari orde *p* sebagai operator AR, orde *d* yang merupakan *differencing* dan orde *q* sebagai operator dari MA, selanjutnya dilakukan pengujian diagnostik terhadap residual. Pengujian diagnostik residual terdiri dari pengujian *white noise* yang bertujuan untuk mengetahui kebebasan sisaan dan pengujian normalitas.

METODOLOGI PENELITIAN

Data yang digunakan dalam penelitian ini adalah data tagihan listrik yang telah diterima SAKTI sejak bulan Agustus tahun 2021 sampai Februari tahun 2022 saat analisis dalam tulisan ini dikerjakan. Artinya telah terdapat data selama 8 (delapan) siklus. Selain data yang telah disampaikan langsung kepada SAKTI, untuk memperkuat basis data dalam analisis ini dilakukan penambahan data melalui permintaan data secara resmi kepada PT PLN untuk data tagihan sejak bulan Januari tahun 2019.

Gambar 1. Kolom data yang tersedia dan tipe data untuk setiap kolom (Jupyter Notebook)

```
tagihan_sakti.dtypes
KODE_SATKER          int64
JENIS_LAYANAN        object
NO_PELANGGAN         int64
PERIODE_TAGIHAN      int64
NILAI_TAGIHAN        int64
rp_mat               int64
tglbilling            int64
tglbaca              int64
rpkwh                int64
rp_tag               int64
jabatan              object
standawal            float64
tarif                object
nip                  object
unit_penagih         object
rpbeban              int64
bulan_tagihan        int64
faktorkali           int64
rplain2              int64
nama_satker          object
nama_pejabat         object
no_tagihan           object
thblrekap            int64
idpel                int64
daya                 int64
satuan_jabatan       object
nama_pelanggan       object
rp_ppn               int64
bulan_tahun          object
kode_satker2         int64
standakhir           float64
kwh                  float64
dtype: object
```

Sumber: diolah penulis (2022)

Analisis yang digunakan untuk melakukan pengecekan kewajaran tagihan adalah statistika deskriptif atas data historis tagihan di bulan-bulan sebelumnya. Konsepnya adalah dengan membandingkan tagihan pada bulan berjalan terhadap informasi tagihan pada bulan-bulan sebelumnya. Semakin besar pergeseran nilai tagihan, semakin meragukan tagihan tersebut untuk disetujui sehingga PPK perlu melakukan pengecekan secara materil. Sebaliknya, semakin kecil pergeserannya, semakin wajar tagihan tersebut dan PPK dapat segera membayar tagihan yang diterima. Analisis yang digunakan untuk membangun *early warning system* adalah analisis *clustering time series*. *Software* yang digunakan dalam melakukan analisis yaitu *software* R. Tahapan analisis yang dilakukan sebagai berikut:

1. *Preprocessing data*.
2. Eksplorasi data tagihan listrik pada PPP.
3. Membagi data menjadi menjadi data *training* dan data *testing*. Data *training* digunakan untuk keperluan analisis *clustering time series* dan pemodelan sedangkan data *testing* digunakan untuk evaluasi hasil peramalan.
4. Melakukan *clustering* dengan metode Hirarki dan jarak *autocorrelation based distance* pada algoritma *complete linkage*.
5. Melakukan analisis *time series* dari masing-masing *cluster* dengan tahapan sebagai berikut:
 - a. Melakukan pengecekan kestasioneran data. Pengujian atas kestasioneran data terhadap rata-rata menggunakan uji *Augmented Dickey Fuller* (ADF). Pengujian atas kestasioneran data terhadap ragam menggunakan uji Box Cox.
 - b. Pemodelan dengan melihat plot ACF dan PACF untuk mengidentifikasi ordo p, d, dan q pada model ARIMA.
 - c. Melakukan *overfitting* pada model yang telah ditentukan dan

menentukan *best model* dengan melihat nilai AIC terkecil.

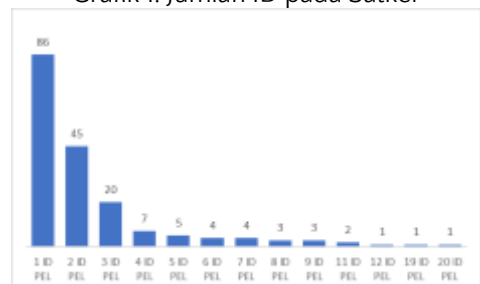
- d. Setelah ditentukan *best model*, selanjutnya dilakukan pendugaan parameter dengan metode *Maximum Likelihood Estimation* (MLE).
- e. Pengujian diagnostik sisaan dengan uji Ljung Box untuk pengecekan kebebasan sisaan (*white noise*) dan uji Kolmogorov Smirnov untuk pengecekan kenormalan sisaan.
- f. Melakukan prediksi atau peramalan (*forecasting*) realisasi tagihan listrik.
- g. Evaluasi hasil prediksi dengan membandingkan terhadap data *testing*.
- h. Menghitung jumlah realisasi tagihan listrik dan membandingkan terhadap pagu belanja listrik 522111.

HASIL PENELITIAN DAN PEMBAHASAN

A. Analisis Kewajaran Tagihan

Banyaknya ID Pelanggan menjadi salah satu hal yang krusial bagi PPK dalam melakukan pengecekan terhadap kewajaran tagihan. Pada tagihan listrik di PLN sebagaimana pada grafik 1, jumlah ID terbanyak yaitu 20 ID Pelanggan dimiliki oleh satu satker yaitu Kantor Pusat Sekretariat Jenderal Kementerian Keuangan.

Grafik 1. Jumlah ID pada Satker



Sumber: diolah penulis (2022)

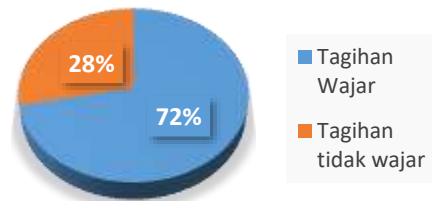
Dalam Laporan Pelaksanaan Kegiatan *Walkthrough* dalam Rangka Quality Assurance (Direktorat Sistem

Perbendaharaan, 2021), salah satu pertanyaan wawancara yang disampaikan kepada PPK di KPPN yang menjadi sampel adalah “bagaimana cara Bapak/Ibu meyakini kebenaran data tagihan yang masuk ke SAKTI?”. Jawaban yang didapatkan, selain melakukan pengecekan pada tagihan hardcopy yang masih dikirim PLN setempat atau melalui *e-commerce*, digunakan *common sense* untuk mempertimbangkan terjadinya kenaikan dan penurunan tagihan. Apabila dianggap masih wajar, maka dapat diyakini kebenaran tagihannya.

Analisis statistik deskriptif yang digunakan dalam tulisan ini adalah usaha untuk mengkuantifikasi *common sense* yang biasa digunakan otak manusia dalam mempertimbangkan kewajaran tagihan, *mimicking how the brain works*. Statistika deskriptif yang digunakan sebagai dasar untuk membandingkan nilai tagihan pada bulan berjalan dengan nilai tagihan pada bulan-bulan sebelumnya terdiri dari ukuran pemusatan data (mean, median, modus, min, dan max) dan ukuran penyebaran data (standar deviasi). Statistik deskriptif atas data historis dapat dijadikan alat evaluasi atas tagihan yang akan dibayarkan berikutnya.

Evaluasi dilakukan dengan melihat persentase selisih antara nilai tagihan baru dengan statistik deskriptif dari data historis. Semakin besar selisih yang terjadi, artinya tagihan baru tersebut semakin berpotensi tidak wajar. Penentuan tingkat kewajaran tagihan diberikan ambang batas 20% berdasarkan *subject matter expert*. Ukuran pemusatan dan penyebaran data diambil dari tagihan pada Bulan Agustus 2021 hingga Bulan Januari 2022. Berdasarkan hasil penelitian terhadap 465 ID yang diuji, persentase tingkat kewajaran tagihan PLN Bulan Februari 2022 sebagaimana pada diagram berikut.

Grafik 2. Diagram Kewajaran Tagihan



Sumber: diolah penulis (2022)

Hasil pengukuran dengan menggunakan data Bulan Februari menunjukkan sejumlah 131 dari 465 atau 28% tagihan dalam kategori tidak wajar sehingga diperlukan pengecekan oleh Pejabat Pembuat Komitmen. Sementara itu, sejumlah 334 dari 465 atau 72% Tagihan dalam kategori wajar sehingga tidak memerlukan verifikasi oleh Pejabat Pembuat Komitmen.

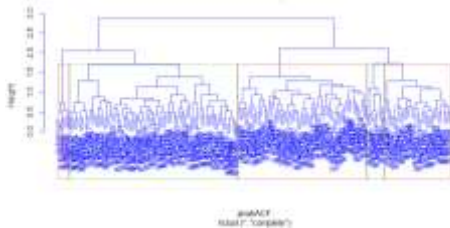
Sebagian besar dari tagihan PLN Bulan Februari 2022 dalam kategori wajar. Apabila pengukuran kewajaran tagihan tersebut dilakukan oleh sistem serta sistem melanjutkan secara otomatis ke proses pembayaran maka dapat membantu kinerja Pejabat Pembuat Komitmen dalam penyelesaian tagihan pada bulan berjalan.

B. Cluster Time Series

Pola data tagihan dari PT PLN di setiap satker memiliki besaran yang berbeda-beda. Meskipun demikian, satker-satker yang memiliki pola tagihan yang sama dapat dikelompokkan ke dalam suatu *cluster*. Pengelompokan tersebut menggunakan analisis *cluster time series*. Analisis ini sebagai *preprocessing* data sebelum dilakukan penentuan model peramalan data tagihan tiap satker yang terbaik sehingga bisa digunakan untuk menentukan kecukupan pagu satker.

Untuk *cluster time series*, ukuran kesamaan yang digunakan adalah *autocorrelation based distance* dengan algoritma *cluster* hirarki *complete linkage*. Menurut ukuran dan algoritma tersebut, dihasilkan dendrogram yang disajikan seperti pada Gambar 1.

Gambar 1. *Dendrogram Complete Linkage*



Sumber: diolah penulis (2022)

Berdasarkan Gambar 1 tersebut diatas, diperoleh sebanyak empat *cluster* yang akan digunakan dalam analisis ini dengan banyak anggota tiap *cluster* seperti Tabel 2 berikut.

Tabel 2. Banyak Anggota tiap *Cluster*

<i>Cluster</i>	Banyak Anggota	Mean
1	78	40.059.130
2	60	20.354.559
3	39	10.714.006
4	5	5.316.875

Sumber: diolah penulis (2022)

Menurut hasil *cluster* diatas, anggota terbanyak terdapat pada *cluster* 1 sejumlah 78 satker. Dari hasil *clustering*, rata-rata tagihan listrik terbesar terdapat pada *cluster* 1 yaitu sejumlah Rp40.059.130 sedangkan rata-rata tagihan listrik terendah terdapat pada *cluster* 4 yaitu sejumlah Rp5.316.875.

Analisis *time series* setiap *cluster* dilakukan dengan mengambil salah satu satker pada *cluster* yang bersangkutan kemudian memodelkan menggunakan ARIMA dengan *orde* yang sesuai *cluster* tersebut. Satker yang dijadikan sebagai sampel untuk melakukan *cluster time series* adalah kode satker 527982, 528099, 652460, dan 527933,

Tahapan *cluster time series* dimulai dengan pengecekan kestasioneran data. Hasil pengujian stasioneritas data dapat dilihat pada Tabel 3 berikut.

Tabel 3. Pengujian Kestasioneran Data

<i>Cluster</i>	<i>P-value ADF Test</i>	Δ Box Cox
----------------	-------------------------	------------------

1	0,01	-
2	0,01	0,9999242
3	0,02357	0,9999242
4	0,01	0,9663776
		0,9999242

Sumber: diolah penulis (2022)

Dilihat dari Tabel 3 diatas, pengujian ADF Test memiliki nilai *p-value* kurang dari 5%. Hal ini mengindikasikan bahwa data sudah stasioner terhadap rata-rata. Sedangkan lambda pada pengujian Box Cox menunjukkan nilai mendekati 1 dan/atau -1 sehingga bisa diindikasikan bahwa data sudah stasioner terhadap variasinya. Data yang sudah stasioner terhadap rata-rata dan variasi ini mengindikasikan bahwa tagihan listrik satker-satker tersebut mengalami fluktuasi yang konstan terhadap suatu nilai tertentu. Selanjutnya, dilakukan identifikasi model ARIMA seperti pada Tabel 4 berikut.

Tabel 4. Model ARIMA Tiap *Cluster*

<i>Cluster</i>	Model	AIC
1	ARIMA (0,2,1)	858,17
	ARIMA (0,2,2)*	839,71
2	ARIMA (1,2,1)	849,72
	ARIMA (0,1,1)	-935,7
	ARIMA (0,1,2)*	-943,39
3	ARIMA (2,1,1)	-941,22
	ARIMA (1,0,1)	-162,41
	ARIMA (2,0,0)*	-163,76
4	ARIMA (1,0,0)	-161,08
	ARIMA (0,2,2)	839,71
	ARIMA (1,2,2)	838,25
	ARIMA (2,2,2)*	836,38

Sumber: diolah penulis (2022)

Berdasarkan nilai *Akaike Information Criterion* (AIC) seperti yang terlihat pada Tabel 3, pemilihan model ARIMA terbaik dengan nilai AIC terkecil adalah ARIMA (0,2,2) untuk *cluster* 1, ARIMA (0,1,2) untuk *cluster* 2, ARIMA (2,0,0) untuk *cluster* 3 serta ARIMA (2,2,2) untuk *cluster* 4. Sebelum menggunakan model ARIMA tersebut untuk melakukan prediksi, perlu dilakukannya pengujian signifikansi parameter terhadap model. Hasil pengujian dapat dilihat pada Tabel 5 berikut.

Tabel 5. Pengujian Signifikansi Model

<i>Cluster</i>	Pengujian	<i>P-value</i>
----------------	-----------	----------------

1	<i>Box-Ljung Test</i>	0,4719
	<i>Kolmogorov-Smirnov Test</i>	0,7958
	<i>T-Test</i>	0,5229
2	<i>Box-Ljung Test</i>	0,81
	<i>Kolmogorov-Smirnov Test</i>	0,7555
	<i>T-Test</i>	0,5229
3	<i>Box-Ljung Test</i>	0,0998
	<i>Kolmogorov-Smirnov Test</i>	0,973
	<i>T-Test</i>	0,6764
4	<i>Box-Ljung Test</i>	0,8461
	<i>Kolmogorov-Smirnov Test</i>	0,3837
	<i>T-Test</i>	0,8657

Sumber: diolah penulis (2022)

Pada Tabel 5 menampilkan bahwa nilai *p-value* untuk *Box-Ljung Test*, *Kolmogorov-Smirnov Test* dan *T-Test* lebih besar daripada 5%. Ini mengindikasikan bahwa model memiliki kecukupan dalam hal memenuhi asumsi residual autokorelasi, berdistribusi normal serta sampel berasal dari dua populasi yang memiliki nilai tengah sama. Berdasarkan pengujian signifikansi model tersebut, didapatkan hasil bahwa empat model ARIMA terbaik seperti tampak pada Tabel 5 dapat digunakan untuk melakukan prediksi. Pada Tabel 6 berikut didapatkan salah satu hasil prediksi pada *cluster* 1 untuk kode satker 527027.

Tabel 6. Hasil Prediksi Cluster 3 Tahun 2022

Bulan	Realisasi	Prediksi
Januari	115.205.308	104.669.666
Februari	101.228.493	104.717.933
Maret		104.766.199
April		104.814.466
Mei		104.862.733

Juni	104.911.000
Juli	104.959.267
Agustus	105.007.534
September	105.055.800
Oktober	105.104.067
November	105.152.334
Desember	105.200.601

Sumber: diolah penulis (2022)

Berdasarkan hasil prediksi seperti Tabel 6 di atas, bulan Januari dan Februari apabila dibandingkan antara nilai realisasi dan prediksi memiliki selisih 9% dan 3%. Nilai ini masih dibawah batas kewajaran kesalahan hasil prediksi 10%. Hal ini mengindikasikan bahwa model ARIMA pada *cluster* 1 bisa digunakan sebagai acuan satker untuk melakukan prediksi tagihan listrik di tahun 2022 untuk mengetahui kecukupan pagu anggaran.

Tabel 7. Kecukupan/Ketidacukupan Pagu Anggaran Tahun 2022

Satker	Pagu	Prediksi	Keterangan
527982	144.000.000	117.475.917	Pagu Cukup
528099	120.000.000	118.775.981	Pagu Cukup
652460	180.000.000	82.937.374	Pagu Cukup
527933	18.900.000	13.473.667	Pagu Cukup

5270 27	1.216.296. 000	1.259.221. 600	Pagu Kurang
------------	-------------------	-------------------	----------------

Sumber: diolah penulis (2022)

Dari hasil prediksi selama tahun 2022 terhadap beberapa satker seperti pada Tabel 7 diatas, terdapat satu satker memiliki pagu anggaran yang tidak cukup untuk melakukan pembayaran tagihan listrik. Dengan adanya *early warning* seperti ini, satker bisa memprediksikan anggaran tagihan listriknya ke depan seperti apa sehingga bisa meminimalkan risiko gagal bayar tagihan listrik.

KESIMPULAN DAN SARAN

Berdasarkan hasil analisis kewajaran tagihan diatas, pengujian kewajaran tagihan dengan menggunakan statistika deskriptif dari informasi data tagihan bulan sebelumnya, dapat diselesaikan melalui sistem sebesar 72% karena tagihan terlihat wajar. Artinya hanya 28% yang perlu dilakukan pengecekan dan verifikasi oleh Pejabat Pembuat Komitmen.

Analisis *clustering time series* dengan ARIMA telah terbukti dapat digunakan untuk memprediksi kondisi kekurangan pagu pada satuan kerja khususnya pada akun 522111. Model ini dapat dijalankan ulang setiap bulan setelah terjadi realisasi untuk kemudian melakukan proyeksi kembali dan evaluasi ulang atas ketersediaan pagu. Dilakukannya *re-run* ini penting mengingat ada berbagai kondisi yang dapat berubah dari waktu ke waktu.

IMPLIKASI DAN KETERBATASAN

a. Implikasi

Implikasi praktis dari hasil penelitian ini adalah berhasilnya digali potensi pemanfaatan *data analytics* dalam upaya mengotomasi proses pengujian oleh PPK untuk tagihan-tagihan rutin seperti

contoh kasus tagihan listrik dalam penelitian ini. Hal ini dapat meringankan tugas PPK dalam kegiatan pengujian sehingga bisa lebih produktif dalam melaksanakan tugas-tugas yang bersifat analisis. Selain itu, metode ini dapat direplikasi pada berbagai jenis tagihan lainnya dan menjadi cikal bakal pengujian material secara elektronik.

Implikasi praktis lain dari hasil penelitian ini adalah tersedianya satu alat bantu yang bisa menjadi solusi atas permasalahan pagu minus yang masih sering terjadi pada satuan kerja dan berakibat pada terjadinya tunggakan listrik pemerintah kepada PT PLN. Hasil penelitian ini menunjukkan bahwa potensi pagu minus dapat diprediksi lebih awal sehingga dapat dilakukan tindakan preventif untuk menghindari terjadinya tunggakan atau pemutusan aliran listrik yang dapat mengganggu layanan pemerintah.

Implikasi teoritis dari hasil penelitian ini adalah diharapkan model yang digunakan dalam penelitian ini bisa memperkaya literatur kajian *data analytics* khususnya di bidang penerapan *data analytics* pada sektor keuangan pemerintah dan bidang *robotic process automation* (RPA).

b. Keterbatasan

Keterbatasan dalam penelitian ini adalah keterbatasan jumlah data, Peneliti hanya berhasil mendapatkan data tagihan dari bulan Januari 2019. Peneliti berikutnya disarankan untuk menggunakan jumlah data yang lebih besar

Keterbatasan lainnya adalah pengujian kewajaran tagihan menggunakan statistik deskriptif sederhana, Peneliti berikutnya bisa mengembangkan metode yang lebih kompleks untuk meningkatkan akurasi.

REFERENSI

Bank, T. W. (2020). Indonesia Public Expenditure Review: Spending for Better Results. wordbank.org/idper.

Diamond, B. H. P. and J. (1999). Guidelines for Public Expenditure Management. International Monetary Fund.

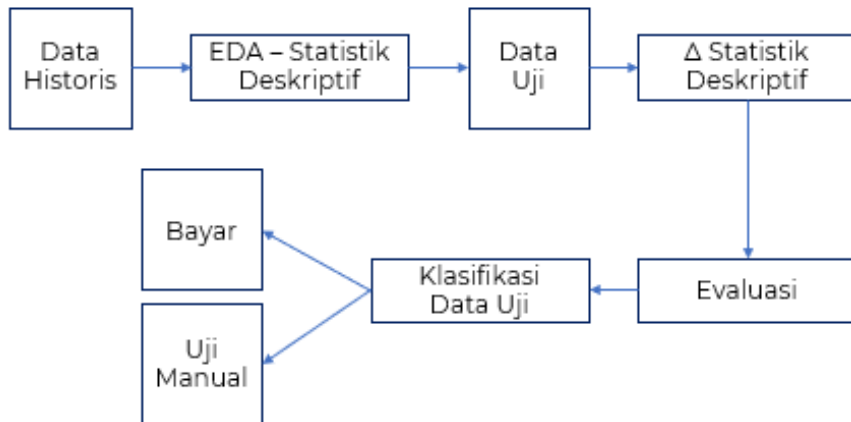
Bowerman, B.L. dan O'Connell, D. (1993). *Forecasting and Time Series : An Applied Approach, 3rd edition*. California: Duxbury Press.

Johnson, R. A., & Wichern, D. W. (2007). *Applied Multivariate Statistical Analysis, 6th Edition*. Pearson.

Kaufman L, Rousseeuw PJ. 1990. Finding Groups in Data: *An Introduction to Cluster Analysis*. New Jersey (US): John Wiley and Sons Inc.

Riyadi, M dkk. 2016. Data Mining Peramalan Konsumsi Listrik dengan Pendekatan *Cluster Time Series* sebagai *Preprocessing*, Jurnal Sains dan Seni ITS.

Lampiran 1. Alur Analisis Kewajaran Tagihan dengan Statistik Deskriptif.



Lampiran 2. Alur Analisis Kecukupan Pagu
dengan *Cluster Time Series*

