

REVOLUSI INDUSTRI 4.0 DALAM PENGELOLAAN KAS NEGARA: PEMODELAN PRAKIRAAN KAS NEGARA MENGGUNAKAN JARINGAN SARAF TIRUAN

Iskandar^a, Shuxiang Xu^b, Gary O'Donovan^c

^a Direktorat Jenderal Perbendaharaan, Kementerian Keuangan, Indonesia

Email: iskandar.060105658@gmail.com (penulis berkorespondensi)

^b School of Engineering and ICT, University of Tasmania, Australia Email: shuxiang.xu@utas.edu.au

^c Tasmanian School of Business and Economics, University of Tasmania, Australia

Email: gary.odonovan@utas.edu.au

ABSTRAK

The Fourth Industrial Revolution in Government Cash Management: Government Cash Forecasting Model using Artificial Neural Network.

The Fourth Industrial Revolution is associated with the automation process powered by artificial intelligent support in form of computer-based algorithms to improve effectiveness. Despite its success, Government Cash Management reform in Indonesia found it challenging to provide cash forecasting model with an accuracy that meets an acceptable level of materiality for the cash manager. Having a reliable cash forecasting model is essential for the government to achieve an effective government cash management. However, literature focussing on developing cash forecasting model is scarce. This study is intended to fill the gap by proposing procedures on constructing a reliable government cash forecasting model by comparing the performance of ARIMA, Artificial Neural Network (ANN), and Hybrid Model. The present research used historical data of all spending units' expenditures in Indonesia from the period 2009-2015. This paper gave an evidence that the Fourth Industrial Revolution in Government Cash Management is visible by empowering artificial intelligent advantages of ANN. The results provides evidence that ANN method, with its automation features, is superior compare to the statistical-based method, ARIMA and Hybrid Model. By utilising ANN method, the cash manager is hindered from the complication of finding the influencing factors to government cash forecasting accuracy.

Keywords: Government Cash Management, Government Cash Forecasting Model, ARIMA, ANN, Hybrid Model

Revolusi Industri 4.0 Dalam Pengelolaan Kas Negara: Pemodelan Prakiraan Kas Negara Menggunakan Jaringan Saraf Tiruan

Revolusi Industri 4.0 dipersepsikan sebagai bentuk otomatisasi yang dilakukan oleh kecerdasan buatan, dalam bentuk algoritma komputer, guna meningkatkan keefektifitasan suatu proses. Keberhasilan reformasi pengelolaan kas negara di Indonesia belum dapat dibarengi dengan tersedianya model prakiraan kas negara dengan tingkat akurasi yang diharapkan pengelola kas negara. Meski model prakiraan kas negara yang handal merupakan hal yang penting bagi terwujudnya pengelolaan kas negara yang efektif, penelitian yang berfokus pada penyusunan model prakiraan kas negar masih langka. Penelitian ini bertujuan untuk mengisi kekosongan tersebut dengan mengusulkan prosedur yang dapat diambil pemerintah dalam menyusun model prakiraan kas negara yang handal dengan membandingkan tingkat akurasi model yang dibangun dengan metode ARIMA, Jaringan Saraf Tiruan (JST), dan Model Hibrida. Makalah ini menggunakan data harian pencairan dana seluruh satuan kerja pengguna dana APBN tahun 2009-2015. Penelitian ini membuktikan bahwa Revolusi Industri 4.0 dalam pengelolaan kas negara dapat dilakukan dengan memberdayakan kecerdasan buatan yang dimiliki JST. Hasil penelitian ini menunjukkan bahwa kemampuan otomatisasi yang dimiliki JST untuk menangkap pola pencairan dana satuan kerja dapat menghasilkan model prakiraan kas yang lebih baik jika dibandingkan dengan metode ARIMA dan Model Hibrida. Metode JST dapat menghindarkan pengelola kas pada kerumitan dalam menentukan faktor-faktor yang mempengaruhi akurasi prakiraan kebutuhan dana pemerintah.

KATA KUNCI: Pengelolaan Kas Negara, Model Prakiraan Kas Negara, ARIMA, JST, Model Hibrida

1 PENDAHULUAN

Perkembangan teknologi yang membawa perubahan dalam perekonomian dunia secara revolusioner diistilahkan dengan revolusi industri. Dewasa ini, dunia menghadapi Revolusi Industri 4.0. Jika ketiga revolusi industri sebelumnya ditandai dengan penemuan mesin uap yang mendorong proses mekanisasi, listrik, dan perkembangan teknologi informasi, maka Revolusi Industri 4.0 didorong oleh adanya *Cyber-Physical Systems* dimana proses mekanisasi dikendalikan dan dimonitor oleh kecerdasan buatan dalam bentuk algoritma komputer (Kagermann, Wahlster, dan Helbig 2013). Revolusi Industri 4.0 dipersepsikan sebagai bentuk otomatisasi guna meningkatkan keefektifitasan suatu proses.

Menyikapi fenomena global tersebut, pada tanggal 4 April 2018 Pemerintah Republik Indonesia melalui Kementerian Perindustrian meluncurkan "*Making Indonesia 4.0*" yang merupakan strategi Indonesia dalam memasuki era Revolusi Industri 4.0 untuk mewujudkan pertumbuhan ekonomi yang berkelanjutan. Inisiatif ini menjadi arah kebijakan terkait pengembangan industry Indonesia di masa depan yang menjadikan lima sektor industri sebagai fokusnya (Kemenperin 2018). Namun demikian, *road map* tersebut hanya memfokuskan pada penyiapan sektor industri dalam menghadapi Revolusi Industri 4.0.

Penelitian yang memfokuskan pada analisis hubungan antara pengeluaran pemerintah dan pertumbuhan ekonomi telah banyak dilakukan. Penelitian tersebut didasari oleh pendapat bahwa anggaran negara merupakan instrumen utama pemerintah untuk melakukan intervensi terhadap pertumbuhan ekonomi (Allen dan Tommasi 2001). Teori tentang hubungan antara pengeluaran pemerintah dan pertumbuhan ekonomi dapat dikelompokkan menjadi dua, yaitu pendapat yang utarakan oleh Adolph Wagner dan pandangan John Maynard Keynes. Meski demikian, krisis yang dialami oleh Yunani pada tahun 2010 membuktikan bahwa pertumbuhan ekonomi yang berkelanjutan tidak hanya bergantung pada bagaimana hubungan antara pengeluaran pemerintah dan perekonomian, tetapi juga pada bagaimana pemerintah mengelola sumber daya keuangan yang dimiliki dalam membiayai pengeluarannya. Oleh karena itu pengelolaan kas pemerintah¹ yang efektif sangat diperlukan.

Kegagalan pemerintah dalam mengelola kas negara yang berakibat tidak tersedianya dana guna membiayai pengeluaran pemerintah dapat mengganggu kemampuan pemerintah memberikan pelayanan publik kepada masyarakat. Dilain sisi, penarikan pinjaman yang tidak diantisipasi sebelumnya untuk menutupi pengeluaran pemerintah akan meningkatkan beban pemerintah dan mempengaruhi kredibilitas pemerintah. Krisis yang dialami Yunani pada tahun 2010 merupakan contoh kasus dimana kegagalan pemerintah dalam mengelola kas secara efektif menyebabkan membengkaknya biaya pinjaman (*cost of borrowing*) guna membiayai pengeluaran pemerintah. Tidak hanya berdampak pada kondisi dalam negeri Yunani, krisis tersebut juga berpotensi menular pada sistem perekonomian yang lebih luas (Arghyrou dan Tsoukalas 2011, Kouretas dan Vlamis 2010). Hal ini memberikan gambaran bahwa untuk mewujudkan perekonomian yang berkelanjutan, tidak hanya ditempuh dengan penguatan sektor industri dalam menghadapi Revolusi Industri 4.0, tapi juga pengelolaan kas negara (PKN) yang efektif. Untuk itu penelitian ini dimaksudkan untuk memberikan alternatif pendekatan Revolusi Industri 4.0 dalam PKN, khususnya dalam pengembangan model prakiraan kas pemerintah.

¹ Selanjutnya penulis menggunakan istilah Pengelolaan Kas Negara

Penelitian dibidang PKN menekankan pentingnya memprediksi kebutuhan kas pemerintah sebagai unsur yang harus dipenuhi guna mewujudkan PKN yang efektif (Storkey 2003, Mu 2006, Lienert 2009, Williams 2009). Meski demikian, kemampuan negara berkembang untuk memprakirakan keperluan dana dimaksud masih rendah (Mu 2006). Untuk itu, Mu (2006) menyarankan negara berkembang untuk menganalisa pola permintaan dana dan menyusun model prakiraan kas yang dapat diandalkan guna memperkuat sistem PKN mereka (Mu, 2006).

Secara umum, prakiraan kas pemerintah dapat disusun dengan menggunakan pendekatan *bottom-up*, yang memanfaatkan informasi yang disampaikan instansi pemerintah pengguna anggaran (*spending unit*) kepada Pengelola Kas Negara, dan pendekatan *top-down*, yang menggunakan informasi yang dimiliki Pengelola Kas Negara berupa data historis pengeluaran pemerintah (Williams 2010, 2009). Penelitian yang mengambil tema PKN telah banyak dilakukan. Namun demikian, studi yang memfokuskan pada pengembangan model prakiraan kas pemerintah masih langka. Penelitian ini termotivasi untuk mengisi celah tersebut dengan memfokuskan pada upaya pengembangan model prakiraan kas pemerintah.

Salah satu metode yang umum digunakan dalam melakukan prakiraan data time series adalah *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA) yang diperkenalkan pertama kali oleh Box dan Jenkins (1976). Meski dianggap memiliki fleksibilitas dalam penerapannya, ARIMA tidak dapat menangkap pola nonlinier yang ada pada data time series (Zhang 2003). Untuk mengatasi hal tersebut, Zhang, Patuwo, dan Hu (2001) menyarankan penggunaan metode Jaringan Saraf Tiruan (JST) yang dapat meningkatkan akurasi model prakiraan pada kasus dimana data time series memiliki pola nonlinier. Namun ada kalanya data time series memiliki pola linier dan nonlinier disaat yang bersamaan. Pada kasus seperti itu, Zhang (2003) mengusulkan penggunaan model hibrida dimana pola linier dianalisis menggunakan ARIMA dan JST digunakan untuk menganalisis pola nonlinier. Meski demikian, penelitian yang dilakukan Taskaya-Temizel dan Casey (2005) menunjukkan bahwa penggunaan model hibrida tidak selalu menghasilkan model prakiraan yang terbaik.

Salah satu unsur dalam metode JST adalah algoritma pembelajaran (Yildiz dan Yezegel 2010). Algoritma pembelajaran memungkinkan JST untuk melakukan identifikasi data input, konfigurasi hubungan antar input dalam sebuah model, analisis terhadap model, dan optimalisasi model yang dihasilkan tanpa intervensi manusia. Fitur kecerdasan buatan yang dimilikinya menjadikan metode JST sebagai salah satu alat pengimplementasian Revolusi Industri 4.0 (Dopico et al. 2016). Penelitian ini bertujuan untuk menyusun model prakiraan kas pemerintah dengan tingkat akurasi yang diharapkan oleh pengelola kas pemerintah. Guna mencapai tujuan tersebut, penelitian ini menggunakan metode JST sebagai upaya penerapan prinsip Revolusi Industri 4.0 dalam pengelolaan kas negara. Sebagai pembanding, penelitian ini juga menyusun model prakiraan kas pemerintah dengan menggunakan metode ARIMA dan Hibrida untuk mencari model dengan tingkat akurasi terbaik.

Penelitian ini melandaskan teorinya pada area studi *Public Expenditure Management*. Potter dan Diamond (1999) membagi topik pembahasan *Public Expenditure Management* menjadi tiga, yaitu Penyusunan Anggaran, Pelaksanaan Anggaran, dan Pengelolaan Kas. Disaat pertimbangan terkait indikator ekonomi makro (pertumbuhan ekonomi, tingkat inflasi, harga komoditas, dll) terhadap anggaran pemerintah dilaksanakan pada Penyusunan Anggaran dan Pelaksanaan Anggaran membahas tentang prosedur pelaksanaan pengeluaran pemerintah (proses pengadaan, proses pencairan dana anggaran, dll), Pengelolaan Kas memastikan

ketersediaan dana bagi pemerintah untuk menyelenggarakan pelayanan publik dengan cara yang paling efektif (Allen dan Tommasi 2001). Penelitian ini memfokuskan pada upaya pengembangan model prakiraan kas pemerintah sebagai upaya mewujudkan PKN yang efektif.

Penelitian ini secara spesifik ditujukan untuk mengembangkan model prakiraan kas pemerintah, dengan tingkat akurasi yang memenuhi harapan Pengelola Kas Negara. Untuk mencapai tujuan tersebut, penulis menggunakan pendekatan *top-down* dengan menggunakan informasi dari data historis pengeluaran instansi pengguna anggaran seluruh Indonesia. Temuan penelitian ini berkontribusi bagi penelitian dibidang PKN, terutama bagi pengembangan model prakiraan kas yang merupakan elemen kunci dalam mencapai PKN yang efektif. Kemampuan pemerintah yang lebih baik untuk memproyeksikan kebutuhan dana mereka secara lebih tepat akan meningkatkan kemampuan mereka dalam mengelola kas secara efektif sehingga beban yang timbul akibat pinjaman dapat dihindari.

Dalam rangka memberikan pemahaman yang lebih baik terhadap data yang digunakan dalam penelitian ini, gambaran singkat pengeluaran pemerintah Indonesia dipaparkan pada Bagian 2. Bagian 3 dan 4 memaparkan tentang metode yang digunakan dalam penelitian ini serta model yang hasil. Bagian 5 merupakan kesimpulan.

2 KERANGKA TEORITIS

2.1 Revolusi Industri 4.0 di Indonesia

Istilah Revolusi Industri 4.0 pertama kali muncul pada Hannover Fair tahun 2011 sebagai sebuah inisiatif yang selanjutnya diadopsi oleh Pemerintah Jerman menjadi bagian dari strategi pengembangan industri yang disebut High-Tech Strategy 2020 (Lasi et al. 2014). Revolusi Industri 4.0 selanjutnya mendapat perhatian yang lebih luas pada tahun 2016, dimana Revolusi Industri 4.0 menjadi fokus utama diskusi dalam pertemuan tahunan Forum Ekonomi Dunia (*World Economic Forum*), sebuah organisasi nirlaba terkemuka internasional.

Revolusi Industri 4.0 merupakan lajutan dari perkembangan teknologi pada sektor industri manufaktur. Revolusi Industri 1.0 ditandai dengan penggunaan mesin bertenaga uap yang memungkinkan proses mekanisasi dalam industri manufaktur. Revolusi ini menghasilkan mesin pemintal benang mekanik pada tahun 1784. Revolusi Industri 2.0 memanfaatkan tenaga listrik sebagai penggerak produksi massal berdasarkan pembagian kerja, dimana sistem lini produksi pertama diterapkan pada rumah pemotongan hewan di Cincinnati, USA pada tahun 1870. Selanjutnya perkembangan elektronik dan teknologi informasi memungkinkan otomatisasi pada proses manufaktur menjadi pemicu munculnya Revolusi Industri 3.0 dimana sebuah program komputer bernama Modicon 084 pertama kali digunakan sebagai alat pengontrol mesin manufaktur pada tahun 1969. Otomatisasi tersebut dikembangkan menjadi sistem yang mengintegrasikan keseluruhan proses manufaktur kedalam sebuah lingkungan pintar (*smart environment*) bernama *Cyber-Physical Systems* dalam Revolusi Industri 4.0. Hal ini dimungkinkan dengan hadirnya teknologi *Internet of Things*, dimana proses produksi dikendalikan dan dimonitor oleh kecerdasan buatan (*artificial intelligence*) dalam bentuk algoritma komputer (Kagermann, Wahlster, dan Helbig 2013).

Sebagai bagian dari perekonomian global, Pemerintah Indonesia bersiap menghadapi Revolusi Industri 4.0. dengan menginisiasi strategi yang diberi nama "*Making Indonesia 4.0*" pada tanggal 4 April 2018. Inisiasi ini merupakan acuan arah

kebijakan pengembangan industri manufaktur Indonesia di masa yang akan datang. Dengan penerapan Revolusi Industri 4.0 diharapkan dapat momentum revitalisasi industri manufaktur Indonesia guna meningkatkan produktifitas pekerja, mendorong ekspor netto, dan menambah lapangan pekerjaan sebagai landasan pertumbuhan ekonomi Indonesia untuk menuju 10 ekonomi terbesar di dunia pada tahun 2030 (Kemenperin 2018).

"*Making Indonesia 4.0*" memfokuskan pada lima sektor industri, yaitu industri makanan dan minuman, tekstil dan pakaian, otomotif, kimia, dan elektronik. Pemilihan kelima sektor tersebut berdasarkan beberapa kriteria antara lain: kontribusi masing-masing sektor terhadap PDB, perdagangan, multiplier effect masing-masing sektor, besaran investasi, dan kecepatan penetrasi pasar. Secara agregat, kelima sektor industri tersebut menyumbang sebesar 60% PDB manufaktur, 65% ekspor manufaktur, dan menyerap 60% tenaga kerja sektor manufaktur (Kemenperin 2018).

Selain itu, didalam *road map* kebijakan terkait Revolusi Industri 4.0 ini Pemerintah Indonesia juga menetapkan sepuluh prioritas kebijakan nasional yang ditujukan untuk mengurangi hambatan pengembangan industri manufaktur di Indonesia, yaitu: perbaikan alur aliran barang dan material, desain ulang zona industri, mengakomodasi standar-standar keberlanjutan, memberdayakan UMKM, membangun infrastruktur digital nasional, menarik minat investasi asing, peningkatan kualitas SDM, pembangunan ekosistem inovasi, insentif untuk investasi teknologi, dan harmonisasi aturan dan kebijakan (Kemenperin 2018).

2.2 Pengelolaan Kas Negara di Indonesia

Storkey (2003) mendefinisikan PKN sebagai serangkaian strategi yang diambil oleh pemerintah untuk memastikan sejumlah uang tersedia untuk memenuhi kewajiban pemerintah pada waktu yang tepat dengan cara yang paling efektif. Peran penting pemerintah dalam penyediaan layanan publik bagi masyarakat menjadikan fungsi PKN semakin sentral dalam perekonomian (Widodo et al. 2014).

Kebutuhan akan PKN yang lebih berkualitas menjadi perhatian Pemerintah Indonesia sejak diberlakukannya paket Undang-Undang Keuangan Negara² tahun 2003 dimana PKN menjadi salah satu fokusnya (Widodo et al., 2014). Penerapan *Treasury Single Account* (TSA) terhadap transaksi penerimaan dan pengeluaran serta *Treasury Notional Pooling* (TNP) terhadap saldo rekening bendahara, penandatanganan Nota Kesepahaman antara Kementerian Keuangan selaku pengelola kas negara dan bank sentral terkait remunerasi saldo TSA, dan penyusunan sistem prakiraan kas pemerintah merupakan indikator penerapan prinsip-prinsip PKN yang mengikuti best practice sebagaimana yang disampaikan oleh Lienert (2009) dan Williams (2010).

PKN yang efektif dapat diwujudkan dengan meningkatkan kemampuan Pengelola Kas Negara dalam memprediksi kebutuhan kas pemerintah (Storkey 2003, Mu 2006, Lienert 2009, Williams 2009). Meski demikian, kapasitas negara berkembang untuk memprakirakan keperluan dana dimaksud masih rendah (Mu 2006). Untuk itu, Mu (2006) menyarankan negara berkembang untuk menganalisa pola permintaan dana dan menyusun model prakiraan kas yang dapat diandalkan guna memperkuat sistem PKN mereka (Mu, 2006). Secara teori, terdapat dua pendekatan dalam menyusun prakiraan kas pemerintah, yaitu *bottom-up* dan *top-down* (Williams 2010, 2009).

² UU Nomor 17 Tahun 2003 tentang Keuangan Negara, UU Nomor 1 Tahun 2004 tentang Perbendaharaan Negara, dan UU Nomor 15 Tahun 2004 tentang Pemeriksaan Pengelolaan dan Tanggung Jawab Keuangan Negara

Pendekatan *bottom-up* mengandalkan informasi kebutuhan dana yang disampaikan instansi pemerintah pengguna anggaran (*spending unit*) kepada Pengelola Kas Negara secara berkala. Atas dasar informasi tersebut, Pengelola Kas Negara menyusun prakiraan kas pemerintah. Dilain sisi, pendekatan *top-down* menggunakan data historis pengeluaran pemerintah yang tersimpan dalam *database* yang dimiliki oleh Pengelola Kas Negara. Dengan menggunakan data historis tersebut, Pengelola Kas Negara menyusun model prakiraan kas pemerintah sebagai dasar dalam memprakirakan kebutuhan kas pemerintah untuk masa yang akan datang (Williams 2010, 2009).

Sistem prakiraan kas pemerintah yang diterapkan Pemerintah Indonesia saat ini cenderung menggunakan pendekatan *bottom-up*. Meski reformasi PKN di Indonesia terbilang sukses, Widodo et al. (2014) melaporkan bahwa prakiraan kas pemerintah selama ini belum memberikan tingkat akurasi yang diharapkan oleh Pengelola Kas Negara. Salah satu penyebabnya adalah kewajiban penyampaian Rencana Penarikan Dana beserta pemutakhirannya, kepada Pengelola Kas secara berkala (harian, mingguan, dan bulanan) yang dirasakan berat bagi satker (Widodo et al. 2014). Lebih lanjut Widodo et al. (2014) mengusulkan penggunaan pendekatan *top-down* dengan mengeksplorasi data historis guna meningkatkan akurasi prakiraan kas pemerintah.

Pengeluaran pemerintah di Indonesia dapat dikelompokkan menjadi beberapa jenis sebagai berikut: Belanja Pegawai, Belanja Barang dan Jasa, Belanja Modal, Belanja Pembayaran Kewajiban Utang, Belanja Subsidi, Belanja Hibah, Belanja Bantuan Sosial, dan Belanja Lain-lain (Minister of Finance 2015). Jika dilihat dari karakteristik pelaksanaannya, jenis pengeluaran tersebut diatas dapat dikelompokkan menjadi Pengeluaran Terjadwal dan Pengeluaran Tidak Terjadwal.

Pengeluaran Terjadwal merupakan pengeluaran yang waktu dan nilai rupiah pengeluaran tersebut dapat diprediksi dengan baik sebelum pengeluaran tersebut terjadi. Hal ini dimungkinkan dengan adanya peraturan yang mengatur tentang waktu dan besaran dana yang dibutuhkan untuk pengeluaran tersebut. Belanja Pegawai, Belanja Pembayaran Kewajiban Utang, Belanja Subsidi, dan Belanja Hibah merupakan bagian dari Pengeluaran Terjadwal.

Sebaliknya, pada Pengeluaran Tidak Terjadwal, waktu dan jumlah dana yang dibutuhkan bervariasi pada setiap periode sehingga sulit bagi Pengelola Kas Pemerintah menentukan dengan pasti sebelum satker mengajukan perintah pembayaran atas pengeluaran dimaksud. Pengeluaran Tidak Terjadwal sepenuhnya menjadi kewenangan satuan kerja dalam menentukan waktu dan jumlah dana yang diperlukan. Pengeluaran Tidak Terjadwal ini mencakup Belanja Barang dan Jasa, Belanja Modal, dan Belanja Bantuan Sosial.

Belanja Barang dan Jasa digunakan untuk membiayai kegiatan operasional satuan kerja yang menyesuaikan dengan kebutuhan masing-masing satker yang bersifat situasional. Pada beberapa kegiatan pengadaan yang dibiayai dengan menggunakan Belanja Modal, satuan kerja perlu menyelaraskan pencairan dana mereka dengan tahapan-tahapan dalam proses pengadaan. Beberapa kegiatan, karena sifat pekerjaannya, harus menunggu sampai waktu tertentu agar dapat berjalan dengan baik (misalnya pekerjaan dibidang pertanian yang dipengaruhi oleh cuaca dan musim). Membuat prakiraan kebutuhan dana bagi Pengeluaran Tidak Terjadwal merupakan pekerjaan yang menantang (Widodo et al. 2014). Karakteristik unik yang dimiliki oleh Pengeluaran Tidak Terjadwal dapat mempengaruhi tingkat akurasi proyeksi kebutuhan kas yang telah direncanakan sebelumnya. Usaha yang sungguh-sungguh dalam memprakirakan Pengeluaran Tidak Terjadwal diperlukan guna

menjamin tingkat akurasi kebutuhan kas pemerintah memenuhi harapan Pengelola Kas Pemerintah. Untuk alasan tersebut, penelitian ini berfokus pada Pengeluaran Tidak Terjadwal dalam mengembangkan model prakiraan kas pemerintah.

2.3 Hubungan Revolusi Industri 4.0 dan Pengelolaan Kas Negara

Penelitian yang memfokuskan pada analisis hubungan antara pengeluaran pemerintah dan pertumbuhan ekonomi telah banyak dilakukan dengan pelbagai seting. Tang (2010), Abrishami et al. (2013), dan Chipaumire, Ngirande, dan Ruswa (2014) menggunakan nilai agregat pengeluaran pemerintah sebagai proxy. Oluwatobi dan Ogunrinola (2011), Magazzino (2012), dan Ogujiuba dan Ehigiamusoe (2014) meneliti pengaruh tiap-tiap jenis pengeluaran terhadap kinerja perekonomian dengan menggunakan data per jenis pengeluaran pemerintah. Beberapa penelitian menggunakan satu negara sebagai kasus studi penelitian mereka (Chude dan Chude 2013, Menyah dan Wolde-Rufael 2013, Alshahrani dan Alsadiq 2014), sementara yang lain menjadikan beberapa negara sebagai objek penelitian mereka (Lamartina dan Zaghini 2011, Magazzino 2011, Kuckuck 2012).

Penelitian-penelitian tersebut melandaskan teorinya pada dua pendapat, yaitu pendapat yang utarakan oleh Adolph Wagner dan pandangan John Maynard Keynes. Wagner (1883) memandang bahwa pengeluaran pemerintah dipengaruhi oleh pertumbuhan ekonomi, dimana peningkatan perekonomian suatu negara akan menuntut pemerintahan negara tersebut untuk lebih ekspansif terhadap pengeluarannya, sementara Keynes (1936) berpendapat sebaliknya dimana pengeluaran pemerintah menjadi generator pertumbuhan ekonomi suatu negara (Tang 2010). Namun demikian, krisis ekonomi yang dialami oleh Yunani pada tahun 2010 membuktikan bahwa terlepas dari teori mana yang berlaku dalam perekonomian suatu negara, pertumbuhan ekonomi yang berkelanjutan juga ditentukan oleh kualitas PKN.

Kegagalan pemerintah dalam mengelola kas negara yang berakibat tidak tersedianya dana guna membiayai pengeluaran pemerintah dapat mengganggu kemampuan pemerintah memberikan pelayanan publik kepada masyarakat. Dilain sisi, penarikan pinjaman yang tidak diantisipasi sebelumnya untuk menutupi pengeluaran pemerintah akan meningkatkan beban pemerintah dan mempengaruhi kredibilitas pemerintah. Krisis yang dialami Yunani pada tahun 2010 merupakan contoh kasus dimana kegagalan pemerintah dalam mengelola kas secara efektif menyebabkan membengkaknya biaya pinjaman (*cost of borrowing*) guna membiayai pengeluaran pemerintah. Tidak hanya berdampak pada kondisi dalam negeri Yunani, krisis tersebut juga berpotensi menular pada sistem perekonomian yang lebih luas (Arghyrou dan Tsoukalas 2011, Kouretas dan Vlamis 2010). Hal ini memberikan gambaran pentingnya PKN yang efektif pada suatu perekonomian.

Revolusi Industri 4.0 telah menjadi keniscayaan dalam tatanan ekonomi global. Untuk menghadapi hal tersebut, pemerintah Indonesia telah menyiapkan strategi pengembangan Revolusi Industri 4.0 melalui "*Making Indonesia 4.0*". Namun demikian, *road map* tersebut hanya memfokuskan pada penyiapan sektor industri dalam menghadapi Revolusi Industri 4.0. Jika bercermin pada krisis ekonomi yang dialami Yunani pada tahun 2010 sebagaimana diungkapkan sebelumnya, maka pemerintah Indonesia perlu menyiapkan strategi penerapan Revolusi Industri 4.0 dalam PKN untuk mencapai pertumbuhan ekonomi yang berkelanjutan.

Revolusi Industri 4.0 dipandang sebagai sebuah distrupsi (Papadopoulos dan Spanaki 2017), dimana Revolusi Industri 4.0 merubah cara pandang kita terhadap industri yang selama ini kita kenal. Diperlukan pendekatan-pendekatan baru dalam

memandang hal-hal yang telah kita ketahui selama ini. Oleh karena itu, dewasa ini banyak bermunculan penelitian-penelitian yang memfokuskan pada pemenuhan dukungan terhadap Revolusi Industri 4.0. Misalnya, dalam ranah penelitian terkini muncul istilah Work 4.0 (Salimi 2015) untuk menggambarkan pasar tenaga kerja di era Revolusi Industri 4.0, Education 4.0 (Ciolacu et al. 2018) yang mendiskusikan konsep Pendidikan yang menunjang Revolusi Industri 4.0, dan Materials 4.0 (Jose dan Ramakrishna 2018) yang didefinisikan sebagai “the Fourth Paradigm of Materials Research” yang sejalan dengan Revolusi Industri 4.0. Distrupsi ini tentu saja juga berlaku dalam tatanan PKN yang, sebagaimana telah diuraikan sebelumnya, merupakan salah satu factor yang dapat mempengaruhi perekonomian yang berkelanjutan. Hal ini semakin menunjukkan hubungan Revolusi Industri 4.0 dan PKN yang erat.

2.4 Penelitian Terdahulu

Beberapa penelitian terbaru membuktikan bahwa model ARIMA dapat memberikan akurasi yang baik dalam memproses data time series (Mondal, Shit, dan Goswami 2014, Ariyo, Adewumi, dan Ayo 2014, Alkhazaleh 2018, Jiang et al. 2018). Mondal, Shit, dan Goswami (2014) menggunakan data bulanan harga saham yang terdaftar pada pasar bursa india untuk periode April 2012 - February 2014. Alkhazaleh (2018) menggunakan data mingguan indeks harga saham sektor perbankan pada pasar bursa Amman, Jordan untuk periode Januari 2010 - April 2015. Dengan menggunakan tahunan dari tahun 2000-2015, Jiang et al. (2018) berpendapat bahwa 15 observasi sudah mencukupi dalam melakukan estimasi dan menarik informasi penting yang ada dalam data. Secara lebih spesifik Ariyo, Adewumi, dan Ayo (2014) membuktikan bahwa untuk prakiraan data *time series* jangka pendek (harian), model ARIMA dapat menghasilkan model dengan tingkat akurasi yang memadai.

Meski dapat diterapkan dalam hampir semua data *time series*, salah satu kelemahan model ARIMA adalah tidak dapat menangkap pola nonlinieritas yang terkandung dalam data (Zhang 2003). Sebuah studi eksperimental oleh Zhang, Patuwo, dan Hu (2001) mengemukakan bahwa model JST dapat memberikan prediksi yang lebih baik pada data nonlinear. Sejumlah penelitian terkini membuktikan keunggulan JST dalam menyusun model prakiraan kas dibandingkan metode lainnya (Acuna, Ramirez, dan Curilem 2012, Venkatesh et al. 2014, Dandekar dan Ranade 2015, Mishra dan Dehuri 2014).

Terkadang pola linier dan nonlinier muncul pada data *time series*. Untuk mengatasi hal tersebut, Zhang (2003) mengusulkan penggunaan model hibrida dimana analisis pola linier menggunakan ARIMA dan pola nonlinier menggunakan JST. Beberapa penelitian terkini (Yu et al. 2014, Khandelwal, Adhikari, dan Verma 2015, Moretti et al. 2015, Chaâbane 2014, de Oliveira dan Ludermir 2016) menunjukkan bahwa penggunaan model hibrida lebih superior, namun Taskaya-Temizel dan Casey (2005) berpendapat bahwa model hibrida tidak selalu memberikan tingkat akurasi model yang terbaik.

Penelitian ini diarahkan untuk menyusun model prakiraan kas pemerintah berdasarkan pendekatan *top-down* untuk meningkatkan akurasi prakiraan kas pemerintah dengan memanfaatkan metode dan teknik prakiraan yang tersedia. Berdasarkan penelitian terdahulu, metode ARIMA, JST, dan Hibrida dapat digunakan sebagai tehnik penyusunan model prakiraan kas pemerintah. Meski metode *machine learning* jarang digunakan dan merupakan metode baru di dalam penelitian ekonomi, penelitian yang dilakukan Acuna, Ramirez, dan Curilem (2012), Venkatesh et al.

(2014), Dandekar dan Ranade (2015), Mishra dan Dehuri (2014) menunjukkan bahwa model JST terbukti menghasilkan tingkat akurasi yang lebih baik dibandingkan metode lainnya dalam memprediksi kebutuhan kas dimasa depan. Oleh karena itu, metode JST dapat menjadi kandidat terbaik dalam menyusun model prakiraan kas pemerintah.

3 METODOLOGI PENELITIAN

3.1 Data

Penelitian ini menggunakan data harian pengeluaran seluruh satuan kerja instansi pemerintah pusat pada tahun anggaran 2009–2015. Data tersebut diperoleh dari database Direktorat Jenderal Perbendaharaan, Departemen Keuangan Republik Indonesia selaku Pengelola Kas Negara.

Variable yang digunakan adalah Total Pengeluaran Tidak Terjadwal (*LT*) dan Total Pagu Pengeluaran Tidak Terjadwal (*LP*). *LT* merupakan hasil agregasi pencairan dana harian Belanja Barang dan Jasa, Belanja Modal, dan Belanja Bantuan Sosial, sementara *LP* adalah sisa pagu harian anggaran untuk Belanja Barang dan Jasa, Belanja Modal, dan Belanja Bantuan Sosial. Kedua variabel tersebut disajikan dalam bentuk logaritma natural.

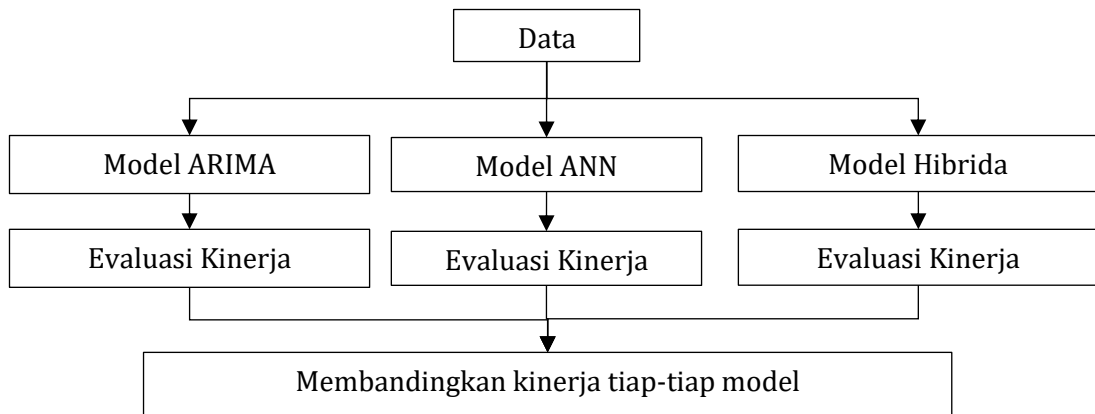
Penelitian ini membagi data menjadi dua set data untuk menghindari fenomena *overfitting*, yaitu data pelatihan (*training data*) sebanyak 1227 observasi (2009–2013) dan data pengujian (*testing set*) sebanyak 488 observasi (2014–2015). Pemilihan testing set dengan periode 2 tahun dimaksudkan untuk melihat kinerja model dalam memprediksi perubahan pola pengeluaran pemerintah pada setiap tahunnya dalam periode observasi. Deskripsi statistik variabel yang digunakan dalam penelitian ini dapat dilihat pada Tabel 1.

Table 1 Deskripsi statistik variabel (dalam logaritma natural)

Variable	Mean	Std. Dev.	Maximum	Minimum
<i>LT</i>	27.04	3.09	30.96	0
<i>LP</i>	33.18	0.43	33.86	31.52

3.2 Rancangan Penelitian

Tiga metode digunakan untuk membangun model prakiraan kas pemerintah secara terpisah. Tiga metode tersebut adalah ARIMA, JST, dan Hibrida. Kinerja prakiraan setiap model selanjutnya dibandingkan satu dengan yang lain berdasarkan kriteria tertentu untuk mengetahui model prakiraan kas pemerintah yang terbaik. Rancangan penelitian ini dapat dilihat pada Gambar 1.



Gambar 1 Rancangan Penelitian

3.3 ARIMA Model

ARIMA merupakan metode yang populer digunakan dalam melakukan prediksi nilai masa depan suatu data *time series*. Sebagai salah satu model statistik, ARIMA mengeksplorasi nilai lampau suatu data *time series* dan residual model untuk memprediksi nilai masa depan data *time series* dimaksud. Menerapkan ARIMA yang tidak memerlukan landasan teori tertentu berkenaan dengan hubungan antar variabel yang digunakan merupakan salah satu keunggulan model ARIMA dalam memprediksi nilai masa depan data *time series* (Gujarati dan Porter 2009).

ARIMA diperoleh dari bentuk umum model ARMA (Mondal, Shit, dan Goswami 2014). ARMA (p, q) memiliki persamaan matematik sebagai berikut:

$$Y_t = \theta + \alpha_1 Y_{t-1} + \dots + \alpha_p Y_{t-p} + \varepsilon_t + \beta_1 \varepsilon_{t-1} + \dots + \beta_q \varepsilon_{t-q} \quad 1)$$

dimana,

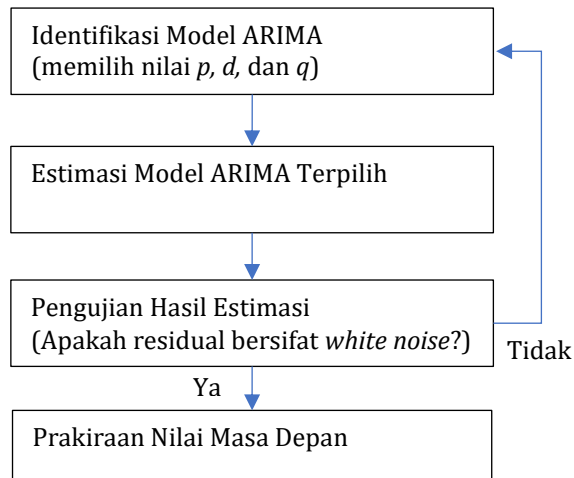
Y_t : data pada saat t

ε_t : residual pada saat t

θ : konstanta

α, β : koefisien

Untuk memastikan analisis yang dihasilkan *robust*, data *time series* harus bersifat stasioner. Jika data yang digunakan tidak stasioner, maka perlu dilakukan proses *differencing* sebanyak d kali sampai data yang dimaksud stasioner atau biasa disebut *integrated* pada orde d ($I(d)$). Jika data *time series* pada Persamaan 1 adalah $I(d)$, maka kita peroleh bentuk formal model ARIMA menjadi $ARIMA(p, d, q)$, di mana p , merupakan orde *autoregressive* (AR), d , merupakan proses *differencing*, dan q , merupakan orde *moving average* (MA). Nilai p , d , dan q akan mempengaruhi model ARIMA yang digunakan (Gujarati dan Porter 2009).



Sumber: Gujarati dan Porter (2009)

Gambar 2 Prosedur ARIMA

Lebih lanjut Gujarati dan Porter (2009) menjelaskan metode ARIMA dilakukan dalam empat langkah, seperti yang ditunjukkan pada Gambar 2. Identifikasi model ARIMA dilakukan dengan menggunakan pengujian stasioner dan pengujian *correlogram* dari *Autocorrelation Function* (ACF), dan *Partial Autocorrelation Function* (PACF). Setelah model ARIMA diperoleh langkah selanjutnya adalah melakukan estimasi terhadap model ARIMA tersebut. Jika residual yang dihasilkan bersifat acak dan tidak berkorelasi satu dengan yang lainnya atau *white noise*, maka model ARIMA terpilih adalah model yang terbaik. Jika residual yang dihasilkan tidak *white noise*, maka perlu dipertimbangkan model ARIMA lainnya. Jika terdapat lebih dari satu model dengan residual bersifat *white noise*, maka model terbaik dipilih menggunakan metode pemilihan model semisal *Akaike Information Criterion* (AIC), *Schwarz Bayesian Criteria* (SBC), dan lainnya. Langkah terakhir adalah melakukan prakiraan nilai masa depan berdasarkan model ARIMA terpilih.

Pada kasus dimana terdapat variabel lain yang berpengaruh terhadap data, maka bentuk umum ARMA (p, q) pada persamaan 1) dapat dimodifikasi menjadi sebagai berikut:

$$Y_t = \theta + X_t + \alpha_1 Y_{t-1} + \dots + \alpha_p Y_{t-p} + \varepsilon_t + \beta_1 \varepsilon_{t-1} + \dots + \beta_q \varepsilon_{t-q} \quad 2)$$

dimana,

X_t : variabel exogen pada saat t

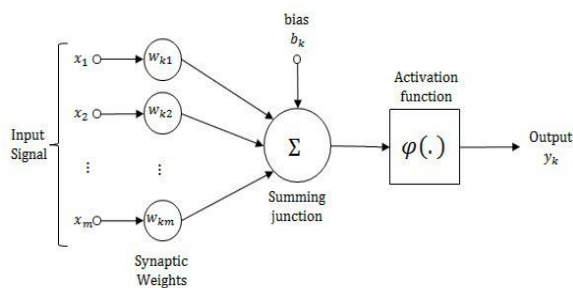
Persamaan 2) merupakan persamaan ARIMA dengan variabel exogen (ARIMAX). Dalam penelitian ini, variabel LT dan LP dianalisis mengikuti persamaan ARIMAX sebagaimana disebut diatas dimana variabel LP bertindak sebagai variabel exogen.

3.4 Jaringan Syaraf Tiruan

JST adalah model komputasi yang menirukan sistem saraf pada mahluk hidup sebagai suatu sistem pengolahan informasi (Zhang, Patuwo, dan Hu 1998). JST merupakan bagian dari metode *Machine Learning* yang memanfaatkan kemampuan unit komputer untuk mempelajari sinyal yang diterima (input) guna menghasilkan keluaran (output) berdasarkan pengalaman, contoh, dan/atau analogi dari sinyal

yang diterima sebelumnya (Negnevitsky 2005). Kecerdasan buatan yang dimiliki JST merupakan fitur penting dalam penerapan Revolusi Industri 4.0 (Dopico et al. 2016).

Komponen utama dalam membangun suatu JST adalah neuron, koneksi, dan algoritma pembelajaran (Yildiz dan Yezegel 2010). Neuron merupakan unit pengolahan informasi yang terdiri dari serangkaian konektor, biasa disebut sinapsis, yang menghubungkan signal dari input ke output maupun ke neuron lainnya. Setiap sinapsis memiliki bobot yang merepresentasikan seberapa kuat suatu signal mempengaruhi sistem yang ada. Bobot masing-masing sinapsis ditentukan melalui tahapan berulang hingga diperoleh nilai yang paling optimal. Proses iterasi inilah yang disebut sebagai algoritma pembelajaran (Haykin 1999). Gambar 2 menunjukkan salah satu bentuk neuron pada JST.



Gambar 2 Neuron
Sumber: Haykin (1999)

Dalam sebuah neuron k , data input x_j pada sinapsis j dikalikan dengan bobot sinapsis w_{kj} . Total dari perkalian tersebut ditambah dengan bias b_k menjadi sebuah nilai yang disebut *linear combiner* v_k . Bias tersebut berfungsi untuk menaikkan atau menurunkan signal input sebelum dilakukan perhitungan menggunakan fungsi aktivasi $\varphi(\cdot)$ (Haykin 1999). Keluaran neuron y_k selanjutnya dapat digunakan oleh neuron lain sebagai masukan (Butler 2006). Neuron k dapat ditulis dalam persamaan matematika sebagai berikut:

$$y_k = \varphi(v_k) \quad 3)$$

dimana,

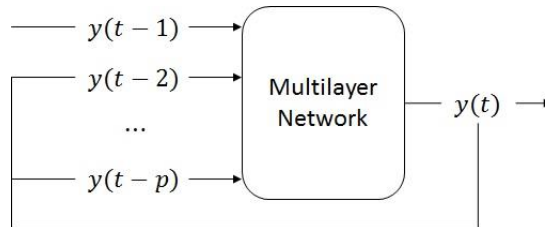
$$v_k = \sum_{j=1}^m w_{kj} x_j + b_k$$

Pada implementasinya, arsitektur yang digunakan dalam membangun JST sangat beragam. Variasi ini ditentukan dari bagaimana neuron-neuron pada sebuah JST saling berhubungan. Pada penelitian ini, penulis mengikuti Ruiz et al. (2016) menggunakan Nonlinear Autoregressive Neural Network (NAR) dan Nonlinear Autoregressive Neural Network with exogenous inputs (NARX). NAR digunakan sebagai metode pemodelan JST dimana tidak terdapat variabel exogen, sementara NARX digunakan untuk kasus dimana terdapat variabel exogen.

NAR dapat dinyatakan dalam persamaan matematika sebagai berikut:

$$y_t = \varphi(y_{t-1}, y_{t-2}, \dots, y_{t-p}) + \varepsilon_t \quad 4)$$

dimana y_t merupakan nilai variabel y pada waktu t , p merupakan lag masa lalu (*time delay*) yang menentukan jumlah input pada NAR, $\varphi(\cdot)$ merupakan fungsi aktivasi, dan ε_t merupakan residual. Arsitektur NAR dapat dilihat pada Gambar 3.

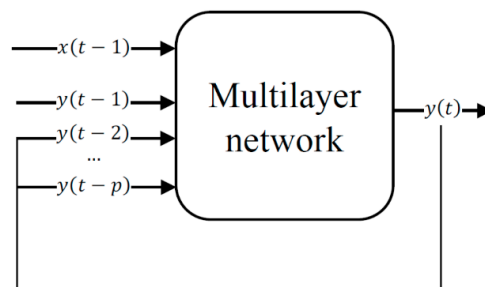


Gambar 3 Arsitektur NAR
Sumber: Ruiz et al. (2016)

Sama halnya dengan NAR, NARX juga dapat dinyatakan dalam persamaan matematika sebagai berikut:

$$y_t = \varphi(x_{t-1}, x_{t-2}, \dots, x_{t-k}, y_{t-1}, y_{t-2}, \dots, y_{t-p}) + \varepsilon_t \quad 5)$$

dimana x_t merupakan nilai exogenous variabel x pada waktu t , q merupakan lag masa lalu yang menentukan jumlah exogenous input pada NARX. Arsitektur NARX dapat dilihat pada Gambar 4.



Gambar 4 Arsitektur NARX
Sumber: Ruiz et al. (2016)

Pada JST, beberapa neuron dapat berkumpul membentuk lapisan (*layer*). NAR dan NARX terdiri dari beberapa lapisan yang menghubungkan antara lapisan input (*input layer*) dan lapisan output (*output layer*). Lapisan penghubung tersebut dikenal dengan nama lapisan tersembunyi (*hidden layer*). Penentuan lapisan tersembunyi dan jumlah neuron per lapisan ditentukan dengan cara *trial dan error* hingga diperoleh hasil yang diinginkan. Meski demikian, perlu diingat bahwa semakin banyak jumlah neuron akan meningkatkan kompleksitas jaringan. Disisi lain, semakin sedikit jumlah neuron akan membatasi kemampuan komputasi dan kinerja jaringan (Ruiz et al. 2016). Algoritma pembelajaran Levenberg-Marquardt (LM) Backpropagation merupakan algoritma pembelajaran yang paling umum digunakan pada JST karena kecepatan komputasi yang dimilikinya (Ayala dan Coelho 2016, Dudek 2016).

3.5 Model Hibrida

Model hibrida menggabungkan lebih dari satu metode dalam menyusun model prakiraan dengan tujuan untuk meningkatkan tingkat akurasi yang dihasilkan. Penggunaan model hibrida didasarkan pada asumsi bahwa sulit untuk mengetahui secara pasti karakteristik suatu data apakah mengikuti pola linier atau nonlinier.

Dalam penyusunan model prakiraan kas negara menggunakan Model Hibrida, penelitian ini mengikuti metode yang diusulkan Zhang (2003). ARIMA model digunakan untuk menganalisa data. Dengan asumsi bahwa ARIMA hanya dapat menangkap pola linier, maka informasi nonlinier yang mungkin terkandung dalam data terakomodir pada residual yang dihasilkan. Selanjutnya, metode JST digunakan untuk menganalisa pola nonlinier pada residual dimaksud.

Prosedur model hibrida secara lebih rinci dijelaskan sebagai berikut. Langkah pertama adalah dengan mengasumsikan bahwa data time series y_t memiliki struktur pola linier L_t , dan pola nonlinier, N_t sehingga dapat ditulis dalam persamaan matematis sebagai berikut:

$$y_t = L_t - N_t \quad 6)$$

Metode ARIMA melakukan estimasi terhadap pola linier L_t sehingga residual yang dihasilkan r_t mengandung informasi nonlinier data time series y_t yang dapat ditulis sebagai berikut:

$$r_t = y_t - \hat{L}_t \quad 7)$$

dimana \hat{L}_t merupakan nilai prakiraan L_t .

Selanjutnya informasi nonlinier yang terkandung dalam r_t diestimasi menggunakan metode JST sebagai berikut:

$$\hat{r}_t = f(r_{t-1}, r_{t-2}, \dots, r_{t-q}) + \varepsilon_t \quad 8)$$

dimana f merupakan fungsi JST dan ε_t adalah residual Model Hibrida sehingga nilai prakiraan Model Hibrida dapat dihitung menggunakan persamaan sebagai berikut:

$$\hat{y}_t = \hat{L}_t + \hat{r}_t + \varepsilon_t \quad 9)$$

3.6 Metode evaluasi prakiraan

Pemilihan model terbaik dilakukan dengan melakukan evaluasi terhadap kinerja tiap-tiap model. Mengikuti penelitian Khdanelwal, Adhikari, dan Verma (2015), kinerja tiap-tiap model dievaluasi dengan berdasarkan pada pengukuran nilai Mean Square Error (MSE). Nilai MSE yang rendah menunjukkan kesesuaian antara model dan data yang tinggi. Persamaan matematika MSE adalah sebagai berikut:

$$MSE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (\hat{y}_i - y_i)^2 \quad 10)$$

dimana y_t merupakan nilai aktual dan \hat{y}_t adalah nilai prakiraan.

4 HASIL DAN PEMBAHASAN

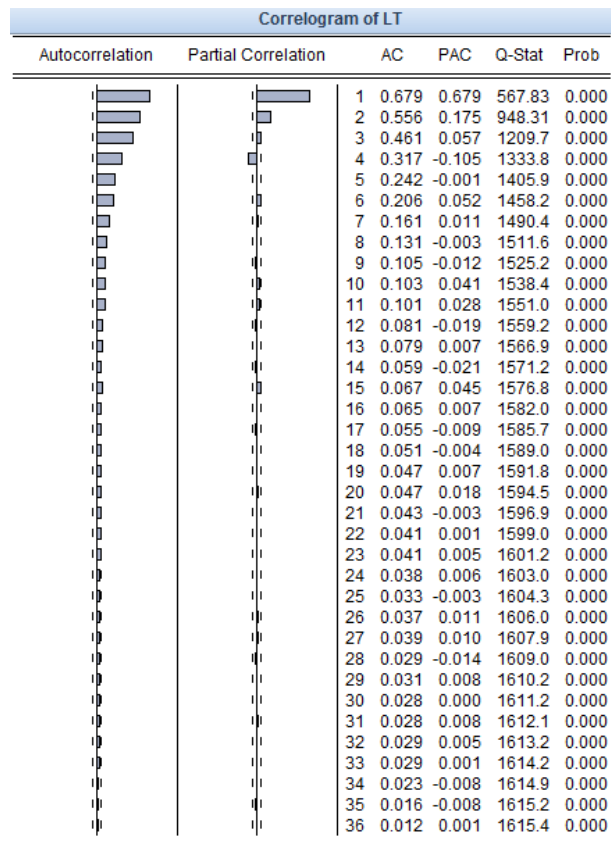
4.1 ARIMA Model

Langkah pertama yang perlu dilakukan dalam sebelum melakukan estimasi data time series adalah memastikan bahwa data dimaksud stasioner. Penelitian ini menggunakan uji akar unit Augmented Dicky-Fuller (ADF) untuk memeriksa stasioneritas data. Pengujian akar unit menunjukkan bahwa variabel LT dan LP stasioner atau terintegrasi pada orde 0/I(0) sebagaimana dapat dilihat pada tabel 1. Berdasarkan hasil uji stasioneritas tersebut dapat disimpulkan bahwa orde integrasi (d) model ARIMAX adalah 0.

Table 1 Uji Stasioneritas Variable

Variabel	ADF test statistis	Test critical values			Kesimpulan
		1%	5%	10%	
LT	-13.37	-3.43	-2.86	-2.57	I(0)
LP	-3.85				I(0)

Selanjutnya untuk menentukan nilai orde AR (p) dan orde MA (q) model ARIMAX yang kita bangun dapat ditentukan dengan melakukan analisa terhadap grafik Correlogram ACF dan PACF pada Gambar 4 dimana maksimum lag korelasi variabel LT adalah 4. Ini menunjukkan bahwa orde AR (p) dan orde MA (q) model ARIMA maksimum adalah 4.



Gambar 4 Correlogram ACF dan PACF variabel LT

Pemilihan model ARIMAX terbaik dilakukan dengan menggunakan Akaike Information Criterion (AIC), Bayesian Information Criterion (BIC), dan Hannan-Quinn Information Criterion (HQC). Semakin rendah nilai yang diberikan semakin baik model tersebut. AIC menyarankan ARIMAX(4,0,4) sebagai model terbaik sementara BIC dan HQC memilih ARIMAX(1,0,2) sebagaimana dapat dilihat pada Lampiran 1. Untuk memilih model terbaik diantara kedua model tersebut, terhadap masing-masing model dilakukan estimasi. Model dengan dengan tingkat akurasi prakiraan yang tertinggi, ditandai dengan nilai MSE terendah, adalah model yang terpilih. Penelitian ini memilih model ARIMAX(1,0,2) sebagai model ARIMA terbaik. Hal ini juga didukung oleh pengujian *white noise* terhadap residual yang dihasilkan, dimana residual yang dihasilkan bersifat acak dan tidak berkorelasi satu dengan yang lainnya

sebagaimana dapat dilihat pada Lampiran 2. Hasil estimasi dan kinerja prakiraan model ARIMA(1,0,2) dapat dilihat pada Lampiran 3.

4.2 Jaringan Syaraf Tiruan

Dengan mempertimbangkan adanya variabel exogen, model prakiraan kas negara dengan menggunakan JST dilakukan dengan metode NARX yang disusun menggunakan MATLAB Toolbox dengan beberapa modifikasi untuk mengakomodir kebutuhan pengolahan data. Dengan menggunakan MATLAB Toolbox, dalam melakukan estimasi, peneliti hanya memasukkan informasi terkait time delay, jumlah Lapisan Tersembunyi, dan jumlah neuron pada tiap-tiap lapisan tersembunyi. Selanjutnya algoritma komputer akan secara otomatis melakukan perhitungan yang diperlukan untuk menghasilkan nilai keluaran (output) yang sesuai dengan parameter yang ditetapkan sebelumnya. Model NARX yang terpilih adalah model yang dapat mengoptimalkan kinerja prakiraan berdasarkan kriteria MSE.

Time delay, jumlah Lapisan Tersembunyi, dan jumlah neuron pada tiap-tiap Lapisan tersembunyi dipilih melalui proses *trial-and-error*, dimana perubahan parameter arsitektur NARX, seperti penambahan/pengurangan time delay, jumlah lapisan, dan jumlah neuron, tidak dapat meningkatkan kinerja model. Fungsi transfer yang digunakan pada lapisan tersembunyi adalah Tan-sigmoid dan pada lapisan output adalah linear, yang merupakan pengaturan default bagi NARX. Untuk algoritma pembelajaran dipilih LM Backpropagation. Arsitektur NARX yang digunakan dalam penelitian ini terangkum dalam Tabel 2. Gambaran arsitektur NARX secara utuh dapat dilihat pada lampiran 4.

Tabel 2 Arsitektur Model NARX

Input Variable	Hidden Layer	Neuron pada setiap Hidden Layer	Output
$Y_{t-1}, Y_{t-2}, X_{t-1}$	5	15	Y_t

4.3 Model Hibrida

Model hibrida mengkombinasikan method ARIMA dan JST menjadi satu model prakiraan dengan harapan bahwa ARIMA dapat menangkap pola linier dan JST mengintepretasikan pola nonlinier yang mungkin dimiliki oleh data time series. Pada tahap pertama, model hibrida melakukan estimasi data time series dengan menggunakan metode ARIMA. Dalam hal ini Model ARIMAX(1,0,2) sebagaimana yang diuraikan pada bagian 4.1. Tahapan selanjutnya adalah residual yang dihasilkan oleh Model ARIMAX(1,0,2) tersebut digunakan sebagai input bagi JST, dalam hal ini NAR. Dalam menentukan model terbaik, NAR menggunakan prosedur yang sama dengan yang digunakan NARX sebagaimana telah dijabarkan pada Bagian 4.2 diatas. Perbedaannya adalah pada variabel input dimana NAR hanya memiliki satu input variabel yang juga merupakan output variable. Arsitektur model NAR terpilih dalam penelitian ini terangkum dalam Tabel 3. Gambaran arsitektur NAR secara utuh dapat dilihat pada lampiran 5. Perlu menjadi catatan disini adalah arsitektur model NARX pada table 2 dan NAR pada table 3 sama, yaitu 5 lapisan tersembunyi (*Hidden Layer*) dengan 15 neurons pada tiap lapisannya. Hal ini terjadi melalui proses *trial-and-error* bukan diatur untuk menjadi sama.

Tabel 3 Arsitektur Model NAR

Input Variable	Hidden Layer	Neuron pada setiap Hidden Layer	Output
Y_{t-1}, Y_{t-2}	5	15	Y_t

4.4 Evaluasi Prakiraan

Evaluasi Kinerja prakiraan masing-masing model pada Tabel 4 menunjukkan bahwa penggunaan metode JST dalam menyusun model prakiraan kas pemerintah dapat meningkatkan kinerja pemodelan jika dibandingkan dengan penggunaan metode ARIMA dan Model Hibrida.

Tabel 4 Perbandingan kinerja prakiraan masing-masing model

Metode	MSE
ARIMA	1.44
JST	1.21
Hibrida	1.37

Secara keseluruhan, hasil penelitian ini menunjukkan bahwa pendekatan Revolusi Industri 4.0 dalam PKN sangat memungkinkan untuk dilakukan. Fitur kecerdasan buatan yang dimiliki oleh JST merupakan alternatif yang menjanjikan dalam menyusun model prakiraan kas pemerintah yang memiliki tingkat akurasi yang diharapkan oleh pengelola kas negara.

Sebagaimana telah diutarakan pada bagian sebelumnya, model ARIMA dapat menangkap dengan baik pola linear yang mungkin terkandung dalam data, sementara model JST dapat menangkap pola nonlinear, dan model Hibrida dapat menangkap kedua pola tersebut. Dengan terpilihnya model JST sebagai model terbaik, maka dapat diduga bahwa data data yang digunakan dalam penelitian ini memiliki pola nonlinier.

Meski terbukti dapat meningkatkan performa model prakiraan kas pemerintah, jika dibandingkan dengan metode ARIMA, namun penggunaan Model Hibrida gagal menjadi model prakiraan terbaik. Hal ini sejalan dengan penelitian Taskaya-Temizel dan Casey (2005) yang berpendapat bahwa menggabungkan dua metode dalam menyusun model prakiraan tidak selalu memberikan hasil akurasi yang terbaik.

5 KESIMPULAN

Revolusi Industri 4.0 telah menjadi tren dan keniscayaan dalam perekonomian global. Indonesia secara khusus meluncurkan "*Making Indonesia 4.0*" sebagai strategi dan road map pengembangan industri Indonesia dalam mengahdapai Revolusi Industri 4.0. Tujuannya adalah agar Indonesia dapat bersaing dalam perekonomian global sehingga terwujudnya pertumbuhan ekonomi yang berkelanjutan dengan target menjadi salah satu dari 10 kekuatan ekonomi terbesar di dunia berdasarkan PDB pada tahun 2030. Meski demikian, krisis yang dialami Yunani pada tahun 2010 menunjukkan bahwa PKN yang efektif merupakan hal yang krusial bagi suatu pemerintahan untuk mencapai pertumbuhan ekonomi yang berkelanjutan.

Sebagai sebuah distrupsi, diperlukan pendekatan-pendekatan baru dalam menyikapi aktifitas keseharian kita dalam merespon Revolusi Industri 4.0. Munculnya Work 4.0, Education 4.0, dan Materials 4.0 yang mengemukakan konsep baru di bidang tenaga kerja, pendidikan, dan bahan baku adalah jawaban tantangan perubahan lingkungan. Hal yang sama juga diperlukan dalam bidang PKN dalam

rangka mendukung pencapaian pertumbuhan ekonomi yang berkelanjutan di era Revolusi Industri 4.0.

Penelitian terdahulu menunjukkan bahwa mewujudkan PKN yang efektif dapat dilakukan dengan meningkatkan kemampuan pemerintah dalam membangun model prakiraan kas negara dengan tingkat akurasi yang memenuhi harapan pengelola kas negara. Meski demikian, penelitian yang berfokus pada membangun model prakiraan kas pemerintah masih jarang dilakukan. Penelitian ini berkontribusi dalam mengisi celah tersebut dengan menginvestigasi prosedur pemodelan yang memberikan tingkat akurasi terbaik berdasarkan standar kriteria prakiraan. Disaat yang sama penelitian ini juga meneliti kemungkinan penggunaan pendekatan Revolusi Industri 4.0 dalam menyusun model prakiraan kas pemerintah. Untuk mencapai tujuan tersebut, penelitian ini menggunakan data harian Total Pengeluaran Tidak Terjadwal dan Total Pagu Pengeluaran Tidak Terjadwal satuan kerja seluruh Indonesia dari tahun 2009-2015.

Hasil penelitian menunjukkan bahwa pendekatan Revolusi Industri 4.0 di bidang PKN, dalam hal ini pemodelan prakiraan kas negara, sangat memungkinkan untuk dilaksanakan. Kemampuan kecerdasan buatan yang dimiliki JST dalam melakukan otomatisasi analisis dan optimalisasi terbukti dapat menghasilkan model dengan tingkat akurasi yang lebih baik jika dibandingkan dengan method ARIMA, dan Model Hibrida. Dalam metode JST, langkah pertama yang diperlukan adalah menentukan arsitektur JST yang antara lain mencakup jumlah lapisan (*layers*) dan jumlah syaraf (*neurons*) dalam jaringan. Setelah arsitektur JST ditentukan, langkah selanjutnya adalah melatih JST dengan menggunakan data yang tersedia sebelum digunakan dalam proses prakiraan. Dalam proses latihan tersebut, JST secara otomatis melakukan konfigurasi dan optimalisasi dalam menjelaskan hubungan antar variabel dalam data yang digunakan. Akurasi model yang dihasilkan dipengaruhi oleh arsitektur JST yang ditentukan pada langkah pertama. Arsitektur JST yang menghasilkan tingkat akurasi terbaik dapat dilakukan dengan menggunakan tehnik "*trial-and-error*".

Kemampuan JST untuk menangkap pola pencairan dana satuan kerja secara otomatis menunjukkan bahwa kecerdasan buatan dapat menjadi alternatif dalam penyusunan model prakiraan kas negara tanpa melalui proses identifikasi hubungan antar variabel yang digunakan dalam model tersebut. Terpilihnya JST sebagai model terbaik dibandingkan dengan model Hibrida sejalan dengan pendapat Taskaya-Temizel dan Casey (2005), dimana menggabungkan dua metode pemodelan kedalam Model Hibrida, dalam hal ini ARIMA dan JST, tidak selalu menghasilkan model prakiraan dengan performa terbaik.

Penelitian ini merekomendasikan pengelola kas negara untuk menggunakan pendekatan *top-down* dalam membangun model prakiraan kas pemerintah sebagai bagian dari menyusun sistem prakiraan kas negara dalam rangka mewujudkan PKN yang efektif. Membangun model prakiraan kas pemerintah dengan menggunakan metode yang memiliki kemampuan kecerdasan buatan dapat menjadi alternatif solusi dalam menghadapi distrupsi Revolusi Industri 4.0.

6 IMPLIKASI DAN KETERBATASAN

Hasil penelitian ini menunjukkan bahwa penggunaan kecerdasan buatan dalam membangun model prakiraan kas negara sangat mungkin untuk dilakukan dan sanggup memberikan tingkat akurasi yang memadai bagi pengelola kas pemerintah. Penggunaan kecerdasan buatan berupa algoritma komputer dapat menjawab

kesulitan pemodel dalam menjelaskan hubungan antar variabel yang digunakan dalam menyusun model prakiraan guna menghasilkan tingkat akurasi yang diharapkan. Kemampuan menganalisa, mengonfigurasi, dan mengoptimalkan proses hubungan dapat dilakukan secara otomatis melalui algoritma komputer sehingga kerumitan dalam menentukan faktor-faktor yang mempengaruhi akurasi prakiraan kebutuhan dana pemerintah dapat dihindari oleh pengelola kas pemerintah.

Penelitian ini membantu pemerintah untuk mengelola kas pemerintah secara lebih efektif. Dengan memiliki prakiraan kas pemerintah yang akurat, pengelola kas dapat terhindar dari biaya-biaya terkait penarikan pinjaman yang tidak diperlukan. Meski penelitian ini menggunakan data pemerintah Indonesia, dalam hal ini pemerintah pusat, namun prosedur yang disajikan dalam penelitian ini dapat pula diimplementasikan pada pemerintahan negara lainnya atau pun oleh pemerintah daerah.

Penelitian ini hanya menggunakan total sisa pagu anggaran sebagai variabel bebas dalam membangun model prakiraan kas pemerintah. Memasukkan variabel waktu kedalam model prakiraan kas negara guna melihat dinamika harian pengeluaran pemerintah terhadap akurasi prakiraan kas negara dapat menjadi fokus penelitian selanjutnya. Dalam penelitian ini, NARX digunakan sebagai teknik JST guna menyusun model prakiraan kas pemerintah. Penelitian selanjutnya dapat mempertimbangkan untuk menggunakan teknik JST lainnya.

DAFTAR PUSTAKA

- Abrishami, Hamid, Mostafa Boroujli, Mahan Amin, dan Mohsen Mehrara. 2013. "Government expenditure dan economic growth in Iran." *International Letters of Social dan Humanistic Sciences* (11):76-83.
- Acuna, G., C. Ramirez, dan M. Curilem. 2012. "Comparing NARX dan NARMAX models using ANN dan SVM for cash demand forecasting for ATM." *Neural Networks (IJCNN), The 2012 International Joint Conference on, 10-15 June 2012*.
- Alkhazaleh, Mansour M. H. 2018. "Forecasting Banking Volatility in Amman Stock Exchange by Using ARIMA Model." *British Journal of Management* 29 ((03)). doi: 10.5281/zenodo.1186821.
- Allen, Richard, dan Daniel Tommasi. 2001. *Managing Public Expenditure: A Reference Book for Transition Countries*: OECD Publishing.
- Alshahrani, Mr Saad A, dan Mr Ali J Alsadiq. 2014. *Economic growth dan government spending in Saudi Arabia: An empirical investigation*: International Monetary Fund.
- Argyrou, Michael G., dan John D. Tsoukalas. 2011. "The Greek Debt Crisis: Likely Causes, Mechanics dan Outcomes." *World Economy* 34 (2):173-191. doi: 10.1111/j.1467-9701.2011.01328.x.
- Ariyo, Adebiyi A, Adewumi O Adewumi, dan Charles K Ayo. 2014. "Stock price prediction using the ARIMA model." *komputer Modelling dan Simulation (UKSim), 2014 UKSim-AMSS 16th International Conference*.
- Ayala, Helon Vicente Hultmann, dan Leandro dos Santos Coelho. 2016. "Cascaded evolutionary algorithm for nonlinear system identification based on correlation functions dan radial basis functions neural networks." *Mechanical Systems dan Signal Processing* 68-69:378-393. doi: <http://dx.doi.org/10.1016/j.ymssp.2015.05.022>.

- Box, George EP, dan Gwilym M Jenkins. 1976. "Time series analysis: Forecasting dan control." In Holden-Day series in time series analysis. Holden-Day.
- Butler, David Andrew. 2006. "Enhancing Automotive Stability Control with Artificial Neural Networks." PhD, School of Engineering, University of Tasmania.
- Chaâbane, Najeh. 2014. "A hybrid ARFIMA dan neural network model for electricity price prediction." *International Journal of Electrical Power & Energy Systems* 55:187-194.
- Chipaumire, Gabriel, Hlanganipai Ngirande, dan Yewukai Ruswa. 2014. "The Impact of Government Spending on Economic Growth: Case South Africa." *Mediterranean Journal of Social Sciences* 5 (1):109.
- Chude, Nkiru Patricia, dan Daniel Izuchukwu Chude. 2013. "Impact of government expenditure on economic growth in Nigeria." *International journal of business dan management review* 1 (4):64-71.
- Ciolacu, M., A. F. Tehrani, R. Beer, dan H. Popp. 2018. "Education 4.0-Fostering student's performance with machine learning methods."
- Dandekar, Pushkar V, dan Ketki M Ranade. 2015. "ATM Cash Flow Management." *International Journal of Innovation, Management dan Technology* 6 (5):343.
- de Oliveira, João F. L., dan Teresa B. Ludermir. 2016. "A hybrid evolutionary decomposition system for time series forecasting." *Neurocomputing* 180:27-34. doi: 10.1016/j.neucom.2015.07.113.
- Dopico, M, A Gomez, D De la Fuente, N García, R Rosillo, dan J Puche. 2016. "A vision of industry 4.0 from an artificial intelligence point of view." *Proceedings on the International Conference on Artificial Intelligence (ICAI)*.
- Dudek, G. 2016. "Multilayer perceptron for GEFCom2014 probabilistic electricity price forecasting." *International Journal of Forecasting*. doi: 10.1016/j.ijforecast.2015.11.009.
- Gujarati, Damodar N., dan Dawn C. Porter. 2009. *Basic Econometrics*. 5th ed. Boston: McGraw-Hill/Irwin.
- Haykin, Simon 1999. *Neural Networks: A Comprehensive Foundation*. Edited by 2. 2 ed. USA: Prentice Hall International, Inc.
- Jiang, S., C. Yang, J. Guo, dan Z. Ding. 2018. "ARIMA forecasting of China's coal consumption, price dan investment by 2030." *Energy Sources, Part B: Economics, Planning dan Policy* 13 (3):190-195. doi: 10.1080/15567249.2017.1423413.
- Jose, Rajan, dan Seeram Ramakrishna. 2018. "Materials 4.0: Materials big data enabled materials discovery." *Applied Materials Today* 10:127-132. doi: <https://doi.org/10.1016/j.apmt.2017.12.015>.
- Kagermann, Henning, Wolfgang Wahlster, dan Johannes Helbig. 2013. "Recommendations for implementing the strategic initiative INDUSTRIE 4.0."
- Kemenperin. 2018. *Making Indonesia 4.0*. edited by Kementerian Perindustrian Republik Indonesia. Jakarta.
- Keynes, John Maynard. 1936. *The general theory of employment, interest, dan money*. New York: Harcourt, Brace dan Co.
- Khandelwal, Ina, Ratnadip Adhikari, dan Ghanshyam Verma. 2015. "Time Series Forecasting Using Hybrid ARIMA dan ANN Models Based on DWT Decomposition." *Procedia komputer Science* 48:173-179. doi: <http://dx.doi.org/10.1016/j.procs.2015.04.167>.

- Kouretas, Georgios P, dan Prodrornos Vlamis. 2010. "The Greek crisis: causes dan implications." *Panoeconomicus* 57 (4):391-404.
- Kuckuck, Jan. 2012. Testing Wagner's law at different stages of economic development: A historical analysis of five Western European countries. Working Paper, Institute of Empirical Economic Research, University of Osnabrück.
- Lamartina, Serena, dan Andrea Zaghini. 2011. "Increasing Public Expenditure: Wagner's Law in OECD Countries." *German Economic Review* 12 (2):149-164. doi: 10.1111/j.1468-0475.2010.00517.x.
- Lasi, Heiner, Peter Fettke, Hans-Georg Kemper, Thomas Feld, dan Michael Hoffmann. 2014. "Industry 4.0." *Business & Information Systems Engineering* 6 (4):239-242.
- Lienert, Ian. 2009. "Modernizing Cash Management." IMF Technical Notes dan Manuals (Washington: International Monetary Fund).
- Magazzino, Cosimo. 2011. "The nexus between public expenditure dan inflation in the Mediterranean countries." *Theoretical dan Practical Research in Economic Fields (TPREF)* (1 (3)):94-107.
- Magazzino, Cosimo. 2012. "Wagner versus Keynes: Public spending dan national income in Italy." *Journal of Policy Modeling* 34 (6):890-905.
- Menyah, Kojo, dan Yemane Wolde-Rufael. 2013. "Government Expenditure dan Economic Growth: The Ethiopian Experience, 1950-2007." *Journal of Developing Areas* 47 (1):263-280. doi: 10.1353/jda.2013.0015.
- Kemenkeu. 2015. Peraturan Menteri Keuangan nomor 127/PMK.02/2015 tentang Klasifikasi Anggaran. Jakarta.
- Mishra, Partha Sarathi, dan Satchidananda Dehuri. 2014. "Potential Indicators Based Neural Networks for Cash Forecasting of an ATM." *International Journal of Information Systems dan Social Change (IJISSC)* 5 (4):41-57.
- Mondal, Prapanna, Labani Shit, dan Saptarsi Goswami. 2014. "Study of effectiveness of time series modeling (ARIMA) in forecasting stock prices." *International Journal of komputer Science, Engineering dan Applications* 4 (2):13.
- Moretti, Fabio, Stefano Pizzuti, Stefano Panzieri, dan Mauro Annunziato. 2015. "Urban traffic flow forecasting through statistical dan neural network bagging ensemble hybrid modeling." *Neurocomputing* 167:3-7.
- Mu, Yibin. 2006. "Government Cash Management: Good Practice & Capacity-Building Framework." *World Bank Financial Discussion Series*.
- Negnevitsky, Michael. 2005. *Artificial intelligence: a guide to intelligent systems*. 2nd ed: Pearson Education.
- Ogujiuba, Kanayo Kingsley, dan Kizito Ehigiamusoe. 2014. "Capital budget implementation in Nigeria: Evidence from the 2012 capital budget."
- Oluwatobi, Stephen O, dan Oluranti I Ogunrinola. 2011. "Government expenditure on human capital development: Implications for economic growth in Nigeria." *Journal of sustainable development* 4 (3):72.
- Papadopoulos, T, dan Konstantina Spanaki. 2017. "Exploring industry 4.0 dan smart manufacturing concepts." the British Academy of Management (BAM) Conference, Warwick, UK, 5th-7th September 2017.
- Potter, Barry H, dan Jack Diamond. 1999. *Guidelines for public expenditure management*: International Monetary Fund.
- Ruiz, Luis Gonzaga Baca, Manuel Pegalajar Cuéllar, Miguel Delgado Calvo-Flores, dan María Del Carmen Pegalajar Jiménez. 2016. "An Application of Non-Linear

- Autoregressive Neural Networks to Predict Energy Consumption in Public Buildings." *Energies* 9 (9):684.
- Salimi, Meysam. 2015. "Work 4.0: An enormous potential for economic growth in Germany." *ADAPT Bulletin* 16.
- Storkey, Ian. 2003. "Government Cash dan Treasury Management Reform." Asian Development Bank, Governance Brief (7-2003).
- Tang, Tuck Cheong. 2010. "Wagner's Law Versus Keynesian Hypothesis in Malaysia: An Impressionistic View." *International Journal of Business dan Society* 11 (2):87.
- Taskaya-Temizel, Tugba, dan Matthew C. Casey. 2005. "A comparative study of autoregressive neural network hybrids." *Neural Networks* 18 (5-6):781-789. doi: <http://dx.doi.org/10.1016/j.neunet.2005.06.003>.
- Venkatesh, Kamini, Vadlamani Ravi, Anita Prinzie, dan Dirk Van den Poel. 2014. "Cash demand forecasting in ATMs by clustering dan neural networks." *European Journal of Operational Research* 232 (2):383-392.
- Wagner, Adolph. 1883. *Finanzwissenschaft*. Vol. 4: CF Winter.
- Widodo, Rudy, Wibawa Pram Sihombing, Akhmad Budhisusetyo, dan Marwanto Harjowiryono. 2014. *Cash Management Reform in Indonesia : Making The State Money Work Harder*. Washington, DC: World Bank Group.
- Williams, Mike. 2009. *Government Cash Management: International Practice*. Oxford Policy Management Working Paper 2009-01.
- Williams, Mike. 2010. "Government Cash Management: Its Interaction with Other Financial Policies." *IMF Technical Notes dan Manuals* (Washington: International Monetary Fund).
- Yildiz, Birol, dan Ari Yezegel. 2010. "Fundamental Analysis with Artificial Neural Network." *The international journal of business dan finance research* 4 (1):149.
- Yu, H., P. D. Reiner, T. T. Xie, T. Bartczak, dan B. M. Wilamowski. 2014. *An Incremental Design of Radial Basis Function Networks*.
- Zhang, G Peter, B Eddy Patuwo, dan Michael Y Hu. 2001. "A simulation study of artificial neural networks for nonlinear time-series forecasting." *Computers & Operations Research* 28 (4):381-396.
- Zhang, Guoqiang, B Eddy Patuwo, dan Michael Y Hu. 1998. "Forecasting with artificial neural networks: The state of the art." *International Journal of Forecasting* 14 (1):35-62. doi: [http://dx.doi.org/10.1016/S0169-2070\(97\)00044-7](http://dx.doi.org/10.1016/S0169-2070(97)00044-7).
- Zhang, Peter G. 2003. "Time series forecasting using a hybrid ARIMA dan neural network model." *Neurocomputing* 50:159-175.

LAMPIRAN

Lampiran 1

Pemilihan model ARIMAX berdasarkan AIC, BIC, dan HQC

Model	LogL	AIC	BIC	HQC
(4,4)(0,0)	-2269.150867	3.716627	3.762459	3.733873
(1,2)(0,0)	-2275.052832	3.718098	3.743097	3.727504
(1,3)(0,0)	-2274.263776	3.718441	3.747607	3.729416
(2,2)(0,0)	-2274.279277	3.718467	3.747632	3.729441
(3,2)(0,0)	-2274.256941	3.720060	3.753392	3.732602
(1,4)(0,0)	-2274.263423	3.720071	3.753403	3.732613
(2,3)(0,0)	-2274.263562	3.720071	3.753403	3.732613
(2,4)(0,0)	-2273.552700	3.720542	3.758041	3.734652
(3,3)(0,0)	-2273.919978	3.721141	3.758640	3.735251
(4,3)(0,0)	-2272.985420	3.721248	3.762913	3.736925
(4,2)(0,0)	-2274.252778	3.721683	3.759182	3.735793
(3,4)(0,0)	-2273.271071	3.721713	3.763378	3.737391
(4,1)(0,0)	-2275.478121	3.722051	3.755383	3.734593
(4,0)(0,0)	-2276.552979	3.722173	3.751338	3.733147
(3,1)(0,0)	-2279.231548	3.726539	3.755704	3.737513
(3,0)(0,0)	-2287.149868	3.737816	3.762815	3.747222
(2,1)(0,0)	-2289.231978	3.741209	3.766209	3.750616
(2,0)(0,0)	-2291.579166	3.743405	3.764238	3.751244
(1,1)(0,0)	-2311.198414	3.775385	3.796217	3.783223
(1,0)(0,0)	-2364.658591	3.860894	3.877560	3.867165
(0,4)(0,0)	-2574.183809	4.207309	4.236474	4.218283
(0,3)(0,0)	-2646.418023	4.323420	4.348419	4.332826
(0,2)(0,0)	-2743.321997	4.479742	4.500575	4.487581
(0,1)(0,0)	-2844.957619	4.643778	4.660444	4.650049
(0,0)(0,0)	-3093.044596	5.046527	5.059027	5.051231

Lampiran 2

Corellogram Residual model ARIMAX(1,0,2)

Correlogram of Residuals						
Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob*	
		1	0.000	0.000	0.0003	
		2	-0.043	-0.043	2.2838	
		3	0.038	0.038	4.0385	
		4	-0.013	-0.015	4.2453	0.039
		5	-0.040	-0.037	6.2215	0.045
		6	0.031	0.028	7.3731	0.061
		7	0.008	0.006	7.4619	0.113
		8	-0.014	-0.009	7.6940	0.174
		9	-0.058	-0.061	11.898	0.064
		10	0.007	0.005	11.959	0.102
		11	0.016	0.014	12.274	0.139
		12	0.003	0.007	12.282	0.198
		13	0.024	0.022	13.019	0.223
		14	-0.035	-0.040	14.562	0.203
		15	0.018	0.025	14.958	0.244
		16	-0.029	-0.033	16.019	0.248
		17	-0.003	0.000	16.034	0.311
		18	-0.023	-0.031	16.719	0.336
		19	0.013	0.013	16.943	0.389
		20	0.025	0.028	17.716	0.407
		21	0.005	0.006	17.750	0.472
		22	-0.022	-0.018	18.334	0.500
		23	0.019	0.012	18.805	0.535
		24	0.012	0.015	18.983	0.586
		25	-0.017	-0.016	19.341	0.624
		26	-0.007	-0.011	19.403	0.678
		27	0.026	0.022	20.266	0.682
		28	-0.001	0.003	20.267	0.733
		29	0.014	0.024	20.513	0.767
		30	-0.013	-0.021	20.728	0.799
		31	-0.002	0.000	20.733	0.836
		32	-0.002	-0.004	20.738	0.868
		33	0.018	0.022	21.153	0.883
		34	0.017	0.014	21.520	0.898
		35	0.003	0.002	21.534	0.919
		36	-0.030	-0.028	22.663	0.912

*Probabilities may not be valid for this equation specification.

Lampiran 3

Hasil estimasi ARIMAX(1,0,2)

Dependent Variable: LT

Method: ARMA Maximum Likelihood (BFGS)

Date: 07/03/18 Time: 17:23

Sample: 1/05/2009 12/31/2013

Included observations: 1227

Convergence achieved after 16 iterations

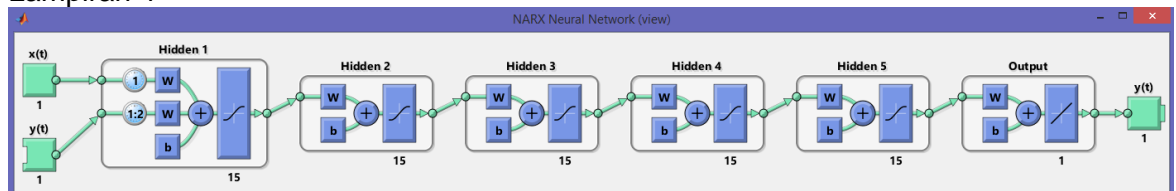
Coefficient covariance computed using outer product of gradients

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
C	512.4320	5.903555	86.80059	0.0000
LP	-14.67805	0.139063	-105.5494	0.0000
AR(1)	0.982614	0.005783	169.9159	0.0000
MA(1)	-0.336422	0.008313	-40.47169	0.0000
MA(2)	0.257674	0.009240	27.88629	0.0000
SIGMASQ	2.381338	0.024502	97.19013	0.0000

R-squared	0.751369	Mean dependent var	27.04086
Adjusted R-squared	0.750351	S.D. dependent var	3.096065
S.E. of regression	1.546945	Akaike info criterion	3.718098
Sum squared resid	2921.902	Schwarz criterion	3.743097
Log likelihood	-2275.053	Hannan-Quinn criter.	3.727504
F-statistic	737.9789	Durbin-Watson stat	1.988849
Prob(F-statistic)	0.000000		

Inverted AR Roots	.98	
Inverted MA Roots	.17+.48i	.17-.48i

Lampiran 4



Lampiran 5

