



PERAMALAN *EXPECTED CREDIT LOSS* (ECL) MENGGUNAKAN MODEL ARIMA: STUDI KASUS PADA BANK BRI DAN BANK BCA

^{1*}Suci Dwilianti Tolla, ²Vicky Vendy

^{1,2} Universitas Pembangunan Nasional “Veteran” Jawa Timur, Indonesia

*Corresponding Author e-mail: sucidwilianti@gmail.com

INFO ARTIKEL

Riwayat Artikel:

Received: 2025-07-10

Revised: 2025-08-22

Accepted: 2025-08-28

Kata kunci:

Expected Credit Loss; Model ARIMA; PSAK 109; BRI; BCA.

Keywords: *Expected Credit Loss*; ARIMA Model; PSAK 109; BRI; BCA.

ABSTRAK

Implementasi PSAK 109 menuntut lembaga perbankan untuk menerapkan pendekatan *forward-looking* dalam pengukuran cadangan kerugian kredit melalui estimasi *expected credit loss* (ECL). Jika tidak diterapkan, bank berisiko menghadapi ketidakpatuhan regulasi, berkurangnya transparansi, serta menurunnya kepercayaan publik. Penelitian ini bertujuan untuk memperkirakan nilai ECL menggunakan model *autoregressive integrated moving average* (ARIMA) pada dua bank besar di Indonesia, yaitu bank BRI dan bank BCA, selama periode 2004 hingga 2024. Penelitian menggunakan pendekatan kuantitatif dengan metode *purposive sampling* dan data sekunder berupa laporan keuangan tahunan yang memuat komponen *probability of default* (PD), *loss given default* (LGD), dan *exposure at default* (EAD). Model ARIMA ditentukan melalui uji stasioneritas ADF (*Augmented Dickey-Fuller Test*) dan KPSS (*Kwiatkowski-Phillips-Schmidt-Shin Test*), serta identifikasi parameter menggunakan grafik ACF (*Autocorrelation Function*) dan PACF (*Partial Autocorrelation Function*). Pemilihan model terbaik dilakukan berdasarkan nilai AIC (*Akaike Information Criterion*) dan BIC (*Bayesian Information Criterion*). Hasil penelitian menunjukkan bahwa baik Bank BRI maupun Bank BCA paling sesuai dimodelkan dengan ARIMA yang mencerminkan kesamaan karakteristik statistik pada data historis ECL kedua bank. Model yang diperoleh mampu memproyeksikan tren ECL dengan cukup akurat untuk periode 2025 hingga 2029. Penelitian ini diharapkan dapat menjadi acuan dalam penyusunan kebijakan pencadangan kerugian kredit yang lebih adaptif dan berbasis data historis.

ABSTRACT

The implementation of PSAK 109 requires banks to adopt a *forward-looking* approach in measuring credit loss allowances through *Expected Credit Loss* (ECL) estimation. Without this standard, banks may face regulatory non-compliance, reduced transparency, and declining public trust. This study estimates ECL using the *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA) model for Bank BRI and Bank BCA during 2004–2024. A quantitative approach with *purposive sampling* was applied, using annual financial statements containing *Probability of Default* (PD), *Loss Given Default* (LGD), and *Exposure at Default* (EAD). Model selection involved stationarity tests with the *Augmented Dickey-Fuller* (ADF) and *Kwiatkowski-Phillips-Schmidt-Shin* (KPSS) tests, parameter identification through *Autocorrelation Function* (ACF) and *Partial Autocorrelation Function* (PACF), and evaluation based on the *Akaike Information Criterion* (AIC) and *Bayesian Information Criterion* (BIC). The results show that both banks are best represented by ARIMA indicating similar statistical patterns in their historical ECL data. These findings are expected to support the development of more adaptive and data-driven credit loss provisioning policies.





PENDAHULUAN

Perbankan modern menghadapi tantangan pengelolaan risiko yang semakin kompleks seiring dengan dinamika ekonomi global yang terus berkembang. Salah satu risiko utama yang perlu diantisipasi oleh lembaga perbankan adalah risiko kredit, yaitu potensi kerugian yang timbul akibat ketidakmampuan debitur dalam memenuhi kewajiban pembayaran. Secara umum, data OJK menunjukkan bahwa rasio *gross Non-Performing Loan* (NPL) di sektor perbankan Indonesia tercatat sebesar 2,18 % pada Januari 2025 (Desember 2024: 2,08 %) dan berada di kisaran 2,2 % serta rasio *net NPL* mencapai sekitar 0,79–0,83 %. Dalam rangka memperkuat ketahanan sektor keuangan, Dewan Standar Akuntansi Keuangan Indonesia telah mengadopsi PSAK 109 yang selaras dengan standar internasional IFRS 9. Standar ini memperkenalkan pendekatan *Expected Credit Loss* (ECL) sebagai metode pengukuran cadangan kerugian penurunan nilai atas aset keuangan. Pendekatan ECL bersifat *forward-looking*, di mana estimasi kerugian tidak hanya mengandalkan data historis, tetapi juga mempertimbangkan kondisi ekonomi saat ini serta proyeksi ke depan mengenai eksposur risiko kredit. Pendekatan ini dinilai lebih responsif terhadap perubahan kondisi makroekonomi dan dianggap mampu meningkatkan kualitas manajemen risiko kredit (Kiyu & Tawiah, 2025).

Dalam beberapa tahun terakhir, tingkat *Non-Performing Loan* (NPL) di Indonesia mengalami fluktuasi yang cukup signifikan, terutama setelah krisis yang dipicu oleh pandemi COVID-19. Situasi ini mendorong otoritas keuangan seperti Bank Indonesia dan OJK untuk meningkatkan pengawasan terhadap cadangan kerugian kredit, serta mendorong bank-bank besar untuk memperkuat Cadangan Kerugian Penurunan Nilai (CKPN). Hal tersebut menegaskan pentingnya penggunaan metode estimasi yang bersifat proyektif dan mampu beradaptasi dengan perubahan ekonomi. Sejalan dengan implementasi IFRS 9 yang telah terintegrasi dalam PSAK 109, pendekatan ECL menggantikan metode *Incurring Loss* yang bersifat reaktif. Pendekatan baru ini menuntut lembaga keuangan untuk lebih tanggap dalam mengidentifikasi potensi kerugian sejak dini, sehingga strategi manajemen risiko dapat disusun secara lebih antisipatif dan berbasis data (Prasetya & Rokhim, 2021).

Perbedaan utama antara metode ECL dan pendekatan *incurred loss* terletak pada waktu pengakuan kerugian. Pendekatan *incurred loss* hanya mencatat kerugian ketika terdapat bukti gagal bayar, sedangkan ECL mempertimbangkan kemungkinan terjadinya gagal bayar bahkan sebelum kerugian aktual muncul, dengan memperhitungkan faktor ekonomi makro dan karakteristik risiko kredit lainnya (Chen et al., 2025). Pendekatan ini mencakup tiga komponen utama, yaitu *Probability of Default* (PD), *Loss Given Default* (LGD), dan *Exposure at Default* (EAD), yang digunakan untuk menghitung estimasi kerugian secara komprehensif (Miu & Ozdemir, 2022). Pendekatan ini dinilai lebih mencerminkan kondisi aktual dan memperkuat akuntabilitas bank dalam menyusun laporan keuangan. Dengan demikian, ECL dipandang lebih mampu mencerminkan potensi kerugian secara aktual dan memperkuat transparansi serta akuntabilitas laporan keuangan bank.

Berbagai penelitian telah dilakukan terkait penerapan ECL, salah satunya ialah Pokhrel (2024) yang menekankan bahwa ECL dapat meningkatkan kewaspadaan bank dalam mengantisipasi krisis, meskipun di sisi lain dapat memperbesar pencadangan saat terjadi kontraksi ekonomi. Sementara itu, Heniwati (2023) menunjukkan bahwa pendekatan *forward-looking* dalam PSAK 109 memiliki korelasi positif terhadap kerugian kredit aktual, dan lebih akurat dibandingkan pendekatan *incurred loss* dalam PSAK 55. Di tingkat global, Breed et al. (2023) mengembangkan model prediksi ECL berbasis variabel makroekonomi dengan menggunakan metode *Principal Component Regression* untuk mengintegrasikan indikator ekonomi seperti inflasi, pertumbuhan PDB, dan rasio utang rumah tangga dalam estimasi risiko





kredit.

Salah satu tantangan dalam perhitungan ECL adalah memilih pendekatan kuantitatif yang mampu menangkap pola historis dan merespons perubahan ekonomi secara adaptif. Model *time series* seperti ARIMA (*Autoregressive Integrated Moving Average*) menjadi alternatif yang relevan karena mampu memanfaatkan data historis secara efisien dalam peramalan. Penelitian oleh Khan & Gunwant (2024) dan Hasanah (2023) menunjukkan bahwa model ARIMA efektif dalam memprediksi variabel ekonomi dan keuangan, termasuk tingkat suku bunga dan remitansi, dengan tingkat kesalahan yang relatif rendah. Syarifuddin & Pratomo (2013) juga menekankan bahwa keunggulan ARIMA terletak pada kesederhanaan dan akurasi dibandingkan metode multivariat seperti VAR (*Vector Autoregression*). Namun, penelitian empiris tentang penggunaan ARIMA dalam estimasi ECL masih sedikit, terutama di sektor perbankan Indonesia. Penelitian sebelumnya kurang memeriksa metode kuantitatif prediktif.

Beberapa penelitian terdahulu lebih berkonsentrasi pada dampak penerapan PSAK 109 terhadap laba atau struktur cadangan ((Heniwati, 2023; Rahayu, 2021; Firmansyah et al., 2023). Selain itu, metode alternatif seperti *Vector Autoregression* (VAR), *Principal Component Regression* (PCR), maupun metode berbasis transisi stage sering kali membutuhkan struktur data yang kompleks dan tidak sepenuhnya sesuai dengan karakteristik operasional dan ketersediaan data pada bank di Indonesia (Sugiarto & Suroso, 2020). Model ARIMA hadir sebagai salah satu solusi alternatif karena memiliki beberapa keunggulan. Selain mampu memanfaatkan data historis secara optimal, ARIMA dapat diterapkan tanpa memerlukan variabel eksogen atau hubungan antarvariabel seperti pada model multivariat.

Penelitian ini secara khusus memfokuskan pada dua bank besar di Indonesia, yaitu Bank BRI dan Bank BCA, dengan pertimbangan representasi karakteristik yang kontras dalam struktur portofolio kredit. Bank BRI dikenal dengan fokusnya pada sektor mikro dan UMKM, yang memiliki tingkat risiko kredit lebih tinggi, sedangkan Bank BCA cenderung melayani segmen korporasi dan ritel menengah-atas dengan pendekatan manajemen risiko yang lebih konservatif. Pemilihan dua bank ini dilakukan secara *purposive* untuk menyoroti perbedaan strategi bisnis dan eksposur risiko dalam konteks penerapan model ARIMA untuk memproyeksikan *Expected Credit Loss* (ECL). Selain itu, pembatasan pada dua bank memungkinkan analisis yang lebih mendalam dan komprehensif terhadap hasil peramalan, sekaligus menjaga fokus penelitian agar tetap tajam dan terarah. Pendekatan ini diharapkan dapat memberikan gambaran yang cukup representatif atas dinamika risiko kredit di sektor perbankan nasional dengan latar bisnis yang berbeda.

TINJAUAN PUSTAKA

Expected Credit Loss

Pendekatan *Expected Credit Loss* (ECL) merupakan inovasi penting dalam pelaporan keuangan yang diperkenalkan melalui IFRS 9, di Indonesia ECL diadopsi melalui PSAK 109, yang mengatur perlakuan akuntansi atas penurunan nilai aset keuangan. ECL diperkenalkan sebagai respons terhadap keterbatasan model sebelumnya, yaitu *Incurred Loss Model* (ILM). Model ILM yang diatur dalam IAS 39 hanya mengakui kerugian kredit jika terdapat bukti objektif penurunan nilai, seperti keterlambatan pembayaran atau kebangkrutan debitur. Pendekatan ini dinilai reaktif dan cenderung terlambat dalam mencerminkan risiko aktual. Krisis keuangan global tahun 2008 menjadi momentum bagi regulator untuk memperkenalkan sistem penurunan nilai yang lebih antisipatif dan berbasis proyeksi, guna meningkatkan transparansi dan mempercepat pengakuan kerugian dalam laporan keuangan (Gornjak, 2017).





ECL sendiri memperhitungkan kemungkinan gagal bayar di masa depan dengan mempertimbangkan kondisi historis, situasi ekonomi saat ini, dan proyeksi makroekonomi. Berbeda dengan pendekatan sebelumnya, sistem ini bersifat *forward-looking*, karena memungkinkan pengakuan kerugian sejak awal sebelum terjadi gagal bayar. Dalam konteks pelaporan keuangan, penerapan ECL tidak hanya menghasilkan informasi yang lebih relevan dan andal, tetapi juga mendorong evaluasi risiko kredit secara berkelanjutan dan sistematis (Al-Nsour & Abuaddous, 2022).

Perhitungan dalam model ini mencakup tiga komponen utama, yaitu *Probability of Default* (PD), *Loss Given Default* (LGD), dan *Exposure at Default* (EAD). PD menggambarkan kemungkinan debitur gagal memenuhi kewajibannya, LGD menunjukkan besarnya kerugian yang akan ditanggung jika terjadi gagal bayar, dan EAD mencerminkan jumlah eksposur yang akan terealisasi pada saat default. Kombinasi ketiga elemen ini memungkinkan estimasi kerugian kredit yang lebih komprehensif dan dinamis (Hartanto & Setijaningsih, 2023).

IFRS 9 mengatur pengukuran penurunan nilai melalui pendekatan tiga tahap (*three-stage model*) berdasarkan peningkatan risiko kredit. Menurut Schutte et al. (2020), tahap pertama (*stage 1*) mencakup aset keuangan tanpa peningkatan risiko signifikan sejak pengakuan awal, sehingga hanya dikenakan *12-month ECL*. Tahap kedua (*stage 2*) mencakup aset dengan peningkatan risiko signifikan dan mengharuskan pengakuan *lifetime ECL*. Tahap ketiga (*stage 3*) berlaku untuk aset yang telah mengalami gagal bayar atau penurunan nilai signifikan, di mana entitas wajib mencadangkan penuh dan menghentikan pengakuan bunga secara akrual. Pendekatan ini menyediakan kerangka penilaian risiko kredit yang sistematis dan relevan dengan dinamika pasar.

Penerapan ECL di berbagai negara, termasuk Indonesia, menghadapi tantangan yang signifikan. Permasalahan meliputi keterbatasan data historis, asumsi makroekonomi yang belum stabil, serta pemodelan risiko yang kompleks. Integrasi antara data historis dan proyeksi ekonomi juga menuntut ketepatan dan konsistensi dalam pelaksanaannya. Banyak lembaga keuangan di Indonesia belum memiliki sistem informasi yang memadai maupun basis data makroekonomi yang kuat (Winarto et al., 2021). Penggunaan ECL dinilai penting dalam meningkatkan transparansi pelaporan, memperkuat manajemen risiko, dan menjaga stabilitas keuangan. Integrasi fungsi keuangan, risiko, dan teknologi informasi menjadi hal yang krusial untuk mendukung pelaporan keuangan yang kredibel dan berbasis estimasi masa depan (Breed et al., 2023).

Autoregressive Integrated Moving Average

Pendekatan Box-Jenkins yang dikembangkan oleh George E. P. Box dan Gwilym M. Box, George E. P.; Jenkins, (1970) menjadi dasar penting dalam analisis deret waktu. Metode ini melahirkan model *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA) yang banyak digunakan dalam peramalan berdasarkan pola historis. Kerangka kerja ini mencakup tiga tahap utama, yaitu identifikasi model, estimasi parameter, dan evaluasi diagnostik. Setiap tahap dirancang untuk memastikan bahwa model yang digunakan sesuai dengan karakteristik data dan mampu memberikan hasil peramalan yang akurat.

Gujarati (2015) dalam bukunya *Econometrics by Example Edisi Kedua* menjelaskan bahwa ARIMA adalah salah satu model statistik yang diterapkan untuk keperluan analisis dan peramalan data deret waktu. Model ARIMA terdiri dari tiga komponen: *Autoregressive* (AR), *Integrated* (I), dan *Moving Average* (MA). Komponen AR menjelaskan bagaimana nilai masa lalu dari variabel memengaruhi nilai saat ini melalui hubungan linier. Komponen I berfungsi membuat data menjadi stasioner melalui proses *differencing*, yaitu pengurangan nilai saat ini





dengan nilai sebelumnya untuk menghilangkan tren atau pola musiman. Komponen MA menangkap dampak kesalahan prediksi masa lalu terhadap nilai sekarang. Ketiga komponen tersebut bekerja secara terintegrasi untuk membentuk model prediksi yang fleksibel dan responsif terhadap dinamika data.

Model ARIMA memiliki keunggulan dalam menangani data deret waktu yang mengandung tren, fluktuasi musiman, maupun unsur acak. Kemampuan model ini dalam menyesuaikan struktur data yang tidak stasioner membuatnya sangat relevan untuk diterapkan pada bidang ekonomi, keuangan, kesehatan, hingga pertanian. Proses pengembangan model yang sistematis dan berbasis data menjadikan ARIMA sebagai salah satu metode peramalan yang paling banyak diandalkan oleh praktisi dan peneliti, terutama ketika hubungan antara variabel bersifat internal dan historis.

Efektivitas ARIMA dalam konteks aplikasi nyata ditunjukkan oleh penelitian Khan & Gunwant (2024) yang memproyeksikan aliran remitanansi ke Yaman hingga tahun 2030. Penelitian tersebut memanfaatkan pendekatan Box-Jenkins untuk membangun model yang mampu menggambarkan dinamika remitanansi secara akurat dan realistis. Hasilnya memperlihatkan bahwa ARIMA tidak hanya cocok untuk data mikro, tetapi juga memiliki relevansi kuat dalam menangani variabel ekonomi makro. Kemampuan untuk menangkap pola jangka panjang dan menyesuaikan diri terhadap fluktuasi menjadikan ARIMA sebagai alat analisis yang kuat dalam menghadapi ketidakpastian ekonomi masa depan.

Forecasting

Peramalan (*forecasting*) merupakan proses memperkirakan nilai suatu variabel di masa depan berdasarkan data historis. Dalam konteks keuangan dan perbankan, *forecasting* menjadi alat penting untuk membantu manajemen dalam mengambil keputusan strategis, termasuk dalam hal pengukuran risiko kredit (Petropoulos et al., 2022). Dengan menggunakan teknik statistik yang tepat, institusi keuangan dapat memprediksi kemungkinan terjadinya kerugian kredit sehingga dapat menyusun cadangan yang memadai dan mengantisipasi dampaknya terhadap stabilitas keuangan.

Salah satu metode yang umum digunakan dalam *forecasting* adalah model *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA). Model ini bekerja dengan menganalisis pola historis dalam data, seperti tren dan fluktuasi, untuk meramalkan nilai di masa depan. ARIMA sangat cocok digunakan untuk data deret waktu karena mampu menangani ketidakstasioneran melalui proses *differencing* (Saputra & Febrianti, 2025). Dalam penelitian ini, ARIMA digunakan untuk memproyeksikan nilai *Expected Credit Loss* (ECL), yang merupakan komponen penting dalam pencadangan kerugian kredit berbasis PSAK 109.

Proses *forecasting* dalam ARIMA dimulai setelah model terbaik ditentukan berdasarkan nilai AIC, BIC, dan kelulusan uji residual. Setelah model terbangun, peramalan dilakukan terhadap periode yang ditentukan, dalam hal ini lima tahun ke depan (2025–2029). *Output* dari *forecasting* tidak hanya memberikan estimasi titik (*point estimate*), tetapi juga menyediakan rentang kepercayaan (*confidence interval*) yang menunjukkan tingkat ketidakpastian dari prediksi. Semakin sempit interval tersebut, maka semakin tinggi tingkat kepercayaan terhadap hasil peramalan.

Dalam konteks penelitian ini, *forecasting* ECL Bank BRI dan BCA menunjukkan tren peningkatan dalam lima tahun ke depan. Hasil ini penting sebagai dasar bagi manajemen dalam menyusun strategi mitigasi risiko kredit dan alokasi cadangan yang tepat. Dengan menggunakan pendekatan *forecasting* berbasis data historis dan metode statistik yang terbukti valid, perencanaan keuangan dapat dilakukan secara lebih akurat dan responsif terhadap potensi





risiko yang ada.

Penelitian Terdahulu

Beberapa penelitian sebelumnya telah membahas estimasi *Expected Credit Loss* (ECL) dengan berbagai pendekatan. Breed et al. (2023) mengembangkan metodologi *forward-looking* IFRS 9 dengan memasukkan variabel makroekonomi melalui model *Credit Risk Index* (CRI) dan *Principal Component Regression* (PCR). Penelitian ini menggunakan data portofolio kredit bank besar di Afrika Selatan dan menunjukkan bahwa PCR menghasilkan estimasi *Probability of Default* (PD) yang lebih stabil dibandingkan regresi linier, dengan mempertimbangkan faktor PDB, inflasi, suku bunga, dan utang rumah tangga.

Prasetya & Rokhim (2021) menggunakan metode Vasicek untuk mengestimasi ECL pada obligasi bank dengan mempertimbangkan tiga skenario ekonomi makro. Hasil penelitian menunjukkan bahwa metode ini lebih fleksibel dibanding metode historis karena mampu menyesuaikan estimasi PD berdasarkan kondisi ekonomi. Estimasi ECL menunjukkan peningkatan seiring dengan skenario yang lebih pesimistis, menegaskan pentingnya pendekatan *forward-looking* dalam manajemen risiko.

Heniwati (2023) membandingkan kemampuan prediktif cadangan kerugian penurunan nilai (CKPN) sebelum dan sesudah adopsi IFRS 9. Temuan menunjukkan bahwa IFRS 9 lebih akurat dalam memprediksi kerugian kredit, khususnya pada bank dengan pendapatan tinggi dan infrastruktur sistem informasi yang baik. Meski demikian, pada masa pandemi, CKPN tidak selalu mencerminkan risiko aktual yang terjadi.

Alnaa & Ahiakpor (2011) penelitian ini menggunakan data deret waktu inflasi historis untuk membangun model peramalan yang mampu menggambarkan tren dan pola fluktuasi inflasi di masa depan. Hasil penelitian menunjukkan bahwa ARIMA mampu memberikan prediksi yang cukup akurat terhadap pergerakan inflasi, sehingga dapat digunakan sebagai dasar dalam pengambilan kebijakan moneter dan perencanaan ekonomi.

Lwaho & Ilembo (2023) menunjukkan potensi penggunaan ARIMA dalam memodelkan data deret waktu melalui studi kasus produksi jagung di Tanzania. Dengan menggunakan data FAOSTAT selama 60 tahun, penelitian ini memilih model ARIMA berdasarkan kriteria AIC dan likelihood tertinggi. Hasil peramalan menunjukkan tren produksi yang cenderung stagnan dengan sedikit penurunan, memperkuat validitas ARIMA sebagai metode prediksi untuk data yang mengandung fluktuasi dan tren jangka panjang.

Penelitian Syarifuddin & Pratomo (2013) membandingkan model ARIMA dan VAR dalam memproyeksikan permintaan kredit di Indonesia. ARIMA terbukti lebih efektif dalam konteks peramalan jangka pendek karena model ini tidak memerlukan analisis hubungan antar variabel ekonomi seperti halnya VAR. Nilai *Root Mean Square Error* (RMSE) yang lebih rendah juga menunjukkan tingkat akurasi ARIMA yang lebih tinggi, serta efisiensi dalam penggunaannya.

METODE PENELITIAN

Penelitian ini menggunakan pendekatan kuantitatif dengan analisis deret waktu (time series analysis) melalui model ARIMA. Data diolah menggunakan Python untuk mengidentifikasi pola ECL dan memproyeksikan tren ke depan. Model ARIMA ditulis dalam bentuk ARIMA di mana p menunjukkan jumlah lag data sebelumnya, d menunjukkan berapa kali data perlu dibedakan agar stasioner, dan q menunjukkan jumlah lag error yang digunakan. Sebagai contoh, ARIMA berarti data dilakukan differencing satu kali, dipengaruhi oleh satu lag data sebelumnya, serta mempertimbangkan satu lag error. Model seperti ini membantu melihat





pola tren jangka pendek sekaligus menghasilkan proyeksi nilai ECL di masa mendatang

Populasi dalam penelitian ini yaitu Bank BCA dan Bank BRI. Pemilihan kedua bank ini didasarkan pada pertimbangan kontras strategi dan model bisnis, Bank BCA lebih fokus pada segmen korporasi serta ritel menengah-atas, dengan profil risiko yang relatif konservatif dan kuat secara digital. Sebaliknya, Bank BRI menargetkan segmen mikro dan UMKM, yang memiliki eksposur risiko kredit lebih tinggi dari sektor informal. Perbedaan mendasar ini menjadikan keduanya relevan untuk dibandingkan dalam konteks struktur risiko kredit dan estimasi ECL berbasis ARIMA.

Jenis data yang digunakan adalah data sekunder, diperoleh melalui laporan keuangan tahunan bank yang tersedia di situs resmi perusahaan, laporan tahunan OJK, serta publikasi terkait dari Bank Indonesia. Teknik pengumpulan data dilakukan dengan metode dokumentasi, yaitu mengumpulkan dan mencatat data historis untuk diolah lebih lanjut dalam analisis.

Tahapan analisis data dilakukan dengan beberapa langkah utama. Pertama, dilakukan uji stasioneritas terhadap data menggunakan *Augmented Dickey-Fuller (ADF)* dan *Kwiatkowski-Phillips-Schmidt-Shin (KPSS)* untuk memastikan bahwa data memenuhi syarat model ARIMA. Kedua, identifikasi nilai parameter p , d , dan q dilakukan dengan memperhatikan pola grafik *Autocorrelation Function (ACF)* dan *Partial Autocorrelation Function (PACF)*. Selanjutnya, estimasi model dilakukan menggunakan metode *Maximum Likelihood Estimation (MLE)*, dan model terbaik dipilih berdasarkan nilai *Akaike Information Criterion (AIC)* dan *Bayesian Information Criterion (BIC)*. Untuk validasi model, dilakukan uji residual menggunakan *Ljung-Box test* guna memastikan residual bersifat *white noise*. Seluruh proses analisis dan visualisasi dilakukan menggunakan python melalui pustaka statistik seperti *statsmodels*, *pandas*, dan *matplotlib*.

HASIL DAN PEMBAHASAN

PT Bank Central Asia Tbk (BCA) dan PT Bank Rakyat Indonesia Tbk (BRI) merupakan dua institusi perbankan terbesar dan paling berpengaruh di Indonesia. Kedua bank ini memiliki peran penting dalam mendukung pertumbuhan ekonomi nasional melalui pembiayaan sektor riil dan pengembangan layanan keuangan yang inklusif. BCA dikenal sebagai bank swasta dengan fokus pada segmen korporasi dan ritel menengah-atas, serta unggul dalam pengembangan teknologi perbankan digital. Sementara itu, BRI dikenal luas sebagai bank yang fokus pada pemberdayaan sektor mikro, kecil, dan menengah (UMKM), serta memiliki jaringan pelayanan yang tersebar hingga pelosok daerah. BCA dan BRI memiliki strategi bisnis yang berbeda namun sama-sama kuat dalam memperluas jangkauan kredit dan meningkatkan kualitas layanan. Kedua bank tersebut juga menunjukkan kinerja keuangan yang solid, dengan pertumbuhan aset dan laba yang konsisten.

Tabel 1. Data Historis ECL (miliar rupiah)

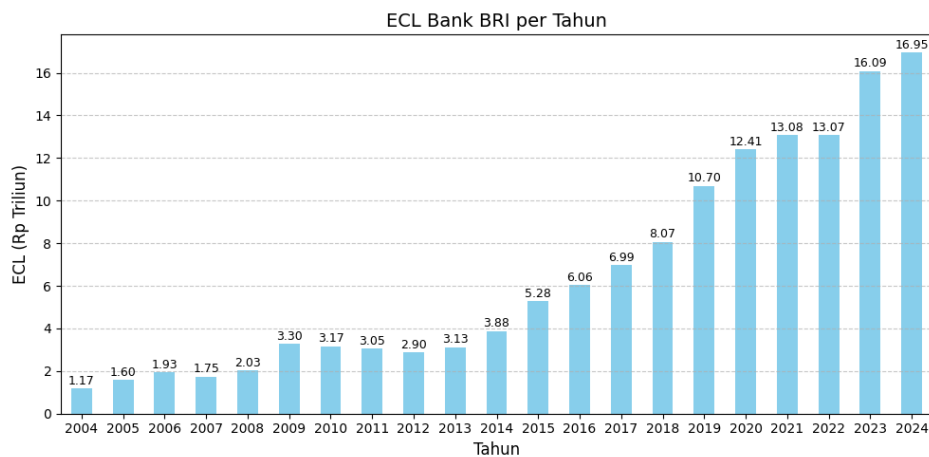
TAHUN	BANK	
	BRI	BCA
2004	1.169,76	232,47
2005	1.596,98	414,10
2006	1.931,38	359,52
2007	1.746,76	296,60
2008	2.029,96	304,52
2009	3.296,67	390,52
2010	3.170,00	415,59
2011	3.048,23	455,07





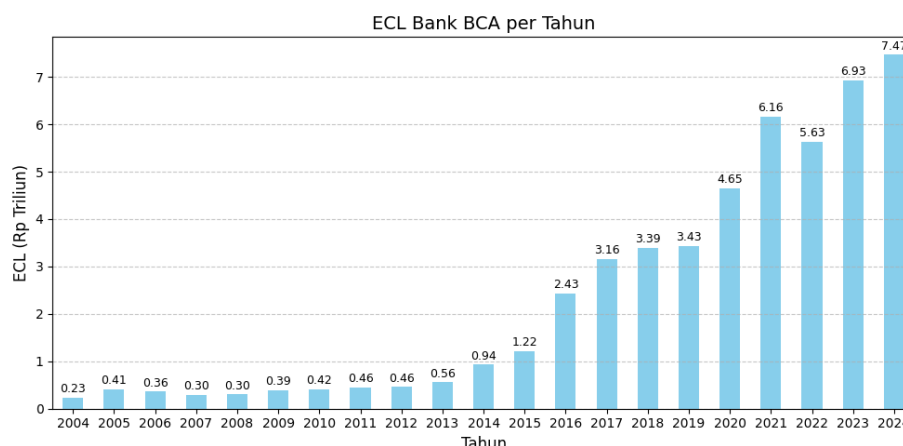
2012	2.899,68	462,20
2013	3.127,21	562,12
2014	3.883,85	935,72
2015	5.282,15	1.221,08
2016	6.060,34	2.432,99
2017	6.986,39	3.155,69
2018	8.070,90	3.390,03
2019	10.698,25	3.433,60
2020	12.414,64	4.654,18
2021	13.079,68	6.157,93
2022	13.068,16	5.628,99
2023	16.091,01	6.928,85
2024	16.946,55	7.467,21

Setelah data historis *Expected Credit Loss* (ECL) disusun dan disajikan dalam bentuk tabel, langkah selanjutnya adalah memvisualisasikan data tersebut untuk memperoleh gambaran yang lebih jelas mengenai pola dan tren yang terjadi dari waktu ke waktu. Visualisasi grafik membantu mengidentifikasi fluktuasi, titik balik, serta kecenderungan naik atau turun yang mungkin tidak langsung terlihat melalui penyajian angka dalam tabel. Dengan menyajikan data dalam bentuk grafik garis, pembaca dapat memahami dinamika perubahan ECL secara intuitif dan komprehensif, yang kemudian menjadi dasar dalam proses analisis dan pemodelan peramalan selanjutnya.



Gambar 1. ECL Bank BRI (2004-2024)





Gambar 2. ECL Bank BCA (2004-2024)

Grafik historis ECL menunjukkan bahwa Bank BRI mengalami lonjakan ECL yang jauh lebih tinggi dibandingkan BCA. Nilai ECL BRI meningkat tajam dari Rp1,17 triliun pada 2004 menjadi Rp16,95 triliun pada 2024, mencerminkan tingginya eksposur terhadap sektor mikro dan UMKM. Kenaikan signifikan terlihat sejak 2015 dan berlanjut pasca-pandemi. Di sisi lain, ECL BCA meningkat lebih moderat, dari posisi stabil di bawah Rp1 triliun sebelum 2015 menjadi Rp7,47 triliun pada 2024, seiring ekspansi kredit, penerapan PSAK 109, dan dampak pandemi.

Sebelum membangun model peramalan, memastikan bahwa data bersifat stasioner merupakan syarat utama dalam analisis deret waktu (*time series*). Data dikatakan stasioner apabila karakteristik statistiknya, seperti rata-rata (*mean*), varians, dan kovarians, tetap konstan sepanjang waktu. Sebaliknya, data yang tidak stasioner umumnya menunjukkan pola tren, musiman, atau fluktuasi varians, yang dapat mengganggu akurasi hasil peramalan dan menyebabkan bias dalam estimasi parameter model.

Uji *Augmented Dickey-Fuller* (ADF) merupakan salah satu metode statistik yang digunakan untuk menguji apakah suatu data deret waktu bersifat stasioner atau tidak. Stasioneritas menjadi syarat utama dalam pemodelan ARIMA karena model ini mengandalkan asumsi bahwa karakteristik statistik data, seperti rata-rata dan varians, tidak berubah seiring waktu. Uji ADF dilakukan dengan menguji hipotesis nol (*null hypothesis*) bahwa data mengandung akar unit (*unit root*), atau dengan kata lain, tidak stasioner. Jika hasil uji menunjukkan bahwa hipotesis nol dapat ditolak (p-value lebih kecil dari tingkat signifikansi, misalnya 0,05), maka data dianggap stasioner. Sebaliknya, jika hipotesis nol tidak dapat ditolak, maka data perlu ditransformasikan terlebih dahulu, biasanya melalui proses *differencing*. Dalam penelitian ini, uji ADF digunakan untuk memastikan bahwa data *Expected Credit Loss* (ECL) dari kedua bank telah memenuhi asumsi stasioneritas sebelum dilakukan proses pemodelan ARIMA.

Tabel 2. Hasil Uji Stasioner Sebelum Differencing

Bank	ADF Statistic	ADF p-value	KPSS Statistic	KPSS p-value	Status
BRI	2,10	0,999	0,738	0,010	Tidak Stasioner
BCA	-1,25	0,653	0,714	0,012	Tidak Stasioner

Berdasarkan hasil uji stasioneritas sebelum dilakukan *differencing*, data ECL dari kedua bank dinyatakan belum stasioner. Hal ini ditunjukkan oleh hasil uji ADF yang gagal menolak hipotesis nol serta uji KPSS yang menolak hipotesis nol stasioneritas. Dengan demikian, data





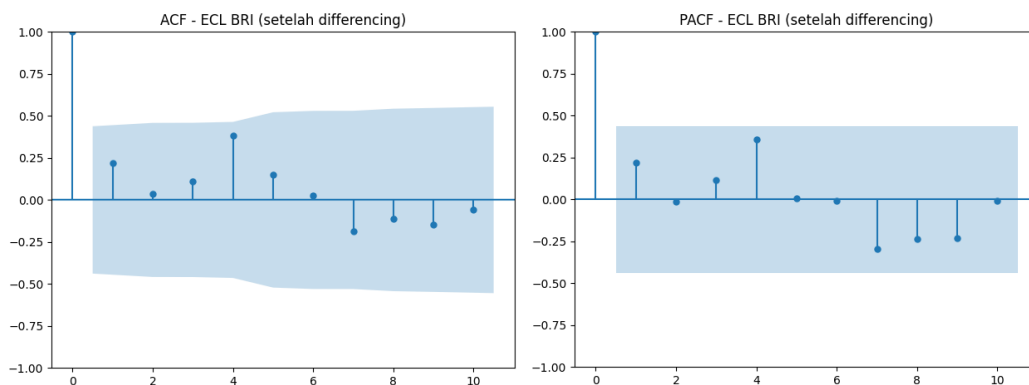
memerlukan transformasi melalui proses *differencing* agar dapat digunakan dalam pemodelan ARIMA secara valid dan akurat.

Dalam pemodelan time series seperti ARIMA, data yang digunakan harus bersifat stasioner, yakni memiliki rata-rata, varians, dan kovarians yang konstan sepanjang waktu. Ketika data menunjukkan pola tren atau perubahan struktural, hal ini dapat menyebabkan hasil estimasi menjadi tidak akurat dan tidak dapat diandalkan. Oleh karena itu, *differencing* dilakukan untuk menghilangkan unsur tren dalam data dan menstabilkan nilai rata-rata dari satu periode ke periode lainnya. Dengan melakukan *differencing*, data dapat diubah menjadi stasioner, sehingga memenuhi syarat utama untuk digunakan dalam pemodelan ARIMA secara valid dan menghasilkan proyeksi yang lebih akurat.

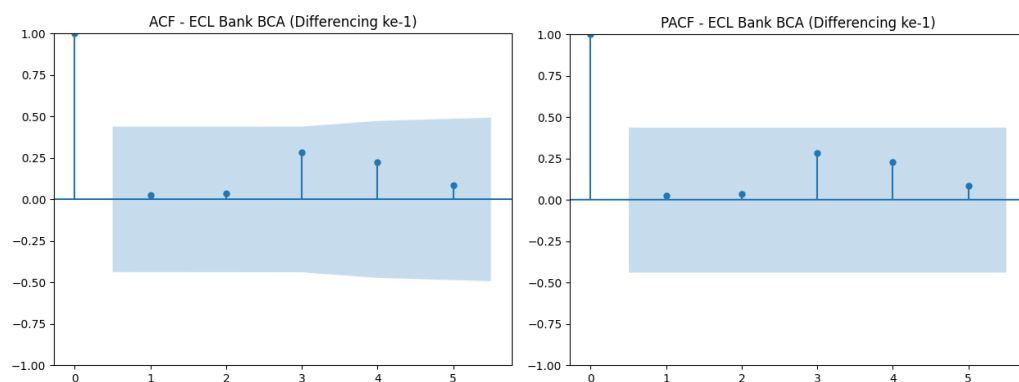
Tabel 3. Hasil Uji Stasioneritas Setelah Differencing

Bank	ADF Statistic	ADF p-value	KPSS Statistic	KPSS p-value	Status
BRI	-4.564	0.00015	0.3266	0.1000	Stasioner
BCA	-3.9402	0.0018	0.1150	0.1000	Stasioner

Setelah dilakukan proses *differencing* satu kali, data ECL dari kedua bank menunjukkan perubahan signifikan dalam karakteristik statistiknya. Hasil uji stasioneritas setelah *differencing* mengindikasikan bahwa data telah memenuhi asumsi stasioneritas. Hal ini ditunjukkan oleh keberhasilan uji ADF dalam menolak hipotesis nol non-stasioner, serta uji KPSS yang tidak menolak hipotesis nol stasioneritas. Dengan demikian, data ECL Bank BRI dan BCA dinyatakan stasioner dan dapat digunakan untuk proses identifikasi dan estimasi model ARIMA secara valid.



Gambar 3. ACF dan PACF Bank BRI



Gambar 4. ACF dan PACF Bank BCA





Autocorrelation Function (ACF) dan Partial Autocorrelation Function (PACF) merupakan alat penting dalam analisis deret waktu yang digunakan untuk mengidentifikasi pola keterkaitan antar data dalam satu rangkaian waktu. Kedua grafik ini berperan utama dalam proses identifikasi model ARIMA, khususnya dalam menentukan nilai parameter p (AR) dan q (MA).

ACF digunakan untuk mengukur korelasi antara suatu observasi dengan nilai-nilai sebelumnya dalam lag tertentu secara keseluruhan. Grafik ACF membantu mengidentifikasi apakah ada pola MA dalam data, yakni ketika korelasi signifikan hanya terjadi pada beberapa lag awal lalu memotong tajam. Sementara itu, PACF mengukur korelasi antara suatu observasi dengan nilai sebelumnya, namun mengeliminasi pengaruh dari lag-lag antara. Grafik PACF sangat berguna untuk mengidentifikasi komponen AR, yaitu ketika PACF menunjukkan penurunan tajam setelah beberapa lag tertentu.

Setelah data dinyatakan stasioner dan grafik ACF serta PACF dianalisis, tahap selanjutnya adalah membangun beberapa alternatif model ARIMA dengan kombinasi parameter p, d, dan q yang diusulkan. Pemilihan model terbaik dilakukan dengan mengevaluasi kinerja masing-masing model berdasarkan nilai *Akaike Information Criterion (AIC)* dan *Bayesian Information Criterion (BIC)*. Kedua kriteria ini digunakan untuk menilai seberapa baik model memodelkan data, dengan mempertimbangkan kompleksitas parameter, semakin kecil nilai AIC dan BIC, maka semakin baik model tersebut dalam menjelaskan pola data tanpa *overfitting*.

Tabel 4. Model ARIMA

Bank	ARIMA	AIC	BIC
BRI	(1,1,1)	1163.38	1166.37
BCA	(1,1,1)	1144.05	1147.04

Model ARIMA dipilih sebagai model terbaik karena memberikan nilai *Akaike Information Criterion (AIC)* dan *Bayesian Information Criterion (BIC)* yang paling rendah dibandingkan alternatif model lainnya. Nilai AIC dan BIC yang rendah menunjukkan bahwa model tersebut memiliki keseimbangan terbaik antara kompleksitas dan tingkat kesesuaian terhadap data. Selain itu, residual dari model ini juga memenuhi asumsi *white noise* berdasarkan uji diagnostik, sehingga model ARIMA dianggap layak dan optimal untuk digunakan dalam proses peramalan *Expected Credit Loss (ECL)*

Setelah model ARIMA terbaik berhasil diidentifikasi dan divalidasi, langkah selanjutnya adalah melakukan proses peramalan (*forecasting*) terhadap nilai ECL untuk periode 2025 hingga 2029. Proses peramalan dilakukan menggunakan parameter dari model ARIMA yang telah diestimasi sebelumnya. Dalam konteks ini, model memanfaatkan data historis ECL dari tahun 2004 hingga 2024 sebagai dasar dalam memproyeksikan nilai di masa mendatang.

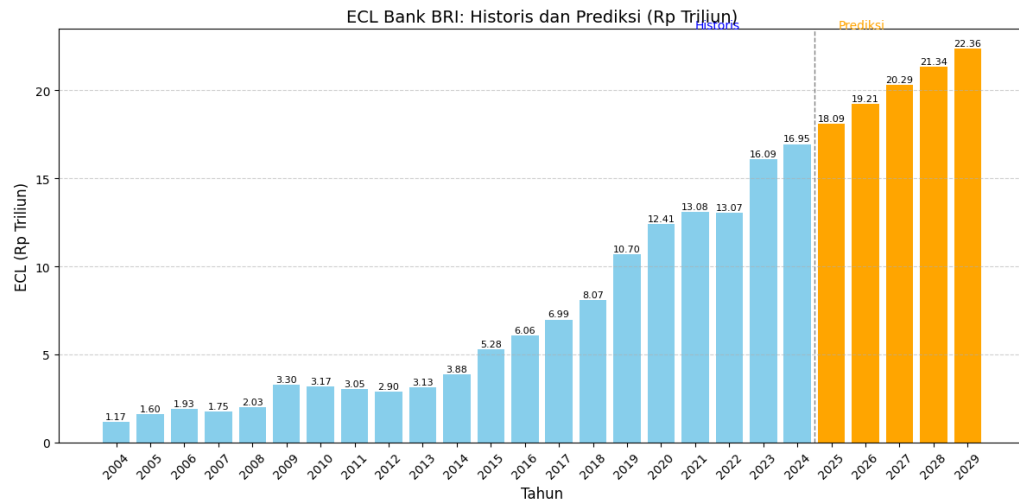
Tabel 5. Forecasting ECL

Tahun	<i>Expected Credit Loss (ECL)</i>	
	BRI	BCA
2025	Rp18.094.881.996.947	Rp8.022.384.884.772
2026	Rp19.209.692.985.400	Rp8.563.352.789.523
2027	Rp20.291.958.085.673	Rp9.090.478.981.333
2028	Rp21.342.627.445.232	Rp9.604.117.627.269
2029	Rp22.362.623.472.857	Rp10.104.613.832.350

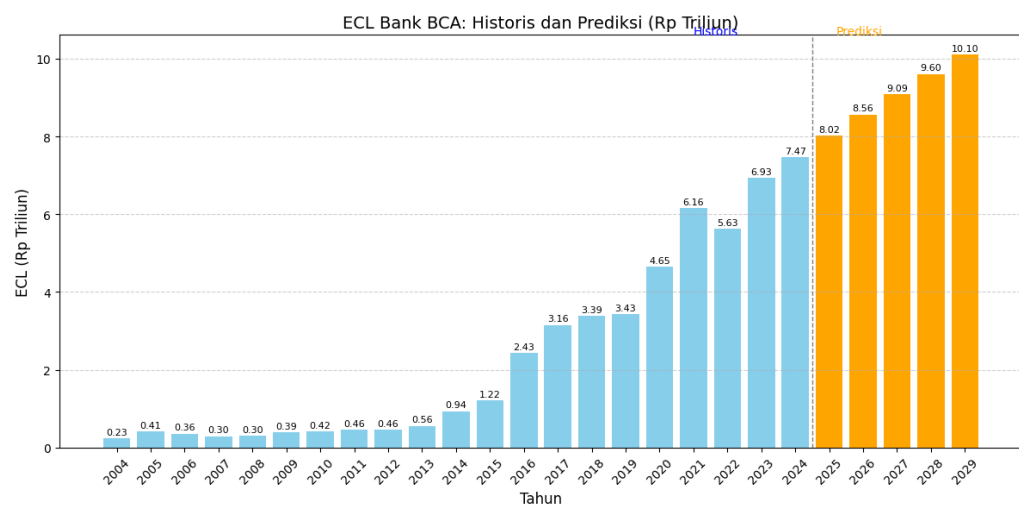




Peramalan dilakukan dengan bantuan perangkat lunak python, menggunakan pustaka statistik seperti statsmodels, yang memungkinkan pemodelan ARIMA secara sistematis dan akurat. Fungsi *forecast* digunakan untuk menghasilkan estimasi ECL pada lima tahun berikutnya, sekaligus menyediakan rentang kepercayaan (*confidence interval*) guna mengukur ketidakpastian prediksi.



Gambar 5. Forecast BRI 2025-2029



Gambar 6. Forecast BCA 2025-2029

Hasil peramalan menunjukkan bahwa baik Bank BRI maupun Bank BCA mengalami tren peningkatan ECL selama periode proyeksi. Pada Bank BRI, tren kenaikan ECL cukup tajam dari tahun ke tahun, sejalan dengan eksposur besar terhadap sektor UMKM. Sebaliknya, Bank BCA menunjukkan kenaikan ECL yang lebih moderat dan stabil, mencerminkan profil risiko yang lebih terkendali. Hasil ini memberikan gambaran prediktif yang berguna bagi pihak manajemen bank dan regulator dalam menyusun strategi mitigasi risiko serta perencanaan cadangan kerugian kredit yang lebih adaptif terhadap dinamika ekonomi.

Pembahasan

Hasil *forecasting* menggunakan model ARIMA menunjukkan bahwa nilai ECL untuk Bank BRI dan Bank BCA mengalami tren peningkatan selama periode proyeksi 2025 hingga 2029. Pada Bank BRI, ECL diproyeksikan meningkat secara konsisten dari Rp18,09 triliun pada





tahun 2025 menjadi Rp22,36 triliun pada tahun 2029. Kenaikan ini mencerminkan karakteristik portofolio kredit BRI yang sangat terfokus pada sektor mikro, kecil, dan menengah (UMKM), yang memiliki tingkat eksposur risiko kredit lebih tinggi dibandingkan segmen korporasi. Selain itu, pertumbuhan ECL BRI juga menunjukkan bahwa bank perlu terus memperkuat sistem manajemen risiko dan cadangan kerugian, terutama dalam menghadapi ketidakpastian ekonomi dan potensi fluktuasi sektor informal.

Di sisi lain, Bank BCA juga menunjukkan tren kenaikan ECL selama periode yang sama, meskipun dengan laju yang lebih moderat. ECL BCA diprediksi naik dari Rp8,02 triliun pada tahun 2025 menjadi Rp10,10 triliun pada tahun 2029. Stabilitas pertumbuhan ini mencerminkan pendekatan manajemen risiko yang konservatif serta profil kredit yang lebih berorientasi pada segmen korporasi dan ritel menengah-atas. Meskipun nilai ECL BCA relatif lebih rendah dibandingkan BRI, tren peningkatan tetap perlu diperhatikan sebagai indikator adanya eksposur terhadap risiko kredit yang juga berkembang, seiring dengan ekspansi bisnis dan dinamika ekonomi makro.

Perbandingan antara kedua bank menunjukkan adanya perbedaan struktural dalam manajemen risiko kredit dan fokus bisnis. ECL BRI yang jauh lebih tinggi secara nominal mengindikasikan risiko yang lebih besar, namun juga mencerminkan komitmen bank dalam menjangkau sektor-sektor yang kurang terlayani. Sementara itu, pertumbuhan ECL BCA yang lebih landai menunjukkan manajemen portofolio yang lebih terkendali. Dengan demikian, hasil peramalan ini dapat digunakan sebagai dasar pengambilan keputusan strategis dalam penetapan kebijakan pencadangan, penyesuaian eksposur kredit, serta penguatan struktur manajemen risiko pada masing-masing bank.

PENUTUP

Kesimpulan dan Saran

Penelitian ini bertujuan untuk memproyeksikan nilai *Expected Credit Loss* (ECL) pada dua bank besar di Indonesia, yaitu Bank BRI dan Bank BCA, dengan menggunakan model *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA) berbasis data historis tahun 2004 hingga 2024. Berdasarkan hasil uji stasioneritas ADF dan KPSS, data ECL dari kedua bank dinyatakan tidak stasioner pada level awal, namun menjadi stasioner setelah dilakukan *differencing* satu kali. Model terbaik yang diperoleh untuk kedua bank adalah ARIMA dengan nilai AIC dan BIC terendah serta residual yang bersifat *white noise*.

Hasil peramalan menunjukkan bahwa ECL Bank BRI diprediksi meningkat dari Rp18,09 triliun pada 2025 menjadi Rp22,36 triliun pada 2029. Kenaikan ini mengindikasikan tingginya eksposur risiko kredit, terutama dari sektor mikro dan UMKM. Sementara itu, ECL Bank BCA diperkirakan naik dari Rp8,02 triliun menjadi Rp10,10 triliun dalam periode yang sama, dengan tren pertumbuhan yang lebih moderat. Perbedaan tingkat dan laju pertumbuhan ECL antara kedua bank mencerminkan perbedaan struktur portofolio dan strategi bisnis yang dijalankan, di mana BRI berfokus pada segmen berisiko tinggi, sementara BCA cenderung lebih konservatif dan stabil.

Hasil penelitian ini dapat dimanfaatkan oleh pihak manajemen bank dalam menyusun kebijakan pencadangan kerugian kredit yang lebih adaptif terhadap proyeksi risiko ke depan. Regulator seperti OJK juga dapat mempertimbangkan pendekatan berbasis *time series* seperti ARIMA sebagai alat pengawasan risiko kredit yang bersifat *forward-looking*. Untuk penelitian selanjutnya, disarankan agar menambahkan variabel makroekonomi dan menggunakan data frekuensi lebih tinggi untuk meningkatkan ketepatan prediksi dan ketahanan model.





DAFTAR PUSTAKA

- Al-Nsour, R., & Abuaddous, M. (2022). A Comparison Study between IFRS 9 and IAS 39 in GCC Countries. *European Journal of Business and Management Research*, 7(6), 7–13. <https://doi.org/10.24018/ejbmr.2022.7.6.1687>
- Alnaa, S. E., & Ahiakpor, F. (2011). ARIMA (autoregressive integrated moving average) approach to predicting inflation in Ghana. *Journal of Economics and International Finance*, 3(5), 328–336. <http://ssrn.com/abstract=2026012> Electronic copy available at: <http://ssrn.com/abstract=2026012> <http://www.academicjournals.org/JEIF>
- Box, George E. P.; Jenkins, G. M. (1970). *Time Series Analysis: Forecasting and Control*. Holden-Day.
- Breed, D. G., Hurter, J., Marimo, M., Raletjene, M., Raubenheimer, H., Tomar, V., & Verster, T. (2023). A Forward-Looking IFRS 9 Methodology, Focussing on the Incorporation of Macroeconomic and Macroprudential Information into Expected Credit Loss Calculation. *Risks*, 11(3), 16. <https://doi.org/10.3390/risks11030059>
- Chen, J., Dou, Y., Ryan, S. G., & Zou, Y. (2025). The Effect of the Current Expected Credit Loss Approach on Banks' Lending during Stress Periods: Evidence from the COVID-19 Recession. *Accounting Review*, 100(1), 113–138. <https://doi.org/10.2308/TAR-2022-0275>
- Firmansyah, A., Kurniawati, L., Miftah, D., & Winarto, T. (2023). Value relevance of IFRS 9 adoption: A case study of Indonesian banking companies. *Journal of Accounting and Investment*, 24(2), 502–518. <https://doi.org/10.18196/jai.v24i2.17574>
- Gornjak, M. (2017). Comparison of IAS 39 and IFRS 9: The Analysis of Replacement. *International Journal of Management, Knowledge and Learning*, 6(1), 115–130. <https://doaj.org/article/d59cc5f823b14148878b78707bb4fe6a>
- Gujarati, D. (2015). *Econometrics by Example Second Edition* (2nd ed.).
- Hartanto, A. D., & Setijaningsih, H. T. (2023). Determinan Probability of Default Dalam Perhitungan Expected Credit Loss Perbankan. *Akurasi: Jurnal Studi Akuntansi Dan Keuangan*, 6(1), 157–176. <https://doi.org/10.29303/akurasi.v6i1.329>
- Hasanah, U. (2023). Peramalan BI Rate Di Indonesia dengan Metode Time Series Model ARIMA. *IHTIYATH: Jurnal Manajemen Keuangan Syariah*, 7(2), 141–151. <https://doi.org/10.32505/ihtiyath.v7i2.7318>
- Heniwati, E. (2023). Implikasi Penerapan IFRS 9 Pada Daya Prediksi Ckpn Terhadap Kerugian Kredit Bank. *Media Riset Akuntansi, Auditing & Informasi*, 23(2), 273–290. <https://doi.org/10.25105/mraai.v23i2.16968>
- Khan, I., & Gunwant, D. F. (2024). “Revealing the future”: an ARIMA model analysis for predicting remittance inflows. *Journal of Business and Socio-Economic Development*, 4(2), 120–135. <https://doi.org/10.1108/jbsed-07-2023-0055>
- Kyiu, A., & Tawiah, V. (2025). IFRS 9 implementation and bank risk. *Accounting Forum*, 49(1), 234–258. <https://doi.org/10.1080/01559982.2023.2233861>
- Lwaho, J., & Ilembo, B. (2023). Unfolding the potential of the ARIMA model in forecasting maize production in Tanzania. *Business Analyst Journal*, 44(2), 128–139. <https://doi.org/10.1108/baj-07-2023-0055>





- Miu, P., & Ozdemir, B. (2022). A coherent economic framework to model correlations between PD, LGD and EaD, and its applications in EaD modelling and IFRS-9. *Journal of Risk Management in Financial Institutions*, 16(1), 52–78. <https://doi.org/10.69554/qcvi3102>
- Petropoulos, F., Apiletti, D., Assimakopoulos, V., Babai, M. Z., Barrow, D. K., Ben Taieb, S., Bergmeir, C., Bessa, R. J., Bijak, J., Boylan, J. E., Browell, J., Carnevale, C., Castle, J. L., Cirillo, P., Clements, M. P., Cordeiro, C., Cyrino Oliveira, F. L., De Baets, S., Dokumentov, A., ... Ziel, F. (2022). Forecasting: theory and practice. *International Journal of Forecasting*, 38(3), 705–871. <https://doi.org/10.1016/j.ijforecast.2021.11.001>
- Pokhrel, S. (2024). IFRS 9 under Stress: Loan Loss Provisioning under the Expected Credit Loss Model. *SSRN (Social Science Research Network)*, 15(1), 37–48.
- Prasetya, R., & Rokhim, R. (2021). Analysis of Bond's IFRS 9 Expected Credit Loss using Vasicek Method. *Proceedings of the 4th International Conference on Economics, Business and Economic Education Science (ICE-BEES 2021)*. <https://doi.org/10.4108/eai.27-7-2021.2316899>
- Rahayu, D. (2021). Analisis Implementasi PSAK 71 Terhadap Cadangan Kerugian Penurunan Nilai (Studi Kasus Pada PT Bank XYZ Tbk). *Akuntansi : Jurnal Akuntansi Integratif*, 7(1), 13–25. <https://doi.org/10.29080/jai.v7i1.315>
- Saputra, J. E., & Febrianti, W. (2025). *Application of Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA) for Forecasting Inflation Rate in Indonesia*. 21(2), 382–396. <https://doi.org/10.20956/j.v21i2.36609>
- Schutte, W. D., Verster, T., Doody, D., Raubenheimer, H., & Coetzee, P. J. (2020). A proposed benchmark model using a modularised approach to calculate IFRS 9 expected credit loss. *Cogent Economics and Finance*, 8(1), 1–27. <https://doi.org/10.1080/23322039.2020.1735681>
- Sugiarto, S., & Suroso, S. (2020). Innovation of impairment loss allowance model of Indonesian financial accounting standards 71. *Journal of Asian Business and Economic Studies*, 27(3), 267–283. <https://doi.org/10.1108/JABES-11-2019-0114>
- Syarifuddin, S., & Pratomo, W. A. (2013). Efektivitas Penggunaan ARIMA dan VAR dalam Memprediksi Permintaan Kredit di Indonesia. *Jurnal Ekonomi Dan Keuangan*, 1(6), 1–16.
- Winarto, H., Poernomo, A., & Prabawa, A. (2021). Analisis Dampak Kebijakan Moneter terhadap Pertumbuhan Ekonomi di Indonesia. *J-MAS (Jurnal Manajemen Dan Sains)*, 6(1), 34. <https://doi.org/10.33087/jmas.v6i1.216>

