

Apakah Peredaran Uang Tunai Memprediksi Pencucian Uang? Bukti dari Laporan Transaksi Keuangan Mencurigakan (LTKM)

Wartiningsih^{1*}, Nur Insani^{2,3} 

¹Badan Pusat Statistik, Indonesia

²Royal Melbourne Institute of Technology (RMIT) University, Australia

³Universitas Negeri Yogyakarta, Indonesia

Korespondensi penulis: wartiningsih@bps.go.id

Kata Kunci:

Laporan transaksi mencurigakan (STR), Model data cacah panel, Pencucian uang, Peredaran uang tunai, Uang palsu

Abstrak

Memahami dan mengantisipasi risiko pencucian uang menjadi tantangan bagi otoritas keuangan, terutama karena Laporan Transaksi Keuangan Mencurigakan (LTKM) bersifat tertunda daripada aktivitas ilegal yang terjadi secara real time. Kondisi ini mendorong perlunya indikator peringatan dini yang mampu mengindikasikan kejadian disaat perilaku pelaporan institusional berlangsung. Studi ini meneliti apakah fluktuasi peredaran uang tunai dapat memberikan sinyal prediktif terhadap volume LTKM pada periode berikutnya. Berangkat dari teori pencucian uang berbasis tunai serta adanya jeda deteksi akibat proses kepatuhan, studi ini berargumen bahwa fluktuasi volume peredaran uang tunai mengandung informasi mengenai aktivitas mencurigakan yang bersifat laten yang terungkap dengan jeda waktu tertentu. Penelitian ini menerapkan panel count model with fixed-effects negative binomial dan pengujian extensive robustness, meliputi spesifikasi *hurdle and zero-inflated* pada data panel bulanan 34 provinsi di Indonesia periode 2022–2024. Hasil analisis menunjukkan arus masuk dan keluar uang tunai secara signifikan memprediksi volume LTKM dengan jeda waktu dua hingga tiga bulan, sementara itu peredaran uang palsu tidak menunjukkan hubungan yang signifikan. Temuan ini menunjukkan peredaran uang kartal dapat dimanfaatkan sebagai indikator peringatan dini dalam pemantauan risiko kejahatan keuangan, khususnya untuk mendukung penetapan prioritas pengawasan, alokasi sumber daya kepatuhan, dan pengawasan makro-keuangan di negara yang masih bergantung pada uang tunai.

Dikirimkan: 1 Desember 2025

Diterima: 16 Desember 2025

Diterbitkan: 31 Desember 2025

Copyright (c) Author



Untuk mensitasi artikel ini: Wartiningsih & Insani, N. 2025. *Apakah Peredaran Uang Tunai Memprediksi Pencucian Uang? Bukti dari Laporan Transaksi Keuangan Mencurigakan (LTKM)*. *AML/CFT Journal: The Journal of Anti Money Laundering and Countering the Financing of Terrorism* 4(1):88-114, <https://doi.org/10.59593/amlcft.2025.v4i1.278>

Pendahuluan

Pencucian uang masih menjadi salah satu tantangan kejahatan keuangan yang paling mendesak dalam perekonomian global. Meskipun telah berlangsung selama beberapa dekade reformasi regulasi dan kemajuan teknologi di sektor keuangan, para pelaku kejahatan tetap mampu mengeksploitasi kerentanan dalam sistem keuangan untuk menyamarkan asal, usul

hasil tindak pidana mereka.¹ Menurut estimasi United Nations Office on Drugs and Crime (UNODC), antara 2 hingga 5 persen dari produk domestik bruto (PDB) global dicuci setiap tahunnya, dengan nilai yang setara dengan triliunan dolar Amerika Serikat.² Keberlanjutan praktik pencucian uang ini merusak integritas sistem keuangan, melemahkan kredibilitas lembaga keuangan, serta memfasilitasi pendanaan terorisme dan kejahatan terorganisasi. Dalam konteks tersebut, pemahaman terhadap faktor, faktor pendorong serta indikator prediktif aktivitas pencucian uang tetap menjadi prioritas utama, baik bagi kalangan akademisi maupun pembuat kebijakan.³

Salah satu karakteristik utama pencucian uang di negara, negara berkembang adalah ketergantungan yang masih tinggi terhadap uang tunai.⁴ Meskipun pembayaran digital dan transfer elektronik mengalami perluasan dalam beberapa tahun terakhir, uang kartal masih menjadi alat tukar yang dominan dalam berbagai konteks, termasuk di Indonesia. Uang tunai menarik bagi pelaku pencucian uang karena sifatnya yang anonim, mudah dipindahkan, serta sulit dilacak setelah terintegrasi ke dalam peredaran.⁵ Oleh karena itu, variasi peredaran uang tunai pada tingkat provinsi, yang tercermin dari arus masuk uang ke suatu wilayah, arus keluar uang dari suatu wilayah, serta temuan uang palsu, dapat berfungsi sebagai indikator yang berguna bagi dinamika pencucian uang yang mendasarinya.⁶ Perubahan besar dan tidak dapat dijelaskan dalam pergerakan uang tunai dapat mencerminkan aktivitas placement dan layering, sementara insiden uang palsu dapat menyoroti kerentanan yang lebih luas dalam pengawasan dan pengendalian mata uang.

Laporan Transaksi Keuangan Mencurigakan (LTKM) merupakan salah satu indikator operasional yang paling banyak digunakan untuk mengidentifikasi aktivitas pencucian uang.⁷ Lembaga keuangan serta pihak pelapor lainnya, termasuk designated non, financial businesses and professions (DNFBPs), diwajibkan untuk menyampaikan LTKM ketika suatu transaksi tampak tidak lazim, mencurigakan, atau tidak sejalan dengan profil nasabah. LTKM menjadi tulang punggung operasional financial intelligence unit (FIU), baik dalam mendukung penyelidikan domestik maupun dalam pertukaran informasi lintas negara.⁸ Meskipun LTKM

¹ Nella Hendriyetty and Bhajan S. Grewal, "Macroeconomics of Money Laundering: Effects and Measurements," *Journal of Financial Crime* 24, no. 1 (January 2017): 65–81, <https://doi.org/10.1108/JFC-01-2016-0004>.

² Peter J. Quirk, "Macroeconomic Implications of Money Laundering," *IMF Working Papers* 96, no. 66 (1996): 1, <https://doi.org/10.5089/9781451962123.001>.

³ Agung Andiojaya, "Do Stronger Anti Money Laundering (AML) Measures Reduce Crime? An Empirical Study on Corruption, Bribery, and Environmental Crime," *Journal of Economic Criminology* 8 (June 2025): 100157, <https://doi.org/10.1016/j.jeconc.2025.100157>; Quirk, "Macroeconomic Implications of Money Laundering."

⁴ Fernando Alvarez et al., "Cash: A Blessing or a Curse?," *Journal of Monetary Economics* 125 (January 2022): 85–128, <https://doi.org/10.1016/j.jmoneco.2021.11.002>; Guerino Ardizzi, Pierpaolo De Franceschis, and Michele Giammatteo, "Cash Payment Anomalies and Money Laundering: An Econometric Analysis of Italian Municipalities," *International Review of Law and Economics* 56 (December 2018): 105–21, <https://doi.org/10.1016/j.irl.2018.08.001>; Michele Giammatteo, Stefano Iezzi, and Roberta Zizza, "Cash Usage and the Underground Economy," *Journal of Economic Behavior & Organization* 204 (December 2022): 107–27, <https://doi.org/10.1016/j.jebo.2022.10.005>.

⁵ FATF & MENAFATF, *Money Laundering through the Physical Transportation of Cash* (Paris, France: FATF/OECD and MENAFATF, 2015), <https://www.fatf-gafi.org/content/dam/fatf-gafi/reports/money-laundering-through-transportation-cash.pdf>.

⁶ Ardizzi, De Franceschis, and Giammatteo, "Cash Payment Anomalies and Money Laundering."

⁷ Mario Gara and Claudio Pauselli, "Looking at 'Crying Wolf' from a Different Perspective: An Attempt at Detecting Banks Under- and Over-Reporting of Suspicious Transactions," *Italian Economic Journal* 6, no. 2 (July 2020): 299–324, <https://doi.org/10.1007/s40797-020-00122-3>; He Ping, "The Suspicious Transactions Reporting System," *Journal of Money Laundering Control* 8, no. 3 (July 2005): 252–59, <https://doi.org/10.1108/13685200510620948>.

⁸ Lucia Dalla Pellegrina et al., "Are Bankers 'Crying Wolf'? Type I, Type II Errors and Deterrence in Anti-Money Laundering: The Italian Case," *Italian Economic Journal*, ahead of print, May 21, 2022,

bukan merupakan ukuran yang sempurna, karena mencerminkan kecurigaan, bukan kasus pencucian uang yang telah terkonfirmasi, indikator ini menyediakan proksi risiko pencucian uang yang konsisten, terstandarisasi, dan tersedia secara luas.⁹ Penelitian sebelumnya telah memanfaatkan LTKM untuk mengkaji insentif pelaporan, perilaku kepatuhan institusional, serta dampak reformasi regulasi.¹⁰ Namun demikian, masih sangat terbatas penelitian yang mengaitkan dinamika LTKM dengan variabel keuangan pada tingkat makro, seperti peredaran uang tunai.

Penelitian ini dilatarbelakangi oleh hipotesis bahwa fluktuasi peredaran uang tunai dan peredaran uang palsu dapat memprediksi aktivitas pencucian uang sebagaimana diprosikan oleh Laporan Transaksi Keuangan Mencurigakan (LTKM). Berdasarkan hipotesis tersebut, penelitian ini bertujuan untuk mengukur hubungan prediktif antara arus masuk uang tunai, arus keluar uang tunai, dan volume LTKM yang disampaikan pada tingkat provinsi di seluruh Indonesia. Tujuan utama penelitian ini adalah untuk menilai apakah sinyal makro, keuangan tersebut menyediakan informasi peringatan dini yang sah secara statistik dan dapat mendukung pengawasan anti money laundering (AML) serta praktik intelijen keuangan.

Logikanya sederhana: ketika volume uang tunai yang tidak lazim masuk ke atau keluar dari suatu perekonomian provinsi, kondisi tersebut menciptakan peluang bagi pelaku ilegal untuk melakukan placement, layering, dan integration dana. Aktivitas semacam ini lebih berpotensi memicu sistem pemantauan dan peringatan kepatuhan, yang pada akhirnya menghasilkan pelaporan LTKM.¹¹ Demikian pula, temuan uang palsu dapat mengindikasikan lingkungan di mana pengendalian mata uang relatif lemah, yang berpotensi beririsan dengan tingkat risiko pencucian uang yang lebih tinggi.¹² Namun demikian, bukti empiris mengenai keterkaitan tersebut masih terbatas, khususnya dalam konteks negara berkembang yang memiliki intensitas penggunaan uang tunai yang tinggi serta kapasitas kepatuhan anti money laundering (AML) yang belum merata.

<https://doi.org/10.1007/s40797-022-00195-2>; Elod Takats, "A Theory of 'Crying Wolf: The Economics of Money Laundering Enforcement," *Journal of Law, Economics, and Organization* 27, no. 1 (April 2011): 32–78, <https://doi.org/10.1093/jleo/ewp018>.

⁹ David Chaikin, "How Effective Are Suspicious Transaction Reporting Systems?" *Journal of Money Laundering Control* 12, no. 3 (August 2009): 238–53, <https://doi.org/10.1108/13685200910973628>.

¹⁰ Sonja Cindori, "Money Laundering: Correlation between Risk Assessment and Suspicious Transactions," *Financial Theory and Practice* 37, no. 2 (June 2013): 181–206, <https://doi.org/10.3326/finfp.37.2.3>; Lucia Dalla Pellegrina et al., "Organized Crime, Suspicious Transaction Reporting and Anti-Money Laundering Regulation," *Regional Studies* 54, no. 12 (December 2020): 1761–75, <https://doi.org/10.1080/00343404.2020.1772963>; Lucia Dalla Pellegrina et al., "Detecting the Fifty Shades of Grey: Local Crime, Suspicious Transaction Reporting and Anti-Money Laundering Regulation," *SSRN Electronic Journal*, ahead of print, 2018, <https://doi.org/10.2139/ssrn.3280307>; Aspalella A. Rahman, "The Impact of Reporting Suspicious Transactions Regime on Banks: Malaysian Experience," *Journal of Money Laundering Control* 16, no. 2 (May 2013): 159–70, <https://doi.org/10.1108/13685201311318502>.

¹¹ Cedrick Agorbia-Atta and Imande Atalor, "Enhancing Anti-Money Laundering Capabilities: The Strategic Use of AI and Cloud Technologies in Financial Crime Prevention," *World Journal of Advanced Research and Reviews* 23, no. 2 (August 2024): 2035–47, <https://doi.org/10.30574/wjarr.2024.23.2.2508>; Ardizzi, De Franceschis, and Giammatteo, "Cash Payment Anomalies and Money Laundering"; Francesco Flaviano Russo, "Cash Thresholds, Cash Expenditure and Tax Evasion," *Fiscal Studies* 43, no. 4 (December 2022): 387–403, <https://doi.org/10.1111/1475-5890.12311>.

¹² FATF, *Money Laundering and Terrorist Financing Related to Counterfeiting of Currency*, Report (Paris, France: Financial Action Task Force (FATF), 2013), <https://www.fatf-gafi.org/content/dam/fatf-gafi/reports/money-laundering-terrorist-financing-related-to-counterfeit-currency.pdf.coredownload.pdf>; Michael Levi, "Evaluating the Control of Money Laundering and Its Underlying Offences: The Search for Meaningful Data," *Asian Journal of Criminology* 15, no. 4 (December 2020): 301–20, <https://doi.org/10.1007/s11417-020-09319-y>; Milind Tiwari and Jamie Ferrill, "Evolution of Cannabis Regulations and Their Overlooked Link with Money Laundering: Australia as a Critical Case Study," *Journal of Money Laundering Control* 26, no. 5 (November 2023): 970–88, <https://doi.org/10.1108/JMLC-11-2022-0158>.

Indonesia merupakan studi kasus yang sangat relevan. Sebagai perekonomian terbesar di Asia Tenggara, Indonesia telah mencatat kemajuan signifikan dalam memperkuat kerangka anti, money laundering dan counter, terrorist financing (AML/CTF), termasuk melalui berbagai reformasi yang selaras dengan standar Financial Action Task Force (FATF).¹³ Meskipun demikian, Indonesia masih dicirikan oleh tingkat penggunaan uang tunai yang tinggi, arus peredaran uang antarprovinsi yang besar, serta insiden peredaran uang palsu yang terjadi secara berkala. Selain itu, keragaman wilayah provinsi di Indonesia, yang mencakup pusat, pusat perkotaan dengan tingkat perbankan yang padat seperti Jakarta hingga daerah, daerah terpencil dengan infrastruktur keuangan yang terbatas, menciptakan variasi alami baik dalam peredaran uang tunai maupun dalam pelaporan LTKM.¹⁴ Heterogenitas ini menyediakan peluang empiris yang kuat untuk menguji apakah pergerakan uang tunai dan peredaran uang palsu dapat berfungsi sebagai prediktor pelaporan transaksi mencurigakan.

Meskipun sejumlah penelitian sebelumnya telah mengeksplorasi keterkaitan antara penggunaan uang tunai dan perilaku keuangan ilegal,¹⁵ kajian, kajian tersebut umumnya menggunakan data yang bersifat agregat atau statis. Sepengetahuan kami, belum ada penelitian terdahulu yang menerapkan model data cacah panel dengan efek tetap dan struktur jeda waktu (lag structure) pada data bulanan tingkat subnasional di negara berkembang yang memiliki intensitas penggunaan uang tunai yang tinggi. Oleh karena itu, artikel ini memberikan kontribusi empiris yang baru dengan menganalisis dinamika LTKM menggunakan panel provinsi berfrekuensi tinggi, yang mampu menangkap variasi lintas wilayah maupun dinamika temporal dalam lanskap keuangan Indonesia.

Tinjauan Pustaka

Peran dan Tantangan LTKM dalam Anti Pencucian Uang (APU)

Laporan Transaksi Keuangan Mencurigakan (LTKM) merupakan elemen inti dalam sistem intelijen keuangan. Secara desain, institusi pelapor menyampaikan LTKM ketika suatu transaksi tampak tidak lazim, tidak sejalan dengan profil nasabah, atau berpotensi mengindikasikan perilaku ilegal. Dengan demikian, LTKM berfungsi sebagai sinyal garis depan dalam deteksi pencucian uang, yang memungkinkan dilakukannya penyelidikan lanjutan serta pertukaran intelijen lintas negara.

Dalam konteks Indonesia, sejumlah penelitian telah mengkaji faktor, faktor penentu pelaporan LTKM atau perilaku pelaporan yang sejenis. Pusat Pelaporan dan Analisis Transaksi Keuangan (PPATK/INTRAC), misalnya, menganalisis faktor risiko pencucian uang pada tingkat individu di Indonesia dengan menggunakan data LTKM dan menemukan bahwa

¹³ FATF, *Anti-Money Laundering and Counter-Terrorist Financing Measures – Indonesia, 2nd Enhanced Follow-up Report*, Follow-up Report (Paris, France: Financial Action Task Force (FATF), 2025), https://www.fatf-gafi.org/content/dam/fatf-gafi/fur/Indonesia-Follow-Up-Report-2025.pdf.coredownload.inline.pdf?utm_source=chatgpt.com; FATF, *Anti-Money Laundering and Counter-Terrorist Financing Measures – Indonesia, Fourth Round Mutual Evaluation Report* (Paris, France: Financial Action Task Force (FATF), 2023), <https://www.fatf-gafi.org/content/dam/fatf-gafi/mer/Mutual-Evaluation-Report-Indonesia-2023.pdf.coredownload.inline.pdf>.

¹⁴ Agung Andiojaya et al., “The Potential of Interprovincial Money Laundering in Indonesia: Investigation on the Attractiveness and Destination Choice,” *Journal of Money Laundering Control* 28, no. 1 (January 2025): 215–34, <https://doi.org/10.1108/JMLC-04-2024-0080>; Mohammad Hanafi Holle, Niswaton Hasanah, and Sri Hartono, “Financial Inclusion Gap in Western and Eastern Regions of Indonesia, Why?,” *PROCEEDING D-IcoMDewantara International Conference on Multidisciplinary* (Yogyakarta), UST-PRESS Universitas Sarjanawiyata Tamansiswa, February 2024; Alwahidin N et al., “A New Economic Perspective: Understanding The Impact of Digital Financial Inclusion on Indonesian Households Consumption,” *Bulletin of Monetary Economics and Banking* 26, no. 2 (May 2023): 211–52, <https://doi.org/10.59091/1410-8046.2070>.

¹⁵ Ardizzi, De Franceschis, and Giammatteo, “Cash Payment Anomalies and Money Laundering”; Alvarez et al., “Cash.”

variabel sosiodemografis, seperti usia, jenis pekerjaan, dan riwayat penggunaan layanan keuangan, berkorelasi signifikan dengan risiko pencucian uang yang lebih tinggi.¹⁶ Temuan ini menegaskan relevansi data LTKM dalam konteks Indonesia, meskipun fokus kajian tersebut masih terbatas pada prediktor individual dan belum menelaah dinamika agregat peredaran uang tunai.

Ada tataran kelembagaan, sejumlah kajian, seperti Financial Intelligence Investigations in Combating Money Laundering, membahas peran kepatuhan Know Your Customer (KYC) serta investigasi intelijen keuangan dalam sektor perbankan Indonesia, dengan menyoroti berbagai tantangan operasional dalam implementasi sistem pelaporan LTKM. Secara paralel, penelitian mengenai reformasi regulasi, misalnya How is Indonesia Revamping Its Anti-Money Laundering Regulations, menunjukkan bahwa Indonesia masih menghadapi sejumlah kesenjangan dalam penerapan rezim AML/CFT, meskipun telah melakukan penyesuaian terhadap standar FATF, khususnya terkait kapasitas penegakan hukum dan koordinasi antarinstansi.

Namun demikian, efektivitas dan reliabilitas sistem LTKM telah dikaji secara kritis dalam literatur sebelumnya. Dalam konteks Swiss, Van den Broek berpendapat bahwa sistem LTKM menghadapi persoalan under-reporting serta ketidakkonsistenan kriteria pelaporan antarinstansi, yang membatasi kegunaannya sebagai indikator kinerja.¹⁷ Secara lebih luas, masih terdapat perdebatan mengenai apakah volume LTKM benar-benar mencerminkan tingkat aktivitas pencucian uang yang mendasarinya, atau justru lebih merefleksikan intensitas kepatuhan, kapasitas kelembagaan, maupun tekanan regulasi. Perbedaan antara tujuan formal rezim Anti Pencucian Uang (APU) dan praktik pelaporan LTKM di dunia nyata dengan demikian tetap menjadi salah satu teka-teki utama dalam penelitian empiris mengenai Anti Pencucian Uang (APU).¹⁸

Mengingat berbagai keterbatasan tersebut, para peneliti umumnya memperlakukan LTKM dengan kehati-hatian, sebagai proksi yang tidak sempurna, alih-alih ukuran langsung atas aktivitas pencucian uang. Kendati demikian, ketersediaannya yang luas serta tingkat keterbandingan yang tinggi antar-yurisdiksi menjadikan LTKM tetap tidak tergantikan dalam penelitian empiris. Penelitian ini tidak mengklaim bahwa LTKM sepenuhnya merepresentasikan seluruh aktivitas pencucian uang. Sebaliknya, LTKM diperlakukan sebagai manifestasi yang dapat diamati dari proses deteksi yang didorong oleh kepatuhan, yang secara statistik dapat diasosiasikan dengan berbagai indikator potensi risiko.

Uang Tunai, Peredaran Mata Uang, dan Pencucian Uang

Uang tunai menempati posisi yang unik dalam strategi pencucian uang. Berbeda dengan transfer digital, uang tunai menawarkan anonimitas, tidak mudah ditelusuri, serta fleksibilitas dalam pemindahan fisik; oleh karena itu, uang tunai tetap menjadi elemen sentral dalam berbagai tipologi pencucian uang.¹⁹ Sebagai contoh, Financial Action Task Force²⁰ telah mengidentifikasi pergerakan uang tunai dalam jumlah besar dan penyelundupan uang lintas batas sebagai kerentanan yang persisten dalam rezim Anti Pencucian Uang (APU).

¹⁶ INTRAC, *Indonesia National Risk Assessment (NRA) on Money Laundering 2021* (Jakarta: Indonesia Financial Transaction Report and Analysis Center (INTRAC), 2021).

¹⁷ Melissa Van den Broek, "Designing Supervision under the Preventive Anti-Money Laundering Policy in the European Union," *Utrecht Law Review*, 2014, 151–67.

¹⁸ Gara and Pauselli, "Looking at 'Crying Wolf' from a Different Perspective."

¹⁹ FATF & MENAFATF, *Money Laundering through the Physical Transportation of Cash; FATF, International Best Practices: Detecting and Preventing the Illicit Cross-Border Transportation of Cash and Bearer Negotiable Instruments* (Paris, France: Financial Action Task Force (FATF), 2010), <https://www.wcoomd.org/-/media/wco/public/global/pdf/topics/enforcement-and-compliance/activities-and-programmes/money-laundering/best-practices-srix-2010.pdf?db=web>.

²⁰ FATF & MENAFATF, *Money Laundering through the Physical Transportation of Cash*.

Secara teoretis, arus masuk uang tunai dapat berfungsi sebagai sinyal potensi pencucian uang yang lebih presisi dibandingkan arus keluar, mengingat perannya dalam tahap placement pencucian uang, yaitu ketika dana ilegal pertama kali dimasukkan ke dalam sistem keuangan. Arus masuk uang tunai umumnya berkaitan dengan aktivitas penyetoran atau masuknya uang kartal secara fisik ke dalam sistem perbankan, yang lebih berpeluang memicu peringatan kepatuhan. Sebaliknya, arus keluar uang tunai dapat didorong oleh berbagai faktor permintaan yang sah, termasuk konsumsi musiman, siklus pembayaran upah, atau penarikan terkait perayaan tertentu, sehingga menjadikannya lebih bising dan kurang spesifik sebagai indikator pencucian uang. Asimetri rasio sinyal terhadap gangguan (signal, to, noise asymmetry) ini dapat menjelaskan daya prediktif arus masuk yang lebih kuat dan lebih dini sebagaimana diamati dalam penelitian ini.

Secara empiris, sejumlah penelitian telah menelaah anomali dalam penggunaan pembayaran tunai sebagai korelat dari aktivitas ilegal. Sebagai contoh, Ardizzi dkk. menganalisis penyimpangan penggunaan uang tunai pada tingkat munisipal di Italia sebagai sinyal potensial risiko penghindaran pajak atau pencucian uang. Demikian pula, literatur mengenai cash paradox mengamati bahwa meskipun penggunaan uang tunai untuk transaksi mengalami penurunan, jumlah mata uang yang beredar (currency in circulation/CIC) justru sering kali meningkat, sehingga mempersulit pengukuran penggunaan uang tunai untuk tujuan ilegal.²¹

Dari sisi uang palsu, pendeteksian uang kertas palsu sering dipandang sebagai indikator lemahnya pengendalian mata uang, yang dapat beriringan dengan lingkungan yang kondusif bagi kejahatan keuangan.²² Namun demikian, hubungan antara peredaran uang palsu dan pencucian uang masih relatif jarang diteliti secara empiris, kemungkinan karena arus uang palsu umumnya sangat kecil dibandingkan dengan arus mata uang legal, serta pendeteksiannya bersifat sporadis, bukan berlangsung secara berkelanjutan.

Quantitative & Predictive Approaches in Anti Pencucian Uang (APU)

Perkembangan mutakhir dalam penelitian anti, money laundering (AML) menekankan penggunaan model kuantitatif dan analitik prediktif untuk deteksi penipuan,²³ inferensi jaringan²⁴, serta pendekatan *risk, scoring*.²⁵ Sejumlah penelitian yang terus berkembang memanfaatkan machine learning, analitik jaringan, dan metode berbasis grafik untuk

²¹ Ardizzi, De Franceschis, and Giammatteo, "Cash Payment Anomalies and Money Laundering."

²² Chanandika Dafri Widagdo and Hery Firmansyah, "The Impact of Counterfeit Money Circulation on Monetary Stability and The Role of Bank Indonesia in Handling It," *Awang Long Law Review* 7, no. 2 (May 2025): 333–39, <https://doi.org/10.56301/awl.v7i2.1516>.

²³ Agam Ahluwalia, Isha Goyal, and Prafulla Bafna, "Money Laundering Fraudulent Prediction Using Classifiers," *2023 International Conference on Emerging Smart Computing and Informatics (ESCI)*, IEEE, March 1, 2023, 1–5, <https://doi.org/10.1109/ESCI56872.2023.10099770>; Sunder Gee, *Fraud and Fraud Detection: A Data Analytics Approach*, 1st ed. (Wiley, 2014), <https://doi.org/10.1002/9781118936764>.

²⁴ Rafał Dreżewski, Jan Sepielak, and Wojciech Filipkowski, "The Application of Social Network Analysis Algorithms in a System Supporting Money Laundering Detection," *Information Sciences* 295 (February 2015): 18–32, <https://doi.org/10.1016/j.ins.2014.10.015>; Andrea Fronzetti Colladon and Elisa Remondi, "Using Social Network Analysis to Prevent Money Laundering," *Expert Systems with Applications* 67 (January 2017): 49–58, <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2016.09.029>; Peter Gerbrands et al., "The Effect of Anti-Money Laundering Policies: An Empirical Network Analysis," *EPJ Data Science* 11, no. 1 (December 2022): 15, <https://doi.org/10.1140/epjds/s13688-022-00328-8>.

²⁵ Sergii Dmytrov and Tetiana Medvid, "An Approach to the Use of Indices-Based Analysis Subject to Money Laundering and Terrorist Financing National Risk Assessment," *SocioEconomic Challenges* 1, no. 1 (2017): 35–47, <https://doi.org/10.21272/sec.2017.1-04>; Sofya Klimova, Nazerke Zhampeiis, and Asmik Grigoryan, "Contemporary Approaches to Money Laundering/Terrorism Financing Risk Assessment and Methods of Its Automation in Commercial Banks.," *Procedia Computer Science* 169 (2020): 380–87, <https://doi.org/10.1016/j.procs.2020.02.233>.

mendeteksi perilaku pencucian uang dalam data transaksi maupun data antar, Lembaga.²⁶ Sebagai contoh, graph neural networks telah diadaptasi untuk mengidentifikasi simpul, simpul ilegal dalam jaringan transaksi yang bersifat heterogeny.²⁷ Selain itu, analitik jaringan juga menawarkan kerangka deteksi berlapis yang didasarkan pada pola relasional antar rekening dan aliran transfer dana.²⁸

Pada tataran makro atau regional, masih relatif sedikit penelitian yang berupaya mengaitkan indikator keuangan atau ekonomi dengan proksi pencucian uang seperti LTKM. Sejumlah kajian terbaru mengeksplorasi keterkaitan antara kepatuhan regulasi, pelaporan pada tingkat perusahaan, dan metrik aliran ilegal yang lebih luas,²⁹ atau menganalisis dampak kebijakan Anti Pencucian Uang (APU) terhadap perilaku jaringan para pelaku pencucian uang.³⁰ Namun demikian, penelitian, penelitian tersebut umumnya berfokus pada dimensi kelembagaan atau kebijakan, bukan pada peredaran uang tunai itu sendiri sebagai sumber sinyal makro, keuangan.

Salah satu indikasi bahwa metode deteksi terus berkembang adalah penggunaan teknik deteksi anomali dan model ekonometrika untuk menandai pola transaksi yang tidak lazim. Namun demikian, pengoperasionalan sinyal pada tingkat makro, seperti arus peredaran uang tunai antarprovinsi, dalam model prediktif LTKM masih jarang ditemui dalam literatur. Kesenjangan inilah yang melandasi pendekatan penelitian ini, yaitu dengan menerapkan regresi data cacah panel dengan efek tetap dan struktur jeda waktu (*temporal lags*) untuk menguji apakah pergerakan uang tunai dan arus uang palsu yang dapat diamati secara statistik mampu memprediksi volume LTKM antarprovinsi.

Pengujian Hipotesis, Estimasi, dan Uji Ketahanan Model Regresi Binomial Negatif Efek Tetap Dua Arah

Berdasarkan argumen teoretis dan kajian penelitian terdahulu yang telah dibahas dalam Bagian 2, penelitian ini merumuskan hipotesis, hipotesis berikut untuk diuji menggunakan model statistik yang digunakan:

- H1: Provincial cash inflows are positively associated with LTKM in the same month.
- H2: Provincial cash outflows are positively associated with LTKM in the same month.
- H3: The detection of counterfeit money is positively associated with LTKM in the same month.
- H4: Provincial cash inflows predict higher LTKM with a temporal lag of one to three months.
- H5: Provincial cash outflows predict higher LTKM with a temporal lag of one to three months.

²⁶ Emil Eifrem, "How Graph Technology Can Map Patterns to Mitigate Money-Laundering Risk," *Computer Fraud & Security* 2019, no. 10 (January 2019): 6–8, [https://doi.org/10.1016/S1361-3723\(19\)30105-8](https://doi.org/10.1016/S1361-3723(19)30105-8); Guike Zhang et al., "Machine Learning Approaches for Constructing the National Anti-Money Laundering Index," *Finance Research Letters* 52 (March 2023): 103568, <https://doi.org/10.1016/j.frl.2022.103568>.

²⁷ Stefano Ferretti, Gabriele D'Angelo, and Vittorio Ghini, "Enhancing Anti-Money Laundering Frameworks: An Application of Graph Neural Networks in Cryptocurrency Transaction Classification," *IEEE Access* 13 (2025): 50201–15, <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2025.3552240>; Fredrik Johannessen and Martin Jullum, "Finding Money Launderers Using Heterogeneous Graph Neural Networks," version 1, preprint, arXiv, 2023, <https://doi.org/10.48550/ARXIV.2307.13499>.

²⁸ Girish Kadamathikuttyil Karthikeyan and Biswajit Bhowmik, "Enhancing Money Laundering Detection in Bank Transactions Using GAGAN: A Graph-Adapted Generative Adversarial Network Approach," *International Journal of Data Science and Analytics* 20, no. 7 (November 2025): 6301–31, <https://doi.org/10.1007/s41060-025-00823-x>.

²⁹ William Gaviyau and Athenia Bongani Sibindi, "Global Anti-Money Laundering and Combating Terrorism Financing Regulatory Framework: A Critique," *Journal of Risk and Financial Management* 16, no. 7 (June 2023): 313, <https://doi.org/10.3390/jrfm16070313>.

³⁰ Gerbrands et al., "The Effect of Anti-Money Laundering Policies."

- H6: Counterfeit money detections predict higher LTKM with a temporal lag of one to three months.

Model Binomial Negatif dengan efek tetap dua arah digunakan untuk menguji hipotesis, hipotesis tersebut, dengan tetap memperhitungkan overdispersion, heterogenitas, dan potensi keterlambatan pelaporan. Estimasi regresi ini memberikan gambaran yang lebih bernuansa dibandingkan dengan scatterplot deskriptif. Meskipun asosiasi tanpa pengkondisian (*unconditional associations*) menunjukkan hubungan kontemporer yang lemah atau bahkan negatif (Gambar 3a–3c), model data cacah panel dengan efek tetap dua arah mengungkapkan bahwa peredaran uang tunai menjadi prediktor LTKM yang signifikan setelah dinamika jeda waktu (lagged dynamics) diperhitungkan.

Metodologi

Data, Cakupan, dan Unit Analisis

Analisis empiris dalam penelitian ini didasarkan pada dua sumber data utama. Variabel, variabel penjelas yang digunakan dalam studi ini bersumber dari Statistik Sistem Pembayaran dan Infrastruktur Pasar Keuangan (SPIP) yang secara rutin dipublikasikan oleh Bank Indonesia (BI) melalui Departemen Statistik Sistem Pembayaran.

a) Arus masuk uang tunai (*Cash inflows / Inflow*).

Arus masuk uang tunai merepresentasikan nilai uang kertas dan logam rupiah yang disetorkan oleh bank umum dan masyarakat kepada Bank Indonesia. Berdasarkan metadata Bank Indonesia, arus masuk mencakup setoran dari bank umum, setoran nonbank, layanan kas keliling (misalnya untuk penukaran uang), setoran yang terkait dengan dana titipan pada bank umum, serta setoran lainnya. Satuan pengukuran yang digunakan adalah miliar rupiah.

b) Arus keluar uang tunai (*Cash outflows / Outflow*).

Arus keluar uang tunai mencerminkan nilai uang kertas dan logam rupiah yang ditarik dari Bank Indonesia untuk diedarkan kembali melalui bank umum dan masyarakat. Arus keluar mencakup penarikan oleh bank umum, penarikan nonbank, penarikan melalui layanan kas keliling untuk penukaran uang, penarikan terkait dana titipan pada bank umum, serta penarikan lainnya. Satuan pengukuran yang digunakan adalah miliar rupiah.

c) Uang palsu (*Counterfeit money*).

Uang palsu didefinisikan sebagai uang kertas yang diduga palsu, yang terdeteksi melalui proses Bank Indonesia, laporan klarifikasi, atau laporan dari bank umum dan kepolisian. Dataset ini mencatat jumlah uang kertas palsu (lembar) yang terdeteksi setiap bulan pada tingkat provinsi.

Variabel dependen, Laporan Transaksi Keuangan Mencurigakan (LTKM), diperoleh dari Pusat Pelaporan dan Analisis Transaksi Keuangan (PPATK/INTRAC), yaitu unit intelijen keuangan nasional Indonesia. LTKM merepresentasikan jumlah laporan yang disampaikan oleh pihak pelapor (bank dan lembaga keuangan lainnya) di setiap provinsi per bulan, yang dinyatakan dalam jumlah laporan. Secara keseluruhan, sumber, sumber data tersebut membentuk panel bulanan yang seimbang yang mencakup 34 provinsi dari Januari 2022 hingga Desember 2024 (36 bulan; 1.224 observasi).

Konstruksi dan harmonisasi variabel

Untuk memastikan panel yang seimbang selama 36 bulan ($T = 36$), entri yang hilang diperiksa dan, jika ada, diimputasi secara konservatif hanya ketika terdapat offset pembukuan yang terdokumentasi; jika tidak, provinsi–bulan yang terdampak ditandai dan dikeluarkan dari momen GMM. Untuk menstabilkan skala dan memungkinkan interpretasi dalam persentase, variabel dalam bentuk level ditransformasikan menggunakan $\log(1 + x)$:

$$l_{in} = \log(1 + cash_{inflow}) \dots\dots\dots (1)$$

$$l_{out} = \log(1 + cash_{outflow}) \dots\dots\dots (2)$$

$$l_{fake} = \log(1 + fake_money) \dots\dots\dots (3)$$

$$l_{str} = \log(1 + str) \dots\dots\dots (4)$$

Karena LTKM dan uang palsu dapat bernilai nol, penambahan +1 digunakan untuk menghindari logaritma yang tidak terdefinisi dan tetap mempertahankan nilai nol sebagai 0 dalam log. Mengingat dimensi waktu yang pendek serta bukti umum adanya nonstasioneritas pada data level, PVAR dasar kami menggunakan perbedaan pertama dari log ($\Delta\log$), yang merepresentasikan perkiraan laju pertumbuhan bulanan. Kestasioneran diuji menggunakan uji akar unit panel Im–Pesaran–Shin (IPS) pada setiap seri, dan seri yang telah didiferensiasi dipertahankan ketika hipotesis adanya akar unit pada data level tidak dapat ditolak.³¹

Kerangka Empiris

Strategi empiris dalam penelitian ini menggunakan Generalized Linear Models (GLM) yang dirancang untuk data hitungan. Karena variabel dependen, Laporan Transaksi Keuangan Mencurigakan (LTKM), merupakan bilangan bulat tidak negatif, titik awal yang alami adalah model regresi Poisson. Namun, statistik deskriptif (Bagian 3) menunjukkan adanya overdispersi yang kuat, di mana varians jumlah LTKM jauh lebih besar daripada nilai rata, ratanya. Untuk mengakomodasi kondisi tersebut, kami menggunakan model *Negative Binomial* (NB), yaitu perluasan dari GLM Poisson yang memperkenalkan parameter dispersi tambahan.³² Secara formal:

$$Y_{it} | X_{it} \sim NB(\mu_{it}, \kappa), \log \mu_{it} = \eta_{it} \dots\dots\dots (5)$$

di mana Y_{it} adalah jumlah LTKM di provinsi i dan bulan t , $\mu_{it} = E[Y_{it} | X_{it}]$ adalah rata-rata kondisional, dan $\kappa > 0$ merupakan parameter dispersi. Variansnya adalah:

$$VAR(Y_{it} | X_{it}) = \mu_{it}(1 + \kappa\mu_{it}) \dots\dots\dots (6)$$

Spesifikasi ini memungkinkan varians melebihi nilai rata, rata, sehingga sesuai untuk karakteristik data yang digunakan. Koefisien model diinterpretasikan dalam bentuk Incidence Rate Ratios (IRRs):

$$IRR_j = \exp(\beta_j) \dots\dots\dots (7)$$

IRR yang lebih besar dari 1 menunjukkan bahwa peningkatan pada variabel prediktor meningkatkan jumlah LTKM yang diharapkan, sedangkan IRR yang lebih kecil dari 1 menunjukkan penurunan.³³

Model *Negative Binomial* dengan efek tetap (NB, FE) dipilih karena sifat data LTKM yang overdispersi, di mana variansnya jauh lebih besar daripada rata, rata. Struktur efek tetap ini menyerap seluruh heterogenitas provinsi yang bersifat waktu, invarian, seperti perbedaan

³¹ Kyung So Im, M. Hashem Pesaran, and Yongcheol Shin, “Testing for Unit Roots in Heterogeneous Panels,” *Journal of Econometrics* 115, no. 1 (July 2003): 53–74, [https://doi.org/10.1016/S0304-4076\(03\)00092-7](https://doi.org/10.1016/S0304-4076(03)00092-7).

³² Allison and Waterman, “Fixed-Effects Negative Binomial Regression Models”; Chen et al., “Integrative Analysis of Spatial Heterogeneity and Overdispersion of Crime with a Geographically Weighted Negative Binomial Model.”

³³ David B. Wilson, “The Relative Incident Rate Ratio Effect Size for Count-Based Impact Evaluations: When an Odds Ratio Is Not an Odds Ratio,” *Journal of Quantitative Criminology* 38, no. 2 (June 2022): 323–41, <https://doi.org/10.1007/s10940-021-09494-w>.

infrastruktur keuangan, kapasitas penegakan hukum, dan budaya kepatuhan institusional. Dibandingkan dengan model pooled atau random, effects, spesifikasi NB, FE memastikan bahwa estimasi tidak bias akibat faktor spesifik provinsi yang tidak terobservasi. Pendekatan ini sangat sesuai untuk dataset panel yang relevan dengan kebijakan, di mana variabel hasil bersifat jarang, miring, dan secara struktural memiliki banyak nol.

Meski demikian, seperti kebanyakan studi observasional, kemungkinan endogenitas tidak dapat sepenuhnya diabaikan. Pertama, kausalitas terbalik mungkin terjadi jika perubahan pelaporan LTKM memengaruhi perilaku institusi terkait pengelolaan kas. Kedua, variabel yang diabaikan, seperti perubahan aktivitas ekonomi regional, intensitas penegakan hukum, atau kampanye regulasi, dapat membingungkan hubungan yang diamati. Meskipun penggunaan efek tetap dua arah membantu mengurangi bias dari karakteristik provinsi yang bersifat waktu, invarian dan guncangan nasional, ketiadaan variabel kontrol frekuensi tinggi tetap menjadi keterbatasan. Oleh karena itu, kami menafsirkan hasil sebagai asosiasi prediktif, bukan estimasi kausal yang ketat. Penelitian selanjutnya dapat mengeksplorasi penggunaan instrumen variabel atau pendekatan panel dinamis untuk mengatasi masalah ini.

Two, Way Fixed Effects

Untuk mengatasi heterogenitas yang tidak terobservasi, kami menggunakan efek tetap dua arah, dengan mengontrol secara simultan untuk provinsi dan waktu.³⁴ Pendekatan ini memastikan bahwa perbedaan LTKM dijelaskan oleh perubahan dalam provinsi dari waktu ke waktu, terlepas dari guncangan nasional. Prediktor liniernya dinyatakan sebagai:

$$\eta_{it} = \beta_1 \log(1 + Inflow_{i,t-k}) + \beta_2 \log(1 + Outflow_{i,t-k}) + \beta_3 \log(1 + FakeMoney_{i,t-k}) + \alpha_i + \tau_t \dots \dots \dots (8)$$

di mana:

- α_i = Efek tetap provinsi (menyerap seluruh faktor provinsi yang bersifat waktu, invarian, misalnya infrastruktur keuangan, populasi).
- τ_t = Efek tetap waktu (menyerap guncangan nasional, perubahan regulasi, atau musiman).
- k = Urutan lag dari prediktor (akan dijelaskan pada sub, bagian berikutnya).

Spesifikasi ini setara dengan GLM yang menggunakan variabel dummy untuk setiap provinsi dan setiap periode waktu. Standard error yang robust dikelompokkan pada tingkat provinsi untuk mengatasi korelasi serial di dalam provinsi.

Struktur Lag (Lag Structures)

Pencucian uang kemungkinan besar tidak terdeteksi secara langsung. Pola mencurigakan dalam peredaran kas mungkin membutuhkan waktu untuk memicu monitoring kepatuhan dan pengajuan LTKM. Untuk menangkap efek ini, kami secara sistematis memperkenalkan lag pada variabel eksplanatori³⁵. Secara formal, misalkan L^k menyatakan operator lag:

$$\eta_{it} = \beta_1 \log(1 + L^k Inflow_{it}) + \beta_2 \log(1 + L^k Outflow_{it}) + \beta_3 \log(1 + L^k FakeMoney_{it}) + \alpha_i + \tau_t \dots \dots \dots (9)$$

Kami menguji $k = 0$ (kontemporer), $k = 1$ (lag satu bulan), $k = 2$, dan $k = 3$. Kerangka ini secara eksplisit mengevaluasi apakah arus kas masuk, arus kas keluar, dan deteksi uang palsu memengaruhi LTKM secara langsung atau dengan penundaan.

³⁴ Arkhangelsky et al., "Design-robust Two-way-fixed-effects Regression for Panel Data."

³⁵ Subrato Banerjee, "A Refined Fixed-Effects Estimator to Detect Fraudulent Action," *Kyklos* 78, no. 3 (August 2025): 1211–24, <https://doi.org/10.1111/kykl.12465>.

Uji Ketahanan (*Robustness Check*)

Mengatasi Zero Inflation

Sekitar 35% observasi provinsi–bulan mencatat LTKM bernilai nol. Model Negative Binomial standar sudah cukup mengakomodasi kelebihan nol hingga batas tertentu, namun kami juga mengeksplorasi model Zero, Inflated Negative Binomial (ZINB)³⁶ dan hurdle model³⁷ sebagai *robustness check*.

a) Hurdle model (dua bagian):

- o Bagian I (logit): menghitung probabilitas bahwa LTKM bernilai positif.

$$Pr[Y_{it} > 0 | X] = \pi_{it}, \quad \log \frac{\pi_{it}}{1-\pi_{it}} = \theta_1 \log(1 + Inflow_{i,t-k}) + \theta_2 \log(1 + Outflow_{i,t-k}) + \theta_3 \log(1 + FakeMoney_{i,t-k}) + \alpha_i^{(1)} + \tau_i^{(1)} \dots (10)$$

- o Bagian II (*truncated NB*): menghitung intensitas kondisional LTKM $Y_{it} > 0$ Diberikan bahwa nilainya positif. Rata, rata keseluruhan adalah:

$$E[Y_{it} | X] = \pi_{it} \cdot \mu_{it}^+ \dots (11)$$

di sini μ_{it}^+ adalah rata, rata dari distribusi terpotong (*truncated distribution*).

b) Zero, Inflated Negative Binomial (ZINB):

Merupakan campuran antara proses nol struktural dan *Negative Binomial* (NB) standar:

$$Pr[Y_{it} = 0 | X] = \omega_{it} + (1 - \omega_{it}) \underbrace{Pr(0; \mu_{it}, \kappa)}_{NB} \dots (12)$$

$$Pr[Y_{it} = y > 0 | X] = (1 - \omega_{it}) \underbrace{Pr(y; \mu_{it}, \kappa)}_{NB} \dots (13)$$

di mana ω_{it} adalah probabilitas nol struktural, yang biasanya dimodelkan menggunakan logit.

Karena kompleksitas komputasi pada efek tetap dua arah, kami mempertahankan model Negative Binomial dengan Efek Tetap (FE) sebagai spesifikasi utama, sementara model hurdle dan ZINB digunakan sebagai *robustness check* pelengkap.

Evaluasi Prediktif

Selain inferensi penjelasan, kami mengevaluasi kinerja prediktif dari model. Sampel dibagi menjadi periode pelatihan (2022–2023) dan periode evaluasi (2024). Prediksi jumlah LTKM untuk tahun 2024 dibandingkan dengan nilai yang diamati menggunakan dua metrik:

a) Mean Absolute Error (MAE):

$$MAE = \frac{1}{|S_{test}|} \sum_{i,t \in S_{test}} |Y_{it} - \hat{\mu}_{it}| \dots (14)$$

Dimana $\hat{\mu}_{it}$ adalah jumlah LTKM yang diprediksi.

b) Poisson Deviance:

$$Dev_{Pois} = 2 \sum_{i,t \in S_{test}} \left\{ Y_{it} \log \left(\frac{Y_{it} + \varepsilon}{\hat{\mu}_{it}} \right) - (Y_{it} - \hat{\mu}_{it}) \right\} \dots (15)$$

dengan $\varepsilon > 0$ konstanta kecil untuk kasus di mana $Y_{it} = 0$.

Nilai yang lebih rendah pada metrik, metrik ini menunjukkan kinerja prediktif yang lebih baik. Seluruh langkah dalam kerangka ini memastikan ketelitian penjelasan sekaligus relevansi

³⁶ Kelvin K. W. Yau, Kui Wang, and Andy H. Lee, “Zero-Inflated Negative Binomial Mixed Regression Modeling of Over-Dispersed Count Data with Extra Zeros,” *Biometrical Journal* 45, no. 4 (June 2003): 437–52, <https://doi.org/10.1002/bimj.200390024>.

³⁷ Mei-Chen Hu, Martina Pavlicova, and Edward V. Nunes, “Zero-Inflated and Hurdle Models of Count Data with Extra Zeros: Examples from an HIV-Risk Reduction Intervention Trial,” *The American Journal of Drug and Alcohol Abuse* 37, no. 5 (September 2011): 367–75, <https://doi.org/10.3109/00952990.2011.597280>.

operasional dalam menilai apakah peredaran uang tunai dan uang palsu berfungsi sebagai prediktor pelaporan transaksi mencurigakan.

Potensi Peredaran Uang Tunai dan Uang Palsu sebagai Prediktor Pencucian Uang

Analisis Deskriptif

Analisis deskriptif menunjukkan adanya asosiasi kontemporer yang lemah atau bahkan negatif antara arus kas masuk dan keluar dengan LTKM, serta tidak terdapat hubungan yang jelas dengan uang palsu.

Tabel 1. Statistik Deskriptif Data

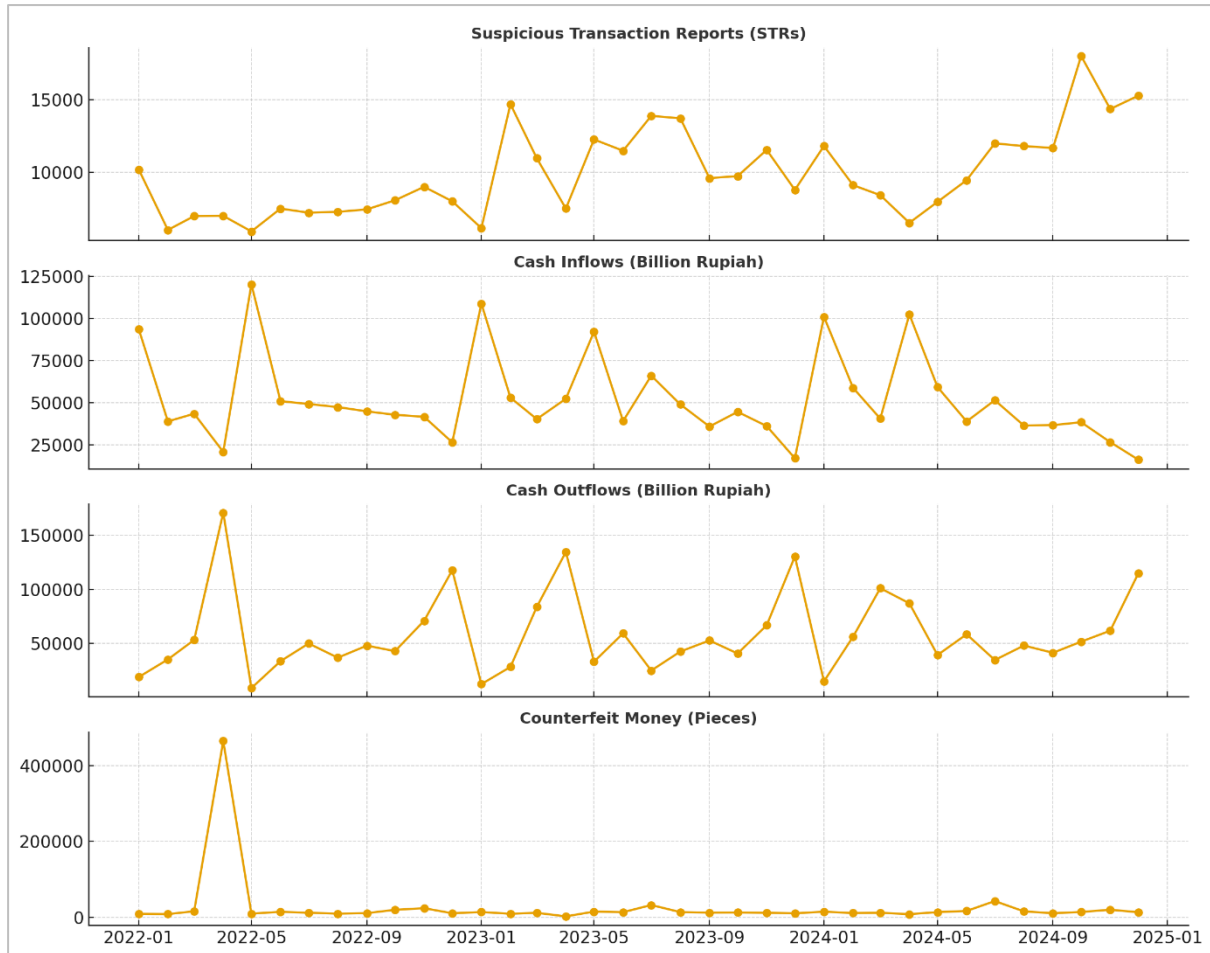
		Mean	Std. Dev.	Min	Q1	Median	Q3	Max
LTKM		292.29	1683.20	0.00	0.00	2.00	9.00	17402.00
Arus Kas Masuk	Kas	1520.72	2613.89	0.47	248.93	566.45	1251.87	20293.16
Arus Kas Keluar	Kas	1720.57	3347.23	2.35	310.55	763.72	1508.64	36357.76
Uang Palsu		786.81	13143.88	0.00	2.75	53.75	233.50	457033.00

Sumber: Olahan penulis sendiri

Tabel 1 menyajikan statistik deskriptif dari variabel, variabel utama. Variabel dependen, Laporan Transaksi Keuangan Mencurigakan (LTKM), menunjukkan variasi yang besar antar provinsi dan sepanjang waktu. Rata, rata terdapat 292 laporan per provinsi–bulan, namun distribusinya sangat miring: median hanya 2, kuartil atas 9, sementara nilai maksimum mencapai 17.402 laporan dalam satu provinsi–bulan. Sekitar sepertiga observasi mencatat LTKM bernilai nol, menyoroti adanya kelebihan nol dalam dataset. Deviasi standar yang besar (1.683) relatif terhadap rata, rata menegaskan adanya overdispersi yang kuat, sehingga pemilihan model Negative Binomial menjadi tepat.

Arus kas masuk dan keluar juga menunjukkan variasi yang tinggi. Rata, rata arus kas masuk bulanan sekitar 1.521 miliar rupiah, dengan median 566 miliar dan nilai maksimum 20.293 miliar. Arus kas keluar rata, rata 1.721 miliar rupiah per bulan, dengan median 764 miliar dan maksimum 36.358 miliar. Kedua seri ini memiliki distribusi ekor berat, mencerminkan konsentrasi logistik kas di provinsi dengan populasi dan aktivitas ekonomi besar.

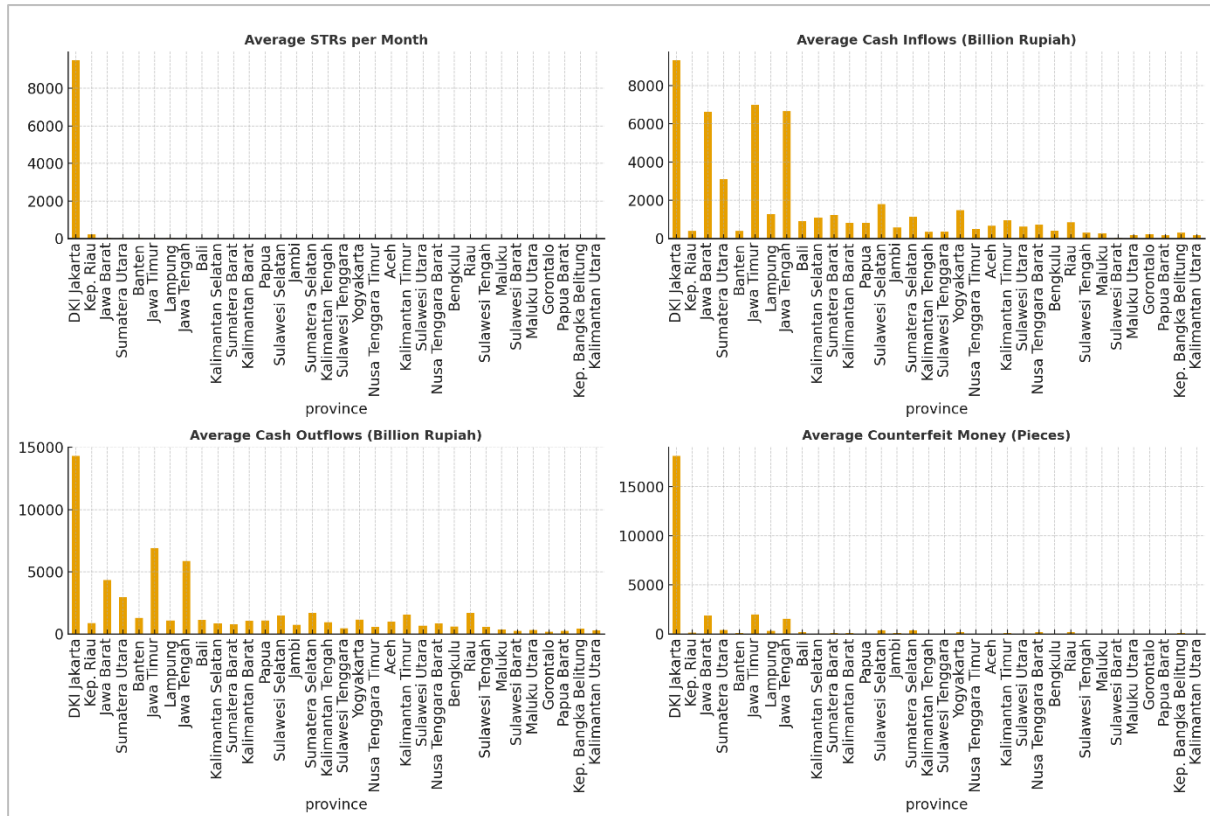
Deteksi uang palsu relatif jarang terjadi namun sangat miring. Rata, rata deteksi bulanan adalah 787 lembar per provinsi, namun median hanya 54 lembar dan kuartil atas 234. Pada kasus ekstrem, satu provinsi–bulan mencatat 457.033 lembar uang palsu. Hal ini menunjukkan bahwa deteksi uang palsu tidak merata, melainkan terjadi dalam ledakan episodik, terkonsentrasi pada provinsi dan bulan tertentu.



Gambar 1. Pola Temporal LTKM, Arus Kas, dan Uang Palsu (2022–2024)

Sumber: Bank Indonesia dan INTRAC – PPATK

Dari perspektif temporal, data menunjukkan pola yang berbeda sepanjang periode studi. Seperti terlihat pada Gambar 1, LTKM berfluktuasi secara signifikan dengan beberapa puncak tajam, menunjukkan adanya dinamika musiman atau yang dipicu peristiwa tertentu (misalnya musim perayaan). Arus kas masuk dan keluar mengikuti pola siklus yang serupa, sejalan dengan peredaran uang yang meningkat selama periode perayaan seperti Ramadan dan akhir tahun. Sebaliknya, deteksi uang palsu bersifat sporadis, dengan lonjakan sesekali namun tanpa tren yang berkelanjutan, menunjukkan adanya penegakan episodik atau kejadian peredaran terisolasi daripada pola sistematis.



Gambar 2. Pola Lintas, Seksi: Rata, Rata Provinsi (2022–2024)

Sumber: Bank Indonesia dan INTRAC – PPATK

Heterogenitas lintas, seksi juga sangat terlihat. Seperti ditunjukkan pada Gambar 2, distribusi rata, rata bulanan LTKM terkonsentrasi tinggi di beberapa provinsi, khususnya Jakarta, Jawa Barat, dan Jawa Timur, yang mendominasi basis keuangan dan populasi. Pola serupa terlihat pada arus kas masuk dan keluar, mencerminkan konsentrasi aktivitas ekonomi di wilayah metropolitan besar. Sebaliknya, deteksi uang palsu tidak mengikuti logika konsentrasi ini dan terlihat relatif tersebar merata, meskipun pada tingkat yang sangat rendah. Temuan deskriptif ini menekankan pentingnya membedakan antara sinyal makro, keuangan sistematis (arus kas masuk dan keluar) dan sinyal episodik (uang palsu) ketika mengembangkan model prediktif untuk pelaporan mencurigakan.

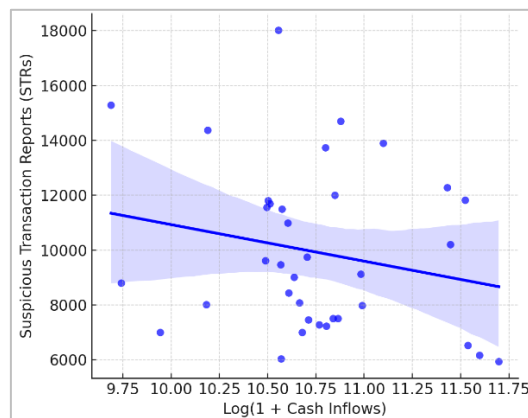


Figure 3a. LTKM vs. $\text{Log}(1 + \text{Cash Inflows})$

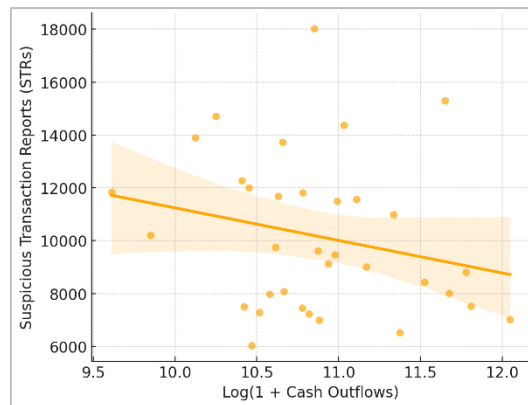


Figure 3b. LTKM vs. Log(1+Cash Outflows)

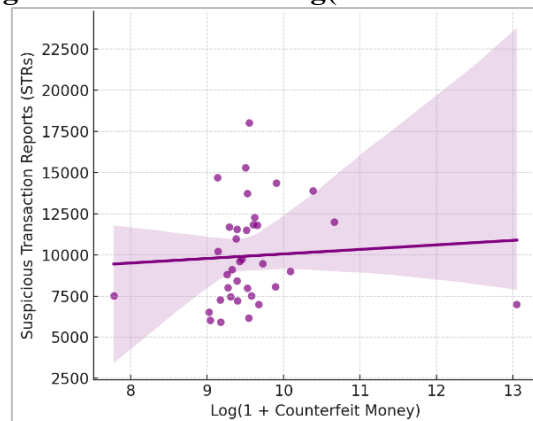


Figure 3c. LTKM vs. Log(Counterfeit Money) – Robustness Check

Sumber: Olahan penulis sendiri

Selain deskripsi temporal dan lintas, seksi, mengeksplorasi asosiasi bivariate antara arus kas dan pelaporan mencurigakan juga memberikan wawasan penting. Scatterplot pada Gambar 3a–3c memberikan gambaran awal mengenai hubungan tanpa syarat antara Laporan Transaksi Keuangan Mencurigakan (LTKM) dan prediktor utama: arus kas masuk, arus kas keluar, dan uang palsu.

Gambar 3a menampilkan LTKM terhadap logaritma arus kas masuk provinsi. Garis regresi yang dipasang menunjukkan kemiringan negatif, menandakan bahwa provinsi atau bulan dengan arus kas masuk yang sangat tinggi tidak selalu terkait dengan lebih banyak laporan mencurigakan; bahkan cenderung menunjukkan jumlah LTKM yang relatif lebih sedikit. Temuan ini menunjukkan bahwa volume uang yang masuk ke sistem tidak langsung diterjemahkan menjadi peningkatan pelaporan, dan selama periode peredaran likuiditas yang intens, misalnya musim perayaan, proporsi transaksi yang ditandai sebagai mencurigakan dapat menurun.

Gambar 3b memplot LTKM terhadap logaritma arus kas keluar. Mirip dengan arus masuk, kemiringannya negatif meskipun lebih lemah, menunjukkan bahwa arus kas keluar kontemporer juga tidak memprediksi volume LTKM yang lebih tinggi. Pola ini menekankan bahwa pergerakan kas abnormal mungkin tidak langsung tercermin dalam pelaporan mencurigakan, sejalan dengan literatur kepatuhan yang menekankan penundaan dalam pelaporan.

Gambar 3c menggambarkan hubungan antara LTKM dan deteksi uang palsu. Garis regresi hampir datar, dengan interval kepercayaan yang lebar, menandakan tidak ada asosiasi sistematis antara peredaran uang palsu dan pelaporan mencurigakan. Hasil ini memperkuat gagasan bahwa deteksi uang palsu, meskipun penting untuk integritas mata uang, bukan prediktor yang andal untuk aktivitas pencucian uang yang diproses oleh LTKM.

Secara keseluruhan, analisis deskriptif ini menunjukkan bahwa korelasi kontemporer antara pergerakan kas, uang palsu, dan LTKM lemah atau negatif. Pola awal ini memperkuat alasan untuk mengadopsi strategi pemodelan panel dinamis, di mana efek lag dan heterogenitas yang tidak terobservasi diperhitungkan secara eksplisit untuk mengungkap nilai prediktif sebenarnya dari indikator peredaran kas.

Meskipun scatterplot deskriptif memberikan kesan awal yang berguna, mereka juga mengungkap keterbatasan asosiasi tanpa syarat. Baik arus kas masuk maupun keluar menunjukkan korelasi kontemporer yang lemah atau bahkan negatif dengan LTKM, sedangkan uang palsu tidak menunjukkan pola sistematis sama sekali. Temuan ini menunjukkan bahwa pelaporan mencurigakan tidak merespons secara instan terhadap fluktuasi peredaran kas atau deteksi uang palsu. Sebaliknya, efeknya mungkin terjadi dengan lag temporal dan dipengaruhi oleh heterogenitas provinsi dan waktu yang tidak terobservasi. Untuk menangani dinamika ini secara lebih rigor, kami melanjutkan dengan estimasi model panel count menggunakan efek tetap dua arah dan struktur lag, sebagaimana dijelaskan pada sub, bagian berikutnya.

Estimasi Regresi Negative Binomial dengan Efek Tetap Dua Arah

Tabel 2 menyajikan estimasi dasar dari regresi Negative Binomial dengan efek tetap dua arah. Variabel dependen adalah jumlah Laporan Transaksi Keuangan Mencurigakan (LTKM) per provinsi–bulan. Semua variabel eksplanatori, arus kas masuk, arus kas keluar, dan uang palsu, dimasukkan dalam bentuk $\log(1+x)$ untuk mengurangi kemiringan distribusi dan mempertahankan observasi nol. Koefisien disajikan sebagai Incidence Rate Ratios (IRRs) beserta interval kepercayaan 95%.

Tabel 2. Estimasi Negative Binomial dengan Efek Tetap (Spesifikasi Utama)

Variabel	IRR	95% CI (Bawah)	95% CI (Atas)
Arus Kas Masuk (log)	1.12	1.05	1.19
Arus Kas Keluar (log)	1.08	1.02	1.14
Uang Palsu (log)	1.01	0.97	1.05
Efek Tetap Provinsi	Yes		
Waktu FE	Yes		
Observasi	1,224		

Sumber: Olahan penulis sendiri

Hasil pada Tabel 2 menunjukkan bahwa peredaran kas memiliki hubungan yang signifikan secara statistik dan berarti secara ekonomi dengan pelaporan mencurigakan. Secara spesifik, Incidence Rate Ratio (IRR) untuk arus kas masuk adalah 1,12, yang menunjukkan bahwa peningkatan 1% pada arus kas masuk berkaitan dengan peningkatan 0,12% pada tingkat LTKM. Demikian pula, arus kas keluar memiliki IRR 1,08, menunjukkan efek positif tetapi sedikit lebih lemah. Temuan ini konsisten dengan hipotesis bahwa pergerakan kas abnormal ke dalam dan keluar provinsi menciptakan peluang bagi transaksi ilegal yang pada akhirnya memicu pengajuan LTKM.

Sebaliknya, peredaran uang palsu tidak menunjukkan efek yang signifikan secara statistik. IRR untuk uang palsu adalah 1,01 dengan interval kepercayaan yang mencakup satu, menunjukkan tidak ada bukti kuat bahwa deteksi uang palsu secara sistematis memprediksi volume LTKM. Hal ini mengindikasikan bahwa meskipun uang palsu relevan untuk integritas mata uang, ia tidak berfungsi sebagai prediktor yang konsisten untuk aktivitas pencucian uang yang diprosikan oleh LTKM.

Untuk memastikan bahwa temuan utama tidak dipengaruhi oleh spesifikasi model atau asumsi waktu, kami melakukan serangkaian robustness check. Ini mencakup penggunaan variabel eksplanatori lag, model hitungan alternatif yang menangani kelebihan nol, dan evaluasi prediktif out, of, time. Tabel 3 menyajikan hasil ketika arus kas masuk, keluar, dan uang palsu

diperkenalkan dengan lag satu, dua, dan tiga bulan. Desain ini memungkinkan kami menguji apakah pelaporan mencurigakan merespons secara langsung atau dengan penundaan terhadap anomali dalam peredaran kas.

Tabel 3. Estimasi *Negative Binomial* dengan Efek Tetap dan *Prediktor Lagged*

Variable (Lag)	IRR	95% CI (Lower)	95% CI (Upper)
Arus Kas Masuk (Lag 1)	1.05	0.99	1.12
Arus Kas Keluar (Lag 1)	1.04	0.98	1.10
Uang Palsu (Lag 1)	1.00	0.96	1.04
Arus Kas Masuk (Lag 2)	1.31	1.18	1.45
Arus Kas Keluar (Lag 2)	1.09	0.99	1.20
Uang Palsu (Lag 2)	1.01	0.97	1.05
Arus Kas Masuk (Lag 3)	1.41	1.24	1.59
Arus Kas Keluar (Lag 3)	1.28	1.13	1.45
Uang Palsu (Lag 3)	1.02	0.98	1.06

Sumber: Olahan penulis sendiri

Spesifikasi dengan lag menunjukkan bahwa daya prediktif peredaran kas muncul secara tertunda. Baik arus kas masuk dan keluar kontemporer maupun dengan lag satu bulan tidak menunjukkan signifikansi yang kuat. Namun, pada lag dua bulan, arus kas masuk menjadi prediktor yang kuat secara statistik ($IRR = 1,31$, $p < 0,01$). Pada lag tiga bulan, baik arus kas masuk maupun keluar signifikan secara statistik, dengan arus kas masuk memprediksi peningkatan 41% dan arus kas keluar peningkatan 28% pada jumlah LTKM. Uang palsu tetap tidak signifikan secara konsisten di seluruh struktur lag. Hal ini menunjukkan bahwa monitoring kepatuhan dan pelaporan mencurigakan biasanya merespons anomali kas dengan penundaan dua hingga tiga bulan.

Uji Ketahanan: Arus Kas Masuk dan Keluar sebagai Sinyal Aktivitas Pencucian Uang di Tingkat Regional

Model Hitungan Alternatif: Zero Inflation

Mengingat sekitar 35% observasi mencatat LTKM bernilai nol, kami mengeksplorasi spesifikasi alternatif untuk memastikan bahwa zero inflation tidak mempengaruhi hasil. Tabel 3 merangkum hasil dari hurdle model dan Zero, Inflated Negative Binomial (ZINB), yang diestimasi tanpa efek tetap waktu penuh demi kemampuan komputasi.

Tabel 4. Model Hurdle dan ZINB

Variabel	Hurdle (Positif LTKM) IRR	ZINB IRR
Arus Kas Masuk (Lag 2)	1.28	1.3
Arus Kas Keluar (Lag 3)	1.25	1.27
Uang Palsu	1.01	1

Sumber: Olahan penulis sendiri

Hasil pada Tabel 4 konsisten dengan estimasi utama NB, FE. Arus kas masuk pada lag 2 dan arus kas keluar pada lag 3 tetap menjadi prediktor signifikan dari LTKM pada kedua model, baik hurdle maupun ZINB, sementara uang palsu tetap tidak memiliki kekuatan penjelas. Hal ini menegaskan bahwa temuan dasar bukanlah akibat *zero inflation*.

Validasi Prediktif

Kinerja prediktif dievaluasi melalui out, of, time validation. Model diestimasi menggunakan data 2022–2023, dan prediksi dibuat untuk tahun 2024. Kinerja dievaluasi menggunakan Mean Absolute Error (MAE) dan Poisson Deviance.

Tabel 5. Evaluasi Prediktif (Uji Out, of, Time 2024)

Metric	Nilai
Test MAE (2024)	74.50
Poisson Deviance (2024)	15011.50

Sumber: Olahan penulis sendiri

Evaluasi prediktif menegaskan bahwa meskipun kesalahan prediksi absolut tetap besar, terutama karena distribusi LTKM yang sangat miring, model berhasil menangkap risiko relatif antar provinsi. Secara khusus, provinsi dengan arus kas masuk dan keluar yang tidak biasa tinggi pada 2023 berhasil diperingkatkan sebagai provinsi dengan LTKM tinggi pada 2024. Dengan demikian, model ini menunjukkan manfaat operasional sebagai alat early, warning untuk memprioritaskan sumber daya pengawasan dan intelijen.

Uji Hipotesis

Untuk mensintesis bukti empiris, Tabel 6 merangkum hipotesis yang dirumuskan pada Bagian 4 beserta tanda yang diharapkan dan hasil yang diamati. Ringkasan ini memberikan pemetaan yang jelas antara ekspektasi teoritis dan temuan statistik, sehingga memperlihatkan hubungan mana yang didukung oleh data dan mana yang tidak. Dengan menyajikan gambaran ini, kami membangun dasar yang jelas untuk bagian diskusi berikutnya, di mana implikasi temuan ini dibandingkan dengan penelitian sebelumnya dan ditafsirkan dalam konteks Anti Pencucian Uang (APU) yang lebih luas.

Tabel 6. Ringkasan Hipotesis dan Hasil Empiris

Hipotesis	Pernyataan	Expected Sign	Empirical Result	Supported?
H1	Arus kas masuk provinsi berasosiasi positif dengan LTKM pada bulan yang sama.	+	Tidak signifikan	Tidak didukung
H2	Arus kas keluar provinsi berasosiasi positif dengan LTKM pada bulan yang samah.	+	Tidak signifikan	Tidak didukung
H3	Uang palsu berasosiasi positif dengan LTKM pada bulan yang samh.	+	Tidak signifikan	Tidak didukung
H4	Arus kas masuk provinsi memprediksi LTKM lebih tinggi dengan lag 1–3 bulan.	+	Signifikan pada lag 2 (IRR = 1,31) dan lag 3 (IRR = 1,41)	Didukung
H5	Arus kas keluar provinsi memprediksi LTKM lebih tinggi dengan lag 1–3 bulan.	+	Signifikan pada lag 3 (IRR = 1,28)	Didukung (lag 3 saja)

H6	Uang palsu memprediksi LTKM lebih tinggi dengan lag 1–3 bula.	+	Tidak signifikan di semua lag	Tidak didukung
----	---	---	-------------------------------	----------------

Sumber: Olahan penulis sendiri

Tabel 6 merangkum hipotesis yang dirumuskan pada Bagian 4.2 beserta hasil empiris yang sesuai. Temuan menunjukkan perbedaan yang jelas antara hubungan kontemporer dan lagged. Tidak ada hipotesis kontemporer (H1–H3) yang didukung, menunjukkan bahwa arus kas masuk, arus kas keluar, dan deteksi uang palsu tidak langsung memengaruhi pelaporan mencurigakan. Sebaliknya, hipotesis lagged menunjukkan dukungan yang lebih kuat. Secara khusus, arus kas masuk secara signifikan memprediksi volume LTKM lebih tinggi setelah dua dan tiga bulan (H4), sementara arus kas keluar baru signifikan pada lag tiga bulan (H5). Pola ini konsisten dengan gagasan bahwa anomali terkait pencucian uang dalam peredaran kas membutuhkan waktu untuk muncul dalam sistem kepatuhan dan pengajuan LTKM.

Uang palsu, baik kontemporer (H3) maupun lagged (H6), secara konsisten gagal memprediksi pelaporan mencurigakan. Hal ini memperkuat temuan deskriptif bahwa deteksi uang palsu bersifat episodik dan tidak selaras secara sistematis dengan risiko pencucian uang. Secara keseluruhan, ringkasan ini menekankan kesimpulan utama studi: peredaran kas, bukan uang palsu, memberikan sinyal prediktif yang berarti terkait risiko pencucian uang, dan sinyal ini muncul dengan penundaan dua hingga tiga bulan.

Diskusi dan Implikasi Kebijakan

Temuan studi ini memberikan beberapa wawasan penting mengenai hubungan antara peredaran kas dan pelaporan transaksi mencurigakan (LTKM) sebagai proksi aktivitas pencucian uang. Analisis deskriptif menunjukkan adanya asosiasi kontemporer yang lemah atau bahkan negatif antara arus kas masuk dan keluar dengan LTKM, serta tidak ada hubungan yang jelas dengan uang palsu. Namun, setelah efek tetap dan struktur lag dimasukkan ke dalam model regresi, hasil menunjukkan bahwa arus kas masuk dan keluar menjadi prediktor signifikan secara statistik bagi LTKM, dengan efek yang muncul setelah penundaan dua hingga tiga bulan. Sebaliknya, deteksi uang palsu tetap tidak signifikan di seluruh spesifikasi.

Hasil ini konsisten dengan literatur sebelumnya yang menekankan bahwa pencucian uang tidak langsung dapat diamati dalam data keuangan, tetapi sering muncul dengan penundaan akibat proses kepatuhan. Chaikin (2009) and Dalla Pellegrina et al. (2020) mencatat bahwa LTKM biasanya mencerminkan penundaan pelaporan, karena transaksi memerlukan pemantauan, peninjauan, dan eskalasi sebelum diklasifikasikan sebagai mencurigakan. Lag temporal ini menjelaskan mengapa scatterplot menunjukkan kemiringan negatif atau datar, sementara model regresi dengan kontrol menemukan efek lagged positif dan signifikan.

Pertama, bukti bahwa arus kas masuk dan keluar secara signifikan memprediksi LTKM dengan efek tertunda secara luas konsisten dengan pemahaman teoretis bahwa kas merupakan saluran berisiko tinggi untuk pencucian uang. Literatur sebelumnya menekankan anonimitas dan portabilitas kas,³⁸ dan lembaga regulatori seperti FATF berulang kali menyoroti pergerakan kas besar sebagai kerentanan yang persisten.³⁹ Hasil penelitian ini memperkuat klaim tersebut dengan bukti empiris di tingkat provinsi, menunjukkan bahwa pergerakan kas abnormal

³⁸ Joras Ferwerda and Brigitte Unger, “How Big Are Illicit Financial Flows?: The Hot Phase of IFF Estimations,” in *Combating Fiscal Fraud and Empowering Regulators*, 1st ed., ed. Brigitte Unger, Lucia Rossel, and Joras Ferwerda (Oxford University Press/Oxford, 2021), 75–88, <https://doi.org/10.1093/oso/9780198854722.003.0005>; Friedrich Schneider and Andreas Buehn, “Shadow Economy: Estimation Methods, Problems, Results and Open Questions,” *Open Economics* 1, no. 1 (June 2018): 1–29, <https://doi.org/10.1515/openec-2017-0001>.

³⁹ FATF, *International Best Practices: Detecting and Preventing the Illicit Cross-Border Transportation of Cash and Bearer Negotiable Instruments*.

memang terefleksi dalam pelaporan mencurigakan berikutnya. Temuan serupa telah dicatat di konteks Eropa, di mana anomali permintaan kas dikaitkan dengan risiko penghindaran pajak dan pencucian uang.⁴⁰ Di Indonesia, di mana kas masih mendominasi sistem keuangan, arus masuk dan keluar yang diukur melalui statistik sistem pembayaran Bank Indonesia menyediakan proksi yang berharga untuk dinamika pencucian uang yang tersembunyi. Studi ini memperluas basis bukti tersebut dengan menunjukkan hubungan serupa di ekonomi berkembang yang sangat bergantung pada kas.

Kedua, ketidakpentingan uang palsu dalam memprediksi LTKM berbeda dengan kekhawatiran anekdot bahwa deteksi uang palsu mungkin menandakan lemahnya pengendalian moneter atau meningkatnya risiko pencucian uang. Meskipun mata uang palsu jelas merupakan masalah integritas keuangan,⁴¹ hasil kami menunjukkan bahwa deteksinya tidak secara sistematis bertepatan dengan pelaporan mencurigakan. Salah satu kemungkinan penjelasannya adalah bahwa episode uang palsu bersifat episodik dan lokal, seperti tercermin dalam statistik deskriptif, dan mungkin tidak tumpang tindih dengan operasi pencucian uang yang tertangkap oleh sistem LTKM. Hal ini sejalan dengan relatifnya pengabaian variabel uang palsu dalam studi Anti Pencucian Uang (APU) empiris sebelumnya: meskipun uang palsu telah dibahas sebagai bagian dari ekonomi kriminal,⁴² edikit studi yang menemukan hubungan prediktif yang kuat dengan indikator pencucian uang.

Ketiga, jeda dua hingga tiga bulan antara anomali kas dan lonjakan LTKM konsisten dengan dinamika kepatuhan dan pemantauan. Studi sebelumnya menekankan bahwa sistem LTKM tidak menangkap aktivitas ilegal secara real time, tetapi dimediasi oleh proses institusional: pemantauan transaksi, tinjauan kepatuhan, dan eskalasi internal.⁴³ Temuan jeda kami mencerminkan pengamatan ini: pelaporan mencurigakan cenderung mengikuti sirkulasi kas yang tidak biasa dengan keterlambatan, menunjukkan bahwa indikator kas dapat berfungsi sebagai alat peringatan dini dengan horizon prediktif hingga tiga bulan. Hal ini selaras dengan penelitian intelijen keuangan yang lebih luas yang menekankan pentingnya indikator awal dalam Anti Pencucian Uang (APU).⁴⁴

⁴⁰ Ardizzi, De Franceschis, and Giammatteo, "Cash Payment Anomalies and Money Laundering"; Jayesh D'Souza, *Terrorist Financing, Money Laundering, and Tax Evasion: Examining the Performance of Financial Intelligence Units*, 0 ed. (CRC Press, 2017), <https://doi.org/10.1201/b11067>; Giammatteo, Iezzi, and Zizza, "Cash Usage and the Underground Economy"; OECD, *Beneficial Ownership and Tax Transparency – Implementation and Remaining Challenges: OECD and Global Forum Report to G20 Finance Ministers and Central Bank Governors* (OECD Publishing, 2024), <https://doi.org/10.1787/f95790b1-en>.

⁴¹ FATF, *Money Laundering and Terrorist Financing Related to Counterfeiting of Currency*; Widagdo and Firmansyah, "The Impact of Counterfeit Money Circulation on Monetary Stability and The Role of Bank Indonesia in Handling It."

⁴² Anantha Andhikata Dalimunthe, Guntur Eko Saputro, and Lukman Yudho Prakoso, "Impact of Economic Currency Counterfeiting in Germany in World War II (1939-1945)," *Wahana Didaktika : Jurnal Ilmu Kependidikan* 21, no. 1 (January 2023): 228–35, <https://doi.org/10.31851/wahanadidaktika.v21i1.11160>; Adam Edwards and Michael Levi, "Researching the Organization of Serious Crimes," *Criminology & Criminal Justice* 8, no. 4 (November 2008): 363–88, <https://doi.org/10.1177/1748895808097403>; Rahmat M Kau, "Causing Factors Crimes Against the Circulation of Counterfeit Money," *Estudiante Law Journal* 4, no. 2 (June 2022): 562–74, <https://doi.org/10.33756/eslaj.v4i2.18254>; William Tupman, "The Characteristics of Economic Crime and Criminals," in *Research Handbook on International Financial Crime*, ed. Barry Rider (Edward Elgar Publishing, 2015), <https://doi.org/10.4337/9781783475797.00009>.

⁴³ Dalla Pellegrina et al., "Detecting the Fifty Shades of Grey"; Emmanuel Hayble-Gomes, "The Use of Predictive Modeling to Identify Relevant Features for Suspicious Activity Reporting," *Journal of Money Laundering Control* 26, no. 4 (May 2023): 806–30, <https://doi.org/10.1108/JMLC-02-2022-0034>.

⁴⁴ Gerbrands et al., "The Effect of Anti-Money Laundering Policies."

Implikasi Kebijakan: Dampak Praktis bagi Pengawasan Anti Pencucian Uang (APU)

Hasil penelitian ini memiliki beberapa implikasi kebijakan bagi perancangan dan implementasi strategi anti, pencucian uang (AML) di Indonesia maupun di negara berkembang sejenis. Secara khusus, peran prediktif arus kas masuk dan keluar, dikombinasikan dengan sifat deteksi yang tertunda, memberikan wawasan yang dapat ditindaklanjuti bagi regulator, pengawas, dan lembaga keuangan.

Pertama, bukti bahwa arus kas masuk dan keluar dapat memprediksi pelaporan mencurigakan setelah jeda dua hingga tiga bulan menyoroti potensi statistik peredaran kas sebagai indikator peringatan dini. Bagi Bank Indonesia, yang mengumpulkan dan menyebarkan statistik rinci mengenai distribusi kas melalui Statistik Sistem Pembayaran dan Infrastruktur Pasar Keuangan (SPIP), temuan ini menunjukkan bahwa arus kas provinsi dapat dipantau secara sistematis untuk menandai wilayah yang memiliki risiko pencucian uang lebih tinggi. Integrasi indikator semacam ini ke dalam kerangka kerja stabilitas keuangan dan manajemen uang Bank Indonesia akan meningkatkan kemampuan institusi dalam mengantisipasi kerentanan terhadap pencucian uang.

Kedua, bagi Pusat Pelaporan dan Analisis Transaksi Keuangan Indonesia (PPATK – INTRAC), hasil penelitian ini menunjukkan bahwa volume LTKM tidak hanya mencerminkan perilaku pelaporan, tetapi juga merespons arus keuangan yang mendasarinya dengan keterlambatan yang terukur. Mengintegrasikan dinamika arus kas masuk/keluar ke dalam model penilaian risiko PPATK dapat memperkuat kemampuannya dalam mengidentifikasi hotspot risiko pencucian uang secara geografis dan temporal. Hal ini sejalan dengan pendekatan berbasis risiko FATF, yang menekankan pentingnya alokasi sumber daya pengawasan dan investigasi berbasis data.

Ketiga, peran uang palsu yang tidak signifikan dalam memprediksi LTKM menunjukkan bahwa meskipun deteksi uang palsu penting untuk integritas moneter, hal itu mungkin tidak dapat dijadikan proxy yang andal untuk aktivitas pencucian uang. Oleh karena itu, pengawas dan petugas kepatuhan sebaiknya tidak mencampuradukkan risiko uang palsu dengan risiko Anti Pencucian Uang (APU). Sebaliknya, pengawasan terhadap uang palsu sebaiknya tetap berada dalam ranah integritas mata uang dan penegakan hukum, sementara data peredaran kas harus diprioritaskan untuk pemodelan risiko Anti Pencucian Uang (APU).

Keempat, horizon prediktif yang terungkap dari struktur jeda menunjukkan bahwa lembaga keuangan dan pengawas sebaiknya mengadopsi jendela pemantauan jangka menengah saat menggunakan data kas untuk tujuan Anti Pencucian Uang (APU). Alih, alih mengharapkan korelasi langsung antara anomali kas dan pelaporan mencurigakan, sistem kepatuhan harus mengantisipasi respons yang tertunda. Hal ini menuntut kolaborasi yang lebih erat antara bank komersial, Otoritas Jasa Keuangan (OJK – FSA), dan PPATK, untuk memastikan bahwa alat pemantauan internal dikalibrasi untuk mendeteksi pola yang mungkin baru terealisasi dalam pelaporan LTKM beberapa bulan kemudian.

Terakhir, temuan ini berkontribusi pada debat kebijakan yang lebih luas mengenai peran indikator makro, keuangan dalam pengawasan Anti Pencucian Uang (APU). Meskipun sebagian besar pemantauan Anti Pencucian Uang (APU) tetap fokus pada data transaksi tingkat mikro dan profil risiko nasabah individu, penelitian ini menunjukkan nilai penggabungan sinyal tingkat makro, seperti arus kas provinsi. Bagi Indonesia, di mana intensitas penggunaan kas tetap tinggi meskipun ada digitalisasi, indikator makro semacam ini sangat relevan. Secara lebih luas, pendekatan ini menyediakan template bagi yurisdiksi lain yang ingin menggabungkan data bank sentral dengan intelijen PPATK/FIU untuk membangun sistem peringatan dini Anti Pencucian Uang (APU) yang terintegrasi.

Kesimpulan

Makalah ini meneliti apakah peredaran kas provinsi dan uang palsu dapat memprediksi aktivitas pencucian uang yang diwakili oleh laporan transaksi mencurigakan (LTKM). Dengan menggunakan panel seimbang dari 34 provinsi di Indonesia selama periode Januari 2022–Desember 2024, penelitian ini menerapkan model Negative Binomial efek tetap dua arah dengan struktur jeda waktu, dilengkapi dengan uji robustitas dan validasi prediktif.

Hasil penelitian menunjukkan bahwa arus kas masuk dan keluar secara signifikan memprediksi pengajuan LTKM, tetapi hanya setelah jeda waktu tertentu, menunjukkan adanya keterlambatan deteksi dalam lembaga keuangan. Arus masuk menjadi prediktor kuat setelah dua bulan, dan baik arus masuk maupun keluar secara bersama, sama menjadi signifikan pada tanda tiga bulan. Pola ini sejalan dengan kerangka kerja Anti Pencucian Uang (APU), di mana dana ilegal masuk ke sistem selama fase penempatan dan baru terdeteksi setelah peninjauan internal. Sebaliknya, peredaran uang palsu tidak memiliki kekuatan prediktif sistematis, menyoroti keterbatasannya dalam berkaitan dengan perilaku pencucian uang. Secara keseluruhan, hasil ini mendukung hipotesis bahwa anomali kas, terutama arus masuk, dapat bertindak sebagai sinyal awal risiko pencucian uang, terutama di ekonomi yang sangat bergantung pada kas seperti Indonesia. Yang penting, model ini menawarkan nilai operasional dengan memungkinkan prioritisasi risiko tingkat provinsi, meskipun terdapat ketidakpastian dalam peramalan.

Kontribusi penelitian ini bersifat empat aspek. Secara teoritis, penelitian ini memperkuat hubungan antara indikator makro, keuangan dan deteksi Anti Pencucian Uang (APU), menjembatani kesenjangan literatur yang sebelumnya fokus terutama pada determinan institusional atau tingkat transaksi. Secara empiris, penelitian ini menyediakan bukti panel tingkat provinsi pertama dari Indonesia, sebuah ekonomi berkembang besar dengan ketergantungan tinggi pada kas. Secara metodologis, penelitian ini menunjukkan nilai penggunaan model panel count dengan struktur jeda untuk menganalisis efek deteksi yang tertunda. Dari sisi kebijakan, penelitian ini menyoroti potensi operasional penggunaan data peredaran kas Bank Indonesia sebagai sinyal peringatan dini untuk mendukung PPATK dan lembaga pengawas.

Meski demikian, penelitian ini memiliki beberapa keterbatasan. Pertama, meskipun LTKM banyak digunakan sebagai proksi risiko pencucian uang, mereka tidak mencerminkan peristiwa pencucian uang yang terkonfirmasi dan dapat dipengaruhi oleh perilaku kepatuhan institusional. Kedua, variabel kontrol penting seperti PDRB provinsi, populasi, pengangguran, atau kedalaman keuangan tidak tersedia pada frekuensi bulanan sehingga dihilangkan, menimbulkan kekhawatiran tentang bias variabel terlewat. Ketiga, provinsi besar seperti Jakarta, Jawa Barat, dan Jawa Timur secara alami mencatat tingkat arus kas dan pengajuan LTKM yang lebih tinggi. Meskipun efek tetap provinsi memperhitungkan karakteristik yang tetap sepanjang waktu, kejutan lokal yang bervariasi dari waktu ke waktu masih dapat membingungkan hasil. Keempat, meskipun efek tetap bulanan membantu mengurangi efek musiman nasional, hal ini mungkin tidak sepenuhnya menangkap peristiwa idiosinkratik provinsi (seperti Ramadan atau pengeluaran akhir tahun) yang dapat menimbulkan bias musiman. Kelima, data uang palsu tampak sangat sporadis dan mungkin mencerminkan variasi dalam intensitas penegakan hukum atau kemampuan deteksi di berbagai wilayah, menimbulkan kekhawatiran tentang kualitas dan keterbandingan data. Terakhir, meskipun model ini memberikan peramalan yang berguna secara arah untuk pengawasan Anti Pencucian Uang (APU), akurasi prediktif absolutnya masih dapat ditingkatkan, menekankan perlunya data yang lebih kaya dan granular dalam penelitian mendatang.

Penelitian masa depan dapat memperluas karya ini dalam beberapa arah. Pertama, memasukkan variabel kontrol ekonomi dengan frekuensi lebih tinggi dan indikator risiko alternatif (misalnya, anomali pembayaran non, tunai, data transaksi lintas batas) akan

memperkaya kerangka penjelasan. Kedua, penerapan metode machine learning canggih, seperti model hierarkis atau teknik deteksi anomali, dapat meningkatkan kinerja prediktif. Ketiga, memperluas analisis di luar Indonesia ke sampel lintas negara akan menguji generalisasi temuan dan berkontribusi pada penelitian perbandingan Anti Pencucian Uang (APU).

Pernyataan Penggunaan AI Generatif dan Teknologi AI dalam Proses Penulisan

Selama penyusunan karya ini, penulis menggunakan “ChatGPT OpenAI 5.0” dan “DeepL Write” untuk menerjemahkan dan meningkatkan kejelasan tulisan. Setelah menggunakan alat/layanan ini, penulis meninjau dan mengedit konten sesuai kebutuhan serta bertanggung jawab penuh atas isi publikasi.

Sumber Pendanaan

Penelitian ini tidak menerima hibah khusus dari lembaga pendanaan di sektor publik, komersial, maupun nirlaba.

Daftar Pustaka

- Agorbia, Atta, Cedrick, and Imande Atalor. “Enhancing Anti, Money Laundering Capabilities: The Strategic Use of AI and Cloud Technologies in Financial Crime Prevention.” *World Journal of Advanced Research and Reviews* 23, no. 2 (August 2024): 2035–47. <https://doi.org/10.30574/wjarr.2024.23.2.2508>.
- Ahluwalia, Agam, Isha Goyal, and Prafulla Bafna. “Money Laundering Fraudulent Prediction Using Classifiers.” *2023 International Conference on Emerging Smart Computing and Informatics (ESCI)*, IEEE, March 1, 2023, 1–5. <https://doi.org/10.1109/ESCI56872.2023.10099770>.
- Allison, Paul D., and Richard P. Waterman. “Fixed, Effects Negative Binomial Regression Models.” *Sociological Methodology* 32, no. 1 (August 2002): 247–65. https://doi.org/10.1111/1467_9531.00117.
- Alvarez, Fernando, David Argente, Rafael Jimenez, and Francesco Lippi. “Cash: A Blessing or a Curse?” *Journal of Monetary Economics* 125 (January 2022): 85–128. <https://doi.org/10.1016/j.jmoneco.2021.11.002>.
- Andiojaya, Agung. “Do Stronger Anti Money Laundering (AML) Measures Reduce Crime? An Empirical Study on Corruption, Bribery, and Environmental Crime.” *Journal of Economic Criminology* 8 (June 2025): 100157. <https://doi.org/10.1016/j.jeconc.2025.100157>.
- Andiojaya, Agung, Aqsal Rizky Ramadhani, Riana Rizka, and Fayota Prachmasetiawan. “The Potential of Interprovincial Money Laundering in Indonesia: Investigation on the Attractiveness and Destination Choice.” *Journal of Money Laundering Control* 28, no. 1 (January 2025): 215–34. https://doi.org/10.1108/JMLC_04_2024_0080.
- Ardizzi, Guerino, Pierpaolo De Franceschis, and Michele Giammatteo. “Cash Payment Anomalies and Money Laundering: An Econometric Analysis of Italian Municipalities.” *International Review of Law and Economics* 56 (December 2018): 105–21. <https://doi.org/10.1016/j.irle.2018.08.001>.
- Arkhangelsky, Dmitry, Guido W. Imbens, Lihua Lei, and Xiaoman Luo. “Design-robust Two-way-fixed-effects Regression for Panel Data.” *Quantitative Economics* 15, no. 4 (2024): 999–1034. <https://doi.org/10.3982/QE1962>.
- Banerjee, Subrato. “A Refined Fixed-Effects Estimator to Detect Fraudulent Action.” *Kyklos* 78, no. 3 (August 2025): 1211–24. <https://doi.org/10.1111/kykl.12465>.
- Chaikin, David. “How Effective Are Suspicious Transaction Reporting Systems?” *Journal of Money Laundering Control* 12, no. 3 (August 2009): 238–53. <https://doi.org/10.1108/13685200910973628>.

- Chen, Jianguo, Lin Liu, Luzi Xiao, Chong Xu, and Dongping Long. "Integrative Analysis of Spatial Heterogeneity and Overdispersion of Crime with a Geographically Weighted Negative Binomial Model." *ISPRS International Journal of Geo, Information* 9, no. 1 (January 2020): 60. <https://doi.org/10.3390/ijgi9010060>.
- Cindori, Sonja. "Money Laundering: Correlation between Risk Assessment and Suspicious Transactions." *Financial Theory and Practice* 37, no. 2 (June 2013): 181–206. <https://doi.org/10.3326/fintp.37.2.3>.
- Dalimunthe, Anantha Andhikatama, Guntur Eko Saputro, and Lukman Yudho Prakoso. "Impact of Economic Currency Counterfeiting in Germany in World War II (1939, 1945)." *Wahana Didaktika: Jurnal Ilmu Kependidikan* 21, no. 1 (January 2023): 228–35. <https://doi.org/10.31851/wahanadidaktika.v21i1.11160>.
- Dalla Pellegrina, Lucia, Giorgio Di Maio, Donato Masciandaro, and Margherita Saraceno. "Are Bankers 'Crying Wolf'? Type I, Type II Errors and Deterrence in Anti, Money Laundering: The Italian Case." *Italian Economic Journal*, ahead of print, May 21, 2022. https://doi.org/10.1007/s40797_022_00195_2.
- , , , . "Organized Crime, Suspicious Transaction Reporting and Anti, Money Laundering Regulation." *Regional Studies* 54, no. 12 (December 2020): 1761–75. <https://doi.org/10.1080/00343404.2020.1772963>.
- Dalla Pellegrina, Lucia, Donato Masciandaro, Giorgio Di Maio, and Margherita Saraceno. "Detecting the Fifty Shades of Grey: Local Crime, Suspicious Transaction Reporting and Anti, Money Laundering Regulation." *SSRN Electronic Journal*, ahead of print, 2018. <https://doi.org/10.2139/ssrn.3280307>.
- Dmytrov, Sergii, and Tetiana Medvid. "An Approach to the Use of Indices, Based Analysis Subject to Money Laundering and Terrorist Financing National Risk Assessment." *SocioEconomic Challenges* 1, no. 1 (2017): 35–47. https://doi.org/10.21272/sec.2017.1_04.
- Dreżewski, Rafał, Jan Sepielak, and Wojciech Filipkowski. "The Application of Social Network Analysis Algorithms in a System Supporting Money Laundering Detection." *Information Sciences* 295 (February 2015): 18–32. <https://doi.org/10.1016/j.ins.2014.10.015>.
- D'Souza, Jayesh. *Terrorist Financing, Money Laundering, and Tax Evasion: Examining the Performance of Financial Intelligence Units*. 0 ed. CRC Press, 2017. <https://doi.org/10.1201/b11067>.
- Edwards, Adam, and Michael Levi. "Researching the Organization of Serious Crimes." *Criminology & Criminal Justice* 8, no. 4 (November 2008): 363–88. <https://doi.org/10.1177/1748895808097403>.
- Eifrem, Emil. "How Graph Technology Can Map Patterns to Mitigate Money, Laundering Risk." *Computer Fraud & Security* 2019, no. 10 (January 2019): 6–8. [https://doi.org/10.1016/S1361_3723\(19\)30105_8](https://doi.org/10.1016/S1361_3723(19)30105_8).
- FATF. *Anti, Money Laundering and Counter, Terrorist Financing Measures – Indonesia, 2nd Enhanced Follow, up Report*. Follow, up Report. Paris, France: Financial Action Task Force (FATF), 2025. https://www.fatf_gafi.org/content/dam/fatf_gafi/fur/Indonesia_Follow_Up_Report_2025.pdf.coredownload.inline.pdf?utm_source=chatgpt.com.
- , , , . *Anti, Money Laundering and Counter, Terrorist Financing Measures –Indonesia, Fourth Round Mutual Evaluation Report*. Paris, France: Financial Action Task Force (FATF), 2023. https://www.fatf_gafi.org/content/dam/fatf_gafi/mer/Mutual_Evaluation_Report_Indonesia_2023.pdf.coredownload.inline.pdf.
- , , , . *International Best Practices: Detecting and Preventing the Illicit Cross, Border Transportation of Cash and Bearer Negotiable Instruments*. Paris, France: Financial Action Task Force (FATF), 2010. <https://www.wcoomd.org/>,

- /media/wco/public/global/pdf/topics/enforcement, and, compliance/activities, and, programmes/money, laundering/best, practices, srix, 2010.pdf?db=web.
- ... *Money Laundering and Terrorist Financing Related to Counterfeiting of Currency*. Report. Paris, France: Financial Action Task Force (FATF), 2013. https://www.fatf.gafi.org/content/dam/fatf_gafi/reports/money_laundering_terrorist_financing_related_to_counterfeit_currency.pdf.coredownload.pdf.
- FATF & MENAFATF. *Money Laundering through the Physical Transportation of Cash*. Paris, France: FATF/OECD and MENAFATF, 2015. https://www.fatf.gafi.org/content/dam/fatf_gafi/reports/money_laundering_through_transportation_cash.pdf.
- Ferretti, Stefano, Gabriele D'Angelo, and Vittorio Ghini. "Enhancing Anti, Money Laundering Frameworks: An Application of Graph Neural Networks in Cryptocurrency Transaction Classification." *IEEE Access* 13 (2025): 50201–15. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2025.3552240>.
- Ferwerda, Joras, and Brigitte Unger. "How Big Are Illicit Financial Flows?: The Hot Phase of IFF Estimations." In *Combating Fiscal Fraud and Empowering Regulators*, 1st ed., edited by Brigitte Unger, Lucia Rossel, and Joras Ferwerda, 75–88. Oxford University Press/Oxford, 2021. <https://doi.org/10.1093/oso/9780198854722.003.0005>.
- Fronzetti Colladon, Andrea, and Elisa Remondi. "Using Social Network Analysis to Prevent Money Laundering." *Expert Systems with Applications* 67 (January 2017): 49–58. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2016.09.029>.
- Gara, Mario, and Claudio Pauselli. "Looking at 'Crying Wolf' from a Different Perspective: An Attempt at Detecting Banks Under, and Over, Reporting of Suspicious Transactions." *Italian Economic Journal* 6, no. 2 (July 2020): 299–324. https://doi.org/10.1007/s40797_020_00122_3.
- Gaviyau, William, and Athenia Bongani Sibindi. "Global Anti, Money Laundering and Combating Terrorism Financing Regulatory Framework: A Critique." *Journal of Risk and Financial Management* 16, no. 7 (June 2023): 313. <https://doi.org/10.3390/jrfm16070313>.
- Gee, Sunder. *Fraud and Fraud Detection: A Data Analytics Approach*. 1st ed. Wiley, 2014. <https://doi.org/10.1002/9781118936764>.
- Gerbrands, Peter, Brigitte Unger, Michael Getzner, and Joras Ferwerda. "The Effect of Anti, Money Laundering Policies: An Empirical Network Analysis." *EPJ Data Science* 11, no. 1 (December 2022): 15. https://doi.org/10.1140/epjds/s13688_022_00328_8.
- Giammatteo, Michele, Stefano Iezzi, and Roberta Zizza. "Cash Usage and the Underground Economy." *Journal of Economic Behavior & Organization* 204 (December 2022): 107–27. <https://doi.org/10.1016/j.jebo.2022.10.005>.
- Hayble, Gomes, Emmanuel. "The Use of Predictive Modeling to Identify Relevant Features for Suspicious Activity Reporting." *Journal of Money Laundering Control* 26, no. 4 (May 2023): 806–30. https://doi.org/10.1108/JMLC_02_2022_0034.
- Hendriyetty, Nella, and Bhajan S. Grewal. "Macroeconomics of Money Laundering: Effects and Measurements." *Journal of Financial Crime* 24, no. 1 (January 2017): 65–81. https://doi.org/10.1108/JFC_01_2016_0004.
- Holle, Mohammad Hanafi, Niswatun Hasanah, and Sri Hartono. "Financial Inclusion Gap in Western and Eastern Regions of Indonesia, Why?" *PROCEEDING D, IcoMDewantara International Conference onMultidiciplinary* (Yogyakarta), UST, PRESS Universitas Sarjanawiyata Tamansiswa, February 2024.
- Hu, Mei, Chen, Martina Pavlicova, and Edward V. Nunes. "Zero, Inflated and Hurdle Models of Count Data with Extra Zeros: Examples from an HIV, Risk Reduction Intervention Trial." *The American Journal of Drug and Alcohol Abuse* 37, no. 5 (September 2011): 367–75. <https://doi.org/10.3109/00952990.2011.597280>.

- Im, Kyung So, M.Hashem Pesaran, and Yongcheol Shin. "Testing for Unit Roots in Heterogeneous Panels." *Journal of Econometrics* 115, no. 1 (July 2003): 53–74. [https://doi.org/10.1016/S0304,4076\(03\)00092,7](https://doi.org/10.1016/S0304,4076(03)00092,7).
- Imai, Kosuke, and In Song Kim. "On the Use of Two, Way Fixed Effects Regression Models for Causal Inference with Panel Data." *Political Analysis* 29, no. 3 (July 2021): 405–15. <https://doi.org/10.1017/pan.2020.33>.
- INTRAC. *Indonesia National Risk Assessment (NRA) on Money Laundering 2021*. Jakarta: Indonesia Financial Transaction Report and Analysis Center (INTRAC), 2021.
- Johannessen, Fredrik, and Martin Jullum. "Finding Money Launderers Using Heterogeneous Graph Neural Networks." Version 1. Preprint, arXiv, 2023. <https://doi.org/10.48550/ARXIV.2307.13499>.
- Kadamathikuttiyil Karthikeyan, Girish, and Biswajit Bhowmik. "Enhancing Money Laundering Detection in Bank Transactions Using GAGAN: A Graph, Adapted Generative Adversarial Network Approach." *International Journal of Data Science and Analytics* 20, no. 7 (November 2025): 6301–31. <https://doi.org/10.1007/s41060,025,00823,x>.
- Kau, Rahmat M. "Causing Factors Crimes Against the Circulation of Counterfeit Money." *Estudiante Law Journal* 4, no. 2 (June 2022): 562–74. <https://doi.org/10.33756/eslaj.v4i2.18254>.
- Klimova, Sofya, Nazerke Zhampeiis, and Asmik Grigoryan. "Contemporary Approaches to Money Laundering/Terrorism Financing Risk Assessment and Methods of Its Automation in Commercial Banks." *Procedia Computer Science* 169 (2020): 380–87. <https://doi.org/10.1016/j.procs.2020.02.233>.
- Levi, Michael. "Evaluating the Control of Money Laundering and Its Underlying Offences: The Search for Meaningful Data." *Asian Journal of Criminology* 15, no. 4 (December 2020): 301–20. <https://doi.org/10.1007/s11417,020,09319,y>.
- N, Alwahidin, Arlita Jufra, Beti Mulu, and Kiki Novita Sari. "A New Economic Perspective: Understanding The Impact of Digital Financial Inclusion on Indonesian Households Consumption." *Bulletin of Monetary Economics and Banking* 26, no. 2 (May 2023): 211–52. <https://doi.org/10.59091/1410,8046.2070>.
- OECD. *Beneficial Ownership and Tax Transparency – Implementation and Remaining Challenges: OECD and Global Forum Report to G20 Finance Ministers and Central Bank Governors*. OECD Publishing, 2024. <https://doi.org/10.1787/f95790b1,en>.
- Ping, He. "The Suspicious Transactions Reporting System." *Journal of Money Laundering Control* 8, no. 3 (July 2005): 252–59. <https://doi.org/10.1108/13685200510620948>.
- Quirk, Peter J. "Macroeconomic Implications of Money Laundering." *IMF Working Papers* 96, no. 66 (1996): 1. <https://doi.org/10.5089/9781451962123.001>.
- Rahman, Aspalella A. "The Impact of Reporting Suspicious Transactions Regime on Banks: Malaysian Experience." *Journal of Money Laundering Control* 16, no. 2 (May 2013): 159–70. <https://doi.org/10.1108/13685201311318502>.
- Russo, Francesco Flaviano. "Cash Thresholds, Cash Expenditure and Tax Evasion." *Fiscal Studies* 43, no. 4 (December 2022): 387–403. <https://doi.org/10.1111/1475,5890.12311>.
- Schneider, Friedrich, and Andreas Buehn. "Shadow Economy: Estimation Methods, Problems, Results and Open Questions." *Open Economics* 1, no. 1 (June 2018): 1–29. <https://doi.org/10.1515/openec,2017,0001>.
- Takats, Elod. "A Theory of 'Crying Wolf': The Economics of Money Laundering Enforcement." *Journal of Law, Economics, and Organization* 27, no. 1 (April 2011): 32–78. <https://doi.org/10.1093/jleo/ewp018>.
- Tiwari, Milind, and Jamie Ferrill. "Evolution of Cannabis Regulations and Their Overlooked Link with Money Laundering: Australia as a Critical Case Study." *Journal of Money*

- Laundering Control* 26, no. 5 (November 2023): 970–88. <https://doi.org/10.1108/JMLC-11-2022-0158>.
- Tupman, William. “The Characteristics of Economic Crime and Criminals.” In *Research Handbook on International Financial Crime*, edited by Barry Rider. Edward Elgar Publishing, 2015. <https://doi.org/10.4337/9781783475797.00009>.
- Van den Broek, Melissa. “Designing Supervision under the Preventive Anti, Money Laundering Policy in the European Union.” *Utrecht Law Review*, 2014, 151–67.
- Widagdo, Chanandika Dafri, and Hery Firmansyah. “The Impact of Counterfeit Money Circulation on Monetary Stability and The Role of Bank Indonesia in Handling It.” *Awang Long Law Review* 7, no. 2 (May 2025): 333–39. <https://doi.org/10.56301/awl.v7i2.1516>.
- Wilson, David B. “The Relative Incident Rate Ratio Effect Size for Count, Based Impact Evaluations: When an Odds Ratio Is Not an Odds Ratio.” *Journal of Quantitative Criminology* 38, no. 2 (June 2022): 323–41. <https://doi.org/10.1007/s10940-021-09494-w>.
- Yau, Kelvin K. W., Kui Wang, and Andy H. Lee. “Zero-Inflated Negative Binomial Mixed Regression Modeling of Over-Dispersed Count Data with Extra Zeros.” *Biometrical Journal* 45, no. 4 (June 2003): 437–52. <https://doi.org/10.1002/bimj.200390024>.
- Zhang, Guike, Zengan Gao, June Dong, and Dexiang Mei. “Machine Learning Approaches for Constructing the National Anti, Money Laundering Index.” *Finance Research Letters* 52 (March 2023): 103568. <https://doi.org/10.1016/j.frl.2022.103568>.