

Analisis Keputusan *Hedging* pada Bank Non-Syariah di Indonesia Menggunakan Model Regresi Logit Biner Data Panel dengan Efek Acak

Grace Lucyana Koesnadi¹, Suliyanto², M. Fariz Fadillah Mardianto³, Sediono⁴

^{1,2,3,4} Program Studi Statistika, Universitas Airlangga
Jl. Dr. Ir. H. Soekarno, Surabaya, Jawa Timur, 60115

Email: grace.lucyana.koesnadi-2021@fst.unair.ac.id¹, suliyanto@fst.unair.ac.id²,
m.fariz.fadillah.m@fst.unair.ac.id³, sediono101@gmail.com⁴

Korespondensi penulis : suliyanto@fst.unair.ac.id

Abstrak

Volatilitas pasar global yang semakin tinggi telah menjadi tantangan besar bagi sektor perbankan di Indonesia, khususnya dalam menghadapi fluktuasi nilai tukar rupiah. Dalam mengatasi risiko ini, strategi hedging menjadi langkah penting untuk menjaga stabilitas keuangan. Penelitian ini bertujuan untuk menganalisis faktor-faktor yang memengaruhi keputusan hedging pada bank non-syariah di Indonesia, seperti leverage, likuiditas, profitabilitas, ukuran perusahaan, dan peluang pertumbuhan. Dengan menggunakan regresi logit biner pada data panel dengan efek acak, penelitian ini memanfaatkan data sekunder dari laporan keuangan tahunan bank non-syariah yang terdaftar di Bursa Efek Indonesia (BEI) untuk periode 2020-2022. Hasil analisis menunjukkan bahwa leverage dan ukuran perusahaan memiliki pengaruh signifikan terhadap keputusan hedging, sedangkan likuiditas dan peluang pertumbuhan menunjukkan pengaruh yang bervariasi. Penelitian ini memberikan wawasan penting terkait pengelolaan risiko nilai tukar yang strategis untuk memperkuat stabilitas keuangan sektor perbankan non-syariah di Indonesia, serta mendukung pengambilan keputusan yang lebih akurat dalam mitigasi risiko keuangan.

Kata Kunci: Data Panel, Keputusan *Hedging*, Regresi Logit Biner, Risiko Nilai Tukar, Sektor Perbankan

Abstract

The increasing volatility of the global market has become a major challenge for the banking sector in Indonesia, especially in dealing with fluctuations in the rupiah exchange rate. To mitigate these risks, hedging strategies are crucial for maintaining financial stability. This study aims to analyze the factors influencing hedging decisions in Indonesia's non-Sharia banks, such as leverage, liquidity, profitability, firm size, and growth opportunities. Using a

binary logit regression model with random effects on panel data, this research utilizes secondary data from the annual financial reports of non-Sharia banks listed on the Indonesia Stock Exchange (IDX) for the 2020-2022 period. The analysis reveals that leverage and firm size significantly influence hedging decisions, while liquidity and growth opportunities exhibit varying impacts. This study provides important insights into strategic exchange rate risk management to strengthen the financial stability of Indonesia's non-Sharia banking sector and support more accurate decision-making in financial risk mitigation.

Keywords: *Panel Data, Hedging Decision, Binary Logit Regression, Exchange Rate Risk, Banking Sector*

1. Pendahuluan

Indonesia menghadapi tantangan besar dalam menjaga stabilitas ekonomi, terutama di sektor perbankan yang sangat dipengaruhi oleh volatilitas nilai tukar mata uang [1]. Nilai tukar Rupiah yang tidak stabil sejak pandemi COVID-19 telah menimbulkan risiko signifikan, terutama bagi perusahaan yang memiliki eksposur tinggi terhadap transaksi internasional. Dalam situasi ini, strategi hedging menjadi langkah penting untuk memitigasi risiko fluktuasi nilai tukar yang dapat berdampak pada stabilitas keuangan perusahaan [2].

Hedging atau lindung nilai merupakan salah satu strategi pengelolaan risiko yang umum digunakan oleh perusahaan untuk melindungi aset dan liabilitas dari perubahan nilai tukar [3]. Praktik ini telah banyak diterapkan oleh bank non-syariah di Indonesia melalui instrumen derivatif seperti kontrak forward, swap, dan opsi [4]. *Hedging* memberikan manfaat besar dalam pengelolaan risiko, namun pengambilan keputusan untuk melakukan *hedging* tidak hanya dipengaruhi oleh faktor internal seperti *leverage*, likuiditas, profitabilitas, ukuran perusahaan, dan peluang pertumbuhan, tetapi juga oleh regulasi yang berlaku.

Peraturan Bank Indonesia (PBI) No. 6 Tahun 2024 tentang Pasar Uang dan Pasar Valuta Asing mengatur bahwa transaksi derivatif nilai tukar harus dilakukan dengan tujuan utama untuk lindung nilai [5]. Selain itu, Peraturan Otoritas Jasa Keuangan (POJK) No. 13/POJK.03/2021 tentang Penyelenggaraan Produk Bank Umum mewajibkan bank untuk menyampaikan rencana penyelenggaraan produk bank, termasuk aktivitas *hedging*, kepada OJK untuk mendapatkan persetujuan [6]. Meskipun regulasi ini bertujuan untuk meningkatkan stabilitas keuangan, penerapannya menciptakan tantangan dalam bentuk biaya kepatuhan dan keterbatasan instrumen derivatif, yang dapat mempengaruhi keputusan bank dalam melakukan *hedging*. Dengan demikian, selain faktor keuangan internal, kebijakan regulasi juga memiliki peran penting dalam membentuk strategi lindung nilai di perbankan Indonesia.

Penelitian sebelumnya telah menunjukkan hasil yang bervariasi mengenai pengaruh faktor-faktor tersebut terhadap keputusan *hedging*. Dalam beberapa penelitian, *leverage* menunjukkan pengaruh signifikan positif [7][8], sementara dalam penelitian lain tidak menunjukkan pengaruh yang konsisten [9]. Dalam menjembatani *gap* penelitian akibat ketidakkonsistenan ini, penelitian ini menggunakan regresi logit biner dengan pendekatan data panel yang memberikan analisis lebih akurat dengan mempertimbangkan dampak variabel dari waktu ke waktu serta perbedaan karakteristik antar bank serta memberikan landasan empiris yang lebih kuat dibandingkan penelitian terdahulu yang berbasis data *cross-section*.

Dalam penelitian ini, digunakan metode regresi logit biner dengan pendekatan data panel untuk menganalisis pengaruh faktor-faktor tersebut terhadap keputusan *hedging* di bank non-syariah Indonesia. Pendekatan data panel memberikan hasil analisis yang lebih komprehensif karena mempertimbangkan variasi antar waktu dan antar entitas [10]. Regresi logit biner dipilih karena mampu memberikan estimasi probabilitas atas keputusan biner, seperti *hedging* atau tidak *hedging*, dengan interpretasi hasil yang lebih intuitif dibandingkan metode lainnya [11]. Regresi logit sering digunakan dalam studi keuangan dibandingkan regresi probit karena hasilnya dapat diinterpretasikan dengan

mudah dalam bentuk *odds ratio* yang umum diterapkan pada analisis risiko dan pengambilan keputusan finansial [12]. Sementara itu, meskipun pendekatan *machine learning* dapat menghasilkan prediksi yang lebih fleksibel, metode ini cenderung kurang transparan dalam interpretasi variabel independen, yang menjadi aspek penting dalam penelitian berbasis teori ekonomi [13]. Dengan mempertimbangkan keunggulan tersebut, regresi logit biner dengan pendekatan data panel menjadi metode yang paling sesuai untuk memahami faktor determinan dalam keputusan *hedging* di sektor perbankan Indonesia.

Penelitian ini juga memiliki relevansi yang kuat terhadap pencapaian Sustainable Development Goals (SDGs), khususnya SDG 8 (Pekerjaan Layak dan Pertumbuhan Ekonomi) dan SDG 9 (Industri, Inovasi, dan Infrastruktur). Pengelolaan risiko nilai tukar yang efektif melalui strategi *hedging* dapat meningkatkan stabilitas sektor perbankan non-syariah. Perusahaan yang menerapkan strategi *hedging* yang tepat dapat mengurangi risiko fluktuasi mata uang dalam transaksi lintas batas, sehingga meningkatkan kinerja keuangan dan mendukung pertumbuhan ekonomi yang berkelanjutan [14]. Selain itu, perusahaan yang terlibat dalam operasi internasional dan menggunakan *hedging* mata uang mampu mengelola risiko dengan lebih efektif, yang berkontribusi pada stabilitas keuangan dan pembangunan infrastruktur yang berkelanjutan [15]. Dengan demikian, implementasi *hedging* yang optimal tidak hanya berkontribusi pada stabilitas keuangan perbankan, tetapi juga mendukung pertumbuhan ekonomi yang berkelanjutan dan pembangunan infrastruktur keuangan yang tangguh, sejalan dengan agenda global SDGs.

2. Metode Penelitian

2.1 Data dan Variabel Penelitian

Sumber data pada penelitian ini adalah data sekunder yang diperoleh dari laporan tahunan 34 perusahaan bank non-syariah yang terdaftar di Bursa Efek Indonesia (BEI) selama periode 2020-2022 [16]. Data yang digunakan mencakup variabel-variabel yang relevan untuk menganalisis keputusan *hedging*, yang mencakup faktor *leverage*, likuiditas, profitabilitas, ukuran perusahaan, dan peluang pertumbuhan. Variabel-variabel ini dipilih berdasarkan tinjauan pustaka yang menunjukkan hubungan potensial dengan keputusan *hedging*, serta relevansi dalam konteks sektor perbankan non-syariah di Indonesia. Setiap variabel penelitian dihitung menggunakan proksi tertentu yang sesuai dengan literatur sebelumnya. Adapun variabel penelitian dan definisi operasional masing-masing variabel disajikan pada Tabel 1.

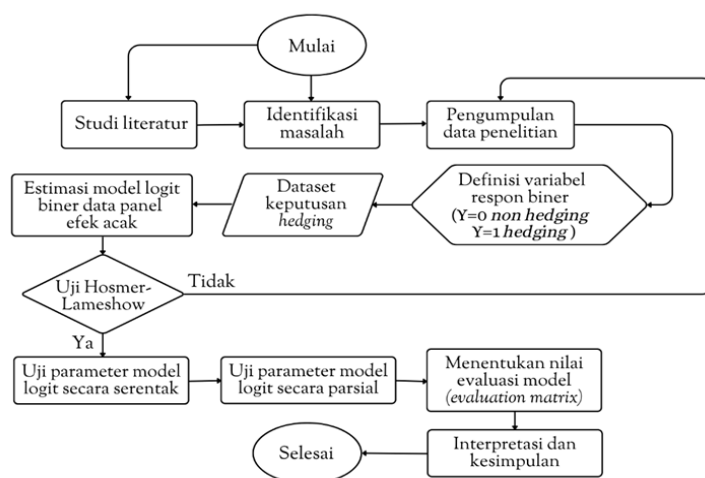
Tabel 1. Variabel Penelitian

Kode Variabel	Nama Variabel	Definisi Operasional	Skala
Y	Keputusan <i>Hedging</i>	Keputusan bank non-syariah untuk melakukan lindung nilai (<i>hedging</i>) menggunakan instrumen derivatif.	Nominal 0 : tidak <i>hedging</i> 1 : <i>hedging</i>
X ₁	Leverage	Rasio yang menunjukkan proporsi utang terhadap ekuitas perusahaan yang diukur menggunakan <i>Debt to Equity Ratio</i> (DER)	Rasio
X ₂	Likuiditas	Rasio yang mencerminkan kemampuan	Rasio

		perusahaan dalam memenuhi kewajiban jangka pendek yang diukur dengan <i>Current Ratio</i> (CR)	
X ₃	Profitabilitas	Tingkat kemampuan perusahaan menghasilkan keuntungan relatif terhadap aset yang dimiliki yang diukur dengan <i>Return on Assets</i> (ROA)	Rasio
X ₄	Ukuran Perusahaan	Ukuran perusahaan yang dihitung berdasarkan logaritma natural total aset perusahaan	Rasio
X ₅	Peluang Pertumbuhan	Peluang pertumbuhan perusahaan di masa depan yang diukur dengan rasio nilai pasar ekuitas dengan nilai buku ekuitas	Rasio

2.2 Prosedur Penelitian

Penelitian ini dilakukan dengan pendekatan kuantitatif yang melibatkan pengumpulan dan analisis data numerik untuk menguji hipotesis penelitian [17]. Teknik pengumpulan data yang digunakan adalah metode dokumentasi dan digunakan metode statistika yaitu regresi logit biner data panel dengan efek acak dengan metode *Maximum Likelihood Estimator* (MLE) dalam estimasi model keputusan *hedging* bank non-syariah di Indonesia. Tahapan analisis data menggunakan metode logit biner dengan efek acak dirancang secara runtut dan disajikan secara skematik pada Gambar 1.



Gambar 1. Flowchart Penelitian

2.3 Keputusan Hedging

Hedging adalah strategi untuk melindungi nilai perusahaan dari risiko keuangan, khususnya risiko nilai tukar mata uang asing, suku bunga, dan harga komoditas yang fluktuatif [18]. *Hedging* dilakukan untuk mengurangi dampak buruk dari eksposur transaksi, seperti bahan baku impor, penjualan ekspor, serta hutang dan piutang dalam mata uang asing, yang biasanya menggunakan instrumen derivatif sebagai alat lindung nilai. Dalam penelitian ini, keputusan *hedging* dioperasionalkan sebagai variabel *dummy*, yaitu variabel kualitatif yang direpresentasikan secara kuantitatif untuk mempermudah analisis [19]. Variabel respon dikategorikan sebagai "*hedging*" ($Y=1$) jika

bank secara jelas mencantumkan penggunaan instrumen derivatif dalam laporan keuangan dan "tidak *hedging*" ($Y=0$) jika sebaliknya [20].

2.4 Model Regresi Logit Biner

Model regresi logit biner merupakan model regresi dengan variabel respon terdiri dari dua kategori, sedangkan variabel prediktor bersifat kategori maupun kontinu dan probabilitas sukses hasil percobaan didasarkan pada distribusi logistik. Model regresi logit biner dapat dinyatakan dalam persamaan (1) [21].

$$g(\pi_i) = \mathbf{X}_i \boldsymbol{\beta} \quad ; i = 1, 2, \dots, n \quad (1)$$

dengan $g(\pi_i)$ adalah fungsi link logit dengan $g(\pi_i) = \ln\left(\frac{\pi_i}{1-\pi_i}\right)$, variabel \mathbf{X}_i adalah vektor dari variabel prediktor ke- i dengan $\mathbf{X}_i = (1, X_{i1}, X_{i2}, \dots, X_{ip})$ yang berukuran $1 \times (p + 1)$, dan parameter $\boldsymbol{\beta}$ adalah vektor koefisien parameter yang bersesuaian dengan variabel prediktor \mathbf{X}_i dengan $\boldsymbol{\beta} = (\beta_0, \beta_1, \dots, \beta_p)'$ yang berukuran $(p + 1) \times 1$, dan p adalah banyaknya variabel prediktor.

Berdasarkan persamaan (1), diperoleh probabilitas sukses pada percobaan ke- i yang bersesuaian dengan variabel prediktor \mathbf{X}_i pada persamaan (2).

$$\pi_i = \frac{\exp(\mathbf{X}_i \boldsymbol{\beta})}{1 + \exp(\mathbf{X}_i \boldsymbol{\beta})} \quad ; \quad \pi_i = \Pr(Y = 1 | \mathbf{X}_i) \quad (2)$$

Estimasi parameter pada model regresi logit menggunakan metode *Maximum Likelihood Estimation* (MLE). MLE merupakan metode yang dapat digunakan untuk menaksir parameter suatu model yang diketahui distribusinya. Pada percobaan yang dilakukan sebanyak n kali diberikan variabel random Y_1, Y_2, \dots, Y_n yang saling independen dari populasi distribusi Binomial $Y_i \sim b(1, \pi_i)$, dengan $\pi_i = \pi(\mathbf{X}_i)$ pada persamaan (2) adalah probabilitas sukses ke- i , maka dapat diperoleh fungsi *likelihood* pada persamaan (3) [22].

$$L(\boldsymbol{\beta}) = \prod_{i=1}^n \pi_i^{y_i} (1 - \pi_i)^{1-y_i} = \pi_i^{\sum_{i=1}^n y_i} (1 - \pi_i)^{\sum_{i=1}^n (1-y_i)} \quad (3)$$

Dari persamaan (3) maka dapat diperoleh fungsi *log-likelihood* dalam persamaan (4).

$$\ln L(\boldsymbol{\beta} | \mathbf{y}) = \ell(\boldsymbol{\beta}) = \sum_{i=1}^n y_i \ln \pi_i + (\sum_{i=1}^n (1 - y_i)) \ln(1 - \pi_i) \quad (4)$$

Selanjutnya diperoleh estimasi parameter $\boldsymbol{\beta}$ dengan memaksimumkan fungsi $\ell(\boldsymbol{\beta})$ pada persamaan (4) dengan syarat cukup yaitu $\frac{\partial \ell(\boldsymbol{\beta})}{\partial \boldsymbol{\beta}} = \mathbf{0}$ seperti pada persamaan (5).

$$\frac{\partial \ell(\boldsymbol{\beta})}{\partial \beta_j} = \sum_{i=1}^n X_{ij} (y_i - \pi_i) = 0; \quad j = 0, 1, 2, \dots, p \quad (5)$$

dengan $X_{i0} = 1$. Persamaan (5) berbentuk implisit sehingga digunakan metode numerik *Newton-Raphson* untuk mengestimasi parameter $\boldsymbol{\beta}$.

2.5 Model Regresi Logit Biner Data Panel Efek Acak

Model regresi logit data panel adalah model regresi logit yang menggunakan struktur data panel dengan variabel respon mempunyai dua kategori (biner) serta dipengaruhi oleh variabel prediktor yang bersifat kategori maupun kontinu dengan efek acak. Model regresi logit biner data panel secara umum dapat dinyatakan dalam bentuk persamaan (6).

$$y_{it}^* = \mathbf{X}_{it} \boldsymbol{\beta} + u_i + v_{it}; \quad i = 1, \dots, n; \quad t = 1, \dots, T \quad (6)$$

dengan y_{it}^* adalah variabel respon laten, X_{it} adalah vektor variabel prediktor pada unit *cross-section* ke- i dan waktu ke- t dengan $X_{it} = (1, X_{1it}, X_{2it}, \dots, X_{pit})$, dan β adalah vektor parameter dengan $\beta = (\beta_0, \beta_1, \dots, \beta_p)'$.

Pembentukan kategori secara biner pada variabel respon Y_{it} didasarkan pada nilai variabel respon laten pada persamaan (6) dengan memberikan *threshold* sebagai berikut [23].

$$y_{it} = \begin{cases} 1, & \text{jika } y_{it}^* > 0 \\ 0, & \text{jika } y_{it}^* \leq 0 \end{cases} \quad (7)$$

Estimasi parameter model regresi logistik biner pada data panel dengan efek acak dilakukan menggunakan metode MLE dengan probabilitas sukses pada persamaan (8).

$$\pi_{it} = \frac{\exp(X_{it}\beta + u_i)}{1 + \exp(X_{it}\beta + u_i)} \quad (8)$$

dengan π_{it} adalah probabilitas sukses yang bersesuaian dengan variabel prediktor X_{it} dan u_i adalah efek acak dari unit *cross-section* ke- i yang berdistribusi *iid* $N(0, \sigma_u^2)$.

2.6 Pengujian Signifikansi Parameter

Pengujian parameter model regresi logit biner bertujuan untuk menguji signifikansi dari pengaruh variabel prediktor terhadap variabel respon dalam model. Terdapat dua jenis pengujian yang dilakukan, yaitu uji parameter secara simultan dan parsial. Uji simultan menggunakan statistik *Likelihood Ratio* (*LR*) digunakan untuk mengidentifikasi apakah variabel prediktor secara simultan berpengaruh signifikan terhadap variabel respon. Statistik uji *LR* disajikan melalui persamaan (9) [24].

$$LR = -2 \ln \left[\frac{L(\hat{\omega})}{L(\hat{\Omega})} \right] \quad (9)$$

dengan $L(\hat{\omega})$ adalah *Maximum likelihood* ketika parameter di bawah H_0 dan $L(\hat{\Omega})$ adalah *Maximum likelihood* ketika parameter di bawah populasi.

Berikutnya, dilakukan uji normal baku digunakan untuk menguji signifikansi parameter secara individu atau parsial dengan membandingkan taksiran β dengan taksiran standar *error*-nya. Statistik uji normal baku yang dirumuskan melalui persamaan (10) [25].

$$Z = \frac{\hat{\beta}_j}{SE(\hat{\beta}_j)} \quad (10)$$

dengan $\hat{\beta}_j$ adalah estimator β_j dan $SE(\hat{\beta}_j)$ adalah simpangan baku atau *standard error* dari estimator β_j .

2.7 Uji Kesesuaian Model

Uji kesesuaian model menggunakan uji *Hosmer Lemeshow* bertujuan untuk menguji apakah tidak ada perbedaan antara model dugaan dengan model sesungguhnya sehingga model dapat dikatakan *fit*. Statistik uji *Hosmer Lemeshow* disajikan pada persamaan (11) [26].

$$HL = \sum_{j=1}^J \frac{(y(j) - n_j \bar{p}(j))^2}{n_j \bar{p}(j)(1 - \bar{p}(j))} \quad (11)$$

dengan $y(j)$ adalah variabel respon pada data yang dikelompokkan ke dalam $j = 1, 2, \dots, J$ kelompok dengan $y(j) = \sum_{i=1}^{n_j} y_i$, J adalah banyaknya kelompok, n_j adalah jumlah observasi atau data pada kelompok ke- j , $\bar{p}(j)$ adalah rata-rata perkiraan probabilitas pada kelompok ke- j dengan $\bar{p}(j) = \sum_{i=1}^{n_j} \frac{y_i}{n_j} = \sum_{i=1}^{n_j} \frac{(1 - P(-X_{it}\beta))}{n_j}$.

2.8 Kriteria Pemilihan Model Terbaik

Kriteria pemilihan model terbaik digunakan untuk mendapatkan model yang terbaik yang mampu menjelaskan pola hubungan antara variabel prediktor dengan variabel respon dan mampu secara akurat melakukan prediksi. *Confusion matrix* merupakan alat untuk mengukur performa model klasifikasi dengan variabel respon kategori, di mana setiap elemen matriks memberikan jumlah observasi dalam kategori yang tepat atau salah klasifikasi [27]. Model *Confusion matrix* untuk kategori biner disajikan pada Tabel 2.

Tabel 2. Confusion Matrix Biner

Aktual	Prediksi	
	Y = 0	Y = 1
Y = 0	n_{11}	n_{12}
Y = 1	n_{21}	n_{22}

dengan n_{11} adalah banyak kejadian gagal hasil pengamatan yang tepat diklasifikasikan, n_{12} adalah banyak kejadian gagal hasil pengamatan yang salah diklasifikasikan, n_{21} adalah banyak kejadian sukses hasil pengamatan yang salah diklasifikasikan, dan n_{22} adalah banyak kejadian sukses hasil pengamatan yang tepat diklasifikasikan.

Akurasi adalah suatu metrik evaluasi yang melihat probabilitas kesalahan klasifikasi yang dilakukan oleh suatu fungsi klasifikasi. Ukuran akurasi diberikan melalui persamaan (12) [28].

$$Akurasi = \frac{n_{11} + n_{22}}{n_{11} + n_{12} + n_{21} + n_{22}} \quad (12)$$

Terdapat juga ukuran *Akaike Information Criterion* (AIC) yang digunakan untuk mengukur deviasi antara model estimasi MLE dengan data yang dihasilkan dan *Schwarz Criterion* (SC) untuk menilai kecocokan model. Pemilihan model terbaik diperoleh berdasarkan kriteria AIC dan SC minimum karena lebih sederhana dan sesuai dengan data sebab memberikan penalti terhadap model yang menggunakan lebih banyak parameter. Ukuran AIC dan SC dirumuskan secara urut dalam persamaan (13) dan (14) [29].

$$AIC = -2 \log L(\hat{\theta}_k) + 2p \quad (13)$$

$$SC = -2 \log L(\hat{\theta}_k) + p \log(n) \quad (14)$$

dengan p adalah jumlah parameter pada model, $\hat{\theta}_k$ adalah estimasi MLE dari model, dan n adalah jumlah pengamatan.

3. Hasil dan Pembahasan

Dalam bab ini dijelaskan karakteristik variabel penelitian yang disajikan secara deskriptif serta analisis faktor-faktor yang mempengaruhi keputusan *hedging* bank non-syariah di Indonesia secara signifikan, termasuk estimasi model keputusan *hedging* menggunakan metode logit biner data panel efek acak dengan pendekatan MLE.

3.1 Analisis Statistika Deskriptif

Penelitian ini berfokus pada keputusan *hedging* sebagai variabel respon terhadap beberapa variabel yang dianggap berpengaruh. Variabel-variabel tersebut mencakup lima variabel prediktor dengan gambaran umum disajikan dalam statistika deskriptif pada Tabel 3.

Tabel 3. Statistika Deskriptif

Variabel	Mean	Std. Deviasi	Min	Max
Leverage (X_1)	5,045	2,758	0,418	16,079
Likuiditas (X_2)	1,262	0,362	0,886	3,381
Profitabilitas (X_3)	0,005	0,027	-0,181	0,056
Ukuran Perusahaan (X_4)	20,972	4,564	14,595	32,520
Peluang Pertumbuhan (X_5)	15,220	51,080	-100,000	464,820

3.2 Pengujian Signifikansi Parameter

Pemodelan keputusan *hedging* dalam penelitian ini menggunakan pendekatan model regresi logit biner dengan efek acak, yang diawali dengan pengujian parameter regresi. Pengujian parameter bertujuan untuk menentukan signifikansi pengaruh variabel prediktor terhadap variabel respon. Pengujian parameter dalam regresi logit biner data panel dilakukan dengan menguji parameter β secara simultan dan parsial. Uji LR digunakan untuk menguji pengaruh simultan variabel prediktor terhadap keputusan *hedging* yang disajikan pada Tabel 4.

Tabel 4. Uji Simultan Parameter

Likelihood Ratio test	Chi-Square Tabel	p-value	Keputusan
42,226	11,071	0,000	Tolak H_0

Daerah kritis penolakan H_0 apabila nilai statistik LR $> \chi^2_{(\alpha,5)}$ atau $p - value < \alpha$ dengan $\alpha = 5\%$. Tabel 4 menunjukkan hasil uji statistik LR sebesar $42,226 > 11,071$ dengan $p - value < 0,05$, sehingga H_0 ditolak. Hal ini menunjukkan bahwa secara simultan terdapat pengaruh signifikan antara variabel prediktor secara simultan terhadap keputusan *hedging* bank non-syaria di Indonesia.

Pengujian parameter secara simultan menunjukkan adanya pengaruh signifikan, sehingga dilanjutkan dengan pengujian parameter secara parsial menggunakan uji Z. Hasil pengujian parameter parsial regresi model logit biner disajikan pada Tabel 5.

Tabel 5. Uji Parsial Parameter Full

Variabel	Koefisien	Std. Error	Z-stat	p-value	Keputusan
Constant	6,5625	2,4026	2,731	0,0063	
X_1	0,1112	0,1484	0,749	0,4536	Gagal tolak H_0
X_2	-0,6787	1,0071	-0,674	0,5004	Gagal tolak H_0
X_3	28,2383	11,2923	2,501	0,0124	Tolak H_0
X_4	-0,2162	0,0631	-3,428	0,0006	Tolak H_0
X_5	-0,0567	0,0187	-3,028	0,0025	Tolak H_0

Tabel 5 menunjukkan bahwa dari lima variabel prediktor yang diuji, terdapat tiga variabel yang berpengaruh signifikan terhadap keputusan *hedging*, yaitu Profitabilitas (X_3), Ukuran Perusahaan (X_4), dan Peluang Pertumbuhan (X_5), yang ditunjukkan dengan nilai p-value $< 0,05$, sedangkan *Leverage* (X_1) dan Likuiditas (X_2) tidak memiliki pengaruh signifikan secara statistik terhadap keputusan *hedging*. Dengan demikian, hanya terdapat tiga variabel prediktor yang memiliki pengaruh signifikan secara statistik terhadap probabilitas bank non-syariah yang terdaftar di Bursa Efek Indonesia termasuk dalam kategori yang menerapkan atau tidak menerapkan keputusan *hedging*.

Pengujian kesesuaian model selanjutnya dilakukan untuk mengetahui apakah terdapat perbedaan signifikan antara hasil observasi dengan hasil prediksi model. Berdasarkan uji Hosmer-Lemeshow, diperoleh nilai statistik uji sebesar $12,5427 < \chi^2_{(0,05;8)}$ dan nilai p-value sebesar $0,1286 > \alpha$ sehingga H_0 gagal ditolak yang mengartikan bahwa model logit biner data panel dengan efek acak sesuai dengan data keputusan *hedging*.

Hasil pengujian parameter β pada Tabel 5 kemudian diuji ulang hanya dengan menggunakan parameter β yang signifikan yang disajikan pada Tabel 6.

Tabel 6. Uji Parsial Parameter Signifikan

Variabel	Koefisien	Std. Error	Z-stat	p-value	Keputusan
Constant	6,7733	1,4356	4,718	0,0000	
X_3	32,0183	12,4249	2,577	0,0100	Tolak H_0
X_4	-0,2399	0,0607	-3,951	0,0001	Tolak H_0
X_5	-0,0579	0,0181	-3,195	0,0014	Tolak H_0

Tabel 6 menunjukkan bahwa nilai koefisien variabel prediktor X_3 , X_4 , dan X_5 memiliki pengaruh signifikan yang konsisten terhadap keputusan *hedging*. Selanjutnya, model terbaik yang diperoleh melalui pendekatan regresi logit data panel dapat diukur menggunakan kriteria kelayakan model yaitu AIC dan SC. Perbandingan nilai AIC dan SC dari hasil pengolahan data uji parameter parsial menggunakan 5 variabel dan 3 variabel prediktor signifikan dapat dilihat pada Tabel 7.

Tabel 7. Perbandingan Nilai AIC dan SC

Kriteria	X_1 X_2 X_3 X_4 X_5	X_3 X_4 X_5
AIC	0,89763	0,88117*
SC	1,05204	0,98411*

Tabel 7 menunjukkan bahwa nilai AIC dan SC yang dihasilkan menggunakan pendekatan model logit biner dengan 3 variabel prediktor signifikan memiliki nilai yang lebih kecil dibandingkan dengan menggunakan 5 variabel prediktor atau seluruh koefisien variabel dalam model. Dengan demikian, analisis regresi logit biner menggunakan 3 variabel signifikan lebih baik untuk memodelkan keputusan *hedging* pada bank non-syariah di Indonesia.

3.3 Pemodelan Keputusan *Hedging* dengan Model Logit Biner Efek Acak

Berdasarkan Tabel 6 diperoleh model terbaik dengan pendekatan regresi logit biner data panel dengan efek acak untuk keputusan *hedging* bank non-syariah di Indonesia yang dirumuskan dalam persamaan (15) sebagai berikut.

$$y_{it}^* = 6,7733 + 32,0183X_{3it} - 0,2399X_{4it} - 0,0579X_{5it} \quad (15)$$

Persamaan (15) dapat diinterpretasikan apabila suatu bank non-syariah dengan kode AGRO pada tahun 2020 memiliki nilai ROA sebesar 0,00112, Ukuran Perusahaan sebesar 24,05602, dan Peluang Pertumbuhan sebesar 3,50071, maka nilai variabel laten y_{it}^* adalah 0,8359. Berdasarkan nilai tersebut, diperoleh $y_{it} = 1$, yang menunjukkan bahwa bank tersebut dapat diklasifikasikan sebagai bank yang menerapkan keputusan *hedging*, dengan probabilitas kategori keputusan *hedging* yang diperoleh $y_{it}^* = \mathbf{X}_{it}\boldsymbol{\beta} + u_i$ dengan $u_i = 0$ maka

$$P(Y = 1) = \frac{\exp(0,8359)}{1 + \exp(0,8359)} = 0,6976 \quad (16)$$

Dengan demikian, dapat disimpulkan bahwa bank non-syariah dengan kode AGRO pada tahun 2020 termasuk dalam kategori bank non-syariah di Indonesia yang menerapkan keputusan *hedging* dengan probabilitas sebesar 69,76%.

Model terbaik yang diperoleh melalui pendekatan regresi logit biner data panel dapat dievaluasi menggunakan ukuran akurasi. *Confusion matrix* yang digunakan untuk mengukur kebaikan model disajikan pada Tabel 8 berikut.

Tabel 8. *Confusion Matrix* Model Logit Biner Efek Acak

Aktual	Prediksi	
	$Y = 0$	$Y = 1$
$Y = 0$	17	12
$Y = 1$	5	68

Tabel 8 menunjukkan hasil klasifikasi keputusan *hedging* bank non-syariah di Indonesia menggunakan model regresi logit biner data panel dengan ukuran akurasi diperoleh pada persamaan (17).

$$Akurasi = \frac{17+68}{29+73} \times 100\% = 83,33\% \quad (17)$$

Berdasarkan persamaan (17), diperoleh akurasi klasifikasi yang dihasilkan melalui pendekatan regresi logit biner data panel dengan efek acak sebesar 83,33%.

4. Kesimpulan

Berdasarkan hasil dan pembahasan yang telah diuraikan, dapat disimpulkan bahwa keputusan *hedging* pada bank non-syariah di Indonesia dipengaruhi secara signifikan oleh profitabilitas, ukuran perusahaan, dan peluang pertumbuhan. Model regresi logit biner dengan efek acak pada variabel yang signifikan menunjukkan tingkat akurasi klasifikasi sebesar 83,33%, dengan nilai AIC sebesar 0,88117 dan SC sebesar 0,98411, yang lebih baik dibandingkan model yang melibatkan semua variabel prediktor. Selain itu, hasil menunjukkan bahwa bank non-syariah dengan profitabilitas yang lebih tinggi, ukuran perusahaan yang lebih besar, dan peluang pertumbuhan yang lebih rendah cenderung menerapkan keputusan *hedging*. Analisis ini memberikan kontribusi penting bagi

pengelolaan risiko keuangan di sektor perbankan non-syariah di Indonesia, dengan implikasi pada pengambilan keputusan strategis terkait mitigasi risiko nilai tukar.

Daftar Pustaka

- [1] R. D. Handoyo, S. M. Ilyas, A. R. Ridzuan, N. A. Z. M. Azhar, and M. S. Shaari, "Towards Achieving Sustainability in Financial Market: The Impact of Covid-19, Oil Price, Stock Price on Exchange Rate Volatility in Indonesia," *Int. J. Acad. Res. Bus. Soc. Sci.*, vol. 11, no. 5, pp. 842–861, 2021, doi: 10.6007/ijarbss/v11-i5/9764.
- [2] A. Condronegoro and H. T. Hasibuan, "Leverage , Firm Size , Likuiditas, Financial Distress , dan Aktivitas Hedging Dengan Instrumen Derivatif," *E-Jurnal Akunt.*, vol. 33, no. 8, pp. 2102–2116, 2023.
- [3] R. S. P. Jiwandhana and N. Triaryati, "Pengaruh Leverage Dan Profitabilitas Terhadap Keputusan Hedging Perusahaan Manufaktur Indonesia," *E-Jurnal Manaj. Unud*, vol. 5, no. 1, pp. 31–58, 2016.
- [4] S. Rahayu, Zufrizal, W. Astuty, and H. Triastuti, "Hedging Decisions and It's Affecting Factors on Mining Companies Listed in The Indonesian Sharia Stock Index (ISSI)," *Budapest Int. Res. Critics Intitute-Journal*, pp. 2662–2676, 2020, [Online]. Available: <http://bircu-journal.com/index.php/birci/article/view/1277>.
- [5] Bank Indonesia, *Peraturan Bank Indonesia No. 6 Tahun 2024 tentang Pasar Uang dan Pasar Valuta Asing*, no. 1. Indonesia, 2024, pp. 1–23.
- [6] Otoritas Jasa Keuangan, *Peraturan Otoritas Jasa Keuangan No. 13/POJK.03/2021 tentang Penyelenggaraan Produk Bank Umum*. 2021, pp. 1–172.
- [7] A. D. Pujiyanto, "Pengaruh Tingkat Liquidity, Leverage, Firm Size, Financial Distress dan Growth Opportunity terhadap Keputusan dengan Instrumen Derivatif (Studi pada Perusahaan Sektor Consumer Goods yang Terdaftar pada BEI)," *J. Ilm. Mhs. FEB*, vol. 6, no. 2, 2018.
- [8] M. P. B. Karlinda and S. A. M. Manunggal, "Pengaruh leverage, firm size, profitabilitas, dan likuiditas terhadap pengambilan keputusan hedging perusahaan manufaktur di BEI," *J. Manaj. Bisnis dan Kewirausahaan*, vol. 7, no. 2, pp. 467–480, 2023, [Online]. Available: <https://doi.org/10.24912/jmbk.v7i2.23104>.
- [9] F. Saragih and Musdholifa, "Pengaruh Growth Opportunity, Firm Size, dan Liquidity terhadap Keputusan Hedging pada Perusahaan Perbankan Indonesia," *J. Ilmu Manaj.*, vol. 5, no. 2, pp. 1–10, 2017.
- [10] X. Liu, "Chapter 10 - Mixed-effects regression model for binary longitudinal data," in *Methods and Applications of Longitudinal Data Analysis*, Elsevier Inc., 2016, pp. 309–341.
- [11] R. Breen, K. B. Karlson, and A. Holm, "Interpreting and understanding logits, probits, and other nonlinear probability models," *Annu. Rev. Sociol.*, vol. 44, pp. 39–54, 2018, doi: 10.1146/annurev-soc-073117-041429.
- [12] J. M. Wooldridge, *Introductory Econometrics: A Modern Approach*, 7th Edition. India: Cengage Learning, 2020.
- [13] W. H. Greene, *Econometric Analysis*, 8th edition. 2020.
- [14] F. S. Zai and A. Mansur, "Hedging Strategy to Mitigate Exchange Rate Risk in Cross-Border Transactions: Literature Review," *J. Bus. Manag. Econ. Dev.*, vol. 2, no.

- 03, pp. 1155–1168, Jun. 2024, doi: 10.59653/jbmed.v2i03.908.
- [15] L. Alfaro, M. Calani, and L. Varela, “Granular Corporate Hedging Under Dominant Currency,” 2023.
- [16] Bursa Efek Indonesia, “Derivatif,” *IDX*, 2022. <https://www.idx.co.id/id/produk/derivatif%0A%0A> (accessed Sep. 18, 2023).
- [17] J. W. Creswell, “Desain penelitian,” in *Pendekatan Kualitatif & Kuantitatif*, Jaka: KIK, 2002, pp. 121–180.
- [18] R. E. Baker, T. E. Christensen, D. M. Cottrell, K. I. Rais, W. Astono, and E. R. Wulandari, *Akuntansi Keuangan Lanjutan Perspektif Indonesia (2 ed.)*. Salemba Empat. Salemba Empat, 2013.
- [19] Winarno, L. N. Hidayati, and A. Darmawati, “Faktor-Faktor yang Mempengaruhi Profitabilitas Perusahaan Manufaktur yang Listed di BEI,” *J. Econ.*, vol. 11, no. 2, pp. 143–149, 2015.
- [20] M. H. Al Hakim, “Faktor-Faktor yang Mempengaruhi Keputusan Hedging pada Perusahaan Non-Financial yang Terdaftar di Bursa Efek Indonesia Periode 2014–2017,” Bandar Lampung, 2020.
- [21] D. N. Gujarati and D. C. Porter, *Basic Econometrics*, Fifth Edit. New York: The McGraw–Hill Companies, 2009.
- [22] P. Sahoo, *Probability and mathematical Statistics*. Louisville: University of Louisville, 2008.
- [23] W. Greene, *Econometric Analysis*, 7th edition. New Jersey, 2012.
- [24] C. Gourieroux, A. Holly, and A. Monfort, “Likelihood Ratio Test, Wald Test, and Kuhn-Tucker Test in Linear Models with Inequality Constraints on the Regression Parameters,” *Econometrica*, vol. 50, pp. 63–80, 1982.
- [25] R. Davidson and J. G. MacKinnon, *Estimation and Inference in Econometrics*. Oxford: Oxford University Press, 1993.
- [26] D. W. J. Hosmer and S. Lemeshow, *Applied Logistic Regression*. New York: John Wiley & Sons, 1989.
- [27] N. S. M. Huang, Z. Ibrahim, and N. M. Diah, “Machine Learning Techniques for Early Heart Failure Prediction,” *Malaysian J. Comput.*, vol. 6, no. 2, pp. 872–884, 2021.
- [28] R. A. Johnson and D. W. Wichern, *Applied Multivariate Statistical Analysis*, Sixth Edition. New Jersey: Pearson Prentice Hall, 2007.
- [29] H. Akaike, “Factor Analysis and AIC,” *Psychometrika*, vol. 52, no. 3, pp. 317–332, 1987.