

Pemodelan Angka Harapan Hidup Negara G7 dengan Pendekatan Analisis Regresi Data Longitudinal

Muhammad Fikry Al Farizi ¹, Sughfa Faiz Al Maula ², Sofia Andika Nur Fajrina ³, Dzuria Hilma Qurotu Ain ⁴, Alda Fuadiyah Suryono ⁵, Nur Chamidah ^{6*}

^{1, 2, 3, 4, 5}Program Studi S1 Statistika, Fakultas Sains dan Teknologi, Universitas Airlangga

⁶Departemen Matematika, Fakultas Sains dan Teknologi, Universitas Airlangga

*Corresponding Author: nur-c@fst.unair.ac.id

Diajukan: 1 Januari 2024, Diperbaiki: 7 Agustus 2024, Diterima: 31 Oktober 2024

Abstrak

Angka harapan hidup merupakan rata-rata tahun kehidupan yang akan dijalani bayi baru lahir pada tahun tertentu. Secara umum, angka harapan hidup menjadi alat untuk mengevaluasi kinerja pemerintah dalam meningkatkan kesejahteraan penduduk. Dalam penelitian ini, akan dilakukan pemodelan angka harapan hidup dengan pendekatan regresi data longitudinal. Model akan diestimasi berbasis metode *Generalized Least Square* dengan pendekatan *Restricted Maximum Likelihood* menggunakan struktur korelasi *Compound Symmetry*, *Autoregressive*, dan *Gaussian*. Beberapa faktor yang diduga mempengaruhi harapan hidup dalam penelitian ini adalah *Tax Revenue*, *Gross Domestic Product per Capita* (GDPPC), dan *Health Expenditure per Capita* dari tahun 2000–2020 di negara-negara G7. Berdasarkan hasil analisis, didapatkan bahwa *Tax Revenue* berpengaruh positif sebesar 0,16157 tetapi tidak signifikan, GDPPC berpengaruh positif dan signifikan sebesar 0,97921, serta *Health Expenditure per Capita* berpengaruh negatif dan signifikan sebesar 1,046 terhadap Angka Harapan Hidup. Hasil penelitian ditemukan bahwa kondisi ideal di Negara G7 menyebabkan efek positif untuk *Tax Revenue* dan GDPPC yang sejalan dengan teori ekonomi. Berdasarkan penelitian yang telah dilakukan, saran yang dapat diberikan antara lain mereformasi pajak dari sumber dan penerapannya seperti pajak rokok dan pajak minuman manis. Di samping itu, cakupan kesehatan universal dapat diimplementasikan dalam upaya menuju masyarakat yang lebih sehat dan sejahtera. Penelitian ini sesuai dengan tujuan *Sustainable Development Goals* (SDGs) tujuan 3, yaitu “Menjamin kehidupan yang sehat dan meningkatkan kesejahteraan penduduk semua usia”, serta dapat digunakan sebagai referensi kebijakan bagi negara lain dalam memperbaiki sistem kesehatan.

Kata Kunci: Angka Harapan Hidup, Pemodelan, *Generalized Least Square*, Negara G7, Kehidupan Sehat dan Sejahtera

Abstract

Life Expectancy is defined as the average number of years a newborn is expected to live in a given year. In general, life expectancy is a metric used to assess the governmental policies efficacy in enhancing the well-being of the population. In this study, a longitudinal data regression will be used to model life expectancy. The model will be estimated using the Generalized Least Square method with the Restricted Maximum Likelihood approach, using the Compound Symmetry, Autoregressive, and Gaussian correlation structures. The following factors are hypothesised to affect life expectancy is Tax Revenue, Gross Domestic Product per Capita (GDPPC), and Health Expenditure per Capita from 2000 to 2020 in G7 countries. The results of the analysis indicate that Tax Revenue has a positive effect of 0.16157, but not statistically significant. GDPPC has a positive and statistically significant effect of 0.97921, while Health Expenditure per Capita has a negative and statistically significant effect of 1.046 on Life Expectancy. The results indicate that optimal conditions in G7 countries yield positive outcomes for Tax Revenue and GDPPC, aligning with economic theory. The research findings suggest the implementation of tax reforms at the source, such as the introduction of a cigarette tax and a sugary drink tax. Furthermore, the establishment

of universal health coverage can contribute to the development of a healthier and more prosperous society. These findings align with the objectives set out in SDGs 3 and can be used as a policy development reference for other countries in improving their health systems.

Keywords: *Life Expectancy, Modelling, Generalized Least Square, G7 Countries, Good Health and Well-Being*

1 Pendahuluan

Menurut *World Health Organization*, angka harapan hidup (AHH) merupakan rata-rata jumlah tahun hidup yang akan dijalani oleh bayi yang baru lahir pada suatu tahun tertentu [1]. Pada umumnya, angka harapan hidup menjadi alat untuk mengevaluasi kinerja pemerintah dalam meningkatkan kesejahteraan penduduk [2]. Kualitas hidup yang dimiliki suatu negara ataupun wilayah, menggambarkan kesejahteraan rakyat dan keberhasilan dari program-program yang dibuat oleh pemerintah untuk meningkatkan derajat kehidupan manusia [3]. Keberhasilan pembangunan bidang kesehatan pada suatu wilayah ditandai dengan angka harapan hidup yang tinggi. Peningkatan AHH di suatu daerah akan diikuti dengan peningkatan derajat kesehatan masyarakat di daerah tersebut, begitu pula sebaliknya. Peningkatan AHH memberikan wawasan tentang kualitas hidup dan kesehatan manusia [4], seperti halnya di Negara G7 atau “Kelompok Tujuh”, sekelompok negara maju yang memiliki andil besar dalam perekonomian global dan politik di kancah internasional. Anggota G7 meliputi Kanada, Prancis, Jerman, Italia, Jepang, Inggris, dan Amerika Serikat [5].

Angka harapan hidup telah digunakan sebagai indikator dalam mengukur kesehatan masyarakat sejak lama [6], tidak terkecuali di Negara G7. Hal ini didukung dengan data pengeluaran negara kelompok Negara G7 yang terus meningkat untuk pengalokasian peningkatan angka harapan hidup antara tahun 2000 hingga 2020. Jepang menjadi negara yang memiliki angka harapan hidup tertinggi dibandingkan dengan anggota Negara G7 lainnya, yaitu mencapai 84,8 tahun. Sementara itu, negara dengan angka harapan hidup terendah adalah Amerika Serikat (AS) dengan angka 78,2 tahun, sebagai satu-satunya Negara G7 dengan angka harapan hidup berada di bawah 80 tahun. Angka harapan hidup seluruh Negara G7 mengalami penurunan setelah pandemi Covid-19 kecuali Jepang [7]. Beberapa faktor yang diduga memengaruhi angka harapan hidup di suatu daerah di antaranya adalah produk domestik bruto dan pengeluaran kesehatan per kapita.

Produk Domestik Bruto (PDB) adalah sebuah ukuran yang digunakan untuk menghitung total nilai semua barang dan jasa yang dihasilkan dalam suatu negara dalam satu periode tertentu, biasanya dalam setahun. PDB mencakup seluruh kegiatan ekonomi yang terjadi dalam batas wilayah suatu negara, baik oleh penduduknya sendiri maupun oleh orang asing yang beroperasi di dalam negaranya tersebut. PDB adalah indikator yang penting dalam ekonomi karena memberikan

gambaran tentang seberapa besar ekonomi suatu negara. PDB dapat digunakan untuk memantau pertumbuhan ekonomi, perbandingan antarnegara, dan perubahan dalam tingkat kesejahteraan. PDB dapat diukur dalam berbagai cara, termasuk PDB bruto yaitu menghitung total produksi sebelum potongan dan subsidi, PDB bersih atau menghitung produksi setelah potongan dan subsidi, dan PDB per kapita atau PDB dibagi dengan jumlah penduduk negara tersebut [8]. Sementara itu, pengeluaran kesehatan per kapita merupakan ukuran yang menghitung rata-rata jumlah uang yang dihabiskan oleh individu atau penduduk suatu negara dalam satu tahun untuk layanan kesehatan.

Seiring berjalannya waktu, semua objek akan berubah secara alamiah. Untuk meneliti fenomena ini, banyak peneliti mengumpulkan data dengan cara melakukan observasi atau mengukur objek (unit analisis) yang menjadi perhatian lebih dari satu kali pada waktu yang berbeda. Data yang diperoleh dari penelitian semacam ini disebut sebagai data longitudinal. Penggunaan analisis regresi data longitudinal memungkinkan untuk menganalisis tren dan perubahan dalam faktor-faktor selama periode waktu penelitian. Selain dapat digunakan untuk mengamati perubahan, data longitudinal juga dapat digunakan untuk mengidentifikasi variasi perubahan di antara individu dan waktu. Informasi semacam ini tidak akan dapat diperoleh dari data potong lintang (*cross-sectional*), yang hanya mengamati data pada satu titik waktu saja [9]. Dengan keunggulan yang dimiliki oleh regresi data longitudinal tersebut, maka analisis yang dilakukan dapat diperoleh hasil yang lebih komprehensif.

Dalam regresi data longitudinal, dapat dilakukan estimasi awal model dengan *pooled model* atau *naïve analysis* menggunakan regresi linier berganda. Namun, sifat data historis atau *time series unit* yang dimiliki oleh data longitudinal dapat menimbulkan efek korelasi yang tinggi antarpengamatan dalam satu individu dan menyebabkan pelanggaran terhadap beberapa asumsi klasik yang harus dipenuhi oleh regresi linier berganda. Efek tersebut dapat diakomodasi dengan matriks kovariansi dalam metode *Generalized Least Square* (GLS). Hal ini dikarenakan metode GLS merupakan metode estimasi model regresi dengan mempertimbangkan dependensi residual [10]. Metode GLS juga mampu menghasilkan estimator yang memenuhi kriteria BLUE (*Best Linear Unbiased Estimator*) [11]. Dengan demikian, GLS tepat digunakan sebagai metode alternatif dalam pemodelan Angka Harapan Hidup Negara G7 pada Tahun 2000 sampai dengan 2020.

Dalam penelitian ini, estimasi model regresi data longitudinal menggunakan *Generalized Least Square* dilakukan dengan pendekatan *Restricted Maximum Likelihood*. Estimasi model dilakukan dengan komparasi struktur kovariansi *uniform (compound symmetry)*, *Autoregressive* (AR)(1), dan *Gaussian*. Selanjutnya, estimasi model regresi terbaik dengan metode GLS diperoleh

dengan mempertimbangkan kriteria kebaikan model regresi, yaitu nilai AIC minimum, MSE minimum, dan nilai R^2 maksimum. Setelah memperoleh estimasi model terbaik, maka langkah selanjutnya adalah menginterpretasikan hasil yang telah diperoleh.

Penelitian terdahulu mengenai pemodelan angka harapan hidup pernah dilakukan oleh [12] dalam penelitian berjudul “*The Effect of Health Expenditure on Life Expectancy*”. Dalam penelitian tersebut, diperoleh hasil bahwa pengeluaran kesehatan dan produk domestik bruto per kapita memiliki dampak positif terhadap angka harapan hidup nasional. Ketika rumah tangga memiliki pendapatan yang lebih tinggi, maka perawatan kesehatan juga memiliki kualitas yang lebih baik dan hal ini berdampak positif pada angka harapan hidup nasional. Selanjutnya penelitian terdahulu juga dilakukan oleh [13] dalam penelitiannya yang berjudul “*An Association of Total Health Expenditure with GDP and Life Expectancy*”. Hasil penelitian ini menunjukkan bahwa tidak ada hubungan yang signifikan antara angka harapan hidup dengan total pengeluaran kesehatan. Namun, hasil yang diperoleh menunjukkan bahwa total pengeluaran kesehatan lebih sensitif terhadap produk domestik bruto dibandingkan dengan harapan hidup suatu negara [13].

Penelitian terkait pemodelan angka harapan hidup juga dilakukan oleh [14] dalam penelitian berjudul “*The Association between Social Development and Population Health: a Cross-Sectional Study Across Countries of Different Economic Growth*”. Hasil yang diperoleh melalui penelitian tersebut adalah pendapatan nasional yang lebih tinggi berkaitan dengan harapan hidup yang lebih tinggi, angka kematian bayi dan anak yang lebih rendah, tahun sekolah yang lebih tinggi, dan komitmen pemerintah yang lebih tinggi terhadap perawatan kesehatan. Akan tetapi, penelitian ini hanya melibatkan data *cross-section*, sehingga variabilitas yang terjadi dalam suatu individu tidak dapat diamati. Dengan demikian, peneliti tertarik untuk melakukan pemodelan angka harapan hidup dengan pendekatan regresi data longitudinal.

Sejalan dengan tujuan dari *Sustainable Development Goals* (SDGs) tujuan 3, yaitu “Menjamin kehidupan yang sehat dan meningkatkan kesejahteraan seluruh penduduk semua usia”, upaya yang dapat dilakukan yaitu dengan memodelkan angka harapan hidup berdasarkan faktor-faktor yang diduga memengaruhi terutama di negara-negara G7. Pemodelan ini dapat menjadi sarana dalam mengambil keputusan untuk meningkatkan kesejahteraan penduduk di Negara G7 dan sebagai landasan teori untuk menyusun strategi dalam mencapai negara yang semakin maju. Hal ini didasarkan pada kondisi Negara G7 sebagai negara dengan ekonomi terbesar di dunia, memiliki pengaruh politik, memiliki peran besar dalam menjaga stabilitas keuangan global, dan kerap menjadi pemimpin isu-isu global.

Pemodelan dilakukan dengan melibatkan data pada rentang Tahun 2000 hingga 2020 karena dalam periode ini mencakup dua dekade yang sangat signifikan dalam sejarah ekonomi, sosial,

dan kesehatan global terutama akibat pandemi Covid-19. Penggunaan data tersebut menjadi kebaruan yang dapat disajikan dalam penelitian ini. Di samping itu, hasil pemodelan dapat menjadi referensi kebijakan bagi negara lain di dunia, terutama Indonesia, karena Negara G7 merupakan negara maju yang mampu menjadi *role model* dalam segala aspek, sehingga kebijakan yang diambil oleh Negara G7 tersebut dapat diadaptasi sesuai dengan karakteristik negara Indonesia.

2 Metode Penelitian

Data yang digunakan dalam penelitian ini merupakan data sekunder yang diperoleh dari laman *World Bank Data* [15] dan *Organisation for Economic Co-operation and Development* (OECD) [16]. Struktur data yang digunakan terdiri dari *cross section unit* yaitu anggota Negara G7, serta *time series unit* selama 21 tahun dengan rentang Tahun 2000 sampai dengan 2020. Terdapat empat variabel yang digunakan dalam penelitian ini, terdiri dari satu variabel respon dan tiga variabel prediktor yang secara rinci disajikan dalam Tabel 1 berikut.

Tabel 1. Variabel Penelitian

Variabel	Nama Variabel	Satuan	Skala
Y	Angka Harapan Hidup	Tahun	Rasio
X_1	<i>Tax Revenue</i> (Rasio Pajak terhadap PDB)	Persentase (%)	Rasio
X_2	<i>GDP per Capita</i> (PDB per Kapita)	Dolar Amerika Serikat (USD)	Rasio
X_3	<i>Health Expenditure per Capita</i> (Pengeluaran Kesehatan per Kapita)	Dolar Amerika Serikat (USD)	Rasio

2.1 Langkah Analisis Data

Dalam melakukan penelitian, diperlukan tahapan-tahapan untuk melakukan analisis data. Tahapan analisis dalam penelitian ini dapat divisualisasikan melalui diagram alir yang disajikan pada Gambar 1 sebagai berikut.



Gambar 1. Diagram Alir Penelitian

Langkah-langkah yang dilakukan untuk melakukan analisis data dalam penelitian ini adalah sebagai berikut.

1. Menentukan variabel penelitian dan melakukan pengumpulan data,
2. Melakukan prapemrosesan data berupa standardisasi data dengan tujuan menyeragamkan satuan variabel penelitian,
3. Mengeksplorasi statistika deskriptif,

4. Melakukan estimasi awal regresi longitudinal dengan regresi linier berganda (*pooled model* atau *naïve analysis*),
5. Menguji asumsi klasik regresi linier berganda,
6. Melakukan pemilihan model dan struktur matriks kovariansi atau matriks korelasi dalam *Generalized Least Square* (GLS) berdasarkan kriteria kebaikan model AIC, MSE, dan R^2 ,
7. Menguji signifikansi parameter regresi berdasarkan metode GLS,
8. Konstruksi estimasi model regresi longitudinal dan interpretasi pemodelan Angka Harapan Hidup berdasarkan variabel-variabel yang diduga memengaruhi dengan metode GLS.

2.2 Estimasi Awal Model Regresi Longitudinal dengan Regresi Linier Berganda (*Pooled Model*)

Analisis regresi merupakan bentuk analisis pola hubungan fungsional antara variabel respons yang bergantung pada variabel prediktor. Dalam analisis regresi yang didasarkan pada pendekatan model regresi, hubungan fungsional tersebut dinyatakan oleh suatu fungsi atau kurva yang dinamakan fungsi regresi atau kurva regresi. Analisis regresi linier adalah analisis hubungan fungsional apabila diketahui fungsi regresi berbentuk garis lurus [17]. Regresi linier berganda adalah pengembangan dari regresi linier sehingga terdapat lebih dari satu variabel prediktor yang digunakan dalam membangun model [18]. Persamaan umum dari regresi linier berganda dalam kasus regresi data longitudinal disajikan dalam Persamaan (1) sebagai berikut.

$$y_{ij} = \beta_0 + \beta_1 X_{ij1} + \beta_2 X_{ij2} + \dots + \beta_k X_{ijk} + \varepsilon_{ij}; \quad i = 1, 2, \dots, n; \quad j = 1, 2, \dots, m \quad (1)$$

Untuk n adalah banyaknya individu atau *cross section unit*, dan m adalah *time series unit*.

Menggunakan notasi matriks, Persamaan (1) dapat dituliskan dalam Persamaan (2) berikut.

$$\mathbf{y}_{i(n \times 1)} = \mathbf{X}_{i(n \times (k+1))} \boldsymbol{\beta}_{(k+1) \times 1} + \boldsymbol{\varepsilon}_i \quad (2)$$

Estimasi parameter $\hat{\boldsymbol{\beta}}_{(k+1) \times 1}$ diperoleh melalui metode *Ordinary Least Square* (OLS), dengan hasil estimasi disajikan dalam Persamaan (3) sebagai berikut.

$$\hat{\boldsymbol{\beta}} = [\mathbf{X}'\mathbf{X}]^{-1} \mathbf{X}'\mathbf{y} \quad (3)$$

Dalam regresi data longitudinal, model regresi linier berganda, yang mengasumsikan $\boldsymbol{\varepsilon}_i$ atau ε_{ij} independen, sering pula dilakukan. Model tersebut dinamakan *pooled model* atau *naïve analysis* yang digunakan sebagai estimasi awal suatu model data longitudinal [9]. Namun sebagai data yang mengandung *time series unit*, pelanggaran terhadap beberapa asumsi seperti autokorelasi dan heteroskedastisitas dapat terjadi sebagai akibat dari adanya korelasi antarpengamatan. Oleh karena itu, diperlukan metode alternatif untuk mengatasi pelanggaran terhadap asumsi tersebut. Satu di antara metode yang dapat digunakan adalah *Generalized Least Square* (GLS).

2.3 Generalized Least Square (GLS)

Pendekatan regresi longitudinal memiliki keunggulan yaitu mampu mengobservasi variasi perubahan di antara individu dan waktu yang menjadikan analisis menjadi lebih komprehensif. Dalam penelitian ini, pemodelan melibatkan variabel prediktor yaitu *Tax Revenue*, *GDP Per Capita*, dan *Health Expenditure per Capita*, dengan variabel respon yaitu AHH berdasarkan data 7 subjek negara dengan *time series unit* sejak Tahun 2000–2020. Terdapat beberapa pendekatan dalam regresi data longitudinal, satu di antaranya adalah *Generalized Least Square (GLS)*.

Metode GLS merupakan metode estimasi model regresi dengan mempertimbangkan dependensi residual yang dapat digunakan apabila asumsi yang disyaratkan oleh metode OLS, yaitu homokedastisitas dan nonautokorelasi, tidak terpenuhi [10]. Metode GLS juga telah memperhitungkan heterogenitas yang terdapat pada variabel independen secara eksplisit, sehingga metode ini mampu menghasilkan estimator yang memenuhi kriteria BLUE (*Best Linear Unbiased Estimator*) [11]. GLS merupakan variasi lain dari metode *least square* dan dianggap mampu mengatasi adanya autokorelasi runtun waktu (*time series*) serta korelasi antarobservasi (*cross section*) [19], [20], [21], [22].

Diasumsikan variabel respon y dalam model regresi berkorelasi atau memiliki variansi yang berbeda, sedemikian sehingga $cov(\mathbf{y}) \neq \sigma^2 \mathbf{I}$. Dalam regresi linier sederhana, jika nilai x_i besar, maka dapat menyebabkan nilai $var(y_i)$ membesar. Dalam regresi sederhana atau berganda, jika y_1, y_2, \dots, y_n terjadi pada waktu yang berurutan maka biasanya berkorelasi. Dalam kasus ini, asumsi $cov(\mathbf{y}) = \sigma^2 \mathbf{I}$ tidak lagi sesuai, sehingga model dapat dituliskan dalam Persamaan (4):

$$\mathbf{y} = \mathbf{X}\boldsymbol{\beta} + \boldsymbol{\varepsilon}; E(\mathbf{y}) = \mathbf{X}\boldsymbol{\beta}; cov(\mathbf{y}) = \boldsymbol{\Sigma} = \sigma^2 \mathbf{V} \quad (4)$$

dengan \mathbf{X} adalah *full-rank* dan \mathbf{V} adalah matriks definit positif. Penggunaan $\boldsymbol{\Sigma} = \sigma^2 \mathbf{V}$ memungkinkan untuk mengestimasi σ^2 . Matriks \mathbf{V} berukuran $n \times n$ mempunyai n elemen diagonal dan $\binom{n}{2}$ elemen di atas (atau di bawah) diagonal. Jika \mathbf{V} tidak diketahui, maka $\binom{n}{2} + n$ elemen yang berbeda tidak dapat diestimasi dari n sampel observasi.

Misalkan $\mathbf{y} = \mathbf{X}\boldsymbol{\beta} + \boldsymbol{\varepsilon}$, $E(\mathbf{y}) = \mathbf{X}\boldsymbol{\beta}$, $cov(\mathbf{y}) = cov(\boldsymbol{\varepsilon}) = \sigma^2 \mathbf{V}$, dengan \mathbf{X} adalah matriks *full-rank* dan \mathbf{V} adalah matriks definit positif.

Karena \mathbf{V} adalah matriks definit positif, maka terdapat sebuah matriks nonsingular \mathbf{P} berukuran $n \times n$ sedemikian sehingga $\mathbf{V} = \mathbf{P}\mathbf{P}'$. Jika $\mathbf{y} = \mathbf{X}\boldsymbol{\beta} + \boldsymbol{\varepsilon}$ dikalikan dengan \mathbf{P}^{-1} , maka diperoleh $\mathbf{P}^{-1}\mathbf{y} = \mathbf{P}^{-1}\mathbf{X}\boldsymbol{\beta} + \mathbf{P}^{-1}\boldsymbol{\varepsilon}$. Jelas bahwa $E(\mathbf{P}^{-1}\boldsymbol{\varepsilon}) = \mathbf{P}^{-1}E(\boldsymbol{\varepsilon}) = \mathbf{P}^{-1}\mathbf{0} = \mathbf{0}$, sehingga diperoleh Persamaan (5),

$$\begin{aligned} cov(\mathbf{P}^{-1}\boldsymbol{\varepsilon}) &= \mathbf{P}^{-1}cov(\boldsymbol{\varepsilon})(\mathbf{P}^{-1})' \\ &= \mathbf{P}^{-1}\sigma^2\mathbf{V}(\mathbf{P}^{-1})' \end{aligned}$$

$$= \sigma^2 \mathbf{P}^{-1} \mathbf{P} \mathbf{P}' (\mathbf{P}')^{-1}$$

$$\text{cov}(\mathbf{P}^{-1} \boldsymbol{\varepsilon}) = \sigma^2 \mathbf{I} \quad (5)$$

Dengan asumsi Teorema *Gauss–Markov*, maka untuk model $\mathbf{P}^{-1} \mathbf{y} = \mathbf{P}^{-1} \mathbf{X} \boldsymbol{\beta} + \mathbf{P}^{-1} \boldsymbol{\varepsilon}$, diperoleh estimator *least-squares*

$$(\hat{\boldsymbol{\beta}}) = \left[\left((\mathbf{P}^{-1} \mathbf{X})' (\mathbf{P}^{-1} \mathbf{X}) \right)^{-1} (\mathbf{P}^{-1} \mathbf{X})' (\mathbf{P}^{-1} \mathbf{y}) \right] \quad (6)$$

Dalam Persamaan (6) adalah *Best Linear Unbiased Estimator* (BLUE). Teorema *Gauss–Markov* dalam [23] adalah jika $E(\mathbf{y}) = \mathbf{X} \boldsymbol{\beta}$ dan $\text{cov}(\mathbf{y}) = \sigma^2 \mathbf{I}$, estimator *least-squares* $\hat{\beta}_j, j = 0, 1, 2, \dots, k$ memiliki variansi minimum di antara seluruh estimator tak bias linier. Estimator $\hat{\boldsymbol{\beta}}$ dalam Persamaan (6) dapat diperoleh berdasarkan bukti dari Persamaan (4) sebagai berikut.

$$\mathbf{P}^{-1} \mathbf{y} = \mathbf{P}^{-1} \mathbf{X} \boldsymbol{\beta} + \mathbf{P}^{-1} \boldsymbol{\varepsilon}$$

$$\mathbf{P}^{-1} \boldsymbol{\varepsilon} = \mathbf{P}^{-1} \mathbf{y} - \mathbf{P}^{-1} \mathbf{X} \boldsymbol{\beta}$$

Ekspresi $\mathbf{P}^{-1} \boldsymbol{\varepsilon}$ dapat ditransformasi sebagai $\tilde{\boldsymbol{\varepsilon}}$, $\mathbf{P}^{-1} \mathbf{y}$ dapat ditransformasi sebagai $\tilde{\mathbf{y}}$, dan $\mathbf{P}^{-1} \mathbf{X}$ sebagai $\tilde{\mathbf{X}}$. Kuadrat galat dari Persamaan (4) dapat diperoleh dengan langkah berikut.

$$\begin{aligned} \tilde{\boldsymbol{\varepsilon}}' \tilde{\boldsymbol{\varepsilon}} &= (\tilde{\mathbf{y}} - \tilde{\mathbf{X}} \boldsymbol{\beta})' (\tilde{\mathbf{y}} - \tilde{\mathbf{X}} \boldsymbol{\beta}) \\ &= (\tilde{\mathbf{y}} - \tilde{\mathbf{X}} \boldsymbol{\beta})' \tilde{\mathbf{y}} - (\tilde{\mathbf{y}} - \tilde{\mathbf{X}} \boldsymbol{\beta})' (\tilde{\mathbf{X}} \boldsymbol{\beta}) \\ &= \tilde{\mathbf{y}}' \tilde{\mathbf{y}} - (\tilde{\mathbf{X}} \boldsymbol{\beta})' \tilde{\mathbf{y}} - \tilde{\mathbf{y}}' (\tilde{\mathbf{X}} \boldsymbol{\beta}) + (\tilde{\mathbf{X}} \boldsymbol{\beta})' (\tilde{\mathbf{X}} \boldsymbol{\beta}) \\ &= \tilde{\mathbf{y}}' \tilde{\mathbf{y}} - (\tilde{\mathbf{X}} \boldsymbol{\beta})' \tilde{\mathbf{y}} - \tilde{\mathbf{y}}' (\tilde{\mathbf{X}} \boldsymbol{\beta}) + (\boldsymbol{\beta}' \tilde{\mathbf{X}}' \tilde{\mathbf{X}} \boldsymbol{\beta}) \\ &= \tilde{\mathbf{y}}' \tilde{\mathbf{y}} - \tilde{\mathbf{y}}' \tilde{\mathbf{X}} \boldsymbol{\beta} - \tilde{\mathbf{y}}' \tilde{\mathbf{X}} \boldsymbol{\beta} + \boldsymbol{\beta}' \tilde{\mathbf{X}}' \tilde{\mathbf{X}} \boldsymbol{\beta} \\ &= \tilde{\mathbf{y}}' \tilde{\mathbf{y}} - 2 \tilde{\mathbf{y}}' \tilde{\mathbf{X}} \boldsymbol{\beta} + \boldsymbol{\beta}' \tilde{\mathbf{X}}' \tilde{\mathbf{X}} \boldsymbol{\beta} \end{aligned}$$

Untuk meminimumkan kuadrat galat, maka dilakukan diferensial $\tilde{\boldsymbol{\varepsilon}}' \tilde{\boldsymbol{\varepsilon}}$ terhadap $\boldsymbol{\beta}$ yang selanjutnya disamadengankan nol, dengan langkah-langkah sebagai berikut.

$$\frac{\partial(\tilde{\boldsymbol{\varepsilon}}' \tilde{\boldsymbol{\varepsilon}})}{\partial \boldsymbol{\beta}} = \mathbf{0} - 2 \tilde{\mathbf{X}}' \tilde{\mathbf{y}} + 2 \tilde{\mathbf{X}}' \tilde{\mathbf{X}} \boldsymbol{\beta} = \mathbf{0}$$

$$\tilde{\mathbf{X}}' \tilde{\mathbf{X}} \boldsymbol{\beta} = \tilde{\mathbf{X}}' \tilde{\mathbf{y}}$$

$$\hat{\boldsymbol{\beta}} = (\tilde{\mathbf{X}}' \tilde{\mathbf{X}})^{-1} \tilde{\mathbf{X}}' \tilde{\mathbf{y}}$$

Substitusikan transformasi yang telah dilakukan sebelumnya, sehingga diperoleh Persamaan (7) sebagai berikut.

$$\hat{\boldsymbol{\beta}} = \left((\mathbf{P}^{-1} \mathbf{X})' (\mathbf{P}^{-1} \mathbf{X}) \right)^{-1} (\mathbf{P}^{-1} \mathbf{X})' (\mathbf{P}^{-1} \mathbf{y}) \quad (7)$$

Dengan demikian, persamaan $(\hat{\boldsymbol{\beta}})$ di atas dapat ditulis ulang dalam bentuk persamaan sebagai berikut.

$$\hat{\boldsymbol{\beta}} = [\mathbf{X}' (\mathbf{P}^{-1})' \mathbf{P}^{-1} \mathbf{X}]^{-1} \mathbf{X}' (\mathbf{P}^{-1})' \mathbf{P}^{-1} \mathbf{y}$$

$$\begin{aligned}
&= [\mathbf{X}'(\mathbf{P}')^{-1}\mathbf{P}^{-1}\mathbf{X}]^{-1}\mathbf{X}'(\mathbf{P}')^{-1}\mathbf{P}^{-1}\mathbf{y} \\
&= [\mathbf{X}'(\mathbf{P}\mathbf{P}')^{-1}\mathbf{X}]^{-1}\mathbf{X}'(\mathbf{P}\mathbf{P}')^{-1}\mathbf{y} \\
&\quad \hat{\boldsymbol{\beta}} = [\mathbf{X}'\mathbf{V}^{-1}\mathbf{X}]^{-1}\mathbf{X}'\mathbf{V}^{-1}\mathbf{y} \tag{8}
\end{aligned}$$

Bukti bahwa estimator $\hat{\boldsymbol{\beta}}$ yang telah diperoleh berdasarkan Persamaan (8) merupakan estimator takbias adalah sebagai berikut.

$$\begin{aligned}
E(\hat{\boldsymbol{\beta}}) &= E[(\mathbf{X}'\mathbf{V}^{-1}\mathbf{X})^{-1}\mathbf{X}'\mathbf{V}^{-1}\mathbf{y}] \\
&= ((\mathbf{X}'\mathbf{V}^{-1}\mathbf{X})^{-1}\mathbf{X}'\mathbf{V}^{-1})E[\mathbf{y}] \\
&= ((\mathbf{X}'\mathbf{V}^{-1}\mathbf{X})^{-1}\mathbf{X}'\mathbf{V}^{-1})\mathbf{X}\boldsymbol{\beta} \\
&= ((\mathbf{X}'\mathbf{V}^{-1}\mathbf{X})^{-1}\mathbf{X}'\mathbf{V}^{-1}\mathbf{X})\boldsymbol{\beta} \\
&= \mathbf{I}\boldsymbol{\beta} \\
E(\hat{\boldsymbol{\beta}}) &= \boldsymbol{\beta}. \tag{9}
\end{aligned}$$

Karena \mathbf{X} adalah matriks *full-rank*, maka $\mathbf{X}'\mathbf{V}^{-1}\mathbf{X}$ adalah matriks definit positif. Estimator $(\hat{\boldsymbol{\beta}}) = [\mathbf{X}'\mathbf{V}^{-1}\mathbf{X}]^{-1}\mathbf{X}'\mathbf{V}^{-1}\mathbf{y}$ disebut sebagai estimator *generalized least-squares*. Beberapa implikasi dari penerapan model $\mathbf{y} = \mathbf{X}\boldsymbol{\beta} + \boldsymbol{\varepsilon}$, $E(\mathbf{y}) = \mathbf{X}\boldsymbol{\beta}$, $cov(\mathbf{y}) = cov(\boldsymbol{\varepsilon}) = \sigma^2\mathbf{V}$, dengan \mathbf{X} adalah matriks *full-rank* dan \mathbf{V} adalah matriks definit positif, adalah beberapa hasil sebagai berikut [23].

1. Estimator *Best Linear Unbiased Estimator* dari $\boldsymbol{\beta}$ adalah,

$$\hat{\boldsymbol{\beta}} = [(\mathbf{X}'\mathbf{V}^{-1}\mathbf{X})^{-1}\mathbf{X}'\mathbf{V}^{-1}\mathbf{y}].$$

2. Matriks Kovarians untuk $\hat{\boldsymbol{\beta}}$ adalah,

$$cov(\hat{\boldsymbol{\beta}}) = \sigma^2(\mathbf{X}'\mathbf{V}^{-1}\mathbf{X})^{-1}.$$

3. Estimator takbias dari σ^2 yang dinotasikan dengan s^2 adalah,

$$\begin{aligned}
s^2 &= \frac{(\mathbf{y} - \mathbf{X}\hat{\boldsymbol{\beta}})' \mathbf{V}^{-1}(\mathbf{y} - \mathbf{X}\hat{\boldsymbol{\beta}})}{n - k - 1} \\
&= \frac{\mathbf{y}'[\mathbf{V}^{-1} - \mathbf{y}'\mathbf{V}^{-1}\mathbf{X}((\mathbf{X}'\mathbf{V}^{-1}\mathbf{X})^{-1}\mathbf{X}'\mathbf{V}^{-1})]\mathbf{y}}{n - k - 1}.
\end{aligned}$$

dengan $(\hat{\boldsymbol{\beta}}) = [(\mathbf{X}'\mathbf{V}^{-1}\mathbf{X})^{-1}\mathbf{X}'\mathbf{V}^{-1}\mathbf{y}]$.

Jika $\mathbf{y} \sim N_n(\mathbf{X}\boldsymbol{\beta}, \sigma^2\mathbf{V})$, dengan \mathbf{X} adalah matriks *full-rank* dan \mathbf{V} adalah matriks definit positif, dengan \mathbf{X} berukuran $n \times (k + 1)$ serta memiliki *rank* $k + 1$, maka estimator *Maximum Likelihood* untuk $\boldsymbol{\beta}$ and σ^2 masing-masing adalah,

$$(\hat{\boldsymbol{\beta}}) = [\mathbf{X}'\mathbf{V}^{-1}\mathbf{X}]^{-1}\mathbf{X}'\mathbf{V}^{-1}\mathbf{y}.$$

$$s^2 = \frac{(\mathbf{y} - \mathbf{X}\hat{\boldsymbol{\beta}})' \mathbf{V}^{-1}(\mathbf{y} - \mathbf{X}\hat{\boldsymbol{\beta}})}{n}.$$

Dalam model regresi data longitudinal, pemodelan kovariansi atau dependensi terhadap waktu untuk pengukuran berulang dalam satu individu adalah hal yang penting [9]. Hal ini sejalan dengan keunggulan dari model *Generalized Least Squares*. Matriks kovariansi digunakan untuk menangani korelasi antarunit atau antarwaktu dalam data. Dalam model longitudinal, terdapat berbagai bentuk matriks kovariansi yang dalam penelitian ini digunakan tiga bentuk matriks kovariansi. Ketiga bentuk tersebut adalah *Compound Symmetry*, *Autoregressive (AR)(1)*, dan *Gaussian*.

1. *Compound Symmetry (Uniform)*

Matriks kovariansi *Compound Symmetry* mengasumsikan bahwa setiap pasangan pengamatan dalam satu unit memiliki korelasi yang sama, terlepas dari jarak waktu antar pengamatan. Matriks kovariansi *Compound Symmetry* memiliki struktur sebagai berikut.

$$\Sigma = \sigma^2 \begin{bmatrix} 1 & \rho & \dots & \rho \\ \rho & 1 & \dots & \rho \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \rho & \rho & \dots & \rho \end{bmatrix}$$

Compound Symmetry sangat irit parameter (*parsimonious*), karena hanya memerlukan dua parameter (σ^2 dan ρ), dengan batasan $\rho \geq 0$, tanpa memandang berapapun banyaknya pengamatan. Oleh karena korelasi antarpengamatan pada titik waktu yang berbeda bernilai sama, model ini sering juga disebut *uniform correlation model*.

2. *Autoregressive (AR)*

Model *Autoregressive* mengasumsikan bahwa variansi bernilai konstan di semua titik pengamatan, yaitu σ^2 ; dan korelasi $\text{Corr}(Y_{ij}, Y_{i,j+k}) = \rho^k$ untuk semua j dan k , $\rho \geq 0$, atau dapat dituliskan dalam bentuk matriks berikut.

$$\Sigma = \sigma^2 \begin{bmatrix} 1 & \rho^1 & \rho^2 & \dots & \rho^{n-1} \\ \rho^1 & 1 & \rho^1 & \dots & \rho^{n-2} \\ \rho^2 & \rho^1 & 1 & \dots & \rho^{n-3} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \rho^{n-1} & \rho^{n-2} & \rho^{n-3} & \dots & 1 \end{bmatrix}$$

Seperti halnya *compound symmetry*, kovariansi *autoregressive* sangat irit parameter melalui penggunaan dua parameter tanpa mempertimbangkan banyaknya pengamatan. Namun demikian, model ini lebih realistis dibandingkan dengan *compound symmetry*. Dalam struktur ini, korelasi antara pengamatan meluruh seiring bertambahnya jarak waktu antarpengamatan. Semakin dekat jarak waktu pengamatan, maka korelasi antara pengamatan semakin tinggi.

3. Gaussian

Model *Gaussian* mengasumsikan bahwa korelasi berkurang menggunakan fungsi *Gaussian* yang menghasilkan korelasi menurun lebih lambat untuk pengamatan yang jauh [24]. Bentuk Matriks korelasi *Gaussian* adalah sebagai berikut.

$$\Sigma_{ij} = \sigma^2 \exp\left(-\frac{(t_i - t_j)^2}{2\theta^2}\right)$$

dengan θ mengatur lebar dari distribusi korelasi (seberapa cepat korelasi menurun seiring waktu). Matriks *Gaussian* cocok ketika ada perubahan korelasi yang lebih lambat dan halus antarwaktu.

Pada model *Generalized Least Squares* (GLS), *Restricted Maximum Likelihood* (REML) digunakan untuk mengestimasi parameter varians dan struktur kovariansi. Sementara itu, GLS digunakan pada estimasi parameter *fixed* atau koefisien variabel prediktor menggunakan struktur matriks kovariansi tertentu. REML adalah metode khusus untuk mengestimasi komponen varians atau kovariansi dalam model [25], [26].

3 Hasil dan Pembahasan

3.1 Statistika Deskriptif

Data angka harapan hidup di Negara G7 pada tahun 2000 hingga 2020 beserta faktor yang diduga memengaruhi, meliputi jumlah pendapatan yang dikumpulkan oleh pemerintah melalui berbagai bentuk perpajakan (*Tax Revenue*), rata-rata pendapatan penduduk suatu negara dalam satu tahun (*GDP per Capita* atau *GDPPC*), pengeluaran untuk kesehatan yang mencakup semua biaya untuk bidang kesehatan (*Health Expenditure Per Capita*). Untuk mengetahui rata-rata dan standar deviasi untuk variabel respon dan masing-masing variabel prediktor, maka perlu dilakukan analisis statistika deskriptif. Hasil analisis statistika deskriptif disajikan dalam Tabel 2.

Tabel 2. Statistika Deskriptif Variabel Penelitian

Variabel	Negara	Rata-Rata	Standar Deviasi	Minimum	Maximum
<i>Tax Revenue</i>	Kanada	32,590	1,176	30,800	35,300
	Prancis	45,905	1,543	43,700	48,200
	Jerman	37,790	1,264	35,100	40,000
	Italia	41,800	1,387	39,300	44,100
	Jepang	27,819	2,665	24,200	32,900
	Inggris	33,557	0,582	32,400	34,600
	Amerika Serikat	25,910	1,317	23,400	28,600
<i>GDP per Capita</i>	Kanada	40510	6481	29362	49993
	Prancis	36685	7153	26092	50501
	Jerman	40955	9856	27204	57398
	Italia	35267	5340	27078	45800
	Jepang	35756	5018	27287	42271

Variabel	Negara	Rata-Rata	Standar Deviasi	Minimum	Maximum
<i>Health Expenditure per Capita</i>	Inggris	37601	6613	26541	49289
	Amerika Serikat	50088	8835	36330	65120
	Kanada	4137	1034	2422	6050
	Prancis	4021	973	2516	5740
	Jerman	4471	1323	2691	7032
	Italia	3016	570	2049	4032
	Jepang	3359	994	1920	4628
	Inggris	3544	979	1907	5577
	Amerika Serikat	7833	1970	4533	11702
	<i>Life Expectancy</i>	Kanada	80,958	0,970	79,167
Prancis		81,300	1,319	79,056	82,827
Jerman		79,862	1,101	77,927	81,293
Italia		81,787	1,172	79,778	83,498
Jepang		82,892	1,033	81,076	84,560
Inggris		79,972	1,237	77,741	81,405
Amerika Serikat		78,010	0,764	76,637	78,841

Berdasarkan Tabel 2, diketahui rata-rata angka harapan hidup (*life expectancy*) tertinggi di Negara G7 adalah Negara Jepang sebesar 82,892 tahun. Sedangkan, rata-rata angka harapan hidup terendah di Negara G7 adalah Negara US sebesar 78,010 tahun. Berdasarkan [27], penduduk Amerika Serikat (AS) mengalami tingkat kematian yang lebih tinggi akibat merokok, obesitas, pembunuhan, overdosis opioid, bunuh diri, kecelakaan di jalan raya, dan kematian bayi. Di samping itu, kemiskinan yang lebih dalam dan kurangnya akses ke layanan kesehatan menyebabkan penduduk AS dengan pendapatan lebih rendah meninggal di usia yang lebih muda daripada orang miskin di negara kaya lainnya.

Variabel *Tax Revenue* di Negara G7 memiliki rata-rata tertinggi di Negara Prancis dengan angka sebesar 45,905% dan standar deviasi sebesar 1,543. Sementara itu, rata-rata *Tax Revenue* terendah di Negara AS dengan angka sebesar 25,910% dan standar deviasi sebesar 1,317. Selanjutnya, variabel GDPPC di Negara G7 memiliki rata-rata tertinggi di Negara AS yaitu sebesar 50088 dan standar deviasi sebesar 8835. Sementara itu, rata-rata GDPPC terendah terdapat pada Negara Italia sebesar 35267 dengan standar deviasi sebesar 5340. Variabel *Health Expenditure per Capita* di Negara G7 memiliki rata-rata tertinggi di Negara AS dengan angka sebesar 7833 dan standar deviasi sebesar 1970, sedangkan rata-rata terendah di Negara Italia dengan angka sebesar 3016 dan standar deviasi sebesar 570.

3.2 Estimasi Awal Model Regresi Longitudinal dengan Regresi Linier Berganda (*Pooled Model*)

Dalam regresi data longitudinal, sering dilakukan estimasi awal model regresi longitudinal dengan menggunakan pendekatan model regresi linier berganda atau *pooled model*, yang mengasumsikan ϵ_i atau ϵ_{ij} independen. Hasil estimasi dengan menggunakan metode Regresi Linier Berganda disajikan dalam Tabel 3.

Tabel 3. Estimasi Parameter Model Regresi Linier Berganda (*Pooled Model*)

Variabel	Parameter	Estimasi Parameter	P-value	Keterangan
Konstanta	β_0	$-7,19 \times 10^{-16}$	1,000	Tidak Signifikan
<i>Tax Revenue</i>	β_1	0,1051	0,112	Tidak Signifikan
<i>GDP per Capita</i>	β_2	1,538	$< 2 \times 10^{-16}$	Signifikan
<i>Health Expenditure per Capita</i>	β_3	-1,623	$< 2 \times 10^{-16}$	Signifikan

Berdasarkan Tabel 3, dapat diperoleh estimasi model regresi dengan *pooled model* sebagai berikut.

$$\hat{y}_i = \beta_0 + \beta_1 X_{i1} + \beta_2 X_{i2} + \beta_3 X_{i3}$$

$$\hat{y}_i = -7,19 \times 10^{-16} + 0,1051 X_{i1} + 1,538 X_{i2} - 1,623 X_{i3}$$

Dalam penelitian ini, digunakan tingkat signifikansi atau α sebesar 5% (0,05). Berdasarkan model yang didapatkan dan Tabel 3, dapat diketahui bahwa GDPPC berpengaruh positif secara signifikan terhadap AHH dengan *p-value* sebesar $< 2 \times 10^{-16}$, yang bermakna bahwa setiap kenaikan 1 poin GDPPC akan meningkatkan AHH sebesar 1,538. Selanjutnya, *Health Expenditure per Capita* berpengaruh negatif secara signifikan terhadap AHH dengan *p-value* sebesar $< 2 \times 10^{-16}$, yang bermakna bahwa setiap kenaikan 1 poin *Health Expenditure per Capita* akan menurunkan AHH sebesar 1,623.

Sebagai data yang mengandung *time series unit*, pelanggaran terhadap beberapa asumsi seperti autokorelasi dan heteroskedastisitas dapat terjadi sebagai akibat dari adanya korelasi antarpengamatan. Pengujian asumsi autokorelasi terhadap *pooled model* ini dilakukan dengan uji *Durbin-Watson*, sedangkan pengujian asumsi heteroskedastiditas dilakukan dengan uji *Breusch-Pagan*. Statistik uji beserta nilai *p-value* uji disajikan dalam Tabel 4.

Tabel 4. Pengujian Asumsi Autokorelasi dan Heteroskedastisitas Terhadap *Pooled Model*

Pengujian	Statistik Uji	P-value	Keterangan
<i>Breusch Pagan</i> (Uji Heteroskedastisitas)	11,677	0,008576	Signifikan (Terjadi Heteroskedastisitas)
<i>Durbin Watson</i> (Uji Autokorelasi)	2,7147	$1,783 \times 10^{-5}$	Signifikan (Terjadi Autokorelasi)

Oleh karena itu, diperlukan metode alternatif untuk mengatasi pelanggaran terhadap asumsi tersebut. Satu di antara metode yang dapat digunakan adalah *Generalized Least Square*.

3.3 Estimasi dengan *Generalized Least Square* (GLS)

Hasil estimasi dengan menggunakan metode *Generalized Least Square* disajikan dalam Tabel 5. Komparasi kriteria kebaikan model dilakukan berdasarkan perolehan nilai *Akaike Information Criterion* (AIC), *Mean Square Error* (MSE), dan nilai R^2 pada masing-masing metode. Dengan menggunakan perbandingan nilai dari beberapa kebaikan model yang ada, dapat diketahui estimasi model regresi terbaik yang digunakan dengan metode GLS.

Tabel 5. Hasil Estimasi Metode *Generalized Least Square*

Variabel	Parameter	Kovariansi yang Digunakan dalam Model GLS		
		<i>Compound Symmetry</i>	<i>Autoregressive (AR)</i>	<i>Gaussian</i>
Konstanta	β_0	$4,405 \times 10^{-16}$	-0,2344	-0,01089
<i>Tax Revenue</i>	β_1	0,2918	-0,1552	0,16157
<i>GDP per Capita</i>	β_2	0,9090	0,7152	0,97921
<i>Health Expenditure per Capita</i>	β_3	-0,4721	-0,4900	-1,04633
Kriteria Kebaikan Model	AIC	114,26	-77,470	138,02
	MSE	0,855	0,992	0,569
	R ²	73,8%	69,7%	82,6%

Berdasarkan Tabel 5 di atas, dapat diketahui bahwa model regresi dengan bentuk kovariansi *Gaussian* memiliki nilai MSE minimum dan nilai R² maksimum dibandingkan model menggunakan bentuk kovariansi *Compound Symmetry* dan *Autoregressive (AR)*. Berdasarkan keunggulan tersebut, maka dapat disimpulkan bahwa estimasi model regresi terbaik dengan metode GLS diperoleh dengan bentuk kovariansi *Gaussian*. Dengan demikian, dapat diperoleh estimasi model regresi dengan metode GLS sebagai berikut.

$$\hat{y}_i = \beta_0 + \beta_1 X_{i1} + \beta_2 X_{i2} + \beta_3 X_{i3}$$

$$\hat{y}_i = -0,01089 + 0,16157 X_{i1} + 0,97921 X_{i2} - 1,04633 X_{i3}$$

Tabel 6. Estimasi dan Signifikansi Parameter Model Regresi GLS dengan Kovariansi *Gaussian*

Variabel	Parameter	Estimasi Parameter	<i>P-value</i>	Keterangan
Konstanta	β_0	-0,01089	0,897	Tidak Signifikan
<i>Tax Revenue</i>	β_1	0,16157	0,0594	Tidak Signifikan
<i>GDP per Capita</i>	β_2	0,97921	$7,85 \times 10^{-10}$	Signifikan
<i>Health Expenditure per Capita</i>	β_3	-1,04633	$2,92 \times 10^{-10}$	Signifikan

Berdasarkan model yang didapatkan dan Tabel 6, dapat diketahui bahwa GDPPC berpengaruh positif secara signifikan terhadap AHH dengan *p-value* sebesar $7,85 \times 10^{-10}$, yang bermakna bahwa setiap kenaikan 1 poin GDPPC akan meningkatkan AHH sebesar 0,97921. Hal tersebut sejalan dengan penelitian oleh [28] yang menyatakan bahwa setiap kenaikan 10% AHH, maka ekonomi akan tumbuh sebesar 0,35%, bermakna memiliki hubungan positif.

Adapun variabel *Tax Revenue* berpengaruh positif terhadap AHH tetapi tidak berpengaruh secara signifikan berdasarkan *p-value* sebesar $0,0594 > 0,05$, dengan interpretasi bahwa setiap kenaikan 1 poin pada *Tax Revenue* maka akan meningkatkan AHH sebesar 0,16157. Hal tersebut sesuai dengan temuan penerapan pajak seharusnya membuat kenaikan pada AHH karena akan dialokasikan kepada *universal health coverage*. Contohnya seperti penelitian yang telah dilakukan oleh [29], bahwasanya peningkatan pendapatan pajak dari cukai rokok akan berakibat pada kenaikan AHH, tetapi efek tersebut sangat kuat ketika diterapkan di negara berpendapatan menengah ke bawah.

Terakhir variabel *Health Expenditure per Capita* juga bertolak belakang dengan temuan bahwasanya semakin besar alokasi masyarakat untuk kesehatan maka akan semakin meningkatkan AHH. Akan tetapi, hal tersebut berbeda dengan hasil estimasi. Diperoleh bahwa variabel *Health Expenditure per Capita* berpengaruh secara signifikan berdasarkan *p-value* sebesar $2,92 \times 10^{-10}$, dengan interpretasi bahwa setiap peningkatan 1 poin *Health Expenditure per Capita* akan menurunkan AHH sebesar 1,046 poin. Hal tersebut sangat tercermin dari negara AS yang merupakan pencila dengan *Health Expenditure per Capita* tertinggi tetapi memiliki AHH terendah di antara Negara G7. Penyebabnya yaitu *universal health coverage* yang tidak diterapkan di AS dan dunia kesehatan yang dikuasai oleh asuransi swasta serta banyaknya orang yang mengidap *overweight* dengan 73,1% populasi di atas 15 tahun memiliki *Body Mass Index* (BMI) di atas 25 [30]. Lebih lanjut lagi, investasi pada sistem *health care* dan inovasi pada bidang tersebut akan meningkatkan status kesehatan di negara tersebut [28].

Temuan yang bertolak belakang tersebut dapat dijadikan referensi lain bahwasanya terdapat kondisi yang belum ideal dari pendapatan pajak di Negara G7 serta pengalokasian pada dunia kesehatan atau pendapatan pajak yang hanya fokus dari sektor ekonomi perdagangan dan pendapatan. Dengan berkembangnya dunia, pajak tidak hanya berasal dari pendapatan atau perdagangan, akan tetapi juga dapat menjadi alat untuk menekan konsumsi suatu barang yang terbukti berefek buruk pada alam maupun tubuh manusia.

Seperti contoh penerapan pajak karbon yang telah diterapkan oleh Uni Eropa, pajak minuman manis yang telah diterapkan di AS dan Inggris serta cukai rokok yang tinggi. Pajak untuk minuman manis terbukti berpengaruh positif untuk meningkatkan AHH dan mengurangi BMI. Dana yang berasal dari pajak tersebut dapat digunakan untuk mempromosikan hidup sehat [31]. Hasil menunjukkan bahwasanya penerapan pajak tersebut dapat mengurangi konsumsi minuman manis sebesar 20% serta mengurangi BMI 0,16 secara rata-rata dan mengurangi beban pengeluaran \$23,6 miliar untuk urusan kesehatan.

Pajak lain yang dapat diterapkan adalah tingginya cukai rokok, untuk setiap kenaikan cukai rokok sebesar \$1 maka akan meningkatkan AHH sebesar 1 tahun secara rata-rata [29]. Rokok pula menjadi salah satu penyebab utama penyakit jantung, sedangkan penyakit jantung merupakan penyebab kematian utama di dunia bersama dengan kanker [32]. Kebijakan yang baik tersebut dapat ditiru di negara dengan prevalensi perokok yang tinggi seperti Indonesia, sehingga usaha untuk mengurangi beban pengeluaran pemerintah dapat diterapkan dengan cara tersebut.

Variabel *Health Expenditure per Capita* berpengaruh negatif terhadap AHH di mana inovasi pada bidang medis, meningkatnya ekspektasi publik, dan penuaan populasi menyebabkan kenaikan pengeluaran kesehatan pada Negara G7 [33]. Hal tersebut juga menyebabkan akses

kesehatan hanya dapat digunakan oleh kalangan menengah atas. Solusi dari permasalahan tersebut adalah dengan menyediakan *universal health coverage* yang baik. Di samping tindakan kuratif, pemerintah juga perlu mengambil langkah promotif dan preventif untuk meringankan beban tersebut seperti kampanye hidup sehat dan mengatur migrasi penduduk.

4 Simpulan

Berdasarkan pembahasan dalam bab sebelumnya, didapatkan kesimpulan sebagai berikut:

1. Berdasarkan hasil statistika deskriptif, diperoleh bahwa:
 - Nilai rata-rata *Tax Revenue* dari ketujuh Negara G7 sebesar 35,053% dengan nilai maksimum pada negara Prancis sebesar 48,2% dan nilai minimum pada negara AS yaitu sebesar 23,4%.
 - Nilai rata-rata GDPPC dari ketujuh Negara G7 sebesar 39551,71 dengan nilai maksimum pada negara AS sebesar 65120 dan nilai minimum pada negara Prancis yaitu sebesar 26092.
 - Nilai rata-rata *Health Expenditure per Capita* dari ketujuh Negara G7 sebesar 4340,143 dengan nilai maksimum pada negara AS sebesar 11702 dan nilai minimum pada negara UK yaitu sebesar 1907.
 - Nilai rata-rata AHH dari ketujuh Negara G7 sebesar 80,683 dengan nilai maksimum pada negara Jepang sebesar 84,56 dan nilai minimum pada negara AS yaitu sebesar 76,637.
2. Didapatkan estimasi model angka harapan hidup di Negara G7 dengan GLS menggunakan bentuk kovariansi *Gaussian*.

$$\hat{y}_i = -0,01089 + 0,16157X_{i1} + 0,97921X_{i2} - 1,04633X_{i3}$$

- *Tax Revenue* berpengaruh positif terhadap AHH, untuk setiap kenaikan 1 poin pada *Tax Revenue* maka akan meningkatkan AHH sebesar 0,16157 tetapi pengaruhnya tidak signifikan.
- GDPPC berpengaruh positif dan signifikan terhadap AHH, untuk setiap kenaikan 1 poin GDPPC akan berpengaruh 0,97921 pada AHH. Efek ini dapat berbeda antarnegara yang memiliki tingkat pengembangan ekonomi yang berbeda.
- Pengaruh dari variabel *Health Expenditure per Capita* bertolak belakang dengan temuan bahwasanya semakin besar alokasi masyarakat untuk kesehatan maka akan semakin meningkatkan AHH. Hal ini dapat diketahui berdasarkan model bahwa *Health Expenditure per Capita* berpengaruh negatif dan signifikan terhadap AHH, untuk setiap kenaikan 1 poin pada *Health Expenditure per Capita* maka akan mengurangi AHH sebesar 1,04633. Ini menunjukkan bahwa peningkatan pengeluaran kesehatan tidak selalu

berbanding lurus dengan peningkatan harapan hidup, terutama jika tidak disertai dengan efisiensi dan kualitas layanan kesehatan yang tinggi.

3. Penemuan ini menggarisbawahi pentingnya mempertimbangkan efek spasial dalam analisis kebijakan kesehatan dan ekonomi, di mana interaksi antarnegara tetangga dan karakteristik regional mampu memainkan peran penting dalam menentukan hasil akhir.
4. Berdasarkan penelitian yang telah dilakukan, diketahui bahwa terdapat hasil yang bertolak belakang dengan teori, yaitu variabel *Health Expenditure per Capita* dengan pengaruh negatif secara signifikan. Dengan berkembangnya dunia, pajak tidak hanya berasal dari pendapatan atau perdagangan, akan tetapi juga dapat menjadi alat untuk menekan konsumsi suatu barang yang terbukti berefek buruk pada alam maupun tubuh manusia. Oleh karena itu, saran yang dapat diusulkan melalui penelitian ini adalah pemerintah dapat mengimplementasikan penerapan pajak berbasis konsumsi dengan dampak negatif bagi kesehatan, seperti penerapan pajak karbon yang telah diterapkan oleh Uni Eropa, penerapan pajak minuman manis, serta cukai rokok yang tinggi di AS dan Inggris. Dengan demikian, upaya pengurangan beban pengeluaran pemerintah dapat terealisasi, terutama di negara berkembang seperti Indonesia.

5 Daftar Pustaka

- [1] World Health Organization, "Life Expectancy at Birth (Years)," Accessed: Oct. 05, 2024. [Online]. Available: [https://www.who.int/data/gho/data/indicators/indicator-details/GHO/life-expectancy-at-birth-\(years\)](https://www.who.int/data/gho/data/indicators/indicator-details/GHO/life-expectancy-at-birth-(years))
- [2] Badan Pusat Statistik Provinsi Sulawesi Barat, "Angka Harapan Hidup (AHH)," Accessed: Aug. 04, 2024. [Online]. Available: <https://sulbar.bps.go.id/indicator/26/31/3/angka-harapan-hidup.html>
- [3] A. V. Ardianti, S. Wibisono, and A. Jumiati, "Faktor-Faktor yang Mempengaruhi Angka Harapan Hidup di Kabupaten Jember," 2014, Accessed: Aug. 04, 2024. [Online]. Available: <https://repository.unej.ac.id/xmlui/handle/123456789/63942>
- [4] N. Amalia and M. Mahmudah, "Faktor yang Mempengaruhi Angka Harapan Hidup di Provinsi Jawa Timur Tahun 2014 dengan Melihat Nilai Statistik Cp Mallows," *Jurnal Wiyata: Penelitian Sains dan Kesehatan*, vol. 7, no. 1, Art. no. 1, Jan. 2020, doi: 10.56710/wiyata.v7i1.157.
- [5] O. A. Pradhista and S. Harto, "Dampak Keikutsertaan Indonesia dalam Keanggotaan G20 Terhadap Hubungan Indonesia–Arab Saudi Tahun 2007–2011," *Jurnal Online Mahasiswa (JOM) Bidang Ilmu Sosial dan Ilmu Politik*, vol. 1, no. 2, Art. no. 2, Aug. 2014.

-
- [6] Y. Saito, J. M. Robine, and E. M. Crimmins, “The Methods and Materials of Health Expectancy,” *Stat J IAOS*, vol. 30, no. 3, pp. 209–223, 2014, doi: 10.3233/SJI-140840.
- [7] Organisation for Economic Co-operation and Development, *Health at a Glance 2023: OECD Indicators*. Paris: Organisation for Economic Co-operation and Development, 2023. Accessed: Oct. 10, 2024. [Online]. Available: https://www.oecd-ilibrary.org/social-issues-migration-health/health-at-a-glance-2023_7a7afb35-en
- [8] D. A. Selian, “Pengaruh Pembiayaan Bank Syariah, Zakat, Produk Domestik Regional Bruto (PDRB) dan Inflasi terhadap Jumlah Penduduk Miskin di Sumatera Utara,” *Jurnal As-Salam*, vol. 1, no. 2, Art. no. 2, Dec. 2016.
- [9] Danardono, *Analisis Data Longitudinal*. Yogyakarta: Gadjah Mada University Press, 2018.
- [10] A. S. R, M. Hadijati, and N. W. Switrayni, “Analisis Masalah Heteroskedastisitas Menggunakan Generalized Least Square dalam Analisis Regresi,” *EIGEN MATHEMATICS JOURNAL*, pp. 61–72, Dec. 2019, doi: 10.29303/emj.v1i2.43.
- [11] D. N. Gujarati, *Basic Econometrics, 4th Edition*. New Delhi: Tata McGraw Hill, 2004.
- [12] F. Morina, A. Komoni, D. Kilaj, D. Selmonaj, and S. Grima, “The Effect of Health Expenditure on Life Expectancy,” *International Journal of Sustainable Development and Planning*, vol. 17, no. 5, pp. 1389–1401, 2022.
- [13] S. B. Zaman, N. Hossain, V. Mehta, S. Sharmin, and S. A. I. Mahmood, “An Association of Total Health Expenditure with GDP and Life Expectancy,” *Journal of Medical Research and Innovation*, vol. 1, no. 2, Art. no. 2, May 2017, doi: 10.15419/jmri.72.
- [14] N. Kontodimopoulos, “The Association Between Social Development And Population Health: A Cross-Sectional Study Across Countries Of Different Economic Growth,” *Res Health Serv Reg*, vol. 1, no. 1, p. 2, Jun. 2022, doi: 10.1007/s43999-022-00003-5.
- [15] World Bank, “World Bank Open Data,” Accessed: Oct. 10, 2024. [Online]. Available: <https://data.worldbank.org>
- [16] Organisation for Economic Co-operation and Development, *Revenue Statistics 2023: Tax Revenue Buoyancy in OECD Countries*. Paris: Organisation for Economic Co-operation and Development, 2023. Accessed: Oct. 10, 2024. [Online]. Available: https://www.oecd-ilibrary.org/taxation/revenue-statistics-2023_9d0453d5-en
- [17] N. C. Chamidah, *Analisis Regresi Nonparametrik dengan Perangkat Lunak R*. Airlangga University Press, 2023. Accessed: Oct. 25, 2023. [Online]. Available: <https://omp.unair.ac.id/aup/catalog/book/888>

- [18] E. D. Kartiningrum, H. B. Notobroto, B. W. Otok, N. E. Kumarijati, and E. Yuswatiningsih, *Aplikasi Regresi dan Korelasi dalam Analisis Data Hasil Penelitian*. STIKes Majapahit Mojokerto, 2022. Accessed: Oct. 03, 2024. [Online]. Available: <https://repository.unair.ac.id/124805/>
- [19] K. Kosmaryati, C. A. Handayani, R. N. Isfahani, and E. Widodo, “Faktor-Faktor yang Mempengaruhi Kriminalitas di Indonesia Tahun 2011-2016 dengan Regresi Data Panel,” *Indonesian Journal of Applied Statistics*, vol. 2, no. 1, Art. no. 1, Jul. 2019, doi: 10.13057/ijas.v2i1.27932.
- [20] N. U. Martaningtyas, E. A. Septiyaningrum, and Z. Maulana, “Dampak Pelanggaran Asumsi Klasik Terhadap Kesalahan Inferensi dalam Analisis Ekonometrika,” *Synergy: Jurnal Ilmiah Multidisiplin*, vol. 1, no. 04, Art. no. 04, 2024.
- [21] A. Lestari and Y. Setyawan, “Analisis Regresi Data Panel untuk Mengetahui Faktor yang Mempengaruhi Belanja Daerah di Provinsi Jawa Tengah,” *Jurnal Statistika Industri dan Komputasi*, vol. 2, no. 01, pp. 1–11, Jan. 2017, doi: 10.34151/statistika.v2i01.1092.
- [22] J. M. Wooldridge, *Econometric Analysis of Cross Section and Panel Data*. Cambridge: MIT Press, 2002.
- [23] A. C. Rencher and G. B. Schaalje, *Linear Models in Statistics*. Hoboken: John Wiley & Sons, 2008.
- [24] P. Diggle and P. J. Ribeiro, *Model-based Geostatistics*. Berlin: Springer, 2007.
- [25] E. A. Ebrahim, M. A. Cengiz, and E. Terzi, “The Best Fit Bayesian Hierarchical Generalized Linear Model Selection Using Information Complexity Criteria in the MCMC Approach,” *Journal of Mathematics*, vol. 2024, no. 1, p. 1459524, 2024, doi: 10.1155/2024/1459524.
- [26] R. Rameez, S. Jahageerdar, J. Jayaraman, T. I. Chanu, R. Bangera, and A. Gilmour, “Evaluation of Alternative Methods for Estimating the Precision of REML-based Estimates of Variance Components and Heritability,” *Heredity*, vol. 128, no. 4, p. 197, Feb. 2022, doi: 10.1038/s41437-022-00509-1.
- [27] M. Roser, “Why is Life Expectancy in the US Lower than in Other Rich Countries?,” *Our World in Data*, Mar. 2024, Accessed: Oct. 10, 2024. [Online]. Available: <https://ourworldindata.org/us-life-expectancy-low>
- [28] X. Xiong, “Bring Technology Home & Stay Healthy: the Role of 4th Industrial Revolution & Technology in Improving the Efficacy of Health Care Spending,” *Technological Forecasting and Social Change*, vol. 165, no. C, 2021, Accessed: Aug. 04, 2024. [Online]. Available: <https://ideas.repec.org/a/eee/tefoso/v165y2021ics0040162520313822.html>

- [29] A. Baum, S. A. Gomez, J. Lightwood, E. Bruzelius, S. A. Glantz, and S. Basu, “Estimating the Long-Run Relationship between State Cigarette Taxes and County Life Expectancy,” *Tobacco Control*, vol. 29, no. 1, pp. 81–88, Jan. 2020, doi: 10.1136/tobaccocontrol-2018-054686.
- [30] Organisation for Economic Co-operation and Development, *Health at a Glance 2021: OECD Indicators*. Paris: Organisation for Economic Co-operation and Development, 2021. doi: 10.1787/ae3016b9-en.
- [31] M. W. Long, S. L. Gortmaker, Z. J. Ward, S. C. Resch, M. L. Moodie, G. Sacks, B. A. Swinburn, R. C. Carter, and Y. C. Wang, “Cost Effectiveness of a Sugar-Sweetened Beverage Excise Tax in the U.S.,” *Am J Prev Med*, vol. 49, no. 1, pp. 112–123, Jul. 2015, doi: 10.1016/j.amepre.2015.03.004.
- [32] B. Seligman, G. Greenberg, and S. Tuljapurkar, “Equity and Length of Lifespan are Not the Same,” *Proceedings of the National Academy of Sciences*, vol. 113, no. 30, pp. 8420–8423, Jul. 2016, doi: 10.1073/pnas.1601112113.
- [33] S. Grima, “Commentary: Comparison of Historical Medical Spending Patterns Among the BRICS and G7,” *Frontiers in Pharmacology*, Jan. 2016, Accessed: Aug. 04, 2024. [Online]. Available:
https://www.academia.edu/97541493/Commentary_Comparison_of_historical_medical_spending_patterns_among_the_BRICS_and_G7