

Metode *Finite Mixture Partial Least Square* Untuk Mengatasi Heterogenitas Pada Model Struktural *Partial Least Square*

Karina Ayudhia Sasmito¹, Muhammad Yahya Ayyasy

², Syafitri Hidayahningrum³, Nursiti Azirah⁴, Kameliani⁵, Afifah Farhanah Akadji⁶

¹⁻⁶ Universitas Negeri Gorontalo

Corresponding Author: Karina Ayudhia Sasmito, e-mail: karinaayudhias@ung.ac.id

Published: January , 2026

ABSTRAK

Finite Mixture Partial Least Square (FIMIX-PLS) adalah metode untuk mengungkap heterogenitas yang tidak teramati di dalam model struktural. FIMIX-PLS dapat dipakai sebagai pendekatan yang komprehensif untuk mengetahui heterogenitas dalam pemodelan jalur PLS. Metode FIMIX-PLS mengidentifikasi heterogenitas data dengan memperkirakan probabilitas dari keanggotaan segmen untuk setiap observasi dan secara bersamaan memperkirakan koefisien jalur semua segmen. Pada studi kasus pengaruh predisposisi dan kebiasaan terhadap tekanan darah pasien hipertensi, sehingga menghasilkan anggota kelompok yang lebih homogen berdasarkan hubungan antar variabel laten. Pada penelitian ini, jumlah segmen terbaik hasil dari FIMIX-PLS dipilih berdasarkan nilai kriteria dari AIC dan EN. Tujuan penelitian ini yaitu mendeteksi heterogenitas pada model struktural PLS menggunakan metode FIMIX-PLS pada studi kasus pengaruh predisposisi dan kebiasaan terhadap tekanan darah pasien hipertensi dan mengetahui jumlah segmentasi terbaik dari hasil FIMIX-PLS berdasarkan nilai kriteria dari AIC dan EN. Variabel predisposisi diukur oleh 6 indikator yaitu jenis kelamin, keterbatasan mobilitas, penyakit penyerta, psikologi, suhu tubuh dan usia. Variabel kebiasaan pasien diukur oleh 5 indikator alkohol, diet oral, merokok dan olahraga. Variabel tekanan darah diukur oleh 2 variabel indikator distolik dan sistolik. Hasil penelitian menunjukkan kajian heterogenitas dengan FIMIX-PLS menghasilkan segmentasi yang menunjukkan adanya heterogenitas. Segmentasi terbaik pada K=5 dengan nilai AIC terendah yaitu sebesar 175,947 dengan nilai EN sebesar 0,610.

Kata Kunci : FIMIX-PLS, SEM-PLS, Segmentasi, Hipertensi, Tekanan Darah

ABSTRACT

Finite Mixture Partial-Least Square (FIMIX-PLS) is a method to reveal the unobserved heterogeneity in the structural model. FIMIX-PLS can be used as a comprehensive approach to investigating the heterogeneity in PLS path modeling. FIMIX-PLS identifies the data heterogeneity by estimating the probability of segment membership for each observation and simultaneously estimating the path coefficient of all segments. On case study the influence of predisposition and habit toward the blood pressure on hypertension patients, it can be used to produce the members of the group that are more homogeneous based on the correlation between latent variables. In the research, the number of the best segment as the result of FIMIX-PLS is chosen based on the criteria score of AIC and EN. This research aims at identifying the heterogeneity on PLS structural model using FIMIX-PLS method on a case study in the influence of predisposition and habit toward the blood pressure on hypertension patients and investigating the number of the best segment as the result of FIMIX-PLS based on the score criteria of AIC and EN the predisposition variabel is measured by 6 indicators, namely sex, mobility limitation, accompanying diseases, psychology, oral diet, smoking, sport. The blood pressure variabel is measured by 2 variables, diastolic and systolic indicators. Findings reveal that the heterogeneity study using FIMIX-PLS produces segmentation that shows the heterogeneity. The best segment in on K=5 having the lowest AIC score of 175,947 and the lowest EN score of 0,610.

Keywords: FIMIX-PLS, SEM-PLS, Segmentation, Hypertension, Blood Pressure

© The Author(s). 2021 Open Access This article is licensed under a Creative Commons Attribution 4.0 International License, which permits use, sharing, adaptation, distribution and reproduction in any medium or format, as long as you give appropriate credit to the original author(s) and the source, provide a link to the Creative Commons licence, and indicate if changes were made. The images or other third party material in this article are included in the article's Creative Commons licence, unless indicated otherwise in a credit line to the material. To view a copy of this licence, visit <http://creativecommons.org/licenses/by/4.0>

PENDAHULUAN

Partial Least Squares-Structural Equation Modeling (PLS-SEM) merupakan salah satu metode yang banyak digunakan untuk menganalisis hubungan multivariat yang kompleks karena sifatnya yang fleksibel dan tidak menuntut asumsi distribusi data yang ketat. Meskipun demikian, PLS-SEM konvensional memiliki keterbatasan mendasar, yaitu asumsi bahwa data berasal dari satu populasi yang homogen (Yoshikuni dkk., 2024). Ketika asumsi ini tidak terpenuhi, estimasi parameter jalur

yang dihasilkan hanya merepresentasikan nilai rata-rata populasi, sehingga perbedaan hubungan antarvariabel pada subkelompok tertentu tidak dapat teridentifikasi secara memadai (Piwowar dkk, 2024). Oleh karena itu, diperlukan pendekatan analisis yang mampu mengakomodasi heterogenitas populasi secara eksplisit.

Salah satu metode yang dikembangkan untuk mengatasi permasalahan tersebut adalah *Finite Mixture Partial Least Squares* (FIMIX-PLS). FIMIX-PLS mengatasi heterogenitas hubungan antar variabel laten yang tidak tercakup pada metode PLS dengan mengidentifikasi secara kelompok sehingga menghasilkan anggota kelompok yang lebih homogen berdasarkan hubungan antara variabel laten. Jumlah kelompok terbaik hasil dari FIMIX-PLS dipilih berdasarkan nilai kriteria dari AIC (*Akaike Information Criterion*) dan EN (*Normed Entropy*). Setelah diperoleh segmen terbaik maka akan diketahui probabilitas keanggotaan setiap kelompok. Pada penelitian ini yaitu metode FIMIX-PLS untuk mengatasi heterogenitas pada model struktural *partial least square* dengan segmentasi, akan dikaji heterogenitas tidak teramati dan mengidentifikasi secara kelompok sehingga menghasilkan anggota kelompok yang lebih homogen berdasarkan hubungan antara variabel laten pada studi kasus pengaruh predisposisi dan kebiasaan terhadap tekanan darah pasien hipertensi, sehingga menghasilkan anggota kelompok yang lebih homogen berdasarkan hubungan antar variabel laten. Penerapan FIMIX-PLS menjadi sangat relevan dalam penelitian hipertensi yang bersifat multifaktorial. Hipertensi dipengaruhi oleh kombinasi faktor predisposisi seperti usia dan riwayat keluarga, serta faktor kebiasaan yang dapat dimodifikasi, termasuk pola makan, aktivitas fisik, kebiasaan merokok, dan konsumsi kopi maupun alkohol (Rosadi & Hildawati, 2022; Kusuma dkk., 2025; Chalid dkk., 2025). Selain itu, keberhasilan pengendalian tekanan darah juga sangat dipengaruhi oleh kepatuhan terhadap pengobatan, yang berkaitan dengan tingkat pengetahuan pasien, dukungan keluarga, serta akses terhadap layanan kesehatan (Husna dkk., 2023; Winarti dkk., 2023). Hubungan antar faktor tersebut tidak bersifat seragam dan dapat berbeda secara signifikan antar kelompok pasien, (Iskandar dkk., 2023; Marsya dkk., 2025). Pada penelitian ini, jumlah segmen terbaik hasil dari FIMIX-PLS dipilih berdasarkan nilai kriteria dari AIC dan EN. Setelah diperoleh segmen terbaik maka akan diketahui probabilitas keanggotaan setiap segmen. Tujuan penelitian ini adalah mendeteksi heterogenitas pada model struktural PLS menggunakan metode FIMIX-PLS pada studi kasus pengaruh predisposisi dan kebiasaan terhadap tekanan darah pasien hipertensi dan mengetahui jumlah segmentasi terbaik dari hasil FIMIX-PLS berdasarkan nilai kriteria dari AIC dan EN.

METODE PENELITIAN

A. Variabel Penelitian

Variabel penelitian variabel yang digunakan dalam penelitian ini terdiri dari variabel laten endogen dan variabel laten eksogen. Variabel laten yang digunakan dalam penelitian ini sejumlah tiga variabel laten. Tiga variabel laten tersebut terdiri dari dua variabel laten eksogen (predisposisi dan kebiasaan pasien) dan satu variabel laten endogen (tekanan darah). Data yang digunakan dalam penelitian ini merupakan data sekunder. Data tersebut didapatkan dari Rumah Sakit Umum Aloe Saboe. Populasi yang digunakan dalam penelitian ini adalah data rekam medis dari pasien penderita hipertensi. Adapun sampel yang diambil sebanyak jumlah populasi yang digunakan. Teknik pengambilan sampel menggunakan sampling jenuh.

Tabel 1. Variabel Penelitian

No.	Variabel Laten	Indikator (<i>Manifest Variabel</i>)
1	Predisposisi	$X_{1,1}$ Jenis Kelamin $X_{1,2}$ Keterbatasan Mobilitas $X_{1,3}$ Penyakit Penyerta $X_{1,4}$ Gangguan Psikologis $X_{1,5}$ Suhu pasien $X_{1,6}$ Usia pasien

2	Kebiasaan Pasien	$X_{2,1}$ Alkohol $X_{2,2}$ Diet oral $X_{2,3}$ Merokok $X_{2,4}$ Olahraga
3	Tekanan Darah	$Y_{1,1}$ Distolik $Y_{1,2}$ Sistolik

B. Tahapan Penelitian

Analisis data dilakukan melalui tahapan sebagai berikut:

Melakukan estimasi parameter SEM-PLS terhadap data yang meliputi:

1. Konseptualisasi model meliputi merancang *outer* dan *inner* model.
2. Mengkonstruksi diagram jalur.
3. Mengkonversi diagram jalur ke dalam persamaan.
4. Mengestimasi parameter model yang meliputi *path coefficient*, *loading*, dan *weight*.
5. Mengevaluasi *outer* dan *inner* model. Jika *outer* model valid dan reliabel dilanjutkan dengan evaluasi *inner* model, jika tidak kembali mengkonstruksi diagram jalur
6. Mendapatkan nilai skor faktor dari model yang signifikan.

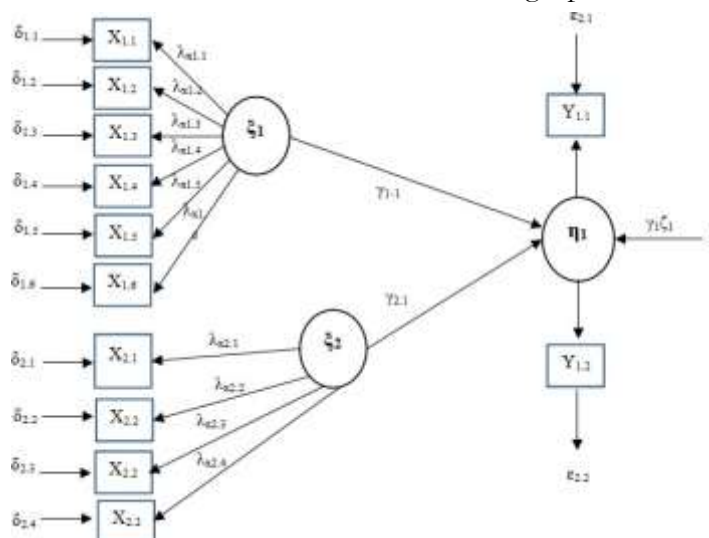
Melakukan pendekatan FIMIX-PLS dengan tahapan sebagai berikut:

1. Nilai skor faktor dari model yang signifikan, diperoleh nilai skor faktor variabel laten pada *inner* model. Nilai skor faktor pada *inner* model digunakan untuk prosedur FIMIX-PLS yaitu untuk menentukan jumlah kelompok.
2. Evaluasi hasil dan identifikasi jumlah segmen yang sesuai.
3. Evaluasi dan interpretasi hasil spesifik segmentasi dengan FIMIX-PLS.

HASIL DAN PEMBAHASAN

1. Mengkontruksi Diagram Jalur

Gambar 1 Model Struktural Lengkap



Kerangka konseptual menunjukkan model dengan indikator refleksif, persamaan matematisnya sebagai berikut.

$$x = \Lambda x \xi + \delta$$

$$y = \Lambda y \eta + \epsilon$$

Secara matematis persamaan struktural dapat dituliskan sebagai berikut.

$$\eta = \gamma_{11}\xi_1 + \gamma_{12}\xi_2 + \zeta$$

2. Mengestimasi Parameter Model Pengukuran dan Model Struktural

Nilai koefisien parameter model pengukuran λ dan koefisien model struktural γ . Koefisien λ atau faktor loading digunakan untuk melihat akurasi indikator dalam menjelaskan konstruk eksogen dan endogen pada model. Nilai *loading faktor* yang < 0.5 harus dikeluarkan dari model dan dilakukan estimasi kembali.

Tabel 2. Nilai *Loading Faktor* untuk Variabel Laten

Variabel Laten	Kode Indikator	<i>Loading Faktor</i>
Predisposisi	$X_{1,1}$	0,126
	$X_{1,2}$	0,583
	$X_{1,3}$	0,554
	$X_{1,4}$	0,615
	$X_{1,5}$	0,504
	$X_{1,6}$	0,527
Kebiasaan Pasien	$X_{2,1}$	0,881
	$X_{2,2}$	0,697
	$X_{2,3}$	0,633
	$X_{2,4}$	0,706
Tekanan darah	$Y_{1,1}$	0,892
	$Y_{1,2}$	0,875

Berdasarkan tabel 2 terdapat satu indikator $X_{1,1}$ (jenis kelamin) yang nilai *loading faktor* < 0.5 atau tidak signifikan. Sehingga indikator tersebut tidak valid untuk mengukur variabel predisposisi. Maka indikator tersebut harus dikeluarkan dari model dan dilakukan estimasi kembali. Nilai loading faktor dari hasil re-estimasi disajikan pada tabel 3. di bawah ini:

Tabel 3. Nilai *Loading Faktor* untuk Variabel Laten

Variabel Laten	Kode Indikator	<i>Loading Faktor</i>
Predisposisi	$X_{1,2}$	0,588
	$X_{1,3}$	0,555
	$X_{1,4}$	0,613
	$X_{1,5}$	0,503
	$X_{1,6}$	0,528
Kebiasaan	$X_{2,1}$	0,881
	$X_{2,2}$	0,697
Variabel Laten	Kode Indikator	<i>Loading Faktor</i>
Kebiasaan	$X_{2,3}$	0,633
	$X_{2,4}$	0,706
Tekanan darah	$Y_{1,1}$	0,892
	$Y_{1,2}$	0,875

Koefisien parameter γ dapat dilihat pada Tabel 4. di bawah ini:

Tabel 4. Koefisien Parameter γ

Variabel Laten	Koefisien Parameter
Predisposisi	0,215
Kebiasaan Pasien	0,334

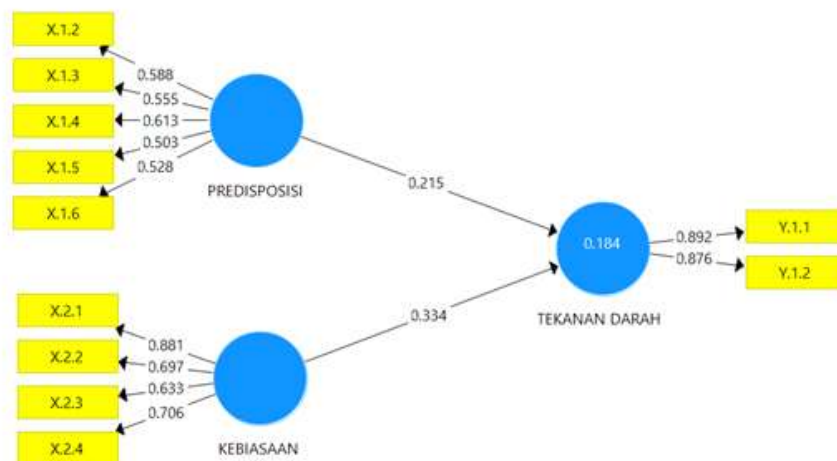
3. Evaluasi Model Pengukuran dan Model Struktural

Evaluasi model pengukuran untuk indikator reflektif meliputi penilaian validitas, *discriman validity* dan reliabilitas untuk setiap indikator dari variabel latennya kemudian untuk evaluasi model struktural dilakukan untuk melihat hubungan antara variabel laten, yang telah dihipotesiskan pada bab sebelumnya, untuk mengevaluasi model struktural menggunakan *R-square*

3.1 Evaluasi Model Pengukuran (*Outer model*)

a. Validitas

Validitas menggambarkan hubungan korelasi antara indikator dengan variabel laten, dengan melihat nilai *loading factor* (λ) dari setiap indikator pada variabel latennya. jika nilai *loading factor* ≥ 0.5 maka indikator tersebut dikatakan valid, ini menunjukkan bahwa indikator tersebut cukup baik untuk mengukur variabel laten. Namun jika nilai *loading* (λ) < 0.5 maka indikator tersebut tidak valid dan harus dihilangkan dari model kemudian di re-estimasi. Berikut ini akan disajikan gambar nilai *loading factor* menggunakan diagram jalur.



Gambar 2 Diagram Jalur Re-estimasi

Berdasarkan Gambar 4.2, diketahui bahwa nilai loading faktor untuk keterbatasan mobilitas ($X_{1.2}$) = 0,588, penyakit penyerta ($X_{1.3}$) = 0,555, gangguan psikologis ($X_{1.4}$) = 0,613, suhu tubuh ($X_{1.5}$) = 0,503 dan usia ($X_{1.6}$) = 0,528 dimana nilainya $\geq 0,5$, sehingga semua indikator tersebut dianggap valid dalam mengukur konstruk predisposisi. Indikator dari variabel kebiasaan masing-masing adalah minum alkohol ($X_{2.1}$) = 0,881, pola hidup diet ($X_{2.2}$) = 0,697, kebiasaan merokok ($X_{2.3}$) = 0,633 dan kebiasaan olahraga ($X_{2.4}$) = 0,706 dimana nilainya $\geq 0,5$ sehingga dapat dikatakan bahwa indikator-indikator tersebut dianggap valid dalam mengukur konstruk kebiasaan. Begitu juga pada indikator variabel tekanan darah nilainya $\geq 0,5$ sehingga indikator diastolik dan sistolik dikatakan valid untuk mengukur konstruk tekanan darah.

b. *Discriminan Validity*

Pengujian terhadap *discriminan validity* dari model pengukuran refleksif berdasarkan cross loading. Cross loading menggambarkan korelasi antara indikator dengan konstruksinya. Jika korelasi setiap indikator dengan konstruksinya lebih tinggi dari korelasi dengan konstruk lainnya, maka hal ini menunjukkan *discriminant validity* yang baik. Nilai *discriminan validity* dapat dilihat pada tabel 5. di bawah ini:

Tabel 5: Nilai *Cross Loading*

Kode Indikator	Kebiasaan Pasien	Predisposisi	Tekanan Darah
$X_{1.2}$	-0,076	0,588	0,139
$X_{1.3}$	-0,041	0,555	-0,019
$X_{1.4}$	0,023	0,613	0,140

$X_{1,5}$	0,137	0,503	0,144
$X_{1,6}$	0,264	0,528	0,163
$X_{2,1}$	0,881	0,240	0,428
$X_{2,2}$	0,697	-0,050	0,182
$X_{2,3}$	0,633	0,140	0,167
$X_{2,4}$	0,706	0,070	0,147
$Y_{1,1}$	0,362	0,215	0,892
$Y_{1,2}$	0,294	0,273	0,876

Berdasarkan Tabel 5 dapat dilihat bahwa nilai *cross loading* untuk setiap indikator memiliki korelasi lebih tinggi dengan konstruksya masing- masing dibandingkan dengan konstruk lainnya, sehingga dapat dikatakan memiliki *discriminant validity* yang baik.

c. Reabilitas

Reliabilitas dari variabel laten adalah nilai yang mengukur kestabilan dan kekonsistenan dari pengukuran reliabilitas. Untuk mengukur sebuah variabel yang nilai *Cronbachs alpha* dan *composite reliability* $\geq 0,5$. Hasil output dari smartPLS yang meliputi nilai *Cronbachs alpha* dan *composite reliabilitas* (CR), untuk masing-masing variabel disajikan pada Tabel 6. di bawah ini:

Tabel 6 Nilai *cronbachs alpha* dan *composite reliability* (CR) masing-masing variabel laten

Variabel Laten	<i>Cronbach's Alpha</i>	<i>Compisite Reliability</i>
Kebiasaan pasien	0,745	0,822
Predisposisi	0,538	0,693
Tekanan Darah	0,720	0,877

Berdasarkan Tabel 6 dapat dilihat bahwa untuk semua variabel laten memiliki nilai *composite reliability* nilai *Cronbachs alpha* yang lebih dari 0,5 sehingga dapat dikatakan bahwa semua onstruk yaitu tekanan darah, predisposisi dan kebiasaan memiliki reliabilitas yang baik sebagai alat ukur. Dengan demikian setelah dilakukan evaluasi, diketahui telah memenuhi validitas dan reliabilitas maka dapat disimpulkan bahwa model pengukuran sudah baik.

3.2 Evaluasi Model Struktural (*Inner Model*)

Nilai *R-square* (R^2) adalah koefisien determinasi pada variabel laten endogen dan koefisisen parameter jalur, nilai R^2 untuk varibel laten tekanan darah adalah 0,184 artinya bahwa variasi tekanan darah yang dapat dijelaskan oleh variabel laten predisposisi dan kebiasaan adalah sebesar 18,40 persen. Nilai R^2 dapat dilihat pada Tabel 4.10. di bawah ini:

Tabel 7 Nilai *R-Square*

Variabel	<i>R-Square</i>
Tekanan darah	0,184

3.3 Pengujian hipotesis (*Resampling Bootstrap*)

Pengujian hipotesis meliputi pengujian parameter λ dan γ . Statistika uji yang digunakan dalam adalah uji-t (*critica-ratio*)

1. Pengujian Hipotesis Model Pengukuran (*Outer Model*)

$$H_0 : \lambda_i = 0$$

$$H_0 : \lambda_i \neq 0$$

Tolak H_0 jika $t_{stat} > t$ tabel atau $p-value < \alpha$ dengan taraf signifikan α sebesar 10 persen, nilai t-tabel adalah 1.668. Hasil pengujian t-statistik untuk model pengukuran disajikan pada tabel 4.10. di bawah ini:

Tabel 7 Hasil Pengujian Variabel Indikator

Varibel Laten	Kode Indikator	Loading Faktor	SE	t-Statistics
Predisposisi	X1.2	0,588	0,422	1,394
	X1.3	0,555	0,431	1,288
	X1.4	0,613	0,325	1,885
	X1.5	0,503	0,341	1,473
	X1.6	0,528	0,308	1,711
Kebiasaan pasien	X2.1	0,881	0,133	6,644
	X2.2	0,697	0,240	2,903
	X2.3	0,633	0,229	2,763
	X2.4	0,706	0,260	2,711
Tekanan darah	Y1.1	0,892	0,048	18,571
	Y1.2	0,875	0,081	10,842

Berdasarkan Tabel 7 dapat dilihat bahwa nilai loading factor dari hubungan variabel indikator konstruk predisposisi, kebiasaan pasien dan tekanan darah masing-masing memiliki nilai *loading factor* (λ) $\geq 0,5$ dan memiliki nilai *t-statistik* $> 1,668$ pada taraf signifikansi $\alpha = 0,1$ dengan demikian variabel indikator dikatakan valid.

2. Pengujian hipotesis model struktural (inner model)

Hipotesis yang digunakan untuk pengujian parameter inner model adalah sebagai berikut.

Predisposisi terhadap tekanan darah

H0 : $\gamma_{11} = 0$

H1 : $\gamma_{11} \neq 0$

Kebiasaan terhadap tekanan darah

H0 : $\gamma_{12} = 0$

H1 : $\gamma_{12} \neq 0$

Dengan menggunakan tingkat signifikan α sebesar 10 persen, nilai t-tabel adalah 1,668. Tolak H0 jika $t_{stat} > t_{tabel}$ atau $p - value < \alpha$. Pengujian nilai koefisien jalur disajikan pada Tabel 8. Dibawah ini:

Tabel 8 Hasil Pengujian Koefisien Jalur

Variabel Laten	Koefisien Parameter	SE	t-statistics
Predisposisi -> Tekanan darah	0,215	0,124	1,734
Kebiasaan -> Tekanan darah	0,334	0,118	2,835

Hasil pengujian berdasarkan koefisien jalur menunjukkan bahwa terdapat 2 jalur yang signifikan yaitu pengaruh predisposisi terhadap tekanan darah dan pengaruh kebiasaan pasien terhadap tekanan darah. Sehingga Pemodelan pada studi kasus pengaruh predisposisi dan kebiasaan terhadap tekanan darah pasien hipertensi pemodelan (SEM-PLS) diperoleh hasil bahwa pengukuran dengan 5 indikator faktor predisposisi (ξ_1) dan 4 indikator kebiasaan (ξ_2) dengan Models truktural adalah sebagai berikut :

$$\eta_1 = 0,215\xi_1 + 0,334\xi_2 + \zeta_1$$

3.4 Penentuan Kelompok dengan FIMIX-PLS

FIMIX-PLS menghasilkan sejumlah kelompok berdasarkan criteria statistic yang telah ditentukan yaitu nilai AIC dan EN. Nilai AIC dan EN ang diperoleh disajikan pada tabel 9 di bawah ini:

Tabel 9. Nilai AIC dan EN

FIT Indices	K=2	K=3	K=4	K=5	K=6
<i>AIC(Akaike's Information Criterion)</i>	180,711	178,327	190,580	175,947	179,206
<i>EN (Entropy Statistic Normed)</i>	0,390	0,620	0,346	0,610	0,600

Tabel 9 dapat dilihat bahwa perbandingan untuk K =2,3,4,5,6 menunjukkan bahwa pada K=5 memiliki nilai AIC= 175.947 yang terkecil, dengan nilai EN = 0.610 sudah lebih dari 0.6 sehingga pada K = 5 merupakan segmen yang terbaik.

Persentase pengelompokkan masing-masing segmen disajikan pada Tabel 10. di bawah ini

Tabel 10. *Segment Size*

<i>K</i>	Segmen 1	Segmen 2	Segmen 3	Segmen 4	Segmen 5	Segmen 6
2	0,690	0,310				
3	0,702	0,271	0,027			
4	0,406	0,228	0,227	0,140		
5	0,411	0,258	0,223	0,070	0,0038	
6	0,455	0,173	0,173	0,092	0,071	0,036

Pembagian kelas pada masing-masing segmen dapat dilihat pada tabel 11. bahwa yang memiliki probabilitas paling besar menunjukkan bahwa responden tersebut termasuk dalam segmennya dan segmen yang terbentuk dari FIMIX-PLS dapat dilihat pada tabel 11. di bawah ini:

Tabel 11. *Responden Berdasarkan Kelas Segmen*

Segmen 1	Segmen 2	Segmen 3	Segmen 4	Segmen 5
8	1	4	6	17
10	2	5	41	29
12	3	11	48	65
22	7	14	53	
23	9	15	58	
24	13	16		
26	18	19		
28	20	27		
31	21	32		
33	25	34		
35	30	37		
36	38	39		
42	43	40		
49	44	45		
50	46	47		
52	51	55		
54	60	63		

56	61	64		
57	62			
59	66			

Setiap kelompok yang terbentuk memiliki kecendrungan variabel laten yang berpengaruh. Masing-masing pengaruh variabel laten dapat dilihat pada tabel 12. di bawah ini:

Tabel 12. FIMIX *Path Coefficient*

Variabel Laten	Path Koefisien					
	Seg 1	Seg 2	Seg 3	Seg 4	Seg 5	Global
Predisposisi – > tekanan darah	0,257	0,618	0,969	-0,832	-0,700	0,215
Kebiasaan – > Tekanan darah	-0,181	0,710	-0,079	1,220	0,688	0,334

Pada tabel 12 terlihat Segment 1 tekanan darah dipengaruhi oleh predisposisi sebesar 0.257, artinya bahwa ketika variabel predisposisi meningkat satu satuan maka tekanan darah akan bertambah sebesar 0,215 satuan. variabel kebiasaan mempengaruhi tekanan darah sebesar -0,181, artinya bahwa ketika variabel kebiasaan meningkat satu satuan maka tekanan darah akan berkurang sebesar -0,181 satuan.

Segment 2 tekanan darah dipengaruhi oleh predisposisi sebesar 0.618 artinya bahwa ketika variabel predisposisi meningkat satu satuan maka tekanan darah akan bertambah sebesar 0.618 satuan. Variabel kebiasaan mempengaruhi tekanan darah sebesar 0.710, artinya bahwa ketika variabel kebiasaan meningkat satu satuan maka tekanan darah akan bertambah sebesar 0.710 satuan. Dibandingkan dengan pengaruh global maka pengaruh segment 2 meningkat terhadap tekanan darah.

Segmen 3 tekanan darah dipengaruhi oleh predisposisi sebesar 0.969, artinya bahwa ketika variabel predisposisi meningkat satu satuan maka tekanan darah akan bertambah sebesar 0.969 satuan. Variabel kebiasaan mempengaruhi tekanan darah sebesar -0.079, artinya bahwa ketika variabel kebiasaan meningkat satu satuan maka tekanan darah akan berkurang sebesar -0.079 satuan. Sehingga pada segmen ini perlu ditingkatkan predisposisinya seperti pengurangan gangguan psikologi, meminimalisir agar tidak ada riwayat penyakit penyerta.

Segment 4 tekanan darah dipengaruhi oleh predisposisi sebesar -0.832, artinya bahwa ketika variabel predisposisi meningkat satu satuan maka tekanan darah akan berkurang sebesar -0.832 satuan. Variabel kebiasaan mempengaruhi tekanan darah sebesar 1.220, artinya bahwa ketika variabel kebiasaan meningkat satu satuan maka tekanan darah akan bertambah sebesar 1.220 satuan.

Segment 5 tekanan darah dipengaruhi oleh predisposisi sebesar -0.700, artinya bahwa ketika variabel predisposisi meningkat satu satuan maka tekanan darah akan berkurang sebesar -0.700 satuan. Pada segment lima terlihat bahwa sebagian responden tidak memiliki gangguan psikologis, tidak ada penyakit penyerta dan tidak ada keterbatasan mobilitas sehingga ketika ada peningkatan satu satuan dari variabel predisposisi maka mampu mengurangi tekanan darah. Hal ini menunjukkan bahwa segment lima lebih bagus dibandingkan global. Variabel kebiasaan mempengaruhi tekanan darah sebesar 0,688, artinya bahwa ketika variabel kebiasaan meningkat satu satuan maka tekanan darah akan bertambah sebesar 0,688 satuan. maka yang menjadi perhatian adalah variabel kebiasaan yang mampu meningkatkan tekanan darah

KESIMPULAN

1. Berdasarkan analisis dan pembahasan model SEM-PLS diperoleh hasil bahwa model pengukuran memenuhi kriteria penilaian validitas dan reliabilitas, dan model struktural adalah model yang fit dengan nilai *R-Square* untuk tekanan darah adalah sebesar 18,4 persen, yang artinya bahwa sebesar 18,40 persen variasi dapat dijelaskan oleh model, sedangkan 81,60 persen lainnya dijelaskan oleh variabel lain di luar model.
2. Kajian heterogenitas dengan finite mixture-PLS menghasilkan segmentasi, yang menunjukkan adanya heterogenitas. Segmentasi terbaik pada K=5 dengan nilai AIC terendah yaitu sebesar 175,947 dengan nilai EN sebesar 0,610

DAFTAR PUSTAKA

- Chalid, D., & Loisky, L. (2025). Analisa Kebiasaan Konsumsi Kopi dengan Peningkatan Tekanan Darah pada Lansia dengan Riwayat Hipertensi. *MAHESA : Malabayati Health Student Journal*, 5(12), 5336–5345. <https://doi.org/10.33024/mahesa.v5i12.19780>
- Husna, N., Sugiyono, S., & Yunilistianingsih, Y. (2023). Analisis Pengetahuan, Kepatuhan, dan Outcome Klinis Pasien Hipertensi di Puskesmas Jetis Yogyakarta. *JURNAL ILMU KEFARMASIAN INDONESIA*, 21(1), 1. <https://doi.org/10.35814/jifi.v21i1.1100>
- Iskandar, I., Mamlukah, M., Iswarawanti, D. N., & Suparman, R. (2023). Analisis faktor yang berhubungan dengan kepatuhan melakukan pengobatan secara teratur pada pasien hipertensi usia produktif di Puskesmas Sedong Kabupaten Cirebon 2023. *Journal of Public Health Innovation*, 4(1), 176–183. <https://doi.org/10.34305/jphi.v4i01.930>
- Kusuma, D. S., Rusnoto, R., & Kartikasari, F. (2025). Aktivitas Fisik, Kebiasaan Merokok, Dan Konsumsi Kopi Dengan Kejadian Hipertensi Di Klinik Asy-Syifa Desa Janggalan Kecamatan Kota Kabupaten Kudus. *Jurnal Keperawatan Suaka Insan (Jksi)*, 10(1), 148–157. <https://doi.org/10.51143/jksi.v10i1.785>
- Marsya, F. A., Wahyudi, A., Ekawati, D., & Anggreny, D. E. (2025). Analisis Determinan Penyakit Hipertensi Pada Dewasa Usia 30- 50 Tahun. *Jurnal 'Aisyiyah Medika*, 10(1). <https://doi.org/10.36729/jam.v10i1.1319>
- Piowar-Sulej, K., & Iqbal, Q. (2024). 5S implementation, basic needs satisfaction, sustainable leadership and firm sustainable performance: Empirical evidence from the oil and gas industry. *Journal of Cleaner Production*, 484, 144354. <https://doi.org/10.1016/j.jclepro.2024.144354>
- Rosadi, D., & Hildawati, N. (2022). Analisis faktor risiko kejadian hipertensi pada masyarakat di wilayah kerja Puskesmas Sungai Raya, Kabupaten Hulu Sungai Selatan. *Journal of Health Epidemiology and Communicable Diseases*, 7(2), 60–67. <https://doi.org/10.22435/jhecds.v7i2.5054>
- Winarti, W., Harokan, A., & Gustina, E. (2023). Analisis Kepatuhan Pasien Hipertensi Dalam Pengobatan Di Puskesmas. *Cendekia Medika: Jurnal Stikes Al-Ma'arif Baturaja*, 8(2), 342–355. <https://doi.org/10.52235/cendekiamedika.v8i2.246>
- Yoshikuni, A. C., Dwivedi, R., Kamal, M. M., Zhou, D., Dwivedi, P., & Apolinário, S. (2024). A dynamic information technology capability model for fostering innovation in digital transformation. *Journal of Innovation & Knowledge*, 9(4), 100589. <https://doi.org/10.1016/j.jik.2024.100589>