

**ANALISIS *GENERALIZED ESTIMATING EQUATION* (GEE)
BERBASIS SKOR FAKTOR: STUDI KASUS
GOAL-SETTING MAHASISWA**

(DISERTASI)

Oleh

**RAHMA FAELASOFI
NPM 2137061003**



**FAKULTAS MATEMATIKA DAN ILMU PENGETAHUAN ALAM
UNIVERSITAS LAMPUNG
BANDAR LAMPUNG
2025**

**ANALISIS *GENERALIZED ESTIMATING EQUATION* (GEE)
BERBASIS SKOR FAKTOR: STUDI KASUS
GOAL-SETTING MAHASISWA**

oleh

Rahma Faelasofi

Disertasi

Sebagai salah satu syarat untuk mencapai gelar
Doktor MIPA

pada

Program Studi Doktor Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam
Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam
Universitas Lampung



**FAKULTAS MATEMATIKA DAN ILMU PENGETAHUAN ALAM
UNIVERSITAS LAMPUNG
BANDAR LAMPUNG
2025**

Judul Disertasi

: **ANALISIS *GENERALIZED ESTIMATING EQUATION* (GEE) BERBASIS SKOR FAKTOR: STUDI KASUS *GOAL-SETTING* MAHASISWA**

Nama Mahasiswa

: **Rahma Faelasofi**

Nomor Pokok Mahasiswa

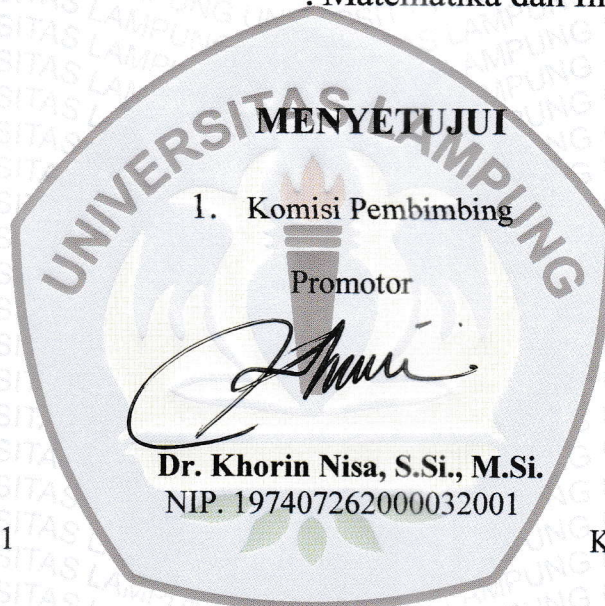
: 2137061003

Program Studi

: **Doktor MIPA**

Fakultas

: **Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam**



1. Komisi Pembimbing

Promotor

Dr. Khorin Nisa, S.Si., M.Si.
NIP. 197407262000032001

Ko-Promotor 1

Ko-Promotor-2

A handwritten signature in black ink, belonging to Prof. Drs. Mustofa Usman, M.A., Ph.D.

Prof. Drs. Mustofa Usman, M.A., Ph.D.
NIP. 195701011984031020

A handwritten signature in blue ink, belonging to Dr. Dra. Tina Yunarti, M.Si.

Dr. Dra. Tina Yunarti, M.Si.
NIP. 196606101991112001

2. Ketua Program Studi Doktor MIPA

A handwritten signature in black ink, belonging to Dr. Khorin Nisa, S.Si., M.Si.

Dr. Khorin Nisa, S.Si., M.Si.
NIP. 197407262000032001

MENGESAHKAN

1. Tim Penguji

Ketua : Dr. Eng. Heri Satria S.Si., M.Si.
NIP. 197110012005011002

Heri Satria
.....

Sekretaris : Dr. Khoirin Nisa, S.Si., M.Si.
NIP. 197407262000032001

Khoirin Nisa
.....

Anggota : Prof. Drs. Mustofa Usman, M.A., Ph.D.
NIP. 195701011984031020

Mustofa Usman
.....

: Dr. Dra. Tina Yunarti, M.Si.
NIP. 196606101991112001

Tina Yunarti
.....

: Dr. Dra. Tri Yuni Hendrowati, M.Pd.
NIP. 196606261991022001

Tri Yuni Hendrowati
.....

: Dr. Drs. Caswita, M.Si.
NIP. 196710041993031004

Caswita
.....

2. Dekan FMIPA Unila

Heri Satria
Dr. Eng. Heri Satria S.Si., M.Si.
NIP. 197110012005011002

Direktur Pascasarjana

Murhadi
Prof. Dr. Ir. Murhadi, M.Si.
NIP. 196403261989021001

Tanggal Lulus Ujian Disertasi : 03 Desember 2025

PERNYATAAN ORISINALITAS

Dengan ini saya menyatakan bahwa disertasi dengan judul “Analisis *Generalized Estimating Equation* (GEE) Berbasis Skor Faktor: Studi Kasus *Goal-Setting* Mahasiswa” beserta seluruh isinya adalah benar-benar hasil karya saya sendiri, dan saya tidak melakukan plagiarisme atau pengutipan dengan cara-cara yang tidak sesuai dengan etika yang berlaku dalam masyarakat keilmuan. Atas pernyataan ini saya siap menerima sanksi atau tindakan yang dijatuhkan kepada saya, apabila di kemudian hari ditemukan pelanggaran terhadap etika akademik dalam karya saya ini, atau klaim dari pihak lain terhadap keaslian karya saya ini.

Bandar Lampung, 03 Desember 2025
Penulis,



Rahma Faelasofi

ABSTRAK

ANALISIS *GENERALIZED ESTIMATING EQUATION* (GEE) BERBASIS SKOR FAKTOR: STUDI KASUS *GOAL-SETTING* MAHASISWA

Oleh

Rahma Faelasofi

Generalized Estimating Equation (GEE) merupakan pendekatan statistik yang digunakan untuk menganalisis data longitudinal dengan mempertimbangkan korelasi antar waktu pada subjek yang sama. Pada penelitian ini, analisis dilakukan dengan mengintegrasikan skor faktor hasil analisis *Confirmatory Factor Analysis* (CFA) ke pendekatan GEE. Dengan menggunakan pendekatan GEE berbasis skor faktor, tujuan penelitian ini adalah untuk mendapatkan model pengaruh *self-observation*, *self-judgment*, *self-efficacy*, dan *self-regulated* terhadap *goal-setting* mahasiswa serta menghasilkan rumusan intervensi pendidikan berdasar pada data dan teori psikologi sosial-kognitif. Data penelitian dikumpulkan dari mahasiswa Fakultas Keguruan dan Ilmu Pendidikan (FKIP) PTMA semester tiga selama tiga periode waktu. Teknik sampling yang digunakan adalah *cluster random sampling*. Hasil analisis menunjukkan bahwa (1) hasil CFA menunjukkan bahwa struktur faktor variabel *self-observation*, *self-judgment*, *self-efficacy*, *self-regulated*, dan *goal-setting* terkonfirmasi dengan baik dan sesuai dengan model teoretis; 2) hasil GEE klasik, GEE klasik tanpa *outlier*, dan GEE *robust* menunjukkan bahwa keempat konstruk *self-observation*, *self-judgment*, *self-efficacy*, dan *self-regulated* berpengaruh positif dan signifikan terhadap *goal-setting*; (3) model matriks korelasi kerja *unstructured* sebagai representasi longitudinal yang layak digunakan untuk merepresentasikan pengaruh *self-observation*, *self-judgment*, *self-efficacy*, dan *self-regulated* terhadap *goal-setting*; serta (4) bentuk intervensi pendidikan yang dapat direkomendasikan yaitu pelaksanaan pembelajaran yang fleksibel dan reflektif seperti *learning journals*, *peer mentoring*, dan *self-assessment student* yang mendukung mahasiswa mengenali potensi, mengelola sumber daya, serta menavigasi tantangan akademik dan profesional secara efektif.

Kata kunci: *generalized estimating equation*; *confirmatory factor analysis*; skor faktor; gamma; *goal-setting*.

ABSTRACT

ANALYSIS OF GENERALIZED ESTIMATING EQUATION (GEE) BASED ON FACTOR SCORE: A CASE STUDY OF GOAL-SETTING STUDENTS

By

Rahma Faelasofi

Generalized Estimating Equation (GEE) is a statistical approach used to analyze longitudinal data by considering correlations across time on the same subject. In this study, the analysis was conducted by integrating the factor scores from Confirmatory Factor Analysis (CFA) into the GEE approach. By using the factor score-based GEE approach, the purpose of this study was to obtain a model of the influence of self-observation, self-judgment, self-efficacy, and self-regulated on student goal-setting and to produce an educational intervention formulation based on the data and theory of social-cognitive psychology. The research data were collected from third-semester students of the Faculty of Teacher Training and Education (FKIP) PTMA over three time periods. The sampling technique used was cluster random sampling. The results of the analysis showed that (1) the CFA results showed that the factor structure of the variables self-observation, self-judgment, self-efficacy, self-regulation, and goal-setting was well confirmed and in accordance with the theoretical model; 2) the results of the classic GEE, classic GEE without outliers, and GEE robust show that the four constructs of self-observation, self-judgment, self-efficacy, and self-regulated have a positive and significant effect on goal-setting; (3) the unstructured working correlation matrix model as a longitudinal representation that is suitable for representing the influence of self-observation, self-judgment, self-efficacy, and self-regulated on goal-setting; and (4) the form of educational intervention that can be recommended is the implementation of flexible and reflective learning such as learning journals, peer mentoring, and student self-assessment that supports students in recognizing potential, managing resources, and navigating academic and professional challenges effectively.

Keywords: generalized estimating equation; confirmatory factor analysis; factor score; gamma; goal-setting

RIWAYAT HIDUP

Penulis dilahirkan di Bandar Lampung, Provinsi Lampung sebagai anak keempat dari lima bersaudara dari pasangan Bapak Dr. Sunanto, M.Pd. (Alm) dan ibu Siti Chotijah, S.Pd.. Riwayat singkat tentang penulis disajikan sebagai berikut:

Nama	Rahma Faelasofi
Tempat, tanggal lahir	Tanjung Karang, 2 Februari 1985
Riwayat pendidikan	<ul style="list-style-type: none"> - TK Dharma Wanita (1990-1991) - SDN 8 Gedong Air (1991-1997) - SMP N 16 Bandar Lampung (1997 – 2000) - SMA N 3 Bandar Lampung (2000 – 2003) - S1 Matematika FMIPA Universitas Lampung (2003 – 2007) - S2 Matematika FMIPA Universitas Gadjah Mada (2008 – 2010)
Riwayat pekerjaan	<ul style="list-style-type: none"> - Tenaga pengajar di PT. Sweet Indo Lampung (PT. SIL) 2007 - Dosen Tetap Yayasan di Sekolah Tinggi Keguruan dan Ilmu Pendidikan (STKIP Muhammadiyah Pringsewu Lampung) 2010 - Dosen PNS Diperbantukan (Dpk) di Universitas Muhammadiyah Pringsewu (UMPRI) Lampung (2015 – sekarang)
Capaian di bidang tri-dharma	<p>Hibah penelitian kompetitif nasional (Skema Penelitian Dosen Pemula) Kemendikbudristek:</p> <ul style="list-style-type: none"> - Metode Pembelajaran <i>Mind Mapping</i> untuk Meningkatkan Kemampuan Komunikasi Matematik Siswa Dalam Pemecahan Masalah Matematika (2015)
Publikasi penelitian terkait disertasi	<ul style="list-style-type: none"> - Application of Confirmatory Factor Analysis and Latent Growth Model to Examines the Goal-Setting Behavior of Students - Modeling Factors Influencing Student Goal Setting Using Generalized Estimating Equation: Evidence From Indonesian Higher Education

KATA INSPIRASI
Man Jadda Wa Jadda

PERSEMBAHAN

Dengan segala kerendahan hati dan rasa syukur yang mendalam kepada Allah SWT, karya disertasi ini kupersembahkan untuk orang-orang terkasih yang menjadi sumber kekuatan dalam setiap langkah perjuanganku.

Ibu tercinta

Siti Chotijah, S.Pd.

yang tidak pernah berhenti mendoakan, menguatkan, dan mengajarkan arti ketulusan. Cintamu adalah cahaya yang selalu menuntunku.

Bapak tersayang

Dr. Sunanto, M.Pd. (Alm)

yang telah menanamkan nilai kerja keras, kejujuran, dan keberanian untuk terus melangkah. Terima kasih atas doa dan inspirasimu yang tak pernah padam.

Suamiku tercinta

Andy Nugroho, S.E.

teman hidup sekaligus penyemangat dalam setiap perjalanan ini. Terima kasih atas kesabaran, pengertian, dan cinta yang tak ternilai. Kehadiranmu membuat setiap tantangan terasa lebih ringan.

Anakku tersayang

M. Pradipta Ghaniandra Nugroho

yang menjadi alasan terindah untuk terus berjuang dan menjadi lebih baik. Semoga kelak karya ini menjadi bukti bahwa setiap mimpi dapat dicapai dengan doa, usaha, dan keteguhan hati.

Kepada kalian semua, kusampaikan rasa terima kasih terdalam. Disertasi ini adalah buah dari cinta, doa, dan dukungan kalian. Semoga menjadi amal yang membawa keberkahan bagi kita semua.

SANWACANA

Dengan penuh kerendahan hati, penulis mengucapkan syukur kepada Allah SWT atas segala karunia-Nya yang luar biasa, telah menyertai, mendampingi, dan memberkahi sehingga penulis dapat menyelesaikan disertasi yang berjudul “Analisis *Generalized Estimating Equation* (GEE) Berbasis Skor Faktor: Studi Kasus *Goal-Setting* Mahasiswa” sebagai syarat untuk memperoleh gelar doktor pada program studi Doktor MIPA Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam Universitas Lampung.

Penulis menyadari sepenuhnya bahwa disertasi ini dapat diselesaikan atas bantuan dan kontribusi dari beberapa pihak, untuk itu izinkanlah pada kesempatan ini penulis menyampaikan terima kasih yang setulus-tulusnya kepada:

1. Ibu Prof. Dr. Ir. Lusmeilia Afriani, D.E.A., I.P.M., selaku Rektor Universitas Lampung yang telah memberikan kesempatan, dukungan, dan fasilitas akademik dalam penyelesaian studi dan penelitian ini dengan baik.
2. Bapak Dr. Eng. Heri Satria, S.Si., M.Si., selaku Dekan Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam Universitas Lampung atas berbagai kemudahan administrasi dan akademik yang diberikan selama proses penyusunan disertasi ini.
3. Ibu Dr. Khoirin Nisa S.Si., M.Si., selaku Ketua Program Studi Doktor MIPA Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam Universitas Lampung sekaligus sebagai Promotor dan dosen pembimbing akademik yang telah berkenan mencurahkan segenap ide dan pemikirannya untuk membimbing dan mengarahkan kepada penulis sehingga disertasi ini dapat selesai.
4. Bapak Prof. Drs. Mustofa Usman, M.A., Ph.D., selaku Kopromotor I yang selalu mendukung, memotivasi, dan membimbing penulis untuk menyelesaikan disertasi.
5. Ibu Dr. Tina Yunarti, M.Si., selaku Kopromotor II yang selalu memberikan bimbingan, saran, dan masukan, serta mengarahkan kepada penulis sehingga disertasi ini dapat selesai.
6. Ibu Dr. Tri Yuni Hendrowati, M.Pd., selaku Penguji Eksternal yang telah mengkritisi serta memberikan arahan dan saran bagi perbaikan disertasi.

7. Bapak Dr. Caswita, M.Si., selaku Penguji Internal yang telah mencermati dengan teliti serta memberikan arahan dan saran bagi perbaikan disertasi.
8. Ibu tercinta, Siti Chotijah, S.Pd., yang telah mendoakan, memberikan kasih sayang yang tulus, dan menjadi sumber kekuatan bagi setiap langkah penulis.
9. Bapak tersayang, Dr. Sunanto, M.Pd., (Alm) yang selalu bekerja keras untuk anak-anaknya, dikenang dengan penuh sayang dan hormat, semoga setiap capaian dalam karya ini menjadi amal jariyah yang mengalir untuk beliau.
10. Suami tercinta, Andy Nugroho, S.E., yang selalu memberi dukungan tanpa henti, kesabaran, dan semangat dalam menyelesaikan perjalanan panjang studi doktoral ini.
11. Anak tersayang, M. Pradipta Ghaniandra Nugroho, terima kasih atas keceriaan, pelukan, dan pengertian yang menjadi penguat dalam penyelesaian disertasi ini.
12. Kakak dan adik tersayang, Riza Widya Ujianto, Dwi Wahyu Handayani, Tri Agung Sukarno, dan Ilma Kurnia Sari, yang selalu memberikan semangat, doa, serta dukungan yang tidak pernah putus.
13. Bapak Drs. Sartono, M.M. (Alm) yang semasa hidupnya memberikan teladan kebaikan, kerja keras, dan ketulusan yang senantiasa menginspirasi penulis. Serta ibu Suntari, yang senantiasa memberikan kasih sayang, perhatian, dukungan, dan doa yang tidak pernah putus.
14. Teman-teman tersayang, yang telah menjadi tempat berbagi cerita, semangat, dan dukungan selama proses penyusunan disertasi ini. Terima kasih atas kebersamaan yang tulus, ruang diskusi yang selalu memberi perspektif baru, serta dorongan dalam penyelesaian disertasi ini.
15. Teman-teman seperjuangan S3 MIPA Universitas Lampung, yang telah menjadi tempat berbagi ilmu, motivasi, dan energi positif sepanjang proses penelitian dan penulisan disertasi ini. Kebersamaan kita adalah bagian berharga yang tidak terlupakan.
16. Rekan-rekan kerja di Fakultas Keguruan dan Ilmu Pendidikan (FKIP) Universitas Muhammadiyah Pringsewu Lampung yang telah memberikan dukungan, pengertian, dan kerjasama dalam membantu saya

menyeimbangkan tanggung jawab akademik, penelitian, dan pekerjaan. Semoga segala bentuk bantuan dan kebaikan yang diberikan mendapat balasan yang terbaik dari Allah SWT.

17. Seluruh rekan kolega penulis, yang telah memberikan masukan, kolaborasi, inspirasi, serta ruang diskusi yang memperkaya pengetahuan dan perspektif penulis. Dukungan dan interaksi professional sangat membantu dalam penyempurnaan penelitian ini.

18. Serta seluruh pihak yang telah memberikan bantuannya kepada penulis sehingga disertasi ini dapat terselesaikan.

Semoga Allah SWT senantiasa memberikan karunia yang melimpah dan membalas semua kebaikan yang telah diberikan kepada penulis. Akhirnya penulis berharap agar disertasi ini bermanfaat bagi para pembaca yang tertarik dan ingin mengembangkan ilmu statistika. Aamiin YRA.

DAFTAR ISI

	halaman
DAFTAR ISI	xiv
DAFTAR TABEL	xvii
DAFTAR GAMBAR.....	xix
BAB I. PENDAHULUAN.....	1
1.1 Latar Belakang dan Masalah	1
1.2 Kebaruan (<i>Novelty</i>).....	6
1.3 Rumusan Masalah	7
1.4 Tujuan Penelitian	7
1.5 Manfaat Penelitian	8
BAB II. TINJAUAN PUSTAKA.....	9
2.1 Bibliometric Penelitian.....	9
2.2 Data Longitudinal.....	11
2.2.1 Pengertian Data Longitudinal.....	11
2.2.2 Struktur Data Longitudinal.....	12
2.2.3 Keuntungan pada Data Longitudinal	13
2.3 <i>Generalized Estimation Equation</i> (GEE).....	14
2.3.1 Pengertian GEE	14
2.3.2 Spesifikasi dan asumsi GEE.....	16
2.3.3 Fungsi <i>Link</i> pada Distribusi Gamma	18
2.3.4 Matriks Korelasi Kerja	19
2.3.5 Parameter Matriks Korelasi Kerja	20
2.3.6 Sifat GEE	25
2.3.7 Estimasi GEE.....	27
2.3.8 Estimator GEE	29
2.3.9 <i>Iteratively Reweighted Least Trimmed Square</i> (IRLTS)	32
2.3.10 Uji <i>Wald</i>	33
2.3.11 QIC	33
2.3.12 <i>Mean Square Error</i> (MSE).....	33
2.4 Analisis Faktor.....	34

2.4.1	Parameter Model CFA.....	35
2.4.2	Implikasi Matriks Kovarians	37
2.4.3	<i>Maximum Likelihood Estimation</i>	38
2.4.4	Skor Faktor	42
2.5	Pencilan Data (<i>Outlier</i>).....	45
2.6	<i>Goal-setting</i> Mahasiswa.....	47
2.7	<i>Self-Observation</i> (Pengamatan Diri)	57
2.8	<i>Self-Judgment</i> (Penyesuaian diri).....	59
2.9	<i>Self-Efficacy</i> (Efikasi Diri).....	61
2.10	<i>Self-regulated</i> (Regulasi Diri)	63
2.11	Keterkaitan <i>Self-observation</i>, <i>Self-judgment</i>, <i>Self-efficacy</i>, <i>Self-regulated</i> pada <i>Goal-setting</i>.....	64
2.12	Hipotesis Penelitian	65
BAB III.	METODE PENELITIAN.....	66
3.1	Waktu dan Tempat Penelitian	66
3.1.1	Tempat Penelitian	66
3.1.2	Waktu Penelitian.....	66
3.1.3	Partisipan, Populasi, dan Sampel Penelitian	67
3.2	Prosedur Penelitian	69
3.2.1	Metode Pengumpulan Data	69
3.2.2	Teknik Pengumpulan Data	70
3.2.3	Instrumen Penelitian	70
3.2.4	Kerangka Kerja Penelitian.....	75
BAB IV.	PEMBAHASAN.....	79
4.1	Hasil Uji Validitas dan Reliabilitas Instrumen.....	79
4.1.1	<i>Goal-setting</i>	79
4.1.2	<i>Self-observation</i>	79
4.1.3	<i>Self-judgment</i>	80
4.1.4	<i>Self-efficacy</i>	81
4.1.5	<i>Self-regulated</i>	82
4.2	<i>Confirmatory Factor Analysis</i> (CFA).....	83
4.2.1	<i>Goal-setting</i>	83
4.2.2	<i>Self-observation</i>	91
4.2.3	<i>Self-judgment</i>	96

4.2.4 <i>Self-efficacy</i>	103
4.2.5 <i>Self-regulated</i>	110
4.3 Generalized Estimating Equation (GEE).....	116
4.3.1 Uji Normalitas	116
4.3.2 GEE Klasik	119
4.3.3 GEE Klasik tanpa <i>Outlier</i>	126
4.3.4 GEE <i>Robust</i>	131
4.3.5 Perbandingan Model Terbaik	135
4.4 Perspektif Mahasiswa dari Hasil Wawancara.....	137
4.4.1 Perspektif Hasil Wawancara secara Umum.....	137
4.4.2 Verifikasi Responden <i>Outlier</i>	138
4.5 Implikasi Hasil Penelitian.....	148
BAB V. KESIMPULAN DAN SARAN.....	151
5.1 Kesimpulan	151
5.2 Saran	152
DAFTAR PUSTAKA.....	154
LAMPIRAN	170

DAFTAR TABEL

2.1 Nilai SRMR.....	42
2.2 Kerangka Kerja <i>Selection, Optimization, dan Compensation</i> (SOC).....	49
2.3 Strategi SOC dan Contoh Terapannya.....	51
3.1 Kisi-kisi Instrumen <i>Goal-setting</i> Mahasiswa.....	70
3.2 Kisi-kisi Instrumen Pengamatan Diri (<i>Self-observation</i>).....	71
3.3 Kisi-kisi Instrumen Penyesuaian Diri (<i>Self-judgment</i>).....	71
3.4 Kisi-kisi Instrumen Efikasi Diri (<i>Self-efficacy</i>).....	72
3.5 Kisi-kisi Instrumen Regulasi Diri (<i>Self-Regulated</i>).....	72
4.1 Rekapitulasi Indeks Aiken, Validitas Item, dan Reliabilitas <i>Goal-setting</i>	79
4.2 Rekapitulasi Indeks Aiken, Validitas Item, dan Reliabilitas <i>Self-observation</i>	80
4.3 Rekapitulasi Indeks Aiken, Validitas Item, dan Reliabilitas <i>Self-judgment</i>	80
4.4 Rekapitulasi Indeks Aiken, Validitas Item, dan Reliabilitas <i>Self-efficacy</i>	81
4.5 Rekapitulasi Indeks Aiken, Validitas Item, dan Reliabilitas <i>Self-regulated</i>	82
4.6 Perolehan Nilai <i>Loading Goal-setting</i>	83
4.7 Evaluasi Kecocokan Model (<i>Goodness of Fit</i>) <i>Goal-setting</i>	87
4.8 Perolehan Nilai <i>Loading Self-observation</i> Awal.....	91
4.9 Perolehan Nilai <i>Loading Self-observation</i>	92
4.10 Evaluasi Kecocokan Model (<i>Goodness of Fit</i>) <i>Self-observation</i>	93
4.11 Perolehan Nilai <i>Loading Self-judgment</i> Awal.....	97
4.12 Perolehan Nilai <i>Loading Self-judgment</i>	98
4.13 Evaluasi Kecocokan Model (<i>Goodness of Fit</i>) <i>Self-judgment</i>	100
4.14 Perolehan Nilai <i>Loading Self-Efficacy</i>	104

4.15	Evaluasi Kecocokan Model (<i>Goodness of Fit</i>) <i>Self-Efficacy</i>	107
4.16	Perolehan Nilai <i>Loading Self-Regulated</i>	109
4.17	Evaluasi Kecocokan Model (<i>Goodness of Fit</i>) <i>Self-Regulated</i>	113
4.18	Hasil Uji Normalitas pada Variabel Respon <i>Goal-setting</i>	116
4.19	Uji Gamma dengan Parameter <i>Maximum Likelihood</i>	117
4.20	Uji Kolmogorov-Smirnov pada Variabel Respon.....	118
4.21	Struktur Matriks Korelasi Kerja pada GEE Klasik.....	120
4.22	Nilai QIC dan MSE pada Model GEE Klasik.....	124
4.23	Struktur Matriks Korelasi Kerja pada GEE Klasik tanpa <i>Outlier</i>	127
4.24	Nilai QIC dan MSE pada Model Struktur Matriks Korelasi Kerja GEE Klasik tanpa <i>Outlier</i>	129
4.25	Struktur Matriks Korelasi Kerja pada GEE <i>Robust</i>	131
4.26	Nilai QIC dan MSE pada Model Struktur Matriks Korelasi Kerja GEE <i>Robust</i>	133
4.27	Rekapitulasi Hasil Pendekatan Ketiga Model GEE.....	135
4.28	Deskripsi Temuan Responden ke-61 dan ke-29.....	139
4.29	Deskripsi Temuan Responden ke-129 dan ke-29.....	140
4.30	Deskripsi Temuan Responden ke-61, Responden ke-29, dan Responden ke-34.....	142
4.31	Deskripsi Temuan Responden ke-29.....	143
4.32	Deskripsi Temuan Responden ke-29.....	144

DAFTAR GAMBAR

3.1 Kerangka Kerja Penelitian.....	76
4.1 Pemetaan Aspek dan Indikator <i>Goal-setting</i>	83
4.2 Skor faktor <i>goal-setting</i> periode I.....	88
4.3 Skor faktor <i>goal-setting</i> periode II.....	88
4.4 Skor faktor <i>goal-setting</i> periode III.....	89
4.5 Persentase Skor Faktor <i>Goal-setting</i> Pada Periode I – III.....	90
4.6 Pemetaan Aspek dan Indikator <i>Self-observation</i>	91
4.7 Skor faktor <i>self-observation</i> periode I.....	94
4.8 Skor faktor <i>self-observation</i> periode II.....	95
4.9 Skor faktor <i>self-observation</i> periode III.....	95
4.10 Persentase Skor Faktor <i>Self-observation</i> pada Periode I – III	96
4.11 Pemetaan Aspek dan Indikator <i>Self-judgment</i>	97
4.12 Skor faktor <i>self-judgment</i> periode I	101
4.13 Skor faktor <i>self-judgment</i> periode II.....	101
4.14 Skor faktor <i>self-judgment</i> periode III.....	102
4.15 Persentase Skor Faktor <i>Self-judgment</i> Pada Periode I – III	103
4.16 Pemetaan Aspek dan Indikator <i>Self-efficacy</i>	103
4.17 Skor faktor <i>self-efficacy</i> periode I.....	108
4.18 Skor faktor <i>self-efficacy</i> periode II.....	108
4.19 Skor faktor <i>self-efficacy</i> periode III.....	108
4.20 Persentase Skor Faktor <i>Self-efficacy</i> Pada Periode I – III.....	109
4.21 Pemetaan Aspek dan Indikator pada <i>Self-regulated</i>	110
4.22 Skor faktor <i>self-regulated</i> periode I.....	114
4.23 Skor faktor <i>self-regulated</i> periode II.....	114
4.24 Skor faktor <i>self-regulated</i> periode III.....	115
4.25 Persentase Skor Faktor <i>Self-regulated</i> Pada Periode I – III...	116

BAB I. PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang dan Masalah

Data merupakan kumpulan informasi yang didapatkan dari hasil pengamatan, dapat berupa bilangan dan/atau lambang/symbol (Fauziah et al., 2022). Dalam hal ini, perolehan data dapat dilakukan melalui suatu penelitian atau dilakukannya survei (Zikriadi et al., 2023). Pengambilan data yang dilakukan melalui survei secara berulang terhadap subjek yang sama dinyatakan sebagai survei longitudinal (Brown et al., 2019). Survei longitudinal adalah sumber data longitudinal, karena data yang dihasilkan mencakup item yang merujuk pada titik-titik yang berbeda dalam suatu waktu (Heeringa, 2012; McNeish et al., 2021).

Dalam proses pengumpulan data, sering kali ditemukan data pencilan (*outlier*), yaitu observasi yang memiliki nilai ekstrem atau menyimpang jauh dari pola umum sebagian besar data (Bhattacharya et al., 2023). Keberadaan data pencilan dapat muncul akibat kesalahan pengukuran, kesalahan input, atau memang mencerminkan variasi alami dalam populasi (Kwak & Kim, 2017). *Outlier* memiliki potensi untuk memengaruhi hasil analisis statistik secara signifikan, karena dapat menggeser nilai rata-rata, meningkatkan varians, dan mengubah arah hubungan antar variabel (Bogale Begashaw & Berihun Yohannes, 2020).

Data longitudinal sebagai hasil dari survei longitudinal yang dapat dianalisa menggunakan *Generalized Estimating Equation* (GEE). GEE memiliki keunggulan dalam menangani korelasi intra-subjek. Korelasi intra-subjek terjadi ketika pengamatan yang dilakukan pada subjek yang sama pada waktu yang berbeda cenderung lebih mirip satu sama lain dibandingkan dengan pengamatan pada subjek yang berbeda. Hal ini berarti ada ketergantungan atau korelasi antara pengamatan berulang dari individu yang sama, sehingga memberikan estimasi yang lebih akurat dibandingkan dengan metode konvensional yang mengasumsikan independensi (Hwang, 2013; Schober & Vetter, 2018). Selanjutnya, GEE dapat bekerja dengan variabel respon yang berbeda sesuai dengan rancangan survei yang dilakukan (*binary, ordinal, count, continuous*) yang menawarkan fleksibilitas (Geroldinger et al., 2023; Nitasari et al., 2024).

GEE sebagai alat statistik dapat digunakan untuk menganalisa faktor-faktor yang terilustrasikan sebagai variabel bebas dan variabel respon yang dinyatakan pada data longitudinal (Y. Xu et al., 2021). GEE merupakan ekstensi dari *Generalized Linear Model* (GLM) yang memperhitungkan korelasi dalam *cluster* atau pengukuran berulang (Austin et al., 2024). Keuntungan dari penggunaan GEE pada pengolahan data statistik yaitu: (1) fleksibilitas, GEE dapat bekerja dengan variabel respon yang beragam dan tidak memerlukan data normal (Arnau et al., 2015; Nitasari et al., 2024); (2) akurasi, GEE menangani korelasi dalam data, menghasilkan estimasi yang lebih dapat diandalkan (Touloumis et al., 2013; Lim, 2020); (3) efisiensi, GEE sering membutuhkan ukuran sampel yang lebih kecil dibandingkan dengan metode lain untuk akurasi yang sama (M. Wang et al., 2016); (4) kemudahan penggunaan, GEE tersedia dalam berbagai perangkat lunak statistik, membuatnya dapat diakses oleh para peneliti (Tirta & Anggraeni, 2018); serta (5) interpretabilitas: hasil GEE dapat ditafsirkan dengan cara yang mirip dengan model regresi tradisional (Kong et al., 2015). Disisi lain, identifikasi dan penanganan terhadap data pencilon menjadi langkah penting sebelum melakukan analisis lanjutan. Penanganan tersebut dapat dilakukan melalui pendekatan statistik yang *robust*, transformasi data, atau metode iteratif seperti *Iteratively Reweighted Least Trimmed Squares* (IRLTS) dalam model GEE yang mampu meminimalkan pengaruh observasi ekstrem tanpa harus menghapus data tersebut.

Dalam perkembangannya, penganalisaan data longitudinal, selain menggunakan GEE dapat juga menggunakan *Structural Equation Modeling* (SEM). Ada beberapa metode pada SEM yang digunakan secara khusus untuk menganalisa data longitudinal yaitu (1) *latent growth curve modeling* (LGCM) sebagai metode yang paling umum dalam SEM untuk longitudinal pada metode ini menggunakan *trajectory* analisis (*intercept* dan *slope*) untuk memodelkan perubahan rata-rata suatu konstruk sepanjang waktu (Bollen & Curran, 2018; Burant, 2016; Isiordia & Ferrer, 2018); (2) *cross-lagged panel model* (CLPM) sebagai metode yang memeriksa hubungan sebab akibat antar variabel dari waktu ke waktu serta membedakan efek autoregresif (stabilitas suatu variabel terhadap dirinya sendiri pada waktu berikutnya) dan efek silang (*lagged effect*) antar variabel (Demirer et al., 2021); (3) *latent change score model* (LCSM) metode statistik yang

fokus pada perubahan antar dua waktu pengukuran (*difference score*), digunakan jika peneliti ingin mengetahui seberapa besar perubahan tiap individu dan faktor apa yang memengaruhinya (J. Liu, 2022); (4) multilevel SEM (MSEM) digunakan jika data longitudinal bersarang (*nested*), dengan menggabungkan analisis multilevel dengan SEM (Lee et al., 2019), sehingga bisa memisahkan variasi antar-individu dan dalam-individu sepanjang waktu; serta (5) *mixture SEM (growth mixture modeling, GMM)* pada metode ini memungkinkan identifikasi subkelompok individu dengan pola pertumbuhan berbeda dalam data longitudinal (Jung & Wickrama, 2008; Mara & Carle, 2021).

Baik GEE maupun SEM memiliki keunggulan masing-masing dalam menganalisa data longitudinal, namun dalam konteks penelitian pada hubungan prediktor terhadap *outcome* berulang, GEE lebih fleksibel karena GEE dirancang untuk mengestimasi efek rata-rata populasi (*marginal mean*), sehingga lebih sederhana dan langsung memberikan gambaran pengaruh variabel prediktor terhadap *outcome* tanpa memerlukan asumsi model laten yang kompleks. Dibandingkan dengan SEM yang sangat sensitif terhadap asumsi normalitas multivariat. Sedangkan, GEE menggunakan *robust estimator* sehingga tetap memberikan hasil konsisten meskipun data tidak berdistribusi normal (Barry et al., 2022). Keunggulan lain dari GEE adalah fleksibilitas dalam menangani berbagai jenis *outcome*, baik kontinu, biner, ordinal, maupun *count*, sementara SEM lebih terbatas dan cenderung mengasumsikan data kontinu serta normal.

Selanjutnya dari sisi struktur korelasi longitudinal, GEE memungkinkan peneliti memasukkan berbagai struktur korelasi kerja seperti *independence*, *exchangeable*, AR-1, atau *unstructured*. Hal ini memudahkan penanganan korelasi intra-subjek, dan meskipun terjadi salah spesifikasi pada struktur korelasi, estimasi efek prediktor tetap konsisten. Sementara itu, SEM memang mampu menjelaskan hubungan longitudinal melalui *cross-lagged panel model*, tetapi memerlukan pemodelan yang lebih rumit dan asumsi yang lebih ketat. Dengan demikian, GEE dapat dinyatakan lebih tepat digunakan ketika tujuan penelitian adalah untuk mengestimasi efek rata-rata prediktor terhadap *outcome* longitudinal, terutama ketika data tidak berdistribusi normal.

Selanjutnya, jenis data yang digunakan dengan GEE cukup fleksibel, menjadikannya alat yang kuat untuk menganalisis berbagai struktur data. GEE tidak memerlukan variabel *dependent* untuk mengikuti distribusi tertentu (misal distribusi normal) (Habibzadeh, 2024). Sebaliknya, GEE menggunakan fungsi link yang ditentukan dan distribusi keluarga untuk memodelkan hubungan antara prediktor dan variabel respon (de Andrade et al., 2020). Hal ini termasuk dengan menggunakan data longitudinal.

Berdasarkan hal tersebut, GEE dinyatakan fleksibel menjadikan data longitudinal yang dianalisis berasal dari kumpulan variabel dengan skala pengukuran ordinal. Dalam perkembangannya interpretasi bentuk dari variabel prediktor maupun respon yang diasumsikan ordinal akan diantisipasi atau diatasi dengan pengkonversian variabel yang ordinal menjadi kontinu. Salah satu cara adalah menggunakan analisis faktor. Analisis faktor merupakan salah satu teknik statistik multivariat yang digunakan untuk menyederhanakan sekumpulan besar variabel untuk menjadi beberapa faktor yang lebih sedikit (Retno P.S., 2023). Pada proses analisa faktor terdapat tahapan skor faktor, skor faktor sebagai langkah penting untuk mengestimasi nilai faktor tersembunyi (atau laten) untuk setiap observasi dalam dataset. Setelah skor dihitung, skor-skor ini dapat digunakan untuk analisis lanjutan, sepertihalnya *clustering*, regresi, atau analisis perbedaan dalam kelompok.

Perkembangan sistem pendidikan tinggi saat ini menghadirkan tantangan baru bagi mahasiswa dalam menetapkan tujuan akademik dan merencanakan masa depan karier. Dengan jumlah mahasiswa Indonesia yang mencapai 7,8 juta pada tahun 2023, persoalan mengenai kemampuan mereka menavigasi proses perkuliahan, menetapkan tujuan akademik, dan mempersiapkan karier menjadi isu strategis yang perlu dikaji secara ilmiah. Ketimpangan antara kebutuhan dunia kerja dan kompetensi lulusan, serta minimnya eksplorasi mahasiswa terhadap program studi yang dipilih, menunjukkan bahwa banyak mahasiswa belum memiliki arah tujuan (*goal-setting*) yang jelas dan terstruktur dalam perjalanan akademiknya.

Dalam konteks ini, penelitian mengenai pembentukan dan perkembangan *goal-setting* menjadi sangat penting. Namun, *goal-setting* bukanlah fenomena statis, *goal-setting* berkembang seiring waktu, dipengaruhi oleh pengalaman belajar, perubahan motivasi, dan dinamika psikologis individu. Oleh karena itu,

pendekatan metodologis yang mampu menangkap perubahan perilaku atau sikap mahasiswa secara berulang (*repeated measures*) sangat diperlukan. GEE merupakan salah satu metode statistik yang relevan digunakan dalam konteks data longitudinal karena mampu memperhitungkan korelasi intra-individu dari waktu ke waktu, sehingga memberikan estimasi parameter yang lebih stabil dan efisien untuk variabel yang bersifat ordinal maupun non-normal.

Lebih lanjut, *goal-setting* dalam psikologi pendidikan modern dipahami sebagai hasil interaksi antara kemampuan kognitif, motivasional, dan regulasi diri (Urhahne & Wijnia, 2023). Empat variabel laten yaitu *self-observation*, *self-judgment*, *self-efficacy*, dan *self-regulated* dapat menjadi fondasi penting dalam membentuk kapasitas mahasiswa untuk menetapkan dan mencapai tujuan. *Self-observation* memungkinkan mahasiswa memonitor perilaku dan kemajuan akademiknya, sehingga berperan penting dalam evaluasi keberhasilan proses pembelajaran (Han & Ellis, 2020). *Self-judgment* membantu mahasiswa melakukan penilaian terhadap kualitas usahanya, membandingkan pencapaian dengan standar tertentu, serta menentukan strategi perbaikan (Yan et al., 2023). *Self-efficacy* menjadi sumber kepercayaan diri mahasiswa untuk menetapkan tujuan yang menantang dan bertahan dalam upaya mencapai tujuan tersebut (Ismael W. Baog et al., 2025). Dan *self-regulated* memungkinkan mahasiswa merencanakan, mengatur, dan mengevaluasi proses belajar secara mandiri (Fauzi & Widjajanti, 2018).

Keempat komponen tersebut merupakan inti dari teori sosial-kognitif (Bandura, 1991), yang telah menjadi landasan utama perkembangan psikologi pendidikan kontemporer. Lebih jauh lagi, perguruan tinggi saat ini menuntut mahasiswa untuk mampu belajar secara mandiri, adaptif, dan berorientasi masa depan menjadi sebuah kapasitas yang hanya dapat berkembang ketika mahasiswa memiliki *goal-setting* yang kuat dan mekanisme regulasi diri yang baik. Namun, penelitian yang mengintegrasikan keempat variabel laten ini dalam satu model komprehensif serta melihat bagaimana pengaruhnya berubah sepanjang waktu masih terbatas, khususnya dalam konteks mahasiswa Indonesia.

Pendekatan GEE berdasarkan perolehan skor faktor, baik klasik maupun *robust* (metode IRLTS), menjadi semakin relevan karena memungkinkan analisis yang lebih akurat terhadap data berulang yang berasal dari konstruk laten berbasis

Confirmatory Factor Analysis (CFA). Dengan mengonversi variabel laten menjadi skor faktor, peneliti dapat memodelkan dinamika *goal-setting* dari waktu ke waktu secara lebih realistis, tepat, dan *robust*, terutama untuk data ordinal yang umum dalam instrumen psikologis dan pendidikan.

Oleh karena itu, penelitian ini memiliki urgensi yang tinggi karena memadukan pendekatan metodologis dengan kajian psikologis yang relevan dalam konteks pendidikan tinggi. Penggunaan skor faktor hasil CFA sebagai representasi konstruk laten dan menganalisisnya melalui GEE pada data longitudinal. Penelitian ini menawarkan inovasi penting yang memberikan gambaran lebih akurat mengenai dinamika *self-observation*, *self-judgment*, *self-efficacy*, dan *self-regulated* dalam memengaruhi *goal-setting* mahasiswa. Pendekatan ini tidak hanya mengatasi keterbatasan penelitian sebelumnya yang cenderung bersifat *cross-sectional*, tetapi juga menghasilkan bukti empiris baru mengenai bagaimana proses *self-regulated* ataupun *self-efficacy* berkembang dan berkontribusi terhadap pembentukan tujuan akademik dari waktu ke waktu. Selain itu, temuan penelitian ini diharapkan memiliki nilai praktis yang kuat karena dapat menjadi dasar bagi pengembangan intervensi pendidikan berbasis data mulai dari perancangan program peningkatan *self-regulated*, penguatan *self-efficacy* akademik, hingga transformasi bimbingan akademik yang adaptif dan personal. Dengan demikian, penelitian ini tidak hanya memberikan kontribusi teoretis yang signifikan, tetapi juga menawarkan manfaat strategis bagi peningkatan mutu pendidikan pada mahasiswa Fakultas Keguruan dan Ilmu Pendidikan (FKIP) Perguruan Tinggi Muhammadiyah Aisyiyah (PTMA) di Provinsi Lampung.

1.2 Kebaruan (*Novelty*)

Kebaruan dari penelitian ini adalah sebuah pendekatan inovatif dalam analisis data longitudinal dengan mengintegrasikan skor faktor hasil CFA ke dalam GEE dan dihasilkannya instrumen survei *goal-setting*, *self-observation*, *self-judgment*, *self-efficacy*, dan *self-regulated*. Kebaruan lainnya yaitu dihasilkannya rumusan intervensi pendidikan berbasis data dan teori psikologi sosial-kognitif.

1.3 Rumusan Masalah

Berdasarkan latar belakang dan kebaruan penelitian mengenai skor faktor hasil CFA dan GEE pada studi kasus *goal-setting* mahasiswa, dihasilkan rumusan masalah dalam penelitian ini sebagai berikut:

1. Bagaimana proses pembentukan validasi dan hasil skor faktor CFA untuk konstruk *self-observation*, *self-judgment*, *self-efficacy*, *self-regulated*, dan *goal-setting* mahasiswa?
2. Bagaimana penerapan pendekatan GEE klasik dan GEE *robust* berbasis skor faktor dalam memodelkan hubungan longitudinal antara konstruk *self-observation*, *self-judgment*, *self-efficacy*, dan *self-regulated* terhadap *goal-setting* mahasiswa?
3. Apa struktur matriks korelasi kerja (*working correlation matrix*) yang paling sesuai untuk menggambarkan dinamika hubungan antar konstruk dalam model GEE klasik dan GEE *robust*?
4. Bagaimana hasil model GEE klasik dan GEE *robust* berbasis skor faktor dapat digunakan untuk merumuskan bentuk intervensi pendidikan yang mendukung kemampuan *goal-setting* mahasiswa?.

1.4 Tujuan Penelitian

Penelitian ini secara umum bertujuan untuk mengembangkan model analisis longitudinal menggunakan pendekatan GEE klasik dan GEE *robust* berbasis skor faktor dalam rangka mengidentifikasi dan menganalisis pengaruh konstruk *self-observation*, *self-judgment*, *self-efficacy*, dan *self-regulated* terhadap *goal-setting* mahasiswa, serta menghasilkan rekomendasi intervensi pendidikan berbasis data dan teori psikologi sosial-kognitif. Selanjutnya, secara khusus penelitian ini bertujuan untuk:

1. Menganalisis struktur faktor konstruk *self-observation*, *self-judgment*, *self-efficacy*, *self-regulated*, dan *goal-setting* mahasiswa menggunakan CFA.
2. Menerapkan pendekatan GEE klasik dan GEE *robust* berbasis skor faktor untuk memodelkan hubungan longitudinal antara konstruk *self-observation*, *self-judgment*, *self-efficacy*, *self-regulated*, terhadap *goal-setting* mahasiswa.

3. Mengidentifikasi dan menentukan model matriks korelasi kerja yang paling sesuai dalam menggambarkan penggunaan data longitudinal mahasiswa dalam analisis GEE klasik dan GEE *robust*.
4. Merumuskan bentuk intervensi pendidikan berbasis hasil analisis GEE dan skor faktor yang dapat digunakan untuk meningkatkan efektivitas *goal-setting* mahasiswa.

1.5 Manfaat Penelitian

Manfaat dari penelitian ini antara lain:

1. Memberikan kontribusi metodologis melalui penerapan pendekatan GEE berbasis skor faktor pada data longitudinal di bidang pendidikan, khususnya dalam pemodelan konstruk *self-observation*, *self-judgment*, *self-efficacy*, *self-regulated* terhadap *goal-setting* mahasiswa.
2. Menghasilkan bukti empiris mengenai pengaruh konstruk *self-observation*, *self-judgment*, *self-efficacy*, *self-regulated* terhadap *goal-setting* mahasiswa, sehingga dapat memperkaya literatur di bidang psikologi pendidikan dan sosial-kognitif.
3. Menyediakan dasar bagi pengembangan intervensi pendidikan berbasis data dan teori psikologi sosial-kognitif yang relevan untuk meningkatkan kemampuan *goal-setting* mahasiswa.
4. Memberikan rekomendasi praktis bagi pengelola pendidikan tinggi mengenai bentuk pelatihan atau program pengembangan diri yang tepat sasaran untuk mendukung prestasi akademik.
5. Menjadi referensi bagi peneliti lain yang ingin mengaplikasikan model statistik GEE, serta memperluas penggunaan skor faktor hasil CFA dalam penelitian longitudinal di berbagai bidang ilmu.

BAB II. TINJAUAN PUSTAKA

2.1 Bibliometric Penelitian

Topik penelitian yang dikaji pada penelitian ini terkait dengan pendekatan GEE, dengan skor faktor dari CFA sebagai dasar pengukuran konstruk laten. Topik penelitian ini meneliti pengaruh konstruk *self-observation*, *self-judgment*, *self-efficacy*, dan *self-regulated* terhadap *goal-setting* sebagai variabel dependen. Berdasarkan kajian yang akan diteliti, maka peneliti mengumpulkan dan mempelajari referensi artikel yang digunakan sebagai rujukan dalam penelitian ini.

Penelitian mengenai analisis data longitudinal dengan pendekatan SEM maupun GEE telah banyak dikembangkan. Xu et al., (2014) mengembangkan model pertumbuhan dua bagian menggunakan SEM untuk mempelajari perubahan variabel yang bersifat parsial. Selanjutnya, Sozer-Boz & Kahraman, (2023) menerapkan *Latent Growth Curve Model* (LGCM) dan *Latent Class Growth Model* (LCGM) untuk menganalisis lintasan kesejahteraan subjektif, dan hasilnya menunjukkan adanya perbedaan lintasan pertumbuhan antar individu. Penelitian lanjutan oleh Sozer-Boz & Kahraman (2023) menekankan bahwa subjektif *well-being* mahasiswa mengalami perubahan signifikan dari waktu ke waktu, namun lintasannya tidak seragam antar individu, sehingga mendukung penggunaan *Latent Growth Modeling* untuk memetakan perbedaan tersebut.

Dalam konteks estimasi skor faktor, Curran et al., (2014) menekankan bahwa penggunaan estimasi skor faktor yang diinformasikan oleh kovariat dapat meningkatkan ketepatan hubungan antara prediktor dan kriteria. Senada dengan hal tersebut, Lai & Tse, (2024) mengevaluasi apakah skor faktor bersifat *measurement invariant* antar kelompok, sementara Ferrando & Lorenzo-Seva, (2019) menunjukkan bahwa penggunaan skor faktor ganda mampu memberikan presisi yang lebih tinggi pada model unidimensional.

Sementara itu, penelitian yang berfokus pada GEE banyak mengulas keunggulan metode ini dalam data longitudinal. M. Wang (2014) melakukan tinjauan menyeluruh mengenai penerapan GEE untuk analisis data longitudinal dan

menegaskan posisinya sebagai metode yang konsisten meskipun terdapat salah spesifikasi pada korelasi. Cho (2016) memperluas analisis dengan *multivariate marginal models* dalam konteks data longitudinal multivariat. Lebih lanjut, Ito & Sugasawa (2020) mengembangkan pendekatan *Grouped GEE*, yang dinilai lebih kuat sekaligus tetap mudah diinterpretasikan. Dalam studi kasus di Indonesia, Sihombing (2022) membandingkan performa model GLM, GLMM, dan GEE pada kasus jumlah pasien tuberkulosis paru periode 2019-2021. Hasilnya menunjukkan bahwa GEE lebih stabil dan sesuai untuk data longitudinal, karena mampu menangani korelasi antar waktu dalam satu wilayah.

Berikutnya mengenai kajian *self-regulated learning* dan faktor psikologis lain yang memengaruhi pencapaian akademik telah dilakukan dalam berbagai penelitian. Hamzah et al. (2023) menekankan bahwa teori pembelajaran metakognitif mampu meningkatkan keterampilan berpikir tingkat tinggi (*Higher Order Thinking Skills /HOTS*) sekaligus memperkuat regulasi diri mahasiswa. Selaras dengan itu, Bihun et al. (2023) menyoroti peran kemandirian dalam membentuk sistem regulasi diri psikologis individu.

Strategi matakognitif juga terbukti berperan penting dalam pencapaian akademik. Studies (2022) menunjukkan bahwa penerapan strategis metakognitif tidak hanya meningkatkan efikasi diri mahasiswa, tetapi juga berpengaruh positif terhadap motivasi belajar dan capaian akademik. Karlen (2016) melengkapi temuan dengan mengidentifikasikan adanya perbedaan dalam pengetahuan strategi metakognitif, motivasi, dan penggunaannya, yang menggambarkan adanya tipologi pelajar dengan regulasi diri yang berbeda-beda.

Faktor efikasi diri pun menjadi variabel penting dalam berbagai konteks. Ma & Chen (2024) menemukan bahwa sikap kompetitif dan efikasi diri berpengaruh terhadap motivasi tugas siswa sekolah menengah kejuruan, dengan pengaruh moderasi dari lingkungan kompetitif. Di bidang profesi, Yasa et al. (2019) juga membuktikan bahwa efikasi diri berperan sebagai mediator dalam hubungan antara orientasi tujuan dan kompleksitas tugas terhadap kinerja audit.

Selain itu, dimensi *self-monitoring* dan *self-observation* turut mendapatkan perhatian. Bedesem et al. (2024) mengembangkan panduan berbasis teknologi untuk mendukung strategi pemantauan diri siswa dalam mengelola perilaku mereka

di kelas, sementara Foster et al. (1999) mengulas berbagai isu praktis dalam penerapan metode observasi diri. Dari perspektif sosial, Thai (2022) mengeksplorasi bagaimana individu melakukan perbandingan penilaian sosial dalam kehidupan sehari-hari, yang berimplikasi pada regulasi diri dan evaluasi diri dalam konteks sosial. Di sisi lain, penelitian Tuk et al. (2021) mengungkapkan cara *framing* tujuan (*do vs don't*) berpengaruh pada efektivitas *goal-setting*, menunjukkan pentingnya formulasi tujuan yang tepat untuk meningkatkan motivasi dan pencapaiannya.

Berdasarkan uraian tersebut maka gap penelitian yang dapat direspon mengenai kebutuhan integrasi antara metodologi statistik lanjut dan konstruk psikologis dalam *goal-setting* didasarkan atas:

- (1) Penelitian yang mengintegrasikan GEE dengan skor faktor dari konstruk psikologis (hasil CFA) dalam analisis longitudinal *goal-setting* masih terbatas.
- (2) Sebagian besar studi psikologi pendidikan masih terbatas pada analisis korelasional atau lintasan pertumbuhan (LGCM) tanpa mempertimbangkan struktur korelasi antar waktu secara eksplisit, yang menjadi keunggulan GEE.
- (3) Variasi individu dalam perubahan konstruk seperti *self-efficacy* atau *self-regulation* dari waktu ke waktu dapat lebih akurat dimodelkan jika menggunakan *Grouped* GEE atau GEE multivariat berbasis skor faktor.
- (4) Konstruksi skor faktor dari empat aspek (*self-observation*, *self-judgment*, *self-efficacy*, dan *self-regulated*) dapat memperkuat estimasi model GEE, mengingat isu *measurement error* yang sering terjadi pada indikator psikologis.

2.2 Data Longitudinal

2.2.1 Pengertian Data Longitudinal

Data longitudinal, mengacu pada kumpulan data yang berisi pengamatan sejumlah individu dari waktu ke waktu. Dengan kata lain, data longitudinal menyediakan beberapa pengamatan untuk setiap individu dalam sampel. Lebih penting lagi, data longitudinal dengan mencampur perbedaan inter-individu dengan dinamika intra-individual, memungkinkan penyelidikan hipotesis perilaku yang lebih rumit daripada yang diperoleh dengan menggunakan data *cross-sectional* atau data seri waktu. Selain itu, jika terdapat suatu model dengan bentuk Y_i , $i = 1, 2, \dots, n$ adalah independent. Ada dua situasi umum di mana asumsi

tersebut bisa dinyatakan tidak mungkin. Dalam suatu situasi, hasilnya adalah pengukuran berulang dari waktu ke waktu pada subjek yang sama; misalnya, berat orang yang sama ketika mereka berusia 30, 40, 50, dan 60 tahun. Ini adalah contoh dari data longitudinal. Pengukuran pada orang yang sama pada waktu yang berbeda mungkin lebih mirip dibandingkan dengan pengukuran pada orang yang berbeda, karena mereka dipengaruhi oleh karakteristik persisten serta variabel laten yang berpotensi lebih bervariasi misalnya, berat badan mungkin terkait dengan genetik, tinggi, orang dewasa, kebiasaan makan, ataupun tingkat aktivitas fisik mereka. Untuk alasan ini, data longitudinal untuk kelompok subjek cenderung menunjukkan korelasi antara pengukuran berturut-turut (Ito & Sugawara, 2020).

Istilah pengukuran berulang digunakan untuk menggambarkan data longitudinal dan data yang dikelompokkan. Ada dua pendekatan untuk memodelkan data tersebut. Salah satu pendekatan yaitu dengan melepaskan asumsi kebiasaan independensi antara hasil Y_i dan memodelkan struktur korelasi secara eksplisit. Metode ini seperti pengukuran berulang (misalnya, analisis varians berulang) dan pendekatan persamaan estimasi umum. Metode penilaian dan inferensi untuk model ini, pada prinsipnya, analog dengan model linear umum untuk hasil independent. Pendekatan alternatif untuk pemodelan pengukuran berulang didasarkan pada pertimbangan struktur hierarki desain studi. Hal tersebut, dinyatakan sebagai *multilevel modeling*.

2.2.2 Struktur Data Longitudinal

Data longitudinal dapat dianggap sebagai kasus khusus dari data pengukuran yang berulang dari individu yang dikumpulkan dan diterapkan dalam studi eksperimental (X. Liu, 2015). Data pengukuran berulang mewakili konsep jenis data yang lebih luas karena kadang-kadang melibatkan sejumlah besar titik waktu dan memungkinkan perubahan kondisi eksperimental atau observasi (Kalaycioglu et al., 2016). Selanjutnya, struktur data longitudinal dibedakan menjadi struktur data *multivariate* dan struktur data *univariate*, dan data longitudinal yang seimbang dan tak seimbang.

Struktur data multivariat merupakan data pengukuran berulang klasik digunakan pada ANOVA dalam studi eksperimental. Secara tradisional, struktur data untuk pengukuran berulang ANOVA mengikuti format *multivariate*. Pada struktur data ini, setiap subjek hanya memiliki satu baris data, dengan pengukuran berulang yang dicatat secara horizontal. Artinya, kolom menunjukkan untuk pengukuran pada setiap titik waktu dalam matriks data. Sedangkan, struktur data *univariate* memiliki beberapa baris dan waktu secara eksplisit ditentukan sebagai prediktor utama pada trajektori perkembangan individu. Artinya, mengasumsikan n titik waktu dalam analisis data longitudinal, setiap subjek pada n baris data dalam dataset (empiris, beberapa baris mungkin kosong karena hilangnya observasi).

2.2.3 Keuntungan pada Data Longitudinal

Data longitudinal dalam penelitian sering digunakan pada kajian di bidang ekonomi yang memiliki beberapa keuntungan dibandingkan dengan konvensional *cross-sectional* atau data *time series* (Awalluddin et al., 2021), yaitu:

- (1) Menentukan parameter model yang lebih akurat. Data longitudinal biasanya memberikan para peneliti sejumlah besar titik data, memberikan peningkatan kebebasan dan mengurangi kolinearitas antara variabel *explanatory* sehingga meningkatkan efisiensi estimasi ekonometrik.
- (2) Kemampuan untuk membangun hipotesis perilaku yang lebih realistis. Dengan mencampur perbedaan antar individu dengan dinamika intra individu, data longitudinal memungkinkan peneliti untuk menganalisis sejumlah pertanyaan yang tidak dapat ditangani dengan menggunakan kumpulan data *cross-sectional* atau *time series*.
- (3) Menemukan hubungan yang dinamis. Satu set data *time series* sering tidak dapat memberikan estimasi yang baik dari koefisien dinamis.
- (4) Mengontrol dampak variabel yang diabaikan. Penggunaan data longitudinal memberikan sarana untuk memecahkan atau mengurangi ukuran masalah ekonometrik utama yang sering muncul dalam studi empiris, yaitu, pernyataan yang sering didengar bahwa alasan sebenarnya seseorang menemukan (atau tidak menemukan) efek tertentu adalah karena variabel

yang diabaikan (dibandingkan, tidak diamati) yang berkorelasi dengan variabel penjelasan.

- (5) Menghasilkan prediksi yang lebih akurat untuk hasil individual. Menggabungkan data dapat menghasilkan prediksi yang lebih akurat dari hasil individual. Ketika data pada riwayat individu terbatas, data longitudinal memberikan kemungkinan untuk mempelajari perilaku seseorang dengan mengamati perilaku orang lain. Dengan demikian, ada kemungkinan untuk mendapatkan deskripsi yang lebih akurat dari perilaku seseorang dengan melengkapi pengamatan individu tersebut dengan data tentang individu lain (Hsiao, 2007; Zhang et al., 2022).
- (6) Simplifikasi komputasi dan inferensi statistik. Data longitudinal melibatkan setidaknya dua dimensi, dimensi persegi dan dimensi urutan waktu. Dalam keadaan normal seseorang akan mengharapkan bahwa perhitungan estimator data longitudinal atau inferensi akan lebih rumit daripada estimator berdasarkan data *cross-sectional* atau waktu seri saja.

2.3 Generalized Estimation Equation (GEE)

2.3.1 Pengertian GEE

GEE sebagai metode yang digunakan untuk menganalisis pengukuran berulang dengan pendekatan model marginal yang diusulkan GEE adalah teknik statistik yang digunakan untuk menganalisis data longitudinal atau data gabungan (Hardin & Hilbe, 2013; Awalluddin et al., 2021) atau data berulang yang tidak selalu berdistribusi normal. GEE sangat berguna karena GEE dapat memperkirakan parameter dari model linear umum atau GLM ketika mungkin ada korelasi antara pengamatan dalam subjek atau dalam kelompok (Cui, 2007; Sihombing, 2022). Tidak seperti model regresi klasik berbasis *maximum likelihood* yang mengasumsikan normalitas residual, GEE menggunakan pendekatan *quasi-likelihood*, sehingga estimasi parameter tetap konsisten dan tidak bias meskipun asumsi distribusi tidak terpenuhi.

GEE adalah metode marginal (atau populasi rata-rata) dibandingkan dengan metode *cluster* spesifik (atau subjek spesifik, kondisional). Oleh karena itu, GEE memodelkan harapan marginal dari hasil dan tidak menentukan distribusi bersama

dari pengamatan subjek. Metode ini paling masuk akal ketika minat utama terletak pada persamaan regresi untuk harapan marginal dan bukan dalam struktur korelasi *intracluster* (Ghisletta & Spini, 2004).

Dalam analisis data longitudinal maupun berulang, keberadaan *outlier* atau nilai pencilan merupakan fenomena yang umum terjadi akibat variasi perilaku individu, kesalahan pengukuran, atau kondisi ekstrem pada sebagian observasi. *Outlier* dapat memengaruhi hasil estimasi parameter, terutama ketika model yang digunakan sensitif terhadap deviasi besar dari nilai pusat data. Pada konteks ini, penggunaan GEE menjadi relevan karena pendekatan ini dirancang untuk menghasilkan estimasi parameter populasi yang konsisten dan efisien meskipun terdapat pelanggaran asumsi klasik, termasuk pelanggaran normalitas dan heterogenitas varian (Hardin & Hilbe, 2013).

Secara teoretis, GEE merupakan perluasan dari model linear umum (GLM) yang memanfaatkan keluarga distribusi eksponensial (*exponential family*) untuk menyesuaikan sifat distribusi data. Keluarga eksponensial ini mencakup distribusi normal, binomial, poisson, dan gamma, yang masing-masing memiliki bentuk fungsi variansi yang berbeda bergantung pada nilai harapan (Kumar & Chaturvedi, 2020). Pemilihan distribusi dalam GEE tidak hanya berfungsi untuk mendeskripsikan bentuk data, tetapi juga menentukan struktur hubungan antara *mean* dan variansi (Z. Xu et al., 2025), sehingga model menjadi lebih fleksibel dalam menghadapi data dengan variabilitas tinggi atau kehadiran pencilan.

Sebagai contoh, distribusi poisson digunakan untuk data hitungan (*count data*) dengan variansi sebanding dengan *mean* (Seck et al., 2022), sementara distribusi binomial sesuai untuk data proporsi (Im, 2021). Namun, pada data kontinu non-negatif yang cenderung *berskew* kanan seperti IPK, distribusi gamma sering kali menjadi pilihan tepat karena mampu menyesuaikan variansi yang meningkat seiring dengan nilai *mean* (Veazie et al., 2023).

Distribusi gamma memiliki dua parameter penting, yaitu parameter bentuk (*shape*) dan parameter skala (*scale*), yang membuatnya adaptif terhadap data yang mengandung penyimpangan ekstrem di sisi kanan distribusi. Dalam konteks GEE, penggunaan fungsi *link log* atau *inverse* pada distribusi Gamma mampu mentransformasikan hubungan non-linear antara *mean* dan variansi menjadi

bentuk linear pada skala parameter, sehingga efek pencilan dapat diredam secara alami. Selain itu, GEE menggunakan *sandwich estimator* (*empirical covariance estimator*) yang bersifat *robust* terhadap ketidaktepatan spesifikasi model varian, memungkinkan perhitungan *standard error* tetap konsisten bahkan ketika terdapat heteroskedastisitas atau pencilan moderat (Hanley et al., 2003; M. Wang et al., 2016).

Dengan demikian, meskipun dalam beberapa kasus varian GEE yang kuat (*robust GEE* atau *weighted GEE*) direkomendasikan untuk menangani pencilan ekstrem, GEE klasik tetap dapat digunakan secara sah dan efektif apabila distribusi dari keluarga eksponensial yang sesuai seperti distribusi gamma (Kudryavtsev & Shestakov, 2021). Pendekatan ini memungkinkan inferensi tetap reliabel dan efisien tanpa harus melakukan transformasi data atau penghapusan *outlier* secara agresif, selama *outlier* yang ada tidak bersifat sistematis atau ekstrem secara struktural dan berada dalam sampel besar (Herawati & Nisa, 2017).

2.3.2 Spesifikasi dan asumsi GEE

2.3.2.1 Penjelasan notasi

Misalkan y_{it} sebagai vektor *response* dengan seperangkat r kovariat atau faktor yang sesuai, y_{it} , dengan $i = 1, 2, \dots, K$; dan t indeks yang menunjukkan titik waktu $t = 1, 2, \dots, n_i$ untuk setiap unit. Dengan demikian, jumlah kluster yang diamati adalah K . Juga, $N = \sum n_i$, dan merupakan total jumlah observasi di semua unit.

2.3.2.2 Spesifikasi GEE

Langkah pertama dari metode GEE adalah dengan menghubungkan respon marginal

$$\mu_{it} = E(y_{it})$$

untuk kombinasi linear dari *covariates*

$$g(\mu_{it}) = \mathbf{x}_{it}'\boldsymbol{\beta}$$

dimana y_{it} sebagai *response* pada subjek i pada waktu ke- t , \mathbf{x}_{it} sebagai vektor kolom berordo $p \times 1$, maka $\mathbf{x}_{it}' = (x_{it_1}, \dots, x_{it_p})$ menjadi vektor baris berordo

$1 \times p$, dengan pengamatan individu i pada waktu ke- t , dan $\boldsymbol{\beta} = (\beta_1, \dots, \beta_p)'$ menjadi vektor kolom berordo $p \times 1$. Vektor $\boldsymbol{\beta}$ menggambarkan bagaimana distribusi respons lintas-seksi bergantung pada variabel penjelasan. Dan, $g(\cdot)$ adalah fungsi link.

Langkah kedua pada pendekatan GEE yaitu dengan mendeskripsikan *variance* pada y_{it} sebagai fungsi pada rata-rata,

$$\text{Var}(y_{it}) = V(\mu_{it})\phi$$

Dimana $V(\cdot)$ adalah fungsi *variance* dan ϕ sebagai parameter yang tidak diketahui. Untuk respon distribusi normal, pilihannya adalah

$$g(\mu_{it}) = \mu_{it}, V(\mu_{it}) = 1, \text{Var}(y_{it}) = \phi$$

Pada tahapan berikutnya, matriks korelasi kerja yang dilambangkan dengan $\mathbf{R}_i(\alpha)$ berukuran $t_i \times t_i$, dimana:

t_i : jumlah waktu (atau pengukuran) pada subjek ke- i

α : parameter yang menggambarkan tingkat korelasi antar waktu pengamatan

2.3.2.3 Asumsi GEE

Sebelum menjelaskan konsep GEE, ada tiga asumsi tentang penggunaan GEE untuk memodelkan data yang berkorelasi. Asumsi yang paling penting adalah bahwa ekspektasi bersyarat perlu ditentukan dengan benar.

$$\mu_{it} = E(y_{it}|x_{it}) = E[y_{it}|\mathbf{X}_i] \quad (1)$$

Persamaan (1) mengimplikasikan rata-rata bersyarat μ_{it} dari y_{it} , mengingat \mathbf{X}_i vektor kovariat variabel untuk individu ke- i , yang diukur pada semua titik waktu yang mungkin n_i , sama dengan sekumpulan variabel penjelas spesifik titik yang sama x_{it} (Dahmen & Ziegler, 2004).

Asumsi kedua adalah bahwa variabel respons y_{it} harus memiliki rata-rata dan varians yang dicirikan oleh GEE. Asumsi berikutnya, bahwa terdapat matriks kovarians bersyarat $t_i \times t_i$ (Dahmen & Ziegler, 2004).

Asumsi ketiga adalah bahwa fungsi link dan struktur korelasi kerja antar pengukuran dalam subjek (struktur matriks korelasi kerja) perlu dipesifikasikan dengan tepat. Fungsi link menghubungkan antara rata-rata bersyarat μ_{it} dengan kombinasi linear dari kovariat, sedangkan struktur korelasi menggambarkan bagaimana hubungan antar pengukuran dalam satu individu dimodelkan.

Struktur korelasi kerja dapat berupa *independent*, *exchangeable*, *autoregressive* (AR-1), dan *unstructured*.

2.3.3 Fungsi *Link* pada Distribusi Gamma

Dalam GLM atau GEE, dengan setiap individu i diamati pada beberapa waktu t , fungsi link sebagai fungsi yang menghubungkan rata-rata respon ($\mu_{it} = E(Y_{it})$) dengan kombinasi linear dari prediktor ($\eta_{it} = \mathbf{x}'_{it}\boldsymbol{\beta}$).

$$g(\mu_{it}) = \mathbf{x}'_{it}\boldsymbol{\beta}$$

keterangan:

- $\mu_{it} = E(Y_{it})$: nilai harapan dari respon individu ke- i pada waktu ke- t
- \mathbf{x}'_{it} : vektor prediktor untuk individu i pada waktu t
- $\boldsymbol{\beta}$: vektor parameter

Untuk distribusi gamma, fungsi link yang umum adalah *log-link*: $g(\mu_{it}) = \log(\mu_{it})$, dengan variabel respon Y_{it} diasumsikan berdistribusi gamma dengan *mean* μ_{it} dan *varians* sebanding dengan kuadrat *mean*: $Var(Y_{it}) = \phi\mu_{it}^2$. Selanjutnya, *log-link* digunakan agar prediksi *mean* selalu positif, sehingga:

$$\log(\mu_{it}) = \mathbf{x}'_{it}\boldsymbol{\beta} \text{ atau } \mu_{it} = \exp(\mathbf{x}'_{it}\boldsymbol{\beta}) \quad (2)$$

Distribusi gamma banyak digunakan dalam model GEE untuk menganalisis data respon kontinu yang bersifat positif dan memiliki ragam yang meningkat seiring dengan nilai rata-ratanya, seperti pada data waktu reaksi, biaya, atau skor dengan variabilitas proporsional terhadap rata-rata (Hardin & Hilbe, 2013). Dalam konteks GEE, pendekatan gamma memberikan fleksibilitas untuk menangani data yang tidak berdistribusi normal serta memungkinkan pemodelan hubungan non-linear antara variabel prediktor dan respon melalui fungsi *link* logaritmik.

Namun demikian, distribusi gamma juga dikenal sensitif terhadap keberadaan data pencilan (*outlier*). Hal ini disebabkan oleh sifat fungsi densitas gamma yang asimetris dan memanjang ke kanan (*right-skewed*), sehingga observasi ekstrem dengan nilai besar dapat memberikan pengaruh yang tidak proporsional terhadap estimasi parameter (Veazie et al., 2023). Keberadaan pencilan dapat meningkatkan nilai varians dan menggeser estimasi koefisien, sehingga menurunkan efisiensi serta validitas inferensi statistik. Oleh karena itu, dalam penerapan GEE dengan pendekatan gamma, diperlukan metode estimasi

yang *robust* terhadap pencilan, seperti *Iteratively Reweighted Least Trimmed Squares* (IRLTS), yang mampu meminimalkan pengaruh observasi ekstrem tanpa menghapus data, serta menghasilkan estimasi yang lebih stabil dan representatif terhadap pola umum populasi (Nisa & Herawati, 2017).

2.3.4 Matriks Korelasi Kerja

Kita harus memilih bentuk \mathbf{R} yang konsisten dengan korelasi empiris. \mathbf{R} disebut matriks korelasi kerja karena dengan respon non-normal pada korelasi sebenarnya antara hasil subjek mungkin tergantung pada nilai rata-rata dan berakibat pada $\mathbf{x}'_{it}\boldsymbol{\beta}$. Metode GEE menghasilkan estimasi konsisten dari koefisien regresi dan varians mereka, bahkan dengan spesifikasi salah satu dari struktur matriks *covariance*. Selain itu, hilangnya efisiensi dari pilihan \mathbf{R} yang salah tidak berarti ketika jumlah subjek besar.

Salah satu pilihan adalah model *working correlation* (korelasi kerja) independen dengan $\mathbf{R} = \mathbf{I}$. Pilihan ini didorong oleh fakta bahwa ketika jumlah subjek besar relatif terhadap jumlah pengamatan per subjek, pengaruh korelasi sering cukup kecil sehingga yang biasa paling sedikit. Namun, korelasi antara pengukuran berulang dapat memiliki efek substansial pada varian estimasi parameter dan oleh karena itu harus diperhitungkan untuk membuat kesimpulan yang benar. Pertimbangan ini menunjukkan bahwa model kerja independen dengan $\mathbf{R} = \mathbf{I}$. Dengan pilihan ini, memecahkan GEE adalah sama dengan memasang model regresi biasa untuk data independen. Model kerja ini mengarah pada estimasi konsisten dari vektor parameter dan matriks kovariansinya hanya karena model regresi ditentukan dengan benar.

Diasumsikan lebih lanjut bahwa matriks korelasi \mathbf{R} , berarti \mathbf{R}_i , bergantung pada vektor parameter asosiasi, yang dilambangkan dengan α , yaitu, matriks korelasi kerja, didefinisikan sebagai $\mathbf{R}_i(\alpha)$, yang sepenuhnya ditentukan oleh vektor parameter yang tidak diketahui, α . Vektor parameter yang tidak diketahui ini memiliki struktur dan diasumsikan sama untuk semua unit. Ini mewakili ketergantungan rata-rata di antara pengamatan.

$\mathbf{R}_i(\alpha)$ tergolong konsisten dengan korelasi empiris (Swan, 2006). Hal tersebut karena representasi yang akurat dari matriks korelasi sehingga dapat

meningkatkan efisiensi estimasi GEE. Selanjutnya selama μ_i ditentukan dengan benar, dan matriks kovarians konvergen ke matriks tetap tertentu, maka hasil yang konsisten masih dapat diperoleh, bahkan jika struktur $R_i(\alpha)$ keliru dalam mengidentifikasi (Dahmen & Ziegler, 2004).

2.3.5 Parameter Matriks Korelasi Kerja

Dapat ditulis secara formal estimator untuk parameter asosiasi sekunder sebagai persamaan estimasi:

$$\Psi(\alpha) = \sum_{i=1}^n \left(\frac{\partial \xi_i}{\partial \alpha} \right)^T \mathbf{H}_i^{-1} (\mathbf{W}_i - \xi_i) = [0]_{q \times 1} \quad (3)$$

dengan:

α = variabel yang mewakili parameter yang akan dicari nilainya

ξ_i = fungsi yang tergantung pada parameter α , biasanya merupakan fungsi yang mendeskripsikan model atau data

$$\mathbf{W}_i = (r_{i1}r_{i2}, r_{i1}r_{i3}, \dots, r_{in_i-1}r_{in_i})_{q \times 1}^T \quad (4)$$

$$\mathbf{H}_i = D \left(V(\mathbf{W}_{ij}) \right)_{q \times q} \quad (5)$$

$$\xi_i = E(\mathbf{W}_i)_{q \times 1} \quad (6)$$

Jadi r_{it} adalah *residual pearson* ke- it , \mathbf{H}_i adalah matriks diagonal, dan $q = \binom{n_i}{2}$. Dari persamaan estimasi ini, jelas bahwa parameterisasi matriks korelasi masuk melalui persamaan (6). Untuk menghitung persamaan ini, substitusi \hat{r}_{it} diperoleh dari estimasi $\hat{\beta}$, untuk *residu pearson*. Dalam subbagian yang akan diikuti, mencakup rumus sederhana untuk estimasi pada komponen α . Dalam semua kasus, formula dapat dihasilkan dari persamaan estimasi tersebut.

2.3.5.1 Exchangeable correlation

Struktur korelasi ini mengasumsikan bahwa nilai korelasi antara pengamatan pada individu yang sama adalah sama, yaitu α . Artinya ada satu parameter yang akan diestimasi. Dalam hal ini, α adalah skalar dan matriks *working correlation* memiliki struktur:

$$\mathbf{R}(\alpha) = \begin{bmatrix} 1 & \alpha & \alpha & \dots & \alpha \\ \alpha & 1 & \alpha & \dots & \alpha \\ \alpha & \alpha & 1 & \dots & \alpha \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \alpha & \alpha & \alpha & \dots & 1 \end{bmatrix}$$

dapat juga dinyatakan sebagai:

$$Corr(Y_{it}, Y_{ik}) = \begin{cases} 1 & ; t = k \\ \alpha & ; t \neq k \end{cases} \quad (7)$$

Rumus korelasi tersebut menyatakan hubungan antara dua variabel Y_{it} dan Y_{ik} dalam bentuk fungsi dua indeks (misal individu i , waktu atau titik pengamatan t dan k), dimana:

- Jika $t = k$ (yaitu pada elemen diagonal matriks, variabel dengan dirinya sendiri), maka korelasinya adalah 1, yang berarti ada korelasi sempurna, atau setiap variabel selalu berkorelasi secara maksimum dengan dirinya sendiri.
- Jika $t \neq k$ (yaitu pada elemen non-diagonal, hubungan antar variabel berbeda), maka korelasinya adalah konsisten sebesar α . Nilai α biasanya antara -1 dan 1 dan melambangkan tingkat korelasi antar variabel yang berbeda dalam matriks.

Dengan demikian, penggunaan t dan k pada data longitudinal di mana masing-masing indeks adalah penanda waktu atau titik pengamatan yang ingin dibandingkan antara observasi satu individu, untuk melihat pola hubungan konsisten dalam satu individu diberbagai waktu atau titik pengamatan yang berbeda.

Contoh pada penelitian longitudinal:

Misalkan dilakukan penelitian terhadap motivasi belajar mahasiswa selama satu semester. Setiap mahasiswa diukur tingkat motivasi belajarnya pada tiga waktu berbeda: awal semester ($t = 1$), tengah semester ($t = 2$), dan akhir semester ($t = 3$).

- Korelasi $Corr(Y_{i1}, Y_{i1})$ menunjukkan korelasi motivasi belajar mahasiswa i pada waktu awal dengan dirinya sendiri (selalu 1).
- Korelasi $Corr(Y_{i1}, Y_{i2})$ atau $Corr(Y_{i1}, Y_{i3})$ menunjukkan korelasi motivasi mahasiswa i antara waktu awal dan tengah, serta awal dan akhir, yang bernilai sama (α).

2.3.5.2 Autoregressive correlation

Pada struktur korelasi *autoregressive*, diasumsikan bahwa nilai korelasi antar pengamatan akan semakin meluruh sesuai jarak pengamatannya, dengan kata lain memiliki nilai yang semakin kecil jika jarak antar pengamatan semakin jauh, atau korelasi antar pengamatan bergantung pada urutan waktu atau urutan pengamatan. Misalkan untuk setiap subjek i dan setiap waktu atau titik pengamatan t dan k ($t, k = 1, 2, \dots, M$), struktur matriks korelasi kerja *autoregressive* dapat dinyatakan sebagai berikut:

$$\mathbf{R}_i(\alpha)_{aut} = \begin{bmatrix} 1 & \alpha & \dots & \alpha^{M-1} \\ \alpha & 1 & \dots & \alpha^{M-2} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \alpha^{M-1} & \alpha^{M-2} & \dots & 1 \end{bmatrix}$$

Atau dalam bentuk fungsi korelasi:

$$\text{Corr}(Y_{it}, Y_{ik}) = \begin{cases} 1 & ; t = k \\ \alpha^{|t-k|} & ; t \neq k \end{cases} \quad (8)$$

Rumus korelasi tersebut dapat dijelaskan bahwa:

- Jika $t = k$, korelasi antara variabel yang sama (misal pengukuran individu i pada waktu atau titik pengamatan yang sama), nilainya selalu 1 karena suatu variabel pasti berkorelasi sempurna dengan dirinya sendiri.
- Jika $t \neq k$, korelasinya sebesar $\alpha^{|t-k|}$, yaitu nilai α dipangkatkan selisih absolut antara waktu atau urutan pengamatan ke- t dan ke- k . Ini berarti semakin jauh jarak waktu atau urutan pengamatan antara kedua pengamatan, maka korelasinya semakin kecil. Jika α (biasanya antara 0 dan 1), maka $\alpha^{|t-k|}$ akan mengecil seiring pertambahan selisih $|t - k|$.

Dengan demikian, semakin tinggi α , semakin kuat korelasi antar waktu atau urutan pengamatan yang berdekatan, jika $\alpha = 0$, tidak ada korelasi sama sekali antar waktu atau jenis pengamatan yang berbeda.

Contoh pada penelitian longitudinal:

Penelitian psikologis yang mengukur tingkat kecemasan mahasiswa pada 4 waktu, sebelum ujian ($t = 1$), saat ujian ($t = 2$), satu minggu setelah ujian ($t = 3$), dan satu bulan setelah ujian ($t = 4$).

- Korelasi antara skor kecemasan pada waktu yang sama (misal $Corr(Y_{i2}, Y_{i2})$) pasti 1.
- Korelasi antara waktu yang berdekatan (misal $Corr(Y_{i2}, Y_{i3})$) adalah $\alpha^{|2-3|} = \alpha^1$.
- Korelasi antara waktu yang semakin jauh (misal $Corr(Y_{i1}, Y_{i4})$) adalah $\alpha^{|1-4|} = \alpha^3$, yang biasanya lebih kecil daripada α^1 .

2.3.5.3 Unstructured correlation

Jenis korelasi ini, nilai korelasi antar pengamatan cenderung tidak mengikuti pola tertentu. Oleh karena itu bentuk korelasi tersebut dinamakan *unstructured*, yaitu tidak terstruktur. Misalkan untuk setiap subjek i dan setiap waktu atau titik pengamatan t dan k ($t, k = 1, 2, \dots, M$), struktur matriks korelasi kerja *unstructured* dapat dinyatakan sebagai berikut:

$$\mathbf{R}_i(\alpha)_{uns} = \begin{bmatrix} 1 & \alpha_{1,2} & \dots & \alpha_{1,M} \\ \alpha_{2,1} & 1 & \dots & \alpha_{2,M} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \alpha_{M,1} & \alpha_{M,2} & \dots & 1 \end{bmatrix}$$

Dapat juga dinyatakan sebagai (Owusu-Darko et al., 2014):

$$Corr(Y_{it}, Y_{ik}) = \begin{cases} 1 & ; t = k \\ \alpha_{tk} & ; t \neq k \end{cases} \quad (9)$$

Rumus korelasi tersebut dapat dijelaskan bahwa:

- Jika $t = k$, korelasi antara variabel dengan dirinya sendiri pada waktu atau titik pengamatan yang sama nilainya selalu 1, artinya pengukuran atau observasi pada waktu atau titik pengamatan yang sama pasti berkorelasi sempurna.
- Jika $t \neq k$, korelasi antar variabel pada waktu atau titik pengamatan yang berbeda adalah α_{tk} , yaitu nilai korelasi spesifik berdasarkan pasangan waktu atau kondisi t dan k . Nilai α_{tk} tidak harus tetap (bisa berbeda untuk tiap kombinasi t dan k), sehingga model ini lebih fleksibel dalam mendeskripsikan hubungan antar pengamatan berbeda

Dengan demikian struktur ini disebut *unstructured* (model korelasi bebas atau tak berstruktur). Pada model ini, setiap pasangan waktu atau titik pengamatan t dan k memiliki nilai korelasi yang dapat berbeda-beda, tidak tetap

seperti pada *exchangeable* maupun *autoregressive*. Penggunaan matriks ini umum pada data longitudinal dimana hubungan antar pengukuran tidak diasumsikan sama atau menurun secara teratur. Selanjutnya, pada struktur ini memungkinkan peneliti untuk menangkap pola hubungan antar pengukuran individu di berbagai waktu atau titik pengamatan secara mendetail sesuai dengan karakter alamiah data.

Contoh pada penelitian longitudinal dengan jadwal pengukuran tidak konsisten: Sebuah studi medis mengamati tekanan darah pasien pada 4 waktu berbeda selama pengobatan, tetapi skor pengukuran diambil pada waktu-waktu yang tidak beraturan (misal: sebelum pengobatan ($t = 1$), minggu ke-2 ($t = 2$), bulan ke-1 ($t = 3$), dan bulan ke-3 ($t = 4$)).

- Korelasi antara tekanan darah minggu ke-2 dan bulan ke-1 ($Corr(Y_{i2}, Y_{i3})$) diberi parameter α_{23} , yang nilainya bisa berbeda dengan korelasi antara waktu lain, seperti bulan ke-1 dan bulan ke-3 ($Corr(Y_{i3}, Y_{i4}) = \alpha_{34}$).
- Korelasi antara sebelum pengobatan dan bulan ke-3 ($Corr(Y_{i1}, Y_{i4}) = \alpha_{14}$), juga bisa berbeda nilainya.

Setiap pasangan waktu (t dan k) dapat memiliki nilai korelasi (α_{tk}) yang berbeda sesuai dengan data empiris yang diperoleh, tidak diasumsikan sama atau mengikuti pola tertentu.

2.3.5.4 Independence correlation

Struktur korelasi ini mengasumsikan bahwa seluruh pengamatan adalah saling *independence*, termasuk antar pengamatan berulang pada individu yang sama. Artinya tidak ada parameter struktur korelasi yang perlu diestimasi. Bentuknya adalah sebagai berikut:

$$R_i(\alpha)_{ind} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & \cdots & 0 \\ 0 & 1 & \cdots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & \cdots & 1 \end{bmatrix}$$

Dapat juga dinyatakan sebagai (Owusu-Darko et al., 2014):

$$Corr(Y_{it}, Y_{ik}) = \begin{cases} 1 & ; t = k \\ 0 & ; t \neq k \end{cases} \quad (10)$$

Rumus korelasi kerja tersebut dapat dijelaskan bahwa:

- Jika $t = k$, korelasi antara variabel dengan dirinya sendiri pada waktu atau titik pengamatan yang sama nilainya selalu 1 (korelasi sempurna).
- Jika $t \neq k$, korelasi antara variabel pada waktu atau titik pengamatan berbeda adalah 0, artinya tidak ada hubungan linier antar hasil pada waktu atau kondisi berbeda dalam unit yang sama.

Dengan demikian, struktur korelasi *independence* ini mengasumsikan bahwa setiap pengukuran pada waktu atau titik pengamatan yang berbeda dalam satu individu/unit adalah tidak berkorelasi sama sekali (dianggap *independence*). Struktur ini digunakan ketika peneliti ingin memodelkan setiap pengukuran sebagai peristiwa yang benar-benar tidak saling memengaruhi satu sama lain, meskipun berasal dari unit atau individu yang sama. Struktur ini juga digunakan jika data maupun teori tidak mendukung adanya hubungan antar waktu/kondisi pengamatan dalam satu unit individu.

Contoh pada penelitian longitudinal pada survei kesehatan:

Sebuah studi survei mengukur tekanan darah tiga kali pada kelompok pasien berbeda, di mana setiap pengukuran dilakukan pada waktu (atau kondisi) yang berbeda, tetap diasumsikan hasil pada waktu satu dengan yang lain tidak saling memengaruhi secara statistik.

- $t = 1, 2, 3$ menunjuk pada waktu atau sesi pengukuran yang berbeda
- Korelasi $Corr(Y_{i1}, Y_{i1}) = 1$ (korelasi dengan dirinya sendiri)
- Korelasi $Corr(Y_{i1}, Y_{i2}) = 0$, $Corr(Y_{i1}, Y_{i3}) = 0$ dan seterusnya, dianggap tidak ada pengaruh antara pengukuran sesi yang berbeda dalam pasien yang sama

2.3.6 Sifat GEE

2.3.6.1 Parameter Dispersi, ϕ

Parameter dispersi untuk GEE bisa diestimasi dengan

$$\hat{\phi} = \frac{1}{N-r} \sum_{i=1}^K \sum_{t=1}^{n_i} e_{it}^2 \quad (11)$$

di mana $N = \sum n_i$ dan jumlah total pengamatan di semua unit, r adalah jumlah parameter regresi, dan e_{it} adalah residual terstandarisasi untuk pengamatan ke- i pada waktu atau kondisi ke- t (Hardin & Hilbe, 2013), atau bisa menggunakan

$$\hat{\phi} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^K \sum_{t=1}^{n_i} e_{it}^2 \quad (12)$$

Keuntungan dari persamaan (11) dibandingkan dengan persamaan (12) adalah hasil model untuk korelasi *independence* sesuai dengan hasil GLM. Menurut (Liang & Zeger, 1986) menyatakan setiap estimasi konsisten dari ϕ dapat diterima.

2.3.6.2 Variance β

Untuk melakukan uji hipotesis dan membangun interval kepercayaan, penting untuk memperoleh standar error yang terkait dengan koefisien regresi yang diestimasi, β . Standar error ini diperoleh sebagai akar kuadrat dari elemen diagonal matriks $V(\hat{\beta})$. Ada dua cara berbeda untuk menghitung varians dari β dalam metodologi GEE.

Cara pertama adalah pendekatan berbasis model. Pendekatan ini sering kali meremehkan standar error dari $\hat{\beta}$. Pendekatan kedua disebut estimasi yang *robust* atau 'empiris', dan menghasilkan hasil yang lebih konsisten bahkan ketika:

- $V(Y_{ij})$ tidak sama dengan $\phi V(\mu_{ij})$, dan
- $R_i(\alpha)$ salah spesifikasi

Pendekatan *Naive* memberikan varians dari $\hat{\beta}$ sebagai

$$\text{var}(\hat{\beta}) = \hat{\sigma}^2 \left[\sum_{i=1}^K \mathbf{D}_i^T \hat{\mathbf{V}}_i^{-1} \mathbf{D}_i \right]^{-1}$$

dengan komponen:

$\text{var}(\hat{\beta})$: matriks varians-kovarians dari estimasi parameter $\hat{\beta}$.

$\hat{\sigma}^2$: estimasi varians error.

$\sum_{i=1}^K \mathbf{D}_i^T \hat{\mathbf{V}}_i^{-1} \mathbf{D}_i$: penjumlahan dari produk-produk matriks untuk setiap subjek i dari 1 sampai K (jumlah total subjek)

\mathbf{D}_i : matriks turunan parsial atau matriks desain untuk subjek i , yang menunjukkan pengaruh dari setiap variabel prediktor terhadap respons

\mathbf{D}_i^T : transpose dari \mathbf{D}_i atau matriks \mathbf{D}_i yang diputar

$\hat{\mathbf{V}}_i^{-1}$: invers dari matriks kovarians untuk subjek i

$\mathbf{D}_i^T \hat{\mathbf{V}}_i^{-1} \mathbf{D}_i$: produk matriks yang memperhitungkan baik struktur variabel prediktor (melalui \mathbf{D}_i) dan struktur varians-kovarians (melalui $\hat{\mathbf{V}}_i$)

$[\sum_{i=1}^K \mathbf{D}_i^T \hat{\mathbf{V}}_i^{-1} \mathbf{D}_i]^{-1}$: invers dari hasil penjumlahan.

Selanjutnya, pendekatan empiris atau *robust* memberikan varians dari $\hat{\boldsymbol{\beta}}$ sebagai:

$\text{Var}(\hat{\boldsymbol{\beta}}) = \mathbf{M}_0^{-1} \mathbf{M}_1 \mathbf{M}_0^{-1}$, di mana:

- $\mathbf{M}_0 = \sum_{i=1}^K \mathbf{D}_i^T \hat{\mathbf{V}}_i^{-1} \mathbf{D}_i$, dan
- $\mathbf{M}_1 = \sum_{i=1}^K \mathbf{D}_i^T (\mathbf{y}_i - \hat{\boldsymbol{\mu}}_i)(\mathbf{y}_i - \hat{\boldsymbol{\mu}}_i)^T \hat{\mathbf{V}}_i^{-1} \mathbf{D}_i$

Perlu dicatat bahwa jika $\hat{\sigma}^2 \hat{\mathbf{V}}_i = (\mathbf{y}_i - \hat{\boldsymbol{\mu}}_i)(\mathbf{y}_i - \hat{\boldsymbol{\mu}}_i)^T$, maka pendekatan *Naive* dan empiris adalah identik. Estimator kedua ini sering disebut sebagai estimator 'sandwich'.

Konsistensi estimasi varians dari $\hat{\boldsymbol{\beta}}$ bergantung pada spesifikasi yang tepat dari struktur korelasi kerja, berbeda dengan estimasi aktual dari $\hat{\boldsymbol{\beta}}$ yang tidak bergantung pada hal tersebut. Error dalam spesifikasi struktur korelasi kerja menghasilkan estimasi $\text{Var}(\hat{\boldsymbol{\beta}})$ yang tidak sesuai dengan estimasi *Naive*.

2.3.7 Estimasi GEE

GEE dianggap sebagai moderasi dalam GLM untuk menggabungkan data yang berkorelasi, masuk akal bahwa mereka melibatkan moderasi pada persamaan estimasi atau skor, U_j , yang digunakan GLM dalam mengestimasi parameter.

Pada GLM, untuk menyesuaikan model dengan kumpulan data, diperlukan estimasi nilai parameter β_j . Metode *maximum likelihood* digunakan untuk memperkirakan parameter, dengan parameter yang diperkirakan secara numerik menggunakan prosedur *iterative* (Dobson & Barnett, 2008). Untuk memperoleh estimator *maximum likelihood* dari parameter β_j , fungsi *likelihood* juga diperlukan. Secara umum, fungsi *likelihood* didefinisikan sebagai,

$$L(\xi; y) = \sum_{i=1}^n f(y; \xi)$$

di mana n adalah ukuran sampel dari kumpulan data, dan ξ adalah parameter yang menjadi perhatian. Seringkali, lebih mudah untuk bekerja dengan fungsi *log-likelihood*, yang didefinisikan sebagai:

$$\ell(\xi; y) = \log L(\xi; y) = \log \prod_{i=1}^n f(y; \xi) = \sum_{i=1}^n \log f(y; \xi)$$

Untuk menggunakan teori ini dalam metodologi GLM, fungsi *log-likelihood* perlu diterapkan berdasarkan persamaan pada *exponential dispersion model* (EDM) yang memiliki fungsi kepekatan peluang, yang dinyatakan pada bentuk:

$$p(y; \theta, \phi) = a(y, \phi) \exp \left\{ \frac{1}{\phi} [y\theta - \kappa(\theta)] \right\}$$

di mana:

$\phi > 1$ sebagai parameter dispersi; μ sebagai parameter posisi dan $\mu = \kappa'(\theta)$; Y adalah variabel yang menjadi perhatian dan θ adalah parameter kanonik. Hal tersebut sangat penting untuk diketahui dimana Y tidak bergantung pada parameter θ dan ϕ , dan fungsi $a(y, \phi)$ tidak selalu dapat ditulis dalam bentuk tertutup. Selain itu, perlu dipastikan bahwa total penjumlahan Y di seluruh domain adalah satu. Notasi $Y \sim ED(\mu, \phi)$ menunjukkan bahwa variabel acak Y berasal dari keluarga EDM, dengan parameter lokasi μ dan parameter dispersi ϕ .

GEE dimodifikasi dengan menggunakan matriks korelasi 'kerja' dalam persamaan skor untuk memperhitungkan korelasi dalam data (Hardin & Hilbe, 2013). Matriks korelasi kerja *variance-covariance* untuk y_i , yang menggabungkan matriks korelasi 'kerja', dengan demikian korelasi data didefinisikan sebagai:

$$V_i(\alpha) = \phi A_i^{1/2} R_i(\alpha) A_i^{1/2} \quad (13)$$

Matriks kovarians 'working' ini akan sama dengan $Cov(Y_i)$ jika $R_i(\alpha)$ memang merupakan matriks korelasi yang benar untuk variabel respons.

Estimasi GEE adalah metode atau pendekatan yang digunakan untuk memperkirakan parameter regresi β dari data longitudinal atau data yang berkorelasi antar waktu. Prosedur ini melibatkan penyusunan persamaan estimasi, menentukan fungsi link, matriks korelasi kerja, dan menghitung nilai parameter yang meminimalkan selisih model dan data.

Secara matematis, estimasi GEE didasarkan pada penyelesaian persamaan:

$$\sum_{i=1}^N D_i^T V_i^{-1} (y_i - \mu_i) = 0 \quad (14)$$

dengan

- $V_i = A_i^{1/2} \times R_i(\alpha) \times A_i^{1/2}$
- D_i = matriks turunan parsial dari μ dan β
- y_i = vektor observasi pada subjek ke- i

- μ_i = vektor rata-rata dari prediksi model

Diketahui bahwa $D_i^T = \frac{\partial \mu_i}{\partial \beta_j}$ dan dengan demikian dapat dikatakan bahwa $\mu_i = D_i^T \beta$ setelah melakukan integrasi dan menetapkan konstanta integrasi menjadi 0.

2.3.8 Estimator GEE

Dalam bentuk umum, estimator GEE untuk parameter β adalah solusi dari:

$$U_k(\beta) = \sum_{i=1}^K D_i^T [V_i]^{-1} (y_i - \mu_i) = 0 \quad (15)$$

di mana D_i adalah matriks turunan parsial dari μ_i dan β_i (di mana $D_{it} = \frac{\partial \mu_i}{\partial \beta_t}$), dan V_i adalah matriks varians-kovarians kerja pada y_i (berdasar persamaan (14)). Persamaan skor ini memperkirakan β sebagai solusi dari sekumpulan k persamaan diferensial 'quasi-score' (Zorn, 2009), karena Persamaan (15) hanya bergantung pada rata-rata dan varians dari y_i .

Selanjutnya, tujuan utama dari GEE adalah untuk menemukan model yang paling sesuai untuk mewakili sekumpulan data yang diberikan dengan menemukan nilai untuk parameter β yang tidak diketahui. Untuk memperkirakan β , estimator GEE (15) diatur ulang untuk mendapatkan persamaan (14), sehingga persamaan estimator GEE menjadi

$$\sum_{i=1}^N D_i^T V_i^{-1} (y_i - D_i^T \hat{\beta}) = 0$$

Dengan estimasi untuk β dapat ditentukan

$$\sum_{i=1}^N D_i^T V_i^{-1} y_i = \sum_{i=1}^N D_i^T V_i^{-1} D_i^T \hat{\beta}$$

maka

$$\hat{\beta} = \sum_{i=1}^N (D_i^T V_i^{-1} D_i^T)^{-1} \sum_{i=1}^N (D_i^T V_i^{-1} y_i) \quad (16)$$

Dengan komponen:

$\hat{\beta}$: estimator dari parameter vektor β yang dicari.

N : jumlah total pengamatan atau kelompok data.

D_i : matriks desain pada pengamatan atau kelompok data ke- i .

V_i : matriks kovarian dari eror atau ketidakpastian untuk pengamatan ke- i .

V_i^{-1} : invers dari matriks V_i , yang memberikan bobot bagi eror

y_i : vektor pengamatan atau respon aktual pada kelompok data ke- i .

GEE bukanlah metode estimasi berbasis *likelihood*, perhitungan berdasarkan *likelihood* tidak mungkin dilakukan. Dengan demikian, untuk menemukan solusi untuk persamaan (16), estimasi dapat dilakukan baik melalui metode kuadrat terkecil berbobot umum, atau melalui proses *iterative* atau *iteratively reweighted least square* (IRLS) (Zorn, 2009). Pada dasarnya, menyelesaikan masalah ini melibatkan langkah-langkah berikut:

(1) menentukan

- model parameter yang menjadi perhatian dan khususnya variabel yang menunjukkan bahwa data tersebut berkorelasi;
- fungsi *link* yang akan 'melinierkan' persamaan regresi;
- distribusi variabel dependen;
- struktur korelasi “kerja”;

(2) Menghitung estimasi awal β menggunakan metodologi GLM; dengan demikian mengasumsikan bahwa observasi bersifat *independence*, tanpa adanya korelasi. Ini dilakukan menggunakan teknik estimasi GLM.

(3) Diberikan estimasi awal β , menghitung residual Pearson

$$e_{it} = \frac{y_{it} - \mu_{it}}{\sqrt{V(\mu_{it})}} \quad (17)$$

dengan:

e_{it} : residual terstandarisasi untuk pengamatan ke- i waktu ke- t .

y_{it} : nilai aktual yang diamati pada pengamatan ke- i waktu ke- t .

μ_{it} : nilai prediksi dari model untuk pengamatan ke- i waktu ke- t .

$V(\mu_{it})$: varians dari pengamatan y_{it} , yang biasanya tergantung pada μ_{it} .

(4) Memperoleh matriks korelasi kerja, $R_i(\alpha)$.

(5) Gunakan A_i dan $R_i(\alpha)$, yang didefinisikan dalam langkah 4, hitung estimasi matriks kovarians V_i untuk i unit yang diperiksa.

$$V_i = A_i^{1/2} \times \hat{R}_i(\alpha) \times A_i^{1/2}$$

\mathbf{A}_i sebagai matriks diagonal yang berisi varian dari pengamatan individu dalam kelompok i . Setiap elemen diagonal \mathbf{A}_{ii} merepresentasikan varians dari observasi individu ke- i dalam kelompok i , yang dihitung sebagai fungsi dari nilai ekspektasi dan distribusi respons.

$\hat{\mathbf{R}}_i(\alpha)$ adalah matriks korelasi antar pengamatan dalam kelompok i , yang bergantung pada parameter korelasi α . Struktur korelasi $\hat{\mathbf{R}}_i(\alpha)$ bisa berbentuk *exchangeable*, *autoregressive*, (AR1), atau *unstructured*, tergantung pada asumsi korelasi antar pengamatan.

$\mathbf{A}_i^{1/2}$ adalah akar dari matriks \mathbf{A}_i , yang artinya setiap elemen diagonalnya diambil akar kuadratnya. Jika \mathbf{A}_i adalah matriks diagonal dengan elemen diagonal \mathbf{A}_{ii} maka $\mathbf{A}_i^{1/2}$ adalah matriks diagonal dengan elemen diagonal $\sqrt{\mathbf{A}_{ii}}$.

(6) Selanjutnya, $\hat{\beta}$ diperoleh menggunakan formula iterasi

$$\beta_{r+1} = \beta_r + \left\{ \sum_{i=1}^n \frac{\partial \mu_i'}{\partial \beta} \mathbf{V}_i^{-1} \frac{\partial \mu_i}{\partial \beta} \right\}^{-1} \left\{ \sum_{i=1}^n \frac{\partial \mu_i'}{\partial \beta} \mathbf{V}_i^{-1} (\mathbf{y}_i - \mu_i) \right\} \quad (18)$$

di mana:

β_r : estimasi parameter pada iterasi ke- r

μ_i : nilai ekspektasi (*mean*) dari respon untuk unit ke- i , yang bergantung pada parameter β

$\frac{\partial \mu_i}{\partial \beta}$: turunan dari μ_i terhadap parameter β . Ini adalah matriks Jacobian yang berisi sensitivitas dari ekspektasi respon terhadap perubahan parameter

\mathbf{V}_i^{-1} : invers dari matriks kovarians dari pengamatan untuk unit ke- i , yang memperhitungkan korelasi antara pengamatan (biasanya dihitung berdasarkan matriks korelasi yang diasumsikan dalam GEE)

\mathbf{y}_i : data respon aktual dari unit ke- i

$\mathbf{y}_i - \mu_i$: error, yaitu perbedaan antara data aktual dan ekspektasi model

(7) Lengkapi langkah 3 – 6 sampai konvergen.

2.3.9 Iteratively Reweighted Least Trimmed Square (IRLTS)

Iteratively Reweighted Least Trimmed Square (IRLTS) adalah varian *robust* dari *Least Trimmed Squares* (LTS). Tujuannya adalah meminimalkan pengaruh pencilan (*outliers*) dengan cara:

$$\hat{\beta}_{LTS} = \arg \min \sum_{i=1}^h e_i^2$$

Di mana $e_1^2 \leq e_2^2 \leq \dots \leq e_h^2 \leq \dots \leq e_n^2$ adalah sisa kuadrat yang diurutkan, dari terkecil hingga terbesar. LTS dihitung dengan meminimalkan residu kuadrat terurut ke- h , di mana h dapat dipilih antara rentang $\frac{n}{2} + 1 \leq h \leq \frac{3n}{4} + \frac{n+1}{4}$, dengan n masing-masing adalah ukuran sampel dan jumlah parameter (Herawati & Nisa, 2017). Tahapan dilakukan *iterative reweighting*: (1) setelah estimasi awal, dihitung residual; (2) residual besar diberi bobot kecil atau dikeluarkan; dan (3) re-estimasi model dengan bobot baru.

Dalam GEE dengan distribusi gamma, fungsi yang diminimalkan bukan kuadrat residual, melainkan *estimating equations* berbasis fungsi *mean* dan *varian* berdasar pada persamaan (14). Jadi, tidak ada bentuk eksplisit kuadrat residual yang bisa langsung di-*trim*.

GEE tidak memiliki fungsi *loss* eksplisit yang dapat di-*trim*, pendekatannya dilakukan dengan modifikasi bobot *iterative* (IRW) dalam *estimating equations*, yaitu *robust GEE* atau *weighted GEE*. Dalam hal ini sesuai dengan persamaan (14) gunakan fungsi (*bounded influence function*) dalam pembentukan *estimating equations*:

$$\sum_i \mathbf{D}_i^T \mathbf{V}_i^{-1} \mathbf{W}_i (\mathbf{y}_i - \boldsymbol{\mu}_i) = 0$$

Dengan \mathbf{W}_i berupa matriks bobot yang bergantung pada residual (mirip dengan IRLTS *weighting*), dengan bobot umum:

$$\omega_i = \psi\left(\frac{r_i}{c}\right) / \frac{r_i}{c}$$

Di mana:

r_i : $\frac{Y_i - \mu_i}{\mu_i}$ (residual terstandarisasi)

$\psi(\cdot)$: fungsi Huber, Tukey, atau bentuk lain (*trim-like*)

c : *tuning constant* (menentukan derajat *trimming*)

2.3.10 Uji *Wald*

Uji *Wald* atau uji parsial merupakan pengujian signifikansi koefisien secara satu per satu. Uji *Wald* sama seperti uji T yang digunakan untuk melihat apakah terdapat variabel bebas yang signifikan di dalam model. Rumus uji *Wald* adalah (Agresti, 2007):

$$W = \left(\frac{\hat{\beta}_j}{SE(\hat{\beta}_j)} \right) \quad (19)$$

keterangan:

$\hat{\beta}_j$: penduga β_j

$SE(\hat{\beta}_j)$: standar error dari β_j

Variabel bebas dikatakan berpengaruh signifikan terhadap variabel respon apabila nilai $|W| > Z_{\alpha/2}$ atau nilai $p - value < \alpha$.

2.3.11 QIC

Selanjutnya dilakukan pemilihan *working correlation structure* dengan memilih *Quasi likelihood under the independence Information Criterion* (QIC). Model dengan QIC terkecil merupakan model dengan struktur korelasi terbaik. Rumus QIC adalah (Swan, 2006):

$$QIC = -2Q(\beta) + 2 \left(\mathbf{V}_m^{-1}(\hat{\beta}) \mathbf{V}_e(\hat{\beta}) \right) \quad (20)$$

Dimana $Q(\beta)$ adalah nilai *quasilielihood* dari β untuk masing-masing struktur korelasi yang diasumsikan. $\mathbf{V}_m^{-1}(\hat{\beta})$ adalah matriks varian dari model dengan struktur korelasi *independence* dan $\mathbf{V}_e(\hat{\beta})$ adalah estimasi varians dari *sandwich estimator* dengan menggunakan struktur korelasi yang diasumsikan.

2.3.12 Mean Square Error (MSE)

Mean Square Error (MSE) adalah ukuran rata-rata dari kuadrat selisih antara nilai observasi (aktual) dan nilai prediksi (model). MSE menunjukkan seberapa besar kesalahan rata-rata model dalam memprediksi nilai aktual. Semakin kecil MSE maka semakin baik performa model, karena kuadrat digunakan, MSE lebih peka terhadap *outlier*. Secara sistematis:

$$MSE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2$$

di mana:

y_i : nilai observasi (aktual)

\hat{y}_i : nilai prediksi dari model

n : jumlah observasi

2.4 Analisis Faktor

Dalam bidang statistik, khususnya analisis faktor, skor faktor adalah nilai yang dihitung yang mewakili skor subjek pada faktor tertentu (Ferrando & Lorenzo-Seva, 2018; Ferrando & Lorenzo-Seva, 2019; Lai & Tse, 2024). Ini adalah kombinasi linear dari variabel asli, yang ditimbang oleh *factor loading*. Faktor skor digunakan untuk mewakili variabel laten yang mendasari atau faktor yang menjelaskan korelasi antara variabel asli. Analisis faktor umumnya mengasumsikan bahwa data yang dianalisis bersifat kontinu. Data ordinal, yang memiliki urutan namun tidak memiliki jarak yang sama antara kategori, secara teoritis tidak sepenuhnya memenuhi asumsi ini. Namun, dalam praktiknya, data ordinal sering kali diperlakukan sebagai kontinu, terutama jika jumlah kategori cukup banyak (misalnya, skala Likert 5 atau 7 poin).

Analisis faktor adalah tentang mencari hubungan atau asosiasi yang mendasarinya. Dengan demikian, analisis faktor adalah studi korelasi variabel, yang bertujuan untuk mengumpulkan atau mengkluster variabel di sepanjang dimensi. Hal ini juga dapat digunakan untuk memberikan estimasi (faktor skor) dari konstruksi laten yang merupakan kombinasi linear dari variabel. Misalnya, tes standar dapat mengajukan ratusan pertanyaan tentang berbagai topik kuantitatif dan verbal. Masing-masing pertanyaan ini dapat dilihat sebagai variabel. Namun, pertanyaan kuantitatif secara kolektif dimaksudkan untuk mengukur keberadaan variabel laten tersembunyi, yaitu pertimbangan kuantitas individu. Analisis faktor mungkin dapat mengungkapkan dua variabel laten tersembunyi (pertimbangan kuantitatif dan kemampuan verbal) dan kemudian juga memberikan estimasi (*score*) untuk setiap individu pada setiap variabel laten.

Setiap upaya untuk menggunakan analisis faktor untuk meringkas atau mengurangi set data harus didasarkan pada dasar konseptual atau hipotesis. Perlu

diingat bahwa analisis faktor akan menghasilkan faktor untuk sebagian besar set data. Selanjutnya, analisis faktor adalah metode untuk memodelkan variabel yang diamati, dan struktur kovariansnya, dalam istilah sejumlah kecil "faktor" yang mendasari dan tidak teramati (laten). Faktor-faktor biasanya dipandang sebagai konsep atau ide yang luas yang dapat menggambarkan fenomena yang diamati. Sebagai contoh, keinginan dasar untuk mencapai tingkat sosial tertentu mungkin menjelaskan sebagian besar perilaku konsumsi

Metode ini mirip dengan analisis komponen utama, meskipun, seperti yang dijelaskan dalam buku teks, analisis faktor lebih rumit. Dalam satu pengertian, analisis faktor adalah kebalikan dari komponen utama. Dalam analisis faktor, kita memodelkan variabel yang diamati sebagai fungsi linier dari "faktor-faktor". Pada *Exploratory Factor Analysis* (EFA) dan *Confirmatory Factor Analysis* (CFA) tujuannya adalah untuk mengidentifikasi faktor laten yang menjelaskan variasi dan kovariasi di antara sekumpulan indikator.

EFA dan CFA sering kali bergantung pada metode estimasi yang sama (misal *maximum likelihood*). Ketika estimator informasi penuh seperti ML digunakan, model faktor yang muncul dari EFA dan CFA dapat dievaluasi dalam hal seberapa baik solusi tersebut mereproduksi varians dan kovarians yang diamati di antara indikator input (yaitu, evaluasi *goodness-of-fit*). Selain itu, model EFA dan CFA sebagian ditentukan oleh ukuran estimasi parameter yang dihasilkan (misalnya, besarnya beban faktor dan interkorrelasi faktor) dan seberapa baik setiap faktor diwakili oleh ukuran yang diamati (misalnya, jumlah indikator per faktor, ukuran komunalitas indikator, determinasi faktor).

2.4.1 Parameter Model CFA

Model umum untuk analisis faktor konfirmatori tidak lebih dari sekadar model pengukuran yang telah diperkenalkan:

$$\mathbf{x} = \mathbf{\Lambda}_x \boldsymbol{\xi} + \boldsymbol{\delta} \quad (21)$$

$$\mathbf{y} = \mathbf{\Lambda}_y \boldsymbol{\eta} + \boldsymbol{\epsilon} \quad (22)$$

Di persamaan (21) dan (22) \mathbf{x} dan \mathbf{y} adalah variabel yang diamati, $\boldsymbol{\xi}$ dan $\boldsymbol{\eta}$ adalah faktor laten, serta $\boldsymbol{\delta}$ dan $\boldsymbol{\epsilon}$ adalah eror. Model analisis faktor dapat dilambangkan dengan \mathbf{x} , $\boldsymbol{\xi}$, dan $\boldsymbol{\delta}$ seperti dalam (21) atau dengan \mathbf{y} , $\boldsymbol{\eta}$, dan $\boldsymbol{\epsilon}$

seperti dalam (22). Model dasar dalam (21) dan (22) adalah sama. Variabel yang diamati bergantung pada satu atau lebih variabel laten dan vektor error. Error tidak berkorelasi dengan variabel laten. Koefisien yang menggambarkan efek variabel laten pada variabel yang diamati berada di Λ_x atau Λ_y . Asumsi yang menyertai persamaan (21) adalah $E(\delta) = 0$, dan $E(\xi\delta') = 0$. Menurut konvensi, semua variabel dalam x dan ξ ditulis sebagai deviasi rata-rata. Dalam model analisis faktor, istilah δ terdiri dari dua komponen:

$$\delta = s + e \quad (23)$$

Pada (23) s menggambarkan varian spesifik yang terkait dengan setiap variabel dan e adalah komponen acak yang tersisa dalam x . Bersama-sama mereka membentuk "faktor unik" dari x . Karena kedua komponen tersebut adalah error dalam x sehubungan dengan pengukuran ξ dan keduanya tidak berkorelasi dengan ξ dan satu sama lain, dengan δ sebagai error.

Selain itu, setiap indikator mengandung istilah error dalam pengukuran (δ_i) yang diasumsikan tidak berkorelasi dengan variabel laten. Persamaan (24) mewakili hubungan ini:

$$x = \Lambda_x \xi + \delta$$

$$\begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \\ x_3 \\ x_4 \\ x_5 \\ x_6 \\ x_7 \\ x_8 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \lambda_{11} & 0 \\ \lambda_{21} & 0 \\ \lambda_{31} & 0 \\ \lambda_{41} & 0 \\ 0 & \lambda_{51} \\ 0 & \lambda_{61} \\ 0 & \lambda_{71} \\ 0 & \lambda_{81} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \xi_1 \\ \xi_2 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \delta_1 \\ \delta_2 \\ \delta_3 \\ \delta_4 \\ \delta_5 \\ \delta_6 \\ \delta_7 \\ \delta_8 \end{bmatrix} \quad (24)$$

$$Cov(\xi_i, \delta_j) = 0, \text{ untuk semua } i \text{ dan } j$$

$$E(\delta_j) = 0, \text{ untuk semua } j$$

λ_{ij} dalam Λ_x disebut sebagai "faktor *loading*" karena mereka menunjukkan variabel mana yang "memuat" pada suatu faktor. λ_{ij} juga dapat dilihat sebagai koefisien regresi. Dalam kedua kasus, untuk $x_i = \lambda_{ij}\xi_j + \delta_i$, λ_{ij} adalah jumlah unit x_i diharapkan berubah untuk perubahan satu unit dalam ξ_j . Jika lebih dari satu ξ memengaruhi x_i , λ_{ij} adalah perubahan yang diharapkan dengan mempertahankan variabel laten lainnya tetap konstan.

Model CFA mengandung *factor loading*, varians unik, dan varians faktor. *Factor loading* adalah kemiringan regresi untuk memprediksi indikator dari faktor laten. Varians unik adalah varians dalam indikator yang tidak dijelaskan oleh faktor laten. Varians unik biasanya dianggap sebagai eror (istilah sinonim lainnya termasuk "error varians" dan "*indicator unreliability*"). Dalam solusi yang tidak distandarisasi, varians faktor mengekspresikan variabilitas atau dispersi sampel dari faktor tersebut yaitu sejauh mana posisi relatif peserta sampel pada dimensi laten mirip atau berbeda.

CFA sering dibatasi pada analisis struktur varians–kovarians. Dalam hal ini, parameter-parameter yang disebutkan sebelumnya (*factor loading*, varians dan kovarians eror, varians dan kovarians faktor) diestimasi untuk mereproduksi matriks varians-kovarians input. Analisis struktur kovarians didasarkan pada asumsi implisit bahwa indikator diukur sebagai deviasi dari rata-rata mereka (yaitu, semua rata-rata indikator sama dengan nol). Namun, model CFA dapat diperluas untuk mencakup analisis struktur rata-rata, di mana parameter CFA juga berusaha untuk mereproduksi rata-rata sampel yang diamati dari indikator (yang termasuk bersama dengan varians dan kovarians sampel sebagai data input).

Variabel laten dalam CFA dapat bersifat eksogen atau endogen. Variabel eksogen adalah variabel yang tidak disebabkan oleh variabel lain dalam solusi. Sebaliknya, variabel endogen disebabkan oleh satu atau lebih variabel dalam model (yaitu, variabel lain dalam solusi memberikan efek langsung pada variabel tersebut). Dengan demikian, variabel eksogen dapat dipandang sebagai sinonim dari variabel X , independen, atau variabel prediktor (kausal). Demikian pula, variabel endogen setara dengan Y , variabel dependen, atau variabel kriteria (hasil).

2.4.2 Implikasi Matriks Kovarians

Karena variabel x adalah deviasi rata-rata, matriks kovarians untuk x sama dengan nilai harapan dari xx' . Ditulis matriks kovarians pada x sebagai fungsi pada θ dan menuliskan hal tersebut dengan $\Sigma(\theta)$, di mana θ adalah vektor parameter yang ingin diestimasi. Rumusan dari matriks kovarians teoritis yaitu:

$$\Sigma(\theta) = \Lambda\Phi\Lambda' + \Theta_{\delta} \quad (25)$$

Dalam hal ini diartikan bahwa:

$\Lambda\Phi\Lambda'$: menyatakan bagian dari variansi indikator yang dijelaskan oleh faktor lain dan menyumbang pada struktur hubungan antar indikator melalui faktor laten.

Θ_δ : menyatakan variansi unik/eror spesifik dari masing-masing indikator dan matriks ini tidak dijelaskan oleh faktor laten.

2.4.3 Maximum Likelihood Estimation

Maximum likelihood estimation (MLE) bertujuan untuk menentukan nilai parameter θ yang memaksimalkan peluang (*likelihood*) diperolehnya data yang diamati $X \sim N_p(\mu, \Sigma(\theta))$.

Misal:

- $\mathbf{x}_1, \dots, \mathbf{x}_n \in R^p$ adalah data independent dan identik (iid) dari distribusi $N_p(\mu, \Sigma(\theta))$
- Notasi: $\mathbf{x}_i \sim N_p(\mu, \Sigma(\theta))$
- Diasumsikan $\mu = 0$

Fungsi *likelihood*:

$$L(\theta) = \prod_{i=1}^n \frac{1}{(2\pi)^{p/2} |\Sigma(\theta)|^{1/2}} \exp\left(-\frac{1}{2} \mathbf{x}_i^T \Sigma(\theta)^{-1} \mathbf{x}_i\right) \quad (26)$$

Ambil log dari fungsi *likelihood* (*log-likelihood*):

$$\log L(\theta) = -\frac{n}{2} \log |\Sigma(\theta)| - \frac{1}{2} \sum_{i=1}^n \mathbf{x}_i^T \Sigma(\theta)^{-1} \mathbf{x}_i + \text{konstanta}$$

Gunakan sifat *trace*:

$$\sum_{i=1}^n \mathbf{x}_i^T \Sigma^{-1} \mathbf{x}_i = \text{tr} \left(\Sigma^{-1} \sum_{i=1}^n \mathbf{x}_i \mathbf{x}_i^T \right)$$

Didefinisikan matriks kovarians sampel:

$$\mathbf{S} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \mathbf{x}_i \mathbf{x}_i^T$$

Maka:

$$\sum_{i=1}^n \mathbf{x}_i^T \Sigma^{-1} \mathbf{x}_i = n \cdot \text{tr}(\Sigma^{-1} \mathbf{S})$$

Sehingga *log-likelihood* menjadi:

$$\log L(\theta) = -\frac{n}{2} \left(\log |\Sigma(\theta)| + \text{tr}(\Sigma(\theta)^{-1}S) \right) + \text{konstanta} \quad (27)$$

MLE dicapai dengan memaksimalkan *log-likelihood*:

$$\hat{\theta} = \arg \max_{\theta} \log L(\theta)$$

Karena memaksimalkan *log-likelihood* sama dengan meminimalkan negatif *log-likelihood*, maka:

$$\hat{\theta} = \arg \min_{\theta} \left(\log |\Sigma(\theta)| + \text{tr}(\Sigma(\theta)^{-1}S) \right)$$

Untuk CFA, mengubah bentuk persamaan di atas menjadi fungsi *discrepancy* (Clogg & Bollen, 1991) (karena konstanta dan transformasi tak mempengaruhi titik minimum):

$$F_{ML} = \log |\Sigma(\theta)| + \text{tr}(S\Sigma(\theta)^{-1}) - \log |S| - p \quad (28)$$

di mana:

F_{ML} : fungsi *fitting* berdasarkan *maximum likelihood estimation*

$\Sigma(\theta)$: matriks kovarians pada model CFA

S : matriks kovarians empiris dari data observasi

$\text{tr}(S\Sigma(\theta)^{-1})$: *trace* (jumlah diagonal) dari hasil perkalian S dengan invers dari kovarians model

p : jumlah variabel observasi

Selanjutnya pada CFA mengasumsikan beberapa hal penting: (1) hubungan antara variabel laten dan indikator bersifat linier; (2) eror pengukuran tidak berkorelasi satu sama lain; (3) distribusi data mendekati normal multivariat; dan (4) struktur faktor ditentukan sebelum analisis dilakukan. CFA menghasilkan berbagai ukuran model *fit* untuk menilai kesesuaian antara data empiris dan model teoritis (Amalita et al., 2020; Marsh et al., 1988). Beberapa ukuran tersebut antara lain:

- 1) *Chi-Square* (χ^2) digunakan untuk menguji *goodness of fit* antara matriks kovarians yang diestimasi oleh model dan matriks kovarians data empiris. Dari hasil yang diperoleh jika nilai *Chi-Square* (χ^2) : semakin kecil dan semakin rendah nilai signifikansinya, maka dapat dinyatakan hasil yang diperoleh semakin baik. Nilai χ^2 akan kecil jika model sesuai dengan data (*fit*). Berikut formula *Chi-Square* (χ^2) dalam CFA:

$$\chi^2 = (N - 1) \cdot F_{ML} \quad (29)$$

dengan

χ^2 : nilai *chi-square goodness of fit statistic*

N : jumlah responden atau sampel dalam penelitian, penyesuaian $(N - 1)$ dilakukan agar statistik mendekati distribusi *Chi-square*

F_{ML} : fungsi *log-likelihood* dari estimasi *maximum likelihood*

F_{ML} merupakan ukuran eror antara kovarians model (hasil dari struktural) dan kovarians empiris (hasil dari data sebenarnya), semakin kecil nilai F_{ML} , semakin baik model mencerminkan data. Jika nilai χ^2 tidak signifikan ($p > 0,05$), maka model dianggap fit dengan data artinya struktur hubungan antar variabel dalam model cukup menjelaskan korelasi dalam data nyata, dan jika nilai χ^2 signifikan ($p < 0,05$), maka ada perbedaan signifikan antara data empiris dan model, model dapat dimungkinkan memerlukan revisi.

- 2) *Comparative Fit Index* (CFI) untuk menilai *goodness of fit model*, yang dapat diperoleh dengan cara:

$$CFI = 1 - \frac{\chi^2_{model} - df_{model}}{\chi^2_{baseline} - df_{baseline}} \quad (30)$$

Dengan:

χ^2_{model} : nilai *Chi-square* dari model CFA yang sedang diuji (model yang diasumsikan merepresentasikan data)

df_{model} : *degrees of freedom* (derajat bebas) dari model CFA

$\chi^2_{baseline}$: nilai *Chi-square* dari baseline model disebut model independent yaitu model di mana semua variabel diasumsikan tidak saling berhubungan

$df_{baseline}$: derajat bebas dari baseline model

Indeks CFI ini menunjukkan seberapa baik model diteliti dibandingkan dengan model baseline, nilai CFI berada diantara 0 hingga 1. Klasifikasi perolehan nilai CFI sebagai berikut : (1) $CFI \geq 0,95$ dinyatakan model sangat baik; (2) $CFI \geq 0,90$ dinyatakan model cukup baik; dan (3) $CFI < 0,90$ dinyatakan model kurang cocok. Dalam hal ini model CFA dinyatakan baik, jika nilai CFI yang diperoleh mendekati 1, sedangkan model CFA dinyatakan tidak lebih baik, jika nilai CFI mendekati 0.

- 3) *Root Mean Square Error of Aproximation* (RMSEA) merupakan indeks

absolute fit yang populer karena mempertimbangkan eror dari model terhadap populasi, bukan hanya sampel. Formula dalam mendapatkan RMSEA:

$$RMSEA = \sqrt{\frac{\chi^2_{model} - df}{df \cdot (N-1)}} \text{ jika } \chi^2 > df \quad (31)$$

Dengan:

χ^2_{model} : statistik *chi-square* dari model CFA yang diuji

df : derajat bebas dari model tersebut

N : ukuran sampel jumlah responden

$\chi^2 > df$: syarat harus dipenuhi agar akar kuadrat menghasilkan bilangan riil (karena jika $\chi^2 \leq df$, maka nilai dalam akar bisa negatif)

RMSEA merupakan ukuran kesesuaian model, yang memperhitungkan kompleksitas model dan ukuran sampel. Semakin kecil nilai RMSEA, maka model semakin baik. Kriteria dari RMSEA yaitu: (1) $RMSEA < 0,05$ dinyatakan fit sangat baik; (2) $0,05 \leq RMSEA < 0,08$ dinyatakan fit cukup baik; (3) $0,08 \leq RMSEA < 0,10$ dinyatakan fit sedang; dan (4) $RMSEA \geq 0,10$ dinyatakan fit buruk.

RMSEA mempertimbangkan eror per derajat kebebasan, jadi dapat digunakan ketika membandingkan model yang berbeda kompleksitas. RMSEA relative stabil meskipun ukuran sampel besar, tidak seperti χ^2 yang mudah signifikan jika N besar. RMSEA juga disertai dengan *confidence interval* (biasa 90%) yang menunjukkan ketepatan estimasi. Dengan demikian, RMSEA adalah indikator penting untuk menilai apakah model struktural atau pengukuran mendekati model yang sesuai dengan data populasi. Semakin kecil RMSEA, semakin baik model dalam menggambarkan data yang ada.

- 4) *Standardized Root Mean Square Residual* (SRMR) lebih fokus pada residual antar variabel. SRMR mengukur rata-rata selisih antara korelasi observasi dan korelasi yang diprediksi oleh model atau SRMR mengukur rata-rata perbedaan (residual) antara korelasi yang diobservasi (dalam data) dan yang diprediksi oleh model. Semakin kecil nilai SRMR, semakin baik model merepresentasikan data.

Formula dalam mendapatkan SRMR:

$$SRMR = \sqrt{\frac{1}{k} \sum_{i=1}^k (r_{ij} - \hat{r}_{ij})^2}, \quad (32)$$

dengan

r_{ij} : korelasi aktual antara variabel ke- i dan ke- j

\hat{r}_{ij} : korelasi yang diprediksi pada CFA antara variabel ke- i dan ke- j

k : jumlah total elemen dalam matriks korelasi

$\sum_{i=1}^k$: penjumlahan kuadrat

Kriteria nilai SRMR, dapat dilihat pada tabel berikut ini:

Tabel 2.1 Nilai SRMR

Nilai SRMR	Penjelasan
$SRMR < 0,05$	Fit sangat baik
$0,05 \leq SRMR < 0,08$	Fit cukup baik
$0,08 \leq SRMR < 0,10$	Fit sedang
$SRMR \geq 0,10$	Fit buruk

Dengan demikian, SRMR salah satu hasil uji statistik berbasis residual, bukan berbasis *chi-square*. SRMR tidak terlalu sensitif terhadap ukuran sampel, sehingga sering digunakan sebagai pelengkap RMSEA dan CFI dalam menilai kesesuaian model. Idealnya digunakan bersama dengan indeks (CFI, TLI, RMSEA) untuk penilaian menyeluruh terhadap model fit.

2.4.4 Skor Faktor

Skor faktor sebagai suatu nilai yang menunjukkan kontribusi relatif dari setiap faktor laten pada setiap observasi dalam analisa data (Curran et al., 2014). Faktor laten merujuk pada variabel yang tidak diukur secara langsung tetapi dapat mempengaruhi variabel yang terukur. Skor faktor memberikan gambaran yang lebih jelas mengenai bagaimana faktor-faktor tersebut akan berinteraksi dengan data yang ada.

Setiap skor faktor akan dihitung berdasarkan komponen-komponen yang mendasari analisis faktor, yang sering digunakan untuk mengidentifikasi struktur dalam data besar. Perolehan skor dapat digunakan juga untuk mengetahui sejauh

mana setiap observasi dipengaruhi oleh faktor laten tersebut. Dengan demikian, skor faktor berfungsi sebagai alat yang penting dalam mempermudah pemahaman pola dan hubungan yang mungkin tidak terlihat hanya dari pengamatan langsung. Sehingga melalui skor faktor dapat mengevaluasi dan membandingkan pengaruh relatif dari berbagai faktor, memungkinkan untuk ditarik kesimpulan yang lebih dalam dan membuat keputusan berdasar data yang valid.

Pada (Johnson & Wichern, 2007) pemerolehan skor faktor dengan estimasi *Weighted Least Squares (WLS) Method*, ditunjukkan bahwa rata-rata vektor μ , dan *factor loading*, L , dan *specific variance* Ψ diketahui untuk model faktor:

$$X_{(p \times 1)} - \mu_{(p \times 1)} = L_{(p \times m)} F_{(m \times 1)} + \varepsilon_{(p \times 1)}$$

Selanjutnya, dapat diperhatikan faktor spesifik $\varepsilon' = [\varepsilon_1, \varepsilon_2, \dots, \varepsilon_p]$ sebagai eror. Karena $Var(\varepsilon_i) = \psi_i, i = 1, 2, \dots, p$, tidak perlu sama. Jumlah kuadrat eror, dibobotkan dengan kebalikan dari varians. adalah

$$\sum_{i=1}^p \frac{\varepsilon_i^2}{\psi_i} = \varepsilon' \Psi^{-1} \varepsilon = (x - \mu - Lf)' \Psi^{-1} (x - \mu - Lf) \quad (33)$$

Bartlett mengusulkan untuk memilih estimasi \hat{f} dari f untuk meminimalkan (33). Solusinya:

$$\hat{f} = (L' \Psi^{-1} L)^{-1} L' \Psi^{-1} (x - \mu) \quad (34)$$

Berdasar (34), diambil estimasi \hat{L} , $\hat{\Psi}$, dan $\hat{\mu} = \bar{x}$ sebagai nilai sebenarnya dan memperoleh skor faktor untuk kasus ke- j sebagai

$$\hat{f}_j = (\hat{L}' \hat{\Psi}^{-1} \hat{L})^{-1} \hat{L}' \hat{\Psi}^{-1} (x_j - \bar{x}) \quad (35)$$

Dengan \hat{L} dan $\hat{\Psi}$ ditentukan dengan metode *maximum likelihood*, estimasi ini harus memenuhi kondisi unik, $\hat{L}' \hat{\Psi}^{-1} \hat{L} = \hat{\Lambda}$, sebagai matriks diagonal. Selanjutnya:

$$\hat{f}_j = (\hat{L}' \hat{\Psi}^{-1} \hat{L})^{-1} \hat{L}' \hat{\Psi}^{-1} (x_j - \bar{x}) = \hat{\Lambda}^{-1} \hat{L}' \hat{\Psi}^{-1} (x_j - \bar{x}), \quad j = 1, 2, \dots, n \quad (36)$$

atau, jika matriks korelasi difaktorkan

$$\hat{f}_j = (\hat{L}'_z \hat{\Psi}_z^{-1} \hat{L}_z)^{-1} \hat{L}'_z \hat{\Psi}_z^{-1} z_j = \hat{\Lambda}_z^{-1} \hat{L}'_z \hat{\Psi}_z^{-1} z_j, \quad j = 1, 2, \dots, n$$

keterangan:

\hat{f}_j : estimasi faktor (vektor) dari variabel atau pengamatan z_j

z_j : data pengamatan (vektor pengamatan) untuk entitas atau variabel ke- j

L_z : matriks *factor loading*

Ψ_z : matriks kovarian dari komponen eror atau variabel residual dari model

Ψ_z^{-1} : invers dari matriks kovarian eror (Ψ_z)

L_z' : transpose dari matriks loading L_z

$\Lambda_z^{-1} : (L_z' \Psi_z^{-1} L_z)^{-1}$: matriks kovarian faktor, digunakan untuk memberikan skala yang sesuai pada estimasi faktor

\bar{x} : vektor *mean*

Di mana $z_j = D^{-1/2}(x_j - \bar{x})$ dan $\hat{\rho} = \hat{L}_z' \hat{L}_z + \hat{\Psi}_z$

Skor faktor yang dihasilkan (35) memiliki rata-rata skor faktor adalah 0 dan kovarians skor faktor merupakan matriks positif-definit yang menggambarkan variabilitas antar faktor.

Penggunaan *Weighted Least Squares* (WLS) juga digunakan untuk menangani kondisi data yang tidak memiliki varian yang seragam (homoskedastisitas). WLS memperbaiki masalah ini dengan memberikan bobot yang lebih besar pada observasi yang memiliki varian yang lebih kecil, sehingga estimasi menjadi lebih akurat. Selain itu, WLS menjadi pertimbangan dalam konteks penentuan skor faktor, karena dapat (1) mengatasi heteroskedastisitas: ketika data memiliki variabilitas yang berbeda-beda di seluruh rentang observasi, *Ordinary Least Squares* (OLS) mungkin tidak lagi optimal, WLS digunakan untuk menyesuaikan model dengan memberikan bobot yang sesuai pada setiap observasi, tergantung pada variannya. Dengan demikian, observasi dengan varian yang lebih besar mendapatkan bobot lebih kecil, dan observasi dengan varian lebih kecil mendapatkan bobot lebih besar; (2) peningkatan akurasi estimasi, karena skor faktor sering digunakan dalam analisis faktor, menggunakan WLS dapat membantu menghasilkan estimasi parameter yang lebih akurat ketika asumsi homoskedastisitas tidak terpenuhi, hal ini penting karena skor faktor yang tidak akurat dapat mengarah pada interpretasi yang salah; (3) penyesuaian pada reliabilitas pengukuran: Dalam analisis faktor, tidak semua item pengukuran atau variabel memiliki reliabilitas yang sama. Dengan WLS, variabel yang lebih reliabel (dengan varian eror yang lebih kecil) diberikan bobot lebih besar, sehingga skor faktor mencerminkan pengukuran yang lebih andal; serta (4) Optimal dalam Model Struktur Kovarian (SEM): WLS sering digunakan dalam SEM untuk mengestimasi model dengan lebih baik, terutama jika model

melibatkan variabel laten dan data yang tidak berdistribusi normal atau heteroskedastik. Oleh karena itu, WLS memungkinkan analisis yang lebih tepat dalam situasi di mana model dasar OLS tidak sesuai karena asumsi variansi konstan (homoskedastisitas) tidak terpenuhi.

2.4.5 Skor Faktor Terboboti

Hasil skor faktor CFA dilanjutkan dengan menghitung rata-rata terboboti untuk mendapatkan perolehan skor faktor terboboti. Rata-rata terboboti adalah jenis rata-rata di mana setiap nilai memiliki bobot (*weight*) yang menunjukkan pentingnya nilai tersebut dalam perhitungan rata-rata (Solikin et al., 2022), dengan formula:

$$\bar{x}_w = \frac{\sum_{i=1}^n w_i x_i}{\sum_{i=1}^n w_i} \quad (37)$$

di mana:

- \bar{x}_w : rata-rata terboboti
- x_i : nilai ke- i dari data yang diamati
- w_i : bobot yang diberikan pada nilai ke- i
- n : jumlah total data atau pengamatan

2.5 Pencilan Data (*Outlier*)

Outlier adalah pengamatan atau nilai data yang secara signifikan berbeda dari sebagian besar data lainnya dalam suatu distribusi. Pencilan dapat muncul karena kesalahan pengukuran, kesalahan pencatatan, variasi alami dalam populasi, atau adanya subkelompok berbeda dalam data. Secara statistik, *outlier* sering didefinisikan sebagai observasi dengan nilai residual yang jauh lebih besar dibandingkan observasi lain, atau yang terletak jauh dari pusat distribusi berdasarkan ukuran seperti *mean* dan *standard deviation*, atau berdasarkan rentang interkuartil (*interquartile range*, IQR). Pencilan adalah observasi yang tampak tidak konsisten dengan keseluruhan pola data dan dapat menunjukkan adanya heterogenitas dalam populasi (Olteanu et al., 2023).

Deteksi dan penanganan *outlier* merupakan langkah mendasar dan sangat direkomendasikan dalam tahap praproses data sebelum dilakukan analisis lanjutan.

Pencilan dianggap sebagai titik data yang menyimpang secara signifikan dari mayoritas dan dapat mendistorsi hasil analisis statistik serta mengarah pada kesimpulan yang menyesatkan jika tidak ditangani dengan tepat (ur Rehman & Belhaouari, 2021). Dalam konteks statistik inferensial, keberadaan pencilan dapat menyebabkan bias pada estimasi parameter, memperbesar varians, dan menurunkan efisiensi model, terutama pada metode yang sensitif terhadap nilai ekstrem seperti *Ordinary Least Squares (OLS)* atau distribusi gamma dalam GEE.

Secara umum, terdapat beberapa pendekatan untuk mengatasi keberadaan *outlier*, yaitu:

1. Koreksi atau verifikasi data, dengan memeriksa kembali sumber data atau melakukan validasi untuk memastikan bahwa nilai ekstrem bukan hasil kesalahan pencatatan.
2. Transformasi data, misalnya menggunakan transformasi logaritmik atau akar kuadrat untuk mengurangi efek ekstremitas dan menstabilkan varians.
3. Pemangkasan (*trimming*), yaitu menghapus sebagian kecil data dengan nilai ekstrem jika dapat dibuktikan bukan bagian dari populasi yang sama.
4. Metode *trimmed mean* atau *winsorizing*, di mana nilai ekstrem diganti dengan nilai batas atas atau bawah tertentu sehingga tidak dihapus, tetapi pengaruhnya dikurangi.
5. Menggunakan metode *robust*, seperti *robust regression* atau *robust GEE* (misalnya dengan metode IRLTS), yang mempertahankan semua data namun memberikan bobot lebih kecil pada observasi ekstrem, sehingga hasil estimasi parameter menjadi lebih stabil dan tidak terdistorsi oleh pencilan.

Dengan demikian, penanganan pencilan tidak semata-mata bertujuan untuk menghapus data ekstrem, melainkan untuk memastikan bahwa model statistik yang digunakan tetap *robust*, akurat, dan representatif terhadap pola populasi sebenarnya. Dalam beberapa kasus, apabila pencilan terbukti berasal dari kesalahan pengukuran atau tidak merepresentasikan karakteristik populasi yang sebenarnya, maka data tersebut dapat dihapus secara teoritis dan metodologis untuk menjaga validitas hasil analisis (Kwak & Kim, 2017).

2.6 *Goal-setting* Mahasiswa

Goal-setting (penetapan tujuan) pada mahasiswa memiliki peran mendasar dalam upaya untuk mencapai keberhasilan akademik dan pengembangan pribadi mahasiswa (Ye, 2021). Saat ini, konsep teori *goal-setting* (penetapan tujuan) ditekankan di bidang pendidikan untuk meningkatkan kinerja mahasiswa di bidang akademik. (Locke & Latham, 2014) menjelaskan bahwa tujuan adalah tujuan dari tindakan yang perlu dicapai dan dicapai secara sadar. Ini melibatkan berbagai tingkat kesulitan tujuan, tingkat kinerja, dan jumlah upaya yang telah dimasukkan untuk mendapatkan hasil yang diinginkan. Selain itu, untuk mendapatkan kinerja yang efektif, beberapa kondisi harus terpenuhi yang termasuk spesifikasi tujuan, kesulitan tujuan, penerimaan tujuan dan komitmen, dan umpan balik.

Locke and Latham (1990) menjelaskan bahwa dalam mekanisme penetapan tujuan, individu menyesuaikan tujuan yang ditugaskan dengan efisiensi diri mereka sendiri dan tujuan pribadi dengan mengukurnya terhadap komitmen, waktu, dan pencapaian mereka. Mereka kemudian menentukan tingkat ke mana mereka bersedia untuk mencoba tujuan yang ditugaskan berdasarkan persepsi subjektif tentang efisiensi diri dan tujuan pribadi mereka. Teori penetapan tujuan berfokus pada motivasi dalam pengaturan kerja. Teori sosial-kognitif dan penelitian yang mendasarinya terutama berfokus pada efisiensi diri, pengukuran, penyebabnya, dan konsekuensi untuk individu, kelompok, dan masyarakat. Dalam berbagai bidang operasional. Teori sosial-kognitif juga membahas efek dan proses yang mendasari pemodelan, perkembangan kognitif, penilaian moral, perkembangan bahasa, dan rangsangan fisiologis. Terlepas dari perbedaan ini, kedua teori sepakat tentang apa yang dianggap penting dalam motivasi kinerja (Locke & Latham, 2002).

Ada dua komponen kognitif utama dari perilaku dalam teori penetapan tujuan: nilai dan niat (*goals*). Individu akan menciptakan keinginan untuk melakukan tindakan tertentu yang konsisten dengan nilai (Locke & Latham, 2014). Selanjutnya, Locke and Latham (2002) mengusulkan siklus kinerja tinggi untuk teori penetapan tujuan mereka yang dimulai dengan menetapkan tujuan (mengkhawatirkan spesifikasi dan kesulitan tujuan), mengeksekusi tujuan (menimbang produktivitas dan peningkatan biaya), menilai kepuasan mereka

dengan kinerja, dan menentukan kemauan mereka untuk mengatasi tantangan baru yang terkait dengan tujuan.

Mekanisme penetapan tujuan menurut Locke and Latham (2002) menekankan bahwa tujuan yang spesifik, menantang, diterima, serta disertai komitmen dan umpan balik akan mendorong individu mencapai kinerja optimal. Proses ini melibatkan penyesuaian antara tingkat tujuan yang ditetapkan dengan efikasi diri, nilai personal, serta kapasitas kognitif individu dalam mengarahkan tindakan yang relevan dengan hasil yang ingin dicapai. Dalam konteks mahasiswa, kemampuan menimbang kesulitan tujuan, menilai sumber daya, dan mempertahankan upaya secara konsisten menjadi faktor penting dalam siklus kinerja tinggi yang dijelaskan oleh teori penetapan tujuan.

Sejalan dengan itu, model *Selection, Optimization, dan Compensation* (SOC) dari Baltes memberikan kerangka yang lebih komprehensif mengenai bagaimana individu mengelola tujuan sepanjang rentang kehidupan melalui proses seleksi tujuan, optimalisasi strategi, dan kompensasi atas keterbatasan. Penggunaan model SOC dalam penyusunan indikator *goal-setting* memungkinkan penjelasan yang lebih mendalam tentang bagaimana mahasiswa tidak hanya *menetapkan* tujuan seperti yang dijelaskan oleh Locke and Latham (2002) , tetapi juga memilih prioritas, mengembangkan strategi efektif, dan mengidentifikasi sumber daya atau alternatif saat menghadapi hambatan.

Dengan demikian, integrasi antara kedua teori ini menunjukkan bahwa efektivitas *goal-setting* pada mahasiswa tidak hanya ditentukan oleh kejelasan dan tingkat kesulitan tujuan, tetapi juga oleh kemampuan mereka untuk menyeleksi tujuan yang relevan (*selection*), mengoptimalkan tindakan untuk mencapai tujuan tersebut (*optimization*), serta melakukan kompensasi ketika menghadapi tantangan atau keterbatasan (*compensation*). Kerangka SOC memperkuat komponen nilai, niat, dan efikasi diri dalam teori penetapan tujuan dengan menambahkan dimensi regulasi diri yang lebih adaptif dan dinamis terhadap kondisi yang berubah. Oleh karena itu, indikator *goal-setting* merefleksikan proses individu dalam memilih tujuan yang relevan, memaksimalkan upaya pencapaian, dan mempertahankan progress dalam menghadapi tantangan (Moghimi et al., 2019; Baltes et al., 1999).

SOC adalah sebuah meta-teori. Spesifikasinya bervariasi sesuai dengan bidang fungsi yang dipertimbangkan dengan pendekatan teoritis tertentu. Contoh-contoh prototipe pemilihan, optimalisasi, dan kompensasi yang tercantum dalam Tabel 2.2 memberikan kerangka kerja untuk merumuskan item yang termasuk dalam kuesioner SOC (Baltes et al., 1999).

Tabel 2.2 Kerangka kerja *Selection*, *Optimization*, dan *Compensation* (SOC)

Selection (tujuan/preferensi)	Optimization (relevansi tujuan)	Compensation (Cara/sumber daya untuk menanggulangi penurunan yang relevan dengan tujuan)
Seleksi pilihan <ul style="list-style-type: none"> • Spesifikasi tujuan • Sistem target • Konstektualisasi tujuan • Target komitmen 	<ul style="list-style-type: none"> • Fokus perhatian • Memanfaatkan moment yang tepat • Ketekunan • Keterampilan / sumber daya baru 	<ul style="list-style-type: none"> • Penggantian sarana • Penggunaan bantuan eksternal / bantuan orang lain • Penggunaan intervensi untuk memperoleh keterampilan / sumber daya baru
Seleksi berbasis kerugian <ul style="list-style-type: none"> • Berfokus pada tujuan yang paling penting • Rekonstruksi target hierarki • Adaptasi standar • Pencarian tujuan baru 	<ul style="list-style-type: none"> • Latihan keterampilan • Alokasi waktu • Mencontoh orang lain yang sukses 	<ul style="list-style-type: none"> • Aktivasi keterampilan / sumber daya yang tidak digunakan • Peningkatan usaha / energi • Peningkatan alokasi waktu • Memodelkan orang lain yang sukses • Mengimbangi kelalaian optimisasi dengan cara lain

Berdasarkan Tabel 2.2, dapat diketahui bahwa konstruksi dari *goal-setting* didasarkan pada:

a. *Selection* (pilihan)

a.1 seleksi pilihan (*elective solution*)

Baltes & Baltes, (1993) menyatakan seleksi pilihan merupakan salah satu komponen dalam teori SOC. Dalam konteks ini, seleksi pilihan menggambarkan bagaimana seseorang secara sadar dan proaktif menentukan arah hidup atau tujuan spesifik yang ingin dicapai. Seleksi elektif didefinisikan sebagai pengembangan hierarki tujuan, berdasarkan pentingnya, urgensi, atau preferensi (Freund & Baltes, 2000). Karakteristik

seleksi pilihan yaitu (1) bersifat proaktif, bukan reaktif; (2) berbasis motivasi internal, seperti halnya minat, nilai pribadi, dan aspirasi jangka panjang; (3) tidak didasari oleh keterbatasan, melainkan pilihan bebas dari berbagai alternatif; serta (4) mengarahkan perhatian dan sumber daya ke sejumlah tujuan yang diprioritaskan. Dalam kehidupan sehari-hari, seorang yang memiliki daftar tugas yang terdiri dari tugas harian sesuai dengan kebutuhannya, dapat dinyatakan sebagai bentuk dari seleksi pilihan (Moghimi et al., 2019).

a.2 seleksi berbasis kerugian (*loss-based selection*)

Seleksi berbasis kerugian terjadi ketika terlibat dalam perilaku kompensasi terlalu mahal dan menetapkan tujuan baru akan menjadi respons yang paling adaptif (Freund & Baltes, 2002b). Seleksi berbasis kerugian adalah hasil dari hilangnya sumber daya eksternal atau internal yang tidak dapat dikompensasi melalui intensifikasi sumber daya yang ada atau pembelian sumber daya baru. Seleksi berbasis kerugian melibatkan penyesuaian standar dengan keadaan baru, reorganisasi hierarki tujuan, dan pencarian tujuan baru yang dapat dicapai meskipun mengalami kerusakan.

b. *Optimization* (relevansi tujuan)

Relevansi tujuan mencakup perolehan, perbaikan, dan penggunaan sarana yang relevan untuk mencapai tujuan yang dipilih (Freund & Baltes, 2000). Optimasi melibatkan ketekunan dalam mengejar tujuan bahkan ketika menghadapi kesulitan (Baltes et al., 1999). Pada tingkat sehari-hari, jika seseorang harus mempersiapkan presentasi untuk bekerja, optimasi akan melibatkan menginvestasikan waktu dan usaha dalam presentasi sampai selesai (Moghimi et al., 2019).

c. *Compensation* (cara/sumber daya untuk menanggulangi penurunan yang relevan dengan tujuan)

Cara/sumber daya untuk menanggulangi penurunan yang relevan dengan tujuan mengacu pada proses yang ditujukan untuk mempertahankan fungsi ketika menghadapi atau mengharapkan kerugian. Ketika sarana untuk mencapai tujuan tidak lagi tersedia, seseorang masih dapat secara efektif mengejar tujuan seseorang dengan beralih ke sarana lain. Cara/sumber daya untuk

menanggulangi penurunan yang relevan dengan tujuan biasanya memerlukan akuisisi sumber daya baru atau penggunaan sumber daya atau keterampilan yang tidak digunakan.

Selanjutnya, Moghimi et al., (2019) memberikan ringkasan strategi SOC dan contoh terapannya dapat dilihat pada Tabel 2.3 di bawah ini.

Tabel 2.3 Strategi SOC dan Contoh Terapannya

	<i>Elective Selection</i>	<i>Loss-Based Selection</i>	<i>Optimization</i>	<i>Compensation</i>
Contoh strategi	<ul style="list-style-type: none"> • Memilih beberapa tujuan di atas yang lain • Memprioritaskan tujuan • Mengembangkan hierarki tujuan 	<ul style="list-style-type: none"> • Beradaptasi dengan kondisi baru • Mengatur ulang hierarki tujuan seseorang • Mencari tujuan baru yang dapat dicapai 	<ul style="list-style-type: none"> • Mendapatkan, memperbaiki, dan menggunakan sarana yang relevan untuk mencapai tujuan yang dipilih • Menunjukkan ketekunan dalam mengejar tujuan • Mengalokasikan sumber daya penting, seperti waktu, usaha, atau perhatian untuk tujuan yang relevan 	<ul style="list-style-type: none"> • Menggunakan sarana yang berbeda dari sebelumnya • Mendapatkan sumber daya baru • Menggunakan sumber daya atau keterampilan yang belum digunakan • Menggunakan bantuan eksternal seperti bantuan teknologi atau dukungan sosial instrumental
Contoh dari SOC	Memutuskan untuk fokus pada karir pertama sebelum memulai keluarga, bukan keduanya secara bersamaan	Seorang pemain sepak bola profesional yang menderita cedera berfokus pada menjadi pelatih sepak bola.	Mengambil kursus bahasa, dan menginvestasikan waktu dan usaha untuk belajar bahasa baru dengan baik	Seorang perawat yang tidak lagi dapat memenuhi persyaratan fisik untuk mengangkat pasien meminta bantuan seorang kolega yang lebih muda
Contoh dari SOC harian	Membuat daftar tugas yang terdiri dari tugas sehari-hari sesuai dengan pentingnya dan relevansi	Jika daftar hal yang harus dilakukan melibatkan bekerja dengan kolega pada proyek bersama, tetapi kolega	Menginvestasikan waktu dan usaha dalam proyek kerja sehari-hari sampai selesai	Minta rekan lain untuk bergabung dengan proyek untuk dapat mempertahankan lingkup aslinya

	<i>Elective Selection</i>	<i>Loss-Based Selection</i>	<i>Optimization</i>	<i>Compensation</i>
		menarik keluar, sekali proyek sedemikian rupa sehingga seseorang dapat menyelesaikannya sendiri		

Berdasarkan Tabel 2.3, pengkonstruksian dari *goal-setting* didasarkan atas pemenuhan dari keempat aspek, yaitu seleksi pilihan, seleksi berbasis kerugian, relevansi tujuan, dan cara/sumber daya untuk menanggulangi penurunan yang relevan dengan tujuan. Seleksi pilihan dikonstruksikan berdasarkan empat indikator yaitu:

1. Spesifikasi tujuan

Spesifikasi tujuan adalah proses mendeskripsikan tujuan secara jelas, rinci, dan terukur, agar dapat dijadikan pedoman dalam tindakan dan evaluasi pencapaian (Elliot & Murayama, 2008). Spesifikasi tujuan sebagai bagian penting dari *goal-setting* karena menentukan sejauh mana seseorang memahami dan berkomitmen terhadap tujuan yang ingin dicapai (Hsiaw, 2013). Contohnya seorang mahasiswa dapat mengetahui langkah-langkah yang perlu dilakukan untuk meraih IPK 3,5.

2. Sistem target

Sistem target adalah suatu kerangka atau mekanisme yang dirancang untuk menetapkan, mengelola, memantau, dan mengevaluasi pencapaian tujuan atau sasaran tertentu (Day & Tosey, 2011), seperti pembelajaran atau pengembangan individu. Contohnya seorang mahasiswa belajar minimal 2 jam setiap hari.

3. Kontekstualisasi tujuan

Kontekstualisasi tujuan adalah proses menyesuaikan atau merancang tujuan agar relevan, sesuai, dan bermakna dalam konteks tertentu, seperti latar belakang individu, lingkungan sosial, budaya, kondisi sumber daya, atau situasi spesifik tujuan yang diterapkan. Kontekstualisasi tujuan berarti tujuan tidak dirancang secara umum atau abstrak tetapi berakar pada realita atau kebutuhan

kelompok dalam situasi spesifik (Ojanen et al., 2007). Tujuan dikontekstualisasi untuk: (1) dipahami dengan baik; (2) dipercaya sebagai penting atau bermakna; (3) dikejar secara aktif; dan (4) dicapai secara realistis. Contoh, saya dapat lulus tepat waktu.

4. Target komitmen

Target komitmen adalah tujuan yang secara sadar diadopsi dan dipertahankan oleh individu dengan tingkat kesungguhan, tanggung jawab, dan motivasi internal yang tinggi untuk mencapainya (Pedersen, 2016), dapat diartikan bahwa komitmen terhadap target berarti bahwa individu (1) benar-benar berniat kuat untuk mencapai tujuan; (2) bertekad untuk meluangkan waktu, tenaga, dan sumber daya; dan (3) tidak mudah menyerah meskipun menghadapi hambatan atau kegagalan (Emmons, 2003). Contohnya mahasiswa membuat rencana studi dan menjalaninya secara konsisten untuk lulus tepat waktu.

Selanjutnya pada seleksi berbasis kerugian didasarkan atas beberapa indikator, yaitu:

1. Berfokus pada tujuan yang paling penting

Berfokus pada tujuan berarti individu mulai memprioritaskan hanya pada beberapa tujuan inti yang dianggap paling bernilai atau esensial (Orehek & Weaverling, 2017). Selain itu, adanya kemampuan metakognitif dalam mengenali keterbatasan dan mengelola prioritas sebagai bentuk strategi (Xie et al., 2023). Contoh seorang mahasiswa yang dulu aktif di banyak organisasi mulai memilih hanya satu kegiatan inti yang mendukung tujuan kariernya, karena keterbatasan waktu dan energi.

2. Rekonstruksi pada kegiatan yang paling penting

Rekonstruksi target hierarki diartikan bahwa individu mengubah struktur hierarki yang berarti individu tersebut berani mengambil sikap untuk menurunkan target tujuan yang hendak dicapai, digantikan dengan tujuan yang lebih realistis (Jury et al., 2019), contohnya seorang atlet yang mengalami cedera jangka panjang mungkin mengalihkan tujuan utamanya dari “menjadi juara” menjadi “pelatih atau mentor bagi atlet muda individu.

3. Adaptasi standar

Adaptasi standar yang dimaksudkan disini yaitu standar pencapaian diubah agar tetap bisa merasakan keberhasilan dan menjaga motivasi, individu tidak lagi memaksakan standar lama yang mungkin sudah tidak sesuai dengan realitas, ini merupakan bentuk regulasi diri yang sehat, yaitu menerima bahwa performa maksimal tidak selalu dapat dicapai, dan penting untuk menjaga *well-being* secara keseluruhan (Grera et al., 2022). Contohnya seorang pelajar yang sebelumnya menargetkan IPK 4,0, namun setelah mengalami gangguan kesehatan, menyesuaikan target menjadi 3,5 sembari fokus proses penyembuhan.

Dengan demikian, pada bidang pendidikan dapat diketahui pemosisian seleksi berbasis kerugian sangat penting bagi mahasiswa yang menghadapi keterbatasan waktu dalam penyelesaian tugas, adanya tekanan akademik, atau yang sedang berada pada fase mengalami krisis pribadi.

Pada aspek relevansi tujuan mengacu pada derajat keterhubungan dan keterlibatan seseorang terhadap tujuan-tujuan hidup atau akademik yang dianggap penting, serta sejauh mana tujuan tersebut sejalan dengan nilai, identitas, dan konteks perkembangan individu. Dalam konteks, teori SOC dan teori *goal-setting* (E. Locke & Latham, 2014), relevansi tujuan ini sebagai inti dari kekonsistenan yang terarah dan berkelanjutan dalam mencapai tujuan. Relevansi tujuan didasarkan atas beberapa indikator, yaitu:

1. Pencarian tujuan baru

Pencarian tujuan baru dapat diartikan bahwa individu aktif mencari tujuan-tujuan baru yang bermakna saat tujuan lama sudah tidak dicapai atau tidak lagi relevan, hal ini mencerminkan fleksibilitas dan *growth mindset* (Song et al., 2020a), serta kemampuan beradaptasi dalam regulasi diri. Contohnya mahasiswa yang gagal masuk jurusan impian, mulai mengeksplorasi bidang studi lain yang masih sesuai dengan minat dan potensinya.

2. Fokus perhatian

Kemampuan untuk mengarahkan perhatian secara konsisten kearah tujuan yang dianggap bermakna, sambil menyaring gangguan eksternal maupun internal (Song et al., 2020b). Hal ini berkaitan dengan kemampuan mengontrol perhatian dan *executive functioning*, penting dalam pencapaian tujuan jangka

panjang. Contoh saat belajar untuk ujian, seseorang akan menolak distraksi dari media sosial atau ajakan yang tidak mendukung pencapaian tujuan.

3. Memanfaatkan momen yang tepat

Kemampuan mengenali dan memanfaatkan waktu atau peluang terbaik untuk bertindak sesuai tujuan, hal ini merupakan bentuk dari *opportunity sensitivity* dan *strategic timing* (Tajpour et al., 2018). Contoh seorang mahasiswa mendaftar beasiswa saat tahu performa akademiknya sedang sangat baik dan memanfaatkan program baru dari pemerintah.

4. Ketekunan

Ketekunan didasarkan pada kegigihan dalam menghadapi hambatan dan tidak mudah menyerah saat mengejar tujuan yang relevan (Aisyah et al., 2023). Hal ini menunjukkan regulasi emosi yang penting untuk keberhasilan dalam jangka panjang. Contoh seseorang tetap berusaha memahami materi yang sulit dengan berbagai strategi karena mempunyai tujuan jangka panjang yang jelas.

5. Keterampilan/sumber daya baru

Upaya aktif untuk memperoleh keterampilan atau sumber daya yang relevan demi mendukung pencapaian tujuan (Montenegro & Schmidt, 2023), hal ini menunjukkan orientasi pada pengembangan diri. Contohnya mengikuti kegiatan pelatihan publik, seperti *speaking* karena sadar bahwa tujuan karier bidang kepemimpinan menuntut kemampuan.

6. Latihan keterampilan

Latihan keterampilan dimaknakan tidak hanya mencari keterampilan, tetapi juga melatih secara rutin dan sistematis untuk memastikan efektivitas dalam pencapaian tujuan (Ellis et al., 2005), hal ini menunjukkan internalisasi tujuan dan konsistensi tindakan. Contoh seseorang yang rutin berlatih *coding* karena ingin menjadi pengembang perangkat lunak, bukan hanya belajar teori.

Berdasarkan penjabaran tersebut, ada keterkaitan antar indikator, yaitu (1) pencarian tujuan baru akan membuka jalan bagi fokus perhatian baru; (2) fokus perhatian disertai ketekunan, memungkinkan latihan keterampilan secara konsisten; serta (3) pemanfaatan moment yang tepat diiringi dengan penguasaan keterampilan, akan mempercepat pencapaian yang relevan. Dengan demikian, indikator-indikator

ini penting untuk menjelaskan bagaimana mahasiswa memaknai tujuan belajar secara strategis serta membangun tujuan dari dalam diri.

Kemudian pada aspek cara/sumber daya untuk menanggulangi penurunan yang relevan dengan tujuan ditekankan pada strategi kompensasi yakni bagaimana seseorang mengatasi penurunan fungsi, motivasi, peluang, atau sumber daya tanpa kehilangan komitmen terhadap tujuan yang bermakna. Konsep ini sejalan dengan teori SOC dari (Baltes et al., 1999) yang menyatakan bahwa individu perlu menyesuaikan upaya mereka agar tetap efektif dalam mencapai tujuan meskipun mengalami keterbatasan. Cara/sumber daya untuk menanggulangi penurunan yang relevan dengan tujuan didasarkan atas beberapa indikator:

1. Penggunaan intervensi untuk memperoleh keterampilan/sumber daya baru
Individu menyadari ada kekurangan dalam keterampilan atau sumber daya, individu dapat secara aktif mencari bantuan eksternal atau mengikuti pelatihan/pendidikan tambahan (Villalba & Young, 2012), hal ini menunjukkan kesadaran diri dan *proactive coping*, serta kesediaan untuk berkembang demi mempertahankan relevansi terhadap tujuan. Contoh seseorang yang merasa kurang paham metode penelitian dapat belajar mandiri dengan mengikuti workshop atau konsultasi pada seseorang yang paham.
2. Aktivasi keterampilan/sumber daya baru
Setelah keterampilan baru diperoleh, individu segera mengaplikasikannya dalam konteks yang mendukung pencapaian tujuan (Montenegro & Schmidt, 2023), hal ini mewakili *behavioral activation* sebagai kunci dari efektivitas regulasi diri dan pelaksanaan pembelajaran. Contoh setelah belajar *software* statistik, mahasiswa langsung menggunakannya sebagai hasil pengolahan data untuk skripsinya.
3. Peningkatan usaha/energi
Saat ada hambatan, individu berupaya untuk meningkatkan intensitas kerja atau dedikasi untuk menjaga performa dan arah tujuan (Anderson & Lo, 2019), hal ini menunjukkan *effort regulation* yang diartikan melindungi tujuan dari gangguan. Contoh mahasiswa menambah jam belajar atau mengurangi waktu istirahat saat menghadapi ujian akhir.

4. Peningkatan alokasi waktu

Waktu adalah sumber daya yang vital, ketika terjadi penurunan efisiensi atau kendala, individu mengatur ulang jadwal untuk mengalokasikan lebih banyak waktu pada aktivitas yang mendukung tujuan (Chan et al., 2019), hal ini berkaitan erat dengan manajemen diri dan prioritas dalam penggunaan waktu, contoh seorang guru menyisihkan waktu ekstra di akhir pekan untuk belajar metode pengajaran setelah merasa hasil mengajarnya menurun.

5. Mengimbangi kelalaian optimisasi dengan cara lain

Jika strategi optimasi sebelumnya gagal, individu dapat mencari alternatif lain agar dampaknya dapat minimal, ini merupakan bentuk dari kemampuan memecahkan masalah (Masduki et al., 2020), hal ini penting dalam pengambilan keputusan dan pemulihan performa. Contoh mahasiswa yang lupa belajar untuk presentasi akhirnya membaca ringkasan dan berdiskusi dengan teman sejawat.

Berdasarkan uraian tersebut, dapat dijelaskan keterhubungan antar indikator yaitu (1) penggunaan intervensi dan aktivasi keterampilan merupakan langkah awal dan lanjutan dari *strategic compensation*; (2) peningkatan usaha dan alokasi waktu sebagai gambaran mobilisasi internal untuk menghadapi tekanan; dan (3) kompensasi atas kelalaian optimisasi sebagai strategi pemulihan untuk mencegah kegagalan atau kehilangan motivasi. Dengan demikian, aspek ini penting untuk memahami bagaimana mahasiswa dapat mempertahankan performa saat menghadapi kegagalan, stress, atau beban tugas.

2.7 *Self-Observation* (Pengamatan Diri)

Self-observation atau pengamatan diri diartikan sebagai kemampuan individu untuk memantau dan memperhatikan perilaku, pikiran, emosi, serta hasil tindakan mereka sendiri secara sadar dan reflektif (S et al., 2011; Bedesem et al., 2024). *Self-observation* bukan hanya sekedar melihat, tetapi juga merekam dan menilai pengalaman internal dan eksternal untuk perbaikan perilaku yang dapat dinilai pada dimensi-dimensi seperti kualitas, tingkat, kuantitas, dan keaslian (Hofman et al., 2009; Van Den Bosch & Taris, 2018). Motivasi yang berkelanjutan tergantung pada mahasiswa percaya bahwa jika mereka mengubah perilaku mereka,

mereka akan mengalami hasil yang lebih baik, menghargai hasil itu, dan merasa bahwa mereka dapat mengubah kebiasaan itu (*high self-efficacy*) (Schunk, 1990; Murharyana et al., 2024).

Foster *et al.* (1999) dan Fernandez & Beck, (2001) menyatakan bahwa *self-observation* didasarkan pada aspek sebagai berikut:

1. Frekuensi

Frekuensi terkait dengan tingkat perilaku penting yang dilakukan dan perilaku target yang ingin dicapai untuk mencapai tujuan, sehingga indikator ini menunjukkan seberapa sering individu melakukan *self-observation* terhadap diri sendiri dalam konteks tertentu (Poortvliet & Darnon, 2010; Narayan & Steele-Johnson, 2012). Frekuensi yang tinggi menunjukkan bahwa *self-observation* menjadi bagian penting sebagai bentuk produktivitas (Foster et al., 1999; Adhikari, 2019). Contoh berapa kali seseorang belajar untuk mencapai indeks prestasi maksimal.

2. Durasi

Pengukuran durasi pada *self-observation* mencatat berapa lama waktu yang dibutuhkan untuk mempersiapkan diri mencapai tujuan yang diinginkan (Ballesteros Muñoz & Tutistar Jojoa, 2014). Durasi mencerminkan kedalaman dan keseriusan dalam proses observasi diri, durasi yang terlalu pendek bisa menandakan ketidakterlibatan emosional atau kognitif, sedangkan durasi yang seimbang memungkinkan refleksi yang berkualitas (Verduyn et al., 2012). Contoh seorang mahasiswa menghabiskan 20 menit untuk memikirkan strategi belajar yang harus dilakukan agar mendapatkan IPK maksimal.

3. Latensi

Latensi dimaknakan sebagai lamanya waktu yang dicatat dimulai dari dilakukannya aktivitas sampai dengan selesai, atau jeda waktu antara suatu kejadian/perilaku (Burt & Kemp, 1994; Somei et al., 2023). Latensi yang rendah menunjukkan *real-time monitoring* atau kesadaran langsung atas perilaku, hal ini penting dalam konteks belajar adaptif karena semakin cepat evaluasi diri terjadi, maka semakin cepat juga penyesuaian strategi bisa dilakukan. Contoh seberapa cepat seseorang menyadari dan mengevaluasi eror setelah mengalami kegagalan.

4. Intensitas.

Intensitas adalah kemampuan atau kekuatan, gigih tidaknya, intensitas sebagai sejauh mana *self-observation* dilakukan dengan kesungguhan, kegigihan, keterlibatan emosi dan konsentrasi, intensitas menggambarkan motivasi intrinsik dan nilai yang diberikan individu terhadap proses *self-observation*, intensitas tinggi dapat menghasilkan *insight* yang mendalam dan motivasi yang kuat untuk memperbaiki diri, intensitas dapat dinilai dengan merekam ukuran peristiwa seperti halnya dalam mencapai tujuan atau perilaku, seperti ketika individu dalam program manajemen stres mencatat betapa tidak menyenangkan stres tertentu bagi mereka atau betapa marah mereka (Russell et al., 2022).

Keterkaitan antara indikator dengan *self-observation* (1) frekuensi, fokus akan kuantitas, kontribusi terhadap *self-observation* yaitu menunjukkan keterbiasaan dan konsistensi melakukan *self-observation*; (2) durasi, fokus akan ketahanan, kontribusi terhadap *self-observation* yaitu menandakan kedalaman dan keseriusan refleksi; (3) latensi, fokus pada kecepatan, kontribusi terhadap *self-observation* yaitu mewakili kesadaran langsung dan kepekaan terhadap perilaku; dan (4) intensitas fokus pada kualitas afektif/kognitif, kontribusi terhadap *self-observation* yaitu mencerminkan seberapa dalam dan bermaknanya observasi tersebut.

2.8 Self-Judgment (Penyesuaian diri)

Kemampuan menyesuaikan diri menjadi penting bagi mahasiswa di lingkungan perguruan tinggi (Nahak et al., 2023). *Self-judgment* adalah proses evaluatif di mana individu menilai diri sendiri berdasarkan standar pribadi maupun sosial, bisa berupa penilaian positif (memberi penghargaan dan motivasi diri) atau negatif (menimbulkan kritik diri berlebihan), tergantung pada keseimbangan antara pemahaman diri dan standar evaluasi yang digunakan (Thai, 2022). *Self-judgment* dipengaruhi oleh jenis standar yang digunakan, dalam mencapai tujuan dan atribut kinerja (Klein & Wright, 1994; Yasa et al., 2019).

Self-judgment merupakan mengubah diri sesuai dengan keadaan lingkungan (autoplastis) dan mengubah lingkungan sesuai dengan keinginan diri (Rismansyah

et al., 2022). *Self-judgment* dapat dipengaruhi oleh pentingnya pencapaian tujuan (Lemos et al., 2014). Hasil pencapaian penyesuaian diri sering dikaitkan dengan kemampuan, usaha, kesulitan tugas, dan keberuntungan (Genet, 2016; D. Schunk, 1990). Menurut Bandura (1991) konstruksi *self-judgment* didasarkan pada beberapa indikator, yaitu:

1. *Self-knowledge*

Self-knowledge dapat dinyatakan sebagai kemampuan memahami diri sendiri, termasuk pikiran, perasaan, keyakinan, kekuatan, kelemahan, dan motivasi seseorang (Kirchner & Caldwell, 2022). Ini melibatkan kesadaran akan sifat kepribadian, nilai-nilai, dan pola perilaku pada diri sendiri, atau dapat dinyatakan mampu mengenal kelebihan dan kekurangan diri. Contohnya seorang individu yang sudah mampu mengidentifikasi dalam kondisi seperti apa dirinya dapat bekerja secara optimal.

2. *Self-acceptance*

Self-acceptance sebagai suatu keadaan pikiran di mana seseorang dapat mengakui dan menerima diri sendiri, termasuk kekuatan maupun kelemahan yang dimiliki (Qonita & Dahlia, 2019). Individu yang memiliki *self-acceptance* mampu menilai diri secara seimbang, tidak terlalu keras tetapi juga tidak permisif, hal ini menghasilkan evaluasi yang membangun, bukan menjatuhkan. Contohnya seorang individu sudah menerima bahwa dirinya memiliki keterbatasan, namun keterbatasan yang ada tidak membuat dirinya merasa rendah diri.

3. *Self-control*

Self-control sebagai kemampuan untuk mengatur pikiran, emosi, dan perilaku pada diri sendiri. Hal ini melibatkan pengelolaan dorongan, menahan godaan, dan menunda kepuasan (Ayuningtyas et al., 2022). Evaluasi terhadap seberapa baik seseorang menjaga konsistensi antara niat dan tindakan akan bergantung pada persepsi kontrol diri. *Self-judgment* sering kali mencerminkan sejauh mana individu berhasil menjalankan pengendalian diri (Boat & Cooper, 2019). Contohnya seseorang yang mampu mengatur emosi ketika menghadapi tekanan dan tidak langsung bereaksi impulsif.

4. *Satisfaction*

Satisfaction merupakan perasaan puas atau terpenuhi sesuatu (Agustin et al., 2021). Hal tersebut sebagai keadaan emosional positif yang muncul ketika kebutuhan atau keinginan terpenuhi atau terlampaui. Perasaan ini akan muncul disegala situasi yang dirasakan puas terhadap sesuatu dan dapat dialami di berbagai hal. *Satisfaction* menunjukkan dimensi afektif dari *self-judgment*, ketika seseorang merasa puas, akan cenderung memandang dirinya secara positif (Çağlayan Mülazım & Eldeleklioğlu, 2016). Namun, kepuasan berlebihan tanpa evaluasi objektif dapat menimbulkan *overconfidence*. Contohnya seseorang yang memiliki rasa bangga terhadap dirinya sendiri atas pencapaian yang telah diraih.

Hubungan antara setiap indikator terhadap *self-judgment* adalah (1) *self knowledge*, fokus akan basis informasi evaluasi, kontribusi pada *self-judgment* yaitu memberikan data faktual untuk penilaian; (2) *self-acceptance*, fokus akan penerimaan terhadap hasil evaluasi, kontribusi pada *self-judgment* yaitu mencegah kecenderungan terlalu mengkritik diri sendiri; (3) *self-control*, fokus pada ukuran keberhasilan perilaku, kontribusi pada *self-judgment* yaitu adanya evaluasi sebagai bentuk komitmen terhadap tujuan; dan (4) *satisfaction*, fokus pada dimensi afektif dan evaluasi, kontribusi pada *self-judgment* yaitu menunjukkan sejauh mana harapan terpenuhi.

2.9 *Self-Efficacy* (Efikasi Diri)

Self-efficacy adalah pemikiran yang mempengaruhi pilihan tugas, usaha, ketekunan, dan pencapaian (Rustika, 2016; Irie, 2021; Schunk, 1990). Mahasiswa yang memiliki efisiensi belajar rendah dapat menghindari tugas; mahasiswa yang menganggap diri mereka efektif lebih mungkin untuk berpartisipasi. Ketika menghadapi kesulitan, mahasiswa yang efektif akan menghabiskan lebih banyak usaha dan bertahan lebih lama daripada mahasiswa yang meragukan kemampuan mereka (Schunk, 1990).

Dalam menilai efisiensi diri, mahasiswa mempertimbangkan faktor-faktor seperti kemampuan yang dirasakan, usaha yang dilakukan, kesulitan tugas, bantuan pendidik, faktor situasi lainnya, dan pola keberhasilan dan kegagalan. Meskipun

persepsi tentang efektivitas dapat digeneralisasi, mereka menawarkan prediksi terbaik tentang perilaku dalam domain tertentu (contoh, efisiensi diri untuk memperoleh keterampilan fraksi, belajar skim dalam membaca, dan menyeimbangkan persamaan) (Schunk, 1990).

Mawaddah (2021) merangkum komponen *self-efficacy* menjadi tiga, yaitu:

1. Yakin akan kemampuan

Yakin akan kemampuan yakni keyakinan seseorang terhadap dirinya sendiri akan kemampuan yang ada, sehingga keyakinan tersebut dapat membuahkan hasil seperti yang diyakinkan (Ratković Njegovan et al., 2022). Individu dengan *self-efficacy* tinggi mempercayai bahwa mereka mampu melakukan tugas tertentu dalam berbagai situasi, bahkan ketika menghadapi tantangan atau tekanan. Contohnya seseorang siap untuk menerima tugas yang sulit sebagai bentuk tantangan.

2. Aspirasi tinggi

Aspirasi tinggi merupakan keinginan yang kuat untuk menggapai suatu cita-cita. *Self-efficacy* mendorong individu untuk menetapkan tujuan yang tinggi karena adanya kepercayaan pada diri bahwa upaya yang dilakukan akan membuahkan hasil. Aspirasi tinggi berkaitan dengan ekspektasi sukses yang kuat, yang memperkuat usaha dan motivasi intrinsik. Contohnya seseorang rajin belajar karena percaya bahwa suatu hari nanti akan menjadi orang yang sukses.

3. Kegigihan

Kegigihan merupakan kerja keras yang dilakukan untuk mencapai suatu yang diharapkan. Seseorang dengan *self-efficacy* tinggi akan tetap bertahan saat menghadapi kegagalan atau hambatan. Kegigihan ini menunjukkan regulasi emosi positif, keberanian untuk mencoba lagi dan fleksibilitas dalam mengubah strategi jika diperlukan. Contohnya seseorang tidak lulus ujian masuk perguruan tinggi, tetap belajar untuk mencoba di tahun berikutnya.

Ketiga indikator tersebut terkait secara siklikal dan saling memperkuat. Keyakinan terhadap kemampuan akan mendorong seseorang memiliki tujuan tinggi, selain itu saat menghadapi kesulitan/hambatan membutuhkan kegigihan.

2.10 *Self-regulated* (Regulasi Diri)

Regulasi diri merupakan kemampuan seseorang mengontrol diri dalam mencapai tujuan, sehingga mahasiswa meregulasi diri demi tercapai tujuan (Alfiana, 2019; Praweswari & Nur'aeni, 2021). Domain-domain ini bisa baik positif (positif, optimis) atau tidak menguntungkan (negatif, pesimis) (Terada & Ura, 2015). Keyakinan motivasi yang menguntungkan dikaitkan dengan kegiatan mahasiswa yang cenderung lebih tertarik untuk melakukan dan kegiatan yang menurut mereka memiliki kompetensi yang diperlukan (Bruning and Horn, 2000).

Zimmerman (1989), Karlen, (2016), dan Katsantonis & McLellan, (2023) menyatakan indikator regulasi diri adalah sebagai berikut:

1. Metakognitif

Metakognitif dinyatakan sebagai individu yang dapat memenuhi indikator mulai dari merencanakan, mengorganisasi, mengukur diri, dan menginstruksikan diri sebagai kebutuhan selama bertingkah laku (Hamzah et al., 2023). Metakognitif sebagai inti dari *self-regulation*, karena memungkinkan individu untuk mengontrol dan menyesuaikan proses kognitif mereka selama menghadapi tugas. Tanpa kesadaran metakognitif, seseorang sulit memperbaiki kesalahan atau meningkatkan efektivitas belajar (Kaya et al., 2023). Contohnya seseorang yang membuat jadwal belajar seminggu sebelum ujian.

2. Motivasi

Motivasi ini dinyatakan sebagai individu yang memiliki kemampuan intrinsik, otonomi, dan kepercayaan diri terhadap kemampuan dalam melaksanakan sesuatu, individu yang memiliki motivasi tinggi dapat memiliki kemampuan yang baik untuk menghadapi dan menyelesaikan tantangan yang ada dihadapannya (Ma & Chen, 2024). Tanpa motivasi tinggi, metakognisi dan strategi perilaku tidak akan dijalankan secara konsisten (Studies, 2022). Contoh seorang pelajar memiliki keyakinan bahwa dirinya mampu menguasai materi matematika meskipun mengalami kesulitan

3. Perilaku

Perilaku dinyatakan sebagai kemampuan atau upaya individu untuk mengatur diri, menyeleksi, dan memanfaatkan kondisi lingkungan maupun

menciptakan lingkungan yang dapat mendukung aktivitasnya (Pino et al., 2024). Individu dapat memilih, menyusun, dan menciptakan lingkungan sosial dan fisik yang seimbang untuk mengoptimalkan pencapaian atas aktivitas yang dilakukan. Perilaku mencerminkan hasil konkret dari pengaturan diri (Bihun et al., 2023).

Dengan demikian *self-regulated* adalah kombinasi dari kecerdasan berpikir (metakognitif), kekuatan batin (motivasi), dan tindakan nyata (perilaku) (Hamzah et al., 2023). Ketiganya tidak hanya komplementer tetapi juga saling membutuhkan satu sama lain agar regulasi diri terjadi secara efektif.

2.11 Keterkaitan *Self-observation*, *Self-judgment*, *Self-efficacy*, *Self-regulated* pada *Goal-setting*

Penetapan tujuan (*goal-setting*) dalam konteks pembelajaran sangat dipengaruhi oleh proses regulasi diri mahasiswa, yang mencakup *self-observation*, *self-judgment*, *self-efficacy*, dan *self-regulated learning* secara keseluruhan. *Self-observation* merupakan kemampuan mahasiswa untuk memonitor perilaku, usaha, dan strategi belajarnya secara sadar. Proses pengamatan diri ini memberikan informasi penting mengenai kekuatan, kelemahan, dan hambatan yang dihadapi, sehingga mahasiswa dapat menetapkan tujuan yang realistis, terarah, dan sesuai dengan kemampuan aktualnya. Selanjutnya, *self-judgment* berperan sebagai evaluasi internal terhadap hasil belajar yang telah dicapai. Melalui penilaian diri, mahasiswa dapat menentukan apakah tujuan sebelumnya telah terpenuhi, strategi mana yang efektif, dan penyesuaian apa yang diperlukan untuk meningkatkan kualitas tujuan berikutnya. Dengan demikian, *self-judgment* mendorong terjadinya perbaikan berkelanjutan dalam proses penetapan tujuan.

Di sisi lain, *self-efficacy* sebagai keyakinan mahasiswa terhadap kemampuan dirinya untuk mencapai tujuan tertentu menjadi faktor penentu tingkat ambisi, komitmen, dan persistensi dalam *goal-setting*. Mahasiswa dengan *self-efficacy* tinggi cenderung menetapkan tujuan yang lebih menantang dan tetap bertahan menghadapi hambatan, sedangkan mereka yang memiliki *self-efficacy* rendah cenderung menghindari tantangan dan menetapkan tujuan yang lebih mudah. Keempat proses ini terintegrasi dalam kerangka *self-regulated* yaitu

kemampuan mahasiswa untuk mengatur tujuan, strategi, motivasi, dan evaluasi diri dalam kegiatan belajar. *Self-regulated* menyediakan mekanisme kontrol diri yang memungkinkan *goal-setting* berjalan secara terstruktur, konsisten, dan adaptif terhadap situasi (Hamzah et al., 2023). Dengan demikian, *self-observation*, *self-judgment*, *self-efficacy*, dan *self-regulated* secara simultan berkontribusi dalam membentuk kualitas *goal-setting* mahasiswa, menjadikannya proses dinamis yang sangat menentukan keberhasilan akademik dan perkembangan pribadi.

2.12 Hipotesis Penelitian

Berdasarkan rumusan masalah dan kerangka teori penelitian, peneliti merumuskan hipotesis yaitu:

1. Terdapat pengaruh positif dan signifikan setiap item indikator *self-observation*, *self-judgment*, *self-efficacy*, *self-regulated*, dan *goal-setting* terhadap masing-masing konstruk.
2. Hipotesis pada GEE yaitu:
 - a. Terdapat pengaruh positif dan signifikan konstruk *self-observation*, *self-judgment*, *self-efficacy*, *self-regulated*, terhadap *goal-setting* mahasiswa berdasarkan hasil analisis longitudinal dengan pendekatan GEE klasik.
 - b. Terdapat pengaruh positif dan signifikan konstruk *self-observation*, *self-judgment*, *self-efficacy*, *self-regulated*, terhadap *goal-setting* mahasiswa berdasarkan hasil analisis longitudinal dengan pendekatan GEE klasik tanpa *outlier*.
 - c. Terdapat pengaruh positif dan signifikan konstruk *self-observation*, *self-judgment*, *self-efficacy*, *self-regulated*, terhadap *goal-setting* mahasiswa berdasarkan hasil analisis longitudinal dengan pendekatan GEE *robust*.

BAB III. METODE PENELITIAN

3.1 Waktu dan Tempat Penelitian

3.1.1 Tempat Penelitian

Penelitian dilakukan di lingkungan FKIP pada PTMA di wilayah Provinsi Lampung yaitu Universitas Muhammadiyah Pringsewu (UMPRI), Universitas Muhammadiyah Kotabumi (Umko), Universitas Muhammadiyah Metro (UMM), dan Universitas Muhammadiyah Lampung (UML).

3.1.2 Waktu Penelitian

Penelitian dilaksanakan mulai tahun 2024 hingga tahun 2025, dengan pelaksanaan survei dilakukan sebanyak tiga kali, yaitu di pertengahan semester dan akhir semester ganjil tahun akademik 2024-2025 dan awal semester genap tahun akademik 2024-2025. Pertimbangan ilmiah dari strategi ini didasarkan atas:

(1) Memenuhi prinsip penelitian longitudinal

Pengambilan data lebih dari satu kali pada subjek yang sama merupakan ciri khas penelitian longitudinal. Dengan melaksanakan tiga kali survei, peneliti dapat mengamati perubahan maupun pola perkembangan (*growth trajectory*) kelima variabel laten secara lebih komprehensif.

(2) Mengurangi bias pengukuran tunggal

Survei dilakukan hanya sekali beresiko menimbulkan bias karena kondisi mahasiswa pada satu titik waktu bisa dipengaruhi oleh faktor sementara (misalnya beban tugas atau kondisi pribadi saat itu). Dengan melakukan survei sebanyak tiga kali, peneliti memperoleh data yang lebih stabil dan reliabel.

(3) Menggambarkan dinamika psikologis mahasiswa sepanjang fase perkuliahan

- 1) Pertengahan semester ganjil: mahasiswa berada dalam fase adaptasi dan penyesuaian diri terhadap aktivitas akademik maupun organisasi.

- 2) Akhir semester ganjil: mahasiswa telah melewati proses belajar penuh, termasuk menghadapi evaluasi akademik dan aktivitas organisasi, sehingga kelima variabel laten bisa lebih jelas terlihat dalam memberikan respon penilaian.
- 3) Awal semester genap: mahasiswa berada dalam fase *re-entry*, yakni kembali aktivitas akademik setelah libur yang bisa memengaruhi kelima variabel laten.

Dengan demikian, survei pada tiga fase ini memungkinkan peneliti untuk bisa menangkap pola fluktuasi alami pada kelima variabel laten tersebut.

(4) Kesesuaian dengan desain GEE

Dalam analisis longitudinal, minimal diperlukan tiga titik waktu, agar peneliti dapat menguji pola korelasi antar waktu dengan GEE, serta menilai struktur korelasi terbaik (*exchangeable*, *independence*, *autoregresif*, dan *unstructured*)

Oleh karena itu, pengambilan data tiga kali memberikan dasar statistik yang kuat untuk menganalisis perubahan dinamis dalam variabel yang diteliti.

(5) Survei dilakukan pada subjek yang sama

Hal ini penting untuk mengontrol variabilitas antar individu, sehingga perubahan yang diamati benar-benar mencerminkan perubahan internal mahasiswa dari waktu ke waktu, bukan sekedar perbedaan antar kelompok individu.

3.1.3 Partisipan, Populasi, dan Sampel Penelitian

3.1.3.1 Partisipan

Partisipan dalam penelitian ini adalah mahasiswa aktif semester III yang berada di lingkungan Perguruan Tinggi Muhammadiyah Aisyiyah (PTMA) di Provinsi Lampung. Partisipan merupakan mahasiswa yang mendapatkan kegiatan belajar mengajar dari pendidik (dosen) dengan kriteria:

- (1) Dosen tetap yayasan/dosen PNS-DPK pada perguruan tinggi tersebut dengan tahun kerja minimal 5 tahun;
- (2) Dosen memiliki sertifikat pendidik; dan

- (3) Dosen dalam pelaksanaan pembelajaran berkomitmen untuk memberikan semangat kepada mahasiswanya dalam menyelesaikan pendidikan.

3.1.3.2 Populasi dan Sampel Penelitians

Populasi dalam penelitian ini adalah mahasiswa aktif semester III yang berada di lingkungan FKIP PTMA di Provinsi Lampung. Pemilihan populasi penelitian difokuskan pada mahasiswa semester III didasarkan pada pertimbangan psikologis serta relevansinya dengan kerangka teori kelima variabel laten. Pada fase ini, mahasiswa sudah melewati masa adaptasi awal (semester satu dan dua) terhadap kehidupan akademik di perguruan tinggi, sehingga mereka relatif lebih stabil dalam menampilkan perilaku belajar, pola interaksi sosial, serta motivasi. Dengan demikian, semester III menjadi titik kritis untuk mengukur respon psikologis mahasiswa dalam dimensi berikut:

(1) Goal-setting

Mahasiswa semester III umumnya telah memiliki pemahaman yang lebih matang tentang tujuan akademik maupun pengembangan diri. Mereka mulai mengaitkan pengalaman perkuliahan dengan rencana jangka panjang, termasuk minat untuk terlibat pada organisasi sebagai bagian dari pencapaian tujuan pribadi dan sosial

(2) Self-observation

Pada tahap ini, mahasiswa sudah memiliki pengalaman belajar yang cukup untuk melakukan evaluasi diri. Kemampuan melakukan pengamatan diri terkait kekuatan, kelemahan, dan keterlibatan dalam aktivitas organisasi lebih nyata dibandingkan mahasiswa baru yang masih dalam tahap adaptasi.

(3) Self-judgment

Semester III merupakan periode ketika mahasiswa mampu membandingkan capaian mereka dengan standar yang lebih jelas, baik standar akademik maupun sosial. Penyesuaian diri ini menjadi landasan penting dalam menentukan minat serta komitmen untuk berorganisasi.

(4) Self-efficacy

Efikasi diri mahasiswa semester III cenderung lebih berkembang karena mereka telah mengalami berbagai tantangan akademik dan sosial. Tingkat keyakinan diri ini sangat menentukan keberanian untuk mengambil peran

dalam organisasi, menghadapi tantangan kepemimpinan, serta mengelola tanggung jawab.

(5) Self-regulated

Mahasiswa semester III biasanya sudah mulai menerapkan strategi belajar mandiri, manajemen waktu, serta regulasi emosi dalam menghadapi beban akademik. Regulasi diri ini berperan penting dalam kesiapan mereka untuk menyeimbangkan perkuliahan dengan keterlibatan dalam organisasi mahasiswa.

Dengan demikian, mahasiswa semester III dipandang sebagai populasi yang tepat dan representatif untuk meneliti keterkaitan kelima variabel laten. Mereka tidak lagi berada pada fase adaptasi awal, tetapi juga belum memasuki fase akhir studi yang biasanya terfokus pada persiapan skripsi atau dunia kerja, sehingga respon psikologis yang diberikan relatif murni dalam konteks pengembangan diri akademik.

3.2 Prosedur Penelitian

3.2.1 Metode Pengumpulan Data

Penelitian ini menggunakan pendekatan kuantitatif dengan metode survei longitudinal, yang dikombinasikan dengan wawancara terstruktur sebagai pelengkap data kuantitatif. Teknik pengumpulan data dilakukan melalui survei dan wawancara untuk memperoleh data primer dari mahasiswa FKIP PTMA Provinsi Lampung.

1) Survei

Survei dilakukan pada tiga periode pengukuran dengan subjek yang sama untuk menangkap perubahan atau dinamika variabel penelitian dalam rentang waktu tertentu. Survei dilaksanakan dengan menyebarkan kuesioner berskala Likert lima poin yang dirancang untuk mengukur lima konstruk laten, yaitu *self-observation*, *self-judgment*, *self-efficacy*, *self-regulated*, dan *goal-setting*. Teknik pengambilan sampel yang digunakan adalah *cluster sampling*, dengan melibatkan total 272 responden mahasiswa aktif semester tiga.

2) Wawancara

Selain survei, dilakukan wawancara terstruktur pada 29 responden yang dipilih secara purposif dari total peserta survei. Tujuan wawancara adalah untuk memperdalam interpretasi hasil survei dan memberikan konteks kualitatif terhadap dinamika kelima konstruk laten. Pedoman wawancara disusun berdasarkan indikator kelima variabel laten.

3.2.2 Teknik Pengumpulan Data

Pengumpulan data dilakukan melalui hasil pengisian kuesioner oleh responden dan hasil wawancara. Kuesioner disusun secara sistematis berdasarkan hasil kajian teori dan validasi konstruk yang mencakup lima variabel laten penelitian. Setiap variabel diuraikan menjadi subvariabel (aspek), kemudian dijabarkan menjadi indikator, yang selanjutnya diformulasikan menjadi butir-butir pertanyaan.

3.2.3 Instrumen Penelitian

Instrumen utama berupa angket dengan skala Likert lima poin (1 = sangat tidak setuju hingga 5 = sangat setuju) yang dikembangkan berdasarkan teori dan hasil penelitian terdahulu, dengan adaptasi dan modifikasi sesuai konteks mahasiswa FKIP PTMA. Pemilihan skala lima poin dipertimbangkan karena mampu memberikan keseimbangan antara sensitivitas pengukuran dan kemudahan responden dalam memberikan jawaban.

Selanjutnya, instrument penelitian dikonstruksikan melalui tahapan: (1) menentukan konstruk teoritis berdasarkan literatur utama; (2) menyusun indikator disertai deskripsi setiap variabel; dan (3) merumuskan butir pertanyaan sesuai indikator. Berikut ini kisi-kisi instrument kelima variabel laten:

Tabel 3.1 Kisi-kisi Instrumen *Goal-setting* mahasiswa

Variabel	Aspek	Indikator	Butir
Respon	Seleksi pilihan	Spesifikasi tujuan	SP1-SP3
		Sistem target	SP4-SP6
		Kontektualisasi tujuan	SP7-SP9
		Target komitmen	SP10-SP12
	Seleksi berbasis kerugian	Berfokus pada tujuan yang paling penting	SB13-SB16
		Rekonstruksi target hierarki	SB17-SB19

Variabel	Aspek	Indikator	Butir
	Relevansi tujuan	Adaptasi standar	SB20-SB22
		Pencarian tujuan baru	SB23-SB25
		Fokus perhatian	RT26-RT28
		Memanfaatkan moment yang tepat	RT29
		Ketekunan	RT30-RT32
		Keterampilan/ sumber daya baru	RT33
		Latihan keterampilan	RT34-RT35
		Alokasi waktu	RT36-RT37
		Mencontoh orang lain	RT38
	Cara/sumber daya untuk menanggulangi penurunan yang relevan dengan tujuan	Penggantian sarana	CS39
		Penggunaan bantuan eksternal/bantuan orang lain	CS40-CS43
		Penggunaan intervensi untuk memperoleh keterampilan/ sumber daya baru	CS44
		Aktivasi keterampilan / sumber daya yang tidak digunakan	CS45
		Peningkatan usaha / energi	CS46
		Peningkatan alokasi waktu	CS47-CS48
		Memodelkan orang lain yang sukses	CS49
		Mengimbangi kelalaian optimisasi dengan cara lain	CS50
	Respon		

Tabel 3.2 Kisi-kisi Instrument Pengamatan Diri (*Self-observation*)

Variabel	Aspek	Indikator	Butir
Prediktor	Frekuensi	Frekuensi	SO1-SO2
	Durasi	Waktu belajar	SO3-SO4
	Latensi	Latensi	SO5-SO7
	Intensitas	Kemampuan	SO8-SO9
		Gigih	SO10-SO12
		Kehebatan	SO13-SO14

Tabel 3.3 Kisi-kisi Instrumen Penyesuaian Diri (*Self-judgment*)

Variabel	Aspek	Indikator	Butir
Prediktor	<i>Self-knowledge</i>	Mampu mengenal kelebihan dan kekurangan diri	SJ1-SJ6
	<i>Self-acceptance</i>	Mampu memahami keadaan diri sebagaimana adanya	SJ7-SJ15
	<i>Self-control</i>	Mampu menyusun, membimbing, mengatur dan mengarahkan bentuk perilaku yang dapat	SJ16-SJ21

Variabel	Aspek	Indikator	Butir
		membawa individu kearah positif	
	<i>Satisfaction</i>	Adanya rasa puas terhadap segala sesuatu yang telah dilakukan	SJ22-SJ26

Tabel 3.4 Kisi-kisi Instrument Efikasi Diri (*Self-efficacy*)

Variabel	Aspek	Indikator	Butir
		Keinginan mencoba hal baru	SE1-SE5
	Yakin akan kemampuan	Komitmen	SE6-SE10
		Menilai diri secara positif	SE11-SE15
		Optimis	SE16-SE20
		Harapan akan masa depan yang lebih	SE21-SE24
Prediktor	Aspirasi tinggi	Keinginan menyelesaikan pendidikan tepat waktu	SE25-SE29
		Harapan meraih prestasi	SE30-SE34
		Tekun	SE35-SE39
	Kegigihan	Menyelesaikan tugas tepat waktu	SE40-SE44
		Meluangkan waktu untuk belajar	SE45-SE48

Tabel 3.5 Kisi-kisi Instrumen Regulasi Diri (*Self-regulated*)

Variabel	Aspek	Indikator	Butir
		Perencanaan	SR1-SR7
	Metakognitif	Pengorganisasian	SR8-SR14
		Pengukuran diri	SR15-SR19
		Penginstruksian diri	SR20-SR25
Prediktor	Motivasi	Kemampuan intrinsik	SR26-SR32
		Otonomi diri	SR33-SR38
		Kepercayaan diri	SR39-SR43
		Mengatur diri	SR44-SR48
	Perilaku	Menyeleksi diri	SR49-SR53
		Memfaatkan lingkungan	SR54-SR57

3.2.4 Validitas dan Reliabilitas Instrumen

Selanjutnya untuk menguji kehandalan instrument dilakukan uji validitas item dan reliabilitas. Uji validitas item dilakukan dengan validitas isi dan validitas internal korelasi item-total, dan dilanjutkan dengan reliabilitas instrument:

a. Validitas item

Validitas item merupakan bagian dari validitas konstruk. Item yang valid secara individu membantu membangun konstruk yang valid secara

keseluruhan. Jenis validitas item yaitu validitas isi dan validitas internal korelasi item-total.

(1) Validitas isi

Validitas isi dilakukan pada kelima kuesioner yang dibuat dengan melibatkan dua validator yaitu validator dari segi ketatabahasaan dan segi isi kesesuaian aspek, indikator dan butir instrumen yang disusun. Dalam hal ini untuk ketatabahasaan dibantu oleh Dr. Izhar, M.Pd. dan untuk kesesuaian isi butir instrument dibantu oleh Dr. Satrio Budi Wibowo, S.Psi., M.A.. Butir instrument pada kuesioner dikatakan valid jika kedua validator menyatakan instumen valid, maka instrument tersebut dikatakan memenuhi validitas isi, Namun, jika hasil validasi menunjukkan perangkat kuesioner belum valid, maka perlu dilakukan revisi terhadap kuesioner tersebut. Hasil validasi digunakan sebagai masukan untuk merevisi/menyempurnakan kuesioner. Kuesioner dapat digunakan jika dinyatakan valid oleh kedua validator.

Selanjutnya untuk memperkuat pernyataan dari validator dilanjutkan dengan memperhitungkan indeks validitas aiken. Indeks Aiken digunakan untuk mengetahui sejauh mana item dalam suatu instrument dinilai relevan oleh para ahli (Aiken, 1980). Relevansi ini dilihat dari penilaian setiap ahli terhadap kesesuaian item dengan tujuan atau konsep yang diukur (Aiken, 1985; Wulandari & Oktavian, 2021).

Rumus indeks validity aiken:

$$V = \frac{\sum s_i}{n(c - 1)}$$

dengan:

V : indeks validitas Aiken

s_i : skor yang diberikan ahli dikurangi skor terendah

$s_i = r_i - l$

Dengan: r_i : skor penilaian dari ahli

l : skor terendah dalam skala (biasanya 1)

n : jumlah ahli yang memberikan penilaian

c : skala maksimum dalam penilaian

Perolehan nilai Aiken's V , yaitu antara 0 dan 1:

- 0 : tidak ada validitas isi (item tidak relevan sama sekali)
- 1 : validitas isi sempurna (item sangat relevan)

Dan, dianggap nilai V valid, jika $V \geq 0,7$.

(2) Validitas internal korelasi item-total

Validitas internal korelasi item-total dilakukan terhadap 50 responden, validitas ini mengidentifikasi kevalidan dari tiap butir instrument. Hal tersebut dinyatakan ditunjukkan dengan adanya korelasi atau dukungan terhadap item total (skor total), perhitungan dilakukan dengan cara mengkorelasikan antara skor item dengan skor total item. Dalam penentuan layak atau tidaknya suatu item yang akan digunakan, dapat dilakukan dengan memperhitungkan korelasi item-total sebagai berikut:

$$r_{ix} = \frac{\sum(X_i - \bar{X}_i)(X_t - \bar{X}_t)}{\sqrt{\sum(X_i - \bar{X}_i)^2 \cdot \sum(X_t - \bar{X}_t)^2}}$$

dengan:

r_{ix} : korelasi antara skor item ke- i dan skor total

X_i : skor item ke- i

X_t : skor total

\bar{X}_i : rata-rata skor item ke- i

\bar{X}_t : rata-rata skor total

Dalam hal ini, $r_{ix} > 0,3$ dinyatakan dapat digunakan atau valid, di sisi lain nilai ideal perolehan nilai korelasi hasil banding skor rata-rata item dengan skor total yaitu sebesar 0,4 sampai 0,6 (Crocker et al., 2008).

b. Reliabilitas

Instrumen yang *reliable* akan menghasilkan pengukuran yang tepat dan konsisten. Reliabilitas merupakan suatu nilai konsistensi suatu

instrument. Reliabilitas instrument pengujian dilakukan dengan rumus *Alpha Cronbach*. Berikut ini rumus metode *Alpha Cronbach*:

$$\text{Alpha Cronbach} = \left(\frac{Q}{Q - 1} \right) \left(1 - \frac{\sum S^2 qi}{\sum S^2 x} \right)$$

Keterangan:

Q = banyaknya butir dalam satu variabel

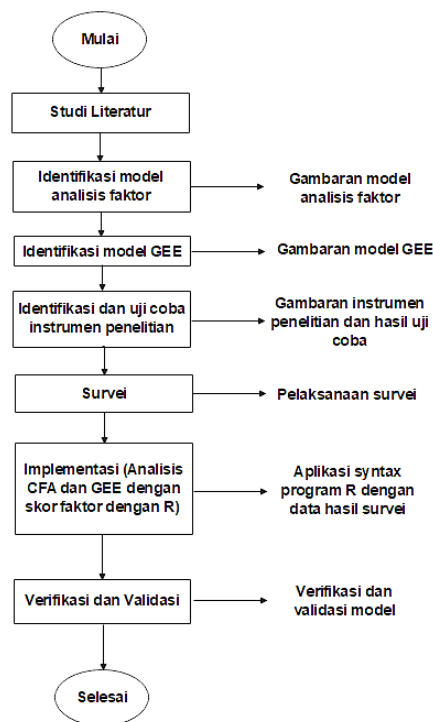
$S^2 qi$ = varians skor setiap butir

$S^2 x$ = varians skor total butir tersebut

Nilai reliabilitas dengan menggunakan *alpha cronbach* akan menghasilkan nilai bekisar antara 0 hingga 1. Suatu konstruk atau variabel dikatakan reliabel jika nilai *cronbach alpha* > 0,60. Rentang pada skala penelitian yaitu: nilai *cronbach alpha* di bawah 0,60, tidak dapat diterima (tidak *reliable*); antara 0,60 dan 0,65 tidak diinginkan (tidak *reliable*); antara 0,65 dan 0,70 minimal dapat diterima (*reliable*); antara 0,70 dan 0,80, baik (*reliable*); antara 0,80 dan 0,90, sangat baik (*reliable*); lebih dari 0,90 sempurna (*reliable*) (DeVellis, 2016).

3.2.4 Kerangka Kerja Penelitian

Kerangka kerja penelitian dibuat untuk mempermudah dalam pengerjaan penelitian secara terstruktur. Kerangka kerja penelitian memiliki input sebagai jawaban dari tujuan penelitian dan output sebagai hasil dari proses yang telah dijalankan berdasarkan input penelitian. Berikut ini gambar kerangka kerja penelitian:



Gambar 3.1 Kerangka Kerja Penelitian

Gambar 3.1 kerangka kerja penelitian memiliki 7 proses yang digunakan untuk menjawab tujuan penelitian yaitu:

- (1) Studi literatur memiliki fungsi untuk mengumpulkan data sesuai dengan topik penelitian. Studi literatur dilakukan untuk mendapatkan referensi teori yang relevan dengan topik penelitian yang diteliti, dalam hal ini studi literatur dilakukan terkait identifikasi model analisis faktor, identifikasi model GEE, dan identifikasi uji coba instrument penelitian.
- (2) Identifikasi model analisis faktor merupakan tahapan mengkonstruksikan model analisis faktor dengan mengkaji referensi yang terkait dengan analisis faktor sebagai salah satu teknik statistik multivariat yang digunakan untuk mereduksi (mengurangi) dan meringkas (menyederhanakan) sekumpulan variabel yang saling berkorelasi menjadi beberapa variabel laten. Variabel laten mewakili dimensi-dimensi yang mendasari korelasi antar faktor. Hal yang dilakukan dalam tahapan ini yaitu: (1) menghitung matriks korelasi antar variabel; (2) mengidentifikasi faktor berdasarkan variabel yang memiliki *loading* faktor tinggi; dan (3) menentukan skor faktor.

- (3) Identifikasi model GEE merupakan tahapan mengkonstruksikan model GEE dengan mengkaji referensi yang terkait dengan GEE sebagai teknik pemodelan statistik yang digunakan untuk menganalisis data longitudinal atau data pengukuran berulang. Hal yang dilakukan dalam tahapan ini yaitu: (1) menentukan variabel hasil dan fungsi link, yaitu dengan memilih variabel hasil yang sesuai (misal kontinu) dan fungsi link (gamma); (2) menentukan matriks korelasi kerja, dengan memilih struktur korelasi yang sesuai untuk memodelkan ketergantungan antara pengamatan dalam suatu kluster; (3) model GEE, mendapatkan model GEE; dan (4) mengevaluasi model, dengan mengidentifikasi kecocokan model, signifikansi prediktor, dan kesesuaian matriks korelasi yang digunakan.
- (4) Identifikasi dan uji coba instrument penelitian merupakan tahapan merekonstruksikan instrument penelitian berupa survei dengan mengkaji referensi yang terkait survei *goal-setting* mahasiswa. Hal yang diperhatikan dalam mengidentifikasi instrument survei ini adalah: (1) variabel penelitian, menentukan variabel-variabel yang ingin diukur, berupa variabel prediktor dan variabel respon; (2) menerjemahkan konsep abstrak menjadi indikator yang dapat diukur secara empiris; (3) mengidentifikasi skala pengukuran yang sesuai untuk masing-masing variabel; (4) mengkonstruksikan item pertanyaan dengan jelas, singkat, dan mudah dipahami oleh responden; dan (5) memilih format pertanyaan yang sesuai (tertutup, terbuka, atau semi-terbuka). Selanjutnya dilakukan uji coba instrument untuk menguji validitas dan reliabilitas instrument sebelum digunakan pada penelitian utama. Hal yang diperhatikan dalam uji coba instrumen penelitian adalah: (1) melakukan validitas isi terkait dengan ketatabahasaan dan kelayakan dari item pertanyaan; (2) menentukan responden untuk uji coba; (3) mengukur validitas item butir pertanyaan; dan (4) mengukur reliabilitas untuk mengetahui tingkat konsistensi instrument penelitian.
- (5) Survei, mengumpulkan data penelitian berdasarkan instrumen penelitian yang dinyatakan valid dan reliabel.

- (6) Implementasi analisis GEE klasik, GEE klasik tanpa outlier, dan GEE *robust* dengan skor faktor berbantuan *software statistic R*, mendapatkan hasil model GEE berdasarkan perolehan skor faktor.
- (7) Verifikasi dan validasi, verifikasi dan validasi merupakan langkah krusial dalam membangun perolehan model statistik GEE. Verifikasi model GEE melibatkan pengecekan terhadap asumsi yang mendasari model. Beberapa aspek yang perlu diperhatikan yaitu: (1) asumsi distribusi, dengan memastikan distribusi residual sesuai dengan distribusi yang diasumsikan dalam model (misalnya normal untuk data kontinu); (32) mengidentifikasi matriks korelasi kerja yang dipilih harus sesuai dengan pola korelasi dalam data, teknik validasi dilakukan dengan menghitung nilai MSE dari setiap model dan menentukan *goodness of fit* pada pemodelan di studi kasus *goal-setting* mahasiswa dengan perolehan *wald test* atau uji parsial dan QIC.

BAB V. KESIMPULAN DAN SARAN

5.1 Kesimpulan

Penelitian ini menunjukkan bahwa konstruk *self-observation*, *self-judgment*, *self-efficacy*, dan *self-regulated* secara signifikan dan konsisten berkontribusi positif terhadap kemampuan *goal-setting* mahasiswa di PTMA Provinsi Lampung. Hasil analisis menggunakan pendekatan GEE klasik, GEE klasik tanpa *outlier*, dan pendekatan GEE *robust* dengan berbagai struktur matriks korelasi kerja diperoleh bahwa korelasi *unstructured*. Secara spesifik kesimpulan dari hasil penelitian dapat diuraikan sebagai berikut:

1. Proses pembentukan dan validasi skor faktor hasil CFA berhasil mengkonfirmasi kesesuaian struktur konstruk *self-observation*, *self-judgment*, *self-efficacy*, *self-regulated*, dan *goal-setting* mahasiswa.
2. Pendekatan GEE berbasis skor faktor berhasil diterapkan untuk memodelkan hubungan longitudinal antara konstruk *self-observation*, *self-judgment*, *self-efficacy*, *self-regulated*, terhadap *goal-setting* mahasiswa. Keempat konstruk tersebut positif dan signifikan, dengan *self-efficacy* sebagai prediktor paling dominan.
3. Karakteristik struktur matriks korelasi kerja yang diperoleh dari pendekatan GEE klasik, GEE klasik tanpa *outlier*, dan GEE *robust* diuji *independence*, *exchangeable*, *autoregressive*, dan *unstructured*, menunjukkan bahwa model GEE *robust* dengan struktur korelasi *unstructured*, sebagai model terbaik pada penelitian ini, karena model ini dinilai lebih *robust* terhadap variasi ekstrem dan ketidakhomogenan responden, sekaligus mempertahankan keandalan estimasi parameter dalam menggambarkan pola hubungan antar konstruk dalam jangka waktu yang berkelanjutan.
4. Hasil model GEE berbasis skor faktor memberikan dasar empiris yang kuat untuk merumuskan intervensi pendidikan di FKIP PTMA Provinsi Lampung, terutama dengan fokus pada penguatan *self-efficacy* dan *self-*

regulated. Rekomendasi intervensi meliputi dilakukannya pembelajaran yang fleksibel dan reflektif seperti *learning journals*, *peer mentoring*, dan *self-assessment*, pemantauan akademik berbasis data longitudinal, serta bentuk kolaborasi lintas program studi dan masyarakat.

5.2 Saran

Berdasarkan hasil penelitian tersebut, peneliti merumuskan saran sebagai berikut:

1. Peningkatan penelitian longitudinal dan analitik lanjutan

Secara metodologis, penelitian ini menunjukkan bahwa pendekatan GEE dapat digunakan secara efektif untuk menganalisis dinamika psikologis mahasiswa dari waktu ke waktu. Oleh karena itu, penelitian lanjutan disarankan untuk:

- (1) memperpanjang periode pengamatan (lebih dari tiga periode),
- (2) membandingkan lintasan pertumbuhan antara program studi atau universitas, dan
- (3) memasukkan variabel mediasi seperti *academic resilience* atau *learning engagement*.

2. Penguatan kurikulum berbasis *goal-setting*

Perguruan tinggi, khususnya pada lingkungan PTMA di Provinsi Lampung, disarankan untuk mengintegrasikan pelatihan dan asesmen *goal-setting* dalam kurikulum akademik. Pembelajaran perlu dirancang agar mendorong mahasiswa menetapkan tujuan akademik dan karier yang spesifik, terukur, dan realistis, sehingga proses belajar menjadi lebih terarah dan bermakna. Pendekatan berbasis *project-based learning* atau *self-directed learning* dapat diterapkan untuk meningkatkan kesadaran diri dan tanggung jawab terhadap capaian pribadi.

3. Sikronisasi dengan kebijakan kampus berdampak

Dalam konteks kebijakan nasional, hasil penelitian ini mendukung kebijakan Kampus Berdampak yang menekankan kebermaknaan sosial dari pembelajaran. Oleh karena itu, perguruan tinggi perlu menyiapkan kebijakan internal yang mendorong mahasiswa tidak hanya bebas memilih jalur

pembelajaran, tetapi juga mampu menautkan tujuan pribadi dengan kontribusi sosial dan profesional yang nyata

4. Penguatan kapasitas dosen dan tenaga kependidikan

Dosen perlu dilatih untuk menjadi *goal facilitator* bukan hanya pengajar materi, tetapi juga pembimbing dalam proses penetapan dan evaluasi tujuan mahasiswa. Pelatihan pedagogis berbasis teori *goal-setting* dan *self-regulated* perlu diadakan agar dosen mampu mendeteksi hambatan motivasional mahasiswa dan memberikan intervensi yang tepat.

5. Kolaborasi antar PTMA untuk kebijakan pengembangan mahasiswa

Mengingat penelitian dilakukan di beberapa PTMA di Provinsi Lampung, disarankan agar hasil ini dijadikan dasar kolaborasi antarperguruan tinggi Muhammadiyah dan 'Aisyiyah dalam merancang program penguatan *goal-setting* mahasiswa berbasis keunggulan lokal dan semangat kemandirian

DAFTAR PUSTAKA

- Adhikari, B. R. (2019). Use of Peer Observation for Self-enhancement. *Journal of NELTA Gandaki*, 2, 1–11. <https://doi.org/10.3126/jong.v2i0.26599>
- Adlina, A., Syahputra, E., & Sitompul, P. (2024). The Effect of Mathematical Literacy Ability, Critical Thinking Ability, and Mathematical Communication Ability on the Mathematical Problem Solving Ability. *ICoSTA*, 1–8. <https://doi.org/10.4108/eai.2-11-2023.2343261>
- Agustin, N., Kurniawan, A., Septania, H., Dziyaulhaq, M. R. Q., & Hidayat, N. (2021). Pengembangan Instrumen Kepuasan Kerja Guru Honorer. *Jurnal Pendidikan Indonesia*, 2(5), 876–885.
- Aiken, L. R. (1980). Content Validity and Reliability of Single Items or Questionnaires. *Educational and Psychological Measurement*, 40(4), 955–959. <https://doi.org/10.1177/001316448004000419>
- Aiken, L. R. (1985). Three Coefficients for Analyzing the Reliability and Validity of Ratings, Educational and Psychological Measurement. *Educational and Psychological Measurement*, 45(1), 131–142.
- Aisyah, N., Susanti, E., Meryansumayeka, Siswono, T. Y. E., & Maat, S. M. (2023). Proving Geometry Theorems: Student Prospective Teachers' Perseverance and Mathematical Reasoning. *Infinity Journal*, 12(2), 377–392. <https://doi.org/10.22460/infinity.v12i2.p377-392>
- Alfiana, A. D. (2019). Regulasi Diri Mahasiswa Ditinjau Dari Keikutsertaan Dalam Suatu Organisasi. *EMPATI-Jurnal Bimbingan Dan Konseling*, 6(1), 245–259.
- Alqahtani, D., Jay, C., & Vigo, M. (2020). The Effect of Goal Moderation on the Achievement and Satisfaction of Physical Activity Goals. *Proceedings of the ACM on Interactive, Mobile, Wearable and Ubiquitous Technologies*, 4(4), 1–18. <https://doi.org/10.1145/3432209>
- Amalita, N., Fitria, D., & Oktriatama, R. (2020). Analysis of Student's Performance Index Using Confirmatory Analysis. *Proceedings of the 7th Mathematics, Science, and Computer Science Education International Seminar, MSCEIS 2019*. <https://doi.org/10.4108/eai.12-10-2019.2296279>
- Anderson, A., & Lo, L. (2019). New Year's Resolutions, Career Outlook, and Personality: An Investigation of Library Employees' Goal Setting Behaviors. *Library Leadership and Management*, 33(2), 1–20. <https://doi.org/10.5860/llm.v33i2.7318>
- Arnau, J., Bono, R., Bendayan, R., & J. Blanca, M. (2015). Analyzing Longitudinal Data And Use Of The Generalized Linear Model In Health And Social Sciences. *Quality and Quantity*, 50(1), 693–707.

- Auhagen, A. E., & Hinde, R. A. (1997). Individual Characteristics and Personal Relationships. *Personal Relationships*, 4(1), 63–84. <https://doi.org/10.1111/j.1475-6811.1997.tb00131.x>
- Austin, P. C., Kapral, M. K., Vyas, M. V., Fang, J., & Yu, A. Y. X. (2024). Using Multilevel Models and Generalized Estimating Equation Models to Account for Clustering in Neurology Clinical Research. *Neurology*, 103(9), 1–10. <https://doi.org/10.1212/WNL.0000000000209947>
- Awalluddin, A. S., Wahyuni, I., & Nurmuslimah, H. (2021). Analysis of Longitudinal Regression Model Using the Generalized Estimating Equation (GEE) for the Child Welfare Composite Index (CWCI) in West Java. *Proceedings of the 1st International Conference on Mathematics and Mathematics Education (ICMMEd 2020)*, 550(Icmmmed 2020), 390–397. <https://doi.org/10.2991/assehr.k.210508.094>
- Ayuningtyas, E. E., Hidayat, S., & Nur, L. (2022). Pengaruh Permainan Tradisional Engklek Terhadap Self Control Siswa Di Sekolah Dasar. *Jurnal Abmas*, 22(1), 1–14. <https://doi.org/10.17509/abmas.v22i1.47582>
- Ballesteros Muñoz, L., & Tutistar Jojoa, S. (2014). How Setting Goals Enhances Learners' Self-Efficacy Beliefs in Listening Comprehension. *How*, 21(1), 42–61.
- Baltes, P. B., & Baltes, M. M. (1993). Successful Aging: Perspectives From The Behavioral Sciences. In *Sustainability (Switzerland)* (Vol. 11, Issue 1). Cambridge University Press. http://scioteca.caf.com/bitstream/handle/123456789/1091/RED2017-Eng-8ene.pdf?sequence=12&isAllowed=y%0Ahttp://dx.doi.org/10.1016/j.regsciurbeco.2008.06.005%0Ahttps://www.researchgate.net/publication/305320484_SISTEM_PEMBETUNGAN_TERPUSAT_STRATEGI_MELESTARI
- Baltes, P., Baltes, M., Freund, A., & Lang, F. (1999). *The Measurement of Selection, Optimization, and Compensation (SOC)* (Vol. 1, Issue January 2016, p. 80). <https://doi.org/10.13140/RG.2.1.2213.4807>
- Bandura, A. (1991). Social Cognitive Theory of Self-Regulation. *Organizational Behavior and Human Decision Processes*, 50(2), 248–287. [https://doi.org/10.1016/0749-5978\(91\)90022-L](https://doi.org/10.1016/0749-5978(91)90022-L)
- Bandura, A. (1997). Self-Efficacy- The Exercise of Control. In *The Routledge Handbook of the Psychology of Language Learning and Teaching*. <https://doi.org/10.1177/0032885512472964>
- Barry, A., Oualkacha, K., & Charpentier, A. (2022). A New GEE Method to Account for Heteroscedasticity Using Asymmetric Least-Square Regressions. *Journal of Applied Statistics*, 49(14), 3564–3590. <https://doi.org/10.1080/02664763.2021.1957789>
- Bedesem, P. L., Barber, B. R., & Rosenblatt, K. (2024). A Teacher's Guide to Technology-Based Self-Monitoring Strategies for Student Behavior. *Intervention in School and Clinic*, 59(5), 312–318.

<https://doi.org/10.1177/10534512231178463>

- Bhattacharya, S., Kamper, F., & Beirlant, J. (2023). Outlier Detection Based on Extreme Value Theory and Applications. *Scandinavian Journal of Statistics*, 50(3), 1466–1502. <https://doi.org/10.1111/sjos.12665>
- Bihun, N., Aliksieieva, I., Herasina, S., Yelchaninova, T., Meshko, O., & Sobkova, S. (2023). Self-Sufficiency as a Factor in the Development of the System of Psychological Self-Regulation of Personality. *Revista Romaneasca Pentru Educatie Multidimensionala*, 15(3), 15–30. <https://doi.org/10.18662/rrem/15.3/750>
- Boat, R., & Cooper, S. B. (2019). Self-Control and Exercise: A Review of the Bi-Directional Relationship. *Brain Plasticity*, 5(1), 97–104. <https://doi.org/10.3233/bpl-190082>
- Bogale Begashaw, G., & Berihun Yohannes, Y. (2020). Review of Outlier Detection and Identifying Using Robust Regression Model. *International Journal of Systems Science and Applied Mathematics*, 5(1), 4. <https://doi.org/10.11648/j.ijssam.20200501.12>
- Bollen, K. A., & Curran, P. J. (2018). Latent Curve Models. In *Multilevel Analysis*. <https://doi.org/10.4324/9781315650982-16>
- Brown, M., Gilbert, E., Calderwood, L., Taylor, K., & Morgan, H. (2019). Collecting Biomedical and Social Data in a Longitudinal Survey: A Comparison of Two Approaches. *Longitudinal and Life Course Studies*, 10(4), 453–469. <https://doi.org/10.1332/175795919X15694156772013>
- Bruning, R., & Horn, C. (2000). Developing motivation to write. *Educational Psychologist*, 35(1), 25–37. https://doi.org/10.1207/S15326985EP3501_4
- Burant, C. J. (2016). Latent Growth Curve Models: Tracking Changes Over Time. *International Journal of Aging and Human Development*, 82(4), 336–350. <https://doi.org/10.1177/0091415016641692>
- Burt, C. D. B., & Kemp, S. (1994). Construction of Activity Duration and Time Management Potential. *Applied Cognitive Psychology*, 8(2), 155–168. <https://doi.org/10.1002/acp.2350080206>
- Çağlayan Mülazım, Ö., & Eldeleklioğlu, J. (2016). What is The Role of Self-Compassion on Subjective Happiness and Life Satisfaction? *Journal of Human Sciences*, 13(3), 3895. <https://doi.org/10.14687/jhs.v13i3.4001>
- Carver, C. S., & Scheier, M. F. (1998). *On The Self-Regulation of Behavior*. Cambridge University Press.
- Chan, F. T. S., Wang, Z., Singh, Y., Wang, X. P., Ruan, J. H., & Tiwari, M. K. (2019). Activity Scheduling and Resource Allocation with Uncertainties and Learning in Activities. *Industrial Management and Data Systems*, 119(6), 1289–1320. <https://doi.org/10.1108/IMDS-01-2019-0002>
- Cho, H. (2016). The Analysis of Multivariate Longitudinal Data using Multivariate Marginal Models. *Journal of Multivariate Analysis*, 143, 481–491.

<https://doi.org/10.1016/j.jmva.2015.10.012>

- Clogg, C. C., & Bollen, K. A. (1991). Structural Equations with Latent Variables. In *Contemporary Sociology* (Vol. 20, Issue 1). <https://doi.org/10.2307/2072165>
- Crocker, L., Algina, J., Staudt, M., Mercurio, S., Hintz, K., & Walker, R. A. (2008). *Introduction to Classical and Modern Test Theory*. Cengage Learning.
- Cui, J. (2007). QIC program and model selection in GEE analyses. *Stata Journal*, 7(2), 209–220. <https://doi.org/10.1177/1536867x0700700205>
- Curran, P. J., Cole, V. T., Bauer, D. J., Rothenberg, W. A., & Hussong, A. M. (2014). Recovering Predictor-Criterion Relations Using Covariate-Informed Factor Score Estimates Patrick. *Frontiers in Neuroendocrinology*, 35(3), 320–330. <https://doi.org/10.1080/10705511.2018.1473773>. Recovering
- Dahari, S. N. S., & Sheikh Abdul Mutalib, S. K. (2017). The Role of Personality Traits, Self-Efficacy and Situational Factors in Shaping Knowledge Absorption Activities. *IJASOS- International E-Journal of Advances in Social Sciences*, III(8), 722–728. <https://doi.org/10.18769/ijasos.337942>
- Dahmen, G., & Ziegler, A. (2004). Generalized Estimating Equations in Controlled Clinical Trials: Hypotheses Testing. *Biometrical Journal*, 46(2), 214–232. <https://doi.org/10.1002/bimj.200310018>
- Day, T., & Tosey, P. (2011). Beyond SMART? A new framework for goal setting. *Curriculum Journal*, 22(4), 515–534. <https://doi.org/10.1080/09585176.2011.627213>
- de Andrade, M., Mazo Lopera, M. A., & Duarte, N. E. (2020). Bivariate traits association analysis using generalized estimating equations in family data. *Statistical Applications in Genetics and Molecular Biology*, 19(2), 1–13. <https://doi.org/10.1515/sagmb-2019-0030>
- Demirer, I., Bethge, M., Spyra, K., Karbach, U., & Pfaff, H. (2021). Does Social Support Mediate The Effect of Multimorbidity on Mental Wellbeing in The German Working Population? A Longitudinal Mediation Analysis Using Structural Equation modelling. *SSM - Population Health*, 13(1), 100744. <https://doi.org/10.1016/j.ssmph.2021.100744>
- DeVellis, R. F. (2016). Scale Development Theory and Applications Second Edition. *Sage Publications*, 26, 94–96.
- Dobson, A. J., & Barnett, A. G. (2008). An introduction to generalized linear models, third edition. In *An Introduction to Generalized Linear Models, Third Edition*. <https://doi.org/10.1080/02664760802695900>
- Elliot, A. J., & Murayama, K. (2008). On the Measurement of Achievement Goals: Critique, Illustration, and Application. *Journal of Educational Psychology*, 100(3), 613–628. <https://doi.org/10.1037/0022-0663.100.3.613>
- Ellis, A. P. J., Bell, B. S., Ployhart, R. E., Hollenbeck, J. R., & Ilgen, D. R. (2005). An Evaluation of Generic Teamwork Skills Training with Action Teams:

- Effects on Cognitive and Skill-Based Outcomes. *Personnel Psychology*, 58(3), 641–672. <https://doi.org/10.1111/j.1744-6570.2005.00617.x>
- Elsayed, S. (2019). Self-Efficacy and its Relationship with Future Orientation and Coping Styles for a Sample of Technical Secondary Students. *Journal of the Current Psychological Studies*, 1(2), 124–138. <https://doi.org/10.21608/bshjo.2019.90794>
- Emmons, R. A. (2003). Personal Goals, Life Meaning, and Virtue: Wellsprings of A Positive Life. In *Wellsprings of A Positive Life* (pp. 105–128).
- Fa, A., & Prabawa, I. (2022). Literature Review: Group Guidance Self-Management Technique As An Alternative Intervention For Student Self-Control. *International Conference on Islamic Educational Guidance and Counseling*, 193–203.
- Fauzi, A., & Widjajanti, D. B. (2018). Self-regulated Learning: The Effect on Student's Mathematics Achievement. *Journal of Physics: Conference Series*, 1097(1). <https://doi.org/10.1088/1742-6596/1097/1/012139>
- Fauziah, K. N., Sudianto, S., & Nabella, S. D. (2022). Pengaruh Kelengkapan Data, Ketelitian, Kecepatan Dan Ketepatan Waktu Terhadap Kepuasan Konsumen Pada Pt Federal International Finance (Fif) Cabang Batam. *Postgraduate Management Journal*, 2(1), 40–51. <https://doi.org/10.36352/pmj.v2i1.418>
- Fernandez, E., & Beck, R. (2001). Cognitive-behavioral Self-intervention versus Self-monitoring of Anger: Effects on Anger Frequency, Duration, and Intensity. *Behavioural and Cognitive Psychotherapy*, 29(3), 345–356. <https://doi.org/10.1017/S1352465801003071>
- Ferrando, P. J., & Lorenzo-Seva, U. (2018). Assessing the Quality and Appropriateness of Factor Solutions and Factor Score Estimates in Exploratory Item Factor Analysis. *Educational and Psychological Measurement*, 78(5), 762–780. <https://doi.org/10.1177/0013164417719308>
- Ferrando, P. J., & Lorenzo-Seva, U. (2019). On the Added Value of Multiple Factor Score Estimates in Essentially Unidimensional Models. *Educational and Psychological Measurement*, 79(2), 249–271. <https://doi.org/10.1177/0013164418773851>
- Foster, S. L., Lavery-Finch, C., Gizzo, D. P., & Osantowski, J. (1999). Practical Issues in Self-Observation. *Psychological Assessment*, 11(4), 426–438. <https://doi.org/10.1037/1040-3590.11.4.426>
- Freund, A. M., & Baltes, P. B. (2000). The orchestration of selection, optimization, and compensation: An action-theoretical conceptualization of a theory of developmental regulation. In *Control of human behavior, mental processes, and consciousness* (Issue October 2012, pp. 35–58).
- Freund, A. M., & Baltes, P. B. (2002a). Life-management strategies of selection, optimization and compensation: Measurement by self-report and construct validity. *Journal of Personality and Social Psychology*, 82(4), 642–662. <https://doi.org/10.1037/0022-3514.82.4.642>

- Freund, A. M., & Baltes, P. B. (2002b). Life-Management Strategies of Selection, Optimization and Compensation: Measurement by Self-Report and Construct Validity. *Journal of Personality and Social Psychology*, 82(4), 642–662. <https://doi.org/10.1037/0022-3514.82.4.642>
- Genet, H. (2016). Causal Attribution of Students to their Academic Achievement. *International Journal of Science and Research (IJSR)*, 5(3), 2226–2229. <https://doi.org/10.21275/v5i3.26031602>
- Geroldinger, M., Verbeeck, J., Hooker, A. C., Thiel, K. E., Molenberghs, G., Nyberg, J., Bauer, J., Laimer, M., Wally, V., Bathke, A. C., & Zimmermann, G. (2023). Statistical Recommendations for Count, Binary, and Ordinal Data in Rare Disease Cross-Over Trials. *Orphanet Journal of Rare Diseases*, 18(1), 1–12. <https://doi.org/10.1186/s13023-023-02990-1>
- Ghisletta, P., & Spini, D. (2004). An introduction to generalized estimating equations and an application to assess selectivity effects in a longitudinal study on very old individuals. *Journal of Educational and Behavioral Statistics*, 29(4), 421–437. <https://doi.org/10.3102/10769986029004421>
- Grera, M. Y., Abdallah, S. S., & Abdul Hamed, K. R. (2022). Psychological Well-being, Social Adjustment and Social Responsibility as Predictors of Achievement Motivation among Arab Postgraduate Students in Malaysia. *International Journal of Academic Research in Progressive Education and Development*, 11(1), 373–386. <https://doi.org/10.6007/ijarped/v11-i1/11886>
- Habibzadeh, F. (2024). Data Distribution: Normal or Abnormal? *Journal of Korean Medical Science*, 39(3), 1–8. <https://doi.org/10.3346/jkms.2024.39.e35>
- Hadiati, R., Demina, D., Hael, E., & Adolt, S. (2022). The Importance of Individual Behaviour on Organization. *Al-Hijr: Journal of Adulearn World*, 1(4), 158–166. <https://doi.org/10.55849/alhijr.v1i4.66>
- Hamzah, H., Hamzah, M. I., & Zulkifli, H. (2023). Self-regulated Learning Theory in Metacognitive-Based Teaching and Learning of High-Order Thinking Skills (HOTS). *TEM Journal*, 12(4), 2530–2540. <https://doi.org/10.18421/TEM124-65>
- Han, F., & Ellis, R. (2020). Combining Self-Reported and Observational Measures to Assess University Student Academic Performance in Blended Course Designs. *Australasian Journal of Educational Technology*, 36(6), 1–14. <https://doi.org/10.14742/AJET.6369>
- Hanley, J. A., Negassa, A., Edwardes, M. D. d. B., & Forrester, J. E. (2003). Statistical analysis of correlated data using generalized estimating equations: An orientation. *American Journal of Epidemiology*, 157(4), 364–375. <https://doi.org/10.1093/aje/kwf215>
- Hardin, J. W., & Hilbe, J. M. (2013). Generalized Estimating Equations. In *Generalized Estimating Equations*.
- Hartono, Y., & Murniati, M. P. (2020). Goal Setting Theory: The Effect of Incentive Moderation on Individual Performance. *Research In Management and*

- Accounting*, 3(2), 95–106. <https://doi.org/10.33508/rima.v3i2.3053>
- Heeringa, S. G. (2012). Methodology of Longitudinal Surveys. In *Public Opinion Quarterly* (Vol. 76, Issue 1). <https://doi.org/10.1093/poq/nfr063>
- Herawati, N., & Nisa, K. (2017). A Robust Procedure for GEE Model. *Far East Journal of Mathematical Sciences*, 102(3), 645–654. <https://doi.org/10.17654/MS102030645>
- Hofman, R. H., Dijkstra, N. J., & Adriaan Hofman, W. H. (2009). School Self-Evaluation and Student Achievement. *School Effectiveness and School Improvement*, 20(1), 47–68. <https://doi.org/10.1080/09243450802664115>
- Howell, A. J. (2017). Self-Affirmation Theory and The Science of Well-Being. *Journal of Happiness Studies*, 18(1), 293–311. <https://doi.org/10.1007/s10902-016-9713-5>
- Hsiao, C. (2007). Panel data analysis—advantages and challenges. *Springer*, 16(1), 1–22. <https://doi.org/10.1007/s11749-007-0046-x>
- Hsiaw, A. (2013). Goal-setting and Self-control. *Journal of Economic Theory*, 148(2), 601–626. <https://doi.org/10.1016/j.jet.2012.08.001>
- Hwang, R. C. (2013). Predicting issuer credit ratings using generalized estimating equations. *Quantitative Finance*, 13(3), 383–398. <https://doi.org/10.1080/14697688.2011.593542>
- Ie, M., Maupa, H., & Madris, M. (2023). the Effect of Communication, Self-Efficacy and Power on the Commitment of Employees. *International Journal of Application on Economics and Business*, 1(2), 15–23. <https://doi.org/10.24912/v1i2.15-23>
- Im, S. (2021). Performance of the Beta-Binomial Model for Clustered Binary Responses: Comparison with Generalized Estimating Equations. *Journal of Modern Applied Statistical Methods*, 19(1), 2–25. <https://doi.org/10.22237/jmasm/1619482380>
- Indah Nur Raniah, & Siti Muyana. (2023). Improving Learning Time Management Using Problem Solving Techniques in Group Guidance Activities. *International Journal of Pedagogy*, 1(01), 9–19. <https://doi.org/10.31849/ijp.v1i01.13417>
- Isiordia, M., & Ferrer, E. (2018). Curve of Factors Model: A Latent Growth Modeling Approach for Educational Research. *Educational and Psychological Measurement*, 78(2), 203–231. <https://doi.org/10.1177/0013164416677143>
- Ismael W. Baog, El Rhea Mae D. Tura, & Al-Cris Seban. (2025). The Mediating Effect of Self-Efficacy on the Relationship Between Goal Setting and Academic Motivation among College Students in Mathematics. *International Journal of Educational Research*, 2(2), 98–106. <https://doi.org/10.62951/ijer.v2i2.340>
- Ito, T., & Sugasawa, S. (2020). Grouped GEE Analysis for Longitudinal Data. *ArXiv*, 1(1), 1–59. <http://arxiv.org/abs/2006.06180>

- Jiang, W., Tang, X., Ye, J., & Jiang, J. (2023). What Drives Daily Perseverance and Passion? Grit, Conscientiousness, and Goal Pursuit Experiences. *Personality and Social Psychology Bulletin*, 49(5), 727–743. <https://doi.org/10.1177/01461672221076970>
- Johnson, R. A., & Wichern, D. W. (2007). *Applied Multivariate Statistical Analysis, Sixth Edition*.
- Jung, T., & Wickrama, K. A. S. (2008). An Introduction to Latent Class Growth Analysis and Growth Mixture Modeling. *Social and Personality Psychology Compass*, 2(1), 302–317. <https://doi.org/10.1111/j.1751-9004.2007.00054.x>
- Jury, M., Quiamzade, A., Darnon, C., & Mugny, G. (2019). Higher and Lower Status Individuals' Performance Goals: The Role of Hierarchy Stability. *Motivation Science*, 5(1), 52–65. <https://doi.org/10.1037/mot0000105>
- Kalaycioglu, O., Copas, A., King, M., & Omar, R. Z. (2016). A Comparison of Multiple-imputation Methods for Handling Missing Data in Repeated Measurements Observational Studies. *Journal of the Royal Statistical Society. Series A: Statistics in Society*, 179(3), 683–706. <https://doi.org/10.1111/rssa.12140>
- Karlen, Y. (2016). Differences in Students' Metacognitive Strategy Knowledge, Motivation, and Strategy use: A Typology of Self-regulated Learners. *Journal of Educational Research*, 109(3), 253–265. <https://doi.org/10.1080/00220671.2014.942895>
- Katsantonis, I., & McLellan, R. (2023). Person-centred Study on Higher-order Interactions between Students' Motivational Beliefs and Metacognitive Self-regulation: Links with School Language Achievement. *PLoS ONE*, 18(10 October), 1–21. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0289367>
- Kaushik, D. R., & Sinsinwar, D. J. (2024). Significance of Soft Skills in Career Development. *International Journal of English Literature and Social Sciences*, 9(1), 271–275. <https://doi.org/10.22161/ijels.91.35>
- Kaya, D. G., İsmail Gülünay, Y., Çavdar, E., & Seymen, E. (2023). The Effect of Intrapersonal Intelligence of Sports Sciences Faculty Students on Metacognitive Awareness. *Shanlax International Journal of Education*, 11(S1-July), 68–79. <https://doi.org/10.34293/education.v11i1s1-july.5958>
- Kirchner, M., & Caldwell, C. (2022). Humility as Self-Discovery—Leadership Insights for Human Resource Professionals. *Business and Management Research*, 11(1), 1–5. <https://doi.org/10.5430/bmr.v11n1p1>
- Klein, H. J., & Wright, P. M. (1994). Antecedents of Goal Commitment: An Empirical Examination. *Journal of Applied Social Psychology*, 24(2), 95–114.
- Kong, M., Xu, S., Levy, S. M., & Datta, S. (2015). GEE type inference for clustered zero-inflated negative binomial regression with application to dental caries. *Computational Statistics and Data Analysis*, 85(1), 54–66. <https://doi.org/10.1016/j.csda.2014.11.014>

- Kudryavtsev, A., & Shestakov, O. (2021). Asymptotically Normal Estimators for The Parameters of The Gamma-Exponential Distribution. *Mathematics*, 9(3), 1–13. <https://doi.org/10.3390/math9030273>
- Kumar, S., & Chaturvedi, A. (2020). On a Generalization of The Positive Exponential Family of Distributions and The Estimation of Reliability Characteristics. *Statistica*, 80(1), 57–77. <https://doi.org/10.6092/issn.1973-2201/8638>
- Kwak, S. K., & Kim, J. H. (2017). Statistical Data Preparation: Management of Missing Values and Outliers. *Korean Journal of Anesthesiology*, 70(4), 407–411. <https://doi.org/10.4097/kjae.2017.70.4.407>
- Lai, M. H. C., & Tse, W. W. Y. (2024). Are Factor Scores Measurement Invariant? Mark. *Paper Knowledge . Toward a Media History of Documents*, 7(2), 107–115.
- Lee, S., D. Myers, N., & N. Kursav, M. (2019). Using Multilevel Structural Equation Modeling for Longitudinal Analysis in Kinesiology: A Tutorial Review. *International Journal of Human Movement Science*, 13(03), 115–131. <https://doi.org/10.23949/ijhms.2019.12.13.3.10>
- Lemos, M. S., Gonçalves, T., Lens, W., & Rodrigues, L. P. (2014). The nature and dimensions of achievement goals: Mastery, evaluation, competition, and self-presentation goals. *Spanish Journal of Psychology*, 17(2), 1–13. <https://doi.org/10.1017/sjp.2014.77>
- Liang, K. Y., & Zeger, S. L. (1986). Longitudinal data analysis using generalized linear models. *Biometrika*, 73(1), 13–22. <https://doi.org/10.1093/biomet/73.1.13>
- Lim, Y. (2020). A GEE Approach to Estimating Accuracy and its Confidence Intervals for Correlated Data. *Pharmaceutical Statistics*, 19(1), 59–70. <https://doi.org/10.1002/pst.1970>
- Liu, J. (2022). Jenss–Bayley Latent Change Score Model With Individual Ratio of the Growth Acceleration in the Framework of Individual Measurement Occasions. *Journal of Educational and Behavioral Statistics*, 47(5), 507–543. <https://doi.org/10.3102/10769986221099919>
- Liu, X. (2015). Methods and applications of longitudinal data analysis. In *Methods and Applications of Longitudinal Data Analysis*. <https://doi.org/10.1016/C2013-0-13082-6>
- Locke, E. A., & Latham, G. (1990). *A Theory of Goal Setting & Task Performance*. The Baker & Taylor Co.
- Locke, E. A., & Latham, G. P. (2002). Building a Practically Useful Theory of Goal Setting and Task Motivation: A 35-year Odyssey. *American Psychologist*, 57(9), 705–717. <https://doi.org/10.1037/0003-066X.57.9.705>
- Locke, E., & Latham, G. (2014). New Directions in Goal-Setting Theory. *Current Directions in Psychological Science*, 15(5), 1715–1720.

- Ma, C., & Chen, B. C. (2024). Influence of Competitive Attitude and Self-efficacy on Task Motivation in Vocational High School Students: The Moderating Role of Competitive Environment in The Context of 'Lying Flat' Culture. *Frontiers in Psychology*, 15(October), 1–16. <https://doi.org/10.3389/fpsyg.2024.1427041>
- Mahayani, N. P. L., Astawa, I. W., & Suharta, I. G. P. (2021). Self-regulated Learning Model Affects Students' Mathematical Conceptual Understanding and Self-confidence in terms of Cognitive Styles. *Journal of Education Research and Evaluation*, 5(1), 1. <https://doi.org/10.23887/jere.v5i1.30517>
- Mara, C. A., & Carle, A. C. (2021). Understanding Variation in Longitudinal Data Using Latent Growth Mixture Modeling. *Journal of Pediatric Psychology*, 46(2), 179–188. <https://doi.org/10.1093/jpepsy/jsab010>
- Marsh, H. W., Balla, J. R., & McDonald, R. P. (1988). Goodness-of-Fit Indexes in Confirmatory Factor Analysis: The Effect of Sample Size. *Psychological Bulletin*, 103(3), 391–410.
- Masduki, Kholid, M. N., & Khotimah, R. P. (2020). Exploring Students' Problem-solving Ability and Response Towards Metacognitive Strategy in Mathematics Learning. *Universal Journal of Educational Research*, 8(8), 3698–3703. <https://doi.org/10.13189/ujer.2020.080849>
- Mawaddah, H. (2021). Analisis Efikasi Diri pada Mahasiswa Psikologi Unimal. *Jurnal Psikologi Terapan (JPT)*, 2(2), 19. <https://doi.org/10.29103/jpt.v2i2.3633>
- May, S. A. (2017). Reflection and Our Professional Lives. *Companion Animal*, 22(1), 32–36. <https://doi.org/10.12968/coan.2017.22.1.32>
- McNeish, D., Mackinnon, D. P., Marsch, L. A., & Poldrack, R. A. (2021). Measurement in Intensive Longitudinal Data. *Structural Equation Modeling*, 28(5), 807–822. <https://doi.org/10.1080/10705511.2021.1915788>
- Moghimi, D., Scheibe, S., & Freund, A. M. (2019). The model of selection, optimization, compensation. In *Work Across the Lifespan*. Elsevier Inc. <https://doi.org/10.1016/B978-0-12-812756-8.00004-9>
- Montenegro, A., & Schmidt, M. (2023). Achievement Goals, Student Engagement, and The Mediatory Role of Autonomy Support in Lecture-Based Courses. *Education Sciences*, 13(9). <https://doi.org/10.3390/educsci13090912>
- Mramba, L. K., Liu, X., Lynch, K. F., Yang, J., Aronsson, C. A., Hummel, S., Norris, J. M., Virtanen, S. M., Hakola, L., Uusitalo, U. M., & Krischer, J. P. (2024). Detecting Potential Outliers in Longitudinal Data with Time-Dependent Covariates. *European Journal of Clinical Nutrition*, 78(4), 344–350. <https://doi.org/10.1038/s41430-023-01393-6>
- Murharyana, M., Al Ayyubi, I. I., Rohmatulloh, R., & Ikromi, S. N. (2024). The Effects of Islamic Religious Education Learning on Students' Motivation. *At-Tadzkir: Islamic Education Journal*, 3(1), 1–14. <https://doi.org/10.59373/attadzkir.v3i1.44>

- Nahak, M. S., Upa, M. D. P., & Apriliana, I. P. A. (2023). Hubungan Penyesuaian Diri dengan Keterampilan Problem Solving pada Siswa Kelas VII SMP. *Jurnal Bimbingan Konseling Flobamora*, 1(3), 121–128. <https://doi.org/10.35508/jbkf.v1i3.12413>
- Narayan, A., & Steele-Johnson, D. (2012). Individual and Relational Self-concepts in a Team Context: Effects on Task Perceptions, Trust, Intrinsic Motivation, and Satisfaction. *Team Performance Management: An International Journal*, 18(5–6), 236–255. <https://doi.org/10.1108/13527591211251122>
- Neves, P., & Champion, S. (2015). Core Self-evaluations and Workplace Deviance: The role of Resources and Self-regulation. *European Management Journal*, 33(5), 381–391. <https://doi.org/10.1016/j.emj.2015.06.001>
- Nisa, K., & Herawati, N. (2017). Robust Estimation of Generalized Estimating Equation when Data Contain Outliers. *Insist*, 2(1), 1. <https://doi.org/10.23960/ins.v2i1.23>
- Nitasari, A. N., Sa'idah, A., Faizun, N., Darmawan, K. E., Fitri, M. A., & Chamidah, N. (2024). Modeling Longitudinal Flood Data in West Sumatra Using the Generalized Estimating Equation (Gee) Approach. *Barekeng*, 18(4), 2181–2190. <https://doi.org/10.30598/barekengvol18iss4pp2181-2190>
- Ojanen, T., Aunola, K., & Salmivalli, C. (2007). Situation-specificity of children's social goals: Changing goals according to changing situations? *International Journal of Behavioral Development*, 31(3), 232–241. <https://doi.org/10.1177/0165025407074636>
- Olteanu, M., Rossi, F., & Yger, F. (2023). Meta-survey on Outlier and Anomaly Detection. In *Neurocomputing* (Vol. 555). <https://doi.org/10.1016/j.neucom.2023.126634>
- Orehek, E., & Weaverling, C. G. (2017). On the Nature of Objectification: Implications of Considering People as Means to Goals. *Perspectives on Psychological Science*, 12(5), 719–730. <https://doi.org/10.1177/1745691617691138>
- Owusu-Darko, I., Adu, I. K., & Frempong, N. K. (2014). Application of generalized estimating equation (GEE) model on students' academic performance. *Applied Mathematical Sciences*, 65–68, 3359–3374. <https://doi.org/10.12988/ams.2014.44277>
- Pedersen, M. J. (2016). A “Heart of goal” and the will to succeed: Goal commitment and task performance among teachers in public schools. *Public Administration*, 94(1), 75–88. <https://doi.org/10.1111/padm.12201>
- Pino, M. C., Giancola, M., Sannino, M., D'Amico, S., & Palmiero, M. (2024). Exploring the Relationships between Personality and Psychological Well-Being: The Mediating Role of Pro-Environmental Behaviors. *Social Sciences*, 13(6). <https://doi.org/10.3390/socsci13060278>
- Poortvliet, P. M., & Darnon, C. (2010). Toward a More Social Understanding of Achievement Goals: The Interpersonal Effects of Mastery and Performance

- Goals. *Current Directions in Psychological Science*, 19(5), 324–328. <https://doi.org/10.1177/0963721410383246>
- Pratama, I. P. A. A. P., Mananda, I. G. P. B. S., & Sari, N. P. R. (2023). The Effect of Self-Efficacy and Intrinsic Motivation towards Resilience of Local Workers in Non-Star Accommodation in Ubud, Bali after Covid-19 Pandemic. *European Modern Studies Journal*, 7(1), 71–78. [https://doi.org/10.59573/emsj.7\(1\).2023.5](https://doi.org/10.59573/emsj.7(1).2023.5)
- Praweswari, D., & Nur'aeni, N. (2021). Self-Control and Self-Regulated Learning on Students. *Proceedings Series on Social Sciences & Humanities*, 2, 69–74. <https://doi.org/10.30595/pssh.v2i.105>
- Qonita, R., & Dahlia, D. (2019). Hubungan Penerimaan Diri Dengan Harga Diri Pada Pengemis Di Kota Banda Aceh. *Seurune : Jurnal Psikologi Unsyiah*, 2(1), 33–49. <https://doi.org/10.24815/s-jpu.v2i1.13271>
- Radhika. (2020). Effect Of Self-Esteem On Life Satisfaction Among Adolescents. *EPRA International Journal of Multidisciplinary Research (IJMR)-Peer Reviewed Journal*, 10(1), 655–659. <https://doi.org/10.36713/epra2013>
- Ratković Njegovan, B., Vukadinović, M., Šiđanin, I., Bunčić, S., & Njegovan, M. (2022). Optimistic Belief in One's Own Capableness as a Factor of Entrepreneurial Sustainability: The Assessments of Self-Efficacy from the Perspective of Serbian Entrepreneurs. *Sustainability (Switzerland)*, 14(19). <https://doi.org/10.3390/su141912749>
- Ren, Y., Chi, X., Bu, H., Huang, L., Wang, S., Zhang, Y., Zeng, D., Shan, H., & Jiao, C. (2023). Warm and Harsh Parenting, Self-Kindness and Self-Judgment, and Well-Being: An Examination of Developmental Differences in a Large Sample of Adolescents. *Children*, 10(2). <https://doi.org/10.3390/children10020406>
- Retno P.S., D. (2023). METODE PRINCIPAL COMPONENT ANALYSIS (PCA) SEBAGAI PENANGANAN ASUMSI MULTIKOLINEARITAS (STUDI KASUS: DATA PRODUKSI TAPIOKA) Principal. *Jurnal Matematika, Statistika Dan Terapannya*, 02(02), 115–124.
- Rismansyah, R., Adam, M., & Hanafi, A. (2022). The Effect of Work Environment and Empowerment of Human Resources on Readiness for Change. *Global Conference on Business and Managament Vol., January*, 61–71. <https://doi.org/10.35912/gcbm.v1i1.11>
- Russell, J. M., Baik, C., Ryan, A. T., & Molloy, E. (2022). Fostering self-regulated learning in higher education: Making self-regulation visible. *Active Learning in Higher Education*, 23(2), 97–113. <https://doi.org/10.1177/1469787420982378>
- Rustika, I. M. (2016). Efikasi Diri: Tinjauan Teori Albert Bandura. *Buletin Psikologi*, 20(1–2), 18–25. <https://doi.org/10.22146/bpsi.11945>
- Sandhya, Rani. C., Priyadharshini, R. G., & Kannadasan, T. (2011). The Influence of The Emotional Intelligence on Self Monitoring. *African Journal of Business*

- Management*, 5(21), 8487–8490. <https://doi.org/10.5897/ajbm11.640>
- Schober, P., & Vetter, T. R. (2018). Repeated Measures Designs and Analysis of Longitudinal Data: If at First You Do Not Succeed-Try, Try Again. *Anesthesia and Analgesia*, 127(2), 569–575. <https://doi.org/10.1213/ANE.00000000000003511>
- Schunk, D. (1990). Goal Setting and Self-Efficacy During Self-Regulated Learning. *Educational Psychologist*, 21(25), 71–86. <https://www.unhcr.org/publications/manuals/4d9352319/unhcr-protection-training-manual-european-border-entry-officials-2-legal.html?query=excom> 1989
- Seck, N. K. G., Ngom, A., & Noba, K. (2022). Modelling Underdispersed Count Data: Relative Performance of Poisson Model and Its Alternatives. *African Journal of Mathematics and Statistics Studies*, 5(3), 16–32. <https://doi.org/10.52589/ajmss-1wpjqhyt>
- Sihombing, P. R. (2022). Comparison Of GLM, GLMM and GEE Poisson Mathematical Modeling Performance (Case Study: Number of Pulmonary Tuberculosis Patients in Indonesia in 2019-2021). *Jurnal TAMBORA*, 6(3), 102–106. <https://doi.org/10.36761/jt.v6i3.2081>
- Solikin, I., Hardini, S., Citra Sari, F. E., & Chaiago, C. M. (2022). Membangun Aplikasi Metode WMA dan Metode SMA Sebagai Support System Pengambilan Keputusan. *Jurnal Bumigora Information Technology (BITE)*, 4(1), 107–114. <https://doi.org/10.30812/bite.v4i1.1938>
- Somei, K., Oshima, K., Tsumugiwa, T., Yokogawa, R., Narusue, M., Nishimura, H., Takeda, Y., & Hara, T. (2023). Effects of Display Response Latency on Brain Activity During Device Operation. *IEEE Access*, 11(April), 34860–34869. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2023.3262658>
- Song, J., Kim, S. Il, & Bong, M. (2020a). Controllability Attribution as a Mediator in the Effect of Mindset on Achievement Goal Adoption Following Failure. *Frontiers in Psychology*, 10(January), 1–9. <https://doi.org/10.3389/fpsyg.2019.02943>
- Song, J., Kim, S. Il, & Bong, M. (2020b). Controllability Attribution as a Mediator in the Effect of Mindset on Achievement Goal Adoption Following Failure. *Frontiers in Psychology*, 10. <https://doi.org/10.3389/fpsyg.2019.02943>
- Sozer-Boz, E., & Kahraman, N. (2023). Latent Trajectories of Subjective Well-Being: An Application of Latent Growth Curve and Latent Class Growth Modeling. *International Journal of Contemporary Educational Research*, 10(2), 411–423. <https://doi.org/10.52380/ijcer.2023.10.2.308>
- Studies, S. (2022). The Effect of Metacognitive Strategies on Self-Efficacy, Motivation and Academic Achievement of University Students. *Canadian Journal of Educational and Social Studies*, 2(4), 37–55. <https://doi.org/10.53103/cjess.v2i4.49>
- Swan, T. (2006). Generalized estimating equations when the response variable has

- a Tweedie distribution: an application for multi-site rainfall modelling. *Dissertation*, 168. <http://eprints.usq.edu.au/3388>
- Tajpour, M., Hosseini, E., & Moghaddm, A. (2018). The Effect of Managers Strategic Thinking on Opportunity Exploitation. *Scholedge International Journal of Multidisciplinary & Allied Studies ISSN 2394-336X*, 5(6), 68. <https://doi.org/10.19085/journal.sijmas050602>
- Tang, X., Wang, M. Te, Parada, F., & Salmela-Aro, K. (2021). Putting the Goal Back into Grit: Academic Goal Commitment, Grit, and Academic Achievement. *Journal of Youth and Adolescence*, 50(3), 470–484. <https://doi.org/10.1007/s10964-020-01348-1>
- Terada, M., & Ura, M. (2015). Positive Thinking Impairs Subsequent Self-Regulation: Focusing on Defensive Pessimists and Optimists. *Journal of Educational and Developmental Psychology*, 5(2), 28–38. <https://doi.org/10.5539/jedp.v5n2p28>
- Thai, S. (2022). Social-Judgment Comparisons In Daily Life. *Angewandte Chemie International*, 1(1), 269–277.
- Thomas, K., Namntu, M., & Ebert, S. (2023). Virtuous Hope: Moral Exemplars, Hope Theory, and the Centrality of Adversity and Support. *International Journal of Applied Positive Psychology*, 8(1), 169–194. <https://doi.org/10.1007/s41042-022-00083-1>
- Tirta, M., & Anggraeni, D. (2018). The Development of Web-based Graphical User Interface for Learning and Fitting Generalized Estimating Equation with Spline Smoothers. *Jurnal ILMU DASAR*, 19(1), 63–70. <https://doi.org/10.19184/jid.v19i1.6997>
- Tornquist, M., & Miles, E. (2019). Trait Self-control and Beliefs about The Utility of Emotions for Initiatory and Inhibitory Self-control. *European Journal of Social Psychology*, 49(6), 1298–1312. <https://doi.org/10.1002/ejsp.2581>
- Touloumis, A., Agresti, A., & Kateri, M. (2013). GEE for Multinomial Responses Using a Local Odds Ratios Parameterization. *Biometrics*, 69(3), 633–640. <https://doi.org/10.1111/biom.12054>
- Tuk, M. A., Prokopec, S., & Van Den Bergh, B. (2021). Do versus Don't: The Impact of Framing on Goal-Level Setting. *Journal of Consumer Research*, 47(6), 1003–1024. <https://doi.org/10.1093/jcr/ucaa050>
- Turner, B. J., Ownsworth, T. L., Turpin, M., Fleming, J. M., & Griffin, J. (2008). Self-Identified Goals and The Ability to Set Realistic Goals Following Acquired Brain Injury : A Classification Framework. *Australian Occupational Therapy Journal*, 55(1), 96–107. <https://doi.org/10.1111/j.1440-1630.2007.00660.x>
- ur Rehman, A., & Belhaouari, S. B. (2021). Unsupervised Outlier Detection in Multidimensional Data. *Journal of Big Data*, 8(1). <https://doi.org/10.1186/s40537-021-00469-z>

- Urhahne, D., & Wijnia, L. (2023). Theories of Motivation in Education: an Integrative Framework. In *Educational Psychology Review* (Vol. 35, Issue 2). Springer US. <https://doi.org/10.1007/s10648-023-09767-9>
- Van Den Bosch, R., & Taris, T. (2018). Authenticity at Work: Its Relations with Worker Motivation and Well-being. *Frontiers in Communication*, 3(May), 1–11. <https://doi.org/10.3389/fcomm.2018.00021>
- Veazie, P., Intrator, O., Kinoshian, B., & Phibbs, C. S. (2023). Better Performance for Right-skewed Data Using an Alternative Gamma Model. *BMC Medical Research Methodology*, 23(1), 1–7. <https://doi.org/10.1186/s12874-023-02113-1>
- Verduyn, P., Van Mechelen, I., Kross, E., Chezzi, C., & Van Bever, F. (2012). The Relationship Between Self-Distancing and The Duration of Negative and Positive Emotional Experiences in Daily Life. *Emotion*, 12(6), 1248–1263. <https://doi.org/10.1037/a0028289>
- Villalba, J. A., & Young, J. S. (2012). Externally Funded Research in Counselor Education: An Overview of The Process. *Counselor Education and Supervision*, 51(2), 141–155. <https://doi.org/10.1002/j.1556-6978.2012.00010.x>
- Wang, J. F., & Milyavskaya, M. (2020). Simple Pleasures: How Goal-Aligned Behaviors Relate to State Happiness. *Motivation Science*, 6(2), 156–163. <https://doi.org/10.1037/mot0000143>
- Wang, M. (2014). Generalized Estimating Equations in Longitudinal Data Analysis: A Review and Recent Developments. *Advances in Statistics*, 2014, 1–11. <https://doi.org/10.1155/2014/303728>
- Wang, M., Kong, L., Li, Z., & Zhang, L. (2016). Covariance estimators for Generalized Estimating Equations (GEE) in longitudinal analysis with small samples. *Statistics in Medicine*, 35(28), 1706–1721. <https://doi.org/10.1002/sim.7131>
- Wu, M., & Lee, C. S. (2023). Dual Mediation Model of Major Awareness and Hope Between Learning Motive and Academic Achievement in College Students. *Asia-Pacific Journal of Convergent Research Interchange*, 9(10), 533–541. <https://doi.org/10.47116/apjcri.2023.10.43>
- Wulandari, I., & Oktavian, N. M. (2021). Validitas Bahan Ajar Kurikulum Pembelajaran Untuk Pendidikan Guru Sekolah Dasar. *Jurnal Cakrawala Pendas*, 7(1), 90–98.
- Xie, Y., Wang, J., Li, S., & Zheng, Y. (2023). Research on the Influence Path of Metacognitive Reading Strategies on Scientific Literacy. *Journal of Intelligence*, 11(5). <https://doi.org/10.3390/jintelligence11050078>
- Xu, S., Blozis, S. A., & Vandewater, E. A. (2014). On Fitting a Multivariate Two-Part Latent Growth Model. *Structural Equation Modeling*, 21(1), 131–148. <https://doi.org/10.1080/10705511.2014.856699>

- Xu, Y., Liu, S. S., & Yi, G. Y. (2021). mgee2: An R package for marginal analysis of longitudinal ordinal data with misclassified responses and covariates. *R Journal*, 13(2), 471–484. <https://doi.org/10.32614/RJ-2021-093>
- Xu, Z., Fine, J. P., Song, W., & Yan, J. (2025). On GEE for Mean-Variance-Correlation Models: Variance Estimation and Model Selection. *Statistics in Medicine*, 44(1–2), 1–35. <https://doi.org/10.1002/sim.10271>
- Yagi, M. S., Suzuki, M., Tsuzuku, S., Murakami, R., Nakano, H., & Suzuki, K. (2021). Effect of Orientation Courses on Self-Regulated Learning Strategies: Goal Setting, Planning, and Execution. *Information and Technology in Education and Learning*, 1(1), Pra-p002-Pra-p002. <https://doi.org/10.12937/itel.1.1.pra.p002>
- Yan, Z., & Brown, G. T. L. (2017). A Cyclical Self-Assessment Process: Towards a Model of How Students Engage in Self-Assessment. *Assessment and Evaluation in Higher Education*, 42(8), 1247–1262. <https://doi.org/10.1080/02602938.2016.1260091>
- Yan, Z., Wang, X., Boud, D., & Lao, H. (2023). The Effect of Self-assessment on Academic Performance and The Role of Explicitness: A Meta-analysis. *Assessment and Evaluation in Higher Education*, 48(1), 1–15. <https://doi.org/10.1080/02602938.2021.2012644>
- Yasa, I. B. A., Sukayasa, I. K., & Pratiwi, N. M. W. D. (2019). *The Role of Self-Efficacy Mediating the Effect of Goal Orientation and Task Complexity on Judgment Audit Performance*. 354(iCASTSS), 205–209. <https://doi.org/10.2991/icastss-19.2019.43>
- Ye, J. (2021). The Relationship of Academic Self-efficacy, Goal Orientation, and Personal Goal Setting among High School Students. *Frontiers in Educational Research*, 4(11), 46–58. <https://doi.org/10.25236/fer.2021.041109>
- Zhang, C., Spelt, H., van Wissen, A., Lakens, D., & IJsselstein, W. A. (2022). Habit and Goal-Related Constructs in Determining Toothbrushing Behavior: Two Sensor-Based Longitudinal Studies. *Health Psychology*, 41(7), 463–473. <https://doi.org/10.1037/hea0001199>
- Zikriadi, Umar Sulaiman, & Hifza. (2023). Aneka Jenis Penelitian. *SAMBARA: Jurnal Pengabdian Kepada Masyarakat*, 1(1), 36–46. <https://doi.org/10.58540/sambarapkm.v1i1.157>
- Zimmerman, B. J. (1989). A Social Cognitive View of Self-Regulated Academic Learning. *Journal of Educational Psychology*, 81(3), 329–339. <https://doi.org/10.1037/0022-0663.81.3.329>
- Zorn. (2009). Generalized Estimating Equation Models for Correlated Data : A Review with Applications Author (s): Christopher J . W . Zorn Published by : Midwest Political Science Association Stable URL : <http://www.jstor.org/stable/2669353>. *Political Science*, 45(2), 470–490.