

# Agricultural Involution in Indonesia: A Generalized Structured Component Analysis (GSCA) Approach with Land and Labor Interaction Effects

Urwawuska Ladini<sup>1\*</sup>, Sella Nofriska Sudrimo<sup>2</sup>, dan Dahlia Misrika<sup>3</sup>

<sup>1</sup> Statistika, UIN Sulthan Thaha Saifuddin Jambi, Indonesia

<sup>2</sup> Manajemen Bisnis Syariah, Institut Agama Islam Negeri Sorong, Indonesia

<sup>3</sup> Statistika dan Sains Data, Universitas Andalas, Indonesia

\*Corresponding author: [urwawuskaladini@uinjambi.ac.id](mailto:urwawuskaladini@uinjambi.ac.id)

Submitted : 20 April 2026

Revised : 05 Mei 2026

Accepted : 21 Mei 2026

## ABSTRACT

*Indonesian agriculture faces an economic paradox where the sector remains a primary employer despite low wages and stagnant GDP contributions compared to industry. This study aims to analyze and quantify the phenomenon of agricultural involution in Indonesia from 2017 to 2023 by simultaneously examining the effects of land, labor, productivity, and land–labor interaction on agricultural output across 34 provinces. Generalized Structured Component Analysis (GSCA) with an Alternating Least Squares (ALS) approach is employed because of its ability to handle mixed formative–reflective measurement models and accommodate latent variable interaction effects — capabilities unavailable in conventional covariance-based SEM or linear regression. The results indicate that land capacity is the dominant determinant of agricultural output with a path coefficient of 0.958, signaling that growth remains extensive rather than intensive. Crucially, labor intensity is found to have a significant negative effect on productivity and total output, confirming the law of diminishing marginal returns and the presence of labor surpluses that exceed optimal points. Furthermore, the interaction between land and labor yields a significant negative coefficient (-0.109), proving that demographic pressure on limited land exacerbates inefficiency and output destruction. Spatial post-hoc analysis indicates that agricultural involution is no longer confined to Java but has evolved into a national phenomenon, as demonstrated by the absence of significant disparities in labor-to-land ratios and productivity between Java and other regions. These findings suggest that sustainable transformation requires integrated policies for land protection, labor restructuring toward non-agricultural sectors, and technological modernization to break the cycle of involution.*

**Keywords:** *Agricultural Involution, Diminishing Returns, GSCA, Land-Labor Interaction*



This is an open access article under the Creative Commons 4.0 Attribution License, which permits unrestricted use, distribution, and reproduction in any medium, provided the original work is properly cited. ©2022 by author and Universitas Negeri Padang.

## I. PENDAHULUAN

Sektor pertanian Indonesia strategis sebagai penyerap tenaga kerja terbesar, namun menghadapi paradoks ekonomi berupa upah rendah (hanya 26,16% dari rata-rata nasional) dan kontribusi Produk Domestik Bruto (PDB) yang stagnan dibandingkan sektor industri (Fathonah & Mashilal, 2021; Ngadi et al., 2023). Meski merupakan produsen beras terbesar ketiga dunia, Indonesia sulit mencapai swasembada berkelanjutan akibat heterogenitas karakteristik wilayah antara Jawa dan Luar Jawa (Fathonah & Mashilal, 2021). Tantangan semakin kompleks akibat tekanan konversi lahan non-pertanian, terutama di Pulau Jawa, yang memaksa terjadinya intensifikasi pada lahan produktif yang kian menyusut (Setiyowati et al., 2018). Studi involusi pertanian krusial bagi pembangunan ekonomi Indonesia karena penambahan tenaga kerja pada lahan terbatas justru menciptakan ketidakefisienan (White, 1976). Analisis menunjukkan luas lahan berdampak positif terhadap produksi padi, sementara tenaga kerja dan modal tidak signifikan, yang mengonfirmasi karakteristik involusi (Fathonah & Mashilal, 2021). Fenomena ini menyebabkan stagnasi produktivitas jangka panjang, seperti terlihat pada level produktivitas tenaga kerja di Jawa tahun 1970-an yang hanya berkisar 0,8 (White, 1976).

Heterogenitas produktivitas di Jawa dipicu oleh variasi intensitas lahan, teknologi, dan fragmentasi lahan. Namun, studi terdahulu terbatas pada pendekatan linier yang gagal menangkap interaksi non-linier antara lahan dan tenaga kerja (Setiyowati et al., 2018). Meskipun penggunaan SEM-GSCA telah diterapkan untuk menganalisis ketahanan pangan,

eksplorasi spesifik mengenai efek interaksi variabel laten dalam konteks involusi pertanian masih minim (Dewi et al., 2024). Hal ini menghambat pemahaman komprehensif atas dinamika marginal tenaga kerja. Penelitian terdahulu sering mengabaikan efek interaksi, sehingga gagal menjelaskan fenomena *diminishing returns* secara akurat. Tanpa model non-linier, mekanisme involusi pertanian dan interaksi antara lahan serta tenaga kerja tidak terpotret lengkap, sehingga menghambat efektivitas kebijakan pertanian.

Pemilihan metode analisis dalam penelitian ini mempertimbangkan keterbatasan pendekatan struktural konvensional. SEM berbasis kovarians (CB-SEM) mensyaratkan data berdistribusi normal multivariat dan ukuran sampel besar, serta tidak dirancang untuk menangani model pengukuran campuran formatif-reflektif seperti yang digunakan dalam penelitian ini, di mana lahan (X1) dan output pertanian (Y2) bersifat formatif sementara tenaga kerja (X2) dan produktivitas (Y1) bersifat reflektif (Hair et al., 2017). PLS-SEM, meskipun lebih fleksibel terhadap normalitas data, memiliki keterbatasan dalam pengujian efek interaksi antar variabel laten secara simultan dan tidak menyediakan indeks kecocokan model global yang memadai untuk data panel (Hwang & Takane, 2014; Shen et al., 2025). Sebaliknya, *Generalized Structured Component Analysis* (GSCA) berbasis *Alternating Least Squares* (ALS) secara khusus dirancang untuk menangani ketiga tantangan tersebut sekaligus: (1) model pengukuran campuran formatif-reflektif, (2) efek interaksi antar variabel laten yang merepresentasikan hubungan non-linier antara lahan dan tenaga kerja dalam konteks involusi, dan (3) data panel provinsi yang tidak memenuhi asumsi normalitas multivariat (Dewi et al., 2024; Hwang & Takane, 2004; Ladini, 2023). Oleh karena itu, GSCA merupakan pilihan metodologis yang paling tepat untuk mengkuantifikasi fenomena involusi pertanian Indonesia secara komprehensif.

Kebaruan utama penelitian ini adalah penggunaan efek interaksi laten untuk menguji hipotesis *diminishing returns* pada involusi pertanian, melampaui model linier terdahulu (Fathonah & Mashilal, 2021; Setiyowati et al., 2018). Model ini mengintegrasikan empat variabel laten: kapasitas lahan (formatif), intensitas tenaga kerja (reflektif), produktivitas (reflektif), dan involusi/output agregat (formatif). Spesifikasi ini secara akurat membedakan konstruk formatif dan reflektif dalam pemodelan struktural untuk menangkap hubungan non-linier yang kompleks antara lahan dan involusi (Warnaen et al., 2022).

Penelitian ini bertujuan menganalisis pengaruh lahan dan tenaga kerja terhadap involusi pertanian di Indonesia serta menguji efek interaksinya menggunakan metode GSCA. Secara teoritis, studi ini memperkaya literatur melalui pembuktian empiris mekanisme non-linier yang selama ini jarang dieksplorasi. Secara praktis, temuan ini menjadi basis kebijakan untuk optimalisasi lahan, restrukturisasi tenaga kerja, serta diferensiasi kebijakan regional antara Jawa dan Luar Jawa demi memutus siklus involusi. Kontribusi metodologisnya terletak pada demonstrasi aplikasi GSCA dalam menangani model struktural kompleks dengan variabel laten formatif-reflektif, yang menjadi referensi bagi penelitian ekonomi pertanian multidimensional di masa depan.

## II. METODE PENELITIAN

Penelitian ini menggunakan data panel sekunder dari BPS dan BDSP Kementerian Pertanian periode 2017–2023, yang mencakup 34 provinsi dengan total 238 observasi. Meskipun data bersifat panel longitudinal, analisis GSCA dalam penelitian ini berfokus pada estimasi hubungan struktural lintas-provinsi (cross-sectional pooled) dengan asumsi parameter struktural bersifat stabil antar waktu. Pendekatan ini konsisten dengan penerapan GSCA pada data panel yang mengutamakan variasi antar-unit dibandingkan dinamika temporal (Hwang et al., 2010). Efek waktu dikontrol secara implisit melalui standarisasi data per periode sebelum pooling, sehingga perbedaan skala antar tahun tidak mempengaruhi estimasi koefisien struktural. Pemilihan data panel bertujuan menganalisis dinamika fenomena involusi pertanian secara relevan dan konsisten. Operasionalisasi variabel menerapkan prinsip pemodelan GSCA yang membedakan konstruk formatif dan reflektif berdasarkan arah kausalitas antara indikator dan konstruk latennya (Hall & Shackman, 2020; Hwang et al., 2021). Dalam penelitian ini, kapasitas lahan (X1) dan output agregat/involusi (Y2) dimodelkan sebagai konstruk formatif karena indikatornya (luas panen dan produksi pertanian) secara langsung membentuk dan mendefinisikan konstruk — perubahan indikator menyebabkan perubahan konstruk. Sebaliknya, intensitas tenaga kerja (X2) dan produktivitas teknis (Y1) dimodelkan sebagai konstruk reflektif karena indikatornya merupakan manifestasi dari konstruk laten yang mendasarinya — perubahan konstruk menyebabkan perubahan pada seluruh indikator secara konsisten. Pendekatan ini memastikan ketepatan spesifikasi model dalam menangkap hubungan struktural antar variabel yang diteliti.

Model struktural penelitian ini menggunakan pendekatan GSCA untuk mengoptimalkan kriteria least squares secara simultan pada model pengukuran dan struktural. GSCA bekerja dengan mendefinisikan variabel laten sebagai kombinasi linear terbobot dari indikator-indikatornya (*weighted composites*), kemudian meminimalkan jumlah kuadrat residual secara global melalui algoritma *Alternating Least Squares* (ALS) yang bersifat iteratif (Hwang &

Takane, 2004). Pada setiap iterasi, ALS secara bergantian memperbarui bobot pengukuran ( $W$ ) dan koefisien jalur struktural ( $B$ ) hingga konvergensi tercapai. Berbeda dengan CB-SEM yang menggunakan fungsi fit berbasis matriks kovarians, GSCA mengoptimalkan kriteria least squares berbasis skor komponen, sehingga tidak mensyaratkan distribusi normal multivariat dan lebih stabil pada sampel kecil hingga menengah (Jung et al., 2019). Kemampuan GSCA menangani efek interaksi antar variabel laten secara langsung dalam kerangka least squares menjadikannya unggul untuk memodelkan hubungan non-linier seperti interaksi lahan–tenaga kerja dalam fenomena involusi pertanian (Shen et al., 2025).

**Tabel 1.** Operasionalisasi Variabel

Variabel Laten	Notasi	Jenis Konstruk	Kode Indikator	Nama Indikator	Satuan	Sumber Data
Kapasitas Lahan	X1	Formatif	X1.1	Luas panen pertanian	Hektar (Ha)	BDSP
Intensitas Tenaga Kerja	X2	Reflektif	X2.1	Penduduk usia 15 tahun ke atas yang bekerja di sektor pertanian	Orang	BPS
			X2.2	Rasio tenaga kerja per luas panen	Orang/Ha	BPS (dihitung)
Produktivitas Teknis	Y1	Reflektif	Y1.1	Produktivitas tenaga kerja	Rp/Orang	BPS (dihitung)
			Y1.2	Produktivitas lahan	Kw/Ha	BDSP (dihitung)
Output Agregat/ Involusi	Y2	Formatif	Y2.1	Produksi Pertanian	Ton	BDSP
Interaksi Kapasitas Lahan dan Intensitas Tenaga Kerja	$X1 \times X2$	Interaksi	-	Produk skor komponen X1 dan X2	Skor terstandar	-

Konstruk formatif adalah konstruk yang dibentuk oleh indikator-indikatornya — indikator menjadi penyebab konstruk, sehingga penghapusan satu indikator mengubah makna konstruk secara substantif. Sebaliknya, konstruk reflektif adalah konstruk yang tercermin melalui indikator-indikatornya — konstruk laten menjadi penyebab indikator, sehingga seluruh indikator diharapkan berkorelasi tinggi dan saling dapat dipertukarkan (Hair et al., 2017; Hall & Shackman, 2020). Pemilihan jenis konstruk yang tepat krusial karena menentukan prosedur evaluasi validitas dan reliabilitas yang berbeda.

Analisis dilakukan via perangkat lunak GSCA Pro 1.3.0 dengan prosedur *bootstrap*. Prosedur *bootstrap* dilaksanakan pada tahap inferensi statistik setelah estimasi parameter model GSCA selesai dilakukan. Secara spesifik, *bootstrap* diterapkan pada koefisien jalur struktural (*path coefficients*) dan bobot pengukuran (*measurement weights*) yang telah diestimasi dari 238 observasi data panel. Dengan menggunakan  $B = 100$  ulangan *bootstrap* (*resampel* dengan pengembalian dari data asli), diperoleh distribusi empiris setiap parameter untuk menghitung *standard error* dan *confidence interval* 95% (Jung et al., 2019). Signifikansi parameter dievaluasi berdasarkan apakah nilai nol (0) berada di luar interval kepercayaan 95% yang dihasilkan dari prosedur *bootstrap* tersebut. Analisis ini melalui dua tahapan utama:

1. Pra-Pemrosesan Data dan Analisis SEM-GSCA: Meliputi penentuan matriks bobot pengukuran dan jalur struktural. Matriks pembobot pengukuran ( $W$ ) adalah matriks berisi bobot optimal yang menghubungkan setiap indikator dengan variabel latennya, digunakan untuk mengkonstruksi skor komponen variabel laten sebagai kombinasi linear terbobot:

$$Z = XW \tag{1}$$

di mana  $X$  adalah matriks data indikator terstandarisasi (Hwang & Takane, 2004). Matriks  $W$  diperoleh secara iteratif melalui algoritma ALS — pada setiap iterasi, bobot diperbarui dengan meminimalkan jumlah kuadrat residual antara skor komponen yang diprediksi dan yang diamati, hingga perubahan antar iterasi di bawah ambang konvergensi ( $\epsilon < 0.001$ ). Untuk konstruk reflektif, bobot mencerminkan korelasi antara indikator dan skor komponen; sedangkan untuk konstruk formatif, bobot mencerminkan kontribusi langsung indikator dalam membentuk konstruk (Cho et al., 2022). Evaluasi model dalam penelitian ini dilakukan pada dua level. Pertama, evaluasi model pengukuran: untuk konstruk reflektif ( $X2, Y1$ ), dievaluasi melalui *loading weights* (bobot  $\geq 0.70$ ), *Average Variance Extracted* ( $AVE \geq 0.50$ ) untuk validitas konvergen, dan *discriminant validity*. Untuk konstruk formatif ( $X1, Y2$ ), dievaluasi melalui signifikansi bobot formatif dan *Variance Inflation Factor* ( $VIF <$

- 5) untuk mendeteksi multikolinearitas antar indikator (Hair et al., 2017; Hall & Shackman, 2020). Kedua, evaluasi model struktural: dinilai menggunakan empat indeks utama — (1) FIT: proporsi total varians dijelaskan oleh model; (2) AFIT: FIT yang disesuaikan dengan kompleksitas model; (3) GFI (*Goodness of Fit Index*)  $\geq 0.90$  mengindikasikan kecocokan baik; dan (4) SRMR (*Standardized Root Mean Square Residual*)  $< 0.08$  mengindikasikan residual yang dapat diterima (Cho et al., 2022; Hwang et al., 2021).
2. Analisis Post-Hoc (Uji Beda Spasial): Dilakukan untuk menguji perbedaan struktural antara wilayah Jawa dan Luar Jawa, mengingat tekanan populasi dan fragmentasi lahan yang memicu involusi lebih parah di Jawa (Connor et al., 2021). Analisis post-hoc dilakukan menggunakan uji beda rata-rata independen (*independent samples t-test*) untuk membandingkan karakteristik struktural pertanian antara wilayah Jawa (6 provinsi) dan Luar Jawa (28 provinsi lainnya). Formula statistik uji yang digunakan adalah:

$$t = \frac{\bar{X}_{Jawa} - \bar{X}_{LuarJawa}}{\sqrt{\frac{s_{Jawa}^2}{n_{Jawa}} + \frac{s_{LuarJawa}^2}{n_{LuarJawa}}}} \quad (2)$$

di mana  $\bar{X}$  adalah rata-rata indikator per wilayah,  $s^2$  adalah varians, dan  $n$  adalah jumlah observasi. Uji ini diterapkan pada seluruh enam indikator model (X1.1, X2.1, X2.2, Y1.1, Y1.2, Y2.1) dengan tingkat signifikansi  $\alpha = 0.05$ . Informasi yang diperoleh dari analisis ini meliputi: (1) apakah fenomena involusi pertanian bersifat eksklusif Jawa atau telah menjadi fenomena nasional; (2) perbedaan intensitas tekanan tenaga kerja (rasio Tenaga Kerja per Luas Lahan) antar wilayah; dan (3) kesenjangan produktivitas antara Jawa dan Luar Jawa sebagai basis rekomendasi kebijakan diferensiasi regional (Connor et al., 2021).

### III. HASIL DAN PEMBAHASAN

Secara deskriptif, **Tabel 2** menunjukkan variasi yang sangat tinggi antar provinsi, tercermin dari nilai standar deviasi yang besar pada semua indikator. Luas panen (X1.1) memiliki rentang yang sangat lebar, dari 477 Ha di provinsi DKI Jakarta hingga 6.249.343 Ha di Jawa Timur, dengan rata-rata 543.821 Ha dan standar deviasi 871.983 Ha. Hal ini mengindikasikan ketimpangan spasial yang signifikan dalam distribusi lahan pertanian di Indonesia (Firmansyah et al., 2019; Pravitasari et al., 2019). Tenaga kerja pertanian (X2.1) juga menunjukkan pola serupa, dengan rata-rata 313.285 orang dan standar deviasi 572.923 orang, mengkonfirmasi konsentrasi tenaga kerja pertanian di pulau Jawa (Marks et al., 2020). Rasio tenaga kerja terhadap lahan (X2.2) memiliki rata-rata 0,680 orang per hektar dengan standar deviasi 0,782, menunjukkan variasi intensitas penggunaan tenaga kerja yang cukup besar antar provinsi. Nilai maksimum 5.363 orang/Ha mengindikasikan adanya provinsi dengan tekanan tenaga kerja yang sangat tinggi, yang merupakan karakteristik kunci dari fenomena involusi pertanian. Total produksi pertanian (Y2.1) menunjukkan disparitas yang sangat besar, dari 2.338 ton hingga 36.028.546 ton, dengan rata-rata 3.202.376 ton.

**Tabel 2.** Statistika Deskriptif Variabel Penelitian

Indikator	Nama Indikator	Min	Max	Mean	Std.Dev
X1.1	Luas panen (Ha)	477	6.249.343	543.821	871.983
X2.2	Tenaga kerja (Orang)	764	2.810.168	313.285	571.923
X2.2	Rasio tenaga kerja per lahan (Orang/Ha)	0,051	5,363	0,680	0,782
Y1.1	Produktivitas tenaga kerja (Rp/Orang)	17.412.790	235.350.900	69.390.920	38.099.820
Y1.2	Produktivitas lahan (Kw/Ha)	2.207,14	70.543,67	14.181,74	9.494,62
Y2.1	Produksi pertanian (Ton)	2.338	36.028.546	3.202.376	5.382.148

Evaluasi kesesuaian model (model fit) merupakan langkah krusial dalam analisis GSCA untuk menilai seberapa baik model teoretis yang diajukan mampu merepresentasikan data empiris. **Tabel 3** menyajikan indeks-indeks *goodness-of-fit* yang digunakan dalam penelitian ini.

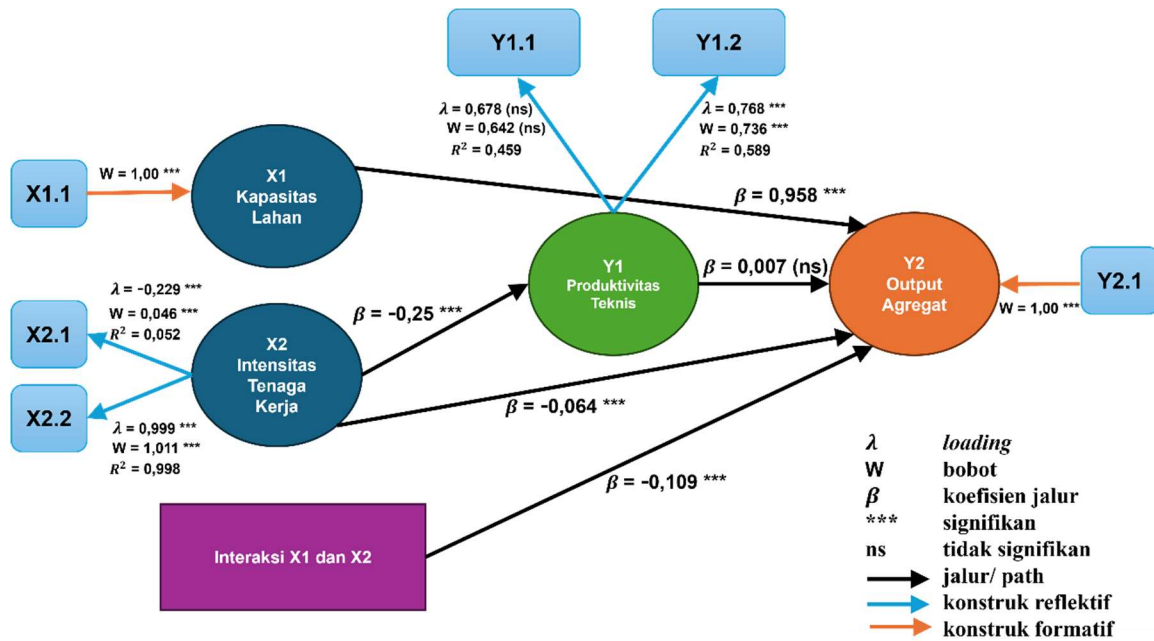
**Tabel 3.** Indeks *Goodness of Fit* Model GSCA

FIT	AFIT	FITs	FITm	GFI	SRMR	OPE	OPEs	OPEm
0,285	0,278	0,208	0,35	0,755	0,26	0,666	0,681	0,653

Model GSCA yang diajukan dinilai cukup representatif dalam menjelaskan involusi pertanian di Indonesia. Nilai FIT (0,285) dan AFIT (0,278) menunjukkan model mampu menjelaskan 28,5% varians data tanpa *overfitting* yang signifikan, sebuah hasil yang dapat diterima untuk model dengan efek interaksi dan heterogenitas spasial tinggi (Hwang & Takane, 2004; Jung et al., 2019). Dekomposisi FIT lebih lanjut mengungkapkan bahwa model struktural (FITs =

0,208) berkontribusi lebih kecil dibandingkan model pengukuran ( $FIT_m = 0,35$ ) dalam menjelaskan total varians — mengindikasikan bahwa hubungan antara indikator dan konstruk laten terspesifikasi dengan lebih baik dibandingkan hubungan antar konstruk laten itu sendiri, yang konsisten dengan kompleksitas jalur struktural involusi pertanian (Hwang & Takane, 2014). Nilai GFI (0,755) melampaui ambang batas *acceptable* 0,70 (Hwang et al., 2010; Cho et al., 2022), yang mengindikasikan bahwa model GSCA yang dibangun mampu mereproduksi struktur hubungan antar variabel dalam data secara memadai — artinya spesifikasi empat variabel laten ( $X_1, X_2, Y_1, Y_2$ ) beserta efek interaksi  $X_1 \times X_2$  secara bersama-sama mencerminkan pola kovariansi aktual yang terdapat dalam data panel 34 provinsi dengan tingkat kesesuaian yang dapat diterima. Meskipun SRMR (0,26) berada di atas ambang batas konvensional, hal ini dipicu oleh kompleksitas interaksi dan variasi data antarprovinsi (Hwang & Takane, 2014; Shen et al., 2025). Kekuatan prediksi model tergolong baik dengan nilai OPE 0,666, yang berarti model mampu memprediksi 66,6% varians data baru di luar sampel estimasi. Nilai OPEs (0,681) mengindikasikan kemampuan prediktif model struktural — yakni seberapa baik koefisien jalur antar konstruk laten memprediksi data baru — sedikit lebih tinggi dibandingkan OPEm (0,653) yang mencerminkan kemampuan prediktif model pengukuran dalam mereproduksi hubungan indikator–konstruk. Pola ini mengonfirmasi bahwa spesifikasi jalur struktural dalam model involusi pertanian memiliki daya prediksi yang lebih kuat dibandingkan spesifikasi pengukurannya (Hwang et al., 2010; Jung et al., 2019) Secara kolektif, indeks-indeks ini mengonfirmasi validitas model dalam menangkap fenomena ekonomi pertanian yang kompleks (Hwang et al., 2010; Jung et al., 2019).

Hasil dari model pengukuran dan model struktural dapat dilihat pada Gambar 1 dimana model pengukuran dalam GSCA mengevaluasi hubungan antara indikator observasi dengan konstruk laten yang diukur. Dalam penelitian ini, model pengukuran terdiri dari konstruk formatif ( $X_1$  dan  $Y_2$ ) dan konstruk reflektif ( $X_2$  dan  $Y_1$ ), sesuai dengan spesifikasi teoretis yang diajukan. Konstruk formatif didefinisikan sebagai konstruk yang dibentuk oleh indikator-indikatornya, di mana indikator menyebabkan konstruk (Hwang & Takane, 2004). Dalam penelitian ini,  $X_1$  (Kapasitas Lahan) dan  $Y_2$  (Output) merupakan konstruk formatif dengan *single indicator*.



Gambar 1. Hasil Model pengukuran dan Model Struktural

Kedua konstruk formatif pada variabel  $X_1$  dan  $Y_2$  memiliki bobot sempurna 1,00 dengan standard error 0,00, yang merupakan karakteristik dari konstruk dengan *single indicator*. Dalam spesifikasi ini, konstruk laten identik dengan indikator observasinya, sehingga tidak ada *error* pengukuran yang diestimasi (Hwang & Takane, 2004). Luas panen ( $X_1.1$ ) secara langsung membentuk konstruk Kapasitas Lahan Pertanian ( $X_1$ ), sementara produksi pertanian ( $Y_2.1$ ) secara langsung membentuk konstruk Output Pertanian ( $Y_2$ ). Spesifikasi formatif ini sesuai dengan konseptualisasi teoretis bahwa lahan dan output merupakan variabel yang dapat diukur secara objektif dan langsung (Cho et al., 2022). Konstruk reflektif pada variabel  $X_2$  dan  $Y_1$  didefinisikan sebagai konstruk yang menyebabkan indikator-indikatornya,

di mana indikator merupakan manifestasi dari konstruk laten (Hwang & Takane, 2004). Dalam penelitian ini, X2 (Intensitas Tenaga Kerja) dan Y1 (Produktivitas Pertanian) merupakan konstruk reflektif dengan *multiple indicators*.

Hasil evaluasi model pengukuran menunjukkan bahwa konstruk Intensitas Tenaga Kerja (X2) lebih akurat direpresentasikan oleh rasio tenaga kerja per lahan (X2.2) dibandingkan jumlah absolut tenaga kerja (X2.1). Indikator X2.2 memiliki bobot sangat tinggi (1,011) dan *loading* hampir sempurna (0,999), sedangkan X2.1 memberikan kontribusi minimal dan berlawanan arah (*loading* -0,229). Hal ini menegaskan bahwa rasio tenaga kerja terhadap lahan adalah indikator kunci tekanan demografis dalam sektor pertanian (Hwang & Takane, 2014). Pada konstruk Produktivitas Pertanian (Y1), produktivitas lahan (Y1.2) terbukti sebagai indikator yang lebih reliabel dibandingkan produktivitas tenaga kerja (Y1.1). Meskipun Y1.1 memiliki bobot signifikan (0,642), estimasi parameternya menunjukkan ketidakstabilan. Sebaliknya, Y1.2 memberikan kontribusi yang lebih stabil dan signifikan (bobot 0,736; *loading* 0,768) dalam membentuk konstruk produktivitas. Temuan ini konsisten dengan literatur yang menempatkan produktivitas lahan sebagai ukuran utama efisiensi pertanian (Connor et al., 2021; Dalheimer et al., 2021).

**Tabel 4.** Kualitas Konstruk Reflektif

Konstruk	PVE	Alpha	Rho	Keterangan
X2	0,525	-0,745	0,384	PVE dapat diterima, reliabilitas rendah
Y1	0,524	0,093	0,687	PVE dapat diterima, Alpha rendah, Rho cukup

Evaluasi kualitas konstruk menunjukkan nilai PVE di atas 0,50 (X2=0,525; Y1=0,524), yang berarti konstruk laten mampu menjelaskan lebih dari 50% varians indikator (Hwang et al., 2010). Namun, ditemukan masalah reliabilitas pada konstruk reflektif. Konstruk X2 memiliki *Cronbach's Alpha* negatif (-0,745) akibat korelasi negatif antar indikator, sementara Y1 memiliki Alpha rendah (0,093) meski nilai Rho (0,687) masih memadai (Jung et al., 2019). Rendahnya reliabilitas ini dipicu oleh tiga faktor: heterogenitas spasial yang tinggi antarprovinsi di Indonesia (Pravitasari et al., 2019; Putra et al., 2020), sifat multidimensional konstruk yang kompleks (Hwang & Takane, 2014), serta karakteristik metode GSCA yang lebih memprioritaskan kekuatan prediksi dan konsistensi struktural dibandingkan konsistensi internal (Cho et al., 2022; Hwang et al., 2010). Meskipun hasil ini dapat diterima dalam kerangka GSCA, interpretasi jalur yang melibatkan konstruk X2 dan Y1 harus dilakukan dengan hati-hati. Rendahnya nilai reliabilitas internal, khususnya *Cronbach's Alpha* negatif pada konstruk Intensitas Tenaga Kerja (X2), tetap dipertahankan dalam model struktural karena metode GSCA secara inheren lebih mengutamakan kekuatan prediksi (*predictive power*) dan konsistensi hubungan antar konstruk (jalur struktural) dibandingkan konsistensi internal indikator. Fenomena ini terjadi akibat korelasi negatif yang signifikan antara jumlah absolut tenaga kerja (X2.1) dan rasio tenaga kerja per lahan (X2.2), yang mencerminkan heterogenitas spasial ekstrem serta disparitas struktur agraria antarprovinsi di Indonesia. Mengingat GSCA bersifat *robust* dalam menangani model kompleks dengan sampel kecil dan tetap mampu menghasilkan nilai PVE (X2 = 0,525) di atas ambang batas 0,50, maka konstruk ini dianggap masih memiliki validitas prediktif yang cukup untuk menjelaskan dinamika involusi pertanian secara nasional tanpa harus mengorbankan integritas model asli.

**Tabel 5.** Koefisien Jalur Model Struktural dan Evaluasi Multikolinearitas

Jalur	Koefisien	SE	95% CI	f <sup>2</sup>	VIF	Keterangan
X2 → Y1	-0,25	0,068	{-0,383; -0,11}	0,067	1,364	Berpengaruh signifikan negatif
X1 → Y2	0,958	0,013	{0,926; 0,978}	11,201	1,245	Berpengaruh signifikan positif sangat kuat
X2 → Y2	-0,064	0,018	{-0,105; -0,034}	0,005	1,364	Berpengaruh signifikan negatif lemah
Y1 → Y2	0,007	0,014	{-0,022; 0,033}	-	1,131	Tidak berpengaruh signifikan
X1×X2 → Y2	-0,109	0,038	{-0,202; -0,051}	0,012	1,377	Berpengaruh signifikan negatif

Berdasarkan **Tabel 5** dan **Gambar 1**, lahan merupakan determinan utama produksi pertanian di Indonesia dengan koefisien jalur positif yang sangat kuat (0,958) dan *effect size* besar (f<sup>2</sup>=11,201). Hal ini menunjukkan pertumbuhan output masih bersifat *extensive growth* (bergantung pada perluasan lahan) daripada *intensive growth* (peningkatan produktivitas) (Grimm et al., 2023; Mariyono, 2019). Dominasi produksi di Jawa lebih disebabkan oleh skala lahan yang besar, bukan produktivitas yang lebih tinggi (Pravitasari et al., 2019). Kebijakan harus fokus pada strategi intensifikasi untuk mengurangi ketergantungan pada ekstensifikasi (Agus et al., 2024; Zhao et al., 2025). Tenaga kerja berpengaruh negatif signifikan terhadap produktivitas (-0,250), mengonfirmasi hukum *diminishing marginal returns* (Marks et al., 2020). Penambahan tenaga kerja pada lahan terbatas justru menurunkan produktivitas akibat fragmentasi lahan, surplus tenaga kerja marginal, serta struktur usia petani yang menua (Connor et al., 2021; Ngadi et al., 2023). Kebijakan struktural diperlukan untuk memfasilitasi transisi tenaga kerja ke sektor non-pertanian dan modernisasi

teknologi (Boni, 2022; Wardhana et al., 2017). Ditemukan pula bahwa produktivitas tidak memiliki pengaruh signifikan terhadap output agregat (0,007). Hal ini mengejutkan secara teoretis namun mengonfirmasi bahwa output nasional lebih ditentukan oleh skala input lahan daripada efisiensi teknis (Dalheimer et al., 2021). Peningkatan teknologi dan input modern tidak akan otomatis menaikkan produksi nasional jika tidak dibarengi perlindungan lahan produktif dari konversi lahan (Brenneis et al., 2023; Groß et al., 2024). Penambahan tenaga kerja justru memiliki efek negatif terhadap total output (-0,064). Paradoks ini terjadi karena surplus tenaga kerja menyebabkan *over-cultivation* dan fragmentasi lahan yang ekstrem sehingga produktivitas marginal menjadi negatif (Amrullah et al., 2019; Mariyono, 2019). Hal ini mencerminkan kondisi involusi di mana sektor pertanian menjadi penampung terakhir bagi tenaga kerja yang tidak terserap sektor lain (Desifitrina et al., 2022). Interaksi antara lahan dan tenaga kerja berpengaruh negatif signifikan (-0,109), yang menjadi kontribusi empiris penting dalam studi involusi. Kombinasi lahan luas dan intensitas tenaga kerja tinggi justru menghasilkan efek destruktif karena inefisiensi alokasi input (Hwang & Takane, 2014; Shen et al., 2025). Involusi bukan sekadar masalah surplus tenaga kerja, melainkan masalah struktural akibat fragmentasi lahan, strategi *shared poverty*, dan lemahnya kelembagaan pertanian (Connor et al., 2021; Wardhana et al., 2017). Transformasi berkelanjutan membutuhkan integrasi kebijakan lahan, tenaga kerja, dan teknologi secara simultan (Grimm et al., 2023).

Selanjutnya, berbicara mengenai evaluasi  $R^2$  dan kekuatan prediksi model, nilai  $R^2$  untuk variabel endogen menunjukkan pola yang sangat kontras. Produktivitas pertanian (Y1) memiliki  $R^2$  yang sangat rendah (0,063), mengindikasikan bahwa hanya 6,3% varians dalam produktivitas dapat dijelaskan oleh tenaga kerja pertanian (X2). Nilai  $R^2$  yang rendah ini konsisten dengan temuan sebelumnya bahwa produktivitas pertanian dipengaruhi oleh banyak faktor lain di luar tenaga kerja, seperti teknologi, modal, kualitas lahan, iklim, dan kelembagaan (Connor et al., 2021; Grimm et al., 2023; Mariyono, 2019). Nilai  $R^2$  yang rendah juga mengindikasikan bahwa model ini lebih fokus pada penjelasan output pertanian daripada produktivitas, yang sesuai dengan tujuan penelitian untuk menjelaskan fenomena involusi dalam konteks produksi agregat. Sebaliknya, output pertanian (Y2) memiliki  $R^2$  yang sangat tinggi (0,977), mengindikasikan bahwa 97,7% varians dalam output dapat dijelaskan oleh kombinasi lahan (X1), tenaga kerja (X2), produktivitas (Y1), dan efek interaksi (X1×X2). Nilai  $R^2$  yang sangat tinggi ini mengkonfirmasi bahwa model struktural yang diajukan sangat kuat dalam menjelaskan variasi output pertanian antar provinsi dan antar waktu. Dominasi lahan (koefisien jalur sebesar 0,958) sebagai prediktor utama output, dikombinasikan dengan efek negatif tenaga kerja dan efek interaksi negatif, mampu menjelaskan hampir seluruh variasi dalam produksi pertanian Indonesia (Cho et al., 2022; Hwang et al., 2010).

Pada evaluasi multikolinearitas, nilai VIF (*Variance Inflation Factor*) pada **Tabel 5** untuk semua jalur dalam model struktural berada jauh di bawah ambang batas konvensional 5,0, mengindikasikan bahwa tidak ada masalah multikolinearitas yang serius dalam model (Hair et al., 2017). Nilai VIF tertinggi adalah 1,377 untuk efek interaksi (X1×X2 → Y2), yang masih sangat rendah dan dapat diterima. Hal ini mengkonfirmasi bahwa meskipun model melibatkan efek interaksi, tidak ada redundansi informasi yang signifikan antar prediktor, sehingga estimasi koefisien jalur dapat dipercaya (Hwang & Takane, 2014; Shen et al., 2025).

Untuk memahami dimensi spasial dari fenomena involusi pertanian di Indonesia, penelitian ini melakukan analisis post-hoc berupa uji beda rata-rata (*independent samples t-test*) antara provinsi-provinsi di Pulau Jawa dengan provinsi-provinsi di Luar Jawa. Analisis ini penting untuk menguji apakah fenomena involusi pertanian masih terbatas pada Pulau Jawa atau telah menyebar ke seluruh Indonesia.

**Tabel 6.** Uji Beda Rata-Rata Jawa dan Luar Jawa

Indikator	Mean (Jawa)	Mean (Luar Jawa)	t-stat	p-value	Keterangan
X1.1	1.743.622	336.959	10.727	0,000	Signifikan
X2.1	1.301.784	142.854	15.844	0,000	Signifikan
X2.2	0,768	0,665	0,724	0,470	Tidak Signifikan
Y1.1	60.377.516	70.994.958	-1.520	0,130	Tidak Signifikan
Y1.2	12.659,87	14.444,13	-1.027	0,305	Tidak Signifikan
Y2.1	10.688.261	1.911.706	10,902	0,000	Signifikan

Hasil uji beda spasial mengungkapkan dinamika krusial mengenai distribusi dan produktivitas pertanian di Indonesia. Pulau Jawa memiliki luas panen (X1.1) dan jumlah tenaga kerja (X2.1) yang secara signifikan lebih besar dibandingkan Luar Jawa. Hal ini menegaskan status Jawa sebagai lumbung pangan nasional yang menguasai lahan produktif serta konsentrasi tenaga kerja yang tinggi (Firmansyah et al., 2019; Marks et al., 2020). Temuan paling krusial menunjukkan bahwa rasio tenaga kerja terhadap lahan (X2.2) serta produktivitas (Y1.1 dan Y1.2) tidak berbeda signifikan antara Jawa dan Luar Jawa. Hal ini mengindikasikan bahwa tekanan tenaga kerja per unit lahan di kedua

wilayah relatif setara, menandakan fenomena involusi pertanian kini telah menyebar ke seluruh Indonesia (Desifitrina et al., 2022; Marks et al., 2020). Meskipun Jawa memiliki infrastruktur dan akses teknologi lebih baik, produktivitasnya tidak lebih tinggi dari Luar Jawa (Connor et al., 2021; Pravitasari et al., 2019). Namun, total produksi (Y2.1) di Jawa tetap jauh lebih tinggi secara signifikan. Tingginya output di Jawa bukan disebabkan oleh efisiensi atau produktivitas, melainkan semata-mata karena skala input lahan dan tenaga kerja yang besar. Temuan ini memvalidasi hasil analisis GSCA bahwa lahan merupakan determinan utama output, sementara produktivitas tidak berpengaruh signifikan (Cho et al., 2022; Hwang et al., 2010). Mekanisme involusi—seperti *shared poverty* dan *diminishing returns*—telah menjadi masalah nasional seiring ketidakmampuan sektor non-pertanian menyerap surplus tenaga kerja (Desifitrina et al., 2022).

#### IV. KESIMPULAN

Penelitian ini menggunakan pendekatan GSCA untuk menganalisis involusi pertanian di Indonesia periode 2017–2023. Hasilnya merumuskan enam kesimpulan kritis: (1) Kapasitas lahan (X1) adalah determinan dominan output (Y2) dengan koefisien 0,958; (2) Intensitas tenaga kerja (X2) berpengaruh negatif terhadap produktivitas (Y1), menunjukkan penyerapan tenaga kerja telah melampaui titik optimal; (3) Produktivitas (Y1) gagal memediasi hubungan tenaga kerja ke output karena dominasi pengaruh lahan; (4) Peningkatan tenaga kerja tanpa perluasan lahan bersifat kontraproduktif terhadap total produksi; (5) Efek interaksi lahan dan tenaga kerja ( $X1 \times X2$ ) berpengaruh negatif, mengonfirmasi bahwa tekanan demografis pada lahan terbatas memperburuk output; (6) Analisis spasial membuktikan bahwa involusi pertanian bukan lagi fenomena spesifik Jawa, melainkan telah menjadi fenomena nasional, mengingat tidak adanya perbedaan signifikan pada rasio tenaga kerja terhadap lahan serta produktivitas antara wilayah Jawa dan Luar Jawa.

Temuan penelitian yang mengonfirmasi adanya *diminishing marginal returns* akibat surplus tenaga kerja menuntut langkah konkret berupa restrukturisasi tenaga kerja melalui strategi "push-pull factor" yang terintegrasi. Pemerintah perlu mendorong transisi tenaga kerja dari sektor pertanian ke sektor non-pertanian, seperti industri pengolahan berbasis komoditas lokal dan jasa produktif di perdesaan, guna mengurangi tekanan demografis pada lahan yang terbatas. Langkah ini harus dibarengi dengan program modernisasi teknologi dan digitalisasi pertanian bagi petani yang bertahan (yang cenderung memiliki struktur usia menua), sehingga terjadi pergeseran dari *extensive growth* yang bergantung pada luasan lahan menuju *intensive growth* yang berbasis pada efisiensi teknis dan nilai tambah ekonomi. Restrukturisasi ini tidak hanya akan meningkatkan produktivitas tenaga kerja yang saat ini masih rendah, tetapi juga memutus siklus *shared poverty* yang selama ini menjadi karakteristik utama involusi pertanian di tingkat nasional.

Peneliti selanjutnya disarankan untuk memperluas unit analisis ke tingkat kabupaten/kota guna menangkap heterogenitas spasial yang lebih rinci. Model dapat dikembangkan dengan menambahkan variabel moderasi seperti akses teknologi, kualitas irigasi, dan variasi iklim, serta mengeksplorasi pendekatan *panel threshold regression* untuk mengidentifikasi titik kritis rasio tenaga kerja terhadap lahan. Studi komparatif di negara-negara Asia Tenggara yang menghadapi tekanan demografis agraria serupa, seperti Vietnam dan Thailand, juga direkomendasikan untuk mengkontekstualisasikan temuan involusi pertanian sebagai fenomena regional.

#### UCAPAN TERIMA KASIH

Penulis mengucapkan terima kasih kepada UIN Sulthan Thaha Saifuddin Jambi atas dukungan akademik yang diberikan selama proses penelitian ini berlangsung. Terima kasih juga disampaikan kepada Badan Pusat Statistik (BPS) Indonesia dan Kementerian Pertanian melalui sistem Basis Data Pertanian (BDSP) atas penyediaan data sekunder yang digunakan dalam analisis data panel penelitian ini.

#### DAFTAR PUSTAKA

- Agus, F., Tenorio, F. A., Shofia, S., Purwantomo, D. K. G., Yustika, R. D., Marwanto, S., Suratman, Sidhu, M. S., Cock, J., Kam, S. P., Fairhurst, T., Edreira, J. I. R., Donough, C., & Grassini, P. (2024). Guiding oil palm intensification through a spatial extrapolation domain framework. *Agricultural Systems*, 214, 103778. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.agsy.2023.103778>
- Amrullah, E. R., Pannel, D. J., & Muger, A. W. (2019). Land ownership and agricultural performance: Evidence from smallholder rice farmers in Banten, Indonesia. *Agricultural Economics*, 50(5), 559–571.
- Boni, Y. (2022). Agricultural Development's Influence on Rural Poverty Alleviation in the North Buton Regency, Indonesia—The Mediating Role of Farmer Performance. *Economies*, 10(10). <https://doi.org/10.3390/economies10100240>

- Brenneis, V., Klasen, S., & Nuryartono, N. (2023). Promoting agricultural technologies with positive environmental effects: Evidence on tree planting in Indonesia. *Ecological Economics*, 204(107666). <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.ecolecon.2022.107666>
- Cho, G., Sarstedt, M., & Hwang, H. (2022). A comparative study of the predictive power of component-based approaches to structural equation modeling. *European Journal of Marketing*, 56(6), 1641–1661. <https://doi.org/https://doi.org/10.1108/ejm-07-2020-0542>
- Connor, M., de Guia, A. H., Pustika, A. B., Sudarmaji, Kobarsih, M., & Hellin, J. (2021). Rice farming in central java, indonesia—adoption of sustainable farming practices, impacts and implications. *Agronomy*, 11(5), 1–14. <https://doi.org/10.3390/agronomy11050881>
- Dalheimer, B., Kubitzka, C., & Krishna, V. V. (2021). Technical efficiency and farmland expansion: Evidence from oil palm smallholders in Indonesia. *American Journal of Agricultural Economics*, 103(5), 1731–1750. <https://doi.org/https://doi.org/10.1111/AJAE.12267>
- Desifitrina, D., Tasman, A., & Rivaldo, Y. (2022). Incremental Labor Output Ratio (ILOR) and output growth in Indonesia. *Advances in Economics, Business and Management Research*, 65, 147–154. <https://doi.org/https://doi.org/10.2991/aebmr.k.220304.020>
- Dewi, W. U., Nisa, K., & Usman, M. (2024). Analysis of Food Security Factors in Indonesia using SEM-GSCA with the Alternating Least Squares Method. *JTAM (Jurnal Teori Dan Aplikasi Matematika)*, 8(2), 479. <https://doi.org/10.31764/jtam.v8i2.20378>
- Fathonah, F. I., & Mashilal. (2021). Rice Production Analysis in Reflecting Rice Self-sufficiency in Indonesia. *E3S Web of Conferences*, 316, 1–13. <https://doi.org/10.1051/e3sconf/202131602041>
- Firmansyah, I., Yusuf, D. N., & Arumasmawati, A. B. (2019). Spatial Dynamics of Agricultural Lands in Regions with High Pressure Land Use Change (Case Study of Purwakarta Regency). *IOP Conference Series: Earth and Environmental Science*, 363(1). <https://doi.org/10.1088/1755-1315/363/1/012010>
- Grimm, M., Hartwig, R., Klasen, S., Lay, J., Mehlum, H., & Naguib, C. (2023). Experimenting with a green “Green Revolution”. Evidence from a randomised controlled trial in Indonesia. *Ecological Economics*, 204, 107727. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.ecolecon.2022.107727>
- Groß, V., Sibhatu, K. T., Knohl, A., Qaim, M., Veldkamp, E., Hölscher, D., Zemp, D. C., Corre, M. D., Grass, I., Fiedler, S., Stiegler, C., Irawan, B., Sundawati, L., Husmann, K., & Paul, C. (2024). Transformation scenarios towards multifunctional landscapes: A multi-criteria land-use allocation model applied to Jambi Province, Indonesia. *Journal of Environmental Management*, 356(October 2023), 120710. <https://doi.org/10.1016/j.jenvman.2024.120710>
- Hair, J. F., Hult, G. T. M., Ringle, C. M., & Sarstedt, M. (2017). *A primer on partial least squares structural equation modeling (PLS-SEM) (2nd ed.)*. Sage Publications.
- Hall, D., & Shackman, J. D. (2020). Formative Measurement Scale Development: An Example Using Generalized Structured Component Analysis. *Electronic Journal of Business Research Methods*, 18(1), 16–26. <https://doi.org/10.34190/JBRM.18.1.002>
- Hwang, H., Cho, G., Jung, K., Falk, C. F., Flake, J. K., Jin, M. J., & Lee, S. H. (2021). An approach to structural equation modeling with both factors and components: Integrated generalized structured component analysis. *Psychological Methods*, 26(3), 273–294. <https://doi.org/https://doi.org/10.1037/MET0000336>
- Hwang, H., & Takane, Y. (2004). Generalized structured component analysis. *Psychometrika*, 69(1), 81–99.
- Hwang, H., & Takane, Y. (2014). *Generalized structured component analysis: A component-based approach to structural equation modeling*. Chapman and Hall/CRC.
- Hwang, H., Takane, Y., & Malhotra, N. (2010). Multilevel generalized structured component analysis. *Behaviormetrika*, 37(1), 1–21.

- Jung, K., Lee, J., Gupta, V., & Cho, G. (2019). Comparison of Bootstrap Confidence Interval Methods for GSCA Using a Monte Carlo Simulation. *Frontiers in Psychology*, 10(October), 24–25. <https://doi.org/10.3389/fpsyg.2019.02215>
- Ladini, U. (2023). Generalized Structured Component Analysis pada Hubungan antara Pengelolaan Lingkungan, Faktor Sosial, dan Kualitas Lingkungan. *Journal of Demography, Etnography, and Social Transformation*, 3(1), 50–57. <https://doi.org/10.1201/b17872-4>
- Mariyono, J. (2019). Stepping up from subsistence to commercial intensive farming to enhance welfare of farmer households in Indonesia. *Asia and the Pacific Policy Studies*, 6(2), 246–265. <https://doi.org/10.1002/app5.276>
- Marks, D., Bierman, W., & van Zanden, J. L. (2020). Occupational Structure and Structural Change in Indonesia, 1880–2000. *Australian Economic History Review*, 60(1), 27–45. <https://doi.org/10.1111/aehr.12191>
- Ngadi, N., Zaelany, A. A., Latifa, A., Harfina, D., Asiati, D., Setiawan, B., Ibnu, F., Triyono, T., & Rajagukguk, Z. (2023). Challenge of Agriculture Development in Indonesia: Rural Youth Mobility and Aging Workers in Agriculture Sector. *Sustainability (Switzerland)*, 15(2). <https://doi.org/10.3390/su15020922>
- Pravitasari, A. E., Saizen, I., Tsutsumida, N., Rustiadi, E., & Pribadi, D. O. (2019). Spatiotemporal distribution patterns and local driving factors of regional development in Java. *Sustainability*, 11(16), 4360.
- Putra, A. S., Tong, G., & Pribadi, D. O. (2020). Spatial analysis of socio-economic driving factors of food expenditure variation between provinces in Indonesia. *Sustainability (Switzerland)*, 12(4), 1–18. <https://doi.org/10.3390/su12041638>
- Setiyowati, I. L., Sasongko, S., & Noor, I. (2018). Farmer Exchange Rate and Agricultural Land Conversion Analysis to Agricultural Sector Poverty in Indonesia. *Jurnal Ekonomi Dan Studi Pembangunan*, 10(1), 35–43. <https://doi.org/10.17977/um002v10i12018p035>
- Shen, Y., Hwang, H., & Jung, K. (2025). Comparison of component-based structural equation modeling methods in testing component interaction effects. *Structural Equation Modeling: A Multidisciplinary Journal*, 32(3), 1–15. <https://doi.org/https://doi.org/10.1080/10705511.2025.2497088>
- Wardhana, D., Ihle, R., & Heijman, W. (2017). Agro-clusters and Rural Poverty: A Spatial Perspective for West Java. *Bulletin of Indonesian Economic Studies*, 53(2), 161–186. <https://doi.org/10.1080/00074918.2017.1298722>
- Warnaen, A., Nurlaili, N., & Yastutik, Y. (2022). Farmer to Farmer Extension Approach to increase Coffee Farmers' Food Security. *Agriekonomika*, 11(1), 19–30. <https://doi.org/10.21107/agriekonomika.v11i1.13217>
- White, B. (1976). Population, involution, and employment in rural Java. *Development and Change*, 7(3), 713.
- Zhao, Y., Paterson, R., Koomen, E., & Verburg, P. H. (2025). Managing sustainable expansion of smallholder oil palms with strategic spatial planning of land use. *Journal of Land Use Science*, 20(1), 1–22. <https://doi.org/https://doi.org/10.1080/1747423x.2025.2583927>