

**ANALISIS INTERAKSI GENOTIPE  $\times$  LINGKUNGAN MENGGUNAKAN PARTIAL LEAST SQUARE PATH MODELING****I Gede Nyoman Mindra Jaya<sup>1</sup>****Staf Pengajar Jurusan Statistika FMIP UNPAD**[jay\\_komang@yahoo.com](mailto:jay_komang@yahoo.com)**ABSTRAK**

Percobaan multilokasi telah banyak digunakan oleh para pemulia tanaman untuk mengkaji kemampuan relatif genotipe-genotipe pada berbagai Lokasi tanam dengan tujuan menemukan genotipe-genotipe unggulan. Nyatanya pengaruh interaksi genotipe  $\times$  lokasi (IGL) pada percobaan multilokasi menyulitkan dalam proses seleksi genotipe unggulan. Sehingga memahami faktor lokasi dan genotipik yang berpengaruh terhadap nyatanya IGL akan sangat membantu pada setiap tahapan pemuliaan tanaman. Tujuan dari penelitian ini adalah mengkaji struktur interaksi dari karakteristik agronomi tanaman jagung menggunakan kombinasi metode *Additive Main Effect Multiplicative Interaction* (AMMI) dengan model persamaan struktural. Penggabungan model persamaan struktural dengan AMMI memungkinkan peneliti menjelaskan interaksi genotipe  $\times$  lokasi dengan memasukkan informasi rangkaian proses biologis yang terkait dalam pertumbuhan dan perkembangan tanaman serta memasukkan informasi kombinasi kovariat genotipik dan lokasi. Dalam penelitian ini, peneliti menggunakan data hasil pemuliaan jagung hibrida dengan 9 genotipe harapan dan 3 genotipe komersial yang dicobakan pada 16 lokasi. Karakteristik agronomi yang diamati sesuai dengan kajian literatur adalah usia masak fisiologis (UMF), kadar air panen (KAP), berat tongkol panen (BTK), dan hasil (HSL).

Hasil eksplorasi data menunjukkan data tidak menyebar normal multivariat sehingga dalam pemodelan persamaan struktural menggunakan pendekatan *partial least square* (PLS). Hasil analisis Biplot-AMMI memberikan kesimpulan bahwa genotipe-genotipe yang relatif stabil adalah genotipe BC 41399 (F), BIO 9899 (I) dan BC 42683 (E) dan faktor yang paling berpengaruh terhadap hasil jagung hibrida adalah berta tongkol panen.

Kata Kunci : Model AMMI, Model Persamaan Struktural, PLS, Biplot-AMMI

## PENDAHULUAN

Seleksi genotipe unggulan seringkali sulit dilakukan karena nyatanya efek interaksi genotipe  $\times$  lokasi (IGL) dalam percobaan multilokasi. Dibutuhkan pemahaman yang lebih dalam tentang IGL agar dapat membantu proses seleksi. Kajian tentang IGL telah banyak dilakukan diantaranya menggunakan metode *Additive Main Effect Multiplicative Interaction (AMMI)* (Gauch, 1988). Namun sedikit kajian yang menjelaskan bagaimana pengaruh komponen hasil dan kombinasi kovariat genotipik  $\times$  lokasi terhadap nyatanya efek IGL hasil. Kajian ini diperlukan untuk mengidentifikasi pada kondisi lokasi dan karakteristik seperti apa genotipe akan memberikan hasil yang lebih baik, karena hasil adalah akumulasi respon dari karakteristik genotipe terhadap kondisi lokasi selama proses pertumbuhan dan perkembangannya (Dhungana, 2004). Dengan kata lain, kajian ini memberikan informasi awal kepada pemulia tanaman untuk lebih fokus pada karakteristik genotipe dan faktor lokasi yang paling berperan dalam peningkatan hasil.

Penggabungan metode *Partial least square path modeling* (PLSPM) dengan AMMI diperkenalkan untuk memodelkan IGL hasil dengan memasukkan variabel komponen hasil dan kombinasi kovariat genotipik  $\times$  lokasi sehingga dapat memberikan penjelasan secara komprehensif mengenai nyatanya efek IGL hasil. Melalui AMMI diperoleh variabel laten IGL komponen-komponen hasil dan hasil yang telah terbebas dari cemaran galat (*noise*). Sedangkan melalui pemodelan persamaan struktural yaitu melalui *partial least square* akan dapat dibuat sebuah sistem persamaan yang menjelaskan keterkaitan antara variabel laten IGL dengan memasukkan informasi kovariat lokasi  $\times$  genotipik. Pendekatan *Partial Least Square-AMMI* dalam pemodelan IGL hasil akan memberikan informasi yang akurat karena variabel laten yang digunakan telah dimurnikan dari cemaran galat (*noise*) dan memberikan informasi kecocokan model (*goodness of fit*) sebagai indikator kemampuan model dalam menjelaskan keragaman data. Kajian ini pernah dilakukan oleh Dhungana (2004) menggunakan data padi dengan asumsi data menyebar mengikuti sebaran normal ganda. Dalam penelitian ini PLS-AMMI akan diterapkan pada data Jagung dengan kondisi data tidak menyebar normal ganda.

### Tujuan Penelitian

1. Mengkaji struktur pengaruh interaksi dengan pendekatan model AMMI (*Additive Main Effects and Multiplicative Interaction*) untuk komponen hasil dan hasil.
2. Menjelaskan interaksi genotipe  $\times$  lokasi menggunakan *partial least square path modeling*

## METODOLOGI PENELITIAN

### Data Penelitian

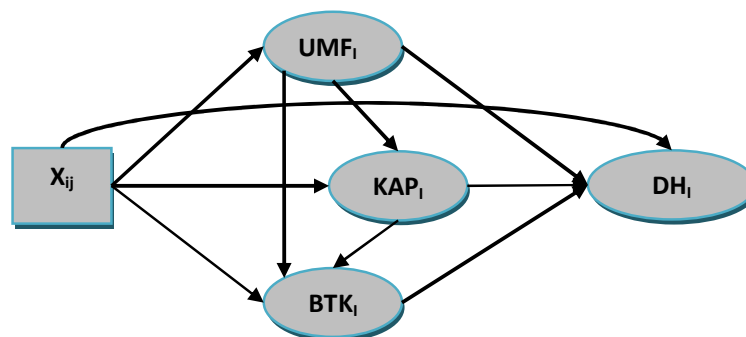
Data yang digunakan dalam penelitian ini adalah data hasil percobaan multilokasi Jagung Hibrida yang dilakukan dari tanggal 23 Juli 2006 sampai 10 April 2007 yaitu pada musim hujan dan kemarau. Percobaan ini menggunakan 9 genotipe Jagung Hibrida Harapan dan 3 genotipe Jagung Hibrida Komersial. Penelitian ini mengambil 16 lokasi tanam yang tersebar di 6 Propinsi di Indonesia. Percobaan multilokasi dilakukan dengan rancangan acak kelompok (RAK) dengan kelompok tersarang pada lokasi.

### Metode Penelitian

Dalam penelitian ini tahapan analisisnya adalah sebagai berikut :

1. Menetapkan model konseptual dari IGL Hasil.

Model koseptual ditetapkan berdasarkan kajian literatur dan eksplorasi data dengan model yang akan diuji adalah :



**Gambar 1. Model Penelitian**

Keterangan :

Skor Interaksi Usia Masak Fisiologis (UMF<sub>i</sub>), Skor Interaksi Kadar Air Saat Panen (KAP<sub>i</sub>) , Skor Interaksi Berat tongkol panen (BTK<sub>i</sub>) , Skor Interaksi Hasil (DH<sub>i</sub>) , dan Kovariat genotipik  $\times$  lokasi (X<sub>ij</sub>)

2. Analisis struktur interaksi komponen hasil dan struktur interaksi hasil menggunakan metode AMMI.

### Pemodelan Analisis AMMI

Langkah awal untuk memulai analisis AMMI adalah melakukan analisis ragam gabungan untuk mengetahui apakah IGL nyata. Selanjutnya struktur IGL dijelaskan menggunakan analisis komponen utama. Bentuk multiplikatif diperoleh dari penguraian interaksi genotipe dengan lokasi menjadi komponen utama interaksi (KUI).

Model analisis ragam untuk AMMI menggunakan rancangan acak kelompok dengan kelompok tersarang pada lokasi sebagai berikut :

$$\begin{aligned}
 y_{ger} &= \mu + \alpha_g + \beta_e + \theta_{r|e} + \gamma_{ge} + \varepsilon_{ger} \\
 &= \mu + \alpha_g + \beta_e + \theta_{r|e} + \sum_{j=1}^n \lambda_j u_{gj} v_{ej} + \delta_{ge} + \varepsilon_{ger} \\
 y_{ger} &= \mu + \alpha_g + \beta_e + \lambda_1 u_{g1} v_{e1} + \lambda_2 u_{g2} v_{e2} + \dots + \lambda_n u_{gn} v_{en} + \delta_{ge} + \varepsilon_{ger} \quad (1)
 \end{aligned}$$

dengan  $g = 1, 2, \dots, a$  ;  $e = 1, 2, \dots, b$  ;  $n = 1, 2, \dots, k$  dan  $k =$  banyaknya KUI yang nyata pada taraf 5% .

selanjutnya :

$\mu$  : nilai rata-rata umum

$\alpha_g$  : pengaruh utama genotipe ke- $g$

$\beta_e$  : pengaruh utama lokasi ke- $e$

$\gamma_{ge}$  : pengaruh interaksi genotipe ke- $g$  dengan lokasi ke- $e$

$\varepsilon_{ger}$  : pengaruh acak pada genotipe ke- $g$ , lokasi ke- $e$  dan ulangan ke- $r$

$\lambda_n$  : nilai singular untuk komponen bilinear ke- $n$

$u_{gn}$  : pengaruh genotipe ke- $g$  melalui komponen bilinear ke- $n$

$v_{en}$  : pengaruh lokasi ke-e melalui komponen bilinear ke-n,

$\delta_{ge}$  : simpangan dari pemodelan bilinear

Untuk identifikasi genotipe stabil dan spesifik lokasi digunakan biplot dan untuk menentukan peringkat genotipe stabil dilakukan dengan formulasi *Indeks Stabilitas AMMI* yang penulis kembangkan dari konsep pythagoras dalam biplot.

$$ISA = \sqrt{\left[ \left[ \frac{\lambda_1^{1/2}}{\lambda_2^{1/2}} (\text{SkorKU} - 1) \right]^2 + [\text{SkorKU} - 2]^2 \right]} \tag{2}$$

**Penguraian Nilai Singular (SVD=Singular Value Decomposition)**

Penguraian nilai singular matriks interaksi  $\Gamma$  digunakan untuk menduga pengaruh interaksi genotipe x lokasi. Penguraian dilakukan dengan memodelkan matriks tersebut sebagai perkalian matriks :

$$\Gamma = \underset{nxp}{U} \underset{nxk}{\Omega} \underset{kxp}{V} , \tag{3}$$

dengan elemen matriks  $\Omega$  dihitung menggunakan formulasi :

$$\gamma_{ge} = \bar{y}_{ge} - \bar{y}_{g..} - \bar{y}_{.e.} + \bar{y}_{...} \tag{4}$$

3. Mendapatkan variabel latent IGL komponen hasil dan variabel laten IGL untuk hasil serta mengkoreksi kovariat genotipe x lokasi terhadap pengaruh utama.

Msalkan  $Y_1, Y_2, Y_3,$  dan  $Y_4$  masing-masing adalah matriks interaksi  $DH_i, UMF_i, KAP_i,$  dan  $BTK_i$  dengan ordo masing-masing  $n \times p$  dengan  $n$  adalah banyaknya genotipe dan  $p$  adalah banyaknya lokasi. Setiap matriks interaksi genotipe x lokasi dapat didefinisikan menggunakan *singular value decomposition* (SVD) sebagai berikut :

$$Y_i = \underset{(nxp)}{U_i} \underset{(nxk)}{\Omega_i} \underset{(kxk)}{V_i} + \underset{(nxp)}{e_i} , \tag{5}$$

Diasumsikan bahwa  $U_i \Omega_i V_i$  adalah nilai IGL sebenarnya dari variabel ke-i dengan  $k$  komponen pertama ditentukan berdasarkan pada metode keberhasilan total (*postdictive success*). Matriks  $Y_i$  dalam persamaan (5) dikonversi ke vektor kolom dengan menggunakan operator **vec** dan produk **konecker** (Harville, 1997) :

$$\text{Vec}(Y_i) = (V_i \otimes U_i) \text{vec}(\Omega_i) + \text{vec}(e_i) , \tag{6}$$

$$(np \times 1) \quad (np \times kk) \quad (kk \times 1) \quad (np \times 1)$$

dan

$$\boldsymbol{\eta}_i = (\mathbf{V}'_i \otimes \mathbf{U}_i) \text{vec}(\boldsymbol{\Omega}_i), \quad (7)$$

4. Tahap selanjutnya adalah pemodelan IGL dengan *Partial Least Square*

### **Partial Least Square (PLS)**

Metode Struktural Equation Modeling berbasis komponen sering disebut dengan metode *Partial Least Square* (PLS). Metode *Partial Least Square* dikembangkan pertama kali oleh Wold dalam Chin (2000) sebagai metode umum untuk pendugaan model peubah laten yang diukur tidak langsung oleh peubah penjelas. Metode ini dikembangkan sebagai solusi dari pelanggaran-pelanggaran asumsi yang dibutuhkan pada saat pemodelan persamaan structural dengan menggunakan LISREL. Metode PLS didefinisikan dari dua persamaan linier yang disebut model structural dan model pengukuran.

#### **Model Structural**

$$\eta_j = \beta_{j0} + \sum_{i < j} (\beta_{ji} \eta_i) + \zeta_j, \text{ untuk } j = 1, \dots, J \quad (5)$$

dengan :

J = banyaknya peubah latent

$\eta_j$  = peubah latent tak bebas ke-j

$\eta_i$  = peubah latent tak bebas ke-i untuk  $i \neq j$

$\beta_{ij}$  = koefisien jalur peubah laten ke-j dan ke-i

$\beta_{i0}$  = intrsep

$\zeta_j$  = sisaan model structural ke-j

i = banyaknya jalur dari peubah laten bebas ke peubah latent tak bebas.

#### **Model Pengukuran**

$$y_{kj} = \pi_{kj0} + \pi_{kj} \eta_j + \varepsilon_{kj}, \text{ untuk } j = 1, \dots, J, \quad k = 1, \dots, K \quad (6)$$

dengan :

J = banyaknya peubah latent

$\eta_j$ = peubah latent tak bebas ke-j

$y_{kj}$ = peubah penjelas ke-k dan peubah laten ke-j

$\pi_{kj}$ =koefisien antara peubah penjelas ke-k dan peubah laten ke-j

$\pi_{kj0}$ =intrsep

$\varepsilon$  = sisaan model pengukuran peubah penjelas ke-k dan peubah latent ke-j

k=lintasan dari  $\eta_j$  ke  $y_{kj}$

K = banyaknya peubah penjelas pada peubah latent ke-j

### **Metode Estimasi**

Metode pendugaan parameter (estimasi) di dalam PLS adalah metode kuadrat terkecil (*least square methods*). Proses perhitungan dilakukan dengan cara iterasi, dimana iterasi akan berhenti jika telah tercapai kondisi konvergen.

Pendugaan parameter di dalam PLS meliputi 3 hal, yaitu (Chin,2000):

- 1) *Weight estimate* yang digunakan untuk menciptakan skor variabel laten
- 2) Estimasi jalur (*path estimate*) yang menghubungkan antar variabel laten dan estimasi *loading* antara variabel laten dengan indikatornya.
- 3) *Means* dan lokasi parameter (nilai konstanta regresi, intersep) untuk indikator dan variabel laten.

### **Goodness of Fit Model**

*Goodness of Fit Model* diukur menggunakan R-square variabel laten dependen dengan interpretasi yang sama dengan regresi; *Q-Square predictive relevance* untuk model struktural, mengukur seberapa baik nilai observasi dihasilkan oleh model dan juga estimasi parameternya. Nilai Q-square > 0 menunjukkan model memiliki *predictive relevance*; sebaliknya jika nilai Q-Square  $\leq 0$  menunjukkan model kurang memiliki *predictive relevance*. Perhitungan Q-Square dilakukan dengan rumus:

$$Q_2 = 1 - (1 - R_1^2) (1 - R_2^2) \dots (1 - R_p^2) \quad (7)$$

dimana  $R_1^2$ ,  $R_2^2$  ...  $R_p^2$  adalah R-square variabel endogen dalam model persamaan. Besaran  $Q^2$  memiliki nilai dengan rentang  $0 < Q^2 < 1$ , dimana semakin mendekati 1 berarti model semakin baik. Besaran  $Q^2$  ini setara dengan koefisien determinasi total pada analisis jalur (*path analysis*).

### Uji Partial

Dalam Partial Least Square tidak disajikan uji partial sehingga pendekatan pengujian secara partial dapat dilakukan dengan metode Bootstrap ataupun Jackknife.

## HASIL DAN PEMBAHASAN

### Analisis Deskriptif Data

Di bawah ini disajikan data rata-rata genotipe untuk komponen daya hasil dan daya hasil.

**Tabel 2. Rataan Genotipe Untuk Komponen Daya Hasil dan Daya Hasil**

Genotipe	UMF	Rank (UMF)	KAP	Rank (KAP)	BTK	Rank (BTK)	HASIL	Rank (Hasil)
BIO 9900	99.00	3	27.49	3	10.76	2	8.89	2
BIO 1263	99.58	4	27.58	4	11.02	4	9.02	4
BIO 1169	100.10	5	27.22	1	11.13	5	9.18	8
BC 42521	101.56	11	27.74	6	12.53	12	10.13	12
BC 42683	100.90	9	27.92	9	11.69	11	9.51	11
BC 41399	100.77	8	27.89	8	11.58	10	9.50	10
BC 2630	98.58	1	28.51	12	11.15	6	8.99	3
BC 42882 – A	100.65	7	28.31	11	11.25	8	9.16	7
BIO 9899	100.92	10	27.32	2	11.31	9	9.31	9
BISI – 2	102.54	12	27.93	10	10.43	1	8.69	1
P – 12	99.00	3	27.64	5	11.20	7	9.08	6
C -7	100.23	6	27.82	7	11.01	3	9.05	5

Dari Tabel 2 dapat diamati bahwa genotipe dengan daya hasil relatif tinggi adalah genotipe BC 42521, BC 42683, dan BC 41399. Namun perlu diingat bahwa karakteristik genotipe unggulan tidak hanya didasarkan pada daya hasil yang relatif tinggi namun memiliki tingkat adaptasi yang tinggi pada berbagai kondisi lingkungan. Selanjutnya akan dilakukan analisis ragam gabungan untuk identifikasi apakah IGL nyata untuk setiap komponen daya hasil dan daya hasil. Untuk memenuhi asumsi kenormalan galat dan kehomogenan ragam data yang digunakan adalah data hasil transformasi akar kuadrat.



**Tabel 3. Analisis Ragam**

Komponen Daya Hasil dan Daya Hasil	Jumlah Kuadrat					Persentase (%)
	Genotipe	Lingkungan	Interaksi	Ulangan(Lingkungan)	Total	
Usia Masak Fisiologis (UMF)	1.746**	53.217**	5.166*	0.147**	60.834	8.492
Kadar Air Panen (KAP)	0.691**	32.468**	6.005*	1.194**	46.449	12.927
Berat Tongkol (BTK)	3.155**	162.358*	7.374*	2.868**	182.184	4.047
Daya Hasil (DH)	1.916**	66.295**	5.789*	1.785**	81.306	7.120

Keterangan : \*\*) Nyata pada  $\alpha=0.05$

Tabel 3 di atas menunjukkan bahwa terjadi interaksi yang nyata antara genotipe x lingkungan baik untuk komponen-komponen daya hasil dan daya hasil sendiri dengan persentase keragaman yang dijelaskan oleh komponen interaksi berkisar dari 4%-13%. Nyatanya efek interaksi ini menyatakan bahwa genotipe-genotipe memberikan respon yang berbeda untuk lingkungan yang berbeda. Perbedaan respon genotipe-genotipe ini tidak terlepas dari tingginya keragaman lingkungan makro untuk lokasi percobaan. Hasil ini memberikan gambaran bahwa bahwa faktor lingkungan memberikan pengaruh terhadap nyata IGL komponen daya hasil dan IGL daya hasil. Nyatanya efek interaksi ini menyulitkan dalam identifikasi genotipe-genotipe stabil sehingga diperlukan kajian lebih lanjut untuk identifikasi genotipe stabil dan spesifik lingkungan dengan AMMI dan Biplot.

**Tabel 4. Proporsi Keragaman Interaksi**

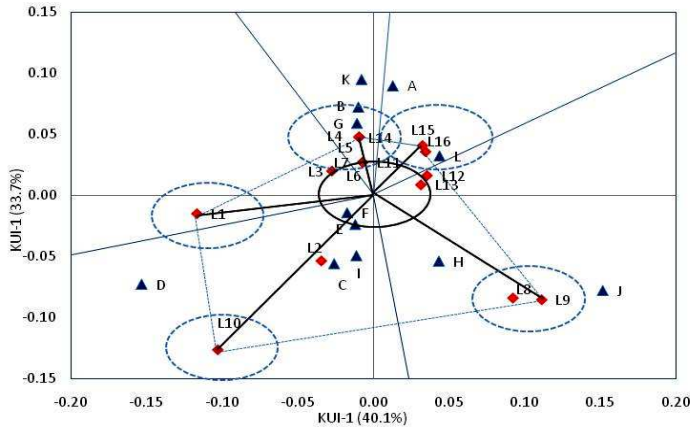
Komponen AMMI	DF	Usia Masak		Kadar Air Panen		Berat Tongkol		Daya Hasil	
		Prop.	Kum.	Proporsi	Kumulatif	Proporsi	Kumulatif	Proporsi	Kumulatif
KUI 1	25	0.402	0.402	0.354	0.354	0.366	0.366	0.329	0.329
KUI 2	23	0.337	0.739	0.177	0.531	0.201	0.567	0.189	0.518
KUI 3	21	0.086	0.825	0.138	0.669	0.163	0.73	0.145	0.662
KUI 4	19	0.075	0.9	0.116	0.785	0.079	0.809	0.113	0.775
KUI 5	17	0.043	0.942	0.101	0.886	0.066	0.875	0.082	0.857

Kajian struktur interaksi genotipe x lingkungan untuk komponen daya hasil dan daya hasil menunjukkan bahwa model AMMI nyata sampai pada KUI 5 dengan proporsi keragaman dari komponen interaksi yang dapat dijelaskan berkisar antara 85.7%-

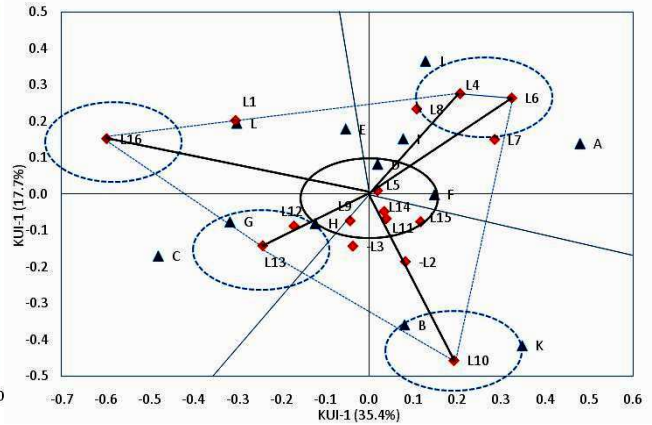
94.2% sehingga model AMMI untuk masing-masing komponen daya hasil dan daya hasil adalah :

$$\hat{y}_{ger} = \hat{\mu} + \hat{\alpha}_g + \hat{\beta}_e + \hat{\theta}_{rle} + \sum_{j=1}^5 \lambda_j u_{gj} v_{ej} + e_{ger} \tag{13}$$

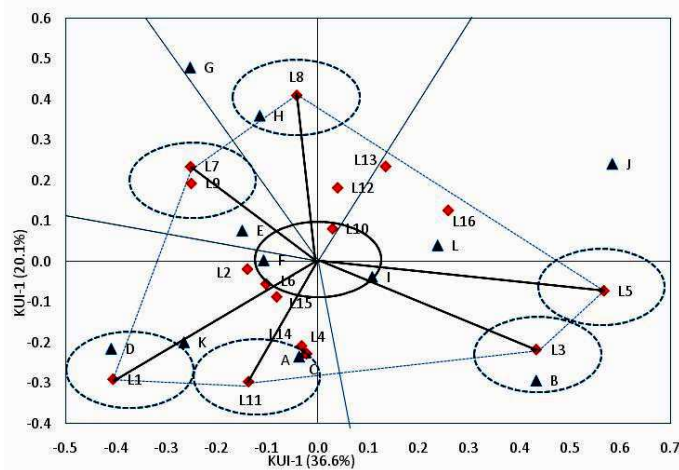
Model ini dapat dijadikan model penduga nilai respon yang akurat karena telah mengeluarkan cemaran galat dari komponen interaksi melalui penguraian singular.



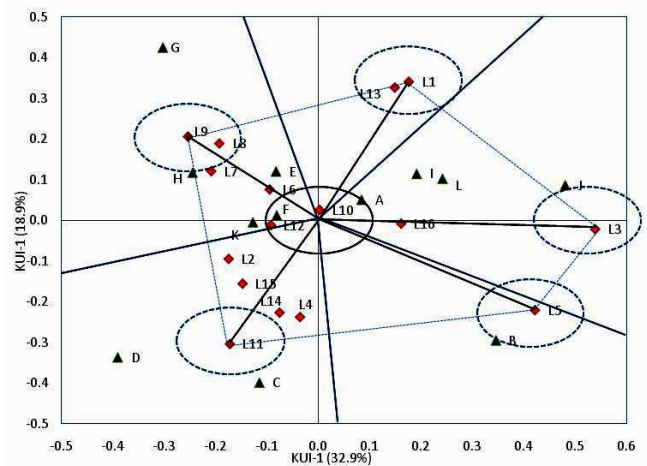
Gambar 2. Biplot UMF (73.9%)



Gambar 3. Biplot KAP (53.1%)



Gambar 4. Biplot BTK (56.7%)



Gambar 5. Biplot DH (51.7%)

**Tabel 4. Indeks Stabilitas AMMI**

Kode	Genotipe	UMF		KAP		BTK		DH	
		ASV	Rank	ASV	Rank	ASV	Rank	ASV	Rank
A	BIO 9900	0.42	9	0.65	10	0.28	5	0.14	2
B	BIO 1263	0.34	8	0.48	8	0.70	11	0.64	9
C	BIO 1169	0.28	6	0.66	11	0.27	4	0.54	8
D	BC 42521	0.78	11	0.11	1	0.62	9	0.72	12
E	BC 42683	0.12	2	0.24	5	0.23	3	0.20	4
F	BC 41399	0.10	1	0.19	3	0.15	1	0.12	1
G	BC 2630	0.28	5	0.42	6	0.67	10	0.71	10
H	BC 42882 -A	0.32	7	0.19	2	0.46	8	0.39	7
I	BIO 9899	0.23	3	0.22	4	0.16	2	0.32	5
J	BISI - 2	0.78	12	0.50	9	0.86	12	0.72	11
K	P - 12	0.44	10	0.70	12	0.44	7	0.19	3
L	C 7	0.25	4	0.47	7	0.33	6	0.38	6

**Tabel 5. Hasil Klasifikasi Genotipe**

Lingkungan		Respon			
		UMF	KAP	BTK	DH
		Genotipe Spesifik Lokasi			
L1	Ketaon		E,L	D,K	
L2	Kemiri	C	G		D,C
L3	Moncongloe Bulu			B	I,L,J
L4	Yoso Mulyo-H	G,B,K	I,J	C,A	D,C
L5	Sido waras	G,B,K		L,J	B
L6	Brodot		A		E
L7	Wringinsongo		A		H,G
L8	Kuta Tengah-H	H, J	I,J	H,G	E,H,G
L9	Cempedak Lobang	H, J			H
L10	Pabuaran	D,C	B,K		
L11	Kalikotes			C,A	C,D
L12	Kuta Tengah-K	L	G,C		C,D
L13	Sambirejo	L	G,C		
L14	Yoso Mulyo-K	G,B,K		C,A	C,D
L15	Pontang	A, L			,D
L16	Jambu Timur	A, L	L, E	L,J	I,L,J
		Genotipe Stabil			
		F,E,I	D, H,F	F,I,E	F,A,K

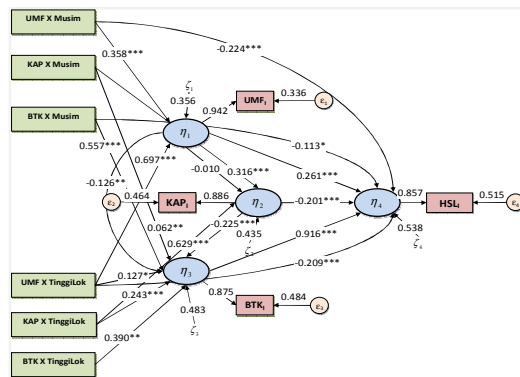
Tabel 4 menunjukkan peringkat stabilitas genotipe. Tabel 5 menunjukkan klasifikasi tiga genotipe stabil dan genotipe spesifik lokasi yang diperoleh dari kombinasi ISA dan Biplot. Telihat bahwa genotipe stabil untuk daya hasil adalah BC 41399 (F), BIO 9900

(A), dan P-12 (K). Sedangkan untuk berat tongkol panen adalah BC 41399 (F), BIO 9899 (I) dan BC 42683 (E). Untuk komponen kadar air panen BC 42521(D), BC 4288-2 (H), dan BC 41399 (F), Selanjutnya untuk usia masak fisiologis BC 41399 (F), BC 42683 (E) dan BIO 9899 (I). Jika diperhatikan genotipe BC 41399 (F), BIO 9899 (I) dan BC 42683 (E) adalah genotipe yang relative stabil dilihat dari komonen daya hasil dan daya hasil. Identifikasi genotipe stabil ini kurang baik jika hanya mempertimbangkan daya hasil semata. Namun sebelum memutuskan ketiga genotipe tersebut stabil harus ditunjukkan bahwa komponen-komponen daya hasil tersebut secara nyata merupakan indikator stabilitas daya hasil dengan PLSPM-AMMI.

**Partial Least Square – AMMI**

Pendekatan metode Partial Least Square (PLS)-AMMI merupakan penggabungan konsep PLS dengan metode AMMI. AMMI digunakan untuk mendapatkan matriks interaksi sebagai skor laten interaksi sedangkan PLS digunakan untuk memodelkan matirks interaksi tersebut. PLS- AMMI digunakan dalam uji multilokasi memiliki keuntungan dalam menjelaskan sumbangan dari komponen-komponen daya hasil dan faktor lokasi. Metode PLS digunakan untuk uji stabilitas genotipe pertama kali diperkenalkan oleh Aastveit H pada tahun 1986 namun hanya memperhatikan faktor lingkungan belum memasukkan informasi komponen daya hasil. Metode ini dikembangkan dengan mengadopsi pemikiran Aastveit, (1986) dan Dhungana (2004).

Hasil pendugaan parameter model struktural dengan PLS disajikan di bawah ini.



$Q^2 = 0.998$

**Gambar 6. Diagram Jalur IGL Daya Hasil**

Model dasar dari penelitian ini ditunjukkan pada Gambar 1. Pemilihan variabel eksogen yaitu kombinasi kovariat genotipik  $x$  lingkungan yang dimasukkan ke dalam model dilakukan dengan prosedur maju (*forward selection procedure*) yaitu memasukkan satu-persatu variabel eksogen ke dalam model kemudian dilakukan evaluasi kecocokan model. Jika dengan memasukkan variabel eksogen tertentu variabel tersebut memberikan pengaruh secara nyata dan model cocok, maka variabel tersebut dipertahankan dalam model jika tidak variabel tersebut dikeluarkan dari model.

Hasil analisis PLSPM diketahui bahwa nyatanya efek IGL daya hasil pada percobaan multilokasi dipengaruhi oleh IGL komponen-komponen daya hasil yaitu IGL usia masak fisiologis, kadar air panen, dan berat tongkol panen dengan *standardized* efek masing-masing adalah 0.331, -0.204, 0.921 seperti yang terlihat pada Gambar 6. Terlihat berat tongkol panen memberikan efek langsung terbesar. Secara pengaruh total, berat tongkol panen memberikan efek terbesar pada IGL daya hasil. Hasil ini menunjukkan bahwa berat tongkol panen merupakan indikator stabilitas utama dari Daya Hasil. Hasil analisis PLSPM-AMMI mendukung bahwa BC 41399, BC BIO 9899 dan BC 42683 adalah genotipe-genotipe relative stabil dari kajian struktur interaksi komponen IGL daya hasil dan IGL daya hasil karena komponen-komponen daya hasil merupakan indikator stabilitas daya hasil. IGL komponen daya hasil usia masak fisiologis memiliki efek langsung positif terhadap IGL daya hasil. Ini artinya bahwa untuk usia masak fisiologis di atas rata-rata maka memiliki daya hasil yang relatif lebih tinggi. Begitu juga IGL berat tongkol. Namun, untuk IGL kadar air panen memiliki efek langsung negatif terhadap IGL daya hasil. Hasil ini memberikan informasi bahwa jika kadar air panen di atas rata-rata maka daya hasil atau hasil produksi jagung relatif lebih sedikit. Ini mungkin terjadi karena adanya proses pengeringan dimana daya hasil dihitung untuk kadar air 15%. IGL usia masak fisiologis yang memberikan efek tidak langsung melalui kadar air panen, dan berat tongkol sebesar -0.090. Tanda negatif ini terjadi karena melalui kadar air panen yang memiliki efek negatif pada daya hasil. Selanjutnya, kadar air panen juga memberikan efek tidak langsung terhadap IGL daya hasil melalui berat tongkol dengan besar efek tidak langsungnya adalah -0.209. Total efek dari ketiga IGL komponen daya

hasil secara berurutan adalah 0.241 dari IGL usia masak fisiologis, -0.413 dari IGL kadar air panen, dan 0.921 dari IGL berat tongkol. Dari model PLSPM ini juga dapat diketahui keragaman dari IGL usia masak fisiologis, IGL kadar air panen, dan IGL berat tongkol panen dan IGL daya hasil yang dapat dijelaskan oleh model secara berurutan adalah 0.886, 0.816, 0.763 dan 0.721 dengan keragaman total dihitung dari nilai  $Q^2$  adalah sebesar 0.999. Besarnya nilai-nilai ini menunjukkan bahwa model yang dianalisis dapat menjelaskan keterkaitan antara IGL komponen daya hasil, pengaruhnya terhadap daya hasil dan mampu menjelaskan pengaruh kombinasi kovariat genotipik x lingkungan terhadap IGL Daya Hasil.

Kovariat genotipik x lingkungan yang berpengaruh nyata terhadap daya hasil pada taraf nyata 5% adalah usia masak fisiologi x tinggi lokasi, usia masak fisiologis x musim, dan berat tongkol x musim. Hasil ini memberikan gambaran bahwa jagung dengan usia masak fisiologis di atas rata-rata ditanam pada lokasi relatif tinggi maka akan berakibat pada daya hasil yang kurang baik. Begitu juga jika di tanam pada musim dimana hujannya relatif tinggi. Sedangkan jika untuk genotipe dengan berat tongkol panen di atas rata-rata jika di tanam pada lokasi dengan tingkat curah hujan yang relatif tinggi maka daya hasil jagung akan relatif kurang baik.

Hasil dari PLS-AMMI dapat digunakan sebagai identifikasi awal genotipe unggulan dengan beberapa kriteria yaitu stabilitas relatif tinggi, daya hasil di atas rata-rata, usia masak fisiologis di atas rata-rata, kadar air panen di bawah rata-rata, dan berat tongkol di atas rata-rata. Faktor lingkungan yang relatif baik adalah curah hujan relatif rendah dan lokasi di dataran rendah. Dari kriteria di atas maka genotipe BC 42683 dan BC 41399 dan BIO 9899 dapat dipertahankan untuk uji lebih lanjut dalam seleksi genotipe unggulan.

Untuk peningkatan produksi jagung, dari analisis PLSPM-AMMI diperoleh prioritas komponen daya hasil yang harus diperhatikan secara berurutan adalah berat tongkol panen, kadar air panen dan usia masak fisiologis.

### SIMPULAN

1. Kajian struktur interaksi komponen-komponen daya hasil dan struktur interaksi daya hasil dengan metode AMMI menemukan tiga genotipe yang relatif stabil yaitu BC 41399, BC BIO 9899 dan BC 42683.
2. Melalui PLSPM-AMMI dapat dilakukan pemodelan IGL Daya Hasil dengan memperhatikan sumbangan dari komponen daya hasil dan kombinasi kovariat genotipik x lingkungan yang berguna untuk mengidentifikasi faktor-faktor yang menyebabkan nyata efek interaksi genotipe x lokasi dalam percobaan multilokasi Serta menemukan komponen daya hasil dan kombinasi genotipik x lingkungan yang paling berperan dalam peningkatan hasil produksi.
3. Hasil analisis PLS-AMMI menunjukkan bahwa indikator utama stabilitas dari daya hasil adalah berat tongkol panen, kemudian kadar air panen dan terakhir usia masak fisiologis. Sehingga proses seleksi genotipe harus memperhatikan ketiga komponen tersebut sesuai urutan prioritasnya. Kombinasi kovariat genotipik x lingkungan yang berpengaruh nyata terhadap daya hasil adalah usia masak fisiologis x musim, usia masak fisiologis x tinggi dan berat tongkol panen x musim. Hasil analisis PLS-AMMI juga mengidentifikasi genotipe BC 41399, BC BIO 9899 dan BC 42683 untuk dipertimbangkan sebagai genotipe unggulan

### DAFTAR PUSTAKA

- Aastveit H., and H. Martens.** 1986. ANOVA Interactions Interpreted by Partial Least Squares Regression, *Biometrics* 42 : 829-844
- Bollen, K.A.** 1989. *Structural Equation With Latent Variabels*. John Wiley and Sons, New York
- Dhungana, P.** 2004. *Partial least square path modeling of Genotype x Environment Interaction*. Ph. D. Dissertation. University of Nebraska-Lincoln, Lincoln, Nebraska.
- Gauch, H.G. JR.** 1982. Noise reduction by eigenvector ordination. *Ecology* 63:1643-1649

- Jeffrey J. Hoogland.** 1971. The Robustness of Estimation Methods for Covariance Structure Analysis. Thela Thesism, Groningen
- Nur et al.** 2007. Stabilitas Komponen Hasil sebagai Indikator Stabilitas Hasil Genotipe Jagung Hibrida, Penelitian Pertanian Tanaman Pangan Vol. 26 No. 2. Balai Penelitian Tanaman Serealia
- Mattjik, AA & Sumertajaya IM** 2000. Perancangan Percobaan dengan Aplikasi SAS dan Minitab jilid 1. IPB Press, Bogor.