

Penanganan Ketaknormalan Data Pada Model AMMI dengan Transformasi Box-Cox (Data Non-normality on AMMI Models: Box-Cox Transformations)

Alfian Futuhul Hadi ¹⁾, Halimatus Sa'diyah ²⁾ dan I Made Sumertajaya ³⁾

¹⁾ Staf Pengajar Jurusan Matematika FMIPA Universitas Jember

²⁾ Staf Pengajar Jurusan Agronomi Fakultas Pertanian Universitas Jember

³⁾ Staf Pengajar Jurusan Statistika FMIPA Institut Pertanian Bogor

ABSTRACT

AMMI (Additive Main Effect Multiplicative Interaction) model for interactions in two-way table provide the major mean for studying stability and adaptability through genotype \times environment interaction (GEI), which modeled by full interaction model. Eligibility of AMMI models depends on that assumption of normally independent distributed error with a constant variance. In the case of non-normal data distribution, the appropriateness of AMMI model is being doubtful. Transform the observation by power family of Box-Cox transformation is an effort to handle the non-normality. AMMI model then can be applied to the transformed data appropriately following by the use of ordinary least square for estimating parameters. This approach is investigated by applying them to (i) a count data of pest population of Poisson distribution, which came from a study of leave pest in soybean genotype, and to (ii) a study of rice genotype stability of filled grain per panicle (Binomial data). One must be carefully considered what the meaning of the transformation in the AMMI models and Biplot AMMI.

Keywords : AMMI Models, Box-Cox transformations

PENDAHULUAN

Analisis AMMI adalah suatu teknik analisis data percobaan dua faktor perlakuan dengan pengaruh utama perlakuan bersifat aditif sedangkan pengaruh interaksi dimodelkan dengan model bilinear. Model AMMI merepresentasikan observasi ke dalam komponen sistematis yang terdiri dari pengaruh utama (*main effect*) dan pengaruh interaksi melalui suku-suku multiplikatif (*multiplicative interactions*), disamping komponen acak sisaan atau galat. Komponen acak pada model ini diasumsikan menyebar Normal dengan ragam konstan (Sumertajaya, 1998). Pada dasarnya analisis AMMI menggabungkan analisis ragam aditif bagi pengaruh utama perlakuan dengan analisis komponen utama ganda dengan pemodelan bilinear bagi pengaruh interaksi yang memanfaatkan penguraian nilai singular (SVD) pada matriks interaksi (Mattjik, 1998, 2005). SVD merupakan pendekatan kuadrat terkecil dengan reduksi dimensi (pangkat matriks) data yang terbaik dan menyediakan penyajian secara grafis yang dikenal secara luas dengan nama Biplot. Groenen & Koning, (2004) menunjukkan penggunaan biplot pada model bilinear sebagai cara baru memvisualisasi interaksi. Kelayakan model AMMI dengan galat yang Normal dan ragam konstan ada kalanya tidak terpenuhi. Transformasi data

pengamatan mungkin menjadi salah satu teknik untuk mengatasi masalah ketidaknormalan ini. Artikel ini hendak mendiskusikan penggunaan transformasi kenormalan untuk mendapatkan data yang mendekati Normal (setidaknya simetrik) dan kemudian memodelkannya dengan AMMI.

Model AMMI dan Asumsi Kenormalan Galat

Model AMMI dikenal luas pada bidang terapan, terutama pada bidang pemuliaan yaitu kajian interaksi genotipe \times lingkungan (IGL). Sebutan lain seperti model bilinear, atau model biaditif lebih menunjuk pada struktur model tersebut. Secara umum model AMMI untuk peubah acak y_{ij} dari baris ke- i dan kolom ke- j adalah:

$$E(y_{ij}) = \mu + \alpha_i + \beta_j + \sum_{k=1}^K \sqrt{\lambda_k} \gamma_{ki} \delta_{kj}$$

dengan μ adalah rataan umum, α_i pengaruh aditif (utama) baris ke- i ($i=1,2,\dots,I$), dan β_j pengaruh aditif kolom ke- j ($j=1,\dots,J$). Pada pendugaannya kedua pengaruh utama ini diidentifikasi dengan kendala berupa jumlah yang sama dengan nol (Van Eeuwijk, 1995; Mattjik, 1998).

Pengaruh interaksi dimodelkan sebagai jumlah dari suku multiplikatif, yang banyaknya sama atau kurang dari pangkat matriks sisa dari pengaruh aditif (utama). Parameter suku

multiplikatif pengaruh interaksi untuk baris dinotasikan dengan γ_{ki} adalah juga skor baris sumbu ke- k dan kolom ke- i . Skor kolom ke- j pada sumbu ke- k dinotasikan dengan δ_{kj} . Nilai singular yang berpadanan dengan sumbu ke- k yang direpresentasi oleh $\sqrt{\lambda_k}$ adalah ukuran asosiasi antara skor baris dan kolom. Nilai yang diperoleh dari penguraian nilai singular (SVD) ini mengindikasikan tingkat kepentingan sumbu. Kuadrat dari nilai singular, yaitu nilai akarciri sama dengan jumlah kuadrat sumbu yang bersangkutan. Kendala untuk parameter suku multiplikatif meliputi jumlah yang sama dengan nol (terpusatkan) dan perkalian silangnya sama dengan nol (ortonormal).

Dalam kasus data tidak menyebar Normal, kelayakan model AMMI menjadi tidak terpenuhi. Jika matriks data bebas, berdistribusi Normal dengan ragam konstan, penduga kemungkinan maksimum tereduksi menjadi SVD. Manakala sebarannya bukan Normal –Binomial, Poisson, invers Gaussian, misalnya– kesamaan ini tidak lagi berlaku (Falguerolles, 1996).

Data yang berdistribusi selain Normal cenderung tidak homogen, dan bila dimodelkan dengan AMMI ketakhomogenan ragam dapat berakibat buruk, sedangkan skala dugaannya mungkin juga tidak memuaskan. Kedua fenomena ini bisa jadi membutuhkan dimasukkannya suku interaksi tambahan (Van Eeuwijk, 1995). Kadangkala ada alasan kuat untuk tetap memodelkan data pada skala pengamatan. Kehomogenan ragam dapat diatasi dengan menambahkan satu atau lebih suku multiplikatif interaksi. Ketika tidak ada alasan untuk memaksa pemodelan tetap pada skala pengamatan, maka transformasi terhadap peubah respon dapat dilakukan untuk mengurangi masalah ini. Model linier atau bilinear dikenakan pada data yang telah ditransformasi, dan sifat sebaran sisaan diasumsikan memenuhi sebaran Normal.

METODE

Langkah Pemodelan AMMI

Langkah pemodelan AMMI dapat dilihat pada berbagai sumber terdahulu seperti, Sumertajaya, 1998; Mattjik, 1998; Hadi & Sa'diyah, 2004.

Interpretasi Biplot AMMI

Alat yang digunakan untuk menginterpretasi hasil dari metode AMMI adalah biplot. Pada

dasarnya metode ini merupakan upaya untuk memberikan peragaan grafik dari suatu matriks dalam suatu plot dengan menumpangtindihkan vektor-vektor dalam ruang berdimensi dua. Vektor-vektor yang dimaksud yaitu vektor yang mewakili nilai skor komponen lingkungan.

Biplot adalah plot antara satu kolom G dengan kolom G yang lain yang ditampilkan secara bersama-sama dengan plot kolom H dengan kolom H yang lain yang bersesuaian dengan kolom G yang diplot (Jolliffe, 1986). Sebagian statistikawan membuat plot antar kolom U dan antar kolom H secara bersamaan. Sebagian peneliti pertanian (pemuliaan tanaman) bahkan membuat plot antara kolom-kolom tersebut dengan nilai rata-rata data asli per peubah amatan yang sesuai.

Biplot pada analisis AMMI biasanya berupa biplot antara nilai komponen utama pertama dengan rata-rata respon (biplot AMMI1). Biplot antara komponen utama kedua dan nilai komponen pertama (biplot AMMI2) bisa ditambahkan jika komponen utama kedua ini nyata.

Interpretasi biplot AMMI1 adalah bagi titik-titik yang sejenis. Jarak titik-titik amatan berdasarkan sumbu datar (rata-rata respon) menunjukkan perbedaan pengaruh utama amatan-amatan tersebut. Sedangkan jarak titik-titik amatan berdasarkan sumbu tegak (KUII) menunjukkan perbedaan pengaruh interaksinya atau perbedaan kesensitifannya terhadap lokasi. Biplot AMMI1 menunjukkan bahwa genotipe dikatakan mempunyai daya adaptasi baik pada suatu lingkungan jika genotipe dan lingkungan bertanda sama (berinteraksi positif).

Biplot AMMI2 menggambarkan pengaruh interaksi antara genotipe dan lingkungan. Titik-titik amatan yang mempunyai arah yang sama berarti titik-titik amatan tersebut berinteraksi positif (saling menunjang), sedangkan titik-titik yang berbeda arah menunjukkan bahwa titik-titik tersebut berinteraksi negatif.

Transformasi Data

Akibat ketaknormalan dan ketakhomogenan ragam pada model linier atau bilinear telah disinggung pada bagian sebelumnya. Transformasi pada peubah respon ditengarai merupakan upaya perbaikan atas kedua hal tersebut. Model linier atau bilinear dapat dikenakan pada data yang telah ditransformasi, dan sifat sebaran sisaan diasumsikan memenuhi sebaran Normal.

Transformasi data pada hakekatnya adalah suatu usaha untuk mengubah data dari suatu skala ke skala yang lain. Model linier yang klasik (analisis ragam atau regresi) telah dikembangkan berdasarkan pada beberapa asumsi pokok yaitu keaditifan (model pengaruh utama), ragam perlakuan yang homogen (keragaman data bersifat bebas dari rata-rata dan banyaknya ulangan), dan kenormalan data.

Asumsi pertama berkaitan dengan struktur data yang pada akhirnya menyangkut penafsiran data, asumsi kedua berperan dalam menyederhanakan metode pendugaan parameter. Sedangkan yang terakhir sangat erat kaitannya dengan pengujian hipotesis. Metode pengujian hipotesis yang telah berkembang sangat lanjut adalah yang didasarkan pada kenormalan data, oleh karena itu patokan-patokannya dapat dengan mudah diperoleh dalam tabel-tabel sebaran statistik, seperti tabel t, F atau Khi-kuadrat (Aunuddin, 2005).

Dalam hal ini, transformasi bertujuan untuk mengatasi tiga masalah utama yaitu keheterogenan ragam, ketaknormalan galat, dan ketakaditifan atau ketaklinieran pengaruh sistematis. Diakui bahwa bagaimanapun, tidak mudah mengatasi ketiga hal tersebut dengan satu langkah tunggal transformasi. Transformasi tunggal biasanya manjur untuk mengatasi satu masalah tertentu tetapi tidak ketiganya. Keberhasilan transformasi untuk memperoleh kesederhanaan model (aditifitas/linieritas) mungkin mengakibatkan ketaknormalan dan ketakhomogenan ragam bila sebelumnya dua asumsi ini terpenuhi. Ada kalanya transformasi yang dilakukan untuk memperoleh ragam yang stabil membawa kita pada ketaknormalan (Rawling *et al.*, 1998).

Beruntunglah, bahwa transformasi untuk memperoleh kehomogenan ragam dan ketaknormalan mempunyai kecenderungan diperoleh secara bersamaan (*hand-in-hand*), sehingga tidak jarang kedua asumsi dapat terpenuhi oleh suatu transformasi yang tepat (Bartlett, 1947) diacu dalam Rawling *et al.*, 1998)

Transformasi untuk kehomogenan ragam seringkali juga memenuhi kenormalan. Transformasi logit, arcsinus, dan probit yang digunakan untuk menstabilkan ragam dan menyederhanakan model juga membuat distribusi mendekati kenormalan. Transformasi tersebut umumnya menarik

(*stretch*) ekor distribusi untuk memberikan bentuk distribusi yang mendekati bentuk genta.

Demikian halnya dengan transformasi keluarga pangkat juga berguna untuk membuat distribusi menjadi semakin simetrik (mengurangi kemenjuluran). Harapannya adalah diperoleh distribusi data yang semakin mendekati Normal. Kriteria yang berbeda untuk menentukan transformasi apa yang akan digunakan tidak harus menuju pada pilihan yang sama, tetapi sering terjadi transformasi yang optimum untuk suatu masalah juga memperbaiki masalah yang lain. Pada keluarga transformasi ini telah dikenal luas suatu metode perhitungan untuk menentukan transformasi optimum, yaitu transformasi Box-Cox.

Transformasi Box-Cox

Transformasi ini bertujuan memenuhi ketiga asumsi model linier, yaitu keheterogenan ragam, ketaknormalan galat, dan keaditifan/ketaklinieran pengaruh sistematis. Box-Cox menggunakan kriteria yang menggabungkan tujuan memperoleh model yang sederhana dan ragam yang homogen pada satu sisi serta tujuan kenormalan data pada sisi lain.

Metode transformasi Box-Cox menggunakan keluarga transformasi parametrik yang didefinisikan dalam bentuk terbakukan sebagai berikut:

$$Y_i^{(\lambda)} = \begin{cases} \frac{Y_i^\lambda - 1}{\lambda(Y_i)^{\lambda-1}}, & \text{untuk } \lambda \neq 0 \\ \dot{Y} \ln(Y_i), & \text{untuk } \lambda = 0 \end{cases}$$

dengan \dot{Y} adalah rata-rata geometrik dari peubah asal yaitu $\dot{Y} = \exp \sum_{vi} [\ln(Y_i)]/n$ (Rawling *et al.*, 1998; Box, Hunter, & Hunter, 1978).

Parameter λ diperoleh secara empirik melalui penduga kemungkinan maksimum untuk beberapa nilai λ yang dipilih. Tahapan perhitungan sebagai berikut:

Nilai λ dipilih dari selang tertentu, umumnya $\lambda \in [-2, 2]$, katakanlah $\lambda = [-2, -1.5, -1, -0.5, -0.25, 0, 0.25, 0.5, 1, 1.5, \text{ dan } 2]$

Jumlah kuadrat sisaan dari model $Y_i^{(\lambda)}$ ditulis sebagai $JKS(\lambda)$, dan ragam bagi λ didefinisikan sebagai $\sigma^2(\lambda) = JKS(\lambda)/n$.

Untuk masing-masing λ dihitung fungsi kemungkinan $L(\lambda) = -0.5 \ln[\hat{\sigma}^2(\lambda)]$

Memaksimumkan fungsi kemungkinan sama artinya dengan meminimumkan jumlah kuadrat sisaan. Dengan membuat plot antara λ

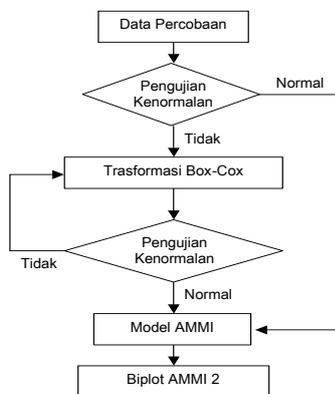
dan $L(\lambda)$ dan memperhatikan titik kritis λ pada $L(\lambda)$ maksimum, maka λ_{maks} ini adalah penduga titik bagi λ .

Perlu dicatat bahwa λ dapat pula diperoleh dari plot atau antara λ dan $JKS(\lambda)/n$ dengan memperhatikan λ pada $JKS(\lambda)/n$ minimum.

Dengan transformasi ini kita akan memperoleh sebaran yang simetrik mendekati Normal. Ketakhomogenan ragam pun dapat dikurangi dengan transformasi ini.

Tahapan Analisis

Tahapan penggunaan transformasi kenormalan pada model AMMI sebagaimana dalam Gambar 1.



Gambar 1. Langkah penggunaan transformasi kenormalan pada AMMI

Langkah-langkah pekerjaan penelitian adalah sebagai berikut:

1. Pengujian kenormalan dilakukan dengan metode Anderson Darling atau Kolmogorov-Smirnov
2. Transformasi Box-Cox akan memperoleh nilai lambda bagi peubah baru hasil transformasi. Transformasi Box-Cox dilakukan dengan bantuan GENSTAT 7 (Lampiran 6)
3. Pengepasan model AMMI dilakukan dengan GENSTAT 7 dan fungsi hubung Identitas (Lawes Agricultural Trust, 2003).

Prosedur pada GENSTAT 7 dan cara penggunaannya tersedia dengan menghubungi penulis.

Ilustrasi dan Teladan Penerapan

Dua ilustrasi penerapan akan disajikan, pertama pada data dari Balai Penelitian Padi (Balitpa) Departemen Pertanian RI di Sukamandi, Jawa Barat, merupakan data uji daya hasil percobaan multilokasi yang

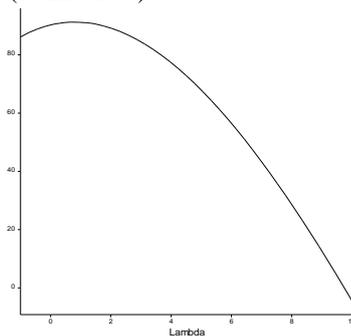
melibatkan 12 varietas padi pada 5 lokasi. Penelitian akan memodelkan data persentase gabah isi, yang diamati saat panen.

Ilustrasi kedua adalah percobaan pengendalian terhadap hama daun pada galur kedelai tahan hasil persilangan oleh Balai Penelitian Kacang-kacangan dan Umbi-umbian (Balitkabi) Departemen Pertanian RI di Malang, Jawa Timur. Percobaan ini melibatkan empat galur/varietas kedelai tahan hasil persilangan (Wilis, IAC-100, IAC-80-596-2 dan W/80-2-4-20). Penelitian ini memanfaatkan data populasi hama daun pada umur 14 hari setelah tanam.

Kestabilan Gabah Isi Varietas Padi: Data Persentase/Proporsi

Data dalam bentuk proporsi biasanya tidak berdistribusi Normal. Hal ini ditunjukkan oleh uji kenormalan pada Gambar 3. Metode transformasi Box-Cox pada data proporsi gabah isi menghasilkan nilai dugaan lambda sebesar 7.80 pada nilai maksimum log-likelihood sebesar 160.79. Plot log-likelihood disajikan pada Gambar 2 sedangkan nilai lambda untuk beberapa nilai log-likelihood disajikan pada Lampiran 3.

Dengan demikian diperoleh transformasi pangkat 7.8. Katakanlah yz adalah peubah populasi hama daun maka peubah transformasinya adalah $yz = y\lambda^{7.8}$. Uji kenormalan menunjukkan peubah yz ini menyebar mengikuti distribusi Normal (Gambar 3b).



Gambar 2. Plot log-likelihood transformasi Box-Cox data proporsi gabah isi

Analisis AMMI pada peubah yz menghasilkan nilai singular sebagai berikut 0.4041, 0.3483, 0.2100, dan 0.1199. Kontribusi keragaman yang mampu diterangkan oleh masing-masing komponen adalah 37.34%,

32.18%, 19.40%, 11.08% menunjukkan bahwa tiga komponen pertama memiliki peran dominan dalam menerangkan keragaman pengaruh interaksi.

Berdasarkan metode *postdictive success* diperoleh dua komponen pertama yang nyata dengan nilai F sebesar 3.59 dan 3.11 pada nilai-p < 0.015 dan nilai-p < 0.015 (Tabel 1).

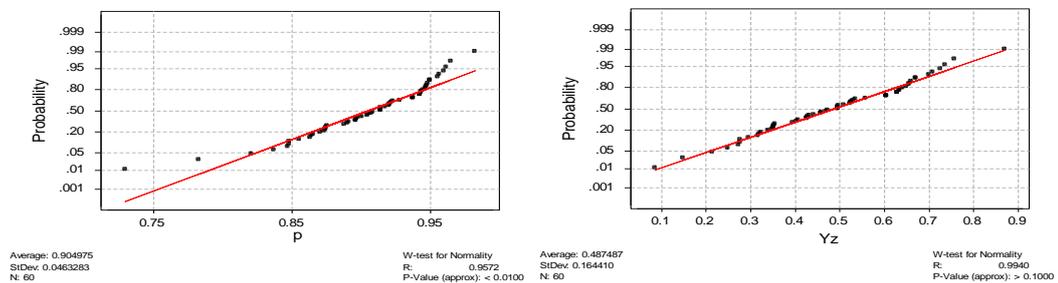
Hal ini berarti proporsi gabah isi melalui transformasi pangkat 7.80 dapat diterangkan menggunakan model AMMI2 dengan kemampuan menerangkan keragaman pengaruh interaksi sebesar 69.51%. Diagnosis sisaan menunjukkan kelayakan model ini, tidak ada penyimpangan yang serius pada plot sisaan (Gambar 4). Biplot AMMI1 menunjukkan varietas C (B19154F-PN-1-1-4) mempunyai nilai rata-rata gabah isi ternormalkan yang paling rendah diantara varietas yang lain, sedangkan varietas L (IR 64) mempunyai nilai rata-rata yang tertinggi (Lampiran 4).

Varietas K (OBS 1658) dan E (Bio-Xa-5) mempunyai nilai rata-rata gabah isi yang sama namun interaksi dengan lingkungan yang berbeda, demikian pula dengan varietas G

(Bio-Xa-7) dan F (S3383-1D-PN-41-3-1). Interaksi genotipe dan lingkungan lebih jelas dan detail digambarkan oleh biplot AMMI2.

Biplot AMMI2 hasil transformasi Box-Cox (Gambar 5) memperlihatkan varietas A (B10278-B-MR-2-4-2) relatif stabil pada seluruh lokasi, varietas lain beradaptasi secara spesifik pada lokasi tertentu.

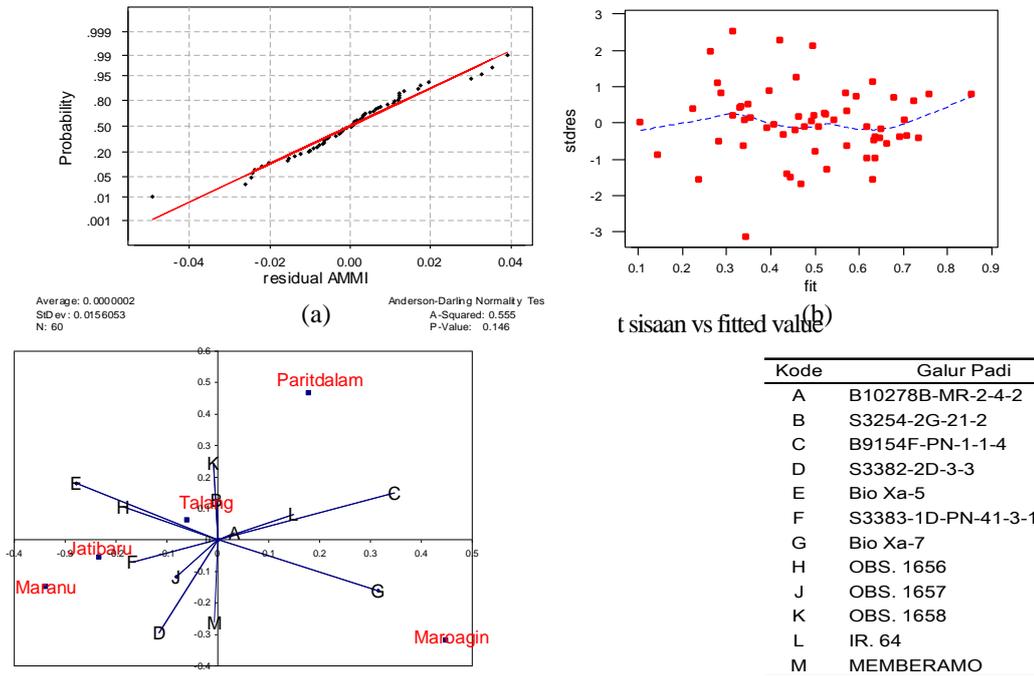
Varietas E (Bio-Xa-5) dan H (OBS. 1656) beradaptasi dengan baik di lokasi Talang sedangkan varietas G (Bio-Xa-7) di Maroangin. Varietas F (S3383-1D-PN-41-3-1) sangat baik di Jatibaru dan Maranu namun masih mungkin tumbuh dengan baik di Talang. Varietas J (OBS. 1657) dan D (S3382-2d-3-3) mampu beradaptasi di Jatibaru dan Maranu. Varietas L (IR 64) dan C (B19154F-PN-1-1-4) mampu beradaptasi di Paritdalam dan Maroangin, varietas K (OBS 1658) beradaptasi baik di Talang namun masih mungkin berkembang di Paritdalam. Varietas M (Memberamo) tidak secara spesifik beradaptasi dengan salah satu lokasi namun diperkirakan tidak mampu beradaptasi di Talang dan Paritdalam.



Gambar 3. Uji kenormalan data proporsi gabah isi sebelum transformasi (a) dan sesudah transformasi Box-Cox (b)

Tabel 1. Analisis ragam untuk data gabah isi yang ditransformasi

Sumber	Derjat Bebas	Jumlah Kuadrat	Kuadrat Tengah	Pengujian 1 Suku Multiplikatif		Pengujian 2 Suku Multiplikatif	
				Nilai F	Nilai-p	Nilai F	Nilai-p
Lingkungan	4	1.0277	0.2569	79.12	<0.000	143.06	0.0000
Genotipe	11	0.2240	0.0204	6.27	<0.001	11.34	0.0010
AMMI 1	14	0.1633	0.0117	3.59	<0.007	6.49	0.0061
AMMI 2	12	0.1213	0.0101	3.11	<0.015	5.63	0.0103
AMMI 3	10	0.0441	0.0044			2.45	0.1086
Residual	8	0.0144	0.0018				
Total	59	1.5948	0.0270				

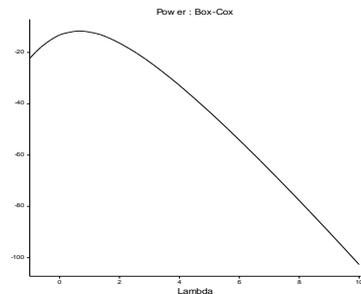


Gambar 5. Biplot AMMI 2 data gabah isi hasil transformasi Box-Cox

**Ketahanan Kedelai terhadap Hama Daun:
Data Frekuensi/Populasi Hama**

Metode transformasi Box-Cox pada data populasi hama daun menghasilkan nilai dugaan lambda sebesar 0.66 pada nilai maksimum log-likelihood sebesar -11.76. Plot log-likelihood disajikan pada Gambar 6 sedangkan nilai lambda untuk beberapa nilai log-likelihood disajikan pada Lampiran 1.

Dengan demikian transformasi yang diperoleh adalah transformasi pangkat 0.66. Katakanlah *a* adalah peubah populasi hama daun maka peubah transformasinya adalah $az=a^{0.66}$. Uji kenormalan menunjukkan peubah *az* ini menyebar mengikuti distribusi Normal (Gambar 7).



Gambar 6. Plot log-likelihood transformasi Box Cox data populasi hama daun

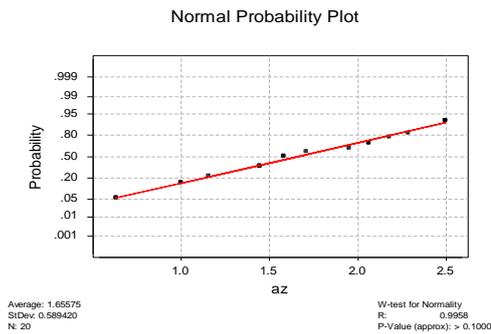
Analisis AMMI pada peubah *az* menghasilkan nilai singular sebagai berikut 1.451, 0.7614, 0.1505. Kontribusi keragaman yang mampu diterangkan oleh masing-masing komponen adalah 61.41%, 32.22%, dan 6.37%, menunjukkan bahwa dua komponen pertama memiliki peran dominan dalam menerangkan keragaman pengaruh interaksi.

Berdasarkan metode *postdictive success* diperoleh komponen pertama yang nyata dengan nilai F sebesar 31.00 pada nilai $p < 0.04$, sedangkan komponen kedua nyata nilai $p = 0.074$ (Tabel 2). Sekalipun nilai-p komponen kedua cukup besar namun dua komponen pertama sangat dominan, dengan kemampuan menerangkan keragaman pengaruh interaksi sebesar 93.63%.

Hal ini berarti populasi hama daun melalui transformasi pangkat 0.66 dapat diterangkan menggunakan model AMMI2. Diagnosis sisaan juga memperkuat hal ini, tidak ada penyimpangan yang serius pada plot sisaan (Lampiran 2).

Biplot AMMI1 menunjukkan genotipe IAC-100 merupakan genotipe dengan nilai rata-rata populasi hama (ternormalkan) paling rendah, sedangkan Wilis yang paling tinggi (Lampiran 5).

Selengkapnya, interaksi ini digambarkan oleh Biplot AMMI2 dengan lebih baik.

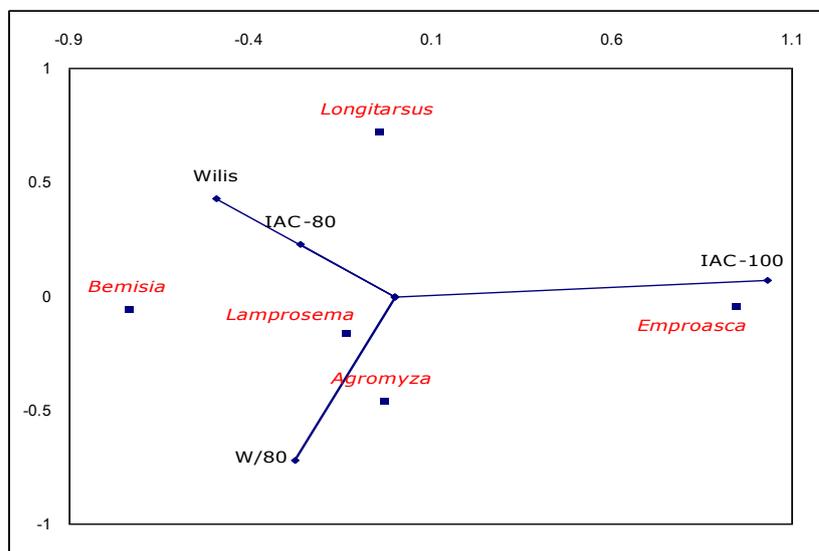


Gambar 7. Plot uji kenormalan hasil transformasi Box-Cox data populasi hama daun

Gambar 8 menunjukkan biplot AMMI 2 data populasi hama daun tanaman kedelai yang ternormalkan. Pada fase ini, populasi *Lamprosema* hampir sama pada semua genotipe. Genotipe IAC 80 paling tahan terhadap keseluruhan hama daun pada fase ini (14 HST) dibanding yang lain. Sementara genotipe lain secara spesifik rentan terhadap hama tertentu. W/80 relatif rentan terhadap Lalat Kacang (*Agromyza*), IAC 100 relatif rentan terhadap *Empoasca*.

Tabel 2. Analisis ragam untuk populasi hama daun yang ditransformasi

Sumber	Derjat Bebas	Jumlah Kuadrat	Kuadrat Tengah	Pengujian 1 Suku Multiplikatif		Pengujian 2 Suku Multiplikatif	
				Nilai F	Nilai-p	Nilai F	Nilai-p
Hama Daun	4	2.2659	0.5665	5.64	0.032	50.02	0.0197
Genotipe	3	1.6252	0.5417	5.40	0.039	47.83	0.0205
AMMI 1	6	2.1065	0.3511	3.50	0.077	31.00	0.0316
AMMI 2	4	0.5797	0.1449			12.80	0.0738
Residual	2	0.0227	0.0113				
Total	19	6.5999	0.3474				



Gambar 8. Biplot AMMI 2 data populasi hama daun yang ditransformasi

Diskusi

Transformasi pangkat Box-Cox mampu mengatasi ketaknormalan data. Dengan transformasi Box-Cox dapat dilakukan pemodelan interaksi menggunakan model AMMI secara sah pada data ternormalkan.

Namun transformasi kenormalan dilakukan untuk tetap bertahan pada model dengan metode pendugaannya yang telah mapan secara teori sehingga pengujian hipotesis dan interpretasinya pun tidak banyak perdebatan. Model AMMI dibangun dengan landasan teori pemodelan yang mapan, teknik komputasi yang sederhana, dan telah secara luas digunakan. Transformasi data dilakukan untuk semata-mata memperoleh asumsi kenormalan. Analisis AMMI kemudian dilakukan pada data hasil transformasi ini.

Kita seolah menutup mata terhadap makna apa yang diberikan oleh transformasi pada interpretasi model AMMI.

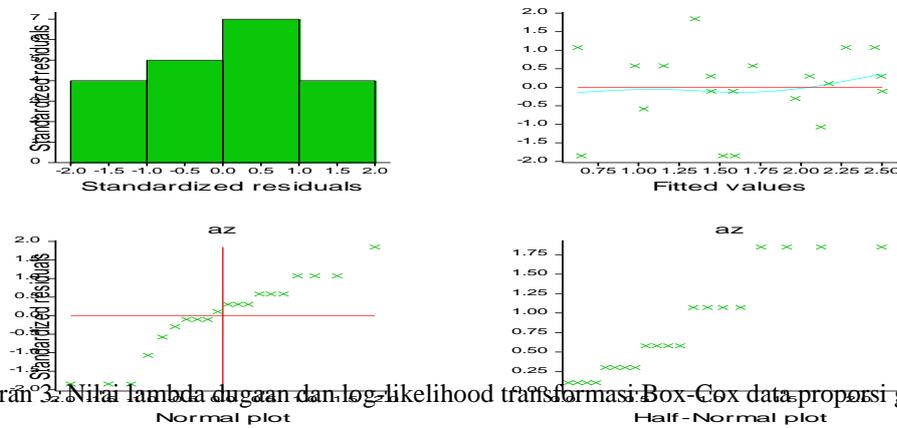
DAFTAR PUSTAKA

- Aunuddin, 2005. *Statistika: Rancangan dan Analisis*. IPB Press, Bogor.
- Box G.E.P.; W.G. Hunter; & J.S. Hunter. 1978. *Statistics for Experimenters: An Introduction to Design, Data Analysis, and Model Building*. John Wiley & Sons, Inc. Canada.
- Falguerolles de A. 1996. *Generalized Linear-Bilinear Models. Society of Computational Economics. 2nd International Conference on Computing and Finance*. Genewa, Switzerland, 26-28 June 1996. <http://www.unige.ch/ce/ce96/defalgue/defalgue.htm>.
- Groenen P.J.F. & A.J. Koning. 2004. A New Model for Visualizing Interactions in Analysis of Variance. *Econometric Institute Report EI 2004-06*.
- Hadi A.F. & H. Sa'diyah. 2004. AMMI Model untuk Analisis Interaksi Genotipe × Lokasi. *Jurnal Ilmu Dasar* 1:33-41.
- Jolliffe I T. 1986. *Principal Component Analysis*. Springer-Verlag, New York.
- Lawes Agricultural Trust, 2003. **The Guide to GenStat® Release 7.1 Part 2: Statistics**. VSN International, Wilkinson House, Jordan Hill Road, Oxford, UK.
- Mattjik A.A. 1998. Aplikasi Analisis Pengaruh Utama Aditif dan Interaksi Ganda (UAIG) pada Data Simulasi. *Forum Statistika Komputasi* 3:20-26.
- Mattjik A.A. 2005. Interaksi Genotipe dan Lingkungan dalam Penyediaan Sumberdaya Unggul. Naskah Orasi Ilmiah Guru Besar Biometrika. FMIPA IPB, Bogor.
- Rawling J.O; S.G. Pantula; & D.A. Dicky. 1998. *Applied Regression Analysis: A Research Tools. 2nd Ed*. Springer-Verlag, New York.
- Romagosa I & P.N. Fox. 1993. Genotype × Environment Interaction and Adaptation dalam: Hayward M. D, N. O. Bosemark, and Romagosa I (eds). 1993. *Plant Breeding. Principles and Prospects*. Chapman & Hall, London.
- Sumertajaya I M. 1998. *Perbandingan Model AMMI dan Regresi Linier untuk Menerangkan Pengaruh Interaksi Percobaan Lokasi Ganda*. Tesis. Tidak diterbitkan. Program Studi Statistika Sekolah Pascasarjana IPB, Bogor
- Tengkano W. & M. Soehardjan, 1993. Jenis Hama Utama pada Berbagai Fase Pertumbuhan Tanaman Kedelai dalam S. Somaatmadja *et al.*, (eds.). 1993. *Kedelai*. Pusat Penelitian dan Pengembangan Tanaman Pangan, Bogor
- Van Eeuwijk F.A. 1995. Multiplicative Interaction in Generalized Linear Models. *Biometrics* 51:1017-1032.
- Yan W. & Hunt, L.A. 2002. Biplot Analysis of Multi-Environment Trial Data: Kang, M.S.(eds) *Quantitative Genetics, Genomics and Plant Breeding*. CRC Press, Boca Raton, Florida, p.289-303.

Lampiran 1. Nilai lambda dugaan dan log-likelihood transformasi Box-Cox data populasi hama daun

	lambda	Box-Cox Likelihood		lambda	Box-Cox Likelihood		lambda	Box-Cox Likelihood
1	-0.99	-22.22	8	2.86	-22.53	15	6.70	-62.23
2	-0.44	-16.28	9	3.41	-27.25	16	7.25	-68.72
3	0.11	-12.77	10	3.96	-32.41	17	7.80	-75.32
4	0.66	-11.67	11	4.50	-37.90	18	8.35	-82.03
5	1.21	-12.57	12	5.05	-43.68	19	8.90	-88.83
6	1.76	-14.95	13	5.60	-49.68	20	9.45	-95.70
7	2.31	-18.37	14	6.15	-55.87	21	10.00	-102.64

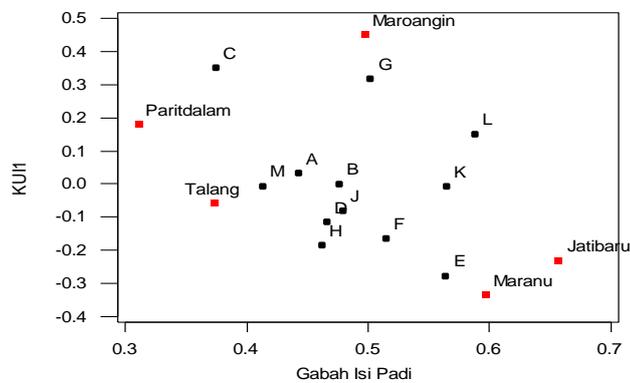
Lampiran 2. Plot sisaan model AMMI 2 data populasi hama daun ternormalkan.



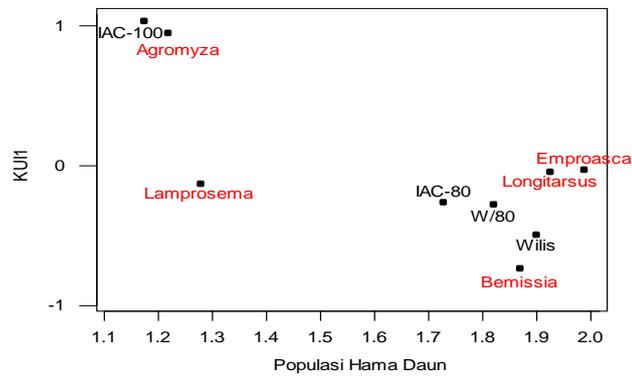
Lampiran 3. Nilai lambda dugaan dan log-likelihood transformasi Box-Cox data proporsi gabah isi

	lambda	Box-Cox Likelihood		lambda	Box-Cox Likelihood		lambda	Box-Cox Likelihood
1	-0.99	150.29	8	2.86	157.75	15	6.70	160.61
2	-0.44	151.70	9	3.41	158.41	16	7.25	160.73
3	0.11	152.99	10	3.96	158.97	17	7.80	160.79
4	0.66	154.16	11	4.50	159.45	18	8.35	160.78
5	1.21	155.21	12	5.05	159.85	15	6.70	160.61
6	1.76	156.16	13	5.60	160.18	16	7.25	160.73
7	2.31	157.01	14	6.15	160.43	17	7.80	160.79

Lampiran 4. Biplot AMMI1: KUII vs rata-rata proporsi gabah isi ternormalkan



Lampiran 5. Biplot AMMI1: KUII vs rata-rata populasi hama daun ternormalkan



Lampiran 6. Contoh perintah GENSTAT untuk transformasi Box-Cox

```

YTRANSFORM [transform=powe;method=boxc;lower=-0.99;upper=10]y=gbhisi;nbin=nY;\
save=boxc
print boxc[1, 2, 3, 4];
variate Z
calc Z=gbhisi**1.21
normtest [print=marg, critical]data=Z
print Y, Z

```

