

Modelagem AMMI para Estudos de Interação em Modelos Estatísticos de Efeitos Fixos



Osmir José Lavoranti¹
Antonio Carlos Lins²
Helton Damin da Silva³
Carlos Alberto Ferreira⁴

O avanço tecnológico, no planejamento e execução de pesquisas agroflorestais, requer que técnicas cada vez mais refinadas de análises estatísticas sejam utilizadas. As posições críticas dos estatísticos são, em geral, desconsideradas pelos pesquisadores, das diferentes áreas, devido às dificuldades matemáticas e estatísticas para a implementação de técnicas refinadas de análise de dados experimentais. Um exemplo disso é a falta de uma análise criteriosa da estrutura da interação de fatores, em modelos estatísticos de efeitos fixos.

Tradicionalmente, a análise dessa estrutura é superficial, não detalhando os efeitos da complexidade da interação. Muitas informações preciosas por vezes não são detectadas prejudicando as pesquisas, principalmente em situações onde uma análise mais detalhada dos efeitos da interação pode evitar a repetição desnecessária de experimentos.

Baseando-se nesses fatos, muitos estatísticos, matemáticos e pesquisadores, de diferentes áreas, estão trabalhando no desenvolvimento do modelo AMMI - Additive Main effects and Multiplicative Interaction

model, com a finalidade de estudar detalhadamente a estrutura do efeito de interações. A evolução acentuada da ciência da computação e, conseqüentemente, o desenvolvimento de sistemas sofisticados de processamento de dados, com algoritmos rápidos e precisos, tem contribuído muito no desenvolvimento de softwares, principalmente de natureza livre, o que possibilita ampla utilização desses recursos computacionais a custos praticamente nulos.

O modelo AMMI, proposto inicialmente por Mandel (1971), permite um detalhamento maior da soma de quadrados da interação e, conseqüentemente, traz vantagens na análise desse efeito, quando comparados a outros métodos tradicionais de análise. Outra vantagem é a possibilidade da representação gráfica simultânea dos escores dos efeitos da interação para cada fator, obtidos por análise multivariada, podendo, dessa forma, a interpretação ser feita através da análise da magnitude e do sinal dos escores, sendo considerados nulos, ou sem efeito, aqueles fatores cujos escores são baixos.

Assim, o presente comunicado técnico tem por objetivo

¹ Estatístico, Doutor, Técnico de Nível Superior da *Embrapa Florestas*. osmir@cnpf.embrapa.br

² Acadêmico de estatística da Universidade Federal do Paraná. lins@metropar.com.br

³ Engenheiro Florestal, Doutor, Pesquisador da *Embrapa Florestas*. helton@cnpf.embrapa.br

⁴ Engenheiro-Agrônomo, Doutor, Pesquisador da *Embrapa Florestas*. calberto@cnpf.embrapa.br

promover a divulgação da macro AMMI (livre), visando o desenvolvimento de uma metodologia de análise dos efeitos de interação, na experimentação agropecuária, para as quais ainda não existam soluções computadorizadas adequadas. O programa AMMI contém rotinas para análise da interação quando os modelos estatísticos são de efeitos fixos. Além de serem úteis para estudos das interações complexas, fornece, ainda, informações sobre importantes parâmetros de relações dos fatores via gráfico Biplot.

EXPERIMENTOS FATORIAIS

Em um experimento, quando os níveis de diferentes fatores são combinados, é possível determinar se existe interação entre os níveis de diferentes fatores. Quando ocorre a interação pode-se, então, estudar o comportamento de cada fator dentro de níveis do outro fator através da decomposição da soma de quadrados na análise de variância.

Um experimento fatorial pode ser conduzido tanto num delineamento completamente casualizado quanto em blocos casualizados ou em quadrado latino, entre outros. Um experimento fatorial não constitui por si só um delineamento, é apenas uma forma de arranjo dos tratamentos no experimento. O número de fatores em um experimento depende das causas que podem estar afetando a variável resposta. Quando se tem um número muito grande de fatores ou níveis de fatores, as combinações aumentam muito, dificultando, às vezes, a instalação do experimento. Quando se utilizam três fatores ou mais, a interpretação da interação tripla ou de ordem superior torna-se difícil.

Por outro lado, ao verificar-se o efeito da interação, pode-se estudar o efeito de cada fator, na presença ou ausência de níveis dos demais fatores. A interação ocorre somente entre níveis de diferentes fatores. Quando ocorre interação, não é correto interpretar ou estudar os efeitos principais isoladamente. Deve-se estudar o efeito de um fator na presença de cada um dos níveis do outro fator.

Os experimentos conduzidos num esquema fatorial permitem inferências sob vários aspectos, como por exemplo, determinar qual combinação de níveis dos efeitos da fertilização mineral e da aplicação de resíduo da indústria de celulose fornece o maior crescimento, em volume, das plantas.

O MÉTODO AMMI

Visando minimizar possíveis erros de estimação e garantir uma maior precisão e eficiência à análise da interação, sugere-se a introdução de procedimentos multivariados, como a análise pelo método AMMI (Lavoranti, 2003).

A análise multivariada apresenta três objetivos principais (Johnson e Wichern, 1998):

- a) eliminar os ruídos presentes nos dados;
- b) sumarizar os dados; e
- c) revelar a estrutura dos dados.

Os dados obtidos de experimentos fatoriais apresentam três aspectos fundamentais:

- a) padrão estrutural;
- b) ruídos não estruturais; e
- c) relações entre fatores e interação.

O padrão implica que determinados níveis de um fator respondem a determinados níveis de outro fator, de forma sistemática, significativa e interpretável, enquanto que ruído sugere que as respostas são imprevisíveis e não interpretáveis, sendo parte integrante da variabilidade estranha contida nos dados. Assim, nesse tipo de abordagem, não se parte da premissa de que os desvios de atividade, decorrentes do ajuste dos efeitos principais, sejam inteiramente resultantes da interação. Com efeito, tais desvios podem conter ruídos. O descarte desses ruídos, permitirá caracterizar melhor os fatores que realmente estão envolvidos na interação.

Muitas pesquisas têm empregado técnicas multivariadas que abordam tal assunto sob esse enfoque. Essas técnicas são estatisticamente mais complexas, além de necessitarem, muitas vezes, de softwares específicos para o seu desenvolvimento, ou mesmo uma programação computacional. Por outro lado, os resultados gerados permitem que as interpretações mostrem-se mais coerentes com a realidade do material experimental.

O objetivo principal desta técnica é transformar os dados a partir de um grupo de eixos de coordenadas, em outro grupo, que preserve a configuração original do grupo de pontos e concentre a maior parte da estrutura dos dados nos primeiros eixos da análise de componentes principais

- ACP. Assim, a resposta de um dado nível de um fator em níveis de outro fator pode ser conceituada como um padrão no espaço N dimensional.

O objetivo principal da análise AMMI é selecionar modelos que expliquem o padrão relacionado à interação, descartando os ruídos presentes nos dados e sem interesse agrônômico.

Modelagem estatística

Para um experimento fatorial com dois fatores, em um delineamento completamente casualizado, o modelo estatístico é dado por:

$$Y_{ijk} = \mu + \tau_i + \upsilon_j + (\tau\upsilon)_{ij} + \epsilon_{ijk}$$

em que:

- Y_{ijk} : valor observado para a variável resposta, no nível i fator τ do nível j do fator υ na repetição k;
- μ : constante (média geral);
- τ_i : efeito do i-ésimo nível do fator τ ;
- υ_j : efeito do j-ésimo nível do fator υ ;
- $(\tau\upsilon)_{ij}$: efeito da interação entre o i-ésimo nível do fator τ e j-ésimo nível do fator υ ;
- ϵ_{ijk} : erro associado ao i-ésimo nível do fator τ , j-ésimo nível do fator υ e a k-ésima repetição. Para os erros pressupõe-se $\epsilon_{ijk} \stackrel{IID}{\approx} N(0, \sigma^2)$;
- i : variações dos níveis do fator τ , $i = (1, 2, \dots, t)$;
- j : variações dos níveis do fator υ , $j = (1, 2, \dots, v)$;
- k : variações devido as repetições, $k = (1, 2, \dots, n)$.

Para a modelagem AMMI, o efeito da interação é dado por

$$(\tau\upsilon)_{ij} = \sum_{k=1}^p \lambda_k \gamma_{ik} \alpha_{jk} + \rho_{ij}$$

sob as restrições de identificabilidade

$$\sum_{i=1}^t \tau_i = \sum_{j=1}^v \upsilon_j = \sum_{i=1}^t (\tau\upsilon)_{ij} = \sum_{j=1}^v (\tau\upsilon)_{ij} = 0,$$

proporcionando o modelo estatístico:

$$Y_{ij} = \mu + \tau_i + \upsilon_j + \sum_{k=1}^p \lambda_k \gamma_{ik} \alpha_{jk} + \rho_{ij} + \bar{\epsilon}_{ij}$$

em que:

- λ_k : raiz quadrada do k-ésimo autovalor das matrizes $(\tau\upsilon)(\tau\upsilon)'$ ou $(\tau\upsilon)'(\tau\upsilon)$ de iguais autovalores não nulos, em que $(\tau\upsilon) = \begin{bmatrix} \hat{\tau\upsilon} \\ \hat{\tau\upsilon} \end{bmatrix}$ é a matriz de interação obtida como resíduo do ajuste aos efeitos principais, por análise de variância, aplicada a matriz de médias;
- γ_{ik} : i-ésimo elemento (relacionado ao fator τ) do k-ésimo autovetor de $(\tau\upsilon)(\tau\upsilon)'$;
- α_{jk} : j-ésimo elemento (relacionado ao fator υ) do k-ésimo autovetor de $(\tau\upsilon)'(\tau\upsilon)$;
- ρ_{ij} : ruídos presentes nos dados;
- p : raízes características não nulas, $p = \min(t-1, v-1)$.

O número de eixos ou componentes da ACP, retidos para a maioria das aplicações, com o qual se pretende reduzir a dimensão do sistema e fornecer uma descrição mais parcimoniosa acerca da estrutura da interação, é o menor possível (dois ou três no máximo). Um dos procedimentos usuais adotados para a definição do número de eixos a serem retidos, de maneira a explicar o padrão relacionado à interação, consiste em determinar graus de liberdade associados à parcela da soma de quadrados devido à interação relacionada a cada membro da família AMMI. Obtém-se, então, o quadrado médio correspondente a cada parcela (ou modelo). Em seguida é obtido um teste F, avaliando-se a significância de cada componente em relação ao quadrado médio do erro. Dessa forma o ponto de parada que determina a seleção do modelo (AMMI₀, AMMI₁, ... ,ou, AMMI_n baseia-se na significância do teste F para os sucessivos eixos da interação. O resíduo AMMI, reunindo os eixos descartados da interação, também pode ser testado de maneira a assegurar o seu caráter desprezível (Tabela 1).

Tabela 1. Análise completa de variância, a partir de médias, usando os procedimentos de Gollob (1968) e Cornelius et al. (1992)

Fonte de Variação	G.L. Gollob	Soma de quadrados Gollob	G.L. Cornelius	Soma de quadrados Cornelius
Fator (τ)	t-1	SQ(τ)		
Fator (υ)	v-1	SQ(υ)		
Interação ($\tau \upsilon$)	(t-1)(v-1)	SQ($\tau \upsilon$)		
IPCA ₁	t+v-1-(2x1)	λ_1^2	(t-2)(v-2)	$\sum_{p=2}^n \lambda_p^2$
IPCA ₂	t+v-1-(2x2)	λ_2^2	(t-3)(v-3)	$\sum_{p=3}^n \lambda_p^2$
IPCA ₃	t+v-1-(2x3)	λ_3^2	(t-4)(v-4)	$\sum_{p=4}^n \lambda_p^2$
...
IPCA _n	t+v-1-(2xn)	λ_n^2
Erro Médio/k	tv(n-1)	SQ(Erro Médio)		
Total	tvk-1	SQ(total)		

IPCA : eixo da interação da análise de componentes principais;
n : número total de eixos ($n = \min[t-1, v-1]$).

Sobre o modelo AMMI selecionado pelo IPCA, determinam-se os escores dos níveis de cada fator pela decomposição de valores singulares (DVS):

$$(\tau\nu) = USV' = US \frac{1}{2} S \frac{1}{2} V' \begin{cases} E_\tau = US \frac{1}{2} \\ E_\nu = S \frac{1}{2} V' \end{cases}$$

em que:

- E_τ : escores dos níveis associados ao fator τ ;
- E_ν : escores dos níveis associados ao fator ν ;
- U : é a matriz com os valores singulares-coluna (γ_{ik});
- S : é a matriz com os valores singulares (λ_k);
- V' : é a matriz com os valores singulares-linha (α_{jk}).

A partir desses escores é possível explorar o efeito positivo da interação. Nesse sentido, deve ser observado o produto entre os escores, os quais fornecem as estimativas dos efeitos da interação. Os efeitos positivos desses produtos indicam as situações favoráveis, ou seja, as maiores estimativas às respostas das variáveis estudadas. Essas relações também podem ser vistas pelos biplot's AMMI selecionados, através da observação dos sinais dos escores para cada par de níveis dos fatores cruzados. Os escores de sinais opostos indicam um certo antagonismo com uma combinação desfavorável.

A representação gráfica, em biplot, é uma técnica bastante útil na análise de componentes principais, pois, o gráfico usado para representar simultaneamente as linhas e colunas, referentes a uma matriz de dados, pode indicar a existência de agrupamentos entre as observações, assim como, mostrar as variâncias e correlações entre as variáveis. Essa técnica foi introduzida por Gabriel (1971), e é baseada no fato de que, uma matriz de ordem maior do que dois pode ser aproximada por uma matriz de ordem dois, sendo que cada elemento da matriz é representado pelo produto interno dos vetores correspondentes à sua linha e coluna. Dessa forma, qualquer matriz de n observações e p variáveis pode ser representada por um biplot (RAO, 1965).

Outra vantagem apresentada pelo biplot é a possibilidade de interpretação da interação feita, observando a magnitude e o sinal dos escores para os eixos de componentes principais. Escores baixos indicam que os níveis do fator contribuem pouco ou quase nada para a interação. Esse tipo de informação permite aos pesquisadores selecionar os níveis de testes, conforme seus interesses.

Por esses motivos, o método AMMI vem ganhando grande aplicabilidade, nos últimos anos, na análise de dados de experimentos.

EXEMPLO DE APLICAÇÃO

Foram utilizados dados de crescimento em volume, com casca, de árvores de *E. dunnii*, em um delineamento em blocos casualizado, com 4 repetições, com distribuição fatorial de fertilização mineral, com quatro doses de fósforo (0; 28; 56 e 112 g de P_2O_5 /planta) e aplicação de resíduo da indústria de celulose, com cinco doses de resíduo (0; 10; 20; 40 e 80 t/ha). O plantio foi realizado no município de Ponta Grossa – PR, utilizando-se o espaçamento de 3 x 2 m entre plantas (ANDRADE, 2003).

Para efeito deste estudo os valores médios por árvore foram ajustados para o efeito de bloco (Tabela 2).

Tabela 2. Volumes cilíndricos médios, com casca, da árvore média aos 6 anos de idade para diferentes doses de fósforo e resíduo aplicadas.

Doses de Resíduo (R) (t/ha)	Doses de fósforo (P) (g de P_2O_5 /planta)			
	0 (P1)	28 (P2)	56 (P3)	112 (P4)
0 (R1)	0,1744	0,2241	0,2617	0,2297
10 (R2)	0,1718	0,2130	0,2451	0,2332
20 (R3)	0,1380	0,2158	0,2683	0,2687
40 (R4)	0,1676	0,1798	0,3047	0,2022
80 (R5)	0,1550	0,1913	0,2867	0,2266

Para avaliar o efeito de interação entre as doses de fósforo e doses de resíduo, foi processada análise de variância, conforme tabela 1. A presença significativa da interação (p-valor = 0,000146), que é a princípio a condição necessária para se proceder esse estudo foi diagnosticada pelo teste F de Gollob (1968) (Tabela 3).

Tabela 3. Análise conjunta da variância, incluindo o desdobramento da interação, entre as doses de fósforo e doses de resíduo, para dados de volumes cilíndricos, com casca, de *E. dunnii* aos 6 anos de idade.

Fonte de Variação	g.l.	Gollob (1968)			Cornelius et al. (1992)				
		SQ	QM	F	Pr < F	g.l.	QM	F	Pr < F
R	3	0,033190	0,011063	20,87	0,000047				
P	4	0,000305	0,000076	0,14	0,962505				
RxP	12	0,006354	0,000530	4,12	0,000146				
IPCA ₁	6	0,004406	0,000734	5,71	0,000119	6	0,000325	2,53	0,031392
IPCA ₂	4	0,001874	0,000468	3,64	0,010684	2	0,000037	0,28	0,751050
IPCA ₃	2	0,000074	0,000037	0,29	0,751055				
Erro									
Médio	54	0,006942	0,000129						

O efeito resíduo foi responsável pela maior parte da variação dos tratamentos, seguida pelo efeito da interação (RxP). A interação significativa indicou que as doses de resíduos sofreram influências diferenciadas das doses de fósforo, ou seja, responderam de forma diferente aos estímulos das doses de fósforo. Assim, para detalhamento desse efeito, a análise deve ser desdobrada.

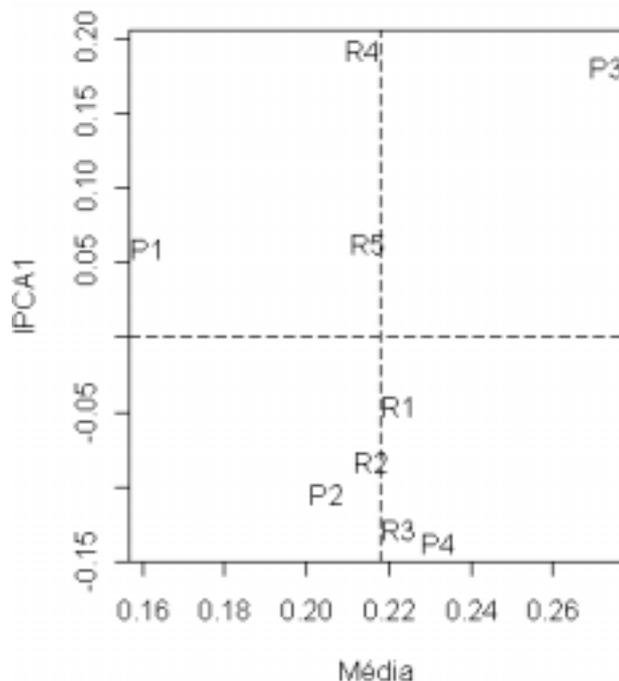
A análise da interação pela ACP mostrou os dois primeiros eixos (IPCA₁ e IPCA₂) significativos, com p-valor = 0,000119 para o primeiro eixo e p-valor = 0,010684 para o segundo eixo. Entretanto, o teste para a falta de ajuste do modelo AMMI₁ foi significativo a 5% de probabilidade (p-valor = 0,031392). Assim, o modelo AMMI₂ é o mais recomendado para avaliar esse efeito. Entretanto, como o primeiro eixo singular da análise AMMI captura a maior porcentagem de “padrão”, e com acumulação subsequente das dimensões dos eixos, há uma diminuição na porcentagem de “padrão” e um incremento de “ruídos”, recomenda-se utilizar o nível de 1% de probabilidade para a fixação do modelo, assim o modelo escolhido para representar os dados foi AMMI₁. Porém, a título de apresentação de resultados e da técnica, faremos neste comunicado técnico um relato também do modelo AMMI₂. Dessa forma, os escores dos níveis de resíduo e de fósforo (Tabela 4) foram plotados, seguindo os modelos AMMI₁ e AMMI₂ (Figura 1).

Tabela 4. Médias e escores das doses de fósforo e doses de resíduo, para dados de volumes cilíndricos, com casca de *E. dunnii* aos 6 anos de idade.

Doses	Média	IPCA ₁	IPCA ₂	IPCA ₃
P1	0.1613700	0.05997767	0.143523657	-0.043544471
P2	0.2048180	-0.10478790	0.054701547	0.066663529
P3	0.2733120	0.18177052	-0.094202176	0.020176380
P4	0.2320700	-0.13696029	-0.104023028	-0.043295438
R1	0.2224925	-0.04534975	0.098720809	0.067948907
R2	0.2157800	-0.08291814	0.103715622	-0.061318720
R3	0.2227125	-0.12782195	-0.140721254	0.007732515
R4	0.2136100	0.19252359	-0.007656741	-0.000787857
R5	0.2148675	0.06356624	-0.054058436	-0.013574844

Num biplot AMMI₁, as doses de fósforo e resíduo que mais contribuem para o efeito da interação situam-se distantes de zero, em relação ao eixo IPCA₁. Observou-se através da Figura 1, que as doses que atendem essa situação foram P3 e R4, indicando assim o cruzamento dessas doses como indicativo de maior produtividade. Da mesma forma, num biplot AMMI₂, as doses de fósforo e de doses de resíduo que mais contribuem para o efeito da interação situam-se distantes de zero para os dois eixos da interação (IPCA₁ e IPCA₂), confirmando as doses P3 e R4 como a melhor combinação.

AMMI₁



AMMI₂

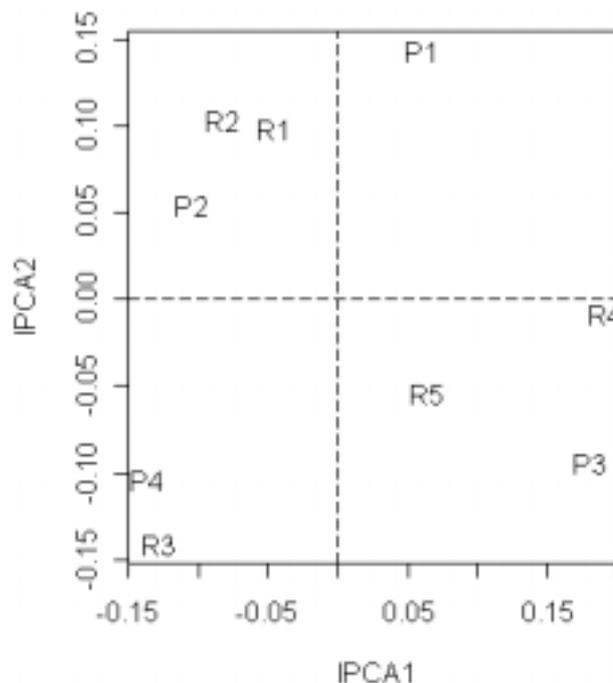


Figura 1. Biplot AMMI1 e AMMI2 para escores das doses de fósforo e doses de resíduo, para dados de volumes cilíndricos, com casca, de *E. dunnii* aos 6 anos de idade.

CONSIDERAÇÕES SOBRE AS ANÁLISES AMMI

Uma preocupação constante dos estatísticos é a escolha do nível de significância do teste adotado. Nesse sentido, vale salientar que, com a utilização de 1% em vez de 5%, reduz-se a probabilidade de ocorrer o erro tipo I, isto é, de aceitar um modelo AMMI com maior número de eixos, quando na verdade o modelo é menos parametrizado. Porém aumenta-se a probabilidade de ocorrer o erro tipo II, isto é, de aceitar um modelo AMMI com menor número de eixos, mas cujo modelo correto seja de fato mais parametrizado (OLIVEIRA et al. 2003).

Segundo Piepho (1995), o modelo proposto por Cornelius et al. (1992) é robusto para a escolha do modelo AMMI e conseqüentemente apresenta maior acurácia, minimizando as possibilidades de ocorrência do erro tipo I. Nesse mesmo sentido, Mandel (1971) já alertava para essa preocupação, e considerou que testes mais liberais, como proposto por Gollob (1968), podiam selecionar um número maior de eixos, aumentando assim, a ocorrência do erro tipo I.

Vale ressaltar que, a escolha de um teste mais rigoroso para a seleção do modelo AMMI implica, conseqüentemente, na diminuição do número de eixos utilizados para explicar as somas de quadrados dos efeitos multiplicativos, e isto pode levar a uma menor porcentagem da soma de quadrados, explicada por esses eixos. Entretanto, diferentemente da maneira convencional, em que se busca uma explicação máxima dessa soma de quadrados, no modelo AMMI, busca-se absorver apenas o "padrão" devido a interação. Uma das premissas da análise AMMI é a de que nos primeiros eixos concentram-se as maiores porcentagens de "padrão", mesmo que esses eixos expliquem a menor porcentagem das somas de quadrados da interação.

Por outro lado, as baixas proporções das somas de quadrados explicadas pelos primeiros eixos indicam uma contaminação da matriz de interações por "ruídos", que não foram controlados pela experimentação, muito provavelmente, devido a fatores imprevisíveis ou previsíveis, porém não controlados. Esses "ruídos" inflacionam a matriz de interações originais, depreciando a qualidade de suas estimativas. Dessa forma, todos os métodos que utilizam dessas estimativas para fazer as inferências sobre o material, sem eliminar esses "ruídos", fornecem informações de baixa qualidade.

A análise AMMI, por eliminar o "ruído" da matriz de interações, tornou-se uma importante ferramenta para a identificação de relações importantes no discernimento das verdadeiras causas da interação.

REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- ANDRADE, G. C.; SILVA, H. D.; BELLOTE, A. F. J.; FERREIRA, C. A. Efeito da adubação fosfatada a da aplicação de resíduo de celulose no crescimento de *Eucalyptus dunnii*. **Boletim de Pesquisa florestal**, n. 47, p. 43-54, jul./dez. 2003.
- CORNELIUS, P. L.; SEYEDSADR, M.; CROSSA, J. Using the shifted multiplicative model to search for "separability" in crop cultivar trials. **Theoretical and Applied Genetics**, v. 84, n. 1-2, p. 161-172, 1992.
- GABRIEL, K. R. The biplot graphic display of matrices with application to principal component analysis. **Biometrika**, v. 58, n. 3, p. 453-467, 1971.
- GOLLOB, H. F. A statistical model which combines features of factor analytic and analysis of variance techniques. **Psychometrika**, v. 33, n. 1, p. 73-115, 1968.
- JOHNSON, R. A.; WICHERN, D. W. **Applied multivariate statistical analysis**. Madison: Prentice Hall International, 1998. 816 p.
- LAVORANTI, O. J. **Estabilidade e adaptabilidade fenotípica através da reamostragem "bootstrap" no modelo AMMI**. 2003. 166 f. Tese (Doutorado em Ciências) - Escola Superior de Agricultura "Luiz de Queiroz", Piracicaba.
- MANDEL, J. A new analysis of variance model for non-additive data. **Technometrics**, v. 13, n. 1, p. 1-18, 1971.
- OLIVEIRA, A. B.; DUARTE, J. B.; PINHEIRO, J. B. Emprego da análise AMMI na avaliação da estabilidade produtiva em soja. **Pesquisa Agropecuária Brasileira**, v. 26, n. 1, p. 357-364, mar. 2003.
- PIEPHO, H. P. Robustness of statistical test for multiplicative terms in the additive main effects and multiplicative interaction model for cultivar trial. **Theoretical Applied of Genetics**, v. 90, p. 438-443, 1995.
- RAO, C. R. **Linear statistical inference and its applications**. New York: J. Wiley, 1965. 468 p.

O PROGRAMA COMPUTACIONAL R

R é um programa computacional estatístico distribuído gratuitamente e de código aberto.

Para copiar os arquivos de instalação do programa:

use o “espelho” brasileiro da área de [download](#) do R.

Este “espelho” está localizado no Departamento de Estatística da UFPR.

Para rodar o R pela WEB, e portanto, sem precisar instalar o programa em seu computador, use [Rweb](#).

Clique para um [tutorial on-line](#) para aprender o básico sobre o R.

Para ver os manuais do R, incluindo o texto *Introduction to R* (versões em inglês e espanhol), acesse a página [R Manuals](#), e para ver as novidades do projeto R, veja os artigos do [R-News](#).

EXECUTANDO OS MACROS AMMI (http://www.cnpf.embrapa.br/proj_pesq/ammi)

- 1) Arquivo de dados:
 - a) construa um arquivo de dados tipo texto ([dados.txt](#)), em que, na primeira linha conste o nome dos fatores fixos e suas respectivas variáveis;
 - b) grave o arquivo dados.txt em seu diretório de trabalho e feche o arquivo;
- 2) Copie os macros [funammi.txt](#) e [plotammi.txt](#) para seu diretório de trabalho;
- 3) Carregue o programa R;
- 4) Carregue os dados com o comando:


```
dados = read.table("c:/.../.../dados.txt", h = T); attach(dados)
```
- 5) Carregue as funções com os comandos:


```
source("c:/.../.../funammi.txt")
source("c:/.../.../plotammi.txt")
```
- 6) Execute os comandos:


```
ammi(dados)
plotammi(dados)
```

Comunicado Técnico, 124

Exemplares desta edição podem ser adquiridos na:
Embrapa Florestas
 Endereço: Estrada da Ribeira km 111 - CP 319
 Fone / Fax: (0***) 41 675-5600
 E-mail: sac@cnpf.embrapa.br
 Para reclamações e sugestões *Fale com o Ouvidor*.
www.embrapa.br/ouvidoria



1ª edição
 1ª impressão (2004): conforme demanda

Comitê de publicações

Presidente: Luciano Javier Montoya Vilcahuaman
Secretária-Executiva: Cleide da S.N.F. de Oliveira
Membros: Antonio Maciel Botelho Machado / Edilson Batista de Oliveira / Jarbas Yukio Shimizu / José Alfredo Sturion / Patricia Póvoa de Mattos / Susete do Rocio Chiarello Penteado
Supervisor editorial: Sérgio Galad
Revisão texto: Mauro Marcelo Berté
Fotos: Osmir José Lavoranti
 Normalização bibliográfica: Elizabeth Câmara Trevisan / Lidia Woronkoff
Editoração eletrônica: Cleide Fernandes de Oliveira

Expediente