

ANÁLISIS DISCRIMINANTE DE CARACTERES MORFOLÓGICOS EN POBLACIONES SEGREGANTES DE MAÍZ (*Zea mays* L.)

J.M. MONTES¹ y C.B. BANCHERO²

Recibido: 17/08/01
Aceptado: 04/04/02

RESUMEN

A partir de híbridos comerciales argentinos de maíz, mediante autofecundación, se generaron poblaciones de material segregante. Luego se seleccionaron plantas de cada población (segregantes pertenecientes a cada origen), separados en distintas etapas del proceso de endocria. Sobre estos materiales se tomaron datos morfológicos en panoja, espiga y grano. Con la aplicación del análisis discriminante se determinaron las variables con mayor poder de discriminación entre poblaciones. También fueron identificadas las variables discriminantes para cada combinación de orígenes. Posteriormente se construyeron variables canónicas y se utilizaron las medias de dichas variables para construir un diagrama de árbol o Cluster y obtener un esquema de agrupamiento de los segregantes.

Se discute la detección de caracteres propios de cada origen, de gran interés para los mejoradores vegetales.

Palabras clave. Análisis discriminante, segregantes, maíz, mejoramiento genético.

DISCRIMINANT ANALYSIS OF MORPHOLOGICAL TRAITS IN MAIZE (*Zea mays* L.) SEGREGATED POPULATIONS

SUMMARY

Populations of segregated materials were obtained from Argentine commercial hybrid maize through selfing and plants from each population (segregated materials from each origin) were separated at different stages of the inbreeding process. Morphological data were taken from tassels, ears, and kernels. Through the discriminant analysis the best discriminating variables within the populations were determined. The discriminating variables were also identified for each original combination. Then canonical variables were determined and their means were used to develop a tree diagram or cluster, and a segregation-grouping scheme was obtained.

Detection of traits corresponding to each origin, which may be of interest for breeders, are thoroughly discussed.

Key words. Discriminant analysis, segregants, maize, breeding.

INTRODUCCIÓN

La utilización de caracteres morfológicos y agronómicos para la clasificación de germoplasma de maíz ha sido largamente empleada. Sánchez-Monge (1962) clasificó las razas de maíz en España, Pavlicic y Trifunovic (1967) en Yugoslavia, Brandolini y Mariani (1968) en Italia y Costa-Rodrigues (1969) en Portugal.

La clasificación de germoplasma mediante la técnica del análisis de cluster es considerada de utilidad en los programas de mejoramiento (Hogan Mummet *et al.*, 1994). El conocimiento de caracteres potencialmente útiles, localizados en grupos o subgrupos de germoplasma, puede asistir y ser de gran valor para los mejoradores (Rincon *et al.*, 1996). El manejo y empleo de germoplasma en los

¹⁻²Cátedra de Genética, Facultad de Agronomía, Universidad de Buenos Aires. Av. San Martín 4453 (1417) Cap. Fed. 'E-mail: jmmontes@mail.agro.uba.ar ²E-mail: banchero@mail.agro.uba.ar

programas de mejoramiento requiere su caracterización y clasificación respecto de los caracteres de interés. Dependiendo del carácter en cuestión varían los métodos de medición y la tipología de los datos (Rinconet *et al.*, 1996). El germoplasma de maíz perteneciente a una raza es usualmente categorizado dentro de subgrupos acorde con características generales tales como morfología de la espiga, tipo y color de grano, morfología de la planta y aptitud agronómica. Dichos subgrupos son frecuentemente definidos mediante el análisis de cluster (Franco *et al.*, 1997b). Este tipo de análisis se utiliza comúnmente para el estudio de la diversidad genética en los bancos de germoplasma y para la agrupación de materiales con características similares dentro de categorías homogéneas (Franco *et al.*, 1997a). El análisis discriminante permite obtener una caracterización global y posiblemente, mediante este método, se pueda poner en evidencia similitudes entre genotipos cuya composición genética se desconoce debido al secreto de crianza (Banchero *et al.*, 1997).

En este trabajo se estudia y analiza el agrupamiento, mediante la utilización del análisis discriminante y de cluster, de un grupo de segregantes basándose en caracteres morfológicos. Los objetivos planteados fueron (1) detectar caracteres morfológicos que permitan discriminar orígenes en poblaciones segregantes y (2) agrupar orígenes sobre la base de las características fenotípicas de sus segregantes.

MATERIALES Y MÉTODOS

Germoplasma Empleado

Los orígenes utilizados fueron tres híbridos comerciales de maíz, que fueron autofecundados durante cuatro generaciones. Las espigas cosechadas de la primera autofecundación fueron desgranadas en forma conjunta (manteniendo la individualidad de los orígenes), mientras que las espigas correspondientes a las demás generaciones fueron separadas y manejadas según el método de espiga por surco. De esta manera se generó una población segregante para cada origen, de la cual se seleccionaron 12 segregantes para cada uno, con diferentes características genealógicas y fenológicas (Cuadro N° 1).

Diseño Experimental

El diseño experimental utilizado fue el de bloques completos al azar con tres repeticiones. Los materiales se sembraron en el campo experimental del Criadero de Semillas Híbridas FAUBA en dos surcos de 5 metros por segregante, a una densidad de 5 semillas por metro. Se identificaron en forma aleatoria 15 plantas de cada segregante, conformando 3 repeticiones de 5 plantas cada una.

Caracteres Estudiados

Se evaluaron caracteres en planta entera; altura de planta (ALTPLANT), altura de inserción de la primera espiga (ALTINSER), circunferencia de la base de la caña (CIRCUNS), caracteres en panoja; número de ramificaciones (NRAM), longitud de la parte ramificada

Cuadro N°1. Segregantes derivados de híbridos comerciales argentinos, separados en diferentes etapas del proceso de endocria.

ORIGEN	PEDIGREE	ORIGEN	PEDIGREE	ORIGEN	PEDIGREE
A	A-10-2-3	B	B-1-2-3	C	C-2-1-1
A	A-10-2-4	B	B-1-2-4	C	C-2-1-5
A	A-10-4-1	B	B-1-4-3	C	C-2-3-3
A	A-10-4-2	B	B-1-4-5	C	C-2-3-4
A	A-14-2-2	B	B-2-2-4	C	C-3-1-4
A	A-14-2-5	B	B-2-2-5	C	C-3-1-6
A	A-14-6-2	B	B-2-3-2	C	C-3-2-7
A	A-14-6-3	B	B-2-3-4	C	C-3-2-8
A	A-17-2-7	B	B-4-1-1	C	C-4-1-2
A	A-17-2-8	B	B-4-1-2	C	C-4-1-3
A	A-17-5-3	B	B-4-2-3	C	C-4-2-2
A	A-17-5-4	B	B-4-2-5	C	C-4-2-3

Diferentes letras indican segregantes derivados de distintos orígenes. Segregantes que difieren en el primer dígito fueron separados en S1, los que difieren en el segundo dígito fueron separados en S2 y los que difieren en el tercer dígito fueron separados en S3.

(LRAM), longitud del eje central (LEJCEN), longitud de la primera ramificación (LPRAM), longitud del pedúnculo (LPEDUN), caracteres en espiga: longitud de la espiga (LONGESP), diámetro medio de la espiga (D1/2E), diámetro basal de la espiga (DBASAL), número de hileras de grano (NHILERAS), número de granos por hilera (NGRANHIL), peso de la espiga sin chala (PESESP), peso del marlo (PESMARLO) y caracteres en grano; longitud del grano (LONG), ancho del grano (ANCHO), espesor del grano (ESP) y peso de 1000 granos (P1000). Se determinaron 15 mediciones para cada carácter en cada uno de los segregantes.

Análisis Estadístico

Mediante el análisis discriminante, se determinaron las variables que aportan a la diferenciación entre orígenes. Luego se realizó un análisis de varianza univariado comparando dos orígenes por vez para detectar las variables discriminantes para cada origen.

Posteriormente se construyeron variables canónicas y se obtuvieron los coeficientes estandarizados para dichas variables y la matriz de estructura de factores. A continuación se procedió con un análisis de *clusters* (Seber, 1984), se amalgamaron las UTO (Unidades Taxonómicas Organizacionales) según el método UPGMA (Unweighted Pair Group Method Using Arithmetic Averages) y se calcularon distancias euclidianas. Finalmente, se graficó un diagrama de dispersión con el fin de observar la distribución de la masa de datos de cada origen respecto a las variables canónicas.

RESULTADOS Y DISCUSIÓN

El análisis arrojó un valor total del estadístico multivariado λ de Wilks de (0,09582) con un valor para el estadístico F de Snedecor (60,929) de 38,1038 ($p < 0,0000$), que indica la gran diferenciación entre orígenes. A su vez, se desprende del análisis del Cuadro N° 2, el gran poder discriminante de las variables NHILERAS, ALTPLANT y NGRANHIL (Cuadro N° 2). Este resultado indica cuáles son las variables que discriminan para los tres orígenes, pero no aporta información acerca de las variables con mayor poder discriminante entre dos orígenes específicos.

Con el fin de determinar cuáles son las variables que diferencian para cada origen se realizó un análisis univariado comparando dos orígenes por vez, resultando que la variables NHILERAS y ALTPLANT eran las más importantes para discriminar entre los orígenes A y B, y que nuevamente NHILERAS era la más importante para discriminar

entre A y C, mientras que para diferenciar entre B y C NGRANHIL adquiere una importancia superlativa. Los resultados de los análisis univariados se presentan en los Cuadros N° 3, 4 y 5.

El análisis se continuó mediante la creación de variables canónicas, construyéndose de manera tal que posean el máximo grado de discriminación entre los grupos y sean perfectamente ortogonales entre sí (no correlacionadas). Cada una de ellas explicó una proporción de la varianza total, por lo tanto para obtener la misma, se sumaron las varianzas (eigenvalores) de cada una de ellas. Algunos autores recomiendan utilizar aquellas variables canónicas que presentan eigenvalores mayores o iguales a 1 (Seber, 1984).

En el Cuadro N° 6 se presentan los autovalores (*Eigenval*) que representan el % de varianza explicada y la proporción acumulada de dicha variancia (*Cum. Prop.*) y se encuentran los coeficientes estandarizados de las variables canónicas que indican

Cuadro N° 2. Resumen de la Función Discriminante. Análisis realizado con 19 variables en el modelo y con agrupación por orígenes.

VARIABLE	l de Wilks'	p-nivel
NHILERAS	0,11505	10 ⁻⁴
ALTPLANT	0,11131	10 ⁻⁴
NGRANHIL	0,10993	10 ⁻⁴
CIRCUNS	0,10688	10 ⁻⁴
ANCHO	0,10518	10 ⁻⁴
LEJECEN	0,10156	10 ⁻⁴
P1000	0,10033	10 ⁻⁴
LRAM	0,10027	10 ⁻⁴
LPRAM	0,09970	10 ⁻⁴
ALTINSER	0,09910	2. 10 ⁻⁴
PESESP	0,09854	7. 10 ⁻⁴
PESMARLO	0,09835	12. 10 ⁻⁴
NRAM	0,09807	2410 ⁻⁴
D1/2E	0,09786	42. 10 ⁻⁴
DBASAL	0,09775	57. 10 ⁻⁴
LONGESP	0,09729	191. 10 ⁻⁴
ESP	0,09703	382. 10 ⁻⁴
LONG	0,09589	8211. 10 ⁻⁴
LPEDUN	0,09587	8783. 10 ⁻⁴

λ de Wilks' Lambda: 0,09582 Aprox.F(38,1038)=60,929 $p < 0,0000$.

Cuadro N° 3. Resumen del análisis de variancia realizado tomando cada variable por separado para los orígenes A y B. Las variables se presentan por orden decreciente en cuanto a su poder discriminante entre los orígenes evaluados.

VARIABLE	F	p-nivel
INHILERAS	512,03	10 ⁻⁴
ALTPLANT	282,85	10 ⁻⁴
ANCHO	243,90	10 ⁻⁴
P1000	190,67	10 ⁻⁴
ALTINSER	146,70	10 ⁻⁴
NRAM	145,01	10 ⁻⁴
LRAM	144,89	10 ⁻⁴
D1/2E	117,12	10 ⁻⁴
LONGESP	111,55	10 ⁻⁴
LPEDUN	67,21	10 ⁻⁴
NGRANHIL	44,03	10 ⁻⁴
CIRCUNS	36,17	10 ⁻⁴
DBASAL	11,29	83. 10 ⁻⁴
LEJECEN	7,56	618. 10 ⁻⁴
PESESP	7,48	644. 10 ⁻⁴
ESP	5,17	2340. 10 ⁻⁴
PESMARLO	4,70	3058. 10 ⁻⁴
LPRAM	1,00	31893. 10 ⁻⁴
LONG	0,00	96434. 10 ⁻⁴

Cuadro N° 4. Resumen del análisis de variancia realizado tomando cada variable por separado para los orígenes A y C. Las variables se presentan por orden decreciente en cuanto a su poder discriminante entre los orígenes evaluados.

VARIABLE	F	p-nivel
INHILERAS	317,76	10 ⁻⁴
LEJECEN	103,85	10 ⁻⁴
CIRCUNS	95,63	10 ⁻⁴
P1000	93,23	10 ⁻⁴
ALTPLANT	85,86	10 ⁻⁴
D1/2E	81,88	10 ⁻⁴
NGRANHIL	79,70	10 ⁻⁴
LRAM	67,61	10 ⁻⁴
LPEDUN	51,62	10 ⁻⁴
ANCHO	26,78	10 ⁻⁴
DBASAL	14,30	17. 10 ⁻⁴
PESESP	9,50	216. 10 ⁻⁴
LONGESP	7,02	829. 10 ⁻⁴
LONG	4,25	3983. 10 ⁻⁴
NRAM	2,47	11658. 10 ⁻⁴
PESMARLO	1,71	1921410 ⁻⁴
LPRAM	0,44	50865. 10 ⁻⁴
ALTINSER	0,41	52458. 10 ⁻⁴
ESP	0,19	66668. 10 ⁻⁴

la importancia de cada variable en la composición de cada raíz discriminante. Como puede observarse en el Cuadro N° 6, la primera raíz discriminante se encuentra formada principalmente por las variables ALTPLANT y NHILERAS, explicando un 72% de la varianza total, mientras que la segunda raíz discriminante se encuentra formada principalmente por la variable NHILERAS y explica un 28% de la varianza total.

Se prosiguió con la construcción de una matriz de correlaciones entre las variables canónicas y las variables originales, que se presenta en el Cuadro N° 7. Se observa que la primera raíz discriminante se encuentra significativamente correlacionada con la variable NHILERAS, mientras que la segunda raíz discriminante se encuentra correlacionada significativamente con la variable NGRANHIL.

El análisis se completó con la construcción de un diagrama de árbol (*cluster*) a partir de las medias de las variables canónicas (Figura 1). En el mismo se indica claramente una mayor cercanía entre los

orígenes C y B respecto del origen A.

Finalmente se graficó un diagrama de dispersión para las dos raíces discriminantes y los tres orígenes (Figura 2). En esa figura puede observarse una marcada diferenciación entre los orígenes A y B respecto a la primera raíz discriminante, conformada

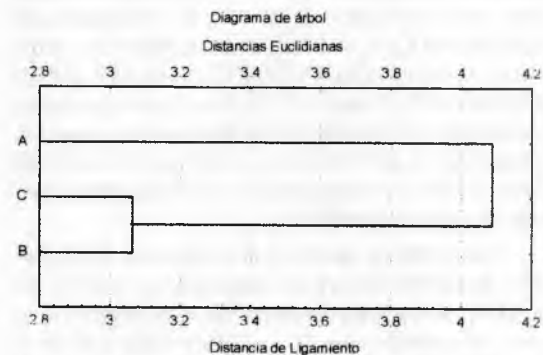


Figura 1. Análisis de cluster. El gráfico fue construido según el método UPGMA (Unweighted Pair Group Method Using Arithmetic Averages).

Cuadro N° 5. Resumen del análisis de variancia realizado tomando cada variable por separado para los orígenes B y C. Las variables se presentan por orden decreciente en cuanto a su poder discriminante entre los orígenes evaluados.

VARIABLE	F	p-nivel
INHILERAS	512,03	10 ⁻⁴
NGRANHIL	242,20	10 ⁻⁴
NRAM	185,33	10 ⁻⁴
LONGESP	174,55	10 ⁻⁴
LEJECEN	167,44	10 ⁻⁴
ALTINSER	162,53	10 ⁻⁴
ANCHO	109,04	10 ⁻⁴
ALTPLANT	57,04	10 ⁻⁴
PESESP	33,84	10 ⁻⁴
NHILERAS	23,06	10 ⁻⁴
P1000	17,24	4. 10 ⁻⁴
LRAM	14,55	15. 10 ⁻⁴
CIRCUNS	14,17	19. 10 ⁻⁴
PESMARLO	12,07	55. 10 ⁻⁴
LONG	4,43	3574. 10 ⁻⁴
ESP	3,39	6598. 10 ⁻⁴
D1/2E	3,15	7668. 10 ⁻⁴
LPEDUN	1,03	31128. 10 ⁻⁴
DBASAL	0,18	67316. 10 ⁻⁴
LPRAM	0,11	73685. 10 ⁻⁴

principalmente por la variable NHILERAS, mientras que la segunda raíz discriminante, conformada principalmente por la variable NGRANHIL, diferencia al origen C respecto de los orígenes A y B (Figura 2)

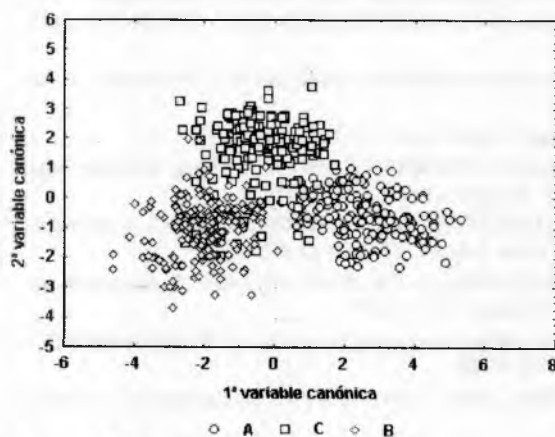


Figura 2. Diagrama de dispersión.

Cuadro N° 6. Coeficientes estandarizados para las variables canónicas. Se presenta la composición de las raíces discriminantes y los valores de la variancia total explicados por cada una de ellas.

VARIABLE	Raíz 1	Raíz 2
ALTPLANT	-0,87372	0,12553
ALTINSER	0,27300	-0,27188
CIRCUNS	0,31239	-0,25389
NRAM	0,06012	-0,30732
LRAM	-0,18927	0,33830
LEJECEN	-0,06532	0,37893
LPRAM	0,26385	-0,04513
LPEDUN	-0,03214	0,00720
LONGESP	0,06872	-0,28186
D1/2E	0,35703	-0,19757
DBASAL	-0,21106	0,28459
PESESP	0,37531	0,33082
NHILERAS	0,63178	-0,44098
NGRANHIL	-0,52567	-0,67942
PESMARLO	-0,25419	-0,21832
P1000	-0,28799	-0,30153
LONG	0,01435	0,04361
ANCHO	-0,26376	-0,32162
ESP	-0,11239	-0,08823
EIGENVAL	3,50703	1,31558
CUM.PROP	0,72721	1,00000

También puede observarse la dispersión de puntos para cada uno de los orígenes respecto de las raíces discriminantes. La primera variable canónica, compuesta principalmente por las variables número de hileras y altura de planta, realiza una excelente diferenciación entre los orígenes A y B. A su vez, la segunda variable canónica, compuesta principalmente por la variable número de granos por hilera, diferencia claramente el origen C de los orígenes A y B.

CONCLUSIONES

Se detectaron caracteres morfológicos que poseen un gran poder de discriminación entre los orígenes evaluados. Estos caracteres son número de hileras de grano por espiga, altura de planta y número de granos por hilera. A su vez se identificaron caracteres para diferenciar entre orígenes específicos, número de hileras por espiga y altura de planta para discriminar entre los orígenes A y B,

Cuadro N° 7. Matriz de estructura de factores. Se presentan las correlaciones entre las variables originales y las variables canónicas.

VARIABLE	Raíz 1	Raíz 2
ALTPLANT	-0,38557	-0,07387
ALTINSER	-0,24370	-0,36588
CIRCUNS	0,16793	-0,25014
NRAM	-0,23793	-0,40392
LRAM	-0,28335	0,01518
LEJECEN	0,00862	0,51278
LPRAM	-0,02339	0,00040
LPEDUN	-0,20034	0,07811
LONGESP	-0,20278	-0,40865
D1/2E	0,26246	-0,08448
DBASAL	0,08601	-0,06784
PESESP	-0,04138	-0,20830
NHILERAS	0,54367	-0,12984
NGRANHIL	-0,09364	-0,56739
PESMARLO	-0,03809	-0,11648
P1000	-0,32609	0,02696
LONG	0,00867	-0,08939
ANCHO	-0,34210	-0,21529
ESP	-0,04830	-0,04512

número de hileras por espiga para discriminar entre los orígenes A y C, y número de granos por hilera para discriminar entre los orígenes B y C.

Una vez detectadas las características discriminantes de las poblaciones segregantes es posible asociar los orígenes con dichas características y utilizar las poblaciones como fuente de caracteres deseables para el mejoramiento. Por ejemplo, el número de hileras de la población segregante A es la característica con mayor poder de discriminación con los otros orígenes, en consecuencia es una característica propia del grupo, y puede recurrirse como fuente de dicho carácter.

De la observación del análisis de cluster se desprende un mayor distanciamiento para el origen A respecto de los orígenes B y C. Estas diferencias fenotípicas podrían estar indicando diferencias a escala genética, por lo cual se podría inferir un mayor grado de parentesco entre los orígenes B y C.

Finalmente, la utilización del análisis discriminante sobre la base de caracteres morfológicos en segregantes derivados de distintos orígenes permite obtener un esquema de agrupamiento de los materiales, detectar qué características o variables actúan con mayor poder discriminante entre orígenes e inferir las relaciones genealógicas entre orígenes de pedigree desconocido.

AGRADECIMIENTOS

A los ingenieros Norberto Bartoloni y Miguel Zapatter por sus contribuciones y ayudas durante la elaboración del presente trabajo y a Cristina Plencovich por la corrección del mismo.

BIBLIOGRAFÍA

- BANCHERO, C.; N. BARTOLONI; G. MARRASINI y S. RENTERÍA. 1997. Análisis discriminante entre híbridos comerciales argentinos de maíz. VI Congreso Nacional de Maíz. Pergamino. Buenos Aires. Argentina. I: 20-26
- BRANDOLINI A. e A. MARIANI. 1968. Il germoplasma italiano nella fase attuale del miglioramento genetico del mais. *Genetica Agraria*. 22:189-206
- COSTA-RODRIGUES L. 1969. Races of maize in Portugal. *Agron. Lusit.* 31:239-284.
- FRANCO, J.; J. CROSSA; J. VILLASEÑOR; S. TABA and S. EBERHART. 1997. Classifying Mexican maize accessions using hierarchical and density search methods. *Crop Science*. 37: 972-980.a
- FRANCO, J.; J. CROSSA; J. DÍAZ; S. TABA; J. VILLASEÑOR and S. EBERHART. 1997. A sequential clustering strategy for classifying gene bank accessions. *Crop Science*. 37: 1656-1662.b
- HOGAN MUMM, R.; J. LAWRENCE and J.W. DUDLEY. 1994. A classification of 148 U.S. maize inbreds: II. Validation of cluster analysis based on RFLPs. *Crop Science*. 34:852-865
- PAVLICIC, J. and J. TRIFUNOVIC. 1967. A study of some important ecologic corn type in Yugoslavia and their classification. *Journal of Science Agriculture Research*. 19:44-62
- RINCON, F.; B. JOHNSON; J. CROSSA and S. TABA. 1996. Cluster analysis. an approach to sampling variability in maize accessions. *Maydica*. 41: 307-316.
- SÁNCHEZ-MONGE, E. 1962. Razas de maíz en España. Publicaciones del Ministerio de Agricultura. Madrid.
- SEBER, G. 1984. Multivariate observations. Wiley. New York. E.E.U.U.