



2087. MEGRO

Micrófono

UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA

FACULTAD DE FILOSOFIAS Y CIENCIAS DE LA EDUCACION

SECCION DE PSICOLOGIA

Memoria de licenciatura
presentada por D. ORLANDO ESPINO
MORALES y dirigida por el Dr.
HIPOLITO MARRERO HERNANDEZ,
profesor de Psicología Básica, de
la Facultad de Filosofía y
Ciencias de la Educación de la
Universidad de La Laguna.

Vo. Bo

La Laguna, JUNIO de 1987

**ESTUDIO PSICOMETRICO DE LAS RELACIONES ENTRE
HABILIDADES INTELLECTUALES Y RENDIMIENTO ACADEMICO**

AGRADECIMIENTOS

Al Dr. Hipólito Marrero que me ha ayudado y orientado en todo momento.

A Juan C. Naranjo por su colaboración desinteresada en la traducción de textos.

A Delia Esther Pérez Antúnez por su ayuda en los momentos críticos.

Y a todos aquellos que me han ayudado de una forma u otra.

A Himar, por disponer de su tiempo.

INDICE

CAPITULO 1	INTRODUCCION	
CAPITULO 2	NIVELES DE ANALISIS TEORICOS Y EMPIRICOS	
CAPITULO 3	RELACIONES ENTRE APTITUDES Y RENDIMIENTO ACADEMICO	
3.1	APTITUDES A CONSIDERAR EN NUESTRO ESTUDIO	3-1
3.2	LA INTELIGENCIA GENERAL	3-1
3.2.1	Naturaleza.	3-1
3.2.2	El Influjo De Las Variables Diferenciales Y Ambientales Sobre La Inteligencia General.	3-2
3.2.3	La Inteligencia General Como Variable Predictora Del Rendimiento Académico.	3-3
3.3	APTITUDES VERBALES	3-4
3.3.1	Naturaleza.	3-4
3.3.2	Influjo De Las Variables Diferenciales Y Ambientales Sobre Las Aptitudes Verbales.	3-5
3.3.3	La Habilidad Verbal Como Variable Predictora Del Rendimiento Académico.	3-7
3.4	APTITUD ESPACIAL Y RAZONAMIENTO MECANICO	3-8
3.4.1	Naturaleza.	3-9
3.4.2	Influjo De Las Variables Diferenciales.	3-9
3.4.3	La Aptitud Espacial Como Predictora Del Rendimiento Académico.	3-10
3.5	APTITUD NUMERICA	3-11
3.5.1	Naturaleza.	3-11
3.5.2	Influjo De Las Variables Diferenciales.	3-12
3.5.3	La Aptitud Numérica Como Predictora Del Rendimiento Académico.	3-13
CAPITULO 4	FASE EXPERIMENTAL	
4.1	OBJETIVO DEL TRABAJO	4-2
4.2	DESCRIPCION DEL MATERIAL	4-5
4.2.1	PRUEBAS APTITUDINALES	4-5
4.2.2	PRUEBAS OBJETIVAS GENERALES.	4-8
4.2.3	PRUEBAS OBJETIVAS ESPECIFICAS.	4-10
4.3	PROCEDIMIENTO	4-10
4.4	MUESTRA	4-11
4.5	SELECCION DE OTROS PREDICTORES DEL RENDIMIENTO ACADEMICO Y DE LAS VARIABLES DIFERENCIALES ASOCIADAS CON LAS APTITUDES	4-21
4.6	ORGANIZACION DE LAS VARIABLES CRITERIOS	4-27
4.7	ASOCIACION DIRECTA APTITUDES-RENDIMIENTO ACADEMICO	4-33
4.7.1	HIPOTESIS	4-33
4.7.2	COMPROBACION HIPOTESIS	4-34

4.7.2.1	Comprobación De Las Hipótesis Con Notas Escolares.	4-35
4.7.2.2	COMPROBACION DE LAS HIPOTESIS CON PRUEBAS OBJETIVAS	4-44
4.7.2.3	VALORACION DEL INFLUJO DE LAS APTITUDES SOBRE EL RENDIMIENTO ACADEMICO, CONSIDERANDO APROPS Y SEXO (con Notas Escolares).	4-62
4.7.2.4	VALORACION DEL INFLUJO DE LAS APTITUDES SOBRE EL RENDIMIENTO ACADEMICO, CONSIDERANDO APROPS Y SEXO (Pruebas Objetivas).	4-69
4.8	ANALISIS MODULACIONALES	4-74
4.8.1	Introducción.	4-74
4.8.2	Análisis Modulacional De La Relación Aptitud-rendimiento Académico, Teniendo En Cuenta El Sexo.	4-76
4.8.3	Análisis Modulacional De La Relación Aptitud-rendimiento Académico, Teniendo En Cuenta El Tipo De Habitat.	4-88
4.8.4	Análisis Modulacional De La Relación Aptitud-rendimiento Académico, Teniendo En Cuenta El C.I.	4-96
4.8.5	Análisis Modulacional De La Relación Aptitud-rendimiento Académico, Teniendo En Cuenta El Nivel Socioeconómico.	4-106
4.8.6	CONCLUSIONES	4-114

CAPITULO 5

REFERENCIAS BIBLIOGRAFICAS

CAPITULO 1

INTRODUCCION

Las diferencias individuales en aspectos complejos de la actividad cotidiana es un tema que ha preocupado, tradicionalmente, a los psicólogos. Este tipo de diferencia ha sido investigada bajo la denominación de "inteligencia". Los pioneros en esta área de investigación como Galton (1883) o Cattell (1890) pensaron que la rapidez de respuestas medida mediante el tiempo de reacción de los sujetos a estímulos sensoriales sencillos, constituía la base de la inteligencia. Sin embargo, esta línea de trabajo fracasó. Su fracaso trajo como consecuencia la búsqueda de nuevas alternativas. De entre estas, la que sería posteriormente predominante es la iniciada por Binet (1905), padre de los actuales tests de inteligencia.

Binet presentaba a los sujetos conjuntos de estímulos (tests) con un alto grado de complejidad cognitiva, seleccionados de entre la gama de conductas consideradas inteligentes. Dado, por otra parte, el alto interés de Binet en la selección escolar, sus tests

procuraban medir la competencia individual en actividades de tipo académico. Como consecuencia de esta característica de origen, los tests de inteligencia, y el concepto mismo de inteligencia, desde Binet hasta la actualidad están saturados de contenidos académicos.

A partir de Binet, surge un considerable desarrollo de los tests de inteligencia. Dicho desarrollo se ve reforzado tanto por las demandas sociales hacia estos instrumentos, como por los avances metodológicos de la psicometría, entre los que destacan el análisis factorial.

Es a partir de la década de los años 20, cuando se empieza a estudiar la inteligencia y las aptitudes como un área de derecho. Los verdaderos artifices de esta empresa fueron varios, entre los que destacan Spearman, que fue el precursor de los modelos jerárquicos de la inteligencia. A partir de las observaciones de los resultados obtenidos por distintos sujetos con diferentes tipos de tests elaboró la teoría bifactorial de la inteligencia (1927). En estos estudios encontró que cuando se aplicaba a un grupo de sujetos un variado número de tests, los resultados tendían a correlacionar positivamente entre sí. Las matrices que extrajo se caracterizaban por que las correlaciones eran positivas y mostraban relaciones proposicionales entre los coeficientes, que permitían su ordenación con arreglo a un criterio jerárquico. De acuerdo con estos resultados, la

teoría bifactorial atribuye las intercorrelaciones positivas entre todos los tests a la existencia en la inteligencia de un factor general que denominó "G". Este factor es común a todos los tests. El hecho de que las correlaciones positivas no sea, sin embargo, perfectas, lo explica Spearman por la intervención de un factor específico "S", exclusivo de cada tests y distinto e independiente de los demás. Según Spearman, el rendimiento es posible gracias a la activación de estos dos factores de la inteligencia, el factor "G" y el factor "S".

Esta teoría puso, en su momento, en tela de juicio los supuestos básicos de los tipos de teorías predominantes en la época: teorías "Monárquica" y las "Anárquicas" de la inteligencia. En las teorías "monárquicas" se sostiene la existencia de "una" sola inteligencia, y por tanto las intercorrelaciones han de ser positivas y perfectas entre las distintas puntuaciones de una batería de tests. Los modelos "Anárquicos" preconizan la existencia de una multitud inmensurable de elementos intelectivos independientes entre sí. El principal argumento aducido contra las teorías Monárquicas viene dado por violación, a nivel empírico, del supuesto de que las correlaciones entre los tests deben de ser positivas y perfectas. Con respecto a las teorías Anárquicas el contrargumento es que dichas correlaciones deberían ser nulas, hecho que tampoco se da. Para Spearman, la alternativa o explicación de los

resultados correlacionales reales debe acudir a la existencia de un factor común o básico-factor G- que afectaría a todos los procesos intelectivos, y la de tantos factores específicos-factores S- como distintas operaciones mentales existen.

El modelo de Spearman es, pues, en parte monárquico, y en cuanto al factor G, y en parte anárquico, en cuanto propone factores específicos.

Este modelo fue recogido por ciertos investigadores británicos, hoy clásicos, (Burt, 1940; Vernon, 1950; Eysenck, 1973) que mantuvieron sus presupuestos básicos -existencia de un factor G y otros específicos- pero que reordenaron los referentes a factores específicos. El resultado fué el desarrollo de varias teorías todas ellas agrupadas bajo el calificativo de "jerárquicas".

Estos autores se apoyaron, para ello, en ciertos hallazgos empíricos. Así encontraron que al analizar las correlaciones entre los tests, observarón que algunos tests tendían a correlacionar mas entre sí que con otros. Esto les llevo a pensar que entre el factor G y de los factores específicos de Spearman habia una cierta agrupación de resultados, que daban lugar a los denominados factores grupales. Estos factores de grupos intervienen en el rendimiento de un considerable número de actividades mentales. Su posición, de otro lado, es intermedia en una

jerarquía, piramidada encabezada por el factor G, y cuya base son las aptitudes más específicas. La aptitud verbal y espacial constituyeron buenos ejemplos de los mismos.

Otra postura frente a Spearman, está representada por Thurstone que destacó, también, por sus innovaciones relativas al análisis factoriales.

Para Thurstone el factor G de Spearman podía ser descompuesto en un número determinado de aptitudes o factores, más específicos, y sin relación jerárquica entre ellos. En una investigación, (Thurstone, 1938, pag. 10-11) en la que se administraron 56 tipos de tests colectivos a un considerable número de sujetos (256), este autor encontró que la mayoría de los tests correlacionaban positivamente entre ellos, pero, además, se daba la circunstancia de que algunos de ellos se intercorrelacionaban entre si con índices muchos más elevados.. Interpretó que cada test que intercorrelacionaba positivamente con un conjunto dado de tests, y en alto grado a partir de un determinado criterio, mediría la misma aptitud que dicho conjunto. De otro lado, en base a los resultados obtenidos cuando se correlacionaban tests muy diversos, Thurstone identificó siete aptitudes básicas: Comprensión Verbal, Aptitud Numerica, Factor Espacial, Memoria, Razonamiento, Fluidez Verbal, y Velocidad Perceptiva (Thurstone y Thurstone, 1941, pag. 91).

Estas aptitudes las denominó "primarias" porque para él constituían algo así como los marcos mentales originarios de nuestro cerebro, idea que, hacia el final de su obra descartó. Desde esta perspectiva, dado que lo genuino de nuestra capacidad mental son las aptitudes primarias, el factor G, o las aptitudes más específicas no tienen un gran valor psicológico para este autor.

De la perspectiva de Thurstone, de aptitudes independientes, también participó un investigador americano posterior, de gran relevancia en la investigación de la inteligencia. Nos referimos a Guilford. La contribución más importante de Guilford al campo de la inteligencia, y de las capacidades, es la presentación teórica de su teoría de la Estructura del Intelecto (Guilford, 1967). Este modelo establece que la inteligencia comprende tres facetas:

a) Contenidos, que hace referencia al tipo de información que se procesa. Se han establecido cuatro tipos: figurativo, simbólico, semántico y conductual.

b) Operaciones, es el modo en que se procesa la información. Se han postulado cinco tipos de operaciones: cognición, memoria, producción convergente, producción divergente y evaluación.

c) Productos, entendiéndose como el resultado de las operaciones sobre los diferentes productos. Se han

establecido seis tipos de producto: unidades, clases, relación, sistemas, transformación e implicación.

Debido a que las distintas subcategorías son independiente entre sí, el resultado de todas las posibles combinaciones arroja un total de 120 posibles habilidades mentales; aproximadamente, tres cuartas partes de esas capacidades se han verificado empíricamente.

Raymond B. Cattell (1963) puede ser considerado como un sintetizador de los trabajos británicos, con una concepción jerárquica de la inteligencia, y americanos con una visión más anárquica de la misma. Este autor establece una distinción entre inteligencia "Fluida" y "Cristalizada". La inteligencia fluida dependería de la capacidad para adaptarse a una nueva situación o problema, siendo relativamente independiente de la educación y la experiencia, alcanzado su tope a la edad de 14-15 años, cuando ha terminado de madurar el cerebro. Se ha hipotetizado que esta es más, también, heredable que la cristalizada. Los tests de razonamiento constituyen buenos índices de la inteligencia fluida.

En la inteligencia cristalizada, el desempeño cognoscitivo es el resultado de los efectos acumulativos del aprendizaje temprano, y surge cuando la inteligencia fluida se mezcla con la "inteligencia de la cultura", crece con la experiencia de la persona y la educación, y se desarrolla

entre las edades de 20-28 años. Los tests con alto contenido verbal (P.M.A.-Verbal, S.E.T.-Verbal, etc...) son más indicativos de la inteligencia cristalizada.

En la teoría de Cattell la inteligencia general, G, es considerada como la fuente general de todas las capacidades. Dicha inteligencia general, a su vez, se subdivide en una inteligencia general fluida y por otra cristalizada que agrupan a las habilidades fluidas y cristalizadas, respectivamente

Paralelo al desarrollo teórico de la inteligencia, dentro de la psicometría, del que aquí hemos descritos sus hitos básicos, los tests se van a perfeccionar convirtiéndose en los instrumentos más empleados al menos en los países occidentales, para pronosticar la competencia de las personas en la escuela o en la industria. Este poder predictor de los tests justificaban, a su vez, su uso como criterio de selección.

De otro lado, y como ya hemos señalado, la investigación con los tests de inteligencia trajo consigo el aislamiento de un grupo de factores que explican, en considerable medida, el comportamiento "inteligente". De entre estos los más importantes son la inteligencia general, la aptitud verbal y la aptitud espacial. Esta diferenciación aptitudinal ha permitido mejorar los pronósticos que se hacen a través de los tests. En este

sentido se consideran buenos predictores del éxito escolar global, los tests verbales, los de inteligencia general y el cociente intelectual obtenido a través de distintos tipos de tests. Para áreas específicas como las matemáticas o profesiones como la ingeniería, son buenos instrumentos predictivos los tests espaciales (Smith, 1964; Maccoby y Jacklin, 1974; Burnett y Lane, 1980).

El empleo de tests de inteligencia ha favorecido, también, la investigación de relaciones entre ciertas variables diferenciales y el rendimiento "inteligente". Nos referimos a variables como la edad, el sexo, el nivel socioeconómico, etc. En esta línea se ha demostrado por ejemplo, que con el incremento de la edad (de niñez a edad adulta) se diversifican los tipos de aptitudes empleados en la ejecución de las tareas (Garret, 1938).

Dado que nuestra investigación trata de las relaciones entre las aptitudes y el rendimiento académico, seguidamente expondremos las distintas aptitudes que vamos a considerar en nuestra investigación. A continuación, en otro apartado, describiremos los niveles de análisis, entre aptitudes y rendimiento, que vamos a considerar. En consonancia con dichos niveles reseñamos, en otro apartado adicional, un cuadro sinóptico, que resume las características de cada aptitud, así como las relaciones, en los distintos niveles considerado, de dichas aptitudes con

el rendimiento académico. Con este último apartado consideraremos por finalizada nuestra introducción conceptual a la investigación.

CAPITULO 2

NIVELES DE ANALISIS TEORICOS Y EMPIRICOS

DE LAS RELACIONES ENTRE LAS VARIABLES ESTUDIADAS

A.-Efectos directos de las distintas aptitudes sobre el rendimiento académico, tomando como índices de rendimiento académico las notas escolares, por una parte, y pruebas objetivas de rendimiento, por otra. Con esta separación se pretende comprobar si, efectivamente, la asociación de la aptitud con el rendimiento es mayor cuando se mide a través de pruebas objetivas, como observó Carabaña (1978), en estudios realizados con muestras nacionales.

B.-Matización de los efectos directos de las aptitudes sobre el rendimiento académico, considerando ciertas variables diferenciales que inciden sobre las aptitudes y, también, sobre el rendimiento académico. Nos referimos a variables como el sexo, el estatus

socioeconómico, y el tipo de habitat en que está localizado el centro (rural, urbano), etc. También, nos referimos a variables relativas a las actitudes ante el estudio (variables motivacionales, de ansiedad, etc.).

C.-Análisis modulacional (Pelechano, 1975, 1977; Carabaña, 1978) de las relaciones entre aptitudes y rendimiento académico. La necesidad de este tipo de análisis se apoya en la idea de que la relación entre las variables puede estar modulada por una cualquiera de ellas o por una tercera (Pelechano, 1977). Es decir, dicha relación se modificaría en función de la variación de la hipotética variable moduladora.

Desde esta perspectiva, sería interesante comprobar si las asociaciones encontradas entre ciertas aptitudes y el rendimiento académico varían según los sujetos sean de estatus económicos altos o bajos, por ejemplo. Las variables que, en principio vamos a considerar son las siguientes: estatus socioeconómico, sexo, inteligencia general, tipo de centro (rural, urbano). El efecto modulador de las tres primeras las iremos comentando dentro de los apartados dedicados a cada aptitud. En cuanto al tipo de centro, autores como Carabaña (1978), han puesto de manifiesto que, dado que los patrones evaluativos se ajustan, al menos a las muestras nacionales, al tipo de

población que accede al centro (nivel culturales, estatus, etc.), el tipo de habitat debe modular, de alguna manera, la relación entre aptitudes y rendimiento.

CAPITULO 3

RELACIONES ENTRE APTITUDES Y RENDIMIENTO ACADEMICO

3.1 APTITUDES A CONSIDERAR EN NUESTRO ESTUDIO

A.-Inteligencia General.

B.-Aptitud Verbal.

C.-Aptitud Espacial y Razonamiento Mecánico.

D.-Aptitud Numérica.

3.2 LA INTELIGENCIA GENERAL

3.2.1 Naturaleza.

Desde que Spearman (1927), a través de análisis factorial, consolidó la evidencia acerca de su existencia se le considera como una habilidad cognitiva general comprometida en todas las áreas complejas de rendimiento. Aunque su naturaleza es, aún, una cuestión polémica, se

considera (Jensen, 1973, 80; Cattell, 1971) que los tests de razonamiento general constituyen buenos índices de la misma. Sin embargo, a nivel predictivo, son los Índices Aptitudinales Compuestos, que agrupan a varias puntuaciones aptitudinales y que se suelen reflejar en un C.I., los mejores indicadores de la inteligencia general.

3.2.2 El Influjo De Las Variables Diferenciales Y Ambientales Sobre La Inteligencia General.

a.- La mayoría de los estudios coinciden en que el sexo no afecta en ningún sentido a la inteligencia general.

b.- Con respecto a la edad, la mayoría de las investigaciones coinciden en señalar que, con la edad, la importancia de la inteligencia general disminuye dado que la inteligencia humana se diversifica en el desarrollo evolutivo, como puso en evidencia Garret (1938).

c.- Con respecto a variables como el estatus socioeconómico y otras variables como el habitat (rural, urbano), y cultura, las distintas investigaciones coinciden en señalarla como asociada a la inteligencia general (Jensen, 1980; Carroll, 1982). Sin embargo, son muchos los autores que defienden que la mencionada inteligencia es independiente de los beneficios culturales y sociales y es, por tanto, básicamente heredada. De entre estos, destacan Jensen (1973, 80) y Cattell (1971). Se trataría, según

Cattell, de una aptitud, de carácter fluido, cuyo influjo se mostraría, en conjunción con las aportaciones educativas, en las denominadas aptitudes cristalizadas. Por ello, en ciertos índices de inteligencia general, como los índices aptitudinales compuestos tipo C.I., se confunde el efecto de esta inteligencia fluida, con su "cristalización" en ciertas aptitudes que conforman dichos índices

3.2.3 La Inteligencia General Como Variable Predictora Del Rendimiento Académico.

Areas de rendimiento académico sobre las que incide:

El rendimiento escolar global. Es decir, este tipo de inteligencia explicaría una cantidad de varianza sobre el rendimiento académico global, independiente del explicado por la aptitud verbal, la espacial u otras aptitudes más específicas (Revisión de Jensen, 1980).

Es de nuestro interés estudiar la modulación ejercida por el estatus socioeconómico, el sexo y el tipo de habitat fundamentalmente, con respecto a las asociaciones encontradas entre la inteligencia general y las diversas áreas de rendimiento académico estudiadas. De otro lado, y siguiendo a Carabaña (1978) y a Pelechano (1975), la inteligencia general es, a su vez, una variable con un importante poder modulador en el rendimiento. Se ha encontrado, a este respecto, que las relaciones entre

ciertas variables, por ejemplo motivacionales, y el rendimiento académico varían según los sujetos posean un C.I. alto o bajo (Carabaña, 1978)

3.3 APTITUDES VERBALES

3.3.1 Naturaleza.

A lo largo de la tradición sobre el estudio de la estructura de la inteligencia han aparecido dos factores verbales básicos. Nos referimos a la Fluidez Verbal y a la Comprensión Verbal.

El factor de Fluidez Verbal fue el primero de los factores en ser identificado, y ha sido definido como la "facilidad para producir palabras aisladas que contengan una o más restricciones estructurales, esencialmente fonética, sin referencia al significado de las palabras" (Ekstrom y col. 1976).

El factor de Comprensión verbal, el otro, representa la capacidad para comprender el significado de las palabras, dándonos información de la riqueza de vocabulario de una persona.

Ambos factores se miden con pruebas como identificación de palabras de igual significado, de una

serie presentada, para la comprensión verbal o escribir en un tiempo determinado el mayor número de palabras que empiecen por una letra determinada para la fluidez verbal (Hernández, 1984).

3.3.2 Influjo De Las Variables Diferenciales Y Ambientales Sobre Las Aptitudes Verbales.

a.- Sexo. El amplio campo de investigaciones que tiene como objeto de estudio el papel del sexo en las aptitudes verbales, ha sugerido que las niñas son, en general, superiores en aptitudes verbales a los niños, aunque esta diferencia va disminuyendo con la edad (Harris, 1978, a; Maccoby, 1966; Maccoby y Jacklin, 1974)

En este contexto, podemos citar, como ejemplo, el temprano estudio de Mc Carthy (1930), donde se encontró que el porcentaje medio de respuestas verbales comprensibles era, a los 18 meses de edad cronológica, de 14 para los niños y de 38 para las niñas. En un sentido similar Heraberg y Lapkin (1954) y Hobson (1947) encontraron diferencias significativas a favor de las niñas en el factor de Fluidez Verbal.

Sin embargo, en otras investigaciones más recientes, como la de Rodríguez Espinar (1982), no se han encontrado diferencias significativas entre los varones y hembras, a lo largo de los 3 cursos de la segunda etapa de EGB. al menos

empleando la prueba verbal del DAT-VR.

En otra investigación, la patrocinada por el INCIE (1976), con una muestra de sexto y séptimo de EGB., no se encontraron, tampoco, diferencias significativas, siendo evaluada la habilidad verbal a través del PMA de Thurstone.

b.- Edad: Por la naturaleza de las aptitudes verbales que representan, según Horn (1977), el aprendizaje intencional escolar, y siguiendo la diferencia que hace Cattell entre inteligencia fluida y cristalizada, donde esta última se considera que esta determinada por la práctica directa y el entrenamiento previo, la edad está influyendo de manera importante en el desarrollo de esta aptitud. La aptitud verbal, pues, se incrementa con la edad, dado que se trata de una aptitud cristalizada (Horn, 1977; Cattell, 1971).

Horn y Cattell (1966) han realizado un de los mejores estudios, en relación con el crecimiento continuado de las aptitudes cristalizadas con la edad. Definieron una puntuación de inteligencia fluida e inteligencia cristalizada para un grupo de tests de habilidades primarias (French, 1963). Los cambios "cross sectional", en sus puntuaciones compuestas de inteligencia fluida y cristalizada, indican un claro aumento de la inteligencia cristalizada en el período que va desde la juventud hasta los adultos viejos (Brody, Brody, 1976).

c.- Estatus Socioeconómico: Entendiendo que el estatus socioeconómico conlleva una serie de características ambientales en relación directa con el desarrollo de aptitudes verbales como son: interés por la lectura, inquietud por cuestiones culturales, actitud educativa que facilita y motiva las inquietudes intelectuales del niño etc, se ha comprobado que los estatus socioeconómicos elevados van acompañado de un mayor desarrollo de las aptitudes verbales (Jensen, 1980; Carroll, 1980).

En esta misma línea, Bernstein (1961), afirma que las personas de clase baja están más o menos restringidas a un lenguaje casi limitado al simple intercambio social, dentro de una comunidad de valores y significados comunes tácitos. La mera expresividad cultural verbal que se deriva del ambiente cultural asociado a este tipo de estatus, no favorece, sin duda, el desarrollo de la habilidad verbal.

3.3.3 La Habilidad Verbal Como Variable Predictora Del Rendimiento Académico.

-Áreas de rendimiento sobre las que incide:

De entre las aptitudes, la verbal es considerada, generalmente, como el más poderosos predictor de la totalidad del rendimiento académico (Revisión en Jensen, 1980). La aptitud verbal, por un lado, implica una buena comprensión de la información transmitida oralmente, y está

asociada , por ello, al éxito escolar global. En este mismo sentido, el proceso educativo, y los contenidos del mismo, le dan a la aptitud verbal un papel muy importante, lo que contribuye, también, a incrementar su poder predictor (Horn, 1977; Cattell, 1971; Jensen, 1980).

Entre otros muchos estudios, y a nivel nacional, los del INCIE (1976) y Pelechano (1977), muestran que la aptitud verbal era, efectivamente, el mejor predictor general. Este poder predictor aumentaba, además, en aquellas áreas que, de manera más específica, demandan el dominio de estas habilidades (Hernández, 1984).

-Relaciones modulacionales.

De acuerdo con lo expuesto previamente, es de nuestro interés comprobar la modulación ejercida por variables como el estatus socioeconómico y el tipo de habitat (rural, urbano) sobre la relación predictiva entre la aptitud verbal y el rendimiento académico.

3.4 APTITUD ESPACIAL Y RAZONAMIENTO MECANICO

No comentaremos especialmente, en este apartado, la aptitud mecánica por estar estrechamente vinculada a la habilidad espacial. Hemos preferido, a este respecto, tratar la habilidad espacial por considerarla más pura; es decir, menos comprometida con actividades concretas, como si

ocurre con lamecánica.

3.4.1 Naturaleza.

Existen dos tipos básicos de aptitud.

A.-Visualización espacial: habilidad para imaginar rotaciones de objetos o de sus partes en tres dimensiones espaciales.

Orientación espacial: habilidad para reconocer la identidad de un objeto cuando se le ve desde diferentes ángulos.

El test de rotación de figuras macizas, empleado en nuestra investigación para medir la habilidad espacial, es, en concreto, un test de visualización espacial.

3.4.2 Influjo De Las Variables Diferenciales.

a.-Sexo: Mucha y extensa es la literatura científica que demuestra la existencia de marcadas diferencias en función del sexo en las habilidades espaciales de Orientación y Visualización espacial. Se ha encontrado, a este respecto, que los varones son superiores en tales habilidades (Hobson, 1947; Anastasi, 1968, Harris, 1978, Maccob y Jacklin, 1974; McGee, 1978).

b.- Con la edad la aptitud espacial cambia, como

muestra Prieto (1977), comprobándose un cambio en la estructura de la actitud espacial a los 16 años, asimilándose ésta a la encontrada en adultos.

Con la edad, además, las diferencias de sexo en habilidad espacial se acentúan.

c.- Nivel socioeconómico. Parece ser que en la habilidad espacial, como aptitud fluida, y por tanto escasamente influenciada por el vagaje cultural, no se encuentran diferencias entre las distintas clases sociales.

3.4.3 La Aptitud Espacial Como Predictora Del Rendimiento Académico.

-Áreas de rendimiento sobre las que incide: son fundamentalmente las matemáticas y el dibujo técnico y, en general, aquellas áreas que poseen altos contenidos espaciales (Smith, 1964; Maccoby y Jacklin, 1974; Burnet y Lane, 1980).

-Relaciones modulacionales.

La relación habilidad espacial-rendimiento en matemáticas está relacionada por el sexo. En este sentido, son muchos los autores que han encontrado que los varones son superiores en matemáticas (Anastasi, 1958; Buffery y Gray, 1972; Harris, 1978; Maccoby y Jacklin, 1974). Estas diferencias están acentuadas en tareas que requieren el

manejo de medidas y proporciones y altos componentes espaciales (Sherman, 1979; Fennema, 1980). Son muchos, también, los investigadores que han asociado la superioridad de los varones en matemáticas, a su mayor habilidad espacial (Maccoby y Jacklin, 1974; Burnet y Lane, 1980; Cooper y Regan, 1982) aunque la evidencia, al respecto, no es concluyente.

En este sentido, nos interesa conocer si el poder predictor de la habilidad espacial sobre el rendimiento en matemáticas, y en las otras áreas de rendimiento académico, sería en función del sexo. También, como en el caso de las otras aptitudes, deseamos conocer el efecto modulador del tipo de habitat, del estatus y del C.I. sobre la relación aptitudes-rendimiento académico.

3.5 APTITUD NUMERICA

3.5.1 Naturaleza.

Se ha definido como la "habilidad para hacer operaciones aritméticas elementales" (Pawlik, 1966).

Royce (1973) considera que el factor Numérico se combina con el factor de Velocidad Perceptiva para producir un factor de segundo orden de "Velocidad Intelectual". Werdelin y Stjernberg (1971) considera que el factor numérico es una parte de un "proceso automatizado" que

incorpora también al factor de Velocidad Perceptiva, y que opera sobre materiales sobreaprendidos.

Para Krutetski (1976) el factor numérico no es un factor que determine por si mismo la aptitud para el razonamiento matemático, Para ello debería ir unido a factores espaciales de orientación y visualización.

3.5.2 Influjo De Las Variables Diferenciales.

En suma, el factor numérico no parece ser una aptitud tan pura como la espacial, aunque su importancia como predictor hace censurable su no inclusión en cualquier investigación que estudie la relación predictiva aptitudes-rendimiento.

a.- Sexo: En la literatura psicométrica se ha encontrado, de modo consistente, que las niñas aprenden a contar antes que los niños (Maccoby, 1966). Sin embargo, no hay diferencias sexuales claras en la habilidad para las operaciones aritméticas, en los primeros años. A partir de la enseñanza secundaria, y en adelante, comienza a darse diferencias sustanciales a favor de los varones (Maccoby, 1966).

b.- Edad: Dado que la aptitud numérica es una aptitud "cristalizada" es, obvio que se incrementa con la edad, como predicen, consistentemente, las investigaciones

relativas al tema

c.- Nivel Socioeconómico: Si tenemos en cuenta el carácter cristalizado de esta aptitud, es de esperar que exista una asociación entre el nivel socioeconómico y esta.

3.5.3 La Aptitud Numérica Como Predictora Del Rendimiento Académico.

Esta habilidad parece estar comprometida de forma importante en el rendimiento académico. Muchos investigadores coinciden en señalarlo como el predictor más importante, después del C.I. y de la aptitud verbal. Incluso en la investigación de Fuertes (1983), esta aptitud supero a la verbal en cuanto a su poder predictor del rendimiento académico.

CAPITULO 4
FASE EXPERIMENTAL

4.1 OBJETIVO DEL TRABAJO

El objetivo del presente trabajo va dirigido a conocer el valor predictivo que tienen las medidas psicométricas de las aptitudes, en especial las de habilidad espacial, verbal y la de inteligencia general en el Rendimiento Académico. Hemos de tener en cuenta, a este respecto, que las aptitudes que vamos a considerar son: aptitud espacial, numérica, mecánica, razonamiento, verbal y aptitud general.

Por otro lado, también destacamos el hecho de que el Rendimiento Académico nos viene expresado en dos tipos de medidas. Por una parte, las notas escolares, que son las calificaciones que los alumnos han recibido por sus profesores en el último curso terminado (8 E.G.B.). Por otra parte, las pruebas objetivas, que constituyen medidas del rendimiento académico independientes de las notas. De entre estas se distinguen las que corresponden a la medición de objetivos más generales: Matemáticas Cálculo (MTCAL), Matemáticas Aplicada (MTAPL), Ortografía (ORTOG), y Comprensión Lectora (COMLEC). Y las que corresponden a objetivos más específicos: Francés, Inglés, Lengua Castellana (LENCAST), Educación Física (EDUCFI), Ciencias

Experimentales (CIENEX), Ciencias Sociales (CIENSO), Matemáticas (MATE), Tecnología (TECNO), Plástica (PLAST), Convivencia (CONVI), y Música (MUSI).

Para investigar el influjo de las aptitudes sobre el rendimiento académico efectuamos diversos análisis estadísticos y descriptivos agrupados en niveles, secuenciados jerárquicamente.

En este contexto, realizaremos en primer lugar, una descripción de la muestra utilizada. Seguidamente comentaremos los resultados obtenidos a través de una matriz correlacional que incluye todas las variables que es necesario considerar. Mediante el análisis de dicha matriz seleccionaremos las variables predictoras significativas. Para ello nos fijaremos en su asociación con las pruebas objetivas y notas escolares (variables criterio), así como las variables aptitudinales que son las variables predictoras que se nos ha encomendado a investigar.

Una vez seleccionadas las variables predictoras, estudiaremos la estructura factorial de las variables criterio. Nos interesa, a este respecto, saber si contamos con una gran variable general de rendimiento o si por el contrario notas escolares y pruebas objetivas constituyen medidas independientes. El tipo de análisis factorial a realizar será ortogonal con corte en 1 respecto al criterio.

Una vez seleccionadas las variables predictoras y criterios realizaremos los análisis referidos al papel de las aptitudes y al rendimiento académico. En este nivel, distinguiremos una primera fase de análisis, en la que investigaremos las asociaciones directas de las aptitudes con el rendimiento académico, a partir de una serie de hipótesis previas, apoyadas en nuestro marco teórico. Para ello emplearemos análisis de regresión. Después de esta primera fase, investigaremos la asociación de las aptitudes con otras variables diferenciales, como el sexo o las variables socioeconómicas. Además de estudiar esta relación eliminaremos el posible influjo de estas variables en la relación aptitud-rendimiento académico.

Una tercera fase trata de llevar a cabo un análisis modulacional (Pelechano, 1972, 75, 77; Carabaña, 1978). Para ello, en primer lugar, exponemos una serie de hipótesis sobre el efecto modulador de determinadas variables de acuerdo con nuestro marco teórico. Seguidamente, intentaremos comprobar cada una de estas hipótesis.

4.2 DESCRIPCION DEL MATERIAL

4.2.1 PRUEBAS APTITUDINALES

APESP2

ROTACION DE FIGURAS MACIZAS

Este tests ha sido reelaborado por el Dr. Yela y cols. (1967) a partir del "Solid Figures" de Thurstone. La composicion factorial presenta un peso exclusivo sobre un factor de visualizacion. Thurstone (1950), lo denominó con el simbolo "S1" y lo definió como la "habilidad para reconocer la identidad de un objeto rígido desde diferentes ángulos o sea, cuando se mueve en distintas posiciones. El Dr. Yela y cols. lo denominaron "visualización estática" que es la aptitud para reconocer e interpretar objetos que cambian de posición en el espacio pero mantienen su estructura interna.

El objetivo de este instrumento es apreciar la capacidad para visualizar y presentar objetos tridimensionales e identificar bloques colocados en distintas formas. La utilización de esta prueba en la orientación y selección profesional es útil en tareas que implican comprensión y aplicación de principios técnicos espaciales, en las que se exigen resolver problemas

prácticos mediante la representación imaginativa de objetos que se mueven en el espacio y que cambian de aspecto y en todas aquellas tareas que se manipulen objetos.

En el tests los sujetos han de solucionar 21 posibles cuestiones. Cada cuestión consta de una figura tridimensional estándar y de cinco figuras tridimensionales rotadas de las cuales sola una coincide con la estándar.

El tiempo de duración de la prueba es de 5 minutos.

Este instrumento se ha utilizado para cuantificar la variable de visualización espacial.

APTES2

TESTS DE APTITUDES ESCOLARES

Los autores originales de esta prueba fueron L.L. Thurstone y T.G. Thurstone y fue adaptada a la población española por la Sección de Estudio de Tests de Técnicos especialistas Asociados (1974).

El propósito de este tests va dirigido a la evaluación de las "aptitudes para las tareas escolares" y por tanto a estimar una predicción de éxito y aprovechamiento de los alumnos en la relación enseñanza-aprendizaje.

El tests está estructurado en varios niveles, en la actual muestra se utilizó el nivel 3. Este está compuesto por las pruebas Razonamiento, Cálculo Numérico y Verbal, cuya combinación, la puntuación total (APTES2), se transforma en un coeficiente intelectual. Se sugiere que estas medidas de la inteligencia sean consideradas más como ratios aptitudinales escolares que como índice puramente intelectuales. Esto se debe a que se han utilizado sólo aquellas pruebas que correlacionan sustancialmente con tareas escolares.

El tiempo de duración de la prueba es de 42 minutos.

DAT-RMB2

TESTS DE RAZONAMIENTO MECANICO

En el año 1974 es adaptada a la población española el Tests de Aptitudes Diferenciales (DAT). Sus autores originales fueron Bennett R.G., Seashore G.H., y Wesman G.A.

El tests de Razonamiento Mecánico aprecia la comprensión de principios físicos y mecánicos en las situaciones de la vida ordinaria.

Este tests resulta útil para determinar la aptitud para aquellas ocupaciones donde es necesario captar y utilizar los principios físicos-mecánicos. Igualmente,

predice el éxito académico en el campo de las ciencias físicas, estudios técnicos o cursos de perfeccionamiento mecánico.

La duración del tests es de 30 minutos.

4.2.2 PRUEBAS OBJETIVAS GENERALES.

MTCAL2

MATEMATICAS CALCULO

La prueba de Cálculo consta de 30 problemas directamente relacionados con los contenidos académicos propios de la enseñanza de matemáticas. Dichos problemas consisten en cálculos diversos, que van desde operaciones aritméticas a ecuaciones, que se plantean al sujeto de forma directa.

La duración de la prueba fue de 30 minutos.

MTAPL2

MATEMATICAS APLICADAS

La prueba de Aplicaciones consta de 15 problemas, también relacionados con los contenidos académicos propios de la enseñanza de matemáticas. Dichos problemas exigen, igualmente, la realización de cálculos. Pero en este caso los cálculos son un medio para la resolución de un planteamiento previo. Este planteamiento exige al sujeto no sólo el conocimiento de las operaciones sino, también, de las situaciones en que estos se deben de aplicar

La duración de la prueba fue de 20 minutos.

ORTOG2**ORTOGRAFIA**

La prueba de ortografía consta de 44 palabras. Esta palabras serán dadas oralmente y los sujetos han de escribirlas. Con ello se trata de medir el grado de conocimiento que tienen sobre el correcto uso de estos términos.

La duración de la prueba es de 8 minutos.

COMLEC2**COMPRESION LECTORA**

A través de la prueba de Comprensión Lectora se trata de evaluar la facilidad para comprender e interpretar

los distintos aspectos formales y de fondo de un texto.

La duración de la prueba es de 25 minutos.

4.2.3 PRUEBAS OBJETIVAS ESPECIFICAS.

Estas pruebas van destinadas a medir conocimientos relativos a las distintas áreas de rendimiento académico. Concretamente, las pruebas utilizadas son: lengua castellana, educación física, ciencias sociales, ciencias experimentales, matemáticas, convivencia, tecnología, plástica, música, francés e inglés.

Se encuentra, si se desea inspeccionar , en el anexo.

4.3 PROCEDIMIENTO

El procedimiento seguido por los investigadores se presenta en el apéndice.

4.4 MUESTRA

-PERFIL DEMOGRAFICO-ESCOLAR-

La presente investigación ha sido realizada sobre una muestra de 11.844 alumnos de la población nacional. En dicha investigación se aplicó a la muestra tratada diversas pruebas objetivas, tests y un amplio cuestionario, de manera que la información recogida, en cuanto al número y tipo de variables consideradas, podemos estimarla como bastante completa.

Del total de alumnos encuestados (cuadro 1), el 38.8% estudian el primer curso del primer ciclo de Formación Profesional (F.P.); el 40.4% estudian el primer curso de B.U.P. y el 19% estudian el primer curso de Enseñanzas Experimentales (E.E.).

TIPO DE ESTUDIOS	N	%
FORMACION PROFESIONAL	4596	38.8
B.U.P.	4788	40.4
ENSEÑANZA EXPERIMENTAL	2255	19.0
OTROS	11	0.1
NO CONTESTA	194	1.6
TOTAL	11844	100.0

CUADRO 1.-Tabla de frecuencias y porcentajes según el tipo de estudios que realizan.

De estos, 6771 son varones, que vienen a representar el 58.1% de la muestra, y 4882 son hembras que equivalen al 41.9% de la muestra (vease cuadro 2).

SEXO	N	%
VARONES	6.771	58.1
HEMBRAS	4.882	41.9
NO CONTESTA	191	1.6
TOTAL	11.844	100.0

CUADRO 2.- Tabla de frecuencias y porcentajes según el sexo.

En este y en otros cuadros posteriores a pesar de que existen mortandad experimental, clasificados por nosotros como "NO CONTESTA", su incidencia es escasa por lo que no los comentaremos.

EDAD	N	%
12 años	32	0.3
13 "	646	5.5
14 "	6.564	55.4
15 "	2.860	24.
16 "	1.117	9.4
17 "	237	2.0
MAS DE 17	148	1.4
NO CONTESTA	240	2.0
TOTAL	11.844	100.0

CUADRO 3.- Tabla de frecuencias y porcentajes según la edad.

En el cuadro 3 se recogen los estadísticos básicos referente a la edad de la muestra sondeada. En el observamos que el rango va desde menos 12 años hasta más de

17 años, con una media de 14 años y una moda de 14 años.

	N	%
PUBLICO	8.074	68.2
PRIVADO, SEGLAR, SUBVENCIONADO	1.234	10.4
PRIVADO, SEGLAR, NO SUBVENCIONADO	477	4.0
PRIVADO, RELIGIOSO, SUBVENCIONADO	1.449	12.2
PRIVADO, RELIGIOSO, NO SUBVENCIONADO	400	3.4
OTROS	32	0.3
NO CONTESTA	178	1.5
TOTAL	11.844	100.0

CUADRO 4.- Tabla de frecuencias y porcentajes según el tipo de centros.

En el cuadro 4 queda representado el número y la frecuencia de alumnos dependiendo del tipo de centro escolar al que asiste el alumno. El dato más relevante, es el alto porcentaje de alumnos (68.2%) que asiste a los centros públicos, frente al 30% de los alumnos que se encuadran en la enseñanza privada, bien seculares o religiosos, subvencionados o no subvencionados.

En el cuadro 5 se recogen el número y el porcentaje de alumnos de la población escolar según la autonomía de pertenencia.

AUTONOMIAS	N	%	AUTONOMIAS	N	%
ANDALUCIA	1.841	15.5	EXTREMADURA	507	4.3
ARAGON	463	3.9	GALICIA	860	7.3
ASTURIAS	391	3.3	LA RIOJA	91	0.8
BALEARES	199	1.7	MADRID	1.627	13.7
CATALUNA	1.222	10.3	MURCIA	357	3.0
CANARIAS	841	7.1	NAVARRA	177	1.5
CANTABRIA	176	1.5	PAIS VASCO	2	0.0
CASTILLA-LEON	1.090	9.2	PAIS VALENCIA	1.105	9.3
CASTILLA-MANCHA	719	6.1	NO CONTESTA	176	1.5
TOTAL				11.844	100.0

CUADRO 5. Tabla de frecuencias y porcentajes según la autonomía.

Ateniéndonos a los resultados expuesto en las tablas, podemos bosquejar, a modo grosso, el **perfil demográfico-escolar** de la muestra del siguiente modo: "Existe un alto porcentaje de alumnos que asisten a centros escolares públicos (68.2%), con una edad media de 14 años, siendo mayor el porcentaje de varones que de hembras. El porcentaje dependiendo del tipo de estudio es similar para el primero de B.U.P. (40.4%) que para el primer curso del primer ciclo de F.P. (38.8%). Por otro lado, y lógicamente el menor porcentaje de alumnos encuestado pertenece al primer curso de la Enseñanza Experimental (19%). Esto, se debe a la reciente implatación de este nuevo tipo de enseñanza por el Ministerio de Educación. En la actualidad es considerada como una alternativa en fase experimental y en todo caso sustitutorio del B.U.P.

-PERFIL SOCIOECONOMICO-

Para determinar el perfil socioeconómico de los alumnos se han recogido datos, a través de una encuesta, sobre el tipo de centro en que estudian, (cuadro 4), estudios realizados por el padre-madre, profesión padre-madre, situación laboral del padre. Pensamos que es importante tener presente estas variables, porque como la investigación psicométrica ha encontrado consistentemente (Carabaña, 1978), modulan la relación entre el rendimiento académico y las aptitudes sobre todo cuando se trata de aptitudes cristalizadas (Cattell, 1971) como la verbal.

En el cuadro 6 se recogen los datos perteneciente a los estudios del padre y de la madre. El dato más relevante es el moderado bajo nivel académico tanto del padre como de la madre. Así, tenemos que un 30.2% de los padres y un 36.5% de las madres poseen un nivel académico bajo. Por otro lado, un 40.3% de los padres y un 41.9% de las madres estarían encuadradas dentro de un nivel medio. Dentro del nivel académico alto, encontramos situado sólo a un 6.9% de los padres y un 3.1% de las madres.

Para un alto porcentaje, tanto de padres (22.5%) como de madres (18.%), no pueden ser definida su categoría según su nivel académico.

ESTUDIOS DEL	PADRE		MADRE	
	N	%	N	%
ANALFABETO O SIN ESTUDIOS	443	3.7	627	5.3
ESTUDIOS PRIMARIOS INCOMPLETOS	3.144	26.5	3.691	31.2
ESTUDIOS PRIMARIOS COMPLETOS	3.748	31.6	4.267	36.0
BACHILLERATO ELEMENTAL, F.P. 1	412	3.5	309	2.6
BACHILLERATO SUPERIOS, F.P.2.	612	5.2	393	3.3
INGENIERO TECNICO, ARQUITECTO				
TECNICO, DIPLOMADO EGB. O SIMILAR	440	3.7	262	2.2
LICENCIADO, INGENIERO, TECNICO O				
SIMILAR	379	3.2	102	0.9
OTROS	257	2.2	249	2.1
NO SABE	1.948	16.4	1.516	12.8
NO CONTESTA	461	3.9	428	3.6
TOTAL	11.844	100.0	11.844	100.0

CUADRO 6.- Tabla de frecuencias y porcentajes según los estudios realizados por el padre.

En el cuadro 7, se refleja la situación laboral del padre y de la madre. El 79.9% de los padres trabajan, el 6.6% está en paro, el 3,0% está jubilado y aproximadamente a un 10.0% no se le puede definir su situación laboral. El perfil laboral de las madres queda marcadamente definido por el alto porcentaje (77.3%) que desarrollan actividades domésticas propias. Sólo un 16.3% trabajan, quedando un 5.5% sin definir su situación laboral. Un insignificante 0.3% de ellas se encuentran en "paro".

SITUACION LABORAL	DEL PADRE		DE LA MADRE	
	N	%	N	%
TRABAJANDO	9.465	79.9	1.934	16.3
PARADO	785	6.6	78	0.7
JUBILADO	407	3.4	37	0.3
OTRA	330	2.8	149	1.3
AMA DE CASA	-	0.0	9.156	77.3
NO SABE	141	1.2	33	0.3
NO CONTESTA	716	6.0	457	3.9
TOTAL	11.844	100.0	11.844	100.0

CUADRO 7.-Distribución de frecuencias según la ocupación laboral del padre y de la madre.

Creemos que es probable que el 10% de los padres, que no han sido clasificados laboralmente por los encuestados, pertenecen a la categoría de "parado". De esta forma, se daría una distribución que se ajustaría más a la realidad nacional. Este menor índice de padres parados, en la muestra de estudiante de primer curso de enseñanzas medias, es un reflejo de la conocida selectividad socioeconómica que acompaña al desarrollo educativo (Carabaña, 1978). No olvidemos, a este respecto, que BUP. no es una etapa de enseñanza obligatoria.

A través de estos datos se hace evidente que al rellenar los cuestionarios muchos niños no entienden, adecuadamente, las instrucciones, produciendo esto, en muchas ocasiones, información distorsionada. No obstante, esto no afecta significativamente, la validez de nuestra investigación.

En el cuadro 8, se exponen los resultados referentes al estilo laboral del padre. Se constata que el 36% de los padres trabajan por cuenta ajena y de modo fijo, el 2.6% trabajan por cuenta ajena y de forma eventual. El 31.2% trabajan por cuenta propia pero carecen de empleados. Sólo el 5.3% tienen empleados en sus propios negocios. El 24.9% de la muestra no supo clasificar o bien no contestaron.

ESTILO LABORAL PADRES	N	%
TRABAJAN POR CUENTA PROPIA CON EMPLEADOS	627	5.3%
TRABAJAN POR CUENTA PROPIA SIN EMPLEADOS	3691	31.2%
TRABAJAN POR CUENTA AJENA DE FORMA FIJA	4267	36.0%
TRABAJAN POR CUENTA AJENA DE FORMA EVENTUAL	309	2.6%
NO CONTESTARON	2950	24.95%
TOTAL	11844	100.0%

CUADRO 8.-Distribución de frecuencias según el estilo laboral del padre.

En el cuadro 9 se presenta la agrupación profesional de los padres, según el estatus (APROPS). Según la distribución de frecuencias, nos encontramos con un escaso número de sujetos que podrían pertenecer a un estatus socioeconómico alto. Agrupando las cuatro primeras categorías en "estatus alto" solo se encontramos 7.9% de la muestra total. El porcentaje de sujetos que pueden ser clasificados dentro de un "estatus medio" (quinto y sexto grupo) representan un 68.1% de la muestra total. Los sujetos, que pueden ser clasificado dentro del "estatus bajo", (solo grupo 7), presentan un porcentaje de 12.2%.

AGrupACION PROFESION DEL PADRE	N	%
1.-GRANDES EMPRESARIOS Y PROPIETARIOS, CUERPOS DE ELITES, CATEDRATICOS, POLITICOS.....	21	0.2
2.-ALTO PERSONAL DIRECTIVO, TECNICOS SUPERIORES Y PROFESIONALES DE LAS ARTES Y ESPECTACULO...	280	2.4
3.-CATEDRATICOS Y AGRAGEDOS DE EE.MM., PROFESORES TITULARES O ADJUNTOS, OFICIALES F. ARMADAS...	28	0.2
4.-MEDIANOS EMPRESARIOS, TECNICOS MEDIOS, MAESTROS DE EGB, MAESTRO DE TALLER.....	606	5.1
5.-PEQUENOS EMPRESARIOS, TECNICOS AYUDANTES ADMIN., SUPERVISORES Y PROFESORES PARTICULARES.....	2309	19.5
6.-COMISIONISTAS, VIAJANTES, DEPENDIENTES, OBREROS CUALIFICADOS, VENDEDORES, AUXILIARES ADM.....	5762	48.6
7.-PERSONAL SUBALTERNO, OBREROS SEMICUALIFICADOS Y SIN CUALIFICAR, JORNALEROS EVENTUALES.....	2151	18.2
8.-NO SABE	22	0.2
9.-NO CONTESTA.....	665	5.6
TOTAL	11844	100.0

CUADRO 9.-Distribución de frecuencias según agrupación profesión del padre.

A un nivel general, los aspecto socioeconómicos más destacados de nuestra muestra son los siguientes. Los padres muestran un nivel cultural, a juzgar por el nivel académico similar al de las madres. La situación laboral manifiesta un modelo de familia tradicional; es decir, los padres poseen en su mayoría empleos remunerados, al contrario de lo que ocurre con las madres, lo que implica que son el soporte económico familiar.

Con respecto al tipo de actividad laboral, encontramos que la mayoría de los padres son trabajadores por cuenta ajena, lo que se ajusta a la realidad nacional.

En suma, nuestra muestra, como representativa que es

a nivel nacional, se caracteriza por el predominio de familias con niveles culturales y económicos semi-bajos y medios.

4.5 SELECCION DE OTROS PREDICTORES DEL RENDIMIENTO ACADÉMICO Y DE LAS VARIABLES DIFERENCIALES ASOCIADAS CON LAS APTITUDES

Además, obviamente, de las variables aptitudinales, cuya investigación, en relación con el rendimiento académico, constituye nuestro objetivo, es necesario que consideremos otras variables predictoras asociadas, también, con el rendimiento académico. Asimismo, siguiendo la línea de trabajo delimitado en los "objetivos del trabajo", tendremos en cuenta las variables diferenciales, predictoras o no del rendimiento académico, especialmente asociadas con las aptitudes.

Este nivel de análisis nos va a permitir conocer, como ya indicamos, la incidencia de ciertas variables sobre las aptitudes y, a su vez, detectar su posible medición, en la relación aptitud rendimiento académico. El estudio detallado de estas interacciones será objeto de un análisis posterior, como hemos señalado anteriormente.

Dado el objeto de nuestro estudio, no vamos a inspeccionar todos los predictores potenciales. Tendremos en cuenta, a este respecto, las variables contextuales, referidas al centro, las actitudes ante el estudio, el sexo y la edad; es decir, sólo tendremos en cuenta, las variables que, de acuerdo, a la literatura experimental revisada, pueden afectar la relación aptitud-rendimiento.

Como la exposición de todas las asociaciones resultarían prolija, sólo reseñaremos las variables que consiguen una correlación igual o superior a .15 con aptitudes y, o, con rendimiento académico; es decir, que tengan una asociación (R^2) igual o superior a .0225.

Veamos, en este contexto, la siguiente tabla.

	TIPCFNT	SEXO	NOTIEN	NOMAT	NOCINA	NOCISO	NOTIEX	NOGLO	SILAPA	SILAMA
TIPCFNT	1.0000	-0.0391	-0.0616	-0.0631	-0.0733	-0.0344	-0.0322	-0.0535	0.0002	-0.0413
SEXO	-0.0391	1.0000	0.1953	0.0785	0.1036	0.0730	0.1779	0.1444	-0.0133	-0.0048
NOTIEN	-0.0616	0.1953	1.0000	0.6091	0.6332	0.6318	0.6481	0.7748	-0.0260	0.0035
NOMAT	-0.0631	0.0785	0.6091	1.0000	0.6524	0.5257	0.5292	0.7279	-0.0216	0.0163
NOCINA	-0.0733	0.1036	0.6332	0.6524	1.0000	0.6352	0.5470	0.7427	-0.0208	0.0001
NOCISO	-0.0344	0.0730	0.6318	0.5257	0.6352	1.0000	0.5427	0.7126	-0.0163	-0.0111
NOTIEX	-0.0322	0.1779	0.6481	0.5292	0.5470	0.5427	1.0000	0.6940	-0.0248	-0.0084
NOGLO	-0.0535	0.1444	0.7748	0.7279	0.7427	0.7126	0.6940	1.0000	-0.0179	0.0023
SILAPA	0.0002	-0.0133	-0.0260	-0.0216	-0.0208	-0.0163	-0.0248	-0.0179	1.0000	0.0474
SILAMA	-0.0413	-0.0048	0.0035	0.0163	0.0001	-0.0111	-0.0084	0.0023	0.0474	1.0000
PROFPA	0.0339	-0.0162	-0.0144	-0.0294	-0.0187	-0.0275	0.0007	-0.0158	0.0118	-0.0385
ESTIAP	-0.0151	0.0203	-0.0529	-0.0330	-0.0238	-0.0476	-0.0295	-0.0287	0.1712	0.0077
ESTPAD	0.1188	-0.0008	0.0006	0.0018	0.0016	-0.0020	0.0224	0.0236	0.0014	-0.0263
ESTMAD	0.1079	-0.0405	-0.0159	-0.0019	-0.0115	-0.0144	0.0004	0.0040	-0.0214	-0.0270
APROPS	-0.1871	0.0056	-0.0486	-0.0486	-0.0409	-0.0634	-0.0717	-0.0729	0.1130	0.0634
OPTOG2	-0.0067	0.2284	0.2622	0.1934	0.1998	0.1970	0.2577	0.2480	-0.0403	-0.0010
MTCAL2	0.0188	0.1002	0.3150	0.3989	0.2937	0.2674	0.2977	0.3425	-0.0565	-0.0011
NTAL2	-0.0160	-0.0488	0.2370	0.3284	0.2356	0.2132	0.2170	0.2709	-0.0329	-0.0073
COMLFC2	0.0029	0.1205	0.2408	0.1926	0.2028	0.2235	0.2105	0.2227	-0.0180	-0.0268
ANST2	0.0125	-0.0249	-0.0440	-0.0534	-0.0370	-0.0384	-0.0471	-0.0394	-0.0055	0.0069
QRSE2	0.0005	0.0463	0.0788	0.0700	0.0925	0.0717	0.0727	0.0925	-0.0095	0.0060
DEPRF2	0.0076	-0.0668	-0.2017	-0.1828	-0.1882	-0.1849	-0.1716	-0.2009	0.0057	-0.0009
DESOR2	0.0126	-0.1612	-0.1944	-0.1694	-0.1849	-0.1825	-0.1802	-0.1951	0.0129	0.0047
BAMOT2	0.0355	-0.1145	-0.1976	-0.1632	-0.1859	-0.1815	-0.1678	-0.1942	0.0131	-0.0156
SATRA2	-0.0195	0.0131	0.1397	0.1358	0.1595	0.1428	0.1217	0.1532	-0.0105	-0.0034
DATMRB2	0.0270	-0.4002	-0.0149	0.0876	0.0499	0.0282	-0.0210	0.0216	-0.0110	-0.0140
APESP2	0.0354	-0.2752	-0.0102	0.0728	0.0178	-0.0018	-0.0002	0.0110	-0.0005	-0.0081
FV2	0.0333	-0.0488	0.2212	0.1890	0.1981	0.2263	0.2029	0.2089	-0.0347	-0.0249
FR2	0.0708	0.0887	0.1641	0.2064	0.1180	0.1025	0.1587	0.1497	-0.0482	-0.0238
FN2	0.0309	-0.1705	0.1689	0.2675	0.1603	0.1515	0.1622	0.1898	-0.0218	-0.0065
APTES2	0.0601	-0.0406	0.2367	0.2763	0.2016	0.2037	0.2241	0.2333	-0.0443	-0.0250
FRANCES	-0.1188	0.2515	0.3975	0.3031	0.3162	0.3141	0.3696	0.3611	-0.0590	-0.0040
INGLES	0.1338	0.1337	0.3370	0.2903	0.2890	0.2930	0.3785	0.3532	-0.0716	-0.0486
LENCAS2	-0.0163	0.2414	0.3368	0.2865	0.2976	0.3014	0.2871	0.3175	-0.0276	-0.0024
EDUCFI	-0.0127	0.0825	0.2279	0.2191	0.2074	0.2155	0.2042	0.2216	-0.0498	-0.0141
CIENSO	-0.0148	0.1126	0.2570	0.2216	0.2334	0.2505	0.2180	0.2531	-0.0212	0.0141
CIENEX	-0.0177	-0.0265	0.2230	0.2394	0.2384	0.2262	0.1869	0.2400	-0.0306	-0.0002
MATE	-0.0099	0.0514	0.2692	0.2736	0.2540	0.2414	0.2349	0.2677	-0.0351	-0.0083
CONVI	-0.0420	0.0749	0.2275	0.1855	0.1988	0.2238	0.1888	0.2176	-0.0096	-0.0023
TECNO	-0.0403	-0.1313	0.1119	0.1609	0.1297	0.1194	0.0919	0.1332	-0.0167	0.0058
PLAST	-0.0071	0.0854	0.1698	0.1634	0.1633	0.1625	0.1508	0.1856	-0.0376	-0.0173
MUSI	-0.0194	0.1516	0.2888	0.2522	0.2585	0.2625	0.2486	0.2851	-0.0543	-0.0161

TABLA 1.- Matriz correlacional entre variables aptitudinales, variables diferenciales, variables de actitudes y variables criterioles (notas escolares y pruebas objetivas).

	PROFPA	ESTILAP	ESTPAD	ESTMAD	APROPS	ORIOG2	MTCAL2	MTAPL2	COMLEC2	ANST2
TIPCEN	0.0339	-0.0151	0.1188	0.1079	-0.1871	-0.0067	0.0188	-0.0160	0.0029	0.0125
SEXO	-0.0162	0.0203	-0.0008	-0.0405	0.0056	0.2284	0.1002	-0.0888	0.1205	-0.0249
NOTLEN	-0.0144	-0.0529	0.0006	-0.0159	-0.0486	0.2622	0.3150	0.2370	0.2408	-0.0440
NOMAT	-0.0294	-0.0330	0.0018	-0.0019	-0.0486	0.1934	0.3989	0.3284	0.1926	-0.0534
NOCINA	-0.0187	-0.0238	0.0016	-0.0115	-0.0409	0.1998	0.2937	0.2356	0.2028	-0.0370
NOCTSO	-0.0275	-0.0476	-0.0020	-0.0144	-0.0634	0.1970	0.2674	0.2132	0.2235	-0.0384
NOTIEX	0.0007	-0.0295	0.0224	0.0004	-0.0717	0.2577	0.2977	0.2170	0.2105	-0.0471
NOGLO	-0.0158	-0.0287	0.0236	0.0040	-0.0729	0.2480	0.3425	0.2709	0.2227	-0.0394
SILAPA	0.0118	0.1712	0.0014	-0.0214	0.1130	-0.0403	-0.0565	-0.0329	-0.0180	-0.0055
SILAMA	-0.0385	0.0077	-0.0263	-0.0270	0.0634	-0.0010	-0.0011	-0.0073	-0.0268	0.0069
PROFPA	1.0000	0.2116	0.1015	0.0535	-0.0506	0.0034	-0.0055	-0.0035	0.0391	-0.0058
ESTIAP	0.2116	1.0000	0.1321	0.0921	0.1843	-0.0306	-0.0694	-0.0539	-0.0355	-0.0059
ESTPAD	0.1015	0.1321	1.0000	0.7213	-0.3178	0.0362	0.0647	0.0420	0.0605	-0.0280
ESTMAD	0.0535	0.0921	0.7213	1.0000	-0.2210	0.0289	0.0486	0.0285	0.0241	-0.0294
APROPS	-0.0506	0.1843	-0.3178	-0.2210	1.0000	-0.0646	-0.1366	-0.1017	-0.1067	0.0250
CRTOG2	0.0034	-0.0306	0.0362	0.0289	-0.0646	1.0000	0.3550	0.2517	0.2912	-0.0663
MTCAL2	-0.0055	-0.0694	0.0647	0.0486	-0.1366	0.3550	1.0000	0.5940	0.4202	-0.1017
MTAPL2	-0.0035	-0.0539	0.0420	0.0285	-0.1017	0.2517	0.5940	1.0000	0.3834	-0.1160
COMLEC2	0.0391	-0.0355	0.0605	0.0241	-0.1067	0.2912	0.4202	0.3834	1.0000	-0.1385
ANST2	-0.0058	-0.0059	-0.0280	-0.0294	0.0250	-0.0663	-0.1017	-0.1160	-0.1385	1.0000
ORSE2	0.0059	-0.0008	-0.0148	-0.0223	0.0097	0.0312	0.0131	-0.0203	-0.0361	0.3647
DEPRE2	-0.0041	-0.0023	-0.0283	-0.0222	0.0361	-0.1429	-0.2059	-0.1679	-0.1708	0.4629
BESOR2	-0.0016	-0.0153	-0.0152	0.0043	-0.0058	-0.1150	-0.1424	-0.0854	-0.1126	0.3651
RAMOT2	0.0160	-0.0118	0.0091	-0.0015	-0.0304	-0.0958	-0.1333	-0.0861	-0.0718	0.3380
SATRA2	-0.0190	-0.0142	-0.0407	-0.0516	0.0125	0.0479	0.0750	0.0425	-0.0154	0.1137
DATMRP2	0.0000	-0.0586	0.0280	0.0222	-0.0752	0.0243	0.2299	0.3380	0.2250	-0.0543
APESP2	0.0274	-0.0167	0.0368	0.0274	-0.0555	0.0163	0.1745	0.2584	0.1297	-0.0516
FV2	0.0473	-0.0500	0.0457	0.0255	-0.1345	0.2353	0.3858	0.4201	0.4760	-0.1101
FR2	0.0234	-0.0396	0.0677	0.0512	-0.1247	0.2253	0.4403	0.4201	0.3853	-0.1201
FN2	0.0174	-0.0559	0.0328	0.0367	-0.0862	0.2169	0.4978	0.5708	0.3375	-0.1041
APTES2	0.0385	-0.0608	0.0657	0.0509	-0.1513	0.2914	0.5530	0.5846	0.5134	-0.1427
FRANCES	0.0305	-0.0485	0.0588	0.0044	-0.0845	0.3678	0.5012	0.3969	0.4120	-0.1009
INGLES	0.0683	-0.0527	0.1402	0.1174	-0.2526	0.3158	0.4752	0.3724	0.3928	-0.0833
LENCAS2	0.0135	-0.0612	0.0153	-0.0243	-0.0742	0.3224	0.4221	0.3247	0.4366	-0.0840
EDUCFI	0.0290	-0.0456	0.0442	0.0191	-0.1033	0.2601	0.3886	0.3359	0.4177	-0.1080
CIENSO	0.0221	-0.0385	0.0251	-0.0014	-0.0708	0.2811	0.4005	0.3476	0.4061	-0.0997
CIENEX	0.0084	-0.0586	0.0287	-0.0025	-0.0796	0.2347	0.4301	0.4061	0.4217	-0.0995
MATE	0.0239	-0.0498	0.0435	0.0149	-0.0905	0.2335	0.4651	0.4351	0.3856	-0.0924
CONVI	0.0368	-0.0374	-0.0072	-0.0244	-0.0360	0.2149	0.2664	0.2559	0.3101	-0.0538
TECNO	-0.0002	-0.0570	0.0105	0.0031	-0.0441	0.1284	0.3190	0.3358	0.2991	-0.1018
PLAST	0.0316	-0.0227	0.0483	0.0224	-0.0803	0.1903	0.3042	0.2434	0.2852	-0.0716
MUST	0.0278	-0.0404	0.0520	0.0151	-0.1047	0.2815	0.4225	0.3564	0.4350	-0.1070

TABLA 1.- Matrix correlacional entre variables aptitudinales, variables diferenciales, variables de actitudes y variables criteriosales (notas escolares y pruebas objetivas).

	ORSE2	DEPRE2	DESOR2	PACT2	SATRA2	DATMR2	APESP2	FV2	FR2	FN2
TIPCENT	0.0005	0.0076	0.0126	0.0355	-0.0195	0.0270	0.0354	0.0333	0.0708	0.0309
SEXO	0.0463	-0.0668	-0.1612	-0.1145	0.0131	-0.4002	-0.2752	-0.0488	0.0887	-0.1705
NOTLEN	0.0788	-0.2017	-0.1944	-0.1976	0.1397	-0.0149	-0.0102	0.2212	0.1641	0.1689
NOMAT	0.0700	-0.1828	-0.1694	-0.1632	0.1358	0.0376	0.0728	0.1890	0.2064	0.2675
NOCINA	0.0925	-0.1882	-0.1849	-0.1859	0.1595	0.0499	0.0178	0.1981	0.1180	0.1603
NOCISO	0.0717	-0.1849	-0.1825	-0.1815	0.1428	0.0282	-0.0018	0.2263	0.1025	0.1515
NOTIEX	0.0727	-0.1716	-0.1802	-0.1678	0.1217	-0.0210	-0.0002	0.2029	0.1587	0.1622
NOGLO	0.0925	-0.2009	-0.1951	-0.1942	0.1532	0.0216	0.0110	0.2089	0.1497	0.1898
SILAPA	-0.0095	0.0057	0.0129	0.0131	-0.0105	-0.0110	-0.0005	-0.0347	-0.0482	-0.0218
STLAMA	0.0060	-0.0009	0.0047	-0.0156	-0.0034	-0.0140	-0.0081	-0.0249	-0.0238	-0.0065
PROFPA	0.0059	-0.0041	-0.0016	0.0160	-0.0190	0.0000	0.0274	0.0473	0.0234	0.0174
ESTILAP	-0.0008	-0.0023	-0.0153	-0.0118	-0.0142	-0.0586	-0.0167	-0.0500	-0.0396	-0.0559
ESTPAD	-0.0148	-0.0283	-0.0152	0.0091	-0.0407	0.0280	0.0368	0.0457	0.0677	0.0328
ESTMAD	-0.0223	-0.0222	0.0043	-0.0015	-0.0516	0.0222	0.0274	0.0255	0.0512	0.0367
APROPS	0.0097	0.0361	-0.0058	-0.0304	0.0125	-0.0252	-0.0555	-0.1345	-0.1247	-0.0862
ORTOG2	0.0312	-0.1429	-0.1150	-0.0958	0.0479	0.0243	0.0163	0.2353	0.2253	0.2169
MTCAL2	0.0131	-0.2059	-0.1424	-0.1333	0.0750	0.2299	0.1745	0.3858	0.4403	0.4978
MTAPL2	-0.0203	-0.1679	-0.0854	-0.0861	0.0425	0.3380	0.2584	0.4201	0.4201	0.5708
COMLEC2	-0.0361	-0.1708	-0.1126	-0.0718	-0.0154	0.2250	0.1297	0.4760	0.3853	0.3375
ANST2	0.3647	0.4629	0.3651	0.3380	0.1137	-0.0543	-0.0516	-0.1101	-0.1201	-0.1041
ORSE2	1.0000	0.2385	0.1758	0.1225	0.3093	-0.0482	-0.0422	-0.0362	-0.0264	-0.0114
DEPRE2	0.2385	1.0000	0.4956	0.5114	-0.0320	-0.0399	-0.0609	-0.1364	-0.1403	-0.1317
DESOR2	0.1758	0.4956	1.0000	0.5820	-0.0783	0.0294	-0.0031	-0.0605	-0.0773	-0.0602
BAMOT2	0.1225	0.5114	0.5820	1.0000	-0.1375	0.0379	-0.0123	-0.0256	-0.0606	-0.0578
SATRA2	0.3093	-0.0320	-0.0783	-0.1375	1.0000	0.0075	-0.0151	0.0218	0.0004	0.0389
DATMR2	-0.0482	-0.0399	0.0294	0.0379	0.0075	1.0000	0.4270	0.2991	0.2610	0.3375
APESP2	-0.0422	-0.0609	-0.0031	-0.0123	-0.0151	0.4270	1.0000	0.1849	0.2621	0.2797
FV2	-0.0362	-0.1364	-0.0605	-0.0256	0.0218	0.2991	0.1849	1.0000	0.4192	0.4143
FR2	-0.0264	-0.1403	-0.0773	-0.0606	0.0004	0.2610	0.2621	0.4192	1.0000	0.4544
FN2	-0.0114	-0.1317	-0.0602	-0.0578	0.0389	0.3375	0.2797	0.4143	0.4544	1.0000
APTES2	-0.0326	-0.1724	-0.0839	-0.0595	0.0247	0.3746	0.3027	0.7936	0.8151	0.7478
FRANCES	0.0115	-0.2181	-0.1814	-0.1772	0.0605	0.0815	0.0914	0.3438	0.3433	0.3001
INGLES	0.0471	-0.1714	-0.1287	-0.1037	0.0620	0.1266	0.0906	0.3733	0.3423	0.3175
LENCAS2	0.0651	-0.2066	-0.1880	-0.1680	0.1341	0.1191	0.0447	0.3481	0.2810	0.2564
EDUCFI	0.0312	-0.1580	-0.1184	-0.0955	0.0500	0.1856	0.1123	0.3738	0.2897	0.2971
CIENSO	0.0087	-0.1787	-0.1383	-0.1117	0.0635	0.1696	0.1120	0.3601	0.2671	0.3020
CIENEX	0.0150	-0.1699	-0.1274	-0.1000	0.0515	0.3477	0.2202	0.3771	0.3277	0.3462
MATE	0.0172	-0.1852	-0.1339	-0.1165	0.0636	0.2448	0.1716	0.3618	0.3399	0.3603
CONVI	0.0539	-0.1437	-0.1467	-0.1425	0.1536	0.1411	0.0741	0.3033	0.1931	0.2189
TECNO	0.0025	-0.1315	-0.0768	-0.0656	0.0545	0.3215	0.2415	0.2962	0.2594	0.3083
PLAST	0.0162	-0.1276	-0.1127	-0.0813	0.0458	0.1384	0.1347	0.2469	0.2438	0.1941
MUSI	0.0219	-0.1794	-0.1402	-0.1188	0.0629	0.1707	0.0900	0.3975	0.3143	0.3047

TABLA 1.- Matriz correlacional entre variables aptitudinales, variables diferenciales, variables de actitudes y variables criteriosales (notas escolares y pruebas objetivas).

	APTES2	FRANCES	INGLES	LENCAST	EDUCFT	CIENSO	CIENEX	MATE	CONVI	TECNO
TIPCENT	0.0601	-0.1183	0.1333	-0.0163	-0.0127	-0.0148	-0.0177	-0.0099	-0.0420	-0.0403
SEXO	-0.0406	0.2515	0.1337	0.2414	0.0825	0.1126	-0.0265	0.0514	0.0749	-0.1313
NOTLEM	0.2367	0.3975	0.3370	0.3368	0.2279	0.2570	0.2230	0.2692	0.2275	0.1119
NOMAT	0.2763	0.3031	0.2903	0.2865	0.2191	0.2216	0.2394	0.2736	0.1855	0.1609
NOCINA	0.2013	0.3162	0.2890	0.2976	0.2074	0.2334	0.2384	0.2540	0.1988	0.1297
NOCISO	0.2037	0.3141	0.2930	0.3014	0.2155	0.2505	0.2262	0.2414	0.2238	0.1194
NOTTEX	0.2241	0.3696	0.3785	0.2871	0.2042	0.2180	0.1869	0.2349	0.1888	0.0919
NOGLO	0.2333	0.3611	0.3532	0.3175	0.2216	0.2531	0.2400	0.2677	0.2176	0.1332
SILAPA	-0.0443	-0.0590	-0.0716	-0.0276	-0.0498	-0.0212	-0.0306	-0.0351	-0.0096	-0.0167
SILAMA	-0.0250	-0.0040	-0.0486	-0.0024	-0.0141	0.0141	-0.0002	-0.0083	-0.0023	0.0058
PROFPA	0.0385	0.0305	0.0683	0.0135	0.0290	0.0221	0.0084	0.0239	0.0368	-0.0002
ESTILAP	-0.0608	-0.0485	-0.0527	-0.0612	-0.0456	-0.0385	-0.0586	-0.0498	-0.0374	-0.0570
ESTPAD	0.0657	0.0588	0.1402	0.0153	0.0442	0.0251	0.0287	0.0435	-0.0072	0.0105
ESTMAD	0.0509	0.0044	0.1174	-0.0243	0.0191	-0.0014	-0.0025	0.0149	-0.0244	0.0031
APROPS	-0.1513	-0.0845	-0.2526	-0.0742	-0.1033	-0.0708	-0.0796	-0.0905	-0.0360	-0.0441
ORTOG2	0.2914	0.3673	0.3158	0.3224	0.2601	0.2811	0.2347	0.2335	0.2149	0.1284
MICAL2	0.5530	0.5012	0.4752	0.4221	0.3886	0.4005	0.4301	0.4651	0.2664	0.3190
MTAPL2	0.5846	0.3969	0.3724	0.3247	0.3359	0.3476	0.4061	0.4351	0.2559	0.3358
COMLEC2	0.5134	0.4120	0.3928	0.4366	0.4177	0.4061	0.4217	0.3856	0.3101	0.2991
ANST2	-0.1427	-0.1009	-0.0833	-0.0840	-0.1080	-0.0997	-0.0995	-0.0924	-0.0538	-0.1018
ORSE2	-0.0326	0.0115	0.0471	0.0651	0.0312	0.0087	0.0150	0.0172	0.0539	0.0025
DEPRE2	-0.1724	-0.2181	-0.1714	-0.2066	-0.1580	-0.1787	-0.1699	-0.1852	-0.1437	-0.1315
DESOR2	-0.0839	-0.1814	-0.1287	-0.1880	-0.1184	-0.1383	-0.1274	-0.1339	-0.1467	-0.0768
RAMOT2	-0.0595	-0.1772	-0.1037	-0.1680	-0.0955	-0.1117	-0.1000	-0.1163	-0.1425	-0.0656
SATRA2	0.0247	0.0605	0.0620	0.1341	0.0500	0.0635	0.0515	0.0636	0.1536	0.0545
DATMRB2	0.3746	0.0815	0.1268	0.1191	0.1856	0.1696	0.3477	0.2448	0.1411	0.3215
APESP2	0.3027	0.0914	0.0906	0.0447	0.1123	0.1120	0.2202	0.1716	0.0741	0.2415
FV2	0.7936	0.3438	0.3733	0.3481	0.3738	0.3601	0.3771	0.3618	0.3033	0.2962
FR2	0.8151	0.3433	0.3423	0.2810	0.2897	0.2671	0.3277	0.3399	0.1931	0.2594
FN2	0.7478	0.3001	0.3175	0.2564	0.2971	0.3020	0.3462	0.3603	0.2189	0.3083
APTES2	1.0000	0.4244	0.4411	0.3780	0.4079	0.3924	0.4443	0.4473	0.3035	0.3628
FRANCES	0.4244	1.0000	0.1017	0.4766	0.3979	0.4602	0.4448	0.4152	0.3398	0.2322
INGLES	0.4411	0.1017	1.0000	0.4119	0.3863	0.3723	0.3813	0.3786	0.2697	0.2357
LENCAST	0.3780	0.4766	0.4119	1.0000	0.4563	0.4429	0.4689	0.3978	0.3778	0.2873
EDUCFT	0.4079	0.3979	0.3863	0.4563	1.0000	0.3780	0.4046	0.3433	0.3033	0.2775
CIENSO	0.3924	0.4602	0.3723	0.4429	0.3780	1.0000	0.4238	0.3886	0.3100	0.3047
CIENEX	0.4443	0.4448	0.3813	0.4689	0.4046	0.4238	1.0000	0.4265	0.3305	0.4035
MATE	0.4473	0.4152	0.3786	0.3978	0.3433	0.3886	0.4265	1.0000	0.2905	0.3255
CONVI	0.3035	0.3398	0.2697	0.3778	0.3033	0.3100	0.3305	0.2905	1.0000	0.2207
TECNO	0.3628	0.2322	0.2357	0.2873	0.2775	0.3047	0.4035	0.3255	0.2207	1.0000
PLAST	0.2940	0.3214	0.2927	0.3070	0.2548	0.3054	0.3404	0.2811	0.2226	0.2388
MUSI	0.4336	0.4715	0.4528	0.5030	0.4632	0.4316	0.4573	0.3826	0.3217	0.2944

TABLA 1.- Matriz correlacional entre variables aptitudinales, variables diferenciales, variables de actitudes y variables criteriosales (notas escolares y pruebas objetivas).

		PLAST	MUSI
10"			
	TIPCENT	-0.0071	-0.0194
	SEXO	0.0854	0.1516
63	NOTLEN	0.1698	0.2888
64	NOMAT	0.1634	0.2522
1"			
2	NOCINA	0.1633	0.2585
3	NOCISO	0.1625	0.2625
4	NOTIEX	0.1508	0.2486
5	NOGLO	0.1856	0.2851
6	SILAPA	-0.0376	-0.0543
7	SILAMA	-0.0173	-0.0161
8	PROFPA	0.0316	0.0278
9	ESTILAP	-0.0227	-0.0404
10	ESTPAD	0.0483	0.0520
11	ESTMAD	0.0224	0.0151
2"			
12	APROPS	-0.0803	-0.1047
13	ORTOG2	0.1903	0.2815
14	MTCAL2	0.3042	0.4225
15	MTAPL2	0.2434	0.3564
16	COMLEC2	0.2852	0.4350
17	ANSI2	-0.0716	-0.1070
3"			
18	OBSE2	0.0162	0.0219
19	DEPRE2	-0.1276	-0.1794
20	DESOR2	-0.1127	-0.1402
21	BAMOT2	-0.0813	-0.1188
22	SATRA2	0.0458	0.0629
23	DATMRB2	0.1884	0.1707
4"			
24	APESP2	0.1347	0.0900
25	FV2	0.2469	0.3975
26	FR2	0.2438	0.3143
27	FN2	0.1941	0.3047
28	APTES2	0.2940	0.4336
29	FRANCES	0.3214	0.4715
5"			
30	INGLES	0.2927	0.4528
31	LENCAS2	0.3070	0.5030
32	EDIUCFI	0.2548	0.4632
33	CIENSO	0.3054	0.4316
34	CIENEX	0.3404	0.4573
35	MATE	0.2811	0.3826
6"			
36	CONVI	0.2226	0.3217
37	TECNO	0.2388	0.2944
38	PLAST	1.0000	0.3179
39	MUSI	0.3179	1.0000
40			

7" TABLA 1.- Matriz correlacional entre variables aptitudinales,
 8" variables diferenciales, variables de actitudes y
 9" variables criterioles (notas escolares y pruebas
 10" objetivas).

Como se pone de manifiesto en la tabla 1, en las variables contextuales, no hemos encontrado una asociación firme y consistente, ni con el rendimiento académico ni con las aptitudes. Esto nos debe extrañar, dado que APROPS, constituye un buen indicador socioeconómico y este tipo de indicador está asociado, de manera significativa, con el rendimiento académico, como se desprende de las distintas investigaciones al respecto (Jensen, 1980; Carabaña, 1978). Igualmente, nos ha sorprendido la baja asociación de variables como las referidas al contexto sociocultural, (estudios padres, estudios madre). Esta baja asociación debe ser interpretada, al menos en parte, como resultado de la criba social que tiene lugar con la sucesión de los distintos cursos, niveles académico. Como comenta Carabaña (1978), en los niveles académicos más bajos, variables como el estudio de los padres constituyen predictores importantes del éxito o fracaso escolar. A medida que transcurren los cursos y niveles, y sobre todo con en el paso de la EGB. al BUP., muchos niños fracasados resultan excluidos, lo que conduce a que los niños sean más homogéneos en una serie de variables contextuales. Esta mayor homogeneización disminuye su importancia como predictores.

El sexo, también, muestra algunas asociaciones interesantes, aunque bastantes parciales y, como veremos dispares. Así, de un lado, muestra una clara asociación, negativa a favor de los varones (los varones tienen el valor

1 y las hembras el valor 2), con las aptitudes mecánicas, espacial y numérica, lo que coincide con la literatura experimental revisada (Anastasi, 1958; Maccoby y Jacklin, 1974).

Sin embargo, y de acuerdo también con dicha literatura, esta ventaja aptitudinal debería mostrarse, igualmente, en el rendimiento de áreas como las matemáticas, notas y pruebas objetivas, lo que no ocurre.

De otro lado, el sexo está asociado, positivamente a favor de las hembras, con ciertas áreas del rendimiento académico (nota idioma extranjero, y las pruebas objetivas de francés, lengua castellana y música). Estas asociaciones positiva se manifiestan dentro de un contexto donde sexo correlaciona, positivamente, con todas las áreas de rendimiento académico, a excepción de Matemáticas Cálculo, como se puede comprobar en la matriz correlacional; es decir, si exceptuamos música, el sexo está relacionado, especialmente, con áreas de rendimiento académico vinculados al lenguaje. No obstante, como ocurría en el caso de las matemáticas y la aptitud espacial, esta vinculación no está mediatizada por aptitud alguna. Este último extremo no coincide con lo esperado, de acuerdo a la investigación psicométrica. Como se recordará, las hembras suelen ser superiores a los varones en la aptitud verbal (Anastasi, 1958; Maccoby y Jacklin, 1974), aunque también es cierto,

que esta superioridad es mayor en la niñez que en la adolescencia (Harris, 1978; Maccoby, 1966; Cattell, 1971).

En cuanto a las distintas medidas, correspondientes a actitudes ante el estudio, su comportamiento es, también dispar.

Así, de un lado, nos encontramos con medidas como "obsesión" y "ansiedad" que no están asociadas, de forma importante, ni con las aptitudes ni con el rendimiento académico.

De otro lado, se encuentran las medidas de "baja motivación" y "desorganización" que mantienen asociaciones consistentes con notas, y en menor grado con pruebas objetivas, pero que no están relacionada con las aptitudes. En esta misma línea, se encuentra, también, "satisfacción en el trabajo", aunque ésta sólo se relaciona con las notas.

La asociación de estas tres medidas con el rendimiento escolar, no nos debe extrañar, si tenemos en cuenta que ha sido hallada en distintas investigaciones (Roda Avia y Morales, 1975; Pelechano, 1972). Dicha asociación, como manifiesta Carabaña (1978), debería incrementarse, notablemente, a medida que se restringieran las unidades de análisis.

Por último, la medida de "depresión", está vinculada tanto al rendimiento académico como al índice aptitudinal

compuesto (APTES). Esta asociación es lógica, dado que, entre otras cosas, la "depresión" se refiere a factores psicológicos que inciden, negativamente, en el rendimiento, ya sea en el curso académico (notas), en una prueba objetiva, o en un test.

Una vez comentadas las distintas asociaciones encontradas, corresponde seleccionar los "otros" predictores que vamos a considerar en la regresión, con el objeto de depurar la varianza explicada por las aptitudes.

Uno de estos será APROPS (nivel socioeconómico), por su consistencia, aunque, bastante menos importante, también tendremos en cuenta el sexo. La medida de "depresión", sin embargo, no la consideraremos dado que, además de que su asociación con las aptitudes sólo se limita a APTES, con una cantidad de correlación bastante moderada, su inclusión queda algo lejana de los objetivos concreto de nuestra investigación.

4.6 ORGANIZACION DE LAS VARIABLES CRITERIOS

En este apartado pretendemos, mediante análisis factorial, conocer la estructura de nuestra variable dependiente: el rendimiento académico. Queremos conocer, concretamente, si notas escolares y pruebas objetivas,

constituyen distintas medidas de una misma variable latente, o si, por el contrario, suponen dos tipos de medidas, relativamente independiente, que medirían en buen grado, aspectos diferentes del rendimiento académico.

Para lograr el objetivo expuesto aquí, hemos sometidos los datos a un análisis factorial, mediante el programa correspondiente del paquete estadístico SPSS. En dicho análisis, hemos indicado al programa que genere dos factores después de inspeccionar los resultados obtenidos sin limitación de factores.

VARIMAX ROTATED FACTOR MATRIX		
	FACTOR 1	FACTOR 2
NOTLEN	0.19373	0.83212
NOMAT	0.20980	0.71348
NOCINA	0.17132	0.78071
NOCISO	0.19643	0.72060
NOTIEX	0.13957	0.73074
NOGLO	0.17771	0.93437
ORTOG2	0.33044	0.20415
MTCAL2	0.61438	0.20155
MTAPL2	0.57744	0.15502
COMLEC2	0.56665	0.10081
LENCAS2	0.59257	0.25292
EDUCFI	0.56897	0.11550
CIENSO	0.56367	0.15697
CIENEX	0.64419	0.12940
MATE	0.57480	0.17223
CONVI	0.43143	0.12406
TECNO	0.44117	-0.04063
PLAST	0.42842	0.08256
MUSI	0.63600	0.17727
FRANCES	0.61499	0.30675

TABLA 2. Estructura Factorial para notas escolares y pruebas objetivas "específicas" y "generales", cuando incluimos Frances.

De otro lado, los análisis factoriales efectuados fueron dos. Por una parte, con todas las notas y pruebas objetivas, sin Francés. Por otra parte, con todas las notas y pruebas objetivas, sin Inglés. Esto se hizo necesario, por el hecho evidente de que los estudiantes -por suerte o desgracia según del lado en que se mire- no suelen cursar, simultaneamente, ambos idiomas extranjeros.

Podemos observar en la tabla 2 la existencia de dos factores claramente diferenciados. El Factor I engloba las objetivas "generales" y específicas" y el Factor II las notas escolares.

VARIMAX ROTATED FACTOR MATRIX		
	FACTOR 1	FACTOR 2
NOTLEN	0.21874	0.79655
NOMAT	0.22537	0.73282
NOCINA	0.18037	0.78585
NOCISO	0.19602	0.73394
NOTIEX	0.21995	0.71169
NOGLO	0.21221	0.92960
ORTOG2	0.33920	0.20233
MTCAL2	0.62689	0.25886
MTAPL2	0.56809	0.17902
COMLEC2	0.60754	0.13176
LENCAS2	0.61062	0.22942
EDUCFI	0.58434	0.12947
CIENSO	0.55936	0.15685
CIENEX	0.65201	0.10695
MATE	0.56727	0.17177
CONVI	0.40797	0.15822
TECNO	0.47656	0.03395
PLAST	0.42200	0.11191
MUSI	0.65021	0.17358
INGLES	0.57408	0.26547

TABLA 3. Estructura Factorial para notas escolares y pruebas objetivas "específicas" y "generales", cuando incluimos Inglés.

Al igual, que en la tabla anterior, la estructura factorial de las variables criterios se estructuran en base a dos factores. El Factor I compuesto por las pruebas objetivas "generales" y "específicas" y el Factor II, básicamente, formado por las notas escolares

Como se observa en las tablas 2 y 3, los tipos de medida del rendimiento académico, notas y pruebas objetivas, previamente establecidas, se comportan como indicadores diferentes de dicho rendimiento.

Con este resultado queda, también, confirmado en nuestra investigación, la relativa independencia (Carabaña,

VARIMAX ROTATED FACTOR MATRIX		
	FACTOR 1	FACTOR 2
NOTLEN	0.20632	0.80744
NOMAT	0.22405	0.72841
NOCINA	0.17992	0.78389
NOCISO	0.19675	0.73115
NOTIEX	0.18520	0.71610
NOGLO	0.19690	0.93200
ORTOG2	0.33504	0.20554
MTCAL2	0.61804	0.24527
MTAPL2	0.57367	0.17395
COMLEC2	0.59754	0.12406
LENCAS2	0.60567	0.24132
EDUCFI	0.58129	0.12928
CIENSO	0.56536	0.16057
CIENEX	0.65946	0.11673
MATE	0.57076	0.17514
CONVI	0.41935	0.15294
TECNO	0.47710	0.01450
PLAST	0.42533	0.10443
MUSI	0.64007	0.17969

TABLA 4. Estructura Factorial para notas escolares y pruebas objetivas "específicas" y "generales", cuando no incluimos idiomas.

1978), que no por conocida deja de sorprender, entre estas dos medidas del rendimiento académico

En consonancia con los resultados anteriores, el comportamiento de la estructura factorial se mantiene cuando no se incluye las pruebas "específicas" de los idiomas Francés e Inglés. En la tabla 4, se muestra la estructura factorial de las variables así como sus pesos factoriales.

4.7 ASOCIACION DIRECTA APTITUDES-RENDIMIENTO ACADEMICO

4.7.1 HIPOTESIS

Acerca del mayor poder predictor de los índices aptitudinales compuestos, en relación con cada aptitud en particular.

HIPOTESIS 1: Los índices que agrupan las puntuaciones de los sujetos en varios tipos de aptitudes, en nuestro caso el APTES, mostrarán una mayor asociación con las distintas medidas del rendimiento académico que cada aptitud en particular.

Acerca del mayor poder predictor de la aptitud verbal en relación con las otras aptitud.

HIPOTESIS 2: La aptitud verbal mostrará, en general, una mayor asociación, independiente de las otras aptitudes, con las distintas medidas del rendimiento académico.

Acerca de la aptitud Numérica como la segunda aptitud más predictiva.

HIPOTESIS 3: Después de la aptitud verbal, las mayores asociaciones con el rendimiento académico, en general, la mostrará la aptitud numérica.

Acerca de la aptitud de Razonamiento como la tercera aptitud más predictiva.

HIPOTESIS 4: Después de la aptitud verbal, las mayores asociaciones con el rendimiento académico, en general, la mostrará el razonamiento.

Acerca del mayor poder predictor de la habilidad espacial, numérica y mecánica.

HIPOTESIS 5: La aptitud espacial, y mecánica mostrarán una importante asociación con el rendimiento académico en matemáticas (matemáticas cálculo y matemáticas aplicada), ciencias experimentales y tecnología, que será superior a la encontrada entre razonamiento y aptitud numérica y esta área del rendimiento académico.

4.7.2 COMPROBACION HIPOTESIS

En este apartado, vamos a comentar las asociaciones de las distintas aptitudes con cada uno de los tipos de V.D. del rendimiento académico considerados (notas escolares y pruebas objetivas).

A este respecto, tendremos en cuenta las asociaciones directas encontradas (correlación simple), así como las asociaciones de cada aptitud sobre las variables dependientes en un contexto de regresión múltiple. Las

variables predictoras, las aptitudes serán introducidas en la regresión de dos medidas distintas. Por un lado, consideraremos el poder predictor del conjunto de aptitudes, incluyendo el índice aptitudinal compuesto (APTES),- este índice está descrito en el apartado de tareas. Por otro lado, analizaremos el poder predictor de todo, y cada una de las aptitudes, sin incluir dicho índice compuesto.

La realización de dos análisis de regresión distintos están en consonancia con nuestras hipótesis. No olvidemos, en este sentido, que nuestra primera hipótesis mantiene que el índice aptitudinal compuesto tendrá un mayor poder predictor sobre el rendimiento académico que cada aptitud en particular. Lógicamente, para poder observar, más claramente, el poder predictor de cada aptitud sobre el rendimiento académico deberíamos eliminar en un segundo análisis este índice aptitudinal compuesto, que enmascararía el efecto de cada una de estas aptitudes.

4.7.2.1 Comprobación De Las Hipótesis Con Notas Escolares.

Comprobación de la hipótesis del mayor poder predictor global de los índices aptitudinales de tipo general (APTES) con notas.

A continuación, inspeccionaremos los resultados correspondientes a un análisis de regresión, paso a paso

(forward), llevado a cabo mediante el programa REGRESS del paquete estadístico SPSS. En la mencionada regresión tenemos como variables dependientes las notas escolares, y como variables independientes el índice aptitudinal compuesto y cada una de las aptitudes con las que trabajamos. De acuerdo a las características del programa estadístico empleado se introducen, primeramente, en la ecuación de regresión la variable predictorora que explica el mayor grado de varianza, seguidamente se van introduciendo, siguiendo el mismo procedimiento, el resto de los predictores.

Tabla 5. Interceptos (Int), coeficiente de regresión parcial (Beta), R2 añadida paso a paso (R2 M), R2 simple (R2 S), R2 múltiple global (R2 G) y error estándar (E.E.), con indicación del orden de entrada de cada predictor, tomando como predictoras las aptitudes y como criterios las notas (con índice aptitudinal compuesto).

APTES		APTITUD VERBAL		APTITUD NUMERICA	
IN.P BETA	R2.M R2.S	IN.P BETA	R2.M R2.S	IN.P BETA	R2.M R2.S
NOTLEN	1 .301 .05578 .05578 5 .043 .00040 .04782 - - - .02853				
NOMAT	1 .203 .07622 .07622 5 -.018 .00015 .03499 2 .135 .00853 .07123				
NOCINA	1 .293 .04036 .04036 5 .024 .00013 .03845 - - - .02570				
NOTIEX	1 .356 .04984 .04984 - - - .04117 5 .020 .00016 .02602				
NOCISO	- - - .04149 1 .208 .05071 .05071 2 .094 .00433 .02282				
NOGLO	1 .341 .05450 .05450 - - - .04364 5 .015 .00008 .03611				

(sigue en la siguiente tabla)....

APTITUD RAZONAMIENTO		APTITUD MECANICA		APTITUD ESPACIAL	
IN.P BETA	R2.M R2.S	IN.P BETA	R2.M R2.S	IN.P BETA	R2.M R2.S
NOTLEN	3 -.057 .00281 .02753 2 -.101 .01181 .00021 4 -.052 .00233 .00016				
NOMAT	- - .04260 3 -.021 .00065 .00725 4 -.015 .00015 .00489				
NOCINA	2 -.114 .00573 .01395 4 -.019 .00028 .00318 3 -.039 .00193 .00024				
NOTIEX	3 -.084 .00212 .02520 2 -.108 .01206 .00045 4 -.035 .00105 .00000				
NOCISO	- - - .01031 4 -.042 .00129 .00084 3 -.049 .00369 .00001				
NOGLO	3 -.012 .00444 .02322 2 -.063 .00459 .00050 4 -.044 .00145 .00008				

(sigue en la siguiente tabla)....

TOTALES				
INT	E.E.	R2.G	N	
NOTLEN	3.219	1.122	0.7314	10.332
NOMAT	2.652	1.156	0.8565	10.286
NOCINA	3.194	1.144	0.4843	10.212
NOTIEX	3.406	1.175	0.6522	9.758
NOCISO	3.238	1.126	0.6002	10.158
NOGLO	3.050	1.126	0.6506	9.862

A la vista de la tabla 5, encontramos que el sentido general de los datos coincide con nuestra primera hipótesis, que predecía un mayor poder predictor del índice aptitudinal compuesto para todas las variables. Esto ocurre, efectivamente, exceptuando el caso de notas en ciencias sociales (NOCISO).

En este caso, aunque APTES, como indica su R^2 simple (0.04149), mantiene una asociación importante con la nota ciencias sociales, la aptitud verbal, al poseer una asociación más importante, la solapa al entrar en primer lugar. A este solapamiento, también, contribuye el que la segunda variable entrada en la regresión sea la aptitud numérica, otras de las variables incluidas en APTES.

En el resto de las notas, como se observa en la tabla 5, la introducción en la regresión del índice aptitudinal compuesto (APTES), como primera variable anula en gran medida el poder predictor de las aptitudes individuales (verbal, numérica y razonamiento) que lo componen.

Este resultado, obviamente es esperable, dado que, como nos confirma la investigación psicométrica al respecto (Jensen, 1973, 80; Cattell, 1971), un índice compuesto aptitudinal tiene un poder predictor mayor que cada una de las aptitudes que lo componen. Este efecto es aún mayor cuando dichas aptitudes no son redundantes. En este

sentido, hemos de tener en cuenta que las tres aptitudes incluidas en APTES (razonamiento, verbal y numérico), constituyen poderosos predictores, no redundantes, de áreas diversas del rendimiento académico (matemáticas, lengua, ciencias, etc...).

Un segundo aspecto de los resultados, que nos interesa comentar, se refieren al bajo índice de varianza total explicada por el conjunto de los predictores. A esto, contribuye, como se observa en la mayoría de los casos, el que a partir del segundo paso en la ecuación de regresión, la varianza añadida es insignificante, lo que implica un alto grado de redundancia del índice aptitudinal compuesto, y de las aptitudes individuales con respecto a las notas.

Esta baja varianza ha sido explicada por autores como Carabaña (1978), por un efecto "centro de estudio". En este sentido, las notas no significarían lo mismo para todos los centros, estando los patrones de evaluación en cada centro, ajustados a las particulares condiciones (estatus, procedencia rural/urbana, nivel socioeconómico,...) del tipo de alumno que accede a los mismos. Esto conlleva que, por ejemplo, un aprobado en un centro urbano, deba ser, realmente equiparable a un notable en un centro rural. Debido a este efecto, y como indica Carabaña (1978), las pruebas objetivas serán mejores índices del poder predictor de las aptitudes sobre el rendimiento académico como

comprobaremos en un posterior análisis.

Comprobación de las hipótesis acerca de la aptitud verbal como segundo predictor (hipótesis 2); de la aptitud numérica como tercer predictor (hipótesis 3); de la aptitud razonamiento como cuarto predictor (hipótesis 4); y de aptitud espacial y mecánica como el predictor menos importante, excepto en áreas específicas del rendimiento.

Veamos para satisfacer el objetivo expresado en este apartado, la tabla 6 (sin APTES).

Tabla 6. Interceptos (Int), coeficiente de regresión parcial (Beta), R2 añadida paso a paso (R2 M), R2 simple (R2 S), R2 múltiple global (R2 G) y error estándar (E.E.), con indicación del orden de entrada en que cada predictor fue introducido, tomando como predictores las aptitudes y como criterio las notas.

	APTITUD VERBAL				APTITUD NUMERICA			
	N.P.	BETA	R2.M	R2.S	N.P.	BETA	R2.M	R2.S
NOTLEN	1	.180	.04782	.04782	2	.106	.00750	.02817
NOMAT	3	.074	.00375	.03499	1	.207	.07123	.07123
NOCINA	1	.157	.03846	.03846	2	.103	.00774	.02560
NOTIEX	1	.163	.04054	.04054	2	.105	.00768	.02603
NOCISO	1	.208	.05071	.05071	2	.095	.00433	.02282
NOGLO	1	.156	.04317	.04317	2	.136	.01349	.03611

(sigue en la siguiente tabla)....

	APTITUD RAZONAMIENTO				APTITUD MECANICA			
	N.P.	BETA	R2.M	R2.S	N.P.	BETA	R2.M	R2.S
NOTLEN	3	.083	.00433	.02753	3	-.101	.01134	.00021
NOMAT	2	.095	.00989	.04286	4	-.021	.00062	.00725
NOCINA	4	.022	.00034	.01395	5	-.019	.00027	.00253
NOTIEX	4	.081	.02520	.02520	3	-.108	.01159	.00045
NOCISO	-	-	-	.01051	4	-.042	.00129	.00085
NOGLO	4	.056	.00194	.02322	3	-.063	.00496	.00051

(sigue en la siguiente tabla)....

	APTITUD ESPACIAL				TOTALES			
	N.P.	BETA	R2.M	R2.S	INT	E.E.	R2.G	N
NOTLEN	5	.052	.00215	.00016	3.219	1.122	.07314	10.332
NOMAT	5	-.015	.00017	.00489	2.652	1.157	.08565	10.286
NOCINA	3	-.038	.00163	.00024	3.194	1.144	.04843	10.212
NOTIEX	5	-.035	.00097	.00001	3.406	1.175	.06522	9.758
NOCISO	3	-.049	.00369	.00002	3.238	1.172	.06002	10.158
NOGLO	5	-.044	.00150	.0000	3.050	1.126	.06506	9.862

A la vista, de la tabla 6, y teniendo en cuenta el orden con que entra cada aptitud, parece claro que, efectivamente, la aptitud verbal y la aptitud numérica, son los predictores aptitudinales más potentes. Esto coincide, con lo hallado por la investigación pertinente en este campo (revisión en Jensen, 1980). No debemos olvidar, a este respecto, que se trata de aptitudes escolares cristalizadas (Cattell, 1971) y, que como se ha expuesto en nuestras hipótesis, tales aptitudes tienen un impacto más directo sobre el rendimiento académico.

Sin embargo, la aptitud de razonamiento, a juzgar por el orden en que entra, no se muestra, siempre, como el siguiente predictor más potente. Este efecto, se debe, probablemente, a que se trata de una aptitud fluida (Cattell, 1971), lo que implica que su incidencia en el rendimiento está matizada por las aptitudes cristalizadas escolares (verbal y numérica); es decir, que cuando estas últimas entran en la ecuación de regresión, solapan en parte, el efecto de la aptitud de razonamiento.

De cualquiera de las maneras, hemos de destacar, que a partir de la introducción de la primera variable, usualmente, la aptitud verbal, la varianza añadida por la introducción de las siguientes variables, es bastante escasa, como se puede comprobar observando la R^2 añadida. Esto implica, como ya vimos cuando comprobamos la hipótesis

acerca del mayor poder predictor del índice aptitudinal compuesto que, con respecto a las notas, las tres grandes aptitudes (verbal, numérica y razonamiento) son redundantes; es decir, se diferencian muy poco en cuanto al poder predictor de las notas.

Aunque, este fenómeno, no sabemos exactamente como explicarlo, pensamos que en su ocurrencia, debe estar implicada la "inobjetividad de las notas". Como, hecho al que ya hicimos alusión en el apartado anterior, afirma Carabaña (1978), a diferencia de las pruebas objetivas las notas no comparten la característica de objetividad con los tests aptitudinales. Esto conlleva, que la varianza explicada por los tests sea menor (Carabaña, 1978) y, también, a que el poder predictor de las distintas aptitudes se solape.

Por lo que respecta, a la hipótesis acerca de la aptitud numérica y espacial como los predictores más pobres, pero más relevantes en ciertas áreas específicas, nuestra hipótesis, se confirma en cuanto al primer extremo. Sin embargo, ni la aptitud espacial ni la mecánica, son especialmente relevantes en áreas como las matemáticas, lo que debería esperarse de acuerdo a la literatura científica (Anastasi, 1968; Harris, 1978; Maccoby y Jacklin, 1974, McGee, 1978). Este efecto, también, lo atribuimos a la característica de "inobjetividad de las notas".

Esperamos, en este contexto, que nuestra hipótesis, se vean más claramente confirmadas en el caso de las pruebas objetivas.

4.7.2.2 COMPROBACION DE LAS HIPOTESIS CON PRUEBAS OBJETIVAS

Comprobación de la hipótesis del mayor predictor global del índice aptitudinal compuesto -APTES- (con pruebas objetivas referidas a contenidos específicos). Tabla 7.

Tabla 7. Interceptos (Int), coeficiente de regresión parcial (Beta), R2 añadida paso a paso (R2 M), R2 simple (R2 S), R2 múltiple global (R2 G) y error estándar (E.E.), con indicación del número de pasos en que cada predictor fue introducido, tomando como predictores las aptitudes y como criterios las pruebas objetivas "específicas" (con índice aptitudinal compuesto).

	APTES			APTITUD VERBAL			APTITUD NUMERICA		
	IN.P	BETA	R2.M	IN.P	BETA	R2.M	IN.P	BETA	R2.M
LENCAS	1	.301	.14358	2	.118	.00575	.12028	-	-
EDUCFI	1	.366	.16735	2	.094	.00621	.13881	-	-
CIENSO	1	.428	.15509	3	.060	.00078	.12939	-	-
CIENEX	1	.372	.19871	5	.037	.00030	.14168	-	-
MATE	1	.429	.20137	-	-	-	.12994	4	.029
CONVI	1	.259	.09246	2	.122	.01043	.09217	-	-
TECNO	1	.384	.13189	5	-.033	.00024	.08753	-	-
PLAST	1	.303	.08595	-	-	-	.05982	3	-.069
MUSI	1	.360	.18821	2	.122	.00781	.15835	-	-
FRANCES	1	.429	.18026	4	.021	.00009	.11569	-	-
INGLES	1	.411	.19578	3	.064	.00166	.14141	5	.004

(sigue en la siguiente tabla)....

	APTITUD RAZONAMIENTO			APTITUD MECANICA			APTITUD ESPACIAL		
	IN.P	BETA	R2.M	IN.P	BETA	R2.M	IN.P	BETA	R2.M
LENCAS	4	.007	.00001	5	-.001	.00000	.01413	3	-.070
EDUCFI	4	-.052	.00054	3	.044	.00135	.03472	5	-.018
CIENSO	2	-.108	.00779	4	.025	.00037	.02905	5	-.012
CIENEX	3	-.046	.00155	2	.195	.03722	.11980	4	.029
MATE	3	-.042	.00099	2	.080	.00664	.05949	5	.010
CONVI	3	-.070	.00114	4	.035	.00061	.01974	5	-.023
TECNO	4	-.107	.00238	2	.180	.04027	.10368	3	.083
PLAST	-	-	-	2	.091	.00782	.03677	4	.023
MUSI	5	-.023	.00011	4	.026	.00058	.02909	3	-.046
FRANCES	5	.010	.00002	2	-.066	.00479	.00697	3	-.021
INGLES	-	-	-	2	-.037	.00194	.01675	4	-.029

(sigue en la siguiente tabla)....

TOTALES				
	INT	E.E.	R2.G	N
LENCAS	7.189	2.908	.15383	10.924
EDUCFI	5.645	2.732	.17573	8.899
CIENSO	1.590	1.467	.16414	11.052
CIENEX	.902	2.027	.23834	10.956
MATE	3.616	2.206	.20941	11.193
CONVI	5.583	2.827	.10506	11.456
TECNO	1.883	2.018	.18002	10.944
PLAST	5.022	1.668	.09616	11.116
MUSI	1.955	2.532	.19793	8.904
FRANCES	2.194	2.622	.18554	3.210
INGLES	-.409	3.274	.20003	7.466

Efectivamente, como muestra la tabla 7, APTES, se muestra en general, como el mejor predictor, coincidiendo con lo encontrado para las notas escolares. En este sentido, el rendimiento académico, notas y pruebas objetivas, se comportan consistentemente, con respecto a APTES.

Sin embargo, como ya indicamos en la comprobación de las hipótesis con notas, la varianza explicada por APTES, en el caso de las pruebas objetivas, es notablemente superior. Esta superioridad, recordemos, debemos atribuirla, básicamente, a que los tests y las puntuaciones en pruebas objetivas comparten la característica de "objetividad", con lo que ello conlleva (Carabaña, 1978).

Comprobación de las hipótesis acerca de la aptitud verbal como segundo predictor; de la aptitud numérica como tercer predictor; de la aptitud razonamiento como el cuarto

predictor; de la aptitud espacial y mecánica como los predictores menos importantes, excepto en áreas específicas del rendimiento (con pruebas objetivas referidas a contenidos específico).

Tabla 8. Interceptos (Int), coeficiente de regresión parcial (Beta), R2 añadida paso a paso (R2 M), R2 simple (R2 S), R2 múltiple global (R2 G) y error estándar (E.E.), con indicación del orden de entrada en que cada predictor fue introducido, tomando como predictores las aptitudes y como criterios las pruebas específicas (con índice aptitudinal compuesto).

APTITUD VERBAL		APTITUD NUMERICA		APTITUD RAZONAMIENTO								
IN.P	BETA	R2.M	R2.S	IN.P	BETA	R2.M	R2.S	IN.P	BETA	R2.M	R2.S	
LENCAS	1	.255	.12027	1	.1051	.00614	.06585	2	.147	.02296	.08018	
EDUCFI	1	.260	.13882	1	.128	.02530	.08817	3	.118	.01018	.08609	
CIENSO	1	.254	.12939	2	.149	.02809	.09079	3	.092	.00616	.07283	
CIENEX	1	.206	.14167	1	.130	.02377	.11985	4	.127	.01244	.10934	
MATE	1	.194	.12994	2	.178	.05362	.12985	3	.157	.01982	.11819	
CONVI	1	.239	.09217	2	.090	.01010	.04726	3	.050	.00177	.03804	
TECNO	3	.141	.02066	.08753	2	.134	.04541	.09559	5	.072	.00367	.06769
PLAST	2	.138	.02431	.05982	4	.037	.00110	.03824	1	.140	.06008	.06008
MUSI	1	.285	.15835	1	.126	.01124	.09218	2	.144	.02657	.10039	
FRANCES	2	.214	.04651	.11569	3	.151	.01317	.09001	1	.215	.12087	.12087
INGLES	1	.252	.14141	.14141	3	.149	.01315	.10163	2	.190	.04287	.11870

(sigue en la siguiente tabla)....

APTITUD MECANICA		APTITUD ESPACIAL						
IN.P	BETA	R2.M	R2.S	IN.P	BETA	R2.M	R2.S	
LENCAS	5	-.001	.00000	.01403	4	-.070	.00445	.00188
EDUCFI	4	.044	.00117	.03472	5	-.018	.00027	.01253
CIENSO	4	.026	.00037	.02905	5	-.012	.00012	.01231
CIENEX	2	.195	.05981	.11979	5	.029	.00065	.04815
MATE	4	.080	.00596	.05949	5	.010	.00008	.02956
CONVI	4	.035	.00061	.01974	5	-.023	.00042	.00551
TECNO	1	.180	.10367	.10367	4	.083	.00660	.05878
PLAST	3	.091	.01026	.03677	5	.023	.00043	.01824
MUSI	5	.026	.00052	.02909	4	-.047	.00126	.00762
FRANCES	4	-.066	.00464	.00697	5	-.021	.00035	.00754
INGLES	4	-.037	.00196	.01675	5	-.029	.00064	.00817

(sigue en la siguiente tabla)....

TOTALES				
	INT	E.E.	R2.G	N
LENCAS	7.189	2.908	.15383	10.924
EDUCFI	5.645	2.732	.17573	8.899
CIENSO	1.590	1.467	.16414	11.052
CIENEX	1.902	2.027	.23834	10.956
MATE	3.616	2.206	.20941	11.193
CONVI	5.582	2.827	.10506	11.456
TECND	1.883	2.018	.18002	10.944
PLAST	5.022	1.668	.09616	11.116
MUSI	1.956	2.532	.19793	8.904
FRANCES	2.194	2.622	.18554	3.210
INGLES	-.409	3.274	.20003	7.466

Como se comprueba, a juzgar por el orden de entrada, la aptitud verbal constituye el mejor predictor individual de este tipo de pruebas objetivas. Se confirma de esta forma, nuestra hipótesis al respecto. Únicamente en el caso de plástica, francés y tecnología, no entra en primer lugar, siendo la segunda en las dos primeras, y la tercera en tecnología. En el caso de plástica y francés aunque el primer lugar es ocupado por razonamiento, cosa que nos resulta curiosa y difícil de explicar, no debemos olvidar que, inspeccionado la varianza explicada por cada variable, sin entrar en la regresión (R^2 simple), la verbal explica una gran cantidad, diferenciándose poco de la explicada por razonamiento.

El caso de tecnología aparece más claro. El primer lugar, en esta prueba lo ocupa la aptitud numérica, lo que se relaciona con nuestra hipótesis acerca del mejor poder predictor de este tipo de habilidad en esta clase de conocimiento.

En suma, y en relación con nuestra hipótesis acerca de la aptitud verbal, queda claro que esta, efectivamente, constituye, como aptitud individual, el mejor predictor del rendimiento académico, lo que coincide con la literatura experimental revisada (Horn, 1977; Cattell, 1971; Jensen, 1980).

En cuanto a nuestras hipótesis acerca de la aptitud numérica y del razonamiento encontramos, al observar la tabla 8, que el orden de entrada no se ajusta, totalmente, a lo esperado a saber: numérica, en los segundos pasos, y razonamiento, en los terceros. Ambos ocupan, variando según el tipo de prueba objetiva, los segundos o los terceros lugares. La matización, pues, establecida en nuestra hipótesis no resulta confirmada. Si resulta, confirmada, sin embargo, en relación con nuestra hipótesis, que tanto la aptitud numérica como el razonamiento ocupan lugares intermedios en cuanto a su poder predictor. En este sentido nuestros resultados también coinciden con la investigación psicométrica al respecto (Revisión en Jensen, 1980).

Siguiendo con las hipótesis, nos resta comentar lo que establece un menor poder predictor, en general, aunque alto en algunas áreas específicas (ciencias experimentales y tecnología), de la aptitud mecánica y espacial.

A juzgar por el orden de entrada, el menor poder predictor de ambas aptitudes queda claro. También, como se esperaba, encontramos que en las pruebas objetivas de tecnología y ciencias experimentales, la aptitud mecánica ocupa un primero y segundo lugar. Obviamente, la entrada de la aptitud mecánica, en estas dos pruebas objetivas, solapa la aptitud espacial que queda relegada a los últimos lugares.

Por otro lado hemos de reseñar que, tal y como hemos comentado en los apartados previos, la varianza explicada por las aptitudes es considerablemente superior en las pruebas objetivas que en las notas. Este resultado, recordemos, debía esperarse dado los sesgos implicados en las notas y la característica de "objetividad" compartidas por test y pruebas objetivas, tal y como ha comentado Carabaña (1978).

Otro aspecto de los datos que es de interés comentar radica en la cantidad de varianza explicada que se añade, en cada paso, con la introducción de una aptitud dada. Sin duda alguna, los pasos dos y tres en la ecuación de regresión con pruebas objetivas, añaden una cantidad importante a la varianza explicada (el exponente más claro es el de matemáticas, donde la aptitud numérica, introducida en segundo lugar, añade 2.88% de la varianza explicada), lo que no ocurría con las notas. Con respecto a estas últimas habíamos comentado que las aptitudes eran bastante redundantes; es decir, una vez introducida la primera, el resto añadía muy poco a la varianza explicada. Tal y como preveimos al tratar de la comprobación de las hipótesis con notas, las aptitudes se comportan, en cuanto a su poder predictor, de manera más diferenciada en las pruebas objetivas que en las notas. Dado, pues, que las pruebas objetivas constituyen medidas más objetivas del rendimiento académico, el influjo de las aptitudes sobre dicho

rendimiento, se aprecia más mediante estas pruebas que
através de las notas.

**Comprobación de la hipótesis del mayor predictor
global del índice aptitudinal compuesto- APTES-, con pruebas
objetivas referidas a contenidos generales**

Tabla 9. Interceptos (Int), coeficiente de regresión parcial (Beta), R2 añadida paso a paso (R2 M), R2 simple (R2 S), R2 múltiple global (R2 G) y error estándar (E.E.), con indicación del orden de entrada de los predictores aptitudinales, incluyendo APTEs (con pruebas objetivas "generales").

APTES				APTITUD VERBAL				
	N.P.	BETA	R2.M	R2.S	N.P.	BETA	R2.M	R2.S
MTAPL	1	.296	.34133	.34133	5	.023	.00016	.17501
MTCAL	1	.495	.31749	.31749	3	-.719	.00140	.15518
COMLEC	1	.284	.26459	.26459	2	.218	.01302	.22836
ORTOG	1	.361	.08534	.08534	-	-	-	.05799

(sigue en la siguiente tabla)....

APTITUD NUMERICA				APTITUD RAZONAMIENTO				
	N.P.	BETA	R2.M	R2.S	N.P.	BETA	R2.M	R2.S
MTAPL	2	.293	.04026	.32477	-	-	-	.17691
MTCAL	2	.164	.01631	.25845	-	-	-	.20287
COMLEC	-	-	-	.11422	5	.059	.00069	.14992
ORTOG	-	-	-	.04705	4	-.027	.00024	.05400

(sigue en la siguiente tabla)....

APTITUD MECANICA				APTITUD ESPACIAL				
	N.P.	BETA	R2.M	R2.S	N.P.	BETA	R2.M	R2.S
MTAPL	3	.107	.01238	.11492	4	.034	.00088	.06650
MTCAL	4	.016	.00011	.05479	5	-.014	.00015	.03151
COMLEC	3	.050	.00101	.04997	4	-.036	.00101	.01639
ORTOG	2	-.086	.00886	.00052	3	-.047	.00182	.00034

(sigue en la siguiente tabla)....

TOTALES				
	INT	E.E.	R2.G	N
MTAPL	-2.262	1.809	.39500	11.362
MTCAL	3.007	4.990	.33546	10.494
COMLEC	5.047	3.336	.28032	11.076
ORTOG	27.212	8.273	.09627	11.323

Como en el caso de las pruebas objetivas "específicas", APTES ocupa el primer lugar en el orden de entrada en la regresión, para las cuatros pruebas objetivas "generales". Obviamente, este resultado esta en el sentido de nuestras hipótesis al respecto.

También, nos encontramos aquí con que, APTES explica, con mucho, la mayor parte de la varianza. Como se observa en la tabla 9, las aptitudes escolares (verbal, numérica y razonamiento) añade poco o nada, por efecto de la redundancia. De otro lado, las cantidades de varianza añadida por la habilidad mecánica y especial, no es, tampoco, excesivamente grande, en concordancia con nuestros presupuestos al respecto

Comprobación de la hipótesis de la aptitud verbal como el segundo predictor más importante; de la aptitud numérica como el tercer predictor; de la aptitud razonamiento como el cuarto predictor; de la aptitud espacial y mecánica como los predictores menos importante, excepto en áreas específicas del rendimiento.

(con pruebas objetivas referidas a contenidos objetivos generales).

En el caso, de las pruebas objetivas "generales", hemos de tener en cuenta que existen dos tipos de contenidos básicos: matemáticos y lingüísticos. A la hora de comentar

nuestras hipótesis hemos de tener en cuenta, esta especificidad.

En este contexto, en relación con nuestra hipótesis acerca del mayor poder predictor de la aptitud verbal, deberíamos esperar, con toda seguridad, que esta se reflejará en COMLEC (Comprensión Lectora) y ORTOG (Ortografía). Esta seguridad, sin embargo, sería menor para MTCAL (Matemáticas Cálculo) y MTAPL (Matemáticas Aplicada) donde la competencia de la aptitud numérica sería grande.

Tabla 10. Interceptos (Int), coeficiente de regresión parcial (Beta), R2 añadida paso a paso (R2 M), R2 simple (R2 S), R2 múltiple global (R2 G) y error estándar (E.E.), con indicación del orden de entrada de los predictores aptitudinales, sin APTES (con pruebas objetivas "generales").

APTITUD VERBAL				APTITUD NUMERICA				
	N.P.	BETA	R2.M	R2.S	N.P.	BETA	R2.M	R2.S
MTAPL	2	.157	.04011	.17501	1	.396	.32477	.32477
MTCAL	3	.152	.01786	.15518	1	.336	.25548	.33640
COMLEC	1	.347	.22836	.22836	3	.099	.00790	.11422
ORTOG	1	.164	.05799	.05799	3	.125	.00680	.04705

(sigue en la siguiente tabla)....

APTITUD RAZONAMIENTO				APTITUD MECANICA				
	N.P.	BETA	R2.M	R2.S	N.P.	BETA	R2.M	R2.S
MTAPL	3	.138	.01694	.17691	4	.107	.01224	.11493
MTCAL	2	.229	.05886	.20287	4	.017	.00011	.05479
COMLEC	2	.192	.04189	.14992	4	.050	.00119	.04998
ORTOG	2	.141	.02075	.05076	4	-.086	.00900	.00059

(sigue en la siguiente tabla)....

APTITUD ESPACIAL				TOTALES				
	N.P.	BETA	R2.M	R2.S	INT	E.E.	R2.G	N
MTAPL	5	.035	.00094	.06650	-2.263	1.809	.39500	11.362
MTCAL	5	-.014	.00015	.03151	3.007	4.990	.33546	10.494
COMLEC	5	-.036	.00099	.01639	5.047	3.336	.28032	11.076
ORTOG	5	-.047	.00172	.00027	27.211	8.273	.09627	11.323

Efectivamente, la aptitud verbal, ocupa el primer lugar en comprensión lectora (COMLEC) y ortografía (ORTOG). Como nos temíamos, en matemáticas cálculo y matemáticas aplicaciones, la aptitud más poderosa, como predictor, es la numérica.

Este desplazamiento de la aptitud verbal nos hace pensar que en pruebas donde se miden conocimientos genéricos, pero concretizados en ciertas áreas de conocimiento (lengua y matemáticas, en nuestro caso), las aptitudes "más concretamente" relacionadas con dichas áreas, incrementan su poder predictor. En pruebas objetivas menos diferenciadas, las aptitudes tenderían a mantener la jerarquía que se refleja en nuestras hipótesis.

En cuanto a las aptitudes que ocupan lugares intermedios, como predictores, encontramos que varían, según se trate de pruebas "lingüísticas" o pruebas "matemáticas". Así, en ortografía y comprensión lectora, el segundo lugar es ocupado por razonamiento y el tercero por la habilidad numérica. Esto encaja, a grosso modo, con nuestras hipótesis al respecto. Nótese, sin embargo, que esta última habilidad está situada, en cuanto a su poder predictor, después de razonamiento, en contra de lo que sostiene una de nuestras hipótesis. Este comportamiento obedecería, también, a la tendencia a perder poder predictor de las aptitudes menos "concretamente" comprometidas con una área

de conocimiento dada; en este caso, de la aptitud numérica en relación con el conocimiento lingüístico. De otro lado, y en relación, con las pruebas "matemáticas", los puestos intermedios son ocupados por la habilidad verbal y el razonamiento, en consonancia con el marco explicativo expuesto aquí. Sin embargo, la esperada pérdida de poder predictor de la habilidad verbal a favor del razonamiento, consecuencia del supuesto mayor "distanciamiento" de ésta con respecto a los contenidos matemáticos concretos, sólo se ve confirmada en el caso de matemáticas cálculo. En el caso de matemáticas aplicaciones, el segundo lugar lo ocupa la habilidad verbal aunque su peso, a juzgar por la correlación simple al cuadrado, no es, prácticamente, mayor que el de razonamiento. El que la habilidad verbal no pierda importancia en relación con ciertos contenidos matemáticos (matemáticas aplicaciones), nos lleva a pensar que, en cuanto a poder predictor, pierde más la aptitud numérica en relación con las pruebas "lingüísticas", que la aptitud verbal con las pruebas matemáticas. Esto no nos debe extrañar en cuanto que la habilidad verbal constituye un predictor más poderoso del rendimiento académico que la aptitud numérica.

En cuanto a los últimos lugares, estos son ocupados por las aptitudes mecánica y espacial, en consonancia con nuestras hipótesis. Sin embargo, ni la aptitud espacial ni la mecánica, tiene un papel especial en las áreas de

matemáticas, tal y como debería esperarse, también, de una de nuestras hipótesis. Ello no quiere decir, sin embargo, que la asociación de la habilidad mecánica y espacial con las pruebas "matemáticas" sea despreciable. Las correlaciones simples al cuadrado de una y otra con matemáticas aplicadas son relativamente elevadas (0.11493 y 0.06650 respectivamente), y más pequeñas, aunque no insustanciales, con matemáticas cálculo. Por tanto, en consonancia con la literatura experimental, existe una asociación importante entre estas habilidades y los conocimientos matemáticos. Sin embargo, esta asociación no ha sido lo suficientemente importante como para desbancar a alguna de las denominadas aptitudes "escolares"

Otro aspecto, que es interesante comentar, se refiere a la mayor cantidad de varianza explicada en las pruebas objetivas "generales", en relación a las pruebas "específicas", a excepción de ORTOG. Sin lugar a dudas, esto parece indicar que cuando se trata de medir conocimientos más genéricos sobre un área concreta de conocimientos, las aptitudes incrementan notablemente, su poder predictor.

No olvidemos a este respecto, que las pruebas objetivas que estamos comentado aquí, miden conocimientos que no están restringidos a un curso, sino que corresponden al grado de "madurez" alcanzado por el alumno en el manejo

de unos conocimientos que se imparten a lo largo de varios cursos. En este contexto, las variables diferenciales más estable "invariantes" en la terminología de Pelechano, las aptitudes, explicarán más en un tipo de medida como el que comentamos, más estable también.

4.7.2.3 VALORACION DEL INFLUJO DE LAS APTITUDES SOBRE EL RENDIMIENTO ACADEMICO, CONSIDERANDO APROPS Y SEXO (con Notas Escolares). -

Seguidamente, con el objeto de depurar la varianza explicada por las aptitudes en el rendimiento académico, hemos efectuado distintos análisis de regresión paso a paso, donde hemos hecho entrar a APROPS en primer lugar, y a sexo en segundo lugar, seguido por el conjunto de las aptitudes, que entrarían en la regresión según su importancia. Como se recordará estas dos variables (APROPS y SEXO) habían sido elegidas, tras la inspección de la matriz correlacional como los "otros predictores" a considerar. Por otro lado, el hacerlos entrar en primer lugar, tiene por objeto permitirnos desglosar la varianza añadida por las aptitudes cuando, previamente, ha entrado APROPS y SEXO, en la ecuación de regresión. Esta cifra, bajo el epígrafe de varianza añadida por las aptitudes en la tabla que seguidamente exponemos va acompañada por la cantidad de

varianza que las aptitudes explican cuando ni APROPS ni SEXO estan incluidos en la regresión; esta última cifra se encuentra bajo el epígrafe V. T. Explicada por las aptitudes (sin SEXO, sin APROPS). A continuación de este epígrafe, se encuentra otro, "Varianza Explicada menos Varianza Añadida", que es consecuencia de restar la varianza explicada por las aptitudes (sin APROPS, sin SEXO), de la varianza añadida por las aptitudes (cuando se ha incluido, previamente, APROPS y SEXO). Esta diferencia, por tanto, nos indica cuanta varianza pierden las aptitudes, como predictores, cuando se incluyen, otros predictores como APROPS y SEXO. Y es esta diferencia la que nos servirá de guía principal para nuestros comentarios

De otro lado, a la hora de efectuar estos análisis nos hemos encontrado, que la muestra sobre la que se ha efectuado dichos análisis, no son exactamente las mismas que cuando en los análisis consideramos solamente las aptitudes. Esto se debe al número de sujetos que no tienen puntuaciones en APROPS y SEXO. Estos sujetos "perdidos" alcanzan como máximo el número de 500. Esta perdida de sujetos en los análisis con APROPS y SEXO, esperamos que no genere de forma significativa diferencias entre los análisis de regresión con aptitudes solamente, y los análisis de regresión con aptitudes, APROPS y SEXO. Nos apoyamos, para ello, en que 500 sujetos no es una cifra excesivamente grande en relación con la dimensión de nuestra muestra. En este sentido,

FASE EXPERIMENTAL

4-64

tampoco sospechamos, que estos 500 sujetos, no estan seleccionados por otra variable que no sea el azar.

tabla 11. Varianza Total (V.T.) y Varianza Parcial (V.P.) explicada por APROPS, SEXO Y APTITUDES, y Varianza Total explicada por las aptitudes cuando no estan aprops ni sexo en la regresión (con notas escolares).

	N	V.T. EXPLICADA (con APTITUDES APROPS y SEXO)	VARIANZA EXPLICADA POR APROPS	VARIANZA ANADIDA POR SEXO	VARIANZA ANADIDA POR APTITUDES
NOTLEN	9.887	0.10361	0.00290	0.03697	0.06095
NOMAT	9.845	0.10090	0.00277	0.00004	0.09163
NOCISO	9.774	0.06568	0.00440	0.00474	0.05649
NOTIEX	9.358	0.09479	0.00504	0.03182	0.05793
NOCINA	9.721	0.06349	0.00199	0.01027	0.05123
NOGLO	9.467	0.08947	0.00567	0.01961	0.06419

(Sigue en la siguiente tabla).....

	V. T. EXPLICADA POR LAS APTITUDES (sin SEXO, sin APROPS)	VARIANZA EXPLICADA MENOS VARIANZA ANADIDA
NOTLEN	0.07314	0.01219
NOMAT	0.08565	-0.00598
NOCISO	0.06002	0.00353
NOTIEX	0.06522	0.00729
NOCINA	0.04843	-0.00280
NOGLO	0.06506	0.00087

Como se observa en la tabla 11 la varianza perdida por las aptitudes, al introducir APROPS y SEXO, es bastante escasa. Hacemos notar que la presencia de indicadores negativos, en el caso de notas en matemáticas (NOMAT) y de notas en ciencias naturales (NOCINA), responde a las diferenciales muestrales que ya comentamos. Dado que suponemos que dichas diferencias no suponen efectos sistemático alguno, estos índices negativos deben ser interpretados en el sentido de una escasa incidencia de APROPS y SEXO, en relación con el poder predictor de las aptitudes.

Unicamente, nota en lengua (NOTLEN) muestra una pérdida apreciable (0.01219). Esta pérdida, sin embargo, está más asociada al SEXO que a APROPS, como se puede comprobar inspeccionando las columnas "Varianza Explicada por APROPS" y la "Varianza Añadida por SEXO". De otro lado, esta asociación entre SEXO y aptitudes en relación con la nota en lengua tiene el siguiente sentido. A juzgar por la matriz correlacional, las hembras son mejores en habilidad verbal que los varones y, a su vez, lo son en nota de lengua castellana. Existe, también, en relación con e SEXO, una asociación importante entre este y la nota en idioma extranjero (NOTIEX). Esta asociación, también, es favorable a las hembras. Todo estos datos favorables a las hembras en áreas de conocimientos, y de aptitud, lingüístico, son coincidente en la literatura experimental (Maccoby, 1966;

Maccoby y Jacklin, 1974; Horn, 1977)

En suma, la vinculación de APROPS con las notas es, en si baja, como se observa en la columna "Varianza Explicada por APROPS". Esta asociación entre APROPS y notas tiene, además, una escasa incidencia sobre la relación aptitud-notas. El caso de SEXO es distinto, en parte. Así, el sexo muestra asociaciones importantes con la nota en lengua y con la nota en idioma extranjero. Estas asociaciones, sin embargo, no tienen repercusiones importante en la relación de las aptitudes con las notas, excepción hecha de la nota en lengua, como ya comentamos.

Por otra parte, la conjunción a nivel de regresión de APROPS y del SEXO, añade la explicación de las notas, cantidades de varianza de relativa entidad. Esto se puede comprobar comparando la columna "Varianza Total con APROPS y SEXO" con la columna "Varianza Explicada por Aptitudes, sin APROPS, sin SEXO". Las diferencias que el lector encontrará son indicativas del papel predictor de las notas, de APROPS y del SEXO, independiente de las aptitudes. Como se obsevará, la inclusión de APROPS y de SEXO mejora la varianza explicada en alrededor 0.02, en promedio, a excepción de la nota en ciencia sociales, donde la cantidad incrementada es 0.00566, es mínima. Sin embargo, la mayoría de los casos, y como se ha comentado, estos incrementos son debido al SEXO y no a APROPS.

En suma, y coincidiendo con resultados de otros estudios (Revisión en Carabaña, 1978), APROPS tiene una escasa incidencia, directa, sobre las notas. Esta escasa incidencia se expresa, a su vez, en una débil pérdida del poder predictor de las aptitudes, cuando se introduce APROPS en la regresión. Esta débil asociación entre APROPS y el rendimiento, cuando, de otro lado, gran número de investigaciones (Jensen, 1980; Carrol, 1980), han puesto de manifiesto el importante papel de APROPS y otras variables contextuales, en el rendimiento académico, se ha explicado por distintas razones (Carabaña, 1978). Se reconoce a este respecto, que inicialmente la incidencia de APROPS sobre el rendimiento académico es alta. Sin embargo, de un lado, con la edad, esta incidencia directa de APROPS tiende a debilitarse. La influencia de APROPS se volvería, entonces, más indirecta, y se produciría a través de la inteligencia; es decir, inicialmente un mayor estatus (APROPS) generaría un mayor rendimiento académico e iría generando, a su vez, ciertas diferencias aptitudinales. Una vez que estas diferencias aptitudinales se conforman serían estas, y no APROPS, las mayores responsables de las diferencias individuales en el rendimiento académico.

De otro lado, la vinculación entre inteligencia y APROPS, tendería a difuminarse a medida que avanza la escolarización y la selectividad social que le acompaña. En nuestro trabajo, este efecto se manifiesta, por ejemplo, en

el bajo número de padres "parados" (6.6%) de nuestra muestra en relación con la cifra nacional.

Por otra parte, al debilitarse la vinculación de APROPS con las notas, también, contribuye al hecho de que los patrones de calificación varían según el tipo de colegios, y dentro, incluso de cada colegio (Carabaña, 1978).

En esta línea, deberíamos esperar que la incidencia de APROPS se incrementara cuando miramos el rendimiento académico a través de las pruebas objetivas.

(sigue en la siguiente tabla)

4.7.2.4 VALORACION DEL INFLUJO DE LAS APTITUDES SOBRE EL RENDIMIENTO ACADEMICO, CONSIDERANDO APROPS Y SEXO (Pruebas Objetivas). -

Observemos, para comentar este apartado, la tabla 12.

ICENSO	0.20414	0.24751	0.00360	0.23559
ICORVI	0.10531	0.12174	0.00124	0.21221
ITECNO	0.18753	0.21774	0.00471	0.21623
IPLAST	0.10509	0.11992	0.00101	0.20001
IFRANCE	0.10757	0.12589	0.00389	0.20289
INTCAL	0.10589	0.11912	0.00413	0.21424
INTAPL	0.10734	0.12412	0.00324	0.21713
ORTOG	0.10754	0.11612	0.00418	0.20892
ICONLEC	0.10518	0.13085	0.01139	0.21303

tabla 12. Varianza Total (V.T.) y Varianza Parcial (V.P.) explicada por APROPS, SEXO Y APTITUDES, y Varianza Total explicada por las aptitudes cuando no estan aprops ni sexo en la regresión (con pruebas objetivas).

	N	V.T. EXPLICADA (con APTITUDES APROPS y SEXO)	VARIANZA EXPLICADA POR APROPS	VARIANZA ANADIDA POR SEXO	VARIANZA ANADIDA POR APTITUDES
LENCAST	10.382	0.22310	0.00552	0.05755	0.16003
EDUCFI	8.445	0.18981	0.01112	0.00551	0.17318
CIENSO	10.500	0.19067	0.00548	0.01210	0.17309
CIENEX	10.414	0.24351	0.00701	0.00090	0.23559
MATE	10.631	0.22374	0.00907	0.00246	0.21221
CONVI	10.853	0.11674	0.00149	0.00501	0.11023
TECNO	10.402	0.17784	0.00265	0.01845	0.15674
PLAST	10.555	0.11241	0.00635	0.00605	0.10001
MUSI	8.454	0.22995	0.01043	0.02187	0.19765
FRANCES	3.057	0.24764	0.00867	0.05588	0.18309
INGLES	7.096	0.25479	0.06166	0.01699	0.17614
MTCAL	10.586	0.35322	0.01985	0.00913	0.32424
MTAPL	10.786	0.39842	0.01203	0.00926	0.37713
ORTOG	10.754	0.14622	0.00448	0.05282	0.08892
COMLEC	10.516	0.30385	0.01189	0.01303	0.27893

(Sigue en la siguiente tabla).....

	V. T. EXPLICADA POR LAS APTITUDES (sin SEXO, sin APROPS)	VARIANZA EXPLICADA MENOS VARIANZA ANADIDA
LENCAST	0.15383	-0.00620
EDUCFI	0.17573	0.00255
CIENSO	0.16414	-0.00895
CIENEX	0.23834	0.00275
MATE	0.20941	-0.00280
CONVI	0.10506	-0.00517
TECNO	0.18002	0.02328
PLAST	0.09617	-0.00385
MUSI	0.19793	0.00028
FRANCES	0.18554	0.00245
INGLES	0.20003	0.02389
MTCAL	0.33546	0.01122
MTAPL	0.39500	0.01787
ORTOG	0.09627	0.00735
COMLEC	0.28032	0.00139

En general, APR OPS (estatus) y el SEXO, restan muy poca varianza explicada a las aptitudes como se comprueba en la columna "Varianza Explicada menos Varianza Añadida". Este resultado se encuentra en la tónica de lo encontrado con notas. No hemos encontrado, por tanto, que el papel de APR OPS se incrementa cuando usamos pruebas objetivas en lugar de notas. En este sentido, nuestros resultados, son hasta cierto punto contradictorios con los encontrados por Carabaña (1978). En esta línea, la incidencia directa de APR OPS sobre el rendimiento -"Varianza Explicada por APR OPS"- se mueve dentro de cifras de escasa entidad. Con los datos que actualmente disponemos, no hemos encontrado una explicación satisfactoria, para la citada discordancia entre lo encontrado por nosotros y Carabaña (1978).

A esta regla general, en cuanto al poder explicativo de la aptitud cuando se incluye SEXO y APR OPS, sólo escapan Tecnología, Inglés y en menor medida Matemáticas Cálculo y Matemáticas Aplicadas. En el caso de Tecnología, la pérdida de poder explicativo de las aptitudes se debe fundamentalmente al sexo, como se puede comprobar en la tabla 12. Otro, es el caso de Inglés, donde la incidencia del estatus socioeconómico (APR OPS) es alto (0.06166). Este comportamiento de Inglés, discordante con el resto de las pruebas objetivas, tampoco podemos explicarlo con certeza. Se nos ocurre a este respecto que quizás esté implicado en este comportamiento la distinta valoración que del

conocimiento del idioma extranjeros tienen las distintas clases sociales en nuestro país. Como es bien conocido, en los estatus alto se valora más el dominio del Inglés, lo que debe reflejarse en una mayor motivación por parte de los niños, y una mayor oportunidad educativa para estos, reflejada en casos tales como clases particulares. También, en Matemáticas Cálculo y Matemáticas Aplicada la incidencia del estatus (APROPS) da índices superiores en comparación con el resto de las pruebas objetivas. Sin embargo, si contrastamos la cantidad de varianza explicada por APROPS con la cantidad de varianza total explicada, que es bastante grande por ambas matemáticas (superior al 30%), la entidad de la varianza explicada por APROPS se empequeñece notablemente.

De otro lado el sexo, tiene una incidencia irregular con bajos índices de asociación, inferiores al 0.01%, para cinco pruebas, entre 0.01 y 0.05 para otras seis pruebas, y superior al 5% para Lengua Castellana, Francés y Ortografía. Estas últimas son favorables a las hembras, como se puede inspeccionar comprobando la matriz correlacional. Este último dato, además, es coincidente con toda la literatura experimental que informa de diferencias favorables a las hembras de conocimientos con fuertes saturaciones lingüísticas.

Por otra parte, también, aquí como en el caso de las

notas, la varianza total explicada se enriquece cuando introducimos SEXO y APROPS. Los incrementos en la varianza explicada oscila alrededor de 0.005, como en Ciencias Experimentales (CIENEX), 0.07 como en Lengua Castellana. Estas subidas estan relacionadas en la mayoría de los casos con SEXO, y en menor medida con APROPS, como ya hemos visto.

En suma, como era de esperar (Carabaña, 1978), el estatus (APROPS) tiene una débil incidencia sobre las pruebas objetivas y sobre la asociación entre aptitudes y pruebas objetivas. Sin embargo, no hemos encontrado, en términos generales, un aumento del influjo de APROPS en las pruebas objetivas en comparación con las notas.

4.8 ANALISIS MODULACIONALES

4.8.1 Introducción.

Como ya indicamos, en el capítulo II, en el que explicábamos los tipos de análisis que íbamos a efectuar, los análisis modulacionales tienen el objeto de comprobar si ciertas variables modifican la relación predictiva entre las aptitudes y el rendimiento académico expresada en la regresión. Dicha variable, recordemos, eran el sexo, el tipo de habitat, el C.I. y en nivel socioeconómico. Se trataba de conocer, a este respecto, si, por ejemplo, la ecuación de regresión, que asocia a las aptitudes con el rendimiento académico, es diferente para los varones en relación para las hembras.

Dado que incluir en este tipo de análisis todas las variables independientes con que trabajamos (notas escolares y pruebas objetivas), suponía un esfuerzo, a nuestro juicio, un esfuerzo desmesurado, hemos obtado por seleccionar índices de rendimiento académico representativos. De esta forma, y por razones obvias, nuestra variables dependientes serán nota en lengua (NOTLEN), nota en matemáticas (NOMAT), nota global (NOGLO) y las pruebas objetivas "generales" de matemáticas aplicada (MTAPL) y comprensión lectora (COMLEC).

A la hora de exponer los datos modulacionales, señalaremos cada uno de los índices de regresión habituales.

Al tratarse de análisis modulares estos índices se referirán a cada uno de los subgrupos (varones y hembras, por ejemplo, en el caso de sexo) distinguidos, así como al grupo total. A continuación de estos índices se exponen las sumas cuadráticas residuales para cada subgrupo y para el grupo total. Estas irán seguidas de una "F" y de la probabilidad de estas, que nos indican si las líneas (interceptos o pendientes) de regresión son diferentes entre los subgrupos en relación con el grupo total. A nivel indicativo, recordamos que, a más similar sea el residual del grupo total, con la suma de los residuales de los subgrupos, más debemos inclinarnos a pensar las líneas de regresión de los subgrupos no difieren de la del grupo total.

A este respecto, deseamos hacer notar una limitación de nuestros análisis. Nos referimos a que, a la hora de calcular la "F", el denominador de la razón que da lugar a la misma, es demasiado pequeño debido al elevado número de sujetos de nuestra investigación (N=11.844). Esto ha tenido como consecuencia, el que la totalidad de las "F" sean significativas a pesar de que en muchos casos el residual total fuera bastante similar a la suma de los residuales de los subgrupos.

Dada esta limitación, nosotros, procurando que los resultados tengan más significación psicológica que estadística, vamos a guiar nuestros análisis en función de

las similitudes entre los distintos subgrupos y el grupo total, en cuanto al orden de entrada de los predictores, cantidades de varianza explicada, y similaridad entre el residual total y la suma de residuales de los subgrupos

4.8.2 Análisis Modulacional De La Relación Aptitud-rendimiento Académico, Teniendo En Cuenta El Sexo.

Veamos seguidamente las tabla 13 y 14 que contienen los datos de los análisis de regresión, con las aptitudes como predictores, para varones y hembras respectivamente.

Tabla 13. Interceptos (Int), coeficiente de regresión parcial (Beta), R2 añadida paso a paso (R2 M), R2 simple (R2 S), R2 múltiple global (R2 G) y error estándar (E.E.), con indicación del número de pasos que cada predictor fue introducido, tomando como predictores las aptitudes y como criteriales dos asignaturas escolares y la nota media escolar, y dos pruebas objetivas. (Varones).

V A R O N E S								
APTITUD VERBAL				APTITUD NUMERICA				
	N.P.	BETA	R2.M	R2.S	N.P.	BETA	R2.M	R2.S
NOTLEN	1	.168	.05267	.05267	2	.148	.01803	.04715
NOMAT	2	.054	.00466	.03373	1	.239	.08775	.08775
MTAPL	2	.143	.03359	.17381	1	.429	.35075	.35075
COMLEC	1	.349	.24899	.24899	2	.137	.03617	.14751
NOGLO	2	.147	.01773	.04496	1	.167	.04895	.04895

(sigue en la siguiente tabla....)

V A R O N E S								
APTITUD RAZONAMIENTO				APTITUD MECANICA				
	N.P.	BETA	R2.M	R2.S	N.P.	BETA	R2.M	R2.S
NOTLEN	4	.029	.00050	.02404	5	-.026	.00051	.00392
NOMAT	3	.055	.00257	.04055	4	.031	.00083	.01692
MTAPL	3	.128	.01675	.19678	4	.098	.01056	.10524
COMLEC	4	.130	.01104	.14650	3	.129	.01751	.09560
NOGLO	4	.005	.00002	.01809	5	.003	.00001	.00603

(sigue en la siguiente tabla...)

V A R O N E S								
APTITUD ESPACIAL				TOTALES				
	N.P.	BETA	R2.M	R2.S	INT	E.E.	R2 G	N
NOTLEN	3	-.028	.00089	.00131	2.660	1.093	.07260	5.947
NOMAT	-	-	-	-	2.276	1.152	.09582	5.922
MTAPL	5	.043	.00146	.06382	-2.359	1.832	.41311	6.537
COMLEC	5	-.014	.00017	.02954	0.283	3.290	.31387	6.351
NOGLO	3	-.036	.00109	.00103	2.602	1.105	.06779	5.647

Tabla 14. Interceptos (Int), coeficiente de regresión parcial (Beta), R2 añadida paso a paso (R2 M), R2 simple (R2 S), R2 múltiple global (R2 G) y error estándar (E.E.), con indicación del número de pasos que cada predictor fue introducido, tomando como predictores las aptitudes y como criterioles dos asignaturas escolares y la nota media escolar, y dos pruebas objetivas. (Mujeres).

M U J E R E S								
APTITUD VERBAL				APTITUD NUMERICA				
	N.P.	BETA	R2.M	R2.S	N.P.	BETA	R2.M	R2.S
NOTLEN	1	.190	.05850	.05850	2	.125	.01400	.04106
NOMAT	2	.094	.01160	.04171	1	.201	.07420	.07420
MTAPL	2	.177	.05217	.17167	1	.344	.27081	.27081
COMLEC	1	.338	.22510	.22510	3	.102	.00988	.11305
NOGLO	1	.160	.05184	.05184	2	.158	.02306	.05184

(sigue en la siguiente tabla....)

M U J E R E S								
APTITUD RAZONAMIENTO				APTITUD MECANICA				
	N.P.	BETA	R2.M	R2.S	N.P.	BETA	R2.M	R2.S
NOTLEN	3	.020	.00019	.02238	4	-.015	.00022	.00756
NOMAT	3	.063	.00348	.04040	5	.014	.00015	.01607
MTAPL	4	.134	.01359	.17580	3	.127	.02160	.11658
COMLEC	2	.155	.03819	.14436	4	.086	.00659	.07862
NOGLO	4	.011	.00009	.02323	-	-	-	.01145

(sigue en la siguiente tabla...)

M U J E R E S								
APTITUD ESPACIAL				TOTALES				
	N.P.	BETA	R2.M	R2.S	INT	E.E.	R2.G	N
NOTLEN	5	-.002	.00001	.00356	2.976	1.112	.07291	4.368
NOMAT	4	.017	.00035	.00987	2.522	1.142	.08977	4.349
MTAPL	5	.033	.00095	.05083	-2.415	1.763	.35912	4.748
COMLEC	5	.012	.00012	.02801	5.075	3.235	.27988	4.657
NOGLO	3	.017	.00034	.00682	2.809	1.120	.07532	4.202

Como se observa comparando las tablas 13 y 14, el orden de entrada de las aptitudes, de cada una de las variables criterioles no varían drásticamente entre varones y hembras. En esta línea, encontramos que la aptitud verbal es la primera en nota en lengua (NOTLEN) y comprensión lectora (COMLEC) (áreas lingüísticas), en ambos sexos. De otra forma, en el caso de nota en matemáticas (NOMAT) y matemáticas aplicada (MTAPL) -áreas de matemática-, es la aptitud numérica la primera en entrar, tanto en varones como en hembras.

Esto, de otro lado, es coincidente con lo que hemos comentado, cuando tratamos de la relación entre aptitudes y pruebas objetivas "generales". De acuerdo a lo que allí se comentó, las medidas de rendimiento académico muy directamente vinculadas a un área de conocimiento (matemáticas o lingüística), serán predecidas, mejor, por las aptitudes más directamente asociadas a dichas áreas (numérica para la matemática y verbal para la lingüística).

El caso de nota global (NOGLO) presenta cierta divergencia entre varones y hembras. Así, la aptitud verbal predice en primer lugar, en el caso de las hembras, mientras que, en el caso de los varones, lo hace la aptitud numérica. Con los segundos lugares ocurre, justamente, lo contrario. Sin embargo, esta divergencia no es notable, dado que las $R^2.S.$ (varianza explicada simple o bruta) de la aptitud verbal

y de la aptitud numérica, en relación con la nota global, son bastante similares (verbal: .04496, numérica: .04895 en varones; verbal: .05184, numérica: .05184 en el caso de mujeres); es decir, que el hecho de que entre una de estas aptitudes en primer lugar, es una cuestión de mínima ventaja, en cuanto a la varianza explicada, con respecto a la otra. En suma, la aptitud verbal y la aptitud numérica tienen una importancia similar con la nota global, tanto en varones como en hembras, lo que parece lógico.

En cuanto a los segundos y terceros lugares en el orden de entrada, observamos en las tablas 13 y 14, que están ocupados por la aptitud numérica y por la aptitud de razonamiento, en el caso de las medidas lingüísticas, y por la aptitud verbal y la de razonamiento, en el caso de las medidas matemáticas. Esto ocurre de igual forma en varones y en hembras, y es coincidente con nuestras hipótesis. En algún caso, o bien la aptitud numérica o bien el razonamiento no ocupa los lugares indicado, siendo sustituidos por la aptitud mecánica o por la espacial (véase el caso de matemáticas aplicadas y nota global en mujeres y comprensión lectora, nota en lengua y nota global en varones). Estas alteraciones no implican, a nuestro juicio, que la aptitud mecánica o la espacial sean más predictivas, dado que las R^2 S. nos informan en sentido contrario. Lo que ocurre, como hemos comentado en otras ocasiones, es que la aptitud verbal o numérica, que son las primeras en

entrar, absorben en algunos casos toda la varianza que puedan aportar las otras aptitudes escolares.

Los últimos lugares, como es de esperar, lo mismo en varones que en mujeres, son ocupados por la aptitud mecánica y espacial. Además del orden de entrada de las aptitudes, es de interés comprobar las cantidades de varianza explicada entre varones y hembras. En principio, y de acuerdo a la literatura experimental revisada (Marrero, H., Echevarría, M. y Buela, G., 1985) los varones al ser más heterogéneos que las hembras deberían mostrar mayores cantidades de varianza explicada, dado que tal heterogeneidad incrementa las correlaciones. Como se comprueba contrastando las tablas 13 y 14, esto ocurre en el caso de las pruebas objetivas (matemáticas aplicada y comprensión lectora) la cantidad de varianza explicada en las notas, de otra forma, apenas si difieren entre uno y otro sexo. Como ha ocurrido en otras ocasiones la "inobjetividad" de las notas (Carabaña, 1978) atenua ciertos efectos, en este caso en relación con el sexo.

En resumen, varones y hembras no varían notablemente, en cuanto al conjunto de aptitudes que predicen el rendimiento académico. Esta observación es apoyada por otros índices de regresión como los coeficientes betas, como se puede comprobar inspeccionando las tablas 13 y 14.

Con respecto a los índices Beta, deseamos destacar algo que nos ha llamado la atención. Nos referimos a la incidencia negativa de la aptitud mecánica y de la espacial sobre los contenidos lingüísticos, tanto en varones como en hembras. Esta influencia en el caso de los varones, se concreta, en la incidencia negativa de la aptitud mecánica en nota en lengua, en comprensión lectora y nota global. En el caso de las mujeres tanto la aptitud mecánica como la espacial sólo incide negativamente en nota en lengua. Aunque la aportación de varianza, en general, de esta aptitud es bastante escasa, este fenómeno merece ser comentado de alguna manera. A nosotros la explicación que nos parece más plausible, es la basada en la diferenciación hemisférica (Geschwind en *Psychology Today*, 1987). Como sabemos, la aptitud lingüística y espacial están hasta cierto punto diferenciadas hemisféricamente, y son por ello independientes. Recientemente, Geschwind (en *Psychology Today*, 1987), ha puesto de manifiesto, además, que el desarrollo de una de estas aptitudes (lingüísticas o espaciales) puede ir en detrimento de la otra. La causa de esta curiosa relación, parece encontrarse en el efecto de la hormona masculina que inhibe, en el desarrollo fetal, el desarrollo de las áreas lingüísticas cerebrales. Esto repercutiría en un mayor desarrollo de las áreas espaciales. La explicación de Geschwind (en *Psychology Today*, 1987), no sólo implica una cierta relación negativa entre las

aptitudes lingüística y espacial, sino, también, que ésta relación está regulada por el sexo. Este último aspecto lo retomaremos cuando comentemos los resultados de la muestra general (tabla 15).

De otro lado, la conformación de las distintas ecuaciones de regresión de los varones en relación con las mujeres y entre ambos subgrupos en relación con la muestra total es, también, similar, como nos muestra la tabla 15.

Tabla 15. Interceptos (Int), coeficiente de regresión parcial (Beta), R2 añadida paso a paso (R2 M), R2 simple (R2. S), R2 múltiple global (R2 G) y error estándar (E.E.), con indicación del número de pasos que cada predictor fue introducido, tomando como predictores las aptitudes y como criterioles dos asignaturas escolares y la nota media escolar, y dos pruebas objetivas. (Varones+mujeres).

V A R O N E S + M U J E R E S								
APTITUD VERBAL				APTITUD NUMERICA				
	N.P.	BETA	R2.M	R2.S	N.P.	BETA	R2.M	R2.S
NOTLEN	1	.180	.04789	.04789	2	.106	.00747	.02816
NOMAT	3	.073	.00370	.03481	1	.206	.07100	.07100
MTAPL	2	.157	.03995	.17510	1	.397	.32579	.32579
COMLEC	1	.348	.22917	.22917	3	.098	.00766	.11377
NOGLO	1	.156	.04294	.04294	2	.136	.01349	.03602

(sigue en la siguiente tabla....)

V A R O N E S + M U J E R E S								
APTITUD RAZONAMIENTO			APTITUD MECANICA					
	N.P.	BETA	R2.M	R2.S	N.P.	BETA	R2.M	R2.S
NOTLEN	4	.083	.00435	.02756	3	-.101	.01136	.00021
NOMAT	2	.094	.00985	.04268	4	-.022	.00063	.00716
MTAPL	3	.139	.01721	.17754	4	.107	.01224	.11479
COMLEC	4	.050	.00117	.04963	5	-.035	.00094	.01659
NOGLO	4	.056	.00194	.02311	4	-.063	.00497	.00050

(sigue en la siguiente tabla...)

V A R O N E S + M U J E R E S								
APTITUD ESPACIAL				TOTALES				
	N.P.	BETA	R2.M	R2.S	INT	E.E.	R2 G	N
NOTLEN	5	-.052	.00209	.00015	3.220	1.122	.07316	10.315
NOMAT	5	-.014	.00016	.00494	2.657	1.156	.08534	10.271
MTAPL	5	.035	.00097	.06650	-2.267	1.806	.39616	11.285
COMLEC	5	-.035	.00094	.01659	5.058	3.334	.28092	11.008
NOGLO	5	-.044	.00153	.00007	3.052	1.126	.06486	9.849

Continuando con el sentido de los índices Beta de la aptitud mecánica y espacial sobre el rendimiento académico, y con respecto, a su relación con el sexo, vamos a inspeccionar la tabla 15. Como se observará excepto en matemáticas aplicada, que parece ser claramente favorecida por la aptitud mecánica y espacial, estas aptitudes inciden negativamente en el resto de las medidas de rendimiento consideradas. Esto se debe, a nuestro juicio, a que, al unir varones y hembras, la heterogeneidad en las puntuaciones de esta aptitud aumenta, dado que hay claras diferencias sexuales con respecto a las mismas (Maccoby, 1966; Maccoby y Jacklin, 1974; McGeed, 1978). Esta heterogeneidad, volvería más manifiesto el efecto negativo de estas aptitudes sobre las medidas más mediatizadas por el lenguaje, y menos dependientes de la habilidad para la manipulación espacial, como las matemáticas aplicadas.

Por último, en la tabla 16 se expresan las sumas de cuadrados para varones, hembras y para la muestra total, así como las "F" y su probabilidad. Aunque las "F" son todas significativas, esta significación es más estadística, debido al elevado N, que psicológica. Como puede comprobarse en dicha tabla la suma de cuadrado, del residual del grupo total, es bastante parecida a la suma de cuadrado del residual de los subgrupos. Esto redundo en nuestra interpretación de que los varones y mujeres no varían, al menos de forma notoria, en lo se refiere a la asociación

aptitudes y rendimiento.

Tabla 16. Número de sujetos (N), número de variables que entran en la ecuación de regresión (N.V), suma de cuadrados total y sus subgrupos, suma residual total menos suma de residuales de los subgrupos (R.T - R.G), valor de significación de F y probabilidad (PROB.), cuando tenemos en cuenta el sexo.

S E X O						
VARONES				HEMBRAS		
	N	N.V	SUMA CUADRADO	N	N.V	SUMA CUADRADO
NOTLEN	5.987	5	7.102,74082	4.368	5	5.391,89531
NOMAT	5.922	4	7.857,30968	4.349	5	5.665,72682
MTAPL	6.537	5	21.927,24643	4.748	5	14.745,01279
COMLEC	6.351	5	68.711,78447	4.657	5	48.687,15040
NOGLO	5.647	5	6.891,47418	4.202	4	5.260,93831

(sigue en la siguiente tabla...)

S E X O						
TOTAL				SIGNIF.		
	N	N.V	SUMA CUADRADO	R.T.-R.G.	F	PROB.
NOTLEN	10.315	5	12.979,44093	484,8039	66.63	.001
NOMAT	10.271	5	13.727,28134	204,2446	31.05	.001
MTAPL	11.285	5	37.574,27304	902,0138	32.38	.001
COMLEC	11.008	5	122.314,56230	4.915,6260	76.74	.001
NOGLO	9.849	5	12.486,13880	333,7256	54.03	.001

4.8.3 Análisis Modulacional De La Relación Aptitud-rendimiento Académico, Teniendo En Cuenta El Tipo De Habitat.

Antes de iniciar el comentario a estos análisis, hacemos notar que hemos distinguido tres grupos de habitat: el rural (menos de 10.000 habitantes), el medio (entre 10.000 y 50.000 habitantes) y urbano (más de 50.000 habitantes).

Comparando las tablas 17, 18 y 19 y estas con la tabla 20, fijandonos en el orden de entrada de las variables, y en las cantidades de varianza total explicada, se hace evidente que las diferencias entre los subgrupos, en relación con la muestra total, no son notables. De otro lado, el comportamiento de los predictores, tanto en los subgrupos como en la muestra total se ajusta bastante a lo que ya comentamos, cuando tratamos el efector modulador del sexo. Es decir, la aptitud verbal ocupa el primer lugar en las áreas lingüísticas, al igual que la aptitud numérica en las áreas matemáticas. Los puestos intermedios, en general, son ocupados por las aptitudes escolares que no entran en primer lugar, y en los últimos lugares están situadas la aptitud mecánica y la espacial.

Tabla 17. Interceptos (Int), coeficiente de regresión parcial (Beta), R2 añadida paso a paso (R2 M), R2 simple (R2 S), R2 múltiple global (R2 G) y error estándar (E.E.), con indicación del número de pasos en que cada predictor fue introducido, tomando como predictores las aptitudes y como criterioles dos asignaturas escolares y la nota media escolar, y dos pruebas objetivas. (población rural).

P O B L A C I O N - R U R A L								
APTITUD VERBAL				APTITUD NUMERICA				
	N.P.	BETA	R2.M	R2.S	N.P.	BETA	R2.M	R2.S
NOTLEN	1	.144	.03971	.03971	4	.109	.00695	.02793
NOMAT	4	.050	.00149	.03248	1	.198	.06850	.06850
MTAPL	3	.151	.02154	.18599	1	.399	.34503	.34503
COMLEC	1	.328	.22692	.22692	3	.105	.00916	.11790
NOGLO	2	.118	.01346	.03443	1	.159	.03871	.03871

(sigue en la siguiente tabla....)

P O B L A C I O N - R U R A L								
APTITUD RAZONAMIENTO				APTITUD MECANICA				
	N.P.	BETA	R2.M	R2.S	N.P.	BETA	R2.M	R2.S
NOTLEN	2	.120	.01279	.03506	3	-.092	.00948	.00030
NOMAT	2	.157	.02086	.05948	5	-.031	.00071	.00444
MTAPL	2	.164	.04459	.20359	4	.106	.01386	.12772
COMLEC	2	.204	.04571	.16128	4	.086	.00309	.06129
NOGLO	4	.099	.00613	.03110	3	-.089	.01066	.00008

(sigue en la siguiente tabla...)

P O B L A C I O N - R U R A L								
APTITUD ESPACIAL				TOTALES				
	N.P.	BETA	R2.M	R2.S	INT	E.E.	R2 G	N
NOTLEN	5	-.079	.00481	.00116	3.358	1.114	.07374	1.968
NOMAT	3	-.052	.00350	.00148	2.879	1.124	.09507	1.960
MTAPL	5	.058	.00261	.08263	-2.420	1.803	.42763	2.163
COMLEC	5	-.066	.00337	.01301	3.317	4.398	.28826	2.109
NOGLO	5	-.073	.00412	.00046	3.341	1.079	.07309	1.898

Tabla 18. Interceptos (Int), coeficiente de regresión parcial (Beta), R2 añadida paso a paso (R2 M), R2 simple (R2 S), R2 múltiple global (R2 G) y error estándar (E.E.), con indicación del número de pasos en que cada predictor fue introducido, tomando como predictores las aptitudes y como criterioles dos asignaturas escolares y la nota media escolar, y dos pruebas objetivas. (Población media).

P O B L A C I O N - M E D I A								
APTITUD VERBAL				APTITUD NUMERICA				
	N.P.	BETA	R2.M	R2.S	N.P.	BETA	R2.M	R2.S
NOTLEN	1	.227	.06358	.06358	3	.090	.00969	.02489
NOMAT	2	.113	.01285	.04353	1	.223	.07830	.07830
MTAPL	2	.187	.04746	.17513	1	.388	.31613	.31613
COMLEC	1	.343	.21750	.21750	3	.098	.00831	.11358
NOGLO	1	.190	.04556	.04556	2	.131	.00887	.02779

(sigue en la siguiente tabla....)

P O B L A C I O N - M E D I A								
APTITUD RAZONAMIENTO			APTITUD MECANICA					
	N.P.	BETA	R2.M	R2.S	N.P.	BETA	R2.M	R2.S
NOTLEN	4	.075	.00373	.02583	2	-.121	.00897	.00073
NOMAT	3	.057	.00235	.03707	4	-.040	.00111	.00114
MTAPL	3	.132	.01490	.17173	4	.108	.01064	.10903
COMLEC	2	.194	.04743	.14619	4	.033	.00091	.04467
NOGLO	5	.004	.00001	.01117	3	-.093	.00826	.00000

(sigue en la siguiente tabla...)

P O B L A C I O N - M E D I A								
APTITUD ESPACIAL				TOTALES				
	N.P.	BETA	R2.M	R2.S	INT	E.E.	R2 G	N
NOTLEN	5	-.030	.00067	.00000	3.227	1.122	.08663	2.362
NOMAT	5	.011	.00009	.00869	2.609	1.179	.09470	2.384
MTAPL	5	.009	.00008	.06042	-2.385	1.804	.38921	2.633
COMLEC	-	-	-	-	4.760	3.403	.27415	2.545
NOGLO	4	-.013	.00012	.00030	3.216	1.157	.06283	2.243

Tabla 19. Interceptos (Int), coeficiente de regresión parcial (Beta), R2 añadida paso a paso (R2 M), R2 simple (R2 S), R2 múltiple global (R2 G) y error estándar (E.E.), con indicación del número de pasos en que cada predictor fue introducido, tomando como predictores las aptitudes y como criterio dos asignaturas escolares y la nota media escolar, y dos pruebas objetivas. (Población urbana).

P O B L A C I O N - U R B A N A								
APTITUD VERBAL				APTITUD NUMERICA				
	N.P.	BETA	R2.M	R2.S	N.P.	BETA	R2.M	R2.S
NOTLEN	1	.186	.05145	.05145	2	.112	.00886	.03188
NOMAT	3	.075	.00401	.03688	1	.203	.07249	.07249
MTAPL	2	.149	.03763	.17094	1	.399	.32322	.32322
COMLEC	1	.347	.22373	.22373	3	.097	.00720	.10878
NOGLO	1	.164	.05070	.05070	2	.133	.01513	.04159

(sigue en la siguiente tabla....)

P O B L A C I O N - U R B A N A								
APTITUD RAZONAMIENTO			APTITUD MECANICA					
	N.P.	BETA	R2.M	R2.S	N.P.	BETA	R2.M	R2.S
NOTLEN	4	.084	.00457	.02981	3	-.099	.01077	.00004
NOMAT	2	.099	.01123	.04514	4	-.013	.00025	.00896
MTAPL	3	.139	.01753	.17305	4	.104	.01188	.11220
COMLEC	2	.189	.03965	.14340	4	.045	.00000	.04678
NOGLO	4	.073	.00345	.03023	3	-.049	.00297	.00193

(sigue en la siguiente tabla...)

P O B L A C I O N - U R B A N A								
APTITUD ESPACIAL				TOTALES				
	N.P.	BETA	R2.M	R2.S	INT	E.E.	R2 G	N
NOTLEN	5	-.049	.00198	.00007	3.107	1.116	.07762	5.982
NOMAT	5	-.010	.00009	.00550	2.536	1.149	.08807	5.960
MTAPL	5	.040	.00128	.06325	-2.196	1.798	.39153	6.491
COMLEC	5	-.040	.00127	.01296	5.468	3.313	.27266	6.366
NOGLO	5	-.042	.00145	.00034	2.832	1.122	.07370	5.706

Tabla 20. Interceptos (Int), coeficiente de regresión parcial (Beta), R2 añadida paso a paso (R2 M), R2 simple (R2 S), R2 múltiple global (R2 G) y error estándar (E.E.), con indicación del número de pasos en que cada predictor fue introducido, tomando como predictores las aptitudes y como criteriales dos asignaturas escolares y la nota media escolar, y dos pruebas objetivas. (Población total).

P O B L A C I O N - T O T A L								
APTITUD VERBAL				APTITUD NUMERICA				
	N.P.	BETA	R2.M	R2.S	N.P.	BETA	R2.M	R2.S
NOTLEN	1	.180	.04773	.04773	2	.105	.00739	.02798
NOMAT	3	.073	.00374	.03495	1	.206	.07090	.07090
MTAPL	2	.157	.04009	.17540	1	.396	.32570	.32570
COMLEC	1	.347	.22875	.22875	3	.098	.00779	.11430
NOGLO	1	.157	.04324	.04324	2	.135	.01343	.03605

(sigue en la siguiente tabla....)

P O B L A C I O N - T O T A L								
APTITUD RAZONAMIENTO				APTITUD MECANICA				
	N.P.	BETA	R2.M	R2.S	N.P.	BETA	R2.M	R2.S
NOTLEN	4	.083	.00434	.02747	3	-.100	.01126	.00020
NOMAT	2	.095	.00999	.04294	4	-.020	.00057	.00740
MTAPL	3	.139	.01728	.17808	4	.107	.01226	.11521
COMLEC	2	.193	.04217	.15054	4	.050	.00119	.04995
NOGLO	4	.057	.00196	.02327	3	-.063	.00498	.00050

(sigue en la siguiente tabla...)

P O B L A C I O N - T O T A L								
APTITUD ESPACIAL				TOTALES				
	N.P.	BETA	R2.M	R2.S	INT	E.E.	R2 G	N
NOTLEN	5	-.053	.00222	.00018	3.219	1.122	.07294	10.312
NOMAT	5	-.015	.00019	.00486	2.649	1.157	.08539	10.267
MTAPL	5	.035	.00098	.06664	-2.264	1.805	.39631	11.287
COMLEC	5	-.035	.00095	.01665	5.044	3.338	.28083	11.019
NOGLO	5	-.044	.00151	.00008	3.050	1.127	.06511	9.847

Unicamente, en el caso de la varianza total explicada, destacamos que las aptitudes predicen cantidades superiores de la prueba de matemáticas aplicada en la población rural (.42763 para la población rural; .38921 para la población media; y .27266 para la población urbana) Además, este porcentaje explicado en la población rural es, también, superior al de la población total. Por tanto, no hemos encontrado que, al homogenizar el tipo de habitat en que radica el centro (distinguiendo tres subgrupos de habitat) se incremente, al menos de forma notable, la cantidad de varianza explicada por las aptitudes, como debía esperarse de acuerdo a Carabaña (1978). Este incremento lo justificaba Carabaña, recordemos, por la mayor homogenización de los patrones evaluativos, consecuencia de la mayor homogenidad de los alumnos cuando se tiene en cuenta el habitat.

Tabla 21. Número de sujetos (N), número de variables que entran en la ecuación de regresión (N.V), suma de cuadrados total y sus subgrupos, suma residual total menos suma de residuales de los subgrupos (R.T. - R.G.), valor de significación de F y probabilidad (PROB.) cuando tenemos en cuenta el habitat.

P O B L A C I O N						
RURAL				MEDIA		
	N	N.V	SUMA CUADRADO	N	N.V	SUMA CUADRADO
NOTLEN	1.968	5	2.435,87476	2.362	5	2.969,06672
NOMAT	1.960	5	2.469,66534	2.384	5	3.254,32618
MTAPL	2.163	5	7.014,55470	2.633	5	8.545,41557
COMLEC	2.109	5	23.131,91669	2.545	4	29.416,16225
NOGLO	1.898	5	2.201,51967	2.243	5	2.994,34421

(sigue en la siguiente tabla...)

P O B L A C I O N						
URBANA				TOTAL		
	N	N.V	SUMA CUADRADO	N	N.V	SUMA CUADRADO
NOTLEN	5.982	5	7.439,49729	10.312	5	12.984,55924
NOMAT	3.960	5	7.865,52206	10.267	5	13.726,93805
MTAPL	6.491	5	20.964,45152	11.287	5	36.757,97644
COMLEC	6.366	5	69.792,83979	11.019	5	122.692,76211
NOGLO	5.706	5	7.171,90433	9.847	5	12.492,10225

(sigue en la siguiente tabla...)

P O B L A C I O N			
SIGNIFICACION			
	R.T.-R.G	F	PROB.
NOTLEN	140,1205	9.36	.001
NOMAT	137,4346	8.64	.001
MTAPL	233,5548	6.00	.001
COMLEC	351,8430	2.88	.001
NOGLO	124,3339	8.23	.001

En la tabla 21, nos muestra como las "F" son significativas estadísticamente. Sin embargo, de acuerdo a nuestro marco argumental, esta significación estadística no implica diferencias psicológicas notables, en cuanto a la relación aptitud-rendimiento en función de los distintos tipos de habitat distinguidos.

4.8.4 Análisis Modulacional De La Relación Aptitud-rendimiento Académico, Teniendo En Cuenta El C.I.

Dado que, a la hora de estudiar el efecto modulacional del C.I., nos encontramos con el problema de que nuestra medida de C.I. (APTES), es una derivación de de tres de nuestras aptitudes (verbal, numérica y razonamiento), sólo hemos incluido en tales análisis la aptitud mecánica y la espacial. Ambas aptitudes son la únicas que son independientes de APTES. De esta manera, nuestra intención, es variar los valores de APTES en: C.I. bajo, donde se incluyen a los sujetos con puntuaciones por debajo del centil 25, que coincide con la puntuación 26; C.I. medio, donde se incluye a los sujetos situados entre el centil 25 y el 75, que corresponde a las puntuaciones 27 y 47, respectivamente; C.I. alto, donde están incluidos los sujetos que se encuentran a partir del centil 75, concretamente de la puntuación 48.

Veamos seguidamente los resultados obtenidos:

Tabla 22. Interceptos (Int), coeficiente de regresión parcial (Beta), R2 añadida paso a paso (R2 M), R2 simple (R2 S), R2 múltiple global (R2 G) y error estándar (E.E.), con indicación del número de pasos en que cada predictor fue introducido, tomando como predictores las aptitudes y como criterioles dos asignaturas escolares y la nota media escolar, y dos pruebas objetivas (C.I. bajo).

C. I. - B A J O								
APTITUD MECANICA				APTITUD ESPACIAL				
	N.P.	BETA	R2.M	R2.S	N.P.	BETA	R2.M	R2.S
NOTLEN	1	-.045	.00109	.00109	2	-.032	.00091	.00025
NOMAT	2	-.011	.00011	.00000	1	.033	.00087	.00087
MTAPL	1	.158	.04114	.04114	2	.128	.01439	.03372
COMLEC	1	.105	.01184	.01184	2	.012	.00013	.00226
NOGLO	1	-.042	.00240	.00240	2	-.019	.00030	.00117

(sigue en la siguiente tabla....)

C. I. - B A J O				
TOTALES				
	INT	E.E.	R2 G	N
NOTLEN	3.640	1.120	.00200	1.072
NOMAT	3.419	1.168	.00099	2.350
MTAPL	10.545	1.638	.05553	1.289
COMLEC	8.557	3.662	.01197	2.679
NOGLO	3.701	1.147	.00270	935

Tabla 23. Interceptos (Int), coeficiente de regresión parcial (Beta), R2 añadida paso a paso (R2 M), R2 simple (R2 S), R2 múltiple global (R2 G) y error estándar (E.E.), con indicación del número de pasos en que cada predictor fue introducido, tomando como predictores las aptitudes y como criterioles dos asignaturas escolares y la nota media escolar, y dos pruebas objetivas. (C.I. medio).

C. I. - M E D I O								
APTITUD MECANICA				APTITUD ESPACIAL				
	IN.P	BETA	R2.M	R2.S	IN.P	BETA	R2.M	R2.S
NOTLEN	1	-.078	.00911	.00911	2	-.045	.00173	.00563
NOMAT	2	.015	.00020	.00007	1	-.017	.00012	.00012
MTAPL	1	.178	.04337	.04337	2	.079	.00534	.02164
COMLEC	1	.088	.00478	.00478	2	-.047	.00191	.00018
NOGLO	1	-.033	.00194	.00194	2	-.030	.00075	.00178

(sigue en la siguiente tabla....)

C. I. - M E D I O				
TOTALES				
	INT	E.E.	R2 G	N
NOTLEN	4.225	1.115	.01085	6.356
NOMAT	3.656	1.156	.00032	5.326
MTAPL	1.199	1.857	.04871	6.938
COMLEC	11.655	3.472	.00669	5.643
NOGLO	3.928	1.116	.00269	6.026

Tabla 24. Interceptos (Int.), coeficiente de regresión parcial (Beta), R2 añadida paso a paso (R2 M), R2 simple (R2 S), R2 múltiple global (R2 G) y error estándar (E.E.), con indicación del número de pasos en que cada predictor fue introducido, tomando como predictores las aptitudes y como criterioles dos asignaturas escolares y la nota media escolar, y dos pruebas objetivas. (C.I. alto)

C. I. - A L T O								
APTITUD MECANICA				APTITUD ESPACIAL				
	N.P.	BETA	R2.M	R2.S	N.P.	BETA	R2.M	R2.S
NOTLEN	1	-.054	.00507	.00507	2	-.045	.00171	.00428
NOMAT	2	.026	.00057	.00131	1	.028	.00140	.00140
MTAPL	2	-.024	.00050	.00132	1	-.033	.07576	.07576
COMLEC	1	.104	.00881	.00881	2	-.027	.00063	.00014
NOGLO	1	.237	.07111	.07111	2	.079	.07111	.02856

(sigue en la siguiente tabla....)

C. I. - A L T O				
TOTALES				
	INT	E.E.	R2 G	N
NOTLEN	4.622	1.191	.00678	3.050
NOMAT	3.953	1.224	.00197	2.753
MTAPL	1.587	2.298	.07636	3.303
COMLEC	13.618	3.309	.00944	2.917
NOGLO	4.383	1.184	.00226	3.034

Tabla 25. Interceptos (Int.), coeficiente de regresión parcial (Beta), R2 añadida paso a paso (R2 M), R2 simple (R2 S), R2 múltiple global (R2 G) y error estándar (E.E.), con indicación del número de pasos en que cada predictor fue introducido, tomando como predictores las aptitudes y como criterioles dos asignaturas escolares y la nota media escolar, y dos pruebas objetivas. (C.I. total).

C. I. - T O T A L								
APTITUD MECANICA				APTITUD ESPACIAL				
	N.P.	BETA	R2.M	R2.S	N.P.	BETA	R2.M	R2.S
NOTLEN	1	-.011	.00021	.00021	2	-.008	.00005	.00016
NOMAT	1	.068	.00725	.00725	2	.041	.00138	.00489
MTAPL	1	.280	.11489	.11489	2	.138	.01546	.06648
COMLEC	1	.207	.04998	.04998	2	.039	.00126	.01639
NOGLO	1	.023	.00051	.00051	-	-	-	.00008

(sigue en la siguiente tabla....)

C. I. - T O T A L				
TOTALES				
	INT	E.E.	R2 G	N
NOTLEN	3.891	1.165	.00026	10.332
NOMAT	3.304	1.204	.00863	10.286
MTAPL	-0.436	2.166	.13035	11.361
COMLEC	8.839	3.830	.05124	11.076
NOGLO	3.685	1.164	.00051	9.862

De acuerdo a las tablas 22, 23, 24, 25, y en cuanto al orden de entrada de la aptitud mecánica y espacial, comprobamos que este no difiere, básicamente, entre los distintos subgrupos de C.I. y la muestra total. La aptitud mecánica entra, generalmente, en primer lugar, y sólo en el caso de la nota en matemáticas entra en segundo lugar en los tres subgrupos de C.I.. Lo mismo ocurre en el caso de nota global en el subgrupo de C.I. alto. Estas transgresiones, sin embargo, no tienen entidad, dado que las cantidades de varianza que se explican son muy bajas, y no existen ventajas notables, en cuanto a la varianza explicada, de una aptitud sobre otra. Estos resultados parecen indicar que, aunque la aptitud espacial, muy vinculada, como ya sabemos a la mecánica, es más pura. La aptitud mecánica al estar más comprometida con contenidos escolares manifiesta una mayor asociación con las distintas medidas de rendimiento académico.

En cuanto a los interceptos, estos presentan ciertas variaciones entre los distintos subgrupos y la muestra total. Sin embargo, si tenemos en cuenta, por ejemplo, qué aptitudes tienen mayores interceptos y cuales menores, la jerarquía consecuente es bastante similar entre los subgrupos y la muestra total; es decir, a un nivel general no existen grandes variaciones a este respecto.

Los índices Betas son, también, bastante similares

tanto en cantidades, como en el sentido de estas (positivo o negativo). Sobre estos índices, volvemos a destacar un hecho ya comentado: el influjo negativo de las aptitudes mecánica y espacial sobre áreas fundamentalmente lingüística. Esto se refleja, claramente, en el subgrupo de C. I. medio y C.I. alto, y, en menor medida en el subgrupo del C.I. bajo.

En cuanto a cantidades de varianza global explicada por ambas aptitudes, también son bastante similares entre los distintos subgrupos de C.I.. Los tres subgrupos, además, siguen un patrón conocido en la cantidad de varianza explicada: más baja en notas, y más elevado en pruebas objetivas. No obstante, el único aporte notable de varianza se hace en matemáticas aplicadas, en concordancia con la literatura experimental (McGee, 1978; Maccoby y Jacklin, 1974).

Sin embargo, existen en relación con la varianza explicada, ciertas diferencias entre los subgrupos y la muestra total, que es de interés comentar. A este respecto, en la muestra total la varianza explicada para las pruebas objetivas por ambas aptitudes (.13035 para matemáticas aplicadas; .05124 para comprensión lectora), es notablemente superior a la que se explica en cada subgrupo. Este incremento de la varianza en la muestra total es fruto, a nuestro juicio, de la mayor heterogeneidad del C.I. que

existe en dicha muestra. En esta línea, el efecto de los dos predictores aptitudinales, considerados, sobre el rendimiento académico, se atenúa cuando se homogeniza las puntuaciones en APTES, como hemos visto ocurre en los distintos grupos de C.I. Esto implica, que tales aptitudes no son tan independientes de APTES, como en principio suponíamos, de acuerdo a gran parte de la literatura experimental considerada. Existe, pues, una cierta interdependencia aptitudinal, que afecta en menor o mayor grado a todas las aptitudes (de hecho la aptitud mecánica correlaciona .3746 y la espacial correlaciona, a su vez, .3027)

En suma, no podemos decir que el C.I. afecta, modulacionalmente, la asociación entre aptitud y rendimiento académico. Únicamente, hemos encontrado que, al generarse una mayor homogenidad, al restringuir la variación de APTES, en los distintos subgrupos, las cantidades de varianza explicada disminuyen; y esto se hace más notable en las pruebas objetivas que en las notas, por las razones ya conocidas.

Este resultado era, hasta cierto punto, de esperar, puesto que estamos investigando el efecto modulacional del C.I. en relación con un tipo de predictores, los aptitudinales, bastante relacionados con el mismo, como hemos visto al comentar la existencia de una

interdependencial aptitudinal. Esta íntima interconexión entre la variable modulacional y las predictoras, contrarrestan la necesaria independencia de tal variable, con respecto a las variables cuya relación modula, lo que es importante para la obtención de los posibles efectos modulacionales.

Como siempre, las "F" dan todas significativas, como nos muestra la tabla 26, que se expone a continuación. Esta significación estadística no implica, de acuerdo a nuestros argumentos previos, diferencias psicológicas notables entre los distintos grupos de C.I. y la muestra total. De otro lado, el hecho de que las "F" de las pruebas objetivas, en la tabla 26, sean bastante mayores que las de las notas, se debe al efecto, ya comentado de la reducción de varianza explicada en los subgrupos de C.I., que se hace más potente en las pruebas objetivas que en las notas.

Tabla 26. Número de sujetos (N), número de variables que entran en la ecuación de regresión (N.V), suma de cuadrados total y sus subgrupos, suma residual total menos suma de residuales de los subgrupos (R.T. - R.G.), valor de significación de F y probabilidad (PROB.), cuando tenemos en cuenta el C.I.

C. I.							
BAJO				MEDIO			
	N	N.V	SUMA CUADRADO	N	N.V	SUMA CUADRADO	
NOTLEN	1.072	2	1.341,95243	6.356	2	7.902,62146	
NOMAT	2.350	2	3.203,34405	5.326	2	7.111,09457	
MTAPL	1.289	2	3.450,68671	6.438	2	23.910,16308	
COMLEC	2.679	2	35.886,77600	5.643	2	67.190,17314	
NOGLO	935	2	1.225,68134	6.026	2	7.504,88049	

(sigue en la siguiente tabla...)

C. I.							
ALTO				TOTAL			
	N	N.V	SUMA CUADRADO	N	N.V	SUMA CUADRADO	
NOTLEN	3.050	2	4.320,14408	10.332	2	14.032,86371	
NOMAT	2.753	2	4.118,90257	10.286	2	14.907,83266	
MTAPL	3.303	2	17.416,40030	11.361	2	53.297,57289	
COMLEC	2.917	2	31.906,77903	11.076	2	162.438,34543	
NOGLO	3.034	2	4.252,95001	9.862	1	13.364,47463	

(sigue en la siguiente tabla...)

.b3

C. I.			
SIGNIFICACION			
	R.T.- R.G.	F	PROB.
NOTLEN	78.0242	5.75	.001
NOMAT	474,4910	56.28	.001
MTAPL	8.520,3223	360.01	.001
COMLEC	27.454,6120	362.08	.001
NOGLO	380,9623	41.30	.001

4.8.5 Análisis Modulacional De La Relación
Aptitud-rendimiento Académico, Teniendo En Cuenta El
Nivel Socioeconómico.

A la hora de analizar el efecto modulacional del estatus, hemos creído conveniente variarlo de acuerdo a tres maneras (estatus medio, bajo y alto). De esta forma el estatus alto agrupa los subgrupos 1, 2, 3, y 4 de los distinguidos inicialmente en esta investigación. El estatus medio se formó, a su vez, con los subgrupos 5 y 6. Por último, el estatus bajo estaba conformado por el subgrupo 7. -Si se desea observar a que categoría profesional corresponde cada subgrupo, acúdase al apartado dedicado a la descripción de la muestra. descripción.

Seguidamente comentaremos los resultados encontrados.

ta Tabla 27. Interceptos (Int), coeficiente de regresión parcial (Beta), R2 añadida paso a paso (R2 M), R2 simple (R2 S), R2 múltiple global (R2 G) y error estándar (E.E.), con indicación del número de pasos en que cada predictor fue introducido, tomando como predictores las aptitudes y como criterio los dos asignaturas escolares y la nota media escolar, y dos pruebas objetivas. (Nivel socioeconómico bajo)

N I V E L S O C I O E C O N O M I C O B A J O								
A P T I T U D V E R B A L				A P T I T U D N U M E R I C A				
	N.P.	BETA	R2.M	R2.S	N.P.	BETA	R2.M	R2.S
NOTLEN	1	.166	.04236	.04236	4	.077	.00401	.01948
NOMAT	3	.015	.00015	.01694	1	.183	.05767	.05767
MTAPL	2	.176	.05068	.16854	1	.385	.30708	.30708
COMLEC	1	.367	.23095	.23095	3	.122	.01061	.10299
NOGLO	2	.105	.01052	.02315	1	.129	.02570	.02570

(sigue en la siguiente tabla....)

N I V E L S O C I O E C O N O M I C O B A J O								
A P T I T U D R A Z O N A M I E N T O				A P T I T U D M E C A N I C A				
	N.P.	BETA	R2.M	R2.S	N.P.	BETA	R2.M	R2.S
NOTLEN	2	.099	.00859	.02894	3	-.088	.00702	.00013
NOMAT	2	.127	.01421	.04353	4	-.007	.00002	.00778
MTAPL	3	.144	.01851	.17459	4	.102	.01172	.10927
COMLEC	2	.171	.03368	.13580	5	.024	.00043	.03354
NOGLO	4	.053	.00173	.01606	3	-.054	.00395	.00007

(sigue en la siguiente tabla...)

N I V E L S O C I O E C O N O M I C O B A J O								
A P T I T U D E S P A C I A L					T O T A L E S			
	N.P.	BETA	R2.M	R2.S	INT	E.E.	R2 G	N
NOTLEN	5	-.041	.00137	.00022	3.170	1.127	.06334	1.865
NOMAT	5	.005	.00002	.00565	2.734	1.154	.07206	1.860
MTAPL	5	.042	.00145	.05683	-2.271	1.735	.38944	2.061
COMLEC	4	-.062	.00271	.00467	4.980	3.355	.27839	2.012
NOGLO	5	-.045	.00166	.00014	3.166	1.111	.04356	1.806

Tabla 28. Interceptos (Int), coeficiente de regresión parcial (Beta), R2 añadida paso a paso (R2 M), R2 simple (R2 S), R2 múltiple global (R2 G) y error estándar (E.E.), con indicación del número de pasos en que cada predictor fue introducido, tomando como predictores las aptitudes y como criterio la nota media escolar, y dos pruebas objetivas. (Nivel socioeconómico medio).

NIVEL SOCIOECONOMICO MEDIO								
APTITUD VERBAL				APTITUD NUMERICA				
	N.P.	BETA	R2.M	R2.S	N.P.	BETA	R2.M	R2.S
NOTLEN	1	.170	.04126	.04126	3	.110	.01214	.02528
NOMAT	3	.075	.00377	.03356	1	.207	.06935	.06935
MTAPL	2	.148	.03547	.16260	1	.399	.32084	.32084
COMLEC	1	.329	.20988	.20988	3	.097	.00806	.10916
NOGLO	1	.146	.03706	.03706	2	.131	.01211	.03163

(sigue en la siguiente tabla....)

NIVEL SOCIOECONOMICO MEDIO								
APTITUD RAZONAMIENTO				APTITUD MECANICA				
	N.P.	BETA	R2.M	R2.S	N.P.	BETA	R2.M	R2.S
NOTLEN	4	.073	.00328	.02216	2	-.109	.00864	.00104
NOMAT	2	.091	.00913	.04031	4	-.032	.00106	.00527
MTAPL	3	.136	.01677	.16817	4	.106	.01283	.10886
COMLEC	2	.195	.04427	.14301	4	.052	.00164	.04613
NOGLO	4	.053	.00173	.01954	3	-.068	.00570	.00009

(sigue en la siguiente tabla...)

NIVEL SOCIOECONOMICO MEDIO									
APTITUD ESPACIAL					TOTALES				
	N.P.	BETA	R2.M	R2.S	INT	E.E.	R2 G	N	
NOTLEN	5	-.054	.00225	.00044	3.324	1.109	.06757	7.209	
NOMAT	5	-.009	.00007	.00512	2.702	1.148	.08338	7.179	
MTAPL	5	.043	.00144	.07037	-2.224	1.812	.38735	7.844	
COMLEC	5	-.023	.00043	.01937	5.207	3.326	.26428	7.634	
NOGLO	5	-.042	.00139	.00003	3.118	1.125	.05800	6.880	

Tabla 29. Interceptos (Int), coeficiente de regresión parcial (Beta), R2 añadida paso a paso (R2 M), R2 simple (R2 S), R2 múltiple global (R2 G) y error estándar (E.E.), con indicación del número de pasos en que cada predictor fue introducido, tomando como predictores las aptitudes y como criterioles dos asignaturas escolares y la nota media escolar, y dos pruebas objetivas. (Nivel socioeconómico alto).

N I V E L S O C I O E C O N O M I C O A L T O								
A P T I T U D V E R B A L				A P T I T U D N U M E R I C A				
	N.P.	BETA	R2.M	R2.S	N.P.	BETA	R2.M	R2.S
NOTLEN	1	.174	.06544	.06544	2	.172	.02549	.06437
NOMAT	2	.119	.01476	.06315	1	.263	.10968	.10968
MTAPL	2	.169	.04230	.19706	1	.411	.34215	.34215
COMLEC	1	.383	.24100	.24100	5	.043	.00126	.09452
NOGLO	1	.201	.08603	.08603	2	.202	.03387	.08502

(sigue en la siguiente tabla....)

N I V E L S O C I O E C O N O M I C O A L T O								
A P T I T U D R A Z O N A M I E N T O				A P T I T U D M E C A N I C A				
	N.P.	BETA	R2.M	R2.S	N.P.	BETA	R2.M	R2.S
NOTLEN	3	.088	.00444	.04403	4	-.059	.00495	.00300
NOMAT	3	.048	.00170	.04577	5	.030	.00069	.02066
MTAPL	3	.136	.01718	.17685	4	.110	.01033	.11894
COMLEC	2	.170	.03127	.01285	3	.088	.00478	.07016
NOGLO	4	.060	.00248	.04623	5	-.022	.00037	.01020

(sigue en la siguiente tabla...)

N I V E L S O C I O E C O N O M I C O A L T O								
A P T I T U D E S P A C I A L					T O T A L E S			
	N.P.	BETA	R2.M	R2.S	INT	E.E.	R2 G	N
NOTLEN	5	-.051	.00210	.00051	2.826	1.220	.10243	827
NOMAT	4	-.052	.00164	.00382	2.257	1.175	.12847	819
MTAPL	5	.003	.00001	.04640	-2.379	1.890	.41196	898
COMLEC	4	-.053	.00190	.01134	5.565	3.336	.28021	885
NOGLO	3	-.059	.00354	.00145	2.664	1.140	.12630	793

Tabla 30. Interceptos (Int), coeficiente de regresión parcial (Beta), R2 añadida paso a paso (R2 M), R2 simple (R2 S), R2 múltiple global (R2 G) y error estándar (E.E.), con indicación del número de pasos en que cada predictor fue introducido, tomando como predictores las aptitudes y como criterio dos asignaturas escolares y la nota media escolar, y dos pruebas objetivas. (Nivel socioeconómico total).

N I V E L S O C I O E C O N O M I C O T O T A L								
A P T I T U D V E R B A L				A P T I T U D N U M E R I C A				
	N.P.	BETA	R2.M	R2.S	N.P.	BETA	R2.M	R2.S
NOTLEN	1	.176	.04620	.04620	2	.109	.00803	.02841
NOMAT	3	.072	.00362	.03476	1	.207	.07218	.07218
MTAPL	2	.158	.04053	.17413	1	.396	.32493	.32493
COMLEC	1	.344	.22316	.22316	3	.097	.00769	.11064
NOGLO	1	.152	.04168	.04168	2	.137	.01408	.03621

(sigue en la siguiente tabla....)

N I V E L S O C I O E C O N O M I C O T O T A L								
A P T I T U D R A Z O N A M I E N T O				A P T I T U D M E C A N I C A				
	N.P.	BETA	R2.M	R2.S	N.P.	BETA	R2.M	R2.S
NOTLEN	4	.082	.00421	.02688	3	-.100	.01110	.00022
NOMAT	2	.095	.01011	.04340	4	-.021	.00052	.00746
MTAPL	3	.139	.01747	.17632	4	.106	.01250	.11404
COMLEC	2	.191	.04159	.14608	4	.051	.00129	.04836
NOGLO	4	.057	.00199	.02302	3	-.060	.00452	.00088

(sigue en la siguiente tabla...)

N I V E L S O C I O E C O N O M I C O T O T A L								
A P T I T U D E S P A C I A L				T O T A L E S				
	N.P.	BETA	R2.M	R2.S	INT	E.E.	R2 G	N
NOTLEN	5	-.051	.00203	.00013	3.226	1.123	.07158	9.901
NOMAT	5	-.010	.00007	.00562	2.645	1.152	.08651	9.858
MTAPL	5	.040	.00124	.06849	-2.292	1.805	.39667	10.803
COMLEC	5	-.031	.00085	.01674	5.124	3.335	.27457	10.531
NOGLO	5	-.043	.00148	.00011	3.042	1.126	.06375	9.479

Como se observa en las tablas 27, 28, 29, y 30, al igual que ocurrió cuando comentamos los efectos modulacionales del tipo de población, los distintos subgrupos distinguidos en función de estatus, y la muestra total, manifiestan regresiones similares, en cuanto al orden de entrada de los predictores aptitudinales. Como ya sabemos, en las áreas lingüísticas predicen en primer lugar la aptitud verbal, seguida, generalmente, de la aptitud numérica y de la de razonamiento. En las áreas matemáticas, la aptitud numérica entra en primer lugar, seguida en la mayoría de los casos de la aptitud verbal y de la aptitud de razonamiento. Los últimos lugares son ocupadas, igualmente, por la aptitud mecánica y espacial. La nota global, tiene, también, un comportamiento similar al ya comentado cuando tratábamos del efecto modulacional del sexo y de la población.

Los coeficientes, los interceptos y los errores estándar son bastantes similares entre los distintos subgrupos y la muestra total, como se puede observar contrastando las tablas 27, 28, 29, y 30.

Sin embargo, hemos de destacar que las cantidades de varianza explicada por las aptitudes son más elevadas, de forma importante, en el estatus socioeconómico alto, con respecto a los otros subgrupos de estatus y a la muestra total. Este efecto se hace más notable en el caso de las

notas que en el de las pruebas objetivas. No podemos explicarnos, exactamente, la causa de este comportamiento. Quizás, es probable, que la mayores variaciones de las aptitudes esté más asociada a las variaciones de las notas, en el estatus socioeconómico alto. Esta mayor asociación podría deberse a los patrones de evaluación más competitivos que privan en los colegios a los que acceden los alumnos pertenecientes a tal estatus. Esta mayor competitividad (que es un hecho sobradamente conocido, a través de distintas investigaciones en nuestro país), contribuiría a incrementar la asociación entre aptitudes y rendimiento académico -los mejores aptitudinalmente obtendrían los mejores rendimientos-. De ser esto cierto, la asociación entre aptitud y rendimiento, quedaría más manifiesta en el estatus socioeconómico alto y, por el contrario, solaparía más en el medio y en el bajo.

De otro lado, en la tabla 31, se reflejan las "F", y su probabilidad, contrastando la hipótesis de que los distintos subgrupos, en cuanto a su regresión, son diferentes de la muestra total. Aunque nuevamente las "F" son significativas, este significado estadístico no va acompañado de una significación psicológica, como hemos visto, en otros análisis modulacionales. En este caso, incluso, las "F" son notablemente pequeñas, de manera que, con una muestra un poco más reducida, no serían significativas.

Tabla 31. Número de sujetos (N), número de variables que entran en la ecuación de regresión (N.V), suma de cuadrados total y sus subgrupos, suma residual total menos suma de residuales de los subgrupos (R.T. - R.G.), valor de significación de F y probabilidad (PROB.) cuando tenemos en cuenta el nivel socioeconómico.

NIVEL		SOCIOECONOMICO				
BAJO			MEDIO			
	N	N.V	SUMA CUADRADO	N	N.V	SUMA CUADRADO
NOTLEN	1.865	5	2.362,22582	7.209	5	8.858,16667
NOMAT	1.860	5	2.469,96123	7.179	5	9.455,08680
MTAPL	2.061	5	6.187,89213	7.844	5	25.721,23750
COMLEC	2.012	5	22.584,59595	7.634	5	84.396,81150
NOGLO	1.806	5	2.221,91648	6.880	5	8.696,35510

(sigue en la siguiente tabla...)

NIVEL		SOCIOECONOMICO				
ALTO			TOTAL			
	N	N.V	SUMA CUADRADO	N	N.V	SUMA CUADRADO
NOTLEN	827	5	1.221,73685	9.901	5	12.474,92894
NOMAT	819	5	1.122,38119	9.858	5	13.082,28385
MTAPL	898	5	3.185,88011	10.803	5	35.165,73787
COMLEC	885	5	9.784,83882	10.351	5	111.078,67996
NOGLO	793	5	1.023,41725	9.479	5	12.016,07168

(sigue en la siguiente tabla...)

NIVEL		SOCIOECONOMICO		
SIGNIFICACION				
	R.T.- R.G.	F	PROB.	
NOTLEN	32,7988	2.17	.001	
NOMAT	34,8539	2.19	.001	
MTAPL	70,7278	21.74	.001	
COMLEC	5.687,5748	41.94	.001	
NOGLO	74,3823	4.91	.001	

4.8.6 CONCLUSIONES

A.-Existe una jerarquía general en cuanto al poder predictor de las distintas aptitudes. En dicha jerarquía, la cúspide la ocupa el índice aptitudinal compuesto, en nuestro caso APTES. Entre las distintas aptitudes individuales la más importante predictora del rendimiento académico es la verbal, seguida de la aptitud numérica y del razonamiento. Los últimos lugares, en esta jerarquía, lo ocupan las aptitudes mecánica y espacial.

En este contexto, nuestros resultados coinciden con los encontrados por distintos autores en este campo (revisión de Jensen, 1980).

B.-Esta jerarquía aptitudinal se modifica cuando se trata de predecir áreas de rendimiento académico muy comprometidas con cierto tipo de conocimiento, como los matemáticos. En este caso la aptitud numérica ocupa el primer lugar, desplazando a la verbal que suele ocupar el segundo lugar, entre las aptitudes individuales. Igualmente, incrementan su poder predictor, en este caso, las habilidades espacial y la mecánica.

C.-Notas y pruebas objetivas, parecen constituir dos medidas de rendimiento académicas relativamente independientes, como ponen de manifiesto nuestros análisis factoriales. Parece, de acuerdo a la literatura

experimental revisada, que la diferencia básica entre ambas medidas radica en la "objetividad" (Carabafia, 1978). Como consecuencia de esta diferencia entre ambas medidas, la cantidad de varianza explicada por las aptitudes es bastante diferente según se trate de notas o de pruebas objetivas. En este contexto, es bastante superior para las pruebas objetivas que para las notas.

Entre las pruebas objetivas existe, a su vez, diferencias notables en cuanto a la cantidad de varianza explicada por las aptitudes. Las pruebas objetivas que miden conocimientos "genéricos", bien relacionado con las matemáticas, o bien con el lenguaje, como matemáticas aplicaciones o comprensión lectora, muestran los mayores porcentajes de varianza explicada. Este efecto lo hemos atribuido a que, dado que, estas pruebas miden conocimientos que se adquieren a lo largo de los cursos, las diferencias individuales relacionadas con su ejecución, serian debidas, en mayor medida, a factores más invariantes, menos situacionales, como las aptitudes, de acuerdo a la terminología empleada por Pelechano.

D.-El estatus socioeconómico tiene una escasa incidencia en la relación aptitud-rendimiento. Dado que esta variable es destacada por muchos investigadores como determinante básico del rendimiento académico, y de la inteligencia, extremo en el que estamos de acuerdo, hemos de

atribuir esta escasa incidencia a la atenuación de la relación estatus-rendimiento, que se produce con la edad, como expusimos, más detalladamente, en el apartado correspondiente.

D.-En cuanto al sexo, también muestra una débil influencia, en general, sobre la relación aptitud-rendimiento. No obstante, en áreas de rendimiento muy vinculadas a conocimientos matemáticos o lingüísticos, el sexo juega un importante papel. Así, los varones manifiestan una cierta superioridad en aptitud macánica y espacial, así como en la aptitud numérica. En cuanto a las áreas de conocimiento académico, los varones son superiores las pruebas objetivas de ciencias experimentales y tecnología. De otro lado, las hembras no muestran resultados aptitudinales superiores a los varones, a excepción, y de manera débil, de la aptitud de razonamiento. Sin embargo, en las áreas de rendimiento académico muy vinculadas con el lenguaje y, sobre todo en ciertas pruebas objetivas, como francés, ortografía y lengua castellana y música, las hembras se muestran superiores a los varones.

E.-Hemos efectuado varios análisis modulacionales, teniendo en cuenta como variable modulacional, el tipo de población, el tipo de estatus, el sexo y el C.I. A excepción de ciertas variaciones menores que se comenta en los apartados correspondientes, el resultado más destacable

es que los distintos subgrupos considerados se parecen bastante entre sí, en cuanto a la forma de asociación de las aptitudes con el rendimiento académico.

F.-Por último destacamos, también, la incidencia negativa, a juzgar por los índices betas, de la aptitud espacial y mecánica en los contenidos lingüísticos. Esto como hemos comentado en los análisis modulacionales del sexo, parece estar relacionado con el sexo, lo que hemos intentado explicar con la teoría de Geschwind (en Psychology Today, 1987)

CAPITULO 5

REFERENCIAS BIBLIOGRAFICAS

ANASTASI, A. (1958): Differential Psychology: Individual and group differences in behavior. 3d ed. New York: Macmillan.

ANASTASI, A. (1968): Tests psicométricos. Ed. Aguilar.

BENNETT, G. K., H. G. SEASHORE, and A. G. WESMAN (1966): Manual for the differential aptitude tests: From S and T. 5th ed. New York: The Psychological Corporation.

BERNSTEIN, B. (1961): Social structure. lenguaje and learning. Educational Research. 3.

BINET, A, y HENRI, D. (1905): "Psychologie individuelle", en Anual Psychol., 2, 411-465.

BRODY, E. B. y BRODY, N. (1976): Intelligence: nature, determinantes, and consequences. Academic Press.

BUFFERY, A. W. H., Y J. H. GRAY (1972): "Sex differences in the development of spatial and linguistic skills". In Gender differences: Their ontogeny and significance, edited by C. Dunstead and D. C. Taylor. London: Churchill.

BURNETT, S. A. Y LANE, D. M. (1980): Effects of Academic Instruction of Spational Visualization. Intelligence, 4, 233-242.

BURI, C. 1940. The factors of the mind. Univ. London Press.

CARABANA, J. (1978): Origen social, inteligencia y

rendimiento académico al final de la E.G.B.

CARROLL, J. B. (1980): Individual difference relations in psychometric and experimental cognitive Tasks. Chapel Hill, L. L. Thurstone Psychometric Laboratory, Univ. of North Carolina.

CARROLL, J. B. (1982): The measurement of intelligence. Handbook of Human Intelligence. R. J. Sternberg (Ed.).

CATTELL, J. M. (1890): Mental tests and measurements. Mind. 15 373-380.

CATTELL, R. B. (1963): Theory of fluid and crystallized intelligence: A critical experiment. Journal of Educational Psychology, 54.

CATTELL, R. B. (1971): Abilities: their structure growth and action. Boston : Houghton Mifflin.

COOPER, L. A., and REAGAN, D.I. (1982): Attention, perception and intelligence. Handbook of Human Intelligence. In Sternberg (Ed.). Cadbridge University Press, 123-170.

EKSTROM, R. B., J. W. FRENCH, y H. H. HARMAN (1976): Manual for Kit of Factor Referenced Cognitive Tests. Princeton, New Jersey: Educational Testing Service.

EYSENCK, H.J. (1973): La desigualdad humana. Madrid. Alianza Universidad.

FRENCH, J. W., R. B. EKSTROM, y L. A. PRICE (1963): Kit of reference tests for cognitive factors. Princeton N. J.: Educational Testing Service.

FUERTES, F. M. (1983): Correlatos cognitivos del rendimiento en tareas administrativas (un estudio de validación de constructo). Tesis Doctoral. Universidad Autónoma de Barcelona.

GALTON, F. (1883): Inquiries into Human Faculty and its development. London. Macmillan.

GARRET, H. E. (1938): Differentiable mental traits. Psychological Record. 2, 259-298.

GENSWIND (1987): En Psycholy Today. El poder del cerebro, núm. 6

GUILFORD, J. P. (1967): The nature of human

intelligence. New York: McGrew-Hill.

HARRIS, L. J. (1978): "Sex differences in spatial ability: Possible environmental, genetic, and neurological factors". In Asymmetrical function of the brain, edited by M. Kinsbourne. New York: Cambridge University Press.

HERABERG, F., and M. LEPKIN (1954): A study of sex differences in the PMA Test. Educational and Psychological Measurement 14: 687-89.

HERNANDEZ, P. M. (1984): Psicología de la educación hoy: identidad y aplicaciones.

HOBSON, J. R. (1947): Sex differences in Primary Mental Abilities. Journal of Educational Research 41: 126-32.

HORN, J. L. (1977): Personality and ability Theory. Handbook of modern personality theory. A Halsted Press Book, 139-165.

HORN, J. L. (1982): Auditory and visual factors of intelligence. Intelligence. 6, (2): 437-485.

HORN, J. L. y CATTELL R. B. (1966): Refinement and test of the theory of fluid and crystallized ability intelligences. Journal of Educational Psychology, 57, 253-270.

INCIE (1976): Determinantes del rendimiento académico. INCIE, Madrid.

JENSEN, A. R. (1973): Educational Differences. London.

JENSEN, A. R. (1980): Bias in mental testing. London. Methuen & Co. Ltd.

KRUSTESTKI, V. A.: The psychology of mathematical abilities in school children. Chicago University Press.

MACCOBY, E. E. (1966): "Sex differences in intellectual functioning". In The development of sex differences, edited by E. E. Maccoby. Palo Alto, Ca.: Stanford University Press.

MACCOBY, E. E. y C. N. JACKLIN (1974): The psychology of sex differences. Stanford: Stanford University Press.

MARRERO, H., ECHEVARRIA, M. y BUELA G. (1985):

Diferencias de sexo en la habilidad espacial y su relación con el rendimiento en matemáticas. Comunicación presentada en el tercer seminario sobre modelos de investigación educativa. Oviedo. Septiembre.

MCGEE, M. G. (1978): Effects of training and practice on sex differences in Mental Rotation Test scores. *Journal of Psychology* 100: 87-90.

PAWLIK, K. (1966): Concepts and calculations in human cognitive abilities. In R. B. Cattell(Ed.), *Handbook of multivariate experimental psychology*. Chicago: Rand McNally.

PELECHANO, V.(1972): Personalidad, motivación y rendimiento académico. Revista de Psicología General y Aplicada, núm. 114-115. Madrid.

PELECHANO, V. (1975): Psicología estimular y modulación. Marova

PELECHANO, V. (1977): Personalidad, inteligencia, motivación y rendimiento académico en B.U.P. Informe final. I.C.E. de la Universidad de La Laguna.

PRIETO, G. (1977): Significación factorial de tests espaciales construidos con items topológicos. *Tesis Doctoral*. Universidad de Salamanca.

RODA, R., AVIA, M. D. y MORALES, F. (1975): Determinantes del rendimiento académico

RODRIGUEZ ESPINAR S., (1982): Factores de rendimiento escolar. Oikos-Tau. Barcelona.

ROYCE, J. R. (1973): The conceptual framework for a multi-factor theory of individuality. In J. R. Royce(Ed.), *Multivariate analysis an psychological theory*. London and New York: Academic Press. Pp. 305-407.

SMITH, I. M. (1964) "Spatial ability" Its educational and social significance. San Diego, California: Knapp.

SPEARMAN, C. E. (1927): The abilities of man. London: Macmillan.

T.E.A. (1974): Tests de Aptitud Escolar. T.E.A. Madrid.

THURSTONE, L. L. (1950): Some primary abilities in visual thinking. Chicago: The University of Chicago

Psychometric Laboratory Report, núm. 59.

THURSTONE, L. L. (1938): Primary Mental Abilities. Chicago: University Of Chicago Press.

THURSTONE, L. L. and T. G. THURSTONE (1941): The Primary Mental Abilities Tests. Chicago: Science Research Associates.

VERNON, P. E. (1950): The structure of human abilities. New York: Wiley.

WERDELIN, I y STJERNBERG. G. (1971): The relationship between difficulty and factor loadings of some visual-perceptual test. Scandinavian Journal of Psychology, 12, 21-28.

YELA, M. (1967): El factor espacial en la estructura de la inteligencia técnica, Psicología de la inteligencia. Actas y Trabajos del II Congreso Nacional de Psicología. Sociedad Española de Psicología. Madrid.

UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA
BIBLIOTECA



* 6 6 0 3 0 5 9 2 9 3 *