



DOCUMENTO CEDE 2006-39
ISSN 1657-7191 (Edición Electrónica)
OCTUBRE DE 2006

EFFECTO DE EXIGENCIA EN CALIFICACIÓN SOBRE EL DESEMPEÑO ACADÉMICO. ESTUDIO DE LOS CURSOS DE MATEMÁTICAS BÁSICOS EN LA UNIVERSIDAD DE LOS ANDES ¹

MIGUEL RICARDO RUEDA R. ²

Resumen

Este trabajo investiga cómo la exigencia de calificación de los profesores de los cursos de Cálculo, Algebra Lineal y Ecuaciones Diferenciales afecta el desempeño académico de sus estudiantes en estas materias. Utilizando una base de datos que incluye características de los profesores y alumnos se estiman los determinantes de desempeño académico encontrando evidencia de un efecto positivo de aumentar la exigencia en la calificación. Por medio de modelos de regresión cuantílica se encuentra que el efecto de mayor exigencia es uniforme entre estudiantes ubicados en distintos puntos de la distribución del desempeño académico. De manera adicional, se encontró que el efecto de aumentar el nivel de exigencia sobre la probabilidad de retirar un curso por parte de un estudiante es positivo y de magnitud cercana a cuatro puntos porcentuales.

Palabras clave: enseñanza, incentivos a la educación, exigencia en calificación.

Clasificación JEL: I21

¹ Este trabajo fue presentado como proyecto final de pregrado de Matemáticas en el área de Educación Matemática en la Universidad de los Andes, asesorado por Hernando Echeverri. El autor agradece los valiosos comentarios de Hernando Echeverri, Harold Coronado y Arunachalam Viswanathan. También se agradece la colaboración de la Oficina de Admisiones y Registro, del Departamento de Matemáticas y la Facultad de Ciencias de la Universidad de los Andes por suministrar la información necesaria para esta investigación.

² mi-rueda@uniandes.edu.co.

EFFECT OF HIGHER GRADING STANDARDS ON ACADEMIC PERFORMANCE IN MATHEMATICS COURSES AT LOS ANDES UNIVERSITY

Abstract

This paper explores how teacher's higher grading standards affect students' academic performance in calculus, lineal algebra and differential equations courses. An education production function is estimated using a dataset that contains information about students who take these courses and their teachers, finding evidence of a positive relation between higher grading standards and test results. Using quantile regression methods, I find that this relation is uniform throughout the distribution of test results. This paper also studies how higher grading standards affect the probability of a student dropping out from a class, finding that an increment of one standard deviation of the grading standard measure is associated with a 4% increment in the probability of a student quitting a class.

Key words: Teaching, educational incentives, grading standards.

JEL classification: I21

1 Introducción

Las preferencias de los estudiantes explican en gran parte el nivel de esfuerzo que aplican a su proceso de aprendizaje. De manera complementaria, ciertas características de los profesores pueden también ser determinantes del nivel de esfuerzo a través de la motivación que logren transmitir a sus alumnos. Características como entusiasmo, claridad de exposición y seguridad son sólo unas de ellas.

Una herramienta de los profesores para incentivar el esfuerzo de sus estudiantes es la calificación. La calificación, beneficia al estudiante que obtiene un alto nivel en ella. A través de las notas de los estudiantes se define el acceso a créditos para educación, becas, asignación de monitorías y más recientemente, se han convertido en una información frecuentemente solicitada por potenciales empleadores al momento de entrar al mercado laboral. En la medida en que conseguir buenas notas requiera esforzarse, los alumnos interesados en adquirir estos beneficios tendrán mayores incentivos para hacerlo.

Se podría argumentar que el efecto de un educador al nivel universitario y sus políticas de calificación sobre la formación de hábitos de estudio es mínimo, ya que la responsabilidad frente a las obligaciones de estudio está formada desde el periodo escolar. En este caso las características individuales de los alumnos son en últimas, los determinantes del esfuerzo y por ende del desempeño de los estudiantes. Surgen entonces las preguntas de si son realmente importantes las características del profesor en lograr resultados positivos en el desempeño académico de sus estudiantes y específicamente, si políticas de evaluación más rigurosas incentivan el esfuerzo de los alumnos, siendo esto reflejado en mejores resultados. En este trabajo se muestra evidencia estadística que permite identificar cuáles pueden ser las respuestas a estas preguntas.

Este trabajo utiliza datos de los estudiantes que tomaron el ciclo de cinco cursos obligatorios de matemáticas que consiste de tres Cálculos, Algebra Lineal y Ecuaciones Diferenciales en la Universidad de los Andes y que presentaron el Examen General de Matemáticas (en adelante EGM) en los semestres 2002-I y 2006-I. El EGM es una prueba estandarizada sobre estas materias que se ha administrado, en los primeros semestres de años específicos, a los estudiantes del curso de Ecuaciones Diferenciales. Esta muestra de estudiantes fue seleccionada por ser la que contaba con una mayor cantidad de información sobre características de los estudiantes y profesores, necesaria para estimar el efecto de la exigencia con mayor precisión.

El analizar el efecto de la exigencia sobre el rendimiento de los estudiantes en los cursos de Cálculo, Algebra y Ecuaciones Diferenciales es importante, debido a la dificultad particular que presentan estos cursos en lograr la motivación de los estudiantes. Dos razones explican esta dificultad: Primero, en cursos electivos, es claro que un gran determinante del esfuerzo por aprender es el interés inicial de lograr el dominio del tema que muestra la elección de ese curso particular por parte del estudiante. En cursos no electivos este interés puede ser menor. Segundo, cuando los estudiantes toman estos cursos, la relación de estos con sus áreas de interés o sus programas específicos de pregrado puede no ser evidente. Sólo en semestres posteriores los estudiantes pueden darse cuenta de la utilidad real que tienen las herramientas de Cálculo, Algebra Lineal y Ecuaciones Diferenciales en la modelación de distintos fenómenos.

Esta investigación además de encontrar la relación entre la exigencia y el desempeño, contribuye a la identificación del impacto de distintos factores sobre el rendimiento hasta ahora no estudiada en trabajos al interior de la Universidad de los Andes.

El presente estudio sigue de cerca la metodología aplicada en los trabajos de Betts(1997) y Betts y Grogger (2002). En estos trabajos se pretende evaluar el efecto de una mayor exigencia en la calificación sobre el rendimiento académico de los estudiantes entre diferentes instituciones educativas. Para tal fin, se construyen indicadores de exigencia para cada institución y con estos se realizan estimaciones del efecto de aumentar la exigencia sobre los resultados de pruebas estandarizadas hechas a los estudiantes. A diferencia de los anteriores, este trabajo se concentrará en los efectos sobre el rendimiento académico de la mayor exigencia a nivel del profesor y no a nivel de institución educativa.

El trabajo encuentra evidencia estadística que apoya la idea de que la mayor exigencia en calificación está asociada a un mayor rendimiento académico de los estudiantes. De forma complementaria, se encuentra que este efecto es uniforme entre estudiantes con distintos niveles de desempeño. También se estima la relación entre mayores niveles de exigencia y probabilidad de retiros, encontrando que el aumento de una desviación estándar de la medida de exigencia construida genera un aumento en la probabilidad de retirar uno de los cursos estudiados cercano a cuatro puntos porcentuales.

El trabajo se divide en las siguientes secciones. La sección 2 hace revisión de la literatura relevante, la 3 describe la base de datos utilizada en los ejercicios empíricos. En la sección 4 se realiza una descripción de la estrategia empírica utilizada mostrando los principales

resultados, la sección 5 realiza pruebas de robustez de los resultados encontrados hasta ese punto. Finalmente, la sección 6 presenta conclusiones y reseña preguntas abiertas que podrían ser considerados como futuros temas de investigación.

2 Literatura sobre exigencia en calificación y desempeño académico

Los trabajos que tratan sobre la relación entre los niveles de exigencia en la calificación y el desempeño académico pueden dividirse en trabajo teóricos enfocados en la micro-fundamentación de la relación estudiante-profesor y otros encargados de la comprobación empírica de los primeros.

La literatura teórica que estudia el efecto de prácticas de calificaciones más rigurosas sobre el nivel de esfuerzo de los estudiantes presenta, en general, conclusiones que dependen de la forma de las funciones de utilidad de los estudiantes. Correa y Gruver (1987) presentan un modelo en donde el tiempo de los estudiantes se divide en estudio y ocio, y el profesor intenta influir en la distribución del tiempo entre ambas actividades a través de su calificación. El estudiante incluye en su función de utilidad su desempeño percibido (calificación), el cual es una combinación de su desempeño real y de un parámetro que representa el nivel de exigencia del profesor. De esta forma, un profesor poco exigente puede “inflar” la calificación del estudiante a través del parámetro de exigencia o por el contrario hacer que el desempeño percibido por el estudiante sea menor que el realmente alcanzado. Este trabajo concluye que el efecto de imponer calificaciones más exigentes induce a un mayor esfuerzo bajo ciertas condiciones de las preferencias del estudiante. Específicamente, estudiantes con una elasticidad de sustitución alta entre ocio y actividades académicas responden esforzándose más a mayor exigencia en calificación.

Una debilidad clara del modelo anterior consiste en el supuesto de que el parámetro de calificación está determinado exógenamente. Bonesronning (1998) resalta que los criterios de calificación pueden estar influenciados por la interacción de estudiantes y profesores. De forma concreta, ciertos estudiantes pueden dedicar parte de su tiempo a intentar disminuir el nivel de exigencia de sus profesores, recurriendo a prácticas como la presión social sobre sus compañeros incentivando una falta de cooperación en clase. La manera de modelar dicho fenómeno es incluir al criterio de calificación del profesor como función de la cantidad de tiempo dedicada por el estudiante a la actividad de sabotaje de clase. La habilidad del profesor para resistir dicha presión hace que los retornos del sabotaje sean menores y que más tiempo sea dedicado al ocio o al esfuerzo. La distribución entre estas dos actividades

está nuevamente determinada por la elasticidad de sustitución entre ocio y actividades académicas. Si estas dos actividades son sustitutos cercanos, un mayor nivel de exigencia se traduce en mayor tiempo de estudio.

El modelo de Betts (1997) también predice efectos no uniformes de los criterios de calificación más exigentes sobre los estudiantes. Se llega a la conclusión de que estudiantes más hábiles pueden incrementar su esfuerzo para alcanzar los estándares de calificación más altos mientras que los menos hábiles pueden darse por vencidos al no creer ser capaces de responder a tales niveles de exigencia.

La falta de consenso teórico sobre los posibles efectos de criterios de calificación más exigentes resalta la importancia de intentar estimarlos de forma empírica. Los trabajos empíricos se dividen en dos grupos principales. Se encuentran trabajos que centran su análisis en la estimación de estándares a nivel de instituciones educativas, particularmente colegios y otros que se concentran en los efectos de la exigencia pero a nivel del profesor. En el primer grupo, Betts (1997) muestra que los estándares de los colegios afectan de manera significativa el desempeño académico para una muestra de casi 6000 estudiantes en Estados Unidos en los años 1987-1992. En un trabajo más reciente Betts y Grogger (2002), amplían la evidencia que muestra que el desempeño es función de la exigencia implícita de los colegios, mostrando además cómo estos efectos cambian de forma diferencial según la posición del estudiante en la distribución del desempeño académico. Específicamente, se muestra bajo estimación por regresión de cuantiles, que para aquellos estudiantes cuyo puntaje en el test estandarizado está en la cima de la distribución, el efecto de aumentar la exigencia por parte de los colegios es mayor sobre dicho puntaje que para estudiantes con menor desempeño académico. Adicionalmente, se enfatiza en que dicho efecto es positivo para todos los estudiantes, incluso para aquellos ubicados en la región de menor desempeño en la distribución del logro académico.

Entre los trabajos que evalúan los efectos de la mayor exigencia a nivel del profesor se encuentra el de Montmarquette y Mahseredjian (1989), donde se muestra evidencia que indica que el efecto de una mayor exigencia en calificación es positivo sobre el desempeño académico, pero resalta que sus estimaciones de la exigencia pueden estar capturando otras características no observadas del profesor. Figlio y Lucas (2003) encuentran que una mayor exigencia del profesor en sus calificaciones incrementa el desempeño para una muestra de estudiantes de colegios a nivel de primaria. Bonesronning (1998) también presenta evidencia similar e investiga cómo se relacionan los niveles de exigencia con otras

características del profesor. Encuentra que la mayor exigencia está asociada a mayor experiencia y a menor escolaridad de los profesores.

El presente trabajo sigue de cerca la metodología aplicada en algunos de los trabajos anteriores. Se hace uso de una base de datos que permite controlar por características observadas de los profesores, como también características de los estudiantes. A diferencia de los trabajos reseñados, se cuenta con un número importante de variables que capturan características del profesor percibidas por sus alumnos, lo que disminuye el riesgo de sesgos de variable omitida en la estimación del efecto de la exigencia. Se adoptó la estimación a nivel de profesor por considerar ésta como la unidad apropiada de selección del nivel de exigencia, dado que es poco plausible que este nivel sea uniforme dentro de todos los cursos de una misma institución.

Como aporte a la literatura empírica, este trabajo evalúa el efecto de la mayor exigencia no sólo sobre el desempeño académico si no también sobre la probabilidad de retirar un curso dado. Lo anterior es relevante si se considera que los retiros pueden afectar las predicciones hechas por los modelos de Betts (1997) y Bonesronning (1998) sobre el efecto negativo de la exigencia sobre el esfuerzo de los estudiantes menos hábiles. En particular, se espera que los estudiantes que permanecen después de retiros no se den por vencidos al enfrentarse con una mayor exigencia en calificación de la misma forma en que lo harían aquellos que sí retiraron el curso.

3 Datos

La base de datos utilizada en la investigación requiere tener una medida del desempeño real académico de los estudiantes y una de la calificación dada por los profesores con el fin de estimar medidas sobre la exigencia en calificación. De manera adicional, se requiere tener variables de características personales del estudiante y del profesor. Para esta investigación serán utilizados datos de la Universidad de los Andes divididos originalmente de la siguiente forma: La base de datos de la oficina de admisiones y registro, la base de resultados del Examen General de Matemáticas, la base de datos de información de profesores de la oficina de recursos humanos y los resultados de encuestas de alumnos sobre sus profesores del departamento de ciencias. En el apéndice se encuentra una explicación completa sobre el proceso de construcción de la base de datos utilizada en el análisis estadístico.

La base de admisiones y registro permite tener a disposición información sobre la calificación dada por cada profesor a sus alumnos mientras que la base del Examen General de Matemáticas provee acceso a una medida del desempeño real del estudiante. El Examen General de Matemáticas está desarrollado con base en el Major Field Test de matemáticas que administra el Educational Testing Service y es reconocido como una herramienta válida para medir los conocimientos y habilidades de los estudiantes de los cursos de Cálculo, Álgebra Lineal y Ecuaciones Diferenciales Echeverri (2000). Para este trabajo se hará uso de los resultados de este examen en sus realizaciones para los semestres del 2002-I y 2006-I.

En la Tabla 1 se presenta la definición de las variables utilizadas en los ejercicios estadísticos posteriores provenientes de las distintas bases antes mencionadas.

Tabla 1
Definición de variables utilizadas en ejercicios estadísticos

Variable	Descripción
Resultado EGM	Medida de desempeño académico real del estudiante. En el EGM se tiene el resultado de las materias de cálculo diferencial, cálculo integral, cálculo vectorial álgebra lineal y ecuaciones diferenciales para cada estudiante que toma el examen.
Puntaje Uniandes	Medida de conocimiento inicial, calculada con puntaje de ICFES
Retiro	Variable dicotoma que toma el valor de 1 si el estudiante retiró alguna materia particular en un semestre dado
Nota	Calificación final del estudiante obtenida en alguna materia asignada por el profesor
Créditos Inscritos	Número de créditos inscritos durante el semestre en que se tomó alguna de las materias del ciclo de cálculo, álgebra lineal y ecuaciones diferenciales
Estrato	Estrato socio-económico, identificado según las direcciones de residencia de los estudiantes
Materia	Identificador de materia tomada por el estudiante. Utilizado para construir variables dicotómicas por cada una de estas materias
Género	Género del estudiante
Facultad	Programa de pregrado en el que esta inscrito el estudiante. Utilizado para construir variables dicotómicas para cada uno de estos programas de pregrado
Conocimiento	Resultado promedio por sección encontrado en la evaluación de estudiantes a profesores de la afirmación "el profesor tiene un adecuado conocimiento del tema"
Comprensión	Resultado promedio por sección encontrado en la evaluación de estudiantes a profesores de la afirmación "el profesor se percata del grado de comprensión de sus alumnos"
Claridad	Resultado promedio por sección encontrado en la evaluación de estudiantes a profesores de la afirmación "el profesor hace presentaciones y explicaciones claras"

4 Estimación del nivel de exigencia del profesor y su efecto sobre el puntaje del EGM y retiros

4.1 Diferencias entre calificaciones de profesores y el desempeño mostrado en el EGM

Como primera aproximación a la construcción de una medida de exigencia de los profesores, se intentó verificar si existen diferencias entre las calificaciones que ellos asignan y el desempeño “real” de sus estudiantes, medido con el EGM. En la medida en que estos dos indicadores difieran será posible constatar que existen diferentes prácticas al momento de calificar entre profesores, que pueden ser explotadas al momento de construir un indicador de exigencia en calificación.

En el primer ejercicio estadístico se calculan las medias de los resultados en el EGM de los estudiantes de cada profesor y las medias de sus notas respectivas. De esta forma cada profesor en la muestra será identificado con estos dos promedios. A continuación se ordenaron ambos promedios y se calculó una correlación entre los lugares ocupados (*ranking*) por cada profesor en las dos listas. Este procedimiento corresponde a la correlación de rango de Spearman que muestra la asociación entre el orden de dos variables con un común identificador.

En caso de que los profesores tengan las mismas prácticas de calificación se esperaría que la correlación entre los rangos de las notas asignadas y las de desempeño en el EGM fuera fuerte y positiva. Esto se explica ya que si todos ellos tienen una misma diferencia entre la calificación que asignan y el resultado del EGM, sus puestos al ordenar los promedios de calificaciones y resultados del EGM deberían ser los mismos y por ende la correlación entre los rangos de las dos variables sería de 1.

Los resultados de este ejercicio se encuentran en la Tabla 2. Se observa que la correlación es positiva en todos los casos, pero su magnitud está alejada de la unidad³. Para toda la muestra el coeficiente de Spearman es de sólo 0.2161. Los resultados para cada materia muestran una correlación levemente más alta, siendo Cálculo Diferencial la materia donde más están de acuerdo el rango ocupado por el profesor según el promedio de calificaciones de sus alumnos con el rango ocupado según el promedio de los resultados del EGM. El encontrar correlaciones de rango positivas menores a la unidad entre el promedio de las notas de los alumnos de cada profesor y los promedios de los resultados de estos alumnos

³ En todos los casos la hipótesis de independencia de las variables de la correlación es rechazada al 99%

en el EGM, presenta evidencia de diferencias en los criterios de calificación de los profesores.

Tabla 2
Correlación de rangos de notas promedio de estudiantes y notas promedio en el EGM por profesor

	Coeficiente de Correlación Spearman	Obs
Cálculo Diferencial	0.3286	1066
Cálculo Integral	0.2785	1283
Cálculo Vectorial	0.3038	1253
Algebra Lineal	0.3226	1293
Total	0.2161	6099

4.2 Estimación de la medida de exigencia

A partir de este momento se define la exigencia en la calificación de los profesores como el nivel de desempeño real académico que necesita un estudiante para ganar una nota dada con el profesor. El desempeño real académico del estudiante se midió con su puntaje EGM que se encuentra discriminado por materias. La exigencia en la calificación del profesor k se estima como el coeficiente $\hat{\alpha}_k$ con el siguiente modelo:

$$EGM_{i,j,k} = \sum_{k=1}^{\# \text{ profesores}} \alpha_k \text{prof}_{i,j,k} + \gamma \text{nota}_{i,j,k} + \varepsilon_{i,j,k} \quad 1)$$

Donde $EGM_{i,j,k}$ corresponde al porcentaje de aciertos en el EGM de la materia j dictada por el profesor k del estudiante i^4 , que será tomado como la medida de desempeño real del estudiante en la materia j . La variable dicótoma $\text{prof}_{i,j,k}$ toma el valor de 1 si el estudiante i tomo el curso j con el profesor k y de cero si no. La variable $\text{nota}_{i,j,k}$ es la nota asignada por el profesor k al final del curso j al estudiante i . $\varepsilon_{i,j,k}$ es el término del error en el modelo. La medida de exigencia del profesor k será dada por el coeficiente estimado de la regresión de la variable $\text{prof}_{i,j,k}$, es decir $\hat{\alpha}_k$. La metodología sigue de cerca lo hecho en los trabajos de Betts y Grogger (2002) y Figlio y Lucas (2003).

⁴ Algún estudiante i pudo haber visto la materia j dos veces, presentando la prueba una sola vez. En este caso se tendría la misma variable dependiente para ambas observaciones, pero cambiarían tanto la nota como la variable de profesor (esto es si la segunda vez que tomo el curso la dictó un profesor diferente).

Con este modelo se pretende encontrar la diferencia entre la calificación dada por cada profesor y el resultado de la medida de desempeño EGM atribuida a ver la clase evaluada con un profesor en particular. Para reconocer que $\hat{\alpha}_k$ es un indicador de exigencia en la calificación del profesor k suponga que, para un par de profesores n y m , se cumple que $\hat{\alpha}_n > \hat{\alpha}_m$. En este caso el profesor n será más exigente en la calificación que m , ya que los estudiantes de n reciben un mejor resultado en promedio en el EGM que los estudiantes de m que sacaron la misma nota con ambos profesores. En la Tabla 3 se presentan estadísticas descriptivas de las variables EGM y $nota$ utilizadas en la estimación de la ecuación 1. Note que la calificación $nota$ de las materias ha sido reescalada al intervalo $[0,1]$. Para esta estimación se incluyeron variables dicótomas de 280 profesores⁵.

Tabla 3

Estadísticas Descriptivas de Variables de Modelo de Exigencia en Calificación

Variable	Obs	Mean	Std. Dev.	Min	Max
Resultado EGM	6008	0.407	0.201	0	1.085
Nota	6008	0.559	0.186	0.1	1

Tras realizar la estimación de la ecuación 1), se procedió a indagar si existe un efecto diferencial significativo entre las exigencias de los profesores en la anterior regresión. Para esto se realizó un test de Wald de la hipótesis de que los coeficientes de la variable dicótoma para cada profesor son iguales. Dicha hipótesis fue rechazada con una significancia mayor a 99%⁶. De lo anterior se pueden confirmar los resultados de la sección 4.1, ya que existen diferencias en desempeño entre estudiantes con la misma calificación cuyo profesor no es el mismo. Esto muestra también que la calificación en matemáticas es propensa a la discreción del profesor de manera significativa.

4.3 Descripción de la medida de exigencia según características de profesores

En esta sección se pretende identificar características de los profesores según su nivel de exigencia estimado con el procedimiento anterior. Esto se realiza con el fin de corroborar que dicha medida está relacionada con factores que intuitivamente están directamente asociados al concepto de exigencia. Se definirán cuatro grupos de profesores. En el primero se encontrarán aquellos cuyas medidas de exigencia son menores al primer cuartil. Un

⁵ Como se verá más adelante esta regresión utiliza un mayor número de observaciones que la estimación del efecto de los estándares sobre el desempeño, esto es explicado por la información faltante en algunas variables de este modelo

⁶ El cálculo del estadístico F con grados de libertad (185,5822) fue de 3.07

segundo grupo en el que se encontrarán aquellos con medidas de exigencia mayores al primero y menores o iguales al segundo cuartil y los grupos tercero y cuarto serán aquellos cuyas medidas estén entre los cuartiles tercero y cuarto y mayores al cuarto respectivamente. De esta forma, en el primer grupo, se encontrarán aquellos profesores con menor exigencia y en el cuarto aquellos con mayor exigencia.

La Tabla 4 muestra el número de observaciones de la muestra correspondientes a estudiantes que pierden y repiten materias reunidos en los grupos a los que pertenecen sus profesores respectivos según su nivel de exigencia. Se observa que existe un porcentaje mayor de estudiantes que retiran materias cuando se encuentran en clases cuyo profesor pertenece a los grupos de mayor exigencia en calificación. El 13.06% de las observaciones correspondientes a estudiantes⁷ que toman clase con profesores del grupo de exigencia 3 y el 11.63% de aquellas de estudiantes que la toman con los del grupo 4 retiran el curso, mientras que el 7.69% y el 8.39% de las observaciones de los estudiantes en los grupos 1 y 2 hacen lo mismo. En cuanto a pérdida del curso, se encuentra que estudiantes que toman la materia con profesores más exigentes según la medida estimada, pierden en una mayor proporción. Específicamente, el 28.42% de observaciones correspondientes a estudiantes en la muestra que tomaron un curso con profesores cuyo nivel de exigencia es el mayor, lo perdieron. Lo anterior indica que la medida de exigencia α_k está asociada positivamente al número de casos de pérdida de materias y el de retiros.

Tabla 4

Frecuencia de pérdida de materia y retiros según nivel de exigencia en calificación de los profesores

	Rango de nivel de exigencia en calificación				Total
	<i><=p25</i>	<i>(p25,p50]</i>	<i>(p50,p75]</i>	<i>>=p75</i>	
No retira	5,427 <i>92.31%</i>	5,631 <i>91.61%</i>	4,638 <i>86.94%</i>	4,747 <i>88.37%</i>	20,443 <i>89.93%</i>
Retira	452 <i>7.69%</i>	516 <i>8.39%</i>	697 <i>13.06%</i>	625 <i>11.63%</i>	2,290 <i>10.07%</i>
Total	5,879 <i>100%</i>	6,147 <i>100%</i>	5,335 <i>100%</i>	5,372 <i>100%</i>	22,733 <i>100%</i>
No Pierde	4,402 <i>81.11%</i>	4,256 <i>75.58%</i>	3,384 <i>72.96%</i>	3,398 <i>71.58%</i>	15,440 <i>75.53%</i>
Pierde	1,025 <i>18.89%</i>	1,375 <i>24.42%</i>	1,254 <i>27.04%</i>	1,349 <i>28.42%</i>	5,003 <i>24.47%</i>
Total	5,427 <i>100%</i>	5,631 <i>100%</i>	4,638 <i>100%</i>	4,747 <i>100%</i>	20,443 <i>100%</i>

En cursiva se presenta el porcentaje de la observaciones en cada categoría sobre el total de cada columna

⁷ Este porcentaje y en general los incluidos en la tabla corresponden exactamente al porcentaje de observaciones que cumplen la condición reseñada en la muestra que es diferente al porcentaje de estudiantes. Esto se explica ya que un mismo estudiante puede aparecer varias veces incluido en una categoría por estar viendo diferentes materias en un mismo semestre o la misma en un semestre diferente.

La Tabla 5 muestra los promedios de las características de los profesores agrupados según su exigencia. Estos fueron calculados con los resultados de las evaluaciones de los estudiantes. Se tomaron los grupos de profesores cuya medida de exigencia es menor al primer cuartil de exigencia y los mayores al cuarto cuartil.

Tabla 5
Características de profesores observadas por sus estudiantes
según niveles de exigencia en la calificación de los profesores

Pregunta (1 si esta totalmente en desacuerdo - 5 totalmente de acuerdo)	Panel A		Panel B	
	Profesores nivel de exigencia menor a p25	Profesores nivel de exigencia mayor a p75	H0: Medias iguales entre grupos	
El profesor tiene un adecuado conocimiento del tema	4,667 (0,267)	4,692 (0,213)	t p-valor	-5,64 0,00
El profesor se percata del grado de la comprensión de los alumnos sobre el tema	4,245 (0,431)	4,074 (0,505)	t p-valor	19,42 0,00
El profesor ayuda a los estudiantes a encontrar respuestas a sus inquietudes	4,367 (0,367)	4,275 (0,390)	t p-valor	12,78 0,00
El profesor es receptivo a críticas y sugerencias	4,396 (0,372)	4,181 (0,441)	t p-valor	28,10 0,00
El profesor hace presentaciones y explicaciones claras	4,310 (0,488)	4,200 (0,494)	t p-valor	11,90 0,00
El profesor logró un equilibrio entre la ayuda que suministra y el esfuerzo que exige	4,280 (0,403)	4,031 (0,482)	t p-valor	29,80 0,00
Evaluaciones: El tiempo dado es suficiente	4,049 (0,463)	3,875 (0,549)	t p-valor	18,24 0,00
Evaluaciones: Son consistentes con lo enseñado	4,397 (0,357)	4,226 (0,432)	t p-valor	23,01 0,00
Evaluaciones: Han sido calificadas justamente	4,397 (0,357)	4,226 (0,432)	t p-valor	33,33 0,00
Obs	5879	5372	GL	11249

Panel A presenta los promedios de las respuestas a cada pregunta y sus desviaciones estándar en paréntesis.

Panel B, incluye el estadístico t para la prueba de igualdad de medias entre ambos grupos contra la hipótesis alternativa de que el promedio del grupo de la primera columna del panel A es menor al de la segunda columna (si t es negativo) o que es mayor (si t es positivo).

Se observa que ambos grupos de profesores reciben en promedio puntajes cercanos a cuatro en todas las preguntas incluidas provenientes de la encuesta. En general, el puntaje de los profesores menos exigentes es mayor al de los profesores más exigentes, excepto que los profesores más exigentes son percibidos por sus alumnos como más concededores del tema que dictan. La pregunta que presenta una mayor diferencia es la que corresponde a como el profesor “logra un equilibrio entre la ayuda que suministra y el esfuerzo que exige”, lo que nuevamente puede ser evidencia de que efectivamente nuestra medida de exigencia está capturando dicho concepto.

Finalmente, en la Tabla 6 se presentan correlaciones simples entre años de experiencia, escolaridad y nivel de exigencia para aquellas observaciones en las que se encuentra disponible dicha información. Se encuentra que existe una relación negativa leve entre el nivel de exigencia y los años de experiencia y escolaridad.

Tabla 6

Correlaciones de medidas de exigencia y características del profesor

	Experiencia	Escolaridad	Exigencia en Calificación
Experiencia	1	-	-
Escolaridad	0,222	1	-
Exigencia en Calificación	-0,224	-0,123	1

4.4 Efecto de la exigencia en la calificación sobre el desempeño en el EGM

Después de obtener una medida del nivel de exigencia de cada profesor se procedió a examinar los efectos de ésta sobre el desempeño de los estudiantes en el EGM, haciendo estimaciones de seis especificaciones de un modelo básico de la forma:

$$EGM_{i,j,k} = \delta \hat{\alpha}_k + \phi X_i + \theta Z_{j,k} + \sum_{l=1}^{\#materias} \lambda_l mate_{i,j,l} + \mu_{i,j,k} \quad 2)$$

Donde $\hat{\alpha}_k$ es el nivel de exigencia estimado del profesor k obtenido en el procedimiento descrito en la sección 4.2, X_i es un vector con características del estudiante i , $Z_{j,k}$ es uno con características del profesor k percibidas según sus alumnos del curso j . En el vector X_i se incluyen la facultad a la que pertenece el programa del estudiante, el sexo, el puntaje del ICFES, el estrato socioeconómico familiar, los créditos inscritos en el semestre como una medida de carga académica y de manera opcional (en algunas especificaciones), variables dicótomas para el semestre de entrada a la universidad. En $Z_{j,k}$ se incluyen variables que hacen referencia a cualidades deseables en un profesor como son la claridad en la explicación, el conocimiento de los temas enseñados y el grado en que el profesor se percata del grado de comprensión de sus alumnos percibidos por los alumnos en la clase j . Para algunas especificaciones también se incluyen los años de experiencia y el nivel de escolaridad del profesor. Las variables del vector $Z_{j,k}$ diferentes a escolaridad y experiencia

son calculadas como el promedio de las respuestas de los alumnos del salón que tomaron la clase j sobre el profesor k , ya que las encuestas fuente de esta información son de carácter anónimo. La variable, $mate_{i,j,l}$ es una variable dicótoma que toma el valor de 1 si el curso j del estudiante i es de la materia l y 0 si no. Finalmente, $\mu_{i,j,k}$ corresponde al término de error. La Tabla 7 presenta las estadísticas descriptivas de las variables utilizadas en la estimación del anterior modelo para la especificación que toma el mayor número de variables y observaciones. El parámetro de interés será δ que se esperaba fuera positivo.

Tabla 7

Estadísticas descriptivas de determinantes del desempeño				
Variable	Obs	Media	D.E.	# Unos (Var. Dicótomos)
Resultado EGM	1487	0.436	0.205	-
Exigencia en Calificación	1487	0.066	0.075	-
Puntaje Uniandes	1487	551	172	-
Créditos Inscritos	1487	15.697	3.957	-
Conocimiento	1487	4.699	0.253	-
Comprensión	1487	4.188	0.428	-
Claridad	1487	4.267	0.457	-
Estrato	1487	4.599	1.034	-
Cal. Diferencial	1487	-	-	341
Al. Lineal	1487	-	-	364
Cal. Vectorial	1487	-	-	334
Ec. Diferenciales	1487	-	-	95
Género	1487	-	-	954
F Ingeniería	1487	-	-	1379
F Ciencias	1487	-	-	67
Otras Facultades	1487	-	-	22

Las estadísticas corresponden a la muestra que tiene información de todas las siguientes variables: variables dicótomos por materia, puntaje uniandes, créditos inscritos, estrato, género, respuestas en evaluaciones de profesores respecto a: conocimiento de la materia, grado en que se percata de la comprensión de estudiantes, claridad en explicaciones; Variables dicotómicas de facultades y variables dicotómicas por semestre de entrada a la universidad

En la Tabla 8 se exponen los resultados de la estimación de los coeficientes de la ecuación 2 por Mínimos Cuadrados Ordinarios (MCO). En cada columna se muestra una especificación con diferentes variables y en todas las especificaciones la variable dependiente es el resultado en el EGM. La especificación (1) incluye como controles variables dicótomos para la materia evaluada⁸; Además de características del profesor como conocimiento del tema dictado, grado en que el profesor se percata del grado de comprensión de sus alumnos y claridad en la explicación. La (2) corresponde a la

⁸ Dejando la correspondiente a cálculo integral fuera de la regresión como base de comparación

especificación con controles de variables dicótomas de la materia y características individuales del estudiante como: Estrato, ICFES, créditos inscritos y facultad a la que pertenece⁹. La especificación (3) incluye los controles de las especificaciones (2) y (3) y adicionalmente se incluyen variables dicótomas del semestre de entrada a la universidad de los estudiantes. Las especificaciones (4) y (6) corresponden a la (1) y (3) pero toman como característica de los profesores la escolaridad y la experiencia como variables que pueden reunir información similar a la variable de claridad de explicación. Finalmente, la (5) corresponde a la especificación (2) sobre una sub-muestra que tiene información en las variables usadas por las especificaciones (4) y (6).

Tabla 8

Determinantes del desempeño en el Examen General de Matemáticas							
Variable dependiente: Resultado EGM							
	1	2	3	4	5	6	
Curso	Exigencia en Calificación	0.573 (0.073) ***	0.543 (0.066) ***	0.537 (0.068) ***	0.480 (0.148) ***	0.286 (0.126) **	0.266 (0.133) **
	Cal. Diferencial	0.077 (0.015) ***	0.082 (0.014) ***	0.079 (0.013) ***	0.047 (0.029)	0.095 (0.025) ***	0.096 (0.026) ***
	Al. Lineal	0.010 (0.014)	0.012 (0.013)	0.012 (0.013)	0.035 (0.026)	0.043 (0.023) *	0.050 (0.023) **
	Cal. Vectorial	-0.025 (0.015) *	-0.028 (0.013) **	-0.026 (0.014) *	-0.067 (0.027) **	-0.069 (0.024) ***	-0.055 (0.026) **
	Ec. Diferenciales	-0.079 (0.025) ***	-0.063 (0.025) **	-0.031 (0.025)	-0.068 (0.04)	-0.044 (0.04)	0.014 (0.041)
	Puntaje Uniandes		0.0003 (0.000) ***	0.0003 (0.000) ***		0.0003 (0.000) ***	0.0001 (0.000) **
Estudiante	Créditos Inscritos		0.004 (0.001) ***	0.001 (0.001)		0.009 (0.002) ***	0.006 (0.002) ***
	Estrato		0.010 (0.005) **	0.008 (0.005) *		0.005 (0.009)	0.002 (0.009)
	Género		0.016 (0.01)	0.024 (0.01) **		0.015 (0.017)	0.021 (0.018)
	F. Ingeniería		-0.075 (0.036) **	-0.101 (0.037) ***		-0.128 (0.073) *	-0.146 (0.076) *
	F. Ciencias		0.031 (0.044)	0.006 (0.045)		0.035 (0.081)	-0.012 (0.083)
	Otras Facultades		-0.051 (0.057)	-0.081 (0.055)		-0.130 (0.112)	-0.187 (0.113)
Profesor	Experiencia Profesor				0.007 (0.002) ***		0.002 (0.002)
	Escolaridad Profesor				0.008 (0.009)		0.004 (0.008)
	Conocimiento	0.008 (0.025)		0.008 (0.024)	0.063 (0.067)		0.001 (0.065)
	Comprensión	0.004 (0.023)		-0.006 (0.021)	-0.016 (0.026)		0.011 (0.025)
	Claridad	-0.002 (0.023)		0.005 (0.022)			
R ²	0.10	0.21	0.25	0.10	0.23	0.30	
Obs.	1487	1487	1487	513	513	513	

Errores estándar robustos a heterocedasticidad en paréntesis.

Las columnas 3 y 6 incluyen entre los controles variables dicótomas para cada periodo de entrada a la universidad de los estudiantes cuyos coeficientes no son reportados.

La muestra para los especificaciones 1 y 2 ha sido restringida a observaciones que tienen información de todas las variables incluidas en la especificación 3. La muestra para las especificaciones 4 y 5 ha sido restringida para las observaciones que tienen información en todas las variables de la especificación 6.

*** Significancia al 99%, ** Significancia al 95%, Significancia al 90%.

⁹ Se dejó afuera la variable dicótoma de las facultades de administración y economía como base de comparación

Los resultados muestran que bajo todas las configuraciones de controles mayores estándares en asignación de calificación tienen un efecto positivo y significativo sobre el desempeño. Un aumento del nivel de exigencia de una desviación estándar está asociado a un aumento en los resultados del examen de 0.02¹⁰ (casi el 10% de una desviación estándar de los resultados del test en la muestra como se puede observar con los datos de la Tabla 7). Esta magnitud es de importancia si se tiene en cuenta que la variable dependiente corresponde sólo al resultado de una materia evaluada y no al del puntaje total del EGM.

Adicionalmente, se observa que partes importantes de la variación en los resultados del EGM están explicadas independientemente por las características individuales y por las del profesor como lo indican los cambios en la medida del R^2 entre especificaciones. En efecto, las características individuales del estudiante y las del profesor, unidas a efectos específicos sobre la materia evaluada por separado explican cerca del 10% y del 20% de la variación en el desempeño en el EGM respectivamente.

Los resultados de las especificaciones (4), (5) y (6) muestran que el resultado es robusto a utilizar una muestra reducida que cuenta con información de las características de escolaridad y experiencia del profesor.

4.5 Efecto diferenciado de la exigencia según el desempeño de los estudiantes. Análisis de regresión cuantílica.

Según la literatura teórica reseñada, es posible que un mayor nivel de exigencia del profesor tenga efectos diferenciados según la posición en la que se ubiquen los estudiantes en la distribución del desempeño en el EGM. En particular, se podría esperar que alumnos con bajo desempeño se den por vencidos frente a una mayor exigencia y realicen un menor esfuerzo por aprender. Una estimación de la ecuación 2 utilizando el modelo de regresión cuantílica introducido por Koenker y Bassett (1978) podría identificar diferentes respuestas en la variable EGM a cambios en la exigencia del profesor de acuerdo a la posición del estudiante en la distribución condicional del logro académico. Por otra parte, este tipo de regresión mejora la eficiencia de los estimadores cuando no se tiene normalidad del error¹¹.

¹⁰ Para este cálculo se utiliza el coeficiente de la especificación (6) por ser ella menos sujeta a sesgos de omisión de variables relevantes.

¹¹ Otra característica relevante de este método de estimación es su robustez a datos con observaciones atípicas

La Tabla 9 presenta los coeficientes del nivel de exigencia estimado en las especificaciones de la (1) a la (6) de la ecuación 2 para los cuantiles 0.1, 0.5 y 0.9 estimado de forma simultánea¹². El panel inferior de la tabla muestra los resultados de realizar una prueba de hipótesis sobre la igualdad del coeficiente de exigencia entre cuantiles. En general se observa que los resultados anteriores de mínimos cuadrados son consistentes a este tipo de estimación. Mayor nivel de exigencia en la calificación de los profesores de matemáticas está asociado a un mejor resultado en el EGM de sus alumnos para los tres cuantiles estimados. Se encuentra también, que los coeficientes por cuantiles son estadísticamente diferentes entre ellos únicamente para la especificación (2) que incluye las características de los estudiantes¹³. Lo anterior no corresponde al patrón que predecía la modelación teórica reseñada de la literatura. Los modelos aquí presentados muestran que existe un efecto positivo y significativo del nivel de exigencia sobre el desempeño académico no diferenciado según el punto en donde se encuentre el estudiante en la distribución condicionada de ese desempeño.

Tabla 9

Efectos de exigencia en calificaciones sobre desempeño en el Examen General de Matemáticas
Estimacion por Cuantiles

Variable dependiente: Resultado EGM		1	2	3	4	5	6
q10 Exigencia en Calificación	0.530 (0.107) ***	0.582 (0.091) ***	0.464 (0.098) ***	0.326 (0.162) **	0.299 (0.131) **	0.284 (0.159) *	
q50 Exigencia en Calificación	0.624 (0.122) ***	0.577 (0.094) ***	0.548 (0.102) ***	0.419 (0.225) *	0.256 (0.211)	0.207 (0.19)	
q90 Exigencia en Calificación	0.498 (0.19) ***	0.359 (0.095) ***	0.417 (0.109) ***	0.518 (0.284) *	0.252 (0.19)	0.068 (0.221)	
H0: Igualdad de efecto de exigencia entre cuantiles	F(2, 1478) 0.380	F(2, 1474) 2.220	F(2, 1461) 0.610	F(2, 503) 0.190	F(2, 500) 0.030	F(2, 496) 0.360	
P-valor	0.645	0.100	0.545	0.830	0.972	0.697	
Obs	1487	1487	1487	513	513	513	

Los controles de las especificaciones de la 1 a la 6 corresponden a los utilizados en los modelos de Mínimos Cuadrados

Ordinarios de la tabla 8.

Errores estándar en paréntesis calculados con Bootstrapping de 1000 replicaciones.

*** Significancia al 99%, ** Significancia al 95%, Significancia al 90%.

Según la modelación teórica reseñada se esperaba que algunos estudiantes se dieran por vencidos esforzándose menos y consecuentemente alcanzando un menor desempeño

¹² Este método fue preferido sobre la otra opción de estimación de STATA que calcula la matriz de varianzas y covarianzas propuesta por Koenker y Basset (1982) con una estimación independiente para cada cuantil, ya que este tipo de estimación subestima los errores estándar en presencia de errores heterocedásticos restándole ventajas a la estimación por cuantiles. Con la estimación de la matriz de varianzas propuesta por Koenker y Basset (1982), no es posible realizar la prueba de hipótesis de igualdad entre cuantiles y requiere el supuesto más restrictivo sobre el error de ser i.i.d.

¹³ Se rechaza la hipótesis de igualdad del coeficiente entre cuantiles con un nivel de significancia del 10%

académico. Es posible que lo anterior no sea identificado en los datos porque los estudiantes tienen la posibilidad de retirar el curso. Sólo los estudiantes que permanecen después de retiros en los cursos son incluidos en las anteriores estimaciones. Esto hace que los estudiantes que permanecen en el curso continúen esforzándose más a consecuencia de la mayor exigencia de manera independiente a su ubicación en la distribución del desempeño. En la siguiente sección se presenta evidencia de que una mayor exigencia en calificación está asociada a una mayor probabilidad de retiro del curso, apoyando la anterior explicación.

4.6 Efecto de los niveles de exigencia en la calificación sobre la probabilidad de retiros

Los niveles de exigencia pueden estar relacionados a una mayor probabilidad de retiros. En esta sección se pretende cuantificar el efecto sobre la probabilidad de retirar un curso de un aumento en el nivel de exigencia del profesor. Cuantificar dicho efecto es importante porque permite aproximarse a observar los posibles costos de aumentar la exigencia de manera general. Estos costos se explican porque los estudiantes que retiran y repiten el curso con un profesor menos exigente pueden tener un desempeño menor. Además, como se reseñó en la anterior sección el retiro de curso a causa de una mayor exigencia puede ser una explicación de por qué no se encuentran diferencias en el efecto de la exigencia sobre el resultado del EGM entre estudiantes con mayor y menor desempeño.

Se realizó la estimación de la siguiente ecuación:

$$RETIRO_{i,j,k} = \varphi \hat{\alpha}_k + \beta X_i + \omega Z_{j,k} + \sum_{l=1}^{\#materias} \psi_l mate_{i,j,l} + v_{i,j,k} \quad 3)$$

La variable dependiente $RETIRO_{i,j,k}$ toma el valor de 1 si el estudiante i retiró el curso j con el profesor k y 0 si no lo hizo. $X_i, Z_{j,k}, mate_{i,j,l}$ mantienen su significado explicado anteriormente. $v_{i,j,k}$ es el término de error del modelo. El coeficiente de interés es φ , que se esperaba fuera positivo.

Los resultados de la Tabla 10 indican que la mayor exigencia está asociada a una mayor probabilidad de retirar el curso. Si se utilizan las mayores magnitudes encontradas entre todas las especificaciones, un aumento de una desviación estándar en el nivel de exigencia

está asociado a un aumento en la probabilidad de retirar cercano a 4 puntos porcentuales. Lo anterior se presenta aún controlando por variables que capturan el efecto extra-créditos, conocimientos iniciales, estrato socioeconómico, características del profesor y factores específicos de la materia vista. Esta relación puede deberse a malas calificaciones obtenidas antes de realizar el retiro de la materia, explicadas en parte por una mayor exigencia.

Tabla 10

Determinantes de retiro de materias de cálculo, algebra lineal y ecuaciones diferenciales								
Variable dependiente: 1 si retira curso, 0 si no								
	1	2	3	4	5	6		
Curso	Exigencia en Calificación	0.216 (0.037) ***	0.175 (0.032) ***	0.141 (0.032) ***	0.553 (0.077) ***	0.502 (0.063) ***	0.452 (0.069) ***	
	Cal. Diferencial	-0.076 (0.007) ***	-0.078 (0.006) ***	-0.074 (0.005) ***	-0.073 (0.012) ***	-0.075 (0.011) ***	-0.076 (0.01) ***	
	Al. Lineal	-0.019 (0.007) ***	-0.015 (0.006) **	-0.011 (0.006) *	-0.028 (0.014) **	-0.013 (0.013)	-0.016 (0.012)	
	Cal. Vectorial	-0.033 (0.008) ***	-0.016 (0.008) **	-0.006 (0.008)	-0.045 (0.014) ***	-0.032 (0.013) **	-0.021 (0.014)	
	Ec. Diferenciales	-0.041 (0.009) ***	-0.004 (0.011)	0.021 (0.013)	-0.044 (0.014) ***	-0.020 (0.015)	0.017 (0.019)	
	Créditos Inscritos		-0.011 (0.00049) ***	-0.011 (0.0004) ***		-0.009 (0.001) ***	-0.010 (0.001) ***	
Estudiante	Puntaje Uniandes		0.000 (0.00002) ***	0.000 (0.00002) ***		-0.0001 (0.00003) ***	-0.0002 (0.00003) ***	
	Estrato		0.001 (0.003)	0.001 (0.003)		0.002 (0.005)	0.004 (0.00452)	
	Género		0.019 (0.005) ***	0.021 (0.005) ***		0.030 (0.01) ***	0.026 (0.009) ***	
	F. Ciencias		-0.013 (0.016)	-0.013 (0.016)		-0.006 (0.033)	0.009 (0.036)	
	F. Humanidades		0.167 (0.055) **	0.167 (0.057) ***		0.184 (0.117)	0.256 (0.136) *	
	F. Artes		0.184 (0.082) **	0.166 (0.079) **		0.245 (0.133) *	0.305 (0.145) **	
	F. Ingeniería		-0.058 (0.017) ***	-0.064 (0.019) ***		-0.032 (0.032)	-0.020 (0.03)	
	F. Economía		-0.030 (0.012) **	-0.031 (0.012) ***		-0.024 (0.027)	-0.011 (0.029)	
	F. Administración		0.013 (0.017)	0.013 (0.018)		0.016 (0.034)	0.042 (0.04)	
	F. Arquitectura Diseño		0.114 (0.074)	0.104 (0.073)		0.154 (0.161)	0.212 (0.184)	
	Profesor	Conocimiento	0.088 (0.017) ***	0.072 (0.014) ***	0.064 (0.014) ***	0.119 (0.041) ***		0.118 (0.036) ***
		Comprensión	-0.035 (0.013) ***	-0.030 (0.012) ***	-0.035 (0.011) ***	-0.040 (0.015) ***		-0.054 (0.012) ***
		Claridad	0.011 (0.014)	-0.014 (0.012)	-0.010 (0.012)			
Experiencia Profesor					0.002 (0.001) *		0.001 (0.001)	
Escolaridad Profesor					-0.004 (0.005)		0.002 (0.005)	
Obs	10633	10633	10633	3748	3748	3748		

Se presentan los efectos marginales de un modelo logit evaluados en el valor medio de las variables continuas. Para variables dicótomas se presenta el cambio en la predicción de la probabilidad estimada de los distintos valores.

Las especificaciones 3 y 6 incluyen variables dicótomas para el semestre de entrada a la universidad del estudiante con coeficientes no reportados. Errores estándar robustos a heterocedasticidad en paréntesis

*** Significancia al 99%, ** Significancia al 95%, Significancia al 90%.

5 Robustez de resultados econométricos

Los resultados de los modelos MCO pueden presentar problemas de estimación importantes que pueden comprometer el resultado del efecto de la mayor exigencia sobre el desempeño y que no permiten identificar la dirección de causalidad entre estas dos variables. En esta sección se utilizan otros métodos de estimación que corrigen estos problemas potenciales.

5.1 Sesgo de selección

El análisis de regresión cuantílica permite obtener estimadores eficientes bajo presencia de heterocedasticidad y estimaciones que tienen en cuenta la presencia de datos atípicos. Sin embargo, se pueden presentar otros problemas en la estimación relacionados a características de la muestra utilizada. En particular, dado que sólo se tienen resultados del EGM para estudiantes que llegan a Ecuaciones Diferenciales en ciertos semestres, se podría argumentar que esta muestra no es aleatoria dando lugar a posibles sesgos de selección en el coeficiente de exigencia. El utilizar mínimos cuadrados ordinarios con datos que presenten estas características tendría el inconveniente de presentar estimaciones de los parámetros de interés inconsistentes e ineficientes¹⁴.

Para corregir este problema se necesita estimar un modelo de la probabilidad de entrada a la muestra, lo que en este caso equivale a estimar un modelo sobre la probabilidad de llegar a tomar el EGM en los semestres 2006 I y 2002 I. Para este modelo se tuvo como variable dependiente una dicótoma que toma el valor de 1 si el estudiante presentó el examen y 0 si es un estudiante que cumple tres características: vio alguna materia de Cálculo o Álgebra Lineal con alguien que si lo presentó; debía ver Ecuaciones Diferenciales según su pensum y no presentó el examen. Las variables independientes en este modelo fueron: variables dicótomas de semestre de entrada a la universidad del estudiante¹⁵, género, puntaje ICFES, estrato, características de profesor como nivel de exigencia, conocimiento del tema, grado en el que se percata de la comprensión de sus estudiantes y claridad, finalmente variables dicótomas por materia. En general las anteriores variables pretenden capturar determinantes de atraso o cambios de programas que podrían explicar porqué alguien que debería tomar el EGM no lo hizo.

¹⁴ Para mayores detalles ver Greene(2000) 780-784.

¹⁵ Toman el valor de 1 si el estudiante entró a la universidad en el semestre específico al que se refiere la variable y 0 si no.

Al realizar la anterior estimación se prosiguió según la metodología de Heckman (1979) a modelar los determinantes del desempeño en el EGM. La Tabla 11 muestra los resultados del coeficiente de exigencia bajo todas las especificaciones y el coeficiente de la variable de razón de Mills (Lambda) que indica si era necesario o no realizar este ajuste por un potencial problema de sesgo de selección. Las observaciones totales hacen referencia al número de observaciones que existirían si todos los estudiantes que debían presentar el EGM lo hicieran, este número también corresponde a las observaciones utilizadas en la estimación de entrada a la muestra.

Tabla 11

**Efectos de exigencia en calificaciones sobre desempeño en el Examen General de Matemáticas
Estimación Heckman dos etapas**

Variable dependiente: Resultado EGM						
	1	2	3	4	5	6
Exigencia en Calificación	0.648 (0.073) ***	0.570 (0.066) ***	0.536 (0.068) ***	0.556 (0.143) ***	0.311 (0.128) **	0.396 (0.197) **
Lambda	-0.105 (0.011) ***	-0.062 (0.012) ***	0.007 (0.145)	-0.116 (0.02) ***	-0.046 (0.019) **	0.298 (0.286)
Obs. Totales	6642	6642	6642	5620	5620	5620
Obs. No Censuradas	1487	1487	1487	513	513	513

Los controles de las especificaciones de la 1 a la 6 corresponden a los utilizados en los modelos de Mínimos Cuadrados Ordinarios de la tabla 8.

Errores estándar robustos a heterocedasticidad en paréntesis (matriz de covarianzas propuesta por Heckman para modelos de selección)

El modelo probit de entrada a la muestra tiene como regresores: Exigencia en calificación, género, puntaje uniandes, estrato, promedio del puntaje en evaluación de profesores sobre conocimiento, claridad y grado en el que se percata sobre la comprensión de sus alumnos. Variables dicótomas por materia y variables dicótomas de semestre de entrada a la universidad del estudiante.

*** Significancia al 99%, ** Significancia al 95%, Significancia al 90%.

Los resultados muestran que aún corrigiendo por un potencial sesgo de selección se llega a que un mayor nivel de exigencia en la calificación está asociado a un mejor desempeño en el EGM¹⁶. Se observa que para las especificaciones (3) y (6) el coeficiente lambda de la razón de Mills no es significativo, lo que muestra que para aquellos modelos que controlan por el semestre inicial del estudiante en la universidad el problema de selección no es fuerte. Este resultado es claro si se tiene en cuenta que el semestre en que se toma el EGM depende fundamentalmente del semestre de entrada a la universidad del estudiante. Si se comparan las magnitudes del coeficiente de la estimación MCO con los de Heckman no se encuentran grandes diferencias, estos últimos son ligeramente mayores.

¹⁶ Para las estimaciones de regresión cuantílica también se incluyó el término de la razón de Mills sin encontrar cambios significativos en los resultados antes presentados. Los resultados de esta prueba adicional no son reportados pero están disponibles a petición del interesado.

5.2 Posible captura de desempeño a nivel individual en la medida de exigencia

Como el coeficiente del nivel de exigencia en el modelo de desempeño en el EGM está estimado con la misma variable dependiente que el modelo de la ecuación 1 y sobre muestras que comparten observaciones, es posible que por el procedimiento de construcción del nivel de exigencia, el coeficiente de interés en la ecuación 2 esté capturando la contribución de cada estudiante en esta variable. Dicha contribución puede estar positivamente correlacionada con el desempeño haciendo que el coeficiente de la exigencia esté sobreestimando el efecto de esta variable. Para solucionar este problema Betts (1997) propone dividir la muestra de forma aleatoria en dos partes. Con la primera se realiza la estimación de la ecuación 1 y con la medida de exigencia así calculadas se procede a estimar la ecuación 2 con la segunda mitad de la muestra. De este modo se utiliza el valor estimado de la exigencia sobre una muestra de estudiantes diferente a la que se usó en su estimación inicial.

Este procedimiento se realizó 56 veces para las especificaciones (1), (2) y (3), y 47 veces para las especificaciones (4), (5) y (6). La Tabla 12 incluye estadísticas descriptivas sobre los coeficientes de exigencia estimados con este método. Se muestra que los resultados anteriores se mantienen en cuanto a significancia y signo de manera consistente para las especificaciones (1), (2) y (3). Para las especificaciones (4), (5) y (6) el porcentaje de coeficientes significativos no es alto; Sin embargo, esto puede ser explicado por la disminución importante de observaciones, que hace que los coeficientes no sean estimados de forma precisa. En particular estos modelos están estimados sobre una muestra cercana a 240 observaciones.

Este método de estimación muestra coeficientes de tamaño menor a los anteriormente encontrados indicando que el procedimiento de construcción de la medida de exigencia hace que el efecto de la existencia sea sobreestimado con MCO. Bajo estas estimaciones el efecto de un aumento de una desviación estándar de la medida de exigencia está asociado a un aumento en el EGM de cada materia de 0.013¹⁷.

¹⁷ Para este cálculo se tomó el coeficiente promedio de la medida de exigencia de los modelos con especificación (1) por ser aquellos los que tenían una mayor significancia entre todas las especificaciones.

Tabla 12

Resultados sobre modelos con muestra dividida				
Especificación	# Modelos estimados	Media "Exigencia en Calificación"	Mediana "Exigencia en Calificación"	% Coeficientes significativos al 90% o superior
1	56	0.185	0.179	70%
2	56	0.182	0.170	75%
3	56	0.153	0.147	57%
4	47	0.315	0.302	43%
5	47	0.156	0.180	17%
6	47	0.115	0.108	9%
Total	309	0.184	0.175	47%

Estimación con matriz de covarianza para corrección de heterocedasticidad

Los controles de las especificaciones de la 1 a la 6 corresponden a los utilizados en los modelos de Mínimos Cuadrados Ordinarios de la tabla 8.

5.3 Endogeneidad de la variable de exigencia

Es posible que el nivel de exigencia sea escogido por el profesor según el desempeño observado en sus alumnos, en cuyo caso la medida de exigencia no sería exógena, haciendo que el estimador de MCO no fuera consistente. La estimación con variables instrumentales o mínimos cuadrados de dos etapas, puede solucionar este problema. Para tal estimación es necesario encontrar variables que además de estar relacionadas con nuestra medida de exigencia -supuesto de relevancia-, no estén relacionadas con factores no incluidos en el modelo que afecten el desempeño -supuesto de exogeneidad-. Para esta sección se proponen dos variables que pueden llegar a cumplir con este propósito: El porcentaje de estudiantes de honores que hayan visto una clase con el profesor y el porcentaje de estudiantes total que perdieron algún curso de los Cálculos, Ecuaciones Diferenciales o Álgebra Lineal en el semestre anterior al semestre en donde se toma cada clase.

El supuesto bajo el cual se obtienen resultados válidos con estimación de mínimos cuadrados de dos etapas es que tanto el porcentaje de alumnos de honores a los cuales el profesor les ha dictado clase, como el porcentaje de los que perdieron los cursos mencionados en el semestre pasado estén relacionados con el desempeño, únicamente a través del nivel de exigencia del profesor. La primera variable se propone porque un profesor que ha tenido un mayor número de estudiantes que toman cursos de honores está habituado a exigir más de sus alumnos. La segunda medida pretende capturar el efecto de posibles presiones dadas uniformemente a todos los profesores para suavizar sus niveles de exigencia cuando se han presentado un mayor número de pérdidas generales de los cursos en semestres anteriores. En particular, puede que los directores de carreras usuarias de los cursos de Cálculo (Administración, Economía, Ingenierías) ejerzan algún tipo de

presión sobre el departamento de matemáticas y sus profesores para bajar su nivel de exigencia cuando se presentan muchas pérdidas de sus estudiantes que impidan tomar cursos más avanzados en los respectivos programas.

La medida del porcentaje de alumnos de honores puede estar relacionada a la experiencia y a la forma en que el profesor se percata del grado de comprensión de sus estudiantes, por eso es necesario que al utilizar este método de estimación se incluyan estas variables en el modelo para evitar que el supuesto de exogeneidad del instrumento se vea comprometido.

Tabla 13

Efectos de exigencia en calificaciones sobre desempeño en el Examen General de Matemáticas
Estimación Mínimos Cuadrados 2 Etapas

Variable dependiente: Resultado EGM						
	1	2	3	4	5	6
Exigencia en Calificación	1.857 (0.312) ***	1.016 (0.237) ***	1.242 (0.251) ***	1.143 (0.385) ***	0.583 (0.439)	0.411 (0.401)
Sargan	8.912	2.109	1.831	0.570	6.888	0.759
Chi(1) P Valor	0.003	0.146	0.176	0.450	0.009	0.384
R ² Primera etapa	0.066	0.080	0.078	0.150	0.104	0.102
H0: instrumentos no significativos (P -valor)	<0.0001	<0.0001	<0.0001	<0.0001	<0.0001	<0.0001

Errores estandar en paréntesis

Los controles de las especificaciones de la 1 a la 6 corresponden a los utilizados en los modelos de Mínimos Cuadrados Ordinarios de la tabla 8.

*** Significancia al 99%, ** Significancia al 95%, Significancia al 90%.

La Tabla 13 presenta los resultados de la estimación del efecto de la exigencia en calificación sobre el desempeño en el EGM con mínimos cuadrados de dos etapas. Se observa que el efecto continúa siendo significativo y positivo con una magnitud incluso mayor a la encontrada en los resultados anteriores. Sin embargo, las pruebas sobre la validez de los instrumentos no arrojan los resultados esperados para dos de las especificaciones, como lo muestra el p-valor del estadístico de Sargan. El estadístico de Sargan es utilizado para probar la hipótesis nula de que los instrumentos utilizados no están correlacionados con el término de error y que además están correctamente excluidos del modelo (sólo afectan la variable dependiente a través de la variable instrumentada). La Tabla 13 presenta el p-valor de dicha prueba, encontrando que esta condición no se cumple para los modelos (1) y (5). Para el resto de especificaciones la hipótesis no es rechazada a los niveles de confianza usuales. También se puede observar que para todos los modelos presentados los instrumentos seleccionados explican cerca del 10% de la variación de los niveles de exigencia en la estimación de la primera etapa como lo indica el R². Adicionalmente, dichos instrumentos son altamente significativos en la regresión de la primera etapa como se encuentra con la prueba F convencional cuyos p-valores son en todos los casos menores a 0.0001 como lo indica la Tabla 13. Lo anterior permite concluir

que nuestros instrumentos pasan las pruebas de exogeneidad y relevancia necesarios para la estimación por este método en la mayoría de los modelos estimados.

Como anteriormente se anotó, especificaciones que incluyan alguna medida de experiencia del profesor o la medida del grado en el que se percatan de la comprensión de los estudiantes permiten tener una mayor seguridad acerca de la exogeneidad de los instrumentos. De no estar incluidas estas variables, se podría argumentar que los instrumentos (porcentaje de alumnos de honores por profesor y porcentaje de alumnos que pierden los cursos) están relacionadas a la experiencia y conocimiento de las habilidades de los alumnos por parte del profesor y por ende los instrumentos estarían relacionados con el error del modelo. Por esto es importante resaltar que para las especificaciones (3) y (4) que tienen incluidas las variables de experiencia se mantiene la consistencia observada de los resultados con otros métodos de estimación.

Como última prueba de robustez frente a endogeneidad se tomó la especificación (3) y se incluyeron como controles todas las preguntas de la encuesta de los estudiantes sobre los profesores con el fin de capturar cualquier otro canal a través del cual los instrumentos afectaran directamente al desempeño medido por el EGM. Los resultados se mantuvieron sin cambio frente a significancia estadística, signo o magnitud del coeficiente del nivel de exigencia¹⁸.

¹⁸ Resultados no reportados pero disponibles a petición del interesado.

6 Conclusiones

Este trabajo muestra evidencia sobre diferencias importantes en la forma en que califican los profesores a sus estudiantes para los cursos de Cálculo, Álgebra Lineal y Ecuaciones Diferenciales. Estas diferencias reflejan una exigencia mayor por parte de algunos profesores, que demandan un nivel de desempeño mayor para que sus estudiantes alcancen una nota dada.

Con la caracterización de los profesores según la medida de exigencia construida, se encontró que existe una asociación negativa entre la experiencia del profesor y su escolaridad con la medida de exigencia. La comparación de promedios de respuestas a las preguntas de la evaluación mostró que los estudiantes califican mejor a los profesores menos exigentes en aspectos como: claridad de explicación, ayuda en encontrar respuestas a inquietudes, equilibrio entre esfuerzo que exige y ayuda que suministra, así como también en las preguntas referentes a la manera como realizan las evaluaciones.

El principal resultado del trabajo es encontrar que un mayor nivel de exigencia del profesor está asociado a un mejor desempeño académico de sus estudiantes. Este resultado se mantiene para distintos conjuntos de controles que capturan características del profesor y del alumno aún utilizando distintas técnicas econométricas que permiten corregir potenciales problemas de las estimaciones con Mínimos Cuadrados Ordinarios. En particular, se utilizó la regresión de dos etapas de Heckman que intenta corregir por el posible sesgo de selección en la muestra y un método de estimación con muestra dividida. Además, la asociación positiva entre mejores resultados en el EGM y exigencia, se presenta para todos los alumnos independientemente de su nivel de desempeño como lo indican las estimaciones de regresión cuantílica. Los resultados con el método de variables instrumentales indican que un mayor nivel de exigencia causa en promedio mejores resultados en el desempeño de los alumnos.

Con el fin de dar indicios sobre por qué no se encontraron diferencias entre el efecto de la mayor exigencia sobre el desempeño según la ubicación del estudiante en la distribución del EGM, se estimó el efecto de la exigencia sobre la probabilidad de retiro de los cursos, encontrando que es positivo con magnitud cercana a los cuatro puntos porcentuales.

Es importante resaltar que el nivel de exigencia en la calificación del profesor como se observa a través de las estimaciones aquí presentadas es sólo un elemento dentro del

grupo de determinantes del desempeño académico de los estudiantes. En efecto, como se notó con las regresiones de Mínimos Cuadrados Ordinarios, sólo las características individuales del estudiante, variables dicótomas de las materias y la medida de exigencia explicaban cerca del 20% de la variación en el resultado del EGM. Utilizando sólo las variables del profesor y la medida de exigencia se explicaba el 10% de esta variación.

Los anteriores resultados indican que políticas encaminadas a homogenizar los criterios de calificación podrían reducir la brecha de desigualdad que se puede crear en el desempeño de los alumnos de profesores más exigentes y menos exigentes. Sin embargo, dichas políticas tendrían costos reflejados en la disminución del nivel de discreción que cada profesor tiene en su clase y en la necesidad de definir el nivel óptimo de exigencia a ser aplicado a todos los estudiantes. Al encontrar que no existen diferencias significativas entre los efectos de un aumento en el nivel de exigencia a través de la distribución de desempeño de los alumnos, se puede decir que las políticas de homogenización no causarían que estudiantes menos preparados lleguen a esforzarse menos a causa de las mismas, por lo menos para aquellos que permanecen tomando el curso después de la fecha de retiros.

En el presente trabajo sólo se estudió el efecto de mayores estándares exigidos por los profesores para asignar notas sobre el rendimiento académico. Sin embargo, variables como la duración de la terminación del programa de pregrado, e incluso la selección de doble programa de pregrado y opciones pueden ser afectadas por tal nivel de exigencia¹⁹. El cuantificar estos efectos constituye una futura agenda de investigación que podría dar más elementos de juicio a la hora de definir políticas de calificación generales para cursos no electivos y de otras características similares a los aquí estudiados. Adicionalmente, estimar medidas de nivel de exigencia para diferentes periodos de tiempo podría permitir indagar sobre los cambios en las mismas y sus determinantes, algo relevante según la evidencia presentada en Vallejo (2004), en donde se muestra un fenómeno de inflación de notas en distintos programas de pregrado en la Universidad de los Andes.

¹⁹ Ver Sabot (1991)

7 Referencias

Betts, J (1997): "Do Grading Standards Affect the Incentive to Learn?", University of California San Diego, Department of Economics. Discussion Paper 22.

Betts, J. y J. Grogger (2003): "The Impact of Grading Standards on Student Achievement, Educational Attainment, and Entry-level Earnings" *Economics of Education Review*, 23, 343-352.

Bonesronning, H. (1998): "The Variation in Teachers' Grading Practices: Causes and Consequences", *Economics of Education Review*, 18, 89-105.

Correa, H y Gruver (1987): "Teacher Student Interaction: A Game Theoretic Extension of the Economic Theory of Education". *Mathematical Social Science*, 13, 19-47.

Echeverri, H. (2000): "Examen General de Matemáticas y Seguimiento de Estudiantes 1998-1 y 1999-1". Departamento de Matemáticas Universidad de los Andes, Apuntes Matemáticos, 43.

Figlio, D. y M. Lucas (2004): "Do high Grading Standards affect student performance?", *Journal of Public Economics*, 88, 1815- 1834.

Greene, W. (2000). *Econometric Analysis*, Fifth Edition, Prentice-Hall, New Jersey.

Heckman, J. (1979): "Sample Selection Bias as Specification Errors", *Econometrica*, Vol 4, No 1, 153-162.

Koenker, R. y G. Bassett (1978): "Regression Quantiles", *Econometrica*, Vol. 46(1), 33-50.

Koenker, R. y G. Bassett (1982): "Robust Test Heterocedasticity Based on Regression Quantiles" *Econometrica*, Vol 50, No 1, 43-61.

Montmarquette, C. y S. Mahseredjian (1989) "Could Teacher Grading Practices Account for Unexplained Variation in School Achievements?", *Economics of Education Review*, Vol 8, No 4, 335-343.

Sabot, R. y J. Wakeman-Linn. (1991): "Grade Inflation and Course Choice", *The Journal of Economic Perspectives*, Vol. 5, No.1 (Winter 1991), 159-170.

Vallejo, H. (2004): "Evolución Reciente en las Notas de Pregrado en la Universidad de los Andes y la Facultad de Economía, con Una Propuesta Para el Futuro", Universidad de los Andes, Documento CEDE, 2004-4.

Apéndice

Construcción de la base de datos

La base de datos utilizada en los ejercicios estadísticos se construyó a partir de cuatro bases diferentes. La primera, son los resultados del EGM para los semestres 1998-I, 1999-I, 2000-I, 2002-I y 2006-I de todos los Cálculos, Algebra Lineal y Ecuaciones Diferenciales presentado por los estudiantes del curso de Ecuaciones Diferenciales de esos semestres. Esta tiene como variables el porcentaje de aciertos para cada una de las materias evaluadas en el mismo. La fuente de esta información es el Departamento de Matemáticas de la Universidad de los Andes.

La segunda base de datos utilizada corresponde a las evaluaciones semestrales de los alumnos a los profesores hechas para los cursos de Cálculos, Algebra Lineal y Ecuaciones Diferenciales. Dichas evaluaciones se componen de un cuestionario de 40 preguntas que cada alumno contesta de forma anónima al final de cada semestre. Cada pregunta tiene un rango de respuesta de 1 a 5, donde 5 indica en general un total acuerdo con la afirmación hecha por la pregunta. En estas encuestas se evalúan características de los profesores, el curso y sus contenidos, el trabajo personal del estudiante en el curso y los materiales adicionales que complementan la enseñanza del profesor. Estos datos provienen de la Facultad de Ciencias de la Universidad de los Andes.

La tercera base de datos contiene información personal de cada alumno que ha tomado los cursos de Cálculo, Algebra Lineal o Ecuaciones Diferenciales desde el segundo semestre de 1994 hasta el segundo semestre del 2005. Entre las variables incluidas se encuentra el sexo del estudiante, la fecha de nacimiento, el semestre de entrada a la universidad, el programa al que pertenece, si está o no cursando un segundo programa u opción académica, Puntaje de ICFES discriminado por áreas, la nota correspondiente a la materia de matemáticas a la cual corresponde la observación, la sección del mismo y la dirección de residencia con su municipio registrada al momento de inscripción en la universidad. Esta base de datos fue complementada con la adición de variable de estrato socioeconómico según su dirección de residencia. La asignación del estrato sólo fue posible para aquellos estudiantes cuya dirección registrada se encontraba en: Bogotá, Barranquilla, Cali, Medellín, Cúcuta y Bucaramanga. La fuente de esta información es el Departamento de Admisiones y Registro de la Universidad de los Andes. Esta base de datos no fue utilizada en su totalidad por no ser posible identificar la sección de la clase a la que pertenecía cada alumno, lo que impedía

adicionar para estas observaciones la información correspondiente al profesor proveniente de las encuestas y la de resultados del EGM²⁰.

Finalmente, se utilizó una base de datos sobre profesores del Departamento de Matemáticas suministrada por la oficina de Recursos Humanos de la Universidad de los Andes. Esta contiene variables de escolaridad y experiencia para cada docente que se encuentra actualmente empleado por el Departamento de Matemáticas²¹.

Una vez se realizó la consolidación de las bases se prosiguió a tomar una sub-muestra compuesta por las observaciones de aquellos estudiantes que presentaron el EGM en el 2002-I y 2006-I así como también las que correspondían a todos aquellos estudiantes que tomaron algún curso de Cálculo, Álgebra Lineal o Ecuaciones Diferenciales con alguien que presentó el examen en estos semestres. Estos semestres fueron escogidos por ser aquellos donde se contaba con la mayor información disponible para las variables utilizadas en los modelos.

²⁰ La información de la sección de cada curso sólo empieza a ser parcialmente disponible a partir de 1998 y completamente a partir del 2000.

²¹ Lo anterior explica la reducción en el número de observaciones en los modelos que usan estas dos variables.