

Influencia del horario de clases en las calificaciones de matemáticas en estudiantes de educación media desde un enfoque multiobjetivo

- (1) Fredy Alexander Guasmayán Guasmayán: Universidad Mariana, Facultad de Ingeniería, Calle 18 No.34-104 Pasto, Colombia. (fguasmayan@umariana.edu.co) * Autor principal
- (2) María Janeth Bravo Montenegro: Universidad Mariana, Facultad de Ingeniería, Calle 18 No.34-104 Pasto, Colombia. (mabravo@umariana.edu.co)
- (3) David Francisco Dorado Sevilla: Universidad de Nariño, Facultad de Ingeniería, calle 18 No.50 ciudadela universitaria Torobajo, pasto Colombia. (david.dorado.sevilla@gmail.com)
- (4) Diego Hernan Peluffo Ordoñez: Universidad Tecnica del Norte, Facultad de Ingeniería y ciencias aplicadas, Av. 17 de Julio. 5 – 21 Ibarra, Ecuador. (dhpeluffo@utn.edu.ec).

Resumen

En este trabajo se realiza un estudio estadístico para la comparación de las calificaciones obtenidas en tres periodos consecutivos de tres grupos de estudiantes de grado séptimo de educación media, para lo cual se realiza un diseño de experimentos unifactorial en el que se determina si el tener clases de matemáticas en las últimas horas de la jornada académica influye en el rendimiento medido con las calificaciones obtenidas en los tres grupos de estudiantes con el mismo docente.

I. INTRODUCCIÓN

En el aprendizaje de las matemáticas no es suficiente la adecuada preparación de la clase, (García, Rodríguez, Betts, Areces, & González-Castro, 2016) influyen diversos factores como el ambiente del aula de clases, los recursos disponibles, siendo un aspecto de gran relevancia la disposición y compromiso del estudiante (Chang & Beilock, 2016), en cuanto a esto la disposición de aprender está influenciada a su vez por múltiples condiciones, por ejemplo la hora en que se recibe la clase (Mustafa & Goh, 1996), ya que el cansancio, el sueño, el afán por llegar al salón de clases e incluso el hambre pueden causar el desinterés hacia el aprendizaje especialmente en áreas que requieren un buen nivel de concentración como son las matemáticas. (Suárez, Guerrero, & Castrillón, 2013).

El presente artículo describe el análisis del rendimiento académico del curso de matemáticas para estudiantes del grado séptimo de educación media, teniendo en cuenta las calificaciones de un año escolar dividido en cuatro periodos académicos, de los cuales se toma el primer y segundo periodo como punto de partida con un análisis de varianza para comparar estadísticamente los promedios de calificaciones de tres grupos de estudiantes con condiciones

semejantes teniendo en cuenta como tratamiento la condición de que uno de los grupos no recibe clase de matemáticas en la última hora de la jornada académica, posterior a este análisis se ajustan los horarios de la última hora de matemáticas para los grupos y se realiza nuevamente la comparación de promedios de calificaciones obtenidas en el tercer periodo académico, encontrando cambios significativos al considerar el horario de las clases; esto conlleva a proponer un modelo de programación lineal entera para asignación de horarios con múltiples objetivos en los que se contemple el no asignar horas de clase al curso de matemáticas en la última hora de la jornada académica, puesto que estudios demuestran que uno de los parámetros importantes del aprendizaje es la cual se ve disminuida al final de la jornada (Chang & Beilock, 2016).

Este estudio se desarrolla por medio de un diagnóstico estadístico bajo la metodología del diseño experimental uni factorial para la comparación de calificaciones en una etapa inicial y en una prueba posterior para presentar un modelo de programación lineal en la asignación de horarios y proponer a este modelo un enfoque multiobjetivo que considere la minimización de espacios de tiempo entre clases y la minimización de clases de matemáticas en la última hora.

II. ESTUDIO COMPARATIVO

Teniendo en cuenta que un año académico se divide en 4 periodos académicos, se presenta un estudio de las calificaciones de 3 cursos de grado séptimo de educación media en la materia de matemáticas con el mismo docente, para esto se toma las calificaciones del 1° y 2° periodo y se compara con el fin de verificar si existen diferencias estadísticas en el rendimiento académico, para ello se hace un estudio previo por medio del análisis de varianza ANOVA (Gargallo López, Pérez Pérez, Serra Carbonell, Sánchez Peris, & Ros Ros, 2007) y posteriormente se realizan cambios en los horarios de clase para el 3° y 4° periodo y se procede a realizar la comparación de calificaciones del 3° periodo académico puesto que el 4° aún está en curso bajo las mismas condiciones así:

1. Análisis de Varianza previo:

En primera instancia como un diagnóstico se procede a realizar el ANOVA para un diseño experimental usando las calificaciones obtenidas por los estudiantes de los cursos 7-05, 7-06 y 7-11 quienes tienen clases de matemáticas en diferentes horarios con el mismo docente.

El ANOVA se plantea como un diseño unifactorial, las réplicas son las calificaciones de todos los estudiantes de los cursos mencionados bajo el supuesto o hipótesis nula que no existe diferencia en los promedios de las calificaciones en cada curso. (Gargallo, Suárez-Rodríguez, & Ferreras Remesal, 2007)

Por medio del software estadístico SPSS, se realiza el proceso teniendo en cuenta los supuestos de homocedasticidad de las varianzas, distribución normal de los datos y la independencia de estos, (José Vicéns Otero, Aihnoa Herrarte Sánchez, 2005) para los cuales se da cumplimiento de acuerdo con las pruebas estadísticas.

Al correr el diseño factorial para las calificaciones obtenidas por los estudiantes de cursos 7-05, 7-06 y 7-11 para primero y segundo periodo académico, en primera instancia se comprueba el supuesto de homocedasticidad de las varianzas por medio de la prueba estadística de Levene (Horta, 2008), donde la hipótesis nula es que las varianzas son iguales, obteniendo los resultados de la tabla 1.

Tabla 1. Prueba de homocedasticidad de varianzas para las calificaciones de 1° y 2° periodo. Grados 7-1, 7-05 y 7-06.

Estadístico de Levene	df1	df2	Sig.
1,100	2	94	,337

En la tabla 1 se obtiene un valor de significancia mayor al 5%, es decir que no existe evidencia suficiente para rechazar la hipótesis nula, por tanto, se cumple el supuesto que las varianzas son iguales, permitiendo continuar con el análisis.

Tabla 2. Análisis de Varianza para las calificaciones de los cursos 7-11, 7-05 y 7-06 1° y 2° periodo.

Suma de cuadrados	gl	Media cuadrática	F	Sig.
547,874	2	273,937	4,139	,019

De acuerdo con la tabla 2 se encuentra que existen diferencias significativas en las calificaciones de los estudiantes para un 95% de confianza puesto que el valor de significancia es de 0.019. Con esto se procede a encontrar las diferencias entre cursos con el análisis posterior usando la prueba de la diferencia mínima significativa DMS, obteniendo los resultados mostrados en la tabla 3.

Tabla 3. Análisis por diferencia de medias entre los cursos 7-11, 7-06, 7-05

Prueba	Curso I	Curso J	Diferencia de medias (I-J)	Sig.
DMS	705,00	706,00	1,14154	,570
		711,00	-4,44213*	,030
	706,00	705,00	-1,14154	,570
		711,00	-5,58367*	,008
	711,00	705,00	4,44213*	,030
		706,00	5,58367*	,008

De acuerdo con la tabla 3, se encuentra que existe diferencia significativa en las calificaciones obtenidas en el curso 7-11 con las calificaciones de los cursos 7-6 y 7-5, mientras que las calificaciones del curso 7-5 y 7-6 no presentan diferencia significativa.

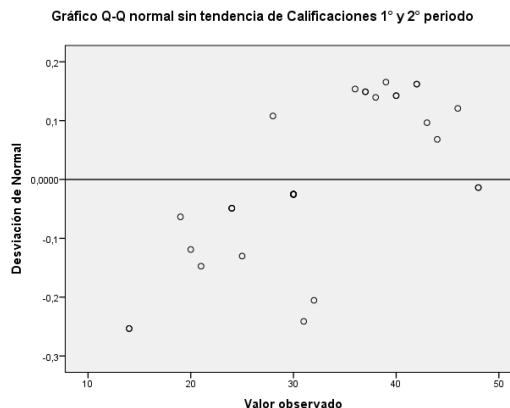
Para continuar con la validación del ANOVA, se procede a comprobar el supuesto de normalidad de los datos usando la prueba estadística de Kolmogorov Smirnov.

Tabla 4. Prueba de Normalidad de los datos de calificaciones 1° y 2° periodo, grados 7-11, 7-06 y 7-05

Variable	Curso	Kolmogorov-Smirnov		
		Estadístico	gl	Sig.
calificaciones	7-05	.086	102	.058
	7-06	.066	96	.200*
	7-11	.087	93	.080

De acuerdo con el valor de significancia, en todos los casos no existe evidencia para rechazar la hipótesis nula, es decir que los datos presentan distribución normal con un 95% de confianza.

Con respecto al supuesto de independencia de los datos, se procede a revisar si existe tendencia en los residuos, para ello se observa la gráfica 1, donde se evidencia que no existe tendencia en los datos.



Gráfica 1. Distribución de datos de calificaciones 1° y 2° periodo para los grados 7-11, 7-06 y 7-05

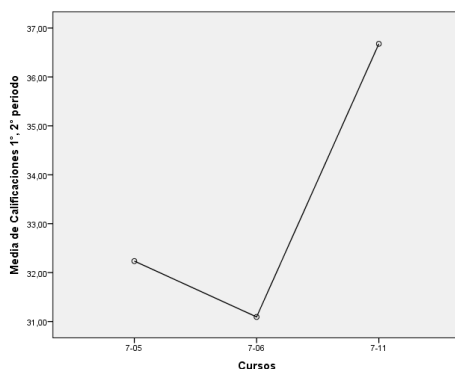
De los resultados, se indica que:

- En el ANOVA se comprueban los tres supuestos básicos (homocedasticidad, normalidad e independencia). En el libro de Hopkins & Hopkins & Glass aparece una discusión detallada sobre la verificación de supuestos en las páginas 202-207. (Rodríguez, Gutiérrez, & Pozo, 2012)

- Existe diferencia significativa en el promedio de las calificaciones obtenidas por los estudiantes de los cursos 7-11, 7-06 y 7-05.
- Según las pruebas posteriores al ANOVA, se encuentra que existe diferencia significativa en las calificaciones del curso 7-11 respecto de los cursos 7-06 y 7-05. Y no existe diferencia significativa entre los cursos 7-06 y 7-05.

Por lo anterior y debido a que los cursos del estudio se caracterizan en que el curso 7-11 tiene clases de matemáticas durante la semana en las primeras horas y los cursos 7-06 y 7-05 un día por semana tienen clase de matemáticas en las dos últimas horas de la jornada, además los tres cursos tienen clases con el mismo docente, los mismos días y la misma intensidad horaria semanal. En vista de esto el tener clases de matemáticas en las últimas horas del día afecta al rendimiento académico.

Al presentar los promedios de calificaciones de cada curso en la gráfica 2, se observa que el grado 7-11, quienes no tienen clases en las últimas horas presentan mejor rendimiento que los otros cursos. Según (Barreno & Morales, 2013) “El rendimiento óptimo depende, entre otros, de dos factores relacionados con la preferencia por horarios”



Gráfica 2. Promedios de calificaciones para los cursos 7-11, 7-06 y 7-05

2. Análisis de Varianza posterior

Ya que los horarios de clases influyen en el rendimiento académico, se procede a realizar cambios en estos para las clases de matemáticas en los cursos de estudio para el tercer y cuarto periodo académico, para este caso se realiza el ANOVA con las características anteriores y tomando las calificaciones de los cursos en el 3º periodo.

En el análisis se corroboran los supuestos de la misma forma como se hace en el punto 1.

Se corrobora que las varianzas sean iguales mediante la prueba de Levene (Horta, 2008). Tabla 5, donde el nivel de significancia es de 0.366, permitiendo concluir que las varianzas son iguales.

Tabla 5. Prueba de homocedasticidad de varianzas para las calificaciones de 3° periodo. Grados 7-1, 7-05 y 7-06.

Estadístico de Levene	df1	df2	Sig.
1,015	2	94	,366

En el ANOVA se observa que el valor de significancia de 0.236, lo que permite concluir que no existe diferencia significativa en los cursos con una confianza del 95%. Por lo que no es necesario realizar comparaciones posteriores, esto lo indica la Tabla 6.

Tabla 6. Análisis de Varianza para las calificaciones de los cursos 7-11, 7-05 y 7-06 3° periodo.

Suma de cuadrados	gl	Media cuadrática	F	Sig.
14093,09	2	7046,542	1,465	,236

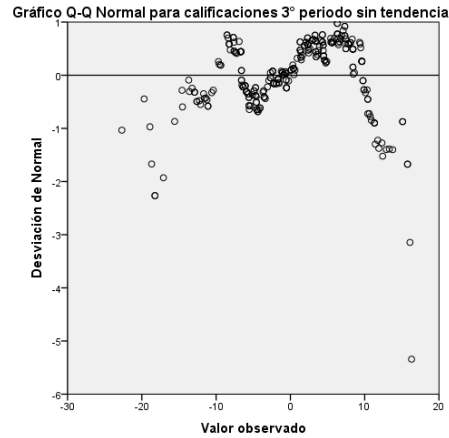
Al realizar la prueba de normalidad por medio de Kolmogorov Smirnov (Rodríguez et al., 2012), se obtiene:

Tabla 7. Prueba de Normalidad de los datos de calificaciones 3° periodo, grados 7-11, 7-06 y 7-05

Variable	Curso	Kolmogorov-Smirnov		
		Estadístico	gl	Sig.
Calificaciones 3 periodo	7-05	,127	34	,183
	7-06	,080	32	,200*
	7-11	,090	31	,200*

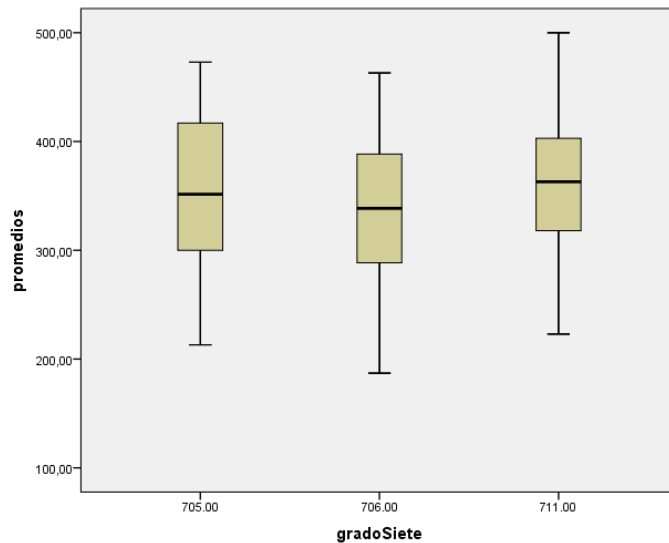
De la tabla 7, se concluye que para un nivel de confianza del 95% los datos presentan distribución normal.

Para el supuesto de independencia se indica la gráfica 3, en la cual no se observa tendencia de los datos, por lo tanto, se cumple este supuesto.



Gráfica 3. Distribución de datos de calificaciones 3º periodo para los grados 7-11, 7-06 y 7-05

Finalmente se indica en la gráfica 4 el valor promedio de calificaciones, donde se observan valores semejantes para los cursos de estudio en el 3º periodo.



Gráfica 4. Valores promedio de calificaciones de 3º periodo para los cursos 7-11, 7-06 y 7-05

III. MODELO DE PROGRAMACIÓN LINEAL PARA LA ASIGNACIÓN DE HORARIOS

Para el caso de estudio se propone hacer uso de un modelo de programación lineal entera con múltiples objetivos (Mustafa & Goh, 1996), que permita garantizar que el último periodo de clase de cada jornada en lo posible a los estudiantes no se les programe el curso de matemáticas, para ello se indica el modelo de asignación de horarios en el que su objetivo es asociar aulas y

horas a las asignaturas de un programa académico dividido en cursos. De acuerdo con (Enrique Castillo, Antonio J Conejo, Pablo Pedregal, Ricardo García, 2002).

Se considera que están disponibles n_c aulas y n_h horas, respectivamente, para enseñar n_s asignaturas. Estas asignaturas están agrupadas por cursos y profesores. La variable binaria $v(s, c, h)$ es igual a 1 si la asignatura s se enseña en la clase c a la hora h , y 0 en otro caso.

Los parámetros para el modelo son:

n_c : número de aulas.

n_h : número de horas.

n_s : número de asignaturas.

n_i : número de asignatura que ha de impartir el profesor i .

n_b : número de cursos.

Ω : conjunto de todas las asignaturas.

Ω_i : conjunto de asignaturas que ha de impartir el profesor i .

Δ_b : conjunto de asignaturas del curso b .

T: Número total de horas de cada jornada.

Las restricciones del modelo son:

- Cada profesor imparte todas sus asignaturas

$$\sum_{s \in \Omega_i} \sum_{c=1}^{n_c} \sum_h^{n_h} v(s, c, h) = n_i, \forall i \quad (1)$$

- Cada profesor imparte como mucho una asignatura cada hora

$$\sum_{s \in \Omega_i} \sum_{c=1}^{n_c} v(s, c, h) \leq 1, \forall h, \forall i \quad (2)$$

- Cada asignatura se imparte una sola vez

$$\sum_{c=1}^{n_c} \sum_h^{n_h} v(s, c, h) = 1, \forall s \quad (3)$$

- En cada clase y hora se imparte como mucho una sola asignatura

$$\sum_{s \in \Omega_i} v(s, c, h) \leq 1, \forall c, \forall h \quad (3)$$

- En cada hora, se enseña como mucho una asignatura de cada curso

$$\sum_{s \in \Delta b} \sum_{c=1}^{n_c} v(s, c, h) \leq 1, \forall h, \forall b \quad (4)$$

IV. PROPUESTA DE FUNCION MULTI OBJETIVO EN EL MODELO DE PROGRAMACIÓN LINEAL PARA LA ASIGNACIÓN DE HORARIOS

Con respecto a la función objetivo, en el caso de estudio se plantea como un modelo multiobjetivo (Lucía Esquivel, 2014) en el que se tiene como primer objetivo la minimización de espacios libres (Ecuación 5) y como segundo objetivo la minimización de clases de matemáticas en las últimas horas de la jornada (Ecuación 6).

$$Min \sum_{s \in \Omega} \sum_{c=1}^{n_c} \sum_{h=1}^{n_h} (c + h)v(s, c, h) \quad (5)$$

$$Min \sum_{s \in \Delta b} \sum_{c=1}^{n_c} \sum_{h=1}^{n_h} v(s, c, h) \leq T - 1 \quad (6)$$

La ecuación 6 se debe validar para cuando b sea igual al curso de matemáticas, siendo esta segunda función objetivo propuesta para el caso de estudio particular.

La solución del modelo indicado permite ahondar en diferentes metodologías que dependen del número de tareas a signar, siendo este el parámetro que establece el grado de complejidad computacional, para lo cual se recomienda hacer uso de algoritmos metaheurísticos que permitan la búsqueda de óptimos adecuados como lo proponen en (Ahmadi, Zandieh, Farrokh, & Emami, 2016).

V. CONCLUSIONES

Uno de los factores relevantes en el rendimiento escolar es el agotamiento físico, lo que hace que en muchos casos se pierda la concentración, influyendo esto en el rendimiento académico en áreas como la matemática, donde la atención y disposición del estudiante debe ser mayor.

La comparación de promedios de calificaciones por medio del ANOVA, permite establecer diferencias estadísticamente significativas en el rendimiento académico de estudiantes de grado séptimo de educación media en la clase de matemáticas, según la programación de clase de matemáticas en la última hora de la jornada académica.

En el modelo de programación lineal para la asignación de horarios, fácilmente se puede adecuar a un modelo multiobjetivo en el que se considere la minimización de espacios de tiempo libres, restricciones como desplazamientos extensos para docentes, y la minimización de horas de clase de matemáticas en la última jornada, permitiendo optimizar el rendimiento académico.

REFERENCIAS

- Ahmadi, E., Zandieh, M., Farrokh, M., & Emami, S. M. (2016). A multi objective optimization approach for flexible job shop scheduling problem under random machine breakdown by evolutionary algorithms. *Computers & Operations Research*, 73, 56–66. <http://doi.org/10.1016/j.cor.2016.03.009>
- Barreno, C., & Morales, F. (2013). Rendimiento académico en adolescentes matutinos y vespertinos. *Revista Iberoamericana de Diagnostico Y Evaluacion*, 147–163.
- Chang, H., & Beilock, S. L. (2016). The math anxiety-math performance link and its relation to individual and environmental factors: A review of current behavioral and psychophysiological research. *Current Opinion in Behavioral Sciences*, 10, 33–38. <http://doi.org/10.1016/j.cobeha.2016.04.011>
- Enrique Castillo, Antonio J Conejo, Pablo Pedregal, Ricardo García, N. A. (2002). Formulación y Resolución de Modelos de Programación Matemática en Ingeniería y Ciencia.
- García, T., Rodríguez, C., Betts, L., Areces, D., & González-Castro, P. (2016). How affective-motivational variables and approaches to learning predict mathematics achievement in upper elementary levels. *Learning and Individual Differences*, 49, 25–31. <http://doi.org/10.1016/j.lindif.2016.05.021>
- Gargallo, B., Suárez-Rodríguez, J., & Ferreras Remesal, A. (2007). Estrategias de aprendizaje y rendimiento académico en estudiantes universitarios. *Revista de Investigación Educativa*. Retrieved from <http://www.ijpsy.com/volumen8/num3/213/estrategias-de-aprendizaje-yrendimiento-ES.pdf>
- Gargallo López, B., Pérez Pérez, C., Serra Carbonell, B., Sánchez Peris, F. J., & Ros Ros, I. (2007). Actitudes ante el aprendizaje y rendimiento académico en los estudiantes universitarios. *Revista Iberoamericana de Educación*, 42(1), 6. <http://doi.org/1681-56531>
- Horta, D. S. (2008). Homogenidad Levene, 3–4.
- José Vicéns Otero, Aihnoa Herrarte Sánchez, E. M. M. (2005). Análisis De La Varianza Multivariante.
- Lucía Esquivel, L. T. (2014). Modelo Matemático Para La Programación De Un Horario Escolar Con Multi-Localización De Docentes. *Colombia: UNIVERSIDAD DEL VALLE ESCUELA DE INGENIERÍA INDUSTRIAL*. <http://doi.org/10.1017/CBO9781107415324.004>
- Mustafa, A., & Goh, M. (1996). Multi-criterion models for higher education administration. *Omega*, 24(2), 167–178. [http://doi.org/10.1016/0305-0483\(95\)00053-4](http://doi.org/10.1016/0305-0483(95)00053-4)
- Rodríguez, C., Gutiérrez, J., & Pozo, T. (2012). Fundamentos conceptuales de las principales pruebas de significación estadística en el ambito educativo (p. 60).
- Suárez, V., Guerrero, Á., & Castrillón, O. D. (2013). Programación de Horarios Escolares

basados en Ritmos Cognitivos usando un Algoritmo Genético de Clasificación No-dominada, NSGA-II. *Información Tecnológica*, 24(1), 103–114. <http://doi.org/10.4067/S0718-07642013000100012>