

MODELO ESTRUCTURAL PARA EL DESARROLLO DE COMPETENCIAS EN ESTADÍSTICA

STRUCTURAL MODEL FOR THE DEVELOPMENT OF MATHEMATICAL COMPETENCES IN STATISTICS

MSc. Maduro Mendoza, Ricardo A *, **PhD. Zulmary Carolina Nieto Sánchez ****
PhD. Mawency Vergel Ortega *

* **Universidad Francisco de Paula Santander**, Departamento de Matemáticas y Estadística. #0- a Avenida Gran Colombia No. 12E-96, Cúcuta, Norte de Santander, Colombia Teléfono y Fax (7) 5776655, con indicativos internacional y nacional.

E-mail: {ricardoalfonsomm@ufps.edu.co, mawency@ufps.edu.co}

** **Universidad de Santander**, Facultad de Ciencias de la Educación, Grupo Fenix Campus Universitario Lagos del Cacique Calle 70 No 55-210 Bucaramanga, Santander, Colombia.

Teléfono y Fax, PBX: +57 (1) 6914004.

E-mail: zul.nieto@mail.udes.edu.co

Resumen: La investigación tuvo por objeto establecer un modelo estructural para el desarrollo de competencias en Estadística y Probabilidad en estudiantes de Ingeniería, a través de enfoque cuantitativo de análisis factorial utilizando encuesta cerrada con múltiples respuestas en 42 ítems, índice de Kappa de 0,88, permite caracterizar e identificar factores que inciden en el aprendizaje de la Estadística y Probabilidad y así determinar factores correlacionados significativos en el desarrollo de competencias para el área de Estadística y Probabilidad. Se concluye que el modelo estructural identifica factores de motivación, relaciones humanas y recursos asociados al desarrollo de Competencias cognitivas.

Palabras clave: Modelo estructural, competencias, estadística, probabilidad, ingeniería.

Abstract: The research had the objective of establishing a structural model for the development of competencies in Statistics and Probability in Engineering students, through a quantitative approach of factor analysis using a closed survey with multiple answers in 42 items, Kappa index of 0.88, allows characterizing and identifying factors that influence the learning of Statistics and Probability and thus determining significant correlated factors in the development of competencies for the area of Statistics and Probability. It is concluded that the structural model identifies factors of motivation, human relations and resources associated with the development of cognitive competencies.

Keywords: Structural model, competencies, statistics, probability, engineering.

1. INTRODUCCIÓN

Actualmente el aprendizaje de estadística y probabilidad en la formación profesional del

ingeniero le proporciona herramientas valiosas para llevar a cabo cualquier estudio investigativo, obteniendo la información específica que se requiere, estableciendo las formas apropiadas de

manejo, observación y presentación de resultados, y realizando inferencias y toma de decisiones de acuerdo con situaciones probabilísticas, entre otras.

El concepto de competencia y emprendimiento que permite proyectar su accionar, en el campo profesional amerita ser estudiado de manera integral como respuesta a la necesidad de mejorar permanentemente la calidad y conocimiento idóneo frente a la evolución de la tecnología, la producción y, en general, de la sociedad. Es así como se plantea el reto de identificar y aplicar nuevos mecanismos que faciliten y fortalezcan la vinculación entre educación y trabajo, espacios inmediatos en los que el hombre aprende y se desarrolla; por ello, resulta urgente fomentar una cultura de educación para toda la vida, que sea flexible, de calidad y coherente con las necesidades del individuo, y en la que se reconozcan socialmente los aprendizajes adquiridos por distintos medios. (Suárez O, Vega C, Sánchez E, González A, Rodríguez Jorge, Pardo García A. 2018).

Cabe destacar que la Competencia Matemática como un factor generalizado y no como algo individual de ciertos campos educativos, no se puede negar que en la ingeniería se constituye como la base fundamental que se desglosa a su vez en otras competencias específicas, que van formando el perfil adecuado del ingeniero en cada una de sus especialidades. El presente artículo analiza factores asociados al desarrollo del pensamiento variacional y a la comprensión y aplicación de la Estadística en la Ingeniería desde un modelo confirmatorio. En ese sentido, se hace necesario plantear algunos parámetros que sirvan como ejes teóricos y conceptuales sobre los que apoyar los procesos relacionados con la Enseñanza de la Matemática por Competencias y la Educación Estadística como tal.

2. METODOLOGÍA

La investigación sigue un enfoque cuantitativo de tipo factorial, utiliza un instrumento encuestas en la recolección y el análisis de datos para contestar preguntas de investigación y probar hipótesis establecidas previamente, confía en la medición porcentual, el conteo y frecuentemente en el uso de la estadística para establecer con exactitud patrones pensamiento cognitivo en la población objeto de estudio" (Hernández, 2008, p.11). La investigación sigue un diseño analítico de análisis factorial, de tipo campo.... El análisis factorial es un método estadístico multivariante que tiene como objetivo

representar la estructura implícita que posee un grupo de variables. Para representar esa estructura, el análisis factorial toma en cuenta las correlaciones entre las variables y tipifica, por medio de factores, el comportamiento común entre todo el grupo de variables. A su vez, estos factores definen el conjunto de dimensiones comunes e implícitas en la matriz de datos.

El análisis de factores se puede modelar en cinco etapas (Hair et al., 1998). Sus etapas aplicadas a la presente investigación incluyen el objetivo de análisis factorial, el diseño, la estimación e interpretación de factores.

Una Primera etapa. Objetivo del análisis factorial. Esta etapa consiste en determinar el objetivo de la aplicación. Para este estudio, el objetivo es determinar la ponderación de las variables incluidas en la construcción del modelo. Se considera que el método de componentes principales es una herramienta objetiva para obtener esas ponderaciones; los pesos para los indicadores que se definen y los índices a construir, determinan la importancia de cada uno de ellos. Se determinó aplicar la técnica de componentes principales, ya que nos brinda un criterio estadístico objetivo para dimensionar la relevancia de los factores. (Velásquez Pérez T, Espinel Blanco E, Guerrero Gómez G. 2016).

Segunda etapa. Diseño. Una vez determinado el objetivo, se procede a diseñar el análisis de factores. En esta etapa se debe decidir el número de variables a utilizar y el tamaño de la muestra. Por lo general, es deseable contar con menos variables y mayor número de observaciones. Una regla operativa consiste en tener al menos cinco veces más observaciones que variables en el análisis. Para esta investigación, el cumplimiento de esta regla práctica se complica por el hecho de contar con un número máximo de observaciones, equivalente al número total de estudiantes implicados en el estudio. Hair et al (1998) recomiendan, en tales casos, tener cautela con los resultados.

Tercera etapa. Supuestos en el análisis factorial. El análisis factorial se fundamenta en varios supuestos conceptuales que hacen deseable que exista una alta correlación entre las variables consideradas. Como criterio de aplicación práctico, si no se encuentra un buen número de correlaciones mayores a +/- 0.40 entre las variables, luego entonces el análisis factorial puede ser inapropiado. Las correlaciones relativamente bajas, tienen una

menor ponderación en la construcción de los ejes confirmatorios.

Cuarta etapa. Estimación de factores y ajuste general. Los factores son las variables que se generan a través de las combinaciones lineales de las variables originales. El número de factores es, por tanto, igual al número de variables incluidas en el análisis. Los elementos necesarios para obtener los factores se calculan a través del método de componentes principales. Este método considera la variación total y deriva factores que contienen cierta proporción de variación específica y en algunos casos de variación atribuida al error. Los vectores contienen los pesos de los factores, o parámetros a través de los cuales se pueden construir las combinaciones lineales de los datos originales y obtener, de esa forma, los componentes principales. El primer componente principal resume la información de las variables consideradas y además explica el mayor porcentaje de la variación total en las mismas.

Quinta etapa. Interpretación de los factores. Para seleccionar la solución final del análisis de factores, es necesaria la interpretación de los mismos factores. El proceso de interpretación consta de tres pasos: Estimar la matriz de factores no-rotada, Encontrar la mejor combinación lineal de las variables, por lo que el primer factor se puede interpretar como el mejor resumen de relaciones lineales que presentan los datos. Cada uno de los factores estimados es ortogonal, es decir, no guarda relación alguna con los otros.

La matriz de factores no-rotada contiene las cargas de los factores. Cada una de éstas representa la correlación de cada variable original con los factores e indican el grado de correspondencia entre cada variable y factor. El cuadrado de la carga del factor indica el porcentaje de la varianza de la variable original que es explicada por el factor. Con esto en mente, las cargas grandes pueden hacer a la variable representativa del factor correspondiente. Se analiza el AGFI (Adjusted goodness of fit index) índice GFI ajustado por los grados de libertad, se considera que valores superiores a 0,9 evidencian un buen ajuste del modelo de medida. RMSEA (Root Mean Square Error of Approximation) o Error Medio Cuadrático de Aproximación, mide la diferencia absoluta entre las matrices observada y estimada en términos de población. Hair et al. (1999) afirma que esta medida es representativa de la bondad del ajuste que cabría esperarse si el modelo fuera estimado con la población, no sólo con la muestra. Se

consideran aceptables valores comprendidos entre 0,05 y 0,08. Analizamos a continuación las escalas de medida para cada uno de las variables latentes del modelo.

La población objeto de estudio comprende los estudiantes de Ingeniería Industrial en Norte de Santander. Se realizó muestreo intencional con parámetro de inclusión estudiantes de ingeniería industrial que cursan la asignatura estadística inferencial y culminaron de manera exitosa el curso de estadística y probabilidad en el semestre inmediatamente anterior al II-2018.

3. RESULTADOS

El Análisis factorial exploratorio (AFE) permite generar estructuras de modelos teóricos e hipótesis que se puedan contrastar empíricamente, sin tener especificaciones previas del modelo ni considerar tanto el número de factores como la relación entre estos. La técnica que utiliza el AFE es extraer los factores con cierto criterio estadístico, obteniendo la estructura factorial más simple en cuanto a su interpretación más fácil y significativa. Una vez que se tienen los valores medios de cada constructo, así como su desviación estándar, analizada la matriz de componentes, para determinar los ítems que pertenecen a cada constructo, con la finalidad de establecer el instrumento correcto. Se toma el criterio de aceptar aquellos ítems cuyo valor sea mayor o igual a .5, quedando compuestos por 20 indicadores con una medida de Kaiser-Meyer-Olkin igual a 0.784 con prueba de esfericidad de Bartlett Chi cuadrado 1655.242 con 300 grados de libertad y un p-valor=0, estableciéndose comunalidades (Tabla 1).

3.1 Análisis exploratorio

Tabla 1. Comunalidades

Variables	Inicial	Extracción
@1Género	,758	,789
@2Edad	,790	,612
@5Bibliog	,784	,450
@12ventilación	,835	,853
@14audio	,732	,830
@17activgrup	,783	,486
@18Inasist	,771	,372
@20Retroalim	,640	,717
@24Timeproblem	,851	,637
@25Motiv	,785	,853
@27Evalu	,721	,577
@28Difiatención	,919	,910
@29Intyconcen	,920	,868
@30Memori	,910	,769

@31Clasteóri	,943	,792
@32complectora	,887	,821
@33compoperaci	,878	,793
@34méstestudio	,905	,895
@35conocimientosprev	,805	,659
@38Trabajas	,601	,363
@42relaFamilia	,794	,587
@42relaPareja	,771	,711
@42relaCompclase	,866	,835
@42relaComprabajo	,801	,838
@42relaMaestros	,908	,708

Fuente: Autores

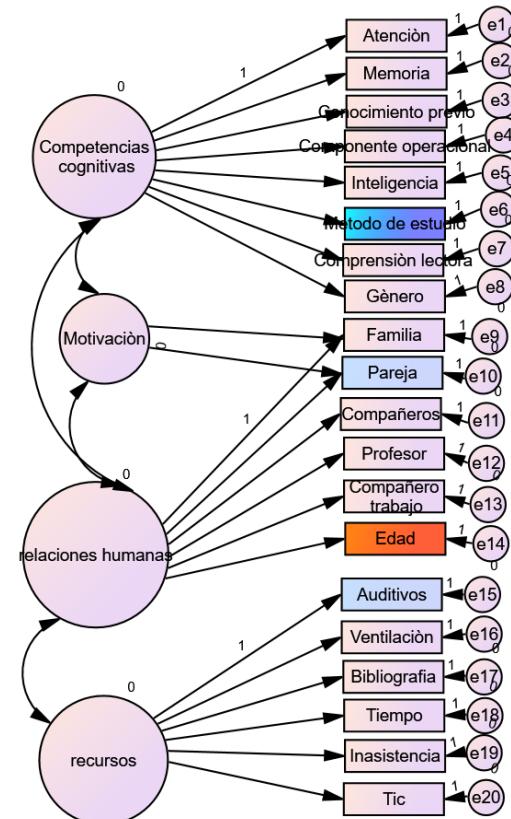
El método de extracción muestra 9 factores en el eje principal dado en el instrumento de información primaria. Del análisis exploratorio se observa ocho factores principales que explican aproximadamente el 80% de la varianza (Tabla 2).

Tabla 2. Varianza total explicada

Fac-tor	Tot	Autovalores iniciales		Sumas de cargas al cuadrado de la extracción		
		% de varianza	% acumulado	Tot	% de varianza	% acumulado
1	6,65	26,622	26,622	6,42	25,690	25,690
2	3,08	12,345	38,966	2,84	11,362	37,052
3	2,88	11,542	50,508	2,59	10,390	47,442
4	2,20	8,824	59,332	1,92	7,693	55,135
5	1,57	6,281	65,613	1,23	4,949	60,084
6	1,46	5,859	71,473	1,19	4,760	64,844
7	1,06	4,261	75,734	,763	3,051	67,895
8	1,04	4,179	79,913	,753	3,012	70,907
9	,814	3,255	83,168			
10	,765	3,059	86,227			
11	,710	2,839	89,066			
12	,455	1,820	90,886			
13	,417	1,666	92,552			
14	,337	1,349	93,901			
15	,293	1,174	95,075			
16	,245	,981	96,056			
17	,216	,865	96,920			
18	,181	,723	97,643			
19	,158	,631	98,274			
20	,136	,544	98,818			
21	,100	,401	99,220			
22	,073	,290	99,510			
23	,064	,256	99,766			
24	,042	,168	99,934			
25	,016	,066	100,000			

Fuente: Autores

Gráfica 1. Modelo inicial resumido a cuatro variables latente



Fuente: Autores

De acuerdo a la matriz factorial se destacan cuatro (4) variables importantes que fueron: Competencias cognitivas, motivación, relaciones humanas y recursos. Chi-Square=51,86, df=35, P-value=0,08405, RMSEA=0,038 (tabla 3)

Tabla 3. Matriz factorial

Constructo	Indicadores	Definición	Peso
	Atención	Aplicación voluntaria de la actividad mental	,864
Competencias cognitivas	Memoria	Capacidad de recordar	,550
	Conocimiento previo	Son conocimientos primarios en una materia.	,737
	Componente operacional	Analisis y lógica en procesos.	829
	Inteligencia	Facultad de la mente que permite aprender, entender, razonar y tomar decisiones.	,731

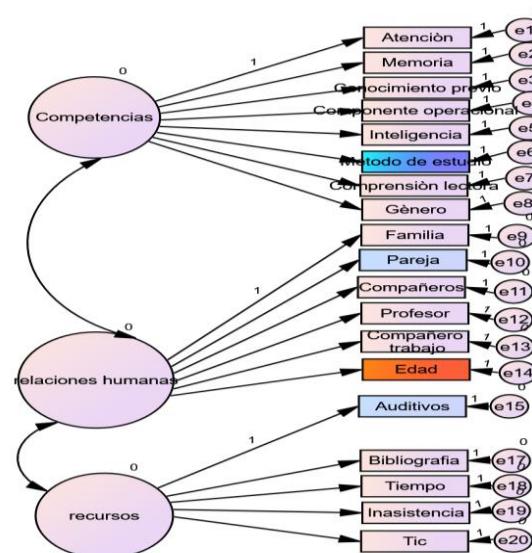
	Método de estudio	Forma adecuada para estudiar.	,866
	Comprensión lectora	Ánalysis de textos escritos.	,823
	Género	Conjunto de personas con características similares.	,489
Motivación	Familia	Conjunto de personas que hace parte de un matrimonio.	,485
	Pareja	Relación sentimental de dos personas.	,458
	Familia	Conjunto de personas que hace parte de un matrimonio.	,485
Relaciones humanas	Pareja	Relación sentimental de dos personas.	,458
	Compañeros	Vinculo que se establece en un aula de clase.	,594
	Profesor	Profesión que enseña e instruye.	,622
	Compañero de trabajo	Relación laboral.	,568
	Edad	Tiempo biológico de una persona.	,496
	Auditivos	Dispositivos de los oídos.	,434
Recursos	Ventilación	Dispositivo para refrescar.	,527
	Bibliografía	Fuente de consulta.	,425
	Tiempo	Periodo formativo.	,408
	Inasistencia	No asiste a clase.	,411
	TIC	Tecnologías de la información y comunicación.	,460

Fuente: Autores

Dado que el modelo presentado tiene variables latentes o no observadas, es necesario identificar cada una de estas con un valor estadístico para poder calcular los estimados de sus efectos. Los valores estimados evalúan un parámetro que caracteriza a la población a través de una muestra. Para que los valores estimados en un modelo sean aceptables, estos deben tener una carga $\geq 0,07$. La Validez Convergente o grado en el que los indicadores o ítems utilizados para medir la variable latente están relacionados entre sí, se

alcanza mediante coeficientes estandarizados significativos y superiores a 0,5. Para analizar la Bondad del Ajuste del modelo de medida, índices: χ^2 es el estadístico Chi-Cuadrado con nivel de significación superior al 5% o 1% indica un buen ajuste del modelo de medida. GFI (Goodness of fit index) es el Índice de Bondad del modelo, recoge la variabilidad explicada por el modelo de medida. Su valor oscila entre cero y uno. Se considera que el ajuste del modelo de medida es bueno para valores superiores a 0,9.

Gráfica 2. Modelo final confirmatorio



El análisis confirmatorio muestra un modelo con GFI=0,91 aceptable, KMO= 0,68, ECVI=0,82 aceptable, NFI= 0,92, NNFI=0,95. De otra parte, análisis muestran conocer claramente desde el inicio el objetivo general junto con todo el eje temático aunque no tienen conocimientos previos. De igual manera, también referentes bibliográficos y tareas asociadas a análisis de artículos se asocian al desarrollo de competencias de desarrollo del pensamiento y emprendimiento ($p=0$).

Las áreas locativas se encuentran en buen estado, especialmente están dotados de buenos tableros

acrílicos, ventanas corredizas en buen estado, junto con las herramientas visuales, aunque un poco de deficiencia en los audios y conexión de internet en regular estado su estado de conexión, el tiempo de dedicación al estudio de la estadística oscila entre seis horas. De igual manera muy pocas actividades grupales realizan para disminuir las falencias en esa área de estudio; razones como enfermedades, tiempo laboral, conflictos familiares y personales impidieron asistir a todas las clases asignadas a esta materia, lo cual incidió en aprendizaje ($p=0$).

En la metodología de la asignatura de Estadística y Probabilidad, los docentes realizaron clases dinámicas a través de modelo CREA (Nieto, Vergel, 2017), que contribuyen a motivar y estimular atención. Uso de TIC en las clases, conexión al servicio de internet, uso de aula virtual, streaming, permitió un desarrollo de articulación de actores multi-metodológico y multi-didáctico, encaminado a facilitar proceso de enseñanza – aprendizaje y de formación del estudiante acorde a lo expuesto por Hoeppner, Kelly, Urbanoski y Slaymaker (2011).

También se destaca que los estudiantes encuestados participan de manera activa en clase, interacción que generó un buen ambiente motivación hacia la enseñanza – aprendizaje. De igual manera, se logró comprender claramente la importancia de la materia para el desarrollo óptimo del perfil profesional. Para Vergel, Gallardo, Martínez (2014) argumenta que un buen aprendizaje depende de múltiples variables como son clarificar términos, definir el problema, realizar una lluvia de ideas/analizar el problema, analizar, definir las metas de aprendizaje, realizar un estudio independiente y reportar hallazgos.

Aspectos intervinientes se asociaron a baja concentración y variables distractoras como la comunicación en clase de los demás compañeros, la fatiga laboral, preferencia por contenido visual y poco contenido teórico conceptual, desagrado por la memorización, dificultades en interpretación y comprensión lectora y dominio de conocimientos previos.

Identificar factores que inciden en el aprendizaje de la estadística y probabilidad

Cuatro hipótesis fueron aceptadas: Los recursos tienen relación con las relaciones humanas interpersonales que impactan en las competencias cognitivas con valor de 0.07, relaciones humanas personales tienen relación con competencias

cognitivas, pero no impactan en recursos, existe una relación directa de visión o metas de estudiantes con las competencias con valor de 0.071. Existe una relación directa de creatividad y buenas prácticas con la competencias cognitivas y emprendimiento.

Se identificaron los factores que incidieron en el aprendizaje de la estadística y probabilidad como son horas de estudio, construcción colectiva, metas, método de estudio, oportunidad de ingreso, conocimientos previos, asesorías extras por medio de las TIC y otros docentes o compañeros, articulación con otras áreas, aspectos motivacionales.

Consecuencias asociadas a tiempo laboral y horas de estudio dado que estudiantes no disponen de todo el día para fortalecer conocimientos en estadística, así mismo consecuencias asociadas a pareja estable y sostenimiento familiar y método de estudio fue la dificultad en la atención, junto con bajo interés y concentración, Comprensión operacional y lectora, dificultad en personas mayores de 26 años en adelante ($p=0$) y que laboran por su cansancio mental en sus actividades de trabajo.

4. CONCLUSIONES

El modelo estructural identifica factores de motivación, relaciones humanas y recursos asociados al desarrollo de Competencias cognitivas.

Relaciones humanas personales tiene alta relación con las competencias cognitivas. Existe una relación directa de relaciones humanas interpersonales con la competencia en desarrollo del pensamiento e inciden en constructos en técnicas de estudio y en mínima relación con motivación.

REFERENCIAS

- Cano, E. (2008). La evaluación por competencias en la educación superior. Profesorado. Revista de Currículum y Formación del Profesorado. p. 3
- Hair, J., R. Anderson, R. Tatham & W. Black (1998), Multivariate Data Analysis, Fifth Edition, New Jersey: Prentice Hall.

- Hernández, R. (2008). Metodología de la investigación. Editorial Mac Graw Hill. 6° Edición. México. p. 10
- Hoepfner, B., Kelly, J., Urbanoski, K. & Slaymaker, V. (2011). Comparative utility of a single-item versus multiple-item measure of self-efficacy in predicting relapse among young adults. *Journal of Substance Abuse Treatment*, p. 305-312.
- Maldonado, H., Vergel Ortega, M., & Gómez Vergel. Universidad Francisco de Paula Santander, Colegio Calasanz Cúcuta, Colombia, C. (2016). Prácticas pedagógicas e índices de creatividad en la enseñabilidad de la física electromagnética/Pedagogical practices and creativity indices in the teaching of electromagnetic physics. *Revista Logos Ciencia & Tecnología*, 7(2), 97-104. doi:<http://dx.doi.org/10.22335/rlct.v7i2.27>
- Martínez, J., Vergel, M. & Zafra, S. (2015). Validez de instrumento para medir la calidad de vida en la juventud: VIHDA. *Logos Ciencia & Tecnología*, 7(1), 20-28. Recuperado de: <http://revistalogos.policia.edu.co/index.php/rlct/article/view/206>
- Moreno, M. y Villanueva, H. (2010). Aprendizaje basado en problemas y el uso de las TIC'S para el mejoramiento de la competencia interpretativa en estadística descriptiva: el caso de las medidas de tendencia central (Tesis maestría. Universidad de la Amazonia.
- Ortega, R. (2008). Competencias para una educación cosmopolita. *Andalucía Educativa* (66)
- Parra Cabrera, H., & Jiménez Bautista, F. (2016). Estilos de resolución de conflictos en estudiantes universitarios. Styles of resolution of conflicts in university students. *Revista Logos Ciencia & Tecnología*, 8(1), 3-10. doi:<http://dx.doi.org/10.22335/rlct.v8i1.275>
- Robins, R., Handin, H. & Trzesniewski, K. (2011). Measuring Global Self-Esteem: Construct Validation of a Single-Item Measure and the Rosenberg Self-Esteem Scale. *Personality and social psychology bulletin*, p. 151-161.
- Suarez O, Vega C, Sánchez E, González A, Rodríguez Jorge, Pardo García A. (2018). Degradación anormal de p53 e inducción de apoptosis en la red p53-mdm2 usando la estrategia de control tipo pin. *Revista Tecnologías de Avanzada*, ISSN: 1692-7257
- Torres, J (2010) Educación por competencias ¿lo idóneo?. Editorial Torres Asociados. Primera Edición.
- Velásquez Pérez T, Espinel Blanco E, Guerrero Gómez G. (2016). Estrategias pedagógicas en el aula de clase. *Revista Tecnologías de Avanzada*, ISSN: 1692-7257.
- Vergel-Ortega, M., Contreras-Díaz, M., & Martínez-Lozano, J. (2016). Percepciones y características del espacio público y ambiente urbano entre habitantes de la ciudad de Cúcuta-Colombia. *PROSPECTIVA. Revista De Trabajo Social E IntervencióN Social*, (21), 213-239. doi:10.25100/ptrs.v0i21.926
- Vergel, M., Gallardo, H. & Martínez, J. (2014). Factores asociados al rendimiento académico en estadística de estudiantes de administración pública. Bogotá: Colección Pedagogía Iberoamericana.
- Zafra Tristánch, S., Vergel, M., & Martínez, J. (2014). Enseñanza, lenguaje y pensamiento en cálculo. Un análisis cualitativo. *Revista Logos Ciencia & Tecnología*, 5(2), 379-388. doi:<http://dx.doi.org/10.22335/rlct.v5i2.386>