

# PONENCIAS 2016

5°  
Congreso  
Internacional

PSICOLOGÍA  
Y EDUCACIÓN

BOGOTÁ  
COLOMBIA

2 AL 6 DE NOVIEMBRE DE 2016



## VARIABLES VITALES Y EL APRENDIZAJE COMO ESTRUCTURA

José A. González Campos <sup>1</sup>  
Universidad de Playa Ancha – Chile

**RESUMEN:** Este artículo propone el uso de un sistema de medición basado en números fuzzy, en la cual se relaciona la forma de las funciones de membership con la dinámica de las variables vitales, en el momento de la evaluación de aprendizajes. El artículo presenta los resultados de la aplicación del modelo en cuatro alumnos de universidades chilenas, que confirmarían, en primera instancia, la necesidad de profundizar sobre el efecto de las variables vitales en la precisión de las mediciones y como complemento de la medición del aprendizaje.

**PALABRAS CLAVES:** Números fuzzy, variables vitales, aprendizaje, parsimonia, modelación.

**ABSTRACT:** This article proposes the use of a measuring system based on fuzzy numbers, in which the shape of the membership functions with the dynamic variables of the vital relates, at the moment of learning assessment. The article presents the results of applying the model in four students from Chilean universities, which would confirm, in the first instance, the need to deepen the effect of the vital variables in the accuracy of measurements and in addition to the measurement of learning.

**KEYWORDS:** Fuzzy numbers, vital variables, learning, parsimony, modeling.

---

<sup>1</sup> Profesor. Doctor en Estadística y Académico coordinador del laboratorio de investigación y experimentación, integrante claustro académico Doctorado en Gestión y política educativa, Universidad de Playa Ancha, Chile. Artículo publicado en Sciences PI Journal - ISSN 2313-349X (2016)

## INTRODUCCIÓN

La cuantificación en educación es un proceso vivo y dinámico de suma importancia, pues por ella se evidenciará, en gran medida, el logro del proceso de enseñanza y aprendizaje, en el que se desprenden variadas líneas de investigación. Existen algunos investigadores que han intentado mejorar este proceso, enriqueciendo las propiedades métricas de los instrumentos de cuantificación, como lo son la fiabilidad y validez de los mismos. Siguiendo esta línea, Brennan (2013) presenta una sustancial mejora con la teoría de generalizaciones y como ésta se relaciona con la teoría de respuesta al ítem.

El ajuste de un buen modelo es un factor clave en esta perspectiva, por esa razón, autores como Patarapichayatham, Kamat y Kanjanawasee (2012), discuten en profundidad esta problemática, proponiendo una serie de alternativas estadísticas que van desde lo clásico hasta herramientas Bayesianas. Taylor (1994) plantea que, si el modelo seleccionado no es el correcto, se puede caer en falsas interpretaciones, por ejemplo tener clara una diferencia entre un modelo de medida, un modelo de norma y sus proyecciones analíticas.

También existe la línea de investigación que orienta su estudio a enriquecer los análisis estadísticos de las cuantificaciones, argumento fuertemente discutido por Thomas y Zumbo (2012) y Jacob, Goddard y Kim (2013), al indicar la importancia de no desperdiciar ningún tipo de información.

Por otro lado, no se debe desconocer el rol del contexto y la evaluación integrada como lo indican Wilson y Sloane (2000). Por tanto, no se debe estudiar a los alumnos de manera aislada, sino en un contexto y en constante interacción, como es planteado por González, Galvis, Medina y Moreno (2012).

Las metodologías de cuantificación deben ir evolucionando y buscando la representatividad. Stiggins (1991) ejemplifica cómo el concepto de evaluación evoluciona y se enriquece. Es en esa visión de futuro que plantea Stiggins que invade la tecnología y se pone al servicio de la evaluación, permitiendo obtener informaciones de manera mucho más rápida y procesos de resúmenes

estadísticos en tiempos que día a día sorprenden. Zenisky y Sireci (2002) reconocen el impacto de las tecnologías y presentan las propiedades que esto trae para los procesos de cuantificación. Posteriormente, Mostert y Snowball (2012) consolidan el aporte de la tecnología en la evaluación y específicamente en cuantificación en una situación práctica. Indistintamente de todas las líneas de investigación antes indicadas, no se puede perder la orientación o sentido de la evaluación, pues, como plantea Crisp (2012), se debe tener una clara distinción entre evaluar tareas destinadas a facilitar el aprendizaje y evaluar el aprendizaje, pues la trascendencia de sus análisis difieren enormemente.

La elección de las variables vitales como covariables responde a la necesidad de contar con datos que pudieran arrojar indicios del estado nervioso del estudiante, y que se caractericen por su objetividad e imposibilidad de intervención de parte del sujeto en estudio. Si bien es cierto, los datos no nos explican las causas de su estado, sí nos permiten formular hipótesis sobre los resultados obtenidos en el proceso de evaluación.

No existe una bibliografía que profundice sobre el uso de las variables vitales elegidas en este estudio, y su vínculo con el proceso de evaluación del aprendizaje. Sin embargo, tal y como se señaló en un comienzo, el carácter propositivo de este artículo también se encuentra implícito en la elección de las variables vitales, pues los resultados obtenidos en este estudio permitirá iniciar una discusión más profunda sobre la importancia de dichas variables en la medición del aprendizaje.

La concepción fuzzy permite decir que, en un problema concreto, muchos números son idealizaciones de informaciones imprecisas, envolviendo valores numéricos. Estos son los casos de frases como "en torno de", o "aproximadamente es". Por ejemplo, cuando se mide la estatura de un individuo, lo que se obtiene es un valor numérico cargado de imprecisiones. Tales imprecisiones pueden haber sido causadas por los instrumentos de medición, por los individuos que están tomando las mediciones, o inclusive por los individuos que están siendo medidos, entre otros. Finalmente, se opta por un "valor preciso" (un número real)  $h$  para indicar la estatura. Sin embargo, sería más prudente decir que la estatura está entorno o que es aproximadamente  $h$  (Barros y Bassanezi, 2010).

En el proceso de comprender el fenómeno del aprendizaje, se han propuesto muchos mecanismos o metodologías que buscan la cuantificación del aprendizaje. González et. al. (2012) plantea que, para medir el aprendizaje, éste debe ser considerado como un sistema dinámico en constante interacción con diversas realidades, lo que sin duda hace más difícil este intento de medir con precisión. Si de manera concreta ya existe imprecisión en las mediciones, con mayor razón existirá con esta condición o elemento propio de la naturaleza abstracta del hombre. Es por esto que, en este trabajo se continúa la idea de concebir el aprendizaje como una estructura fuzzy, siendo una nueva estructura numérica, que permite caminar hacia la cuantificación integral del aprendizaje. Esta propuesta nace con la interacción de dos dimensiones: el uso de la tecnología y los recientes avances en los modelos matemático-estadísticos, específicamente en el planteamiento de estructuras numéricas que obedecen a la naturaleza difusa en la medición del aprendizaje. Estas estructuras numéricas son conocidas como números fuzzy (González, 2015).

Reconociendo la incapacidad de medir con precisión el aprendizaje y la constante búsqueda de metodologías de medición integral, que permitan la incorporación de covariables y la determinación de la significancia de sus efectos, el problema de investigación es “enriquecer la metodología de representación cuantitativa del aprendizaje como estructura fuzzy, basado en la modelación y registro de variables vitales”. Los objetivos del artículo son describir las estructuras numéricas fuzzy; utilizar recursos tecnológicos para la caracterización de un número fuzzy en el proceso de medición del aprendizaje, incorporando variables vitales y promoviendo la interacción entre metodologías cuantitativas objetivas y el uso de tecnologías; y promover una línea de investigación en torno a la concepción del aprendizaje como una estructura fuzzy. La metodología de trabajo es propositiva, en el sentido de dar inicio a una nueva línea de investigación en mediciones integrales y comprensión del fenómeno del aprendizaje; y explicativa, en el sentido de caracterizar las expansiones de una representación fuzzy del aprendizaje en función de variables vitales.

## MÉTODO

Subconjuntos de los números reales son generalmente utilizados para cuantificar aprendizajes. La cuantificación del aprendizaje tradicionalmente utilizada, es un proceso que intenta lograr una medición objetiva y hacerla comparable. Sin embargo, cabe preguntarse: ¿puede esta etiqueta numérica cuantificar de manera precisa el aprendizaje? La respuesta es no, pues generalmente los procesos de cuantificación o medición están asociados a testes cuya fiabilidad y validez son cuestionables. Por otro lado, la precisión trae consigo el concepto de estabilidad, es decir, la cuantificación del aprendizaje no debería variar de un test para otro; sin embargo, varía.

Por lo tanto, es necesario proponer metodologías que ayuden a mejorar este proceso, lo que no significa cambiar todos estos desarrollos teóricos, sino incorporar información adicional, muchas veces despreciada en el proceso de medición. Por ejemplo, Cabrera et al. (2010) plantean que no es suficiente cuantificar si una respuesta fue acertada o no, sino que además existe un factor temporal que está afectando la consistencia de la respuesta, que es llamado por ellos tiempo de respuesta a un estímulo. Por tanto, resumir todo el proceso de enseñanza y aprendizaje en un símbolo cuantitativo, es una metodología matemático-estadística que muchas veces puede llegar a ser dañina y avasalladora.

Todo esto no significa que la utilización de los conjuntos numéricos Reales no sean una buena metodología o un mal procedimiento, es sólo que aún se dista mucho de la verdadera representación del sistema complejo que es la medición del aprendizaje. Por tal razón creemos que los mecanismos de evaluación deben abrirse a nuevas estructuras que combinen la información tradicional de un número real e información adicional que enriquezca la medición (Ver algunos ejemplos en González, 2015).

## FORMALIZACIÓN

Sea  $X_i(t)$  la  $i$ -ésima variable vital medida en el tiempo discretizado  $t$ . Los tiempos discretizados serán identificados como  $t_k$ , donde  $t_0$  representa al tiempo inicial del proceso de medición,  $t_1$  representa el tiempo del primer registro del estado de cada una de las variables aleatorias vitales, así sucesivamente hasta  $t_m$ , que sería el último registro de las variables vitales. Por tanto,  $t \in \{t_0, t_1, \dots, t_m\}$ . Consecuencia de esta notación, cada  $X_i(t)$  representa una muestra aleatoria de

estados para la variable vital medida en diferentes tiempos, esto es:  $X_i(t) = (X_i(t_0), X_i(t_1), \dots, X_i(t_m))$ .

**DEFINICIÓN 1: MEDIA PARA LA VARIABLE VITAL  $X_i(t)$**

Como resumen muestral será utilizada la media, que en este contexto quedará representada por

$$W_1 = \frac{1}{n} \sum_{j=1}^m X_i(t_j).$$

**DEFINICIÓN 2: VARIANZA MUESTRAL HISTÓRICA**

Es denominada varianza muestral histórica la obtenida a partir de las evaluaciones cuantitativas generales o específicas, dependiendo de las proyecciones del estudio, que es representado por  $S_0^2$ . Es destacado que la varianza histórica es un valor que viene a identificar a cada persona o alumno para iniciar el proceso de medición o registro bajo esta concepción. Es decir cada alumno viene con un historial que debe ser conectado con el proceso de medición actual, para posteriores procedimientos de actualización. Simbólicamente es expresada por  $S_0^2 = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2$ , donde cada  $x_i$  representa las evaluaciones cuantitativas históricas de interés.

**DEFINICIÓN 3: VARIANZA MUESTRAL DE ACOPLE**

Es denominada varianza muestral de acople la obtenida a partir de las evaluaciones históricas y la incorporación de la primera evaluación cuantitativa del proceso actual. Esto será simbolizado por  $S_1^2$  y que formalmente puede ser obtenida a partir del siguiente estadístico.  $S_1^2 = \frac{1}{n+1} (\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x}^*)^2 + (y_1 - \bar{x}^*)^2)$ , donde  $y_1$  representa la primera evaluación cuantitativa del proceso actual, cada  $x_i$  representa las evaluaciones cuantitativas históricas y  $\bar{x}^* = \frac{1}{n+1} (\sum_{i=1}^n x_i + y_1)$ .

**DEFINICIÓN 4: VARIANZA MUESTRAL INICIAL**

Es denominada varianza muestral inicial la obtenida a partir de las dos primeras evaluaciones cuantitativas del proceso actual. Esto será simbolizado por  $S_2^2$  y formalmente puede ser obtenido a partir del siguiente estadístico.  $S_2^2 = \frac{1}{2}((y_1 - \bar{y})^2 + (y_2 - \bar{y})^2)$ , donde  $y_i$  representa cada una de las dos evaluaciones cuantitativas actuales e  $\bar{y}$  la media de ellas.

**DEFINICIÓN 5: VARIANZA MUESTRAL DE CULMINACIÓN**

Es denominada varianza muestral de culminación la obtenida a partir de las evaluaciones cuantitativas del proceso actual. Esto será simbolizado por  $S_3^2$  y formalmente puede ser obtenido a partir del siguiente estadístico.  $S_3^2 = \frac{1}{2}((y_1 - \bar{y})^2 + (y_2 - \bar{y})^2 + (y_3 - \bar{y})^2)$ , donde  $y_i$  representa cada una de las evaluaciones cuantitativas actuales e  $\bar{y}$  la media de ellas.<sup>2</sup>

Basado en las definiciones anteriores y la notación utilizada, es expresado el modelo relacional lineal entre los predictores (variables vitales) y la respuesta (expansión de la representación fuzzy), del siguiente modo:

$$S_i^2 = \beta_0 + \beta_1 W_{i1} + \beta_2 W_{i2} + \dots + \beta_p W_{ip} + \varepsilon_i$$

Observemos que las expansiones en las secciones anteriores fueron representadas por  $\alpha$  y  $\beta$ ; sin embargo, aquí es asumido simetría y que representaremos por  $\alpha = \beta = S^2$ .

Donde es asumido que  $\varepsilon_i \sim N(0,1)$ , es decir los errores se asumen distribuidos normales con media cero y varianza 1. Por tanto el valor esperado de  $S_i^2$  condicionado a valores específicos de  $W_{i1}, W_{i2}, \dots, W_{ip}$ , que representaremos por:

$$E(S_i^2 / W_{i1} = w_{i1}, W_{i2} = w_{i2}, \dots, W_{ip} = w_{ip})$$

<sup>2</sup> Notación: Independiente del estado de la varianza muestral, esta será simbolizada de manera general como  $S^2$ . Por tanto cada alumno o persona dispone de una  $S^2$  al momento de la evaluación cuantitativa actual.

, puede ser expresado por:

$$E(S_i^2/W_{i1} = w_{i1}, W_{i2} = w_{i2}, \dots, W_{ip} = w_{ip}) = \beta_0 + \beta_1 W_{i1} + \beta_2 W_{i2} + \dots + \beta_p W_{ip}$$

Para la estimación de los parámetros del modelo, es decir  $\beta_0, \beta_1, \beta_2, \dots, \beta_p$ , se desarrollará por medio de paquetes estadísticos ampliamente usados para modelos lineales, específicamente “lm” de R-project. El origen de este modelo se fundamenta en responsabilizar a los predictores  $W_{i1}, W_{i2}, \dots, W_{ip}$  de la dinámica de las expansiones de las representaciones fuzzy, que ha sido notada por  $S^2$ .

El procedimiento de estimación será dividido en dos etapas, dependiendo de los fines a describir:

### **ETAPA DE CALIBRACIÓN**

Proceso de estimación de parámetros y estudio de la significancia de cada variable vital o regresor en la explicación de las expansiones de un número fuzzy. En esta etapa se busca definir el modelo más parsimonioso y de efectos significativos.

### **ETAPA DE PREDICCIÓN**

En esta etapa son evaluados los alumnos sometidos al test o prueba y de los cuales se disponen de la tecnología que registre los predictores particulares y personales. Basada en esta información y la etapa anterior, será posible predecir un valor para la expansión de la representación fuzzy del aprendizaje del alumno o persona en estudio.

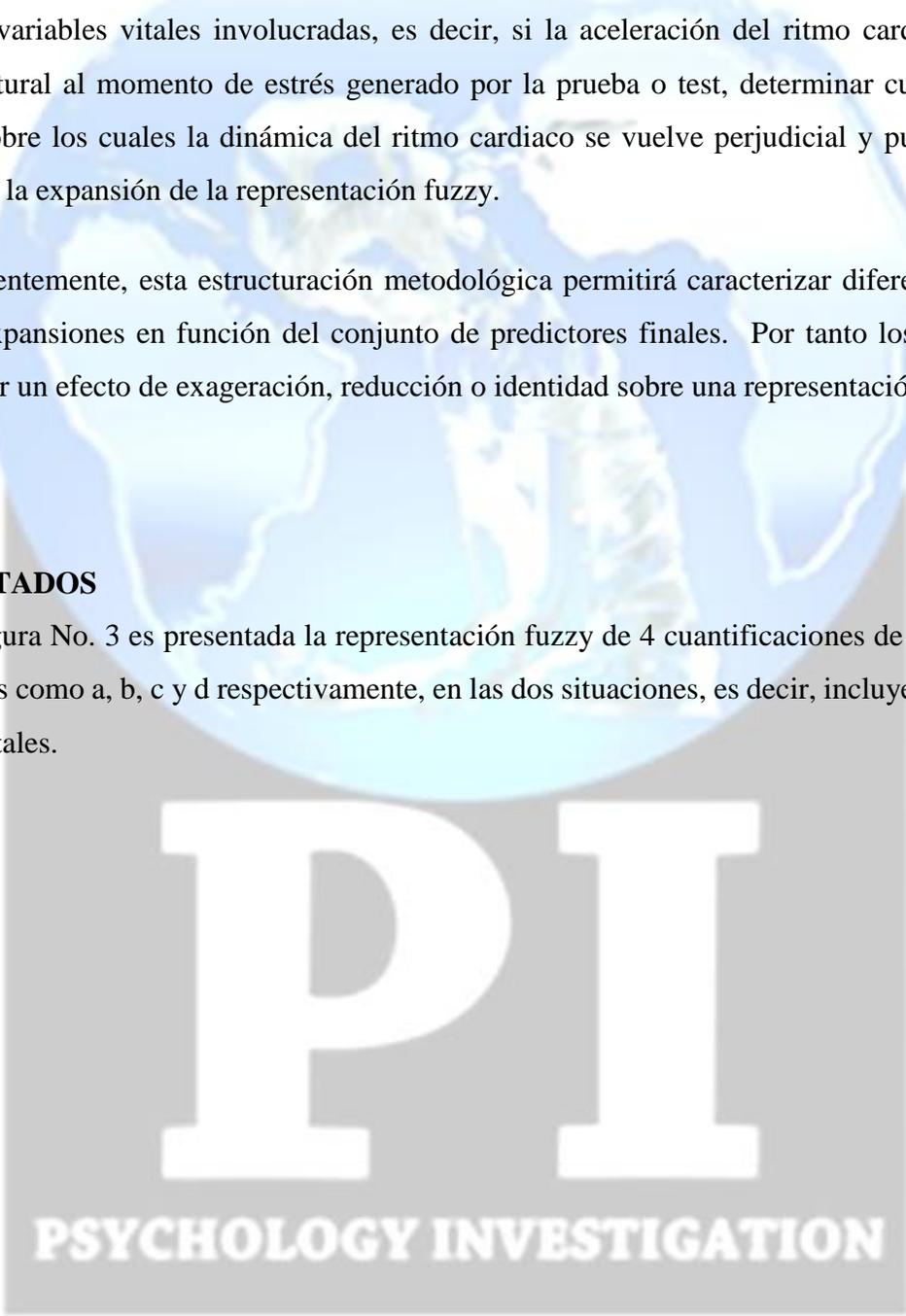
Observemos que las implicancias de esta etapa son de suma importancia y valor, por tanto, la etapa previa debe ser bajo rigurosos procedimientos inferenciales. El disponer del modelo nos permitirá caracterizar las funciones de membership para cada cuantificación fuzzy del aprendizaje basado en el comportamiento de las variables vitales. Por otro lado, nos permitirá determinar de manera cuantitativa el efecto de incrementar un predictor en una unidad de medida, especificando

efectos individuales y su impacto propio en la expansión del número fuzzy. Además, esta metodología nos permitirá visualizar el efecto de las variables vitales en el proceso de cuantificación de aprendizajes, pudiendo determinar bandas de confianza o normalidad para cada una de las variables vitales involucradas, es decir, si la aceleración del ritmo cardiaco es una reacción natural al momento de estrés generado por la prueba o test, determinar cuáles son los umbrales sobre los cuales la dinámica del ritmo cardiaco se vuelve perjudicial y puede llegar a incrementar la expansión de la representación fuzzy.

Consecuentemente, esta estructuración metodológica permitirá caracterizar diferentes efectos sobre las expansiones en función del conjunto de predictores finales. Por tanto los predictores pueden tener un efecto de exageración, reducción o identidad sobre una representación fuzzy.

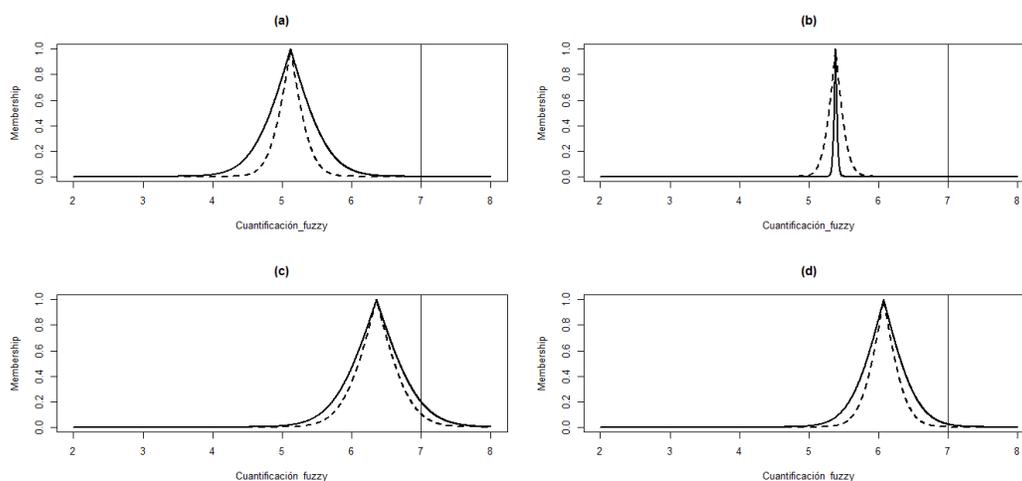
## **RESULTADOS**

En la Figura No. 3 es presentada la representación fuzzy de 4 cuantificaciones de aprendizaje, identificadas como a, b, c y d respectivamente, en las dos situaciones, es decir, incluyendo o no las variables vitales.



**PI**  
PSYCHOLOGY INVESTIGATION

**FIGURA NO. 3**  
**UN EJEMPLO DE LA REPRESENTACIÓN FUZZY DE LA CUANTIFICACIÓN DE APRENDIZAJE**



Los gráficos de la figura no.3 representan de manera fuzzy la cuantificación del aprendizaje, considerando las variables vitales (línea punteada). La línea continua, en cambio, no considera dichas variables. La línea vertical representa la puntuación máxima a obtener con el instrumento.

**Fuente:** Elaboración propia del autor (2016)

En el gráfico de la Figura No. 3, observemos que de manera convencional las cuantificaciones son 5.1; 5.4; 6.3 y 6.1; para a, b, c y d respectivamente. Basado en la representación fuzzy convencional (sin considerar las variables vitales) tenemos comportamientos similares entre a, c y d, sin embargo en el caso de la situación b es evidente que la credibilidad depositada sobre la nota no da espacio a la imprecisión (para más detalles de interpretación ver González, 2015). Si consideramos la representación fuzzy y el efecto de las variables vitales, podemos observar una gran variabilidad en su comportamiento, por ejemplo en a, c y d, el efecto de las variables vitales es a reducir los grados de credibilidad depositado sobre otras posibles cuantificaciones, siendo notoriamente más fuerte en el caso de la situación (a). Por otro lado, el efecto de las variables vitales en la representación fuzzy del aprendizaje en el caso del gráfico (b) es incrementar las expansiones y por tanto disminuir la imprecisión en la cuantificación convencional.

Evidentemente que en cada una de estas situaciones simuladas, el valor central o de máxima credibilidad coincide con la cuantificación del aprendizaje convencional, esto se debe a que la concepción fuzzy del aprendizaje viene a complementar y enriquecer la representación cuantitativa, permitiendo tener un análisis mucho más informativo y un caminar hacia una verdadera cuantificación integral.

## DISCUSIÓN

La consideración de variables vitales viene a complementar y enriquecer los procesos de cuantificación de aprendizajes bajo la concepción fuzzy, transformándose en una herramienta de mediciones integrales que debe ser incorporada y profundizada debido a su relevancia en el proceso de aprendizaje.

Debemos indicar que es muy importante la validez de contexto del modelo, de tal manera de adecuar las estimaciones a la realidad pertinente o de modo general podemos llegar a establecer conclusiones erróneas. Además, indicar que la significancia de los efectos de cada una de las variables variará y por tanto el efecto sobre las expansiones también (de contexto en contexto).

El proceso de evaluación cuantitativa, y particularmente el momento de la medición, generan una variabilidad natural en la dinámica de las variables vitales, normalmente al incremento, ya sea de la temperatura, ritmo cardíaco o índice de estabilidad. Sin embargo, se abre una interesante línea de investigación en torno a fijar los límites o las bandas de confianza para llegar a establecer cuándo esa situación estresante puede llegar a ser considerada normal, y cuándo expresiones tales como: “me puse tan nervioso que olvide todo”, deben ser tratadas y analizadas desde otra perspectiva, permitiendo el planteamiento de una serie de hipótesis de investigaciones futuras.

Finalmente, la concepción fuzzy de la cuantificación del aprendizaje trae consigo un cambio trascendental, que camina hacia el concepto de mediciones integrales, como una perspectiva no avasalladora de las metodologías convencionales, si no complementarias y enriquecedora. Como

profesores preocupados por los procesos cuantitativos, debemos evolucionar con los cambios sociales y tecnológicos.

### BIBLIOGRAFÍA

Acampora, G., Fenza, G., Muñoz, E. y Romera, B. (2010). Mejoras en el uso de aprendizaje con árboles fuzzy: un ejemplo de su aplicación en la toma de decisiones de un sistema coordinado. Ponencia presentada en el XV Congreso español sobre tecnologías y lógica fuzzy, Universidad de Huelva, Huelva, España.

Arabpour, A. y Tata, M. (2008). Estimating the parameters of a fuzzy linear regression model. *Iranian Journal of Fuzzy Systems*, 5, 1-19.

Arellano-Valle, R. y Genton, M.(2005).On fundamental skew distributions. *Journal of Multivariate Analysis*, 96(781), 93-116.

Barros, L. y Bassanezi, R. (2010). *Tópicos de logica fuzzy e biomatemática* (2a. ed.). Campinas: UNICAMP-IMECC.

Brennan, R. (2010). Generalizability theory and classical test theory. *Applied Measurement in Education*, 24(1), 1-21.

Cabrera, E., González, J. y Montenegro, E. (2010). Test informatizados y el registro del tiempo de respuesta, una vía para la precisión en la determinación del nivel de logro de un saber matemático. *Estud. Pedagóg.*, 36(1), pp. 69-84. Disponible en: <[http://www.scielo.cl/scielo.php?script=sci\\_arttext&pid=S0718-07052010000100003&lng=es&nrm=iso](http://www.scielo.cl/scielo.php?script=sci_arttext&pid=S0718-07052010000100003&lng=es&nrm=iso)>. ISSN 0718-0705. <http://dx.doi.org/10.4067/S0718-07052010000100003>.

Crisp, G. (2012). Integrative assessment: reframing assessment practice for current and future learning. *Assessment &Evaluation in Higher Education*, 37(1), 33-43.

DOI:10.1080/02602938.2010.494234

Cronbach, L. (1951). Coefficient alpha and the internal structure of tests. *Psychometrika*, 16(3), 297–334.

Dubois, D. y Prade, H. (1980). *Fuzzy sets and systems: theory and applications*, New York: Academic Press.

Fernández, A. (1997). Uso de la Distribución normal en la evaluación del aprendizaje. *Estud. Pedagóg.*, 23, 51-63. Disponible en: <[http://www.scielo.cl/scielo.php?script=sci\\_arttext&pid=S0718-07051997000100005&lng=es&nrm=iso](http://www.scielo.cl/scielo.php?script=sci_arttext&pid=S0718-07051997000100005&lng=es&nrm=iso)>. ISSN 0718-0705. <http://dx.doi.org/10.4067/S0718-07051997000100005>.

García, S. (2002). La Validez y la Confiabilidad en la Evaluación del Aprendizaje desde la Perspectiva Hermenéutica. *Rev. Ped.*, 23(67),297-318. Disponible en:<[http://www.scielo.org.ve/scielo.php?script=sci\\_arttext&pid=S0798-979220020002000006&lng=es&nrm=iso](http://www.scielo.org.ve/scielo.php?script=sci_arttext&pid=S0798-979220020002000006&lng=es&nrm=iso)>. ISSN 0798-9792.

González, J., Galvis, D., Medina, J. y Moreno, N. (2012). Modelo Estocástico de las interconexiones conceptuales en un proceso de aprendizaje en el aula. *Estud. pedagóg.*, 38(2), 69-84. Disponible en: <[http://www.scielo.cl/scielo.php?script=sci\\_arttext&pid=S0718-070520120002000005&lng=es&nrm=iso](http://www.scielo.cl/scielo.php?script=sci_arttext&pid=S0718-070520120002000005&lng=es&nrm=iso)>. ISSN 0718-0705. <http://dx.doi.org/10.4067/S0718-070520120002000005>.

Gonzalez, J., Saavedra, P. y Freire, M. (2013).Distributional assumptions in educational assessments analysis: Normal distributions versus generalized beta distribution in modeling the phenomenon of learning. *Educational Research and Review*, 8(11), 691-699. DOI: 10.5897/ERR2013.1128

González, J. (2015). Learning as fuzzy structure: Integrating quantum nature of the learning processes measurements and teaching experience. *International Journal of Academic Research in*

Education and Review, 3(2), 20-27. DOI: 10.14662/IJARER2015.005

Hailperin, T. (1986). Boole's logic and probability: a critical exposition from the standpoint of contemporary algebra, logic and probability theory, 85. Elsevier.

Hwang, C., Yang, M., Hung, W., y Lee, E. (2011). Similarity, inclusion and entropy measures between type-2 fuzzy sets based on the Sugeno integral. *Mathematical and Computer Modelling*, 53(9), 1788-1797.

Jacob, R., Goddard, R. y Kim, S. (2014). Assessing the use of aggregate data in the evaluation of school-based intervention: Implications for evaluation research and state policy regarding public use data. *Educational Evaluation and Policy Analysis*, 36(1), 44-66.

Mostert, M. y Snowball, J. (2012). Where angels fear to tread: online peer-assessment in a large first-year class. *Assessment & Evaluation in Higher Education*, 38(6), 674-686. Doi: 10.1080/02602938.2012.683770

Ojeda, M. (2003). La modelación estadística. Universidad Veracruzana, Universidad Juárez Autónoma de Tabasco. México, 71-76.

Patarapichayatham, C., Kamata, A. y Kanjanawasee, S. (2012). Evaluation of model selection strategies for cross-level two-way differential item functioning analysis. *Educational and Psychological Measurement*, 72(1), 44-51.

Soto, C. y Jiménez, C. (2011). Aprendizaje supervisado para la discriminación y clasificación difusa. *Dynarev.fac.nac.minas*, 78(169), 26-33. Disponible en: <[http://www.scielo.org.co/scielo.php?script=sci\\_arttext&pid=S0012-73532011000500003&lng=es&nrm=iso](http://www.scielo.org.co/scielo.php?script=sci_arttext&pid=S0012-73532011000500003&lng=es&nrm=iso)>. ISSN 0012-7353.

Stiggins, R. (1991). Facing challenges of a new era of educational assessment. *Applied Measurement in Education*, 4(4), 263-273.

Taylor, C. (1994). *Assessment for Measurement or Standards: The Peril and Promise of Large-*

Scale Assessment Reform. *American Educational Research Journal*, 31(2), 231-262. DOI: 10.3102/00028312031002231

Thomas, D. y Zumbo, B. (2012). Difference Scores from the Point of View of Reliability and Repeated-Measures ANOVA: In Defense of Difference Scores for Data Analysis. *Educational and Psychological Measurement*, 72(1), 37-43.

Wilson, M. y Sloane, K. (2000). From principles to practice: an embedded assessment system. *Applied Measurement in Education*, 13(2), 181-208.

Zadeh, L. (1978). Fuzzy sets as a basis for a theory of possibility. *Fuzzy Sets and Systems*, 1, 3-28.

Zenisky, L. y Sireci, S. (2002). Technological innovations in large-scale assessment. *Applied Measurement in Education*, 15(4), 337-362. DOI: 10.1207/S15324818AME1504\_02

