



WELCOME



EL APRENDIZAJE COMO UNA ESTRUCTURA FUZZY

José Alejandro González Campos
Laboratorio Experimental de Saberes Matemáticos y Estadísticos
Departamento de Matemática & Estadística
Facultad de Ciencias Naturales & Exactas
Universidad de Playa Ancha
Chile

EL APRENDIZAJE COMO UNA ESTRUCTURA FUZZY: INTEGRANDO LA NATURALEZA CUANTITATIVA DE LAS MEDICIONES Y EL USO DE LA TECNOLOGÍA

RESUMEN:

En este artículo se presentan las estructuras basales de una propuesta metodológica que reconoce la limitación métrica que existe cuando medimos el aprendizaje. Es incorporado el concepto de cuantificación integral del aprendizaje basado en el uso de la tecnología para la consideración de algunos factores muchas veces imperceptibles a la condición humana. Es utilizada una concepción numérica totalmente diferente, en la cual el método tradicional de cuantificación aparece como una situación particular. Finalmente se concluye que la utilización de la tecnología nos permite enriquecer la cuantificación y concebir el aprendizaje como una estructura numérica fuzzy, supuesto teórico que obedece a la naturaleza imprecisa de las mediciones de un fenómeno abstracto, lo que definitivamente se transforma en una propuesta de modelación en un contexto mucho más real. Esta concepción y propuesta metodológica enriquecen las proyecciones de modelación, análisis y comprensión del fenómeno del aprendizaje.

PALABRAS CLAVES: Proceso de medición, aprendizaje, número fuzzy, función de

pertenencia, modelación, evaluación, cuantificación.

ABSTRACT:

En this article is presented the basal structures of a methodological approach recognizing the metric limitation exists when we measure the learning.

Is incorporated the concept of integral quantification of the learning based in the usage of technology for the consideration of some factors often imperceptible to the human condition.

It is used a numerical conception entirely different, where the conventional method of quantification are a particular situation. Finally is concluded that the usage of the technology allows enrich the quantification and conceiving learning as a fuzzy number structure, theoretical assumption that due to the imprecise nature of the measurements of an abstract phenomenon, which definitely becomes a proposal of modeling in a much more real context. This concept and methodological proposal enrich projections modeling, analysis and understanding of the phenomenon of learning.

KEY WORDS: Measurement process, learning, fuzzy number, membership function, modeling, evaluation, quantification.

INTRODUCTION

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 que intentan mejorar este proceso, enriqueciendo las propiedades métricas de los instrumentos de cuantificación, como lo son la confiabilidad y validez, en el cual Brennan (2010) presenta una sustancial mejora con la Teoría de Generalizaciones y como esta se relaciona con la Teoría de Respuesta al Ítem (TRI). El ajuste de un buen modelo es un factor clave en esta perspectiva, por esa

razón autores como Patarapichayatham et al (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 podemos caer en falsas interpretaciones, por ejemplo tener clara la diferencia entre un modelo de medida, un modelo de norma y sus proyecciones analíticas.

También existe la línea de investigación que estudia los análisis estadísticos de las cuantificaciones para enriquecerlos, como es fuertemente discutido por Thomas (2012), y desde esa perspectiva mejorar las características métricas de los test, como valides y la confiabilidad, en donde Moses (2012), nos orienta como llevar un buen proceso de comparación y clasificación de grupos, y Jacob et al (2014) nos indica la importancia de no desperdiciar ningún tipo de información.

Por otro lado, no debemos desconocer el rol del contexto y la evaluación integrada como lo indican Wilson and Sloane (2000), no debemos estudiar nuestros alumnos de manera aislada, sino en un contexto y en constante interacción como es planteado por González (2012).

El proceso de evaluación es un proceso vivo, dinámico y por tanto en constante cambio, nuestras metodologías de cuantificación deben ir evolucionando y buscando la representatividad, Stiggins (1991) nos ejemplifica como el concepto de evaluación evoluciona y se enriquece. Es en esa visión de futuro que plantea Stiggins (1991) que nos 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 and Sireci (2002) reconocen el impacto de las tecnologías y nos presentan el enriquecimiento que esto trae para los procesos de cuantificación, posteriormente Mostert and Snowball (2013), consolidan el aporte de la tecnología en la evaluación y específicamente en cuantificación en una situación práctica. Ahora independiente de todas las líneas de investigación antes indicadas, debemos tener una clara distinción entre evaluar tareas destinadas a facilitar el aprendizaje (método) y evaluar el aprendizaje (objetivo del proceso de enseñanza y aprendizaje), pues la trascendencia de sus análisis difiere enormemente como es planteado por Crisp (2012).

MEMORIAS IV CONGRESO INTERNACIONAL PSICOLOGIA Y EDUCACION PSYCHOLOGY INVESTIGATION

Nuestra propuesta, trae consigo la incorporación de la tecnología como herramienta complementaria a la cuantificación del aprendizaje, propendiendo en futuras investigaciones incorporar la experiencia del docente, cuya importancia es fuertemente discutida por Zhang (2003) y Keeley (2013), teniendo en consideración, que dicha experiencia debe considerar las características de los profesores en un estudio previo, como es discutido por Schneider (2013).

De modo general, podemos 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", "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 2010).

En el proceso de comprender el fenómeno del aprendizaje, se han propuesto muchos mecanismos o metodologías que buscan la cuantificación del aprendizaje, ver por ejemplo González (2012), en el que se plantea que para medir el aprendizaje este debe ser considerado como un sistema dinámico en constante interacción con diversas realidades, lo que sin duda hace más difícil o imposible 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 propone una nueva estructura numérica, que permite caminar hacia la cuantificación integral del aprendizaje, que 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.

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 nuestra investigación es **“Presentar una propuesta metodológica de representación cuántica del aprendizaje que represente de manera integral una medición, basada en estructuras numéricas fuzzy, cuya caracterización está basada en la modelación y registro que permite la tecnología”**. 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, promover la interacción entre metodologías cuánticas 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.

MARCO TEORICO

En el proceso de comprensión del fenómeno del aprendizaje es posible distinguir una variada gama de propuestas, por ejemplo Cabrera et al (2010) proponen una metodología estadístico-matemática, en la cual es considerado el tiempo de respuesta a un estímulo como un elemento de información significativa para conocer si la estructura de aprendizaje es consistente, para ello utilizan herramientas computacionales en el registro del tiempo. Fernandez (1997), propone el modelo distribucional normal, como un representante, casi por norma, del comportamiento de las cuantificaciones del aprendizaje para una muestra particular. Sin embargo, esta visión puede parecer obsoleta bajo las nuevas proyecciones de la modelación estadística. Arellano-Valle (2005), plantea que son los datos o mediciones que deben entregar su modelo y no el investigador obligar a estos a asumir un determinado comportamiento, dejando de lado los supuestos de simetría y soportes infinitos (González et al., 2013). Ojeda (2003), invita a reflexionar en torno a la modelación estadística y los significativos aportes que esto implica en su aplicación, González & Galvis (2012) consideran esta información y propone reconocer la naturaleza dinámica e interactuante de la persona y hacerla parte de un modelo que considere estas características, mas son todas propuestas sobre la base de mediciones precisas en función de las puntuaciones obtenidas en

MEMORIAS IV CONGRESO INTERNACIONAL PSICOLOGIA Y EDUCACION PSYCHOLOGY INVESTIGATION

un test. Sin embargo, Crombach (1951), indica que un test está sujeto a confiabilidad y validez, lo que evidentemente debilita fuertemente la base de la precisión de las mediciones, como una alternativa a mejorar la validez y fiabilidad. García (2002), propone una perspectiva hermenéutica aunque es sólo un perfeccionamiento de estos métodos.

La perspectiva del aprendizaje como unidad fuzzy, aún es pobre en referencias bibliográficas y nula en el ámbito educacional pero pueden encontrarse interesantes aplicaciones en máquinas de aprendizaje o aprendizaje supervisado como red neuronal y arboles de decisión (Soto, 2011). Otro uso es también presentado por Acampora (2010) quien utiliza la mirada fuzzy en teoría de decisiones de un sistema.

Un estudio con mayor profundidad respecto a esta naciente metodología puede ser encontrado en Barros (2010).

LA MODELACIÓN ESTADÍSTICA

Los modelos estadísticos han sido ampliamente utilizados en muchas situaciones, por ejemplo, para resolver problemas específicos en la ingeniería y las diferentes áreas científicas, y forman la base de la formulación teórica de la inferencia y la mayor parte de los métodos estadísticos (Arellano-Valle, 2005). Actualmente la modelización estadística tiene un fuerte soporte metodológico y tecnológico que le dan una gran viabilidad como un área de desarrollo en la modelación educacional. Un modelo estadístico es una concepción platónica de la teórica que, de una manera muy genérica, puede ser visto como un constructor mental que tiene como objetivo estudiar y comprender mejor cómo un fenómeno en el que subyace una relación de causa y efecto (Ojeda, 2003) . La comprensión de esta sección es esencial para entender el significado de este trabajo, ya que uno de los principales objetivos de la educación es la cuantificación o de manera más general la evaluación del aprendizaje, esta cuantificación tiene un modelo ideal que explica perfectamente su comportamiento, sin embargo es difícil que podamos conocerlo. En el proceso de modelado, es decir, el proceso de proponer modelos, debe considerar cada vez más elementos característicos correspondientes a la naturaleza de los datos que observamos. En este sentido es presentada

una propuesta que puede ser usada en el proceso de cuantificación del aprendizaje, incorporando ahora un supuesto que represente la naturaleza del aprendizaje y su medición.

NÚMERO FUZZY.

Un conjunto fuzzy es una estructura numérica diferente a las generalmente utilizadas, caracterizada específicamente por el incumplimiento de dos características propias de la teoría de conjuntos de George Cantor: la ley de la contradicción y del tercer excluido. Las cuales plantean que:

Si A es un conjunto contenido en un conjunto universo U , entonces tenemos dos implicancias, la primera que $A \cap A^c \neq \emptyset$ y la segunda que $A \cup A^c \neq U$.

El incumplimiento de estas dos leyes escapa a nuestro sistema lógico de verdadero o falso (Hailperin 1986), pues esta perspectiva da paso a grados de veracidad o falsedad, es decir ya no sólo tenemos dos alternativas de caracterización de una proposición, si no que ahora tenemos un conjunto infinito de posibilidades. Para mayor profundidad en estas estructuras ver Arabpour and Tata (2008).

Formalmente, un conjunto fuzzy es una colección de pares ordenados, digamos $(x; F(x))$ en donde la primera componente x representa un número real ($x \in \mathbb{R}$) y la segunda componente $F(x)$ representa una función definida en x , que asume valores en el intervalo unitario $[0,1]$ ($0 \leq F(x) \leq 1$). Esta función $F(x)$ es llamada función de membership y es usada para cuantificar el grado de pertenencia o veracidad del valor x observado. Note que en la lógica aristotélica existen sólo dos valores de verdad, o sea, una proposición es verdadera o, de manera exclusiva, es falsa. Desde la perspectiva fuzzy la función que generaría esa dicotomía es llamada función característica, que ahora como generalización es llamada función membership. Por tanto, un conjunto fuzzy es una generalización de la teoría de conjuntos de Cantor y de la lógica Aristotélica (Bradford 2011).

MEMORIAS IV CONGRESO INTERNACIONAL PSICOLOGIA Y EDUCACION PSYCHOLOGY INVESTIGATION

La teoría de conjuntos fuzzy es basada en la lógica de múltiples valores. Por ejemplo, si el conjunto $B = \{1, 2, 3, 4\}$ es un conjunto convencional, cada elemento tiene el mismo grado de pertenencia al conjunto B , lo que significa que $F(x) = 1$; para todo $x \in B$. Ahora, la diferencia con un conjunto fuzzy A es que no necesariamente $F(x) = 1$, considerando $x \in B$. Otros ejemplos y desarrollos teóricos pueden ser encontrados en (Barros 2010).

Como situación particular a los conjuntos fuzzy, Hwang (2011) and Dubois (1980) definen el concepto de conjunto fuzzy normal, que denominaremos número fuzzy. La caracterización de esta particularidad plantea que si existe un único par de la forma $(x, 1)$, entonces ese conjunto fuzzy es un número fuzzy.

En nuestra propuesta inicial, asumiremos que las observaciones cuánticas del proceso de evaluación del aprendizaje, son números fuzzy, existiendo un x que satisface $F(x)=1$. Lo que relaciona la metodología tradicional de cuantificación numérica del aprendizaje con nuestra propuesta.

De manera funcional, un número fuzzy es representado por

$$A(x) = \begin{cases} L\left(\frac{m-x}{\alpha}\right) : x \leq m \\ R\left(\frac{x-m}{\beta}\right) : x \geq m \end{cases}$$

Donde m es llamado valor de centro del número fuzzy A y, α y β son llamados propagación izquierda y derecha, respectivamente. De ahora en adelante, representaremos un número fuzzy como $A = (\alpha, m, \beta)_{LR}$, en donde el subíndice LR nos indica que debemos considerar la forma de la función de membership a la izquierda y a la derecha de m . Como situación particular, si $\alpha = \beta$, entonces el número fuzzy $A = (\alpha, m, \beta)_{LR}$ será llamado número fuzzy simétrico (Zimmermann, 1996).

LA TECNOLOGÍA EN LA EVALUACIÓN Y CUANTIFICACIÓN DEL APRENDIZAJE.

Evaluar el aprendizaje es una tarea compleja, y los métodos clásicos de evaluación sólo pueden representar un modelo esperado de aprendizaje.

El aprendizaje engloba un conjunto de variables que muchas veces escapan a los sistemas de cuantificación tradicional, como por ejemplo contexto, variables vitales, expectativas, predisposición, etc. Es decir cuantificar el aprendizaje implica medir ese conjunto de variables, lo que se transforma en una utopía. Es por ello que las tecnologías vienen a jugar un papel trascendental en esta investigación y poder ampliar el campo de la medición tradicional, lo que no significa considerar el 100% de las variables, si no comenzar una propuesta metodológica que enriquece la cuantificación, mostrando algunos avances tecnológicos que pueden enriquecer los actuales procesos y métodos de evaluación del aprendizaje, y por último pueden ayudar a dar algunas luces o indicios sobre algunas variables que hasta ahora no son consideradas en el proceso.

PROCESAMIENTO DE IMÁGENES CON OPENCV

La visión por ordenador es un campo de rápido crecimiento en la actualidad, busca analizar, modificar y comprender las imágenes. Su objetivo es determinar lo que está sucediendo delante de una cámara y utilizar ese conocimiento para controlar un ordenador o un sistema robótico (Pulli et al (2012)), en nuestro caso buscamos adecuar esas tecnologías para ajustar la cuantificación fuzzy, permitiendo evaluar y cuantificar el aprendizaje.

OpenCV comienza como proyecto en 1998 y desde el año 2000 está disponible bajo licencia *Berkeley Software Distribution* (BSD). A gran escala es una librería de herramientas de procesamiento de imágenes con algoritmos que ayudan al reconocimiento de rostros, patrones de movimiento, detección de formas, entre otras. En 2010 se agregan a la biblioteca de OpenCV métodos para trabajar con la *Graphics processing unit* (GPU) de los

computadores aprovechando así tecnologías presentes en estos GPU'S como la tecnología CUDA de Nvidia. Además de estar disponibles para la mayoría de las plataformas de desarrollo móvil como Android e iOS. Actualmente se encuentra disponible en su versión 2.4.6.

¿COMO OPENCV PUEDE AYUDARNOS AL PROCESO DE EVALUACIÓN Y/O CUANTIFICACIÓN DEL APRENDIZAJE?

En la actualidad existen muchas aplicaciones que hacen uso de la librería OpenCV y dentro de ellas destacamos aplicaciones que por ejemplo permiten la corrección automática de pruebas con alternativas, basta navegar por internet para encontrar trabajos sobre el tema ver por ejemplo Remco et al. (2011), el cual hace uso de las librerías OpenCV. Por otro lado en el mercado ya se ofrecen hace años servicios de corrección automatizada de pruebas con alternativas, por ejemplo auto-multiple-choice, un software que puede ayudarle a crear y administrar cuestionarios de elección múltiple, con marcado automático, si bien no podemos asegurar si utiliza como base las librerías de OpenCV, es un sistema gratuito que permite crear y revisar las pruebas con un escáner convencional.

Como no solamente nos interesa medir el aprendizaje de manera tradicional, como lo son los sistemas de pruebas con alternativas, una de las ventajas de las librerías OpenCV radica en el reconocimiento facial y de formas, así por ejemplo se podrían desarrollar sistemas con una cámara lo suficientemente potente que permita identificar a los alumnos, algo que hoy es factible gracias a que la librería posee algoritmos que ayudan en esa tarea. Imaginemos entonces por ejemplo cámaras que puedan tomar asistencia en cada clase y realizar seguimiento sobre el comportamiento de los alumnos en la sala. Para el seguimiento de objetos el mismo sitio de OpenCV nos ofrece ayuda sobre los algoritmos, métodos y herramientas que posee la librería, en este caso para el seguimiento de objeto describe detalladamente el método utilizado.

Con el seguimiento podríamos determinar varios factores que podrían ser interesantes a la hora de cuantificar el aprendizaje, o tratar de intuir el grado de atención que manifiesta en

el proceso de cuantificación del aprendizaje, incluso podríamos llegar a estudiar los movimientos de la cara y ojos como un reflejo de concentración, ya existen trabajos interesantes sobre este tema, como por ejemplo el de Rizon et al (2010), en el cual se explica cómo estudiar y modelar el iris, permitiéndonos por ejemplo ayudar a identificar una persona, por otro lado posibilita el estudiar la pupila del alumno, permitiéndonos estudiar la dinámica de sus movimientos durante el proceso de medición, encontrar patrones, irregularidades y correlacionar esa dinámica con las cuantificaciones obtenidas, permitiendo desarrollar interesantes aplicaciones integralizantes del proceso de medición.

Estas tecnologías pueden llegar a ser imperceptibles para el alumno, pudiendo medir con ellas algunas variables y elementos que hoy no se consideran a la hora de evaluar. Es casi natural el disponer de cámaras en el interior de las aulas, siendo cada día imperceptibles por el alumno y por tanto disminuir las posibilidades de sesgos en la muestra. El seguimiento Biométrico a través de la Iris nos lleva a pensar que con métodos similares podríamos estudiar otros elementos de la cara o enriquecer estas cuantificaciones con estudios y seguimientos de la humedad y temperatura en el alumno y como esa dinámica se correlaciona con las cuantificaciones, quizás no siendo la solución a los problemas de cuantificación, sin embargo podremos tener una visión integral del alumno en el proceso. En la actualidad existen estas tecnologías capaces de obtener toda esta información y más, que nos permitirá caracterizar de mejor forma el comportamiento de la función de membership y tener una cuantificación del aprendizaje cada vez más objetiva. En definitiva las tecnologías nos permiten ir en la dirección de la especificación de la función de membership y tender a la verdadera o platónica, es decir aproximarnos a la verdadera cuantificación. La tecnología nos permite que estas nuevas estructuras numéricas, que estamos incorporando, sean realmente consistentes con nuestra naturaleza y superar la cuantificación convencional cuyo soporte teórico no representa la imprecisión, dinámica y aleatoriedad de nuestra esencia.

La tecnología y la función de Membership

En la metodología fuzzy, la utilización de la tecnología tiene un peso significativo en la caracterización de la función de membership. Es así como bajo nuestro contexto, es el uso de tecnologías la que nos permitirá seleccionar la función que mejor represente la

cuantificación fuzzy del aprendizaje del alumno, recordemos que nuestra orientación del uso de tecnología, no es en el sentido de facilitar el aprendizaje, si no para evaluar y cuantificar aprendizaje. En la Figura 1, son presentadas algunas formas gráficas de funciones membership aunque en la actualidad se está trabajando en aumentar este número de alternativas de modelos, tendiéndose a proponer modelos individuales, en función del nivel de concentración, los movimientos del iris, la humedad y temperatura corporal, grados de interacción con su contexto, etc. En la curva 1 de la Figura 1, se observa que la disminución de los grados de pertenencia de elementos vecinos al valor observado disminuye lentamente, lo que no ocurre en la Curva 2. La Curva 3 es considerada la situación más simple y es generalmente utilizada por la simplicidad de cálculos, en ella el decaimiento de los grados de pertenencia es lineal. Esta función de membership es conocida como triangular y en este caso particular es triangular simétrica. La curva 4, tiene la intención de visualizar un conjunto convencional, en donde todos los elementos tienen el mismo grado de veracidad o pertenencia.

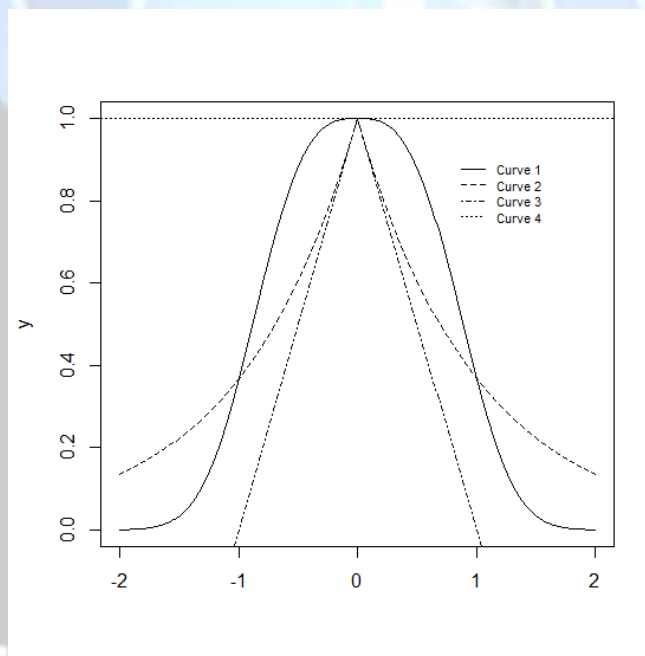


Figura 1: Diferentes formas de la función de membership.

METODO

Subconjuntos de los números reales son generalmente utilizados para cuantificar

aprendizajes. La cuantificación del aprendizaje tradicionalmente utilizada, es un proceso que intenta objetivizar la medición y hacerlas comparables. Sin embargo, cabe preguntarse ¿será que esta etiqueta numérica cuantifica de manera precisa el aprendizaje?, la respuesta es no, pues generalmente los procesos de cuantificación o medición están asociados a test cuya confiabilidad 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 en un mismo contenido. Por tanto, es necesario proponer metodologías que ayuden a mejorar este proceso, lo que no significa cambiar todos estos desarrollos teóricos, si no 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 cuántico, es una metodología matemático-estadística que muchas veces puede llegar a ser perversa 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.

Cuando un alumno es sometido a un test y específicamente a una pregunta, no es sólo la respuesta correcta la que habita en sus estructuras cognoscitivas, si no que existen muchas respuestas compitiendo y es el alumno que, como parte de la evaluación del proceso de enseñanza y aprendizaje, debe discriminar y optar por una. Por ejemplo, si se realizara un experimento simple con 100 alumnos donde se les pide que “de manera automática responda cuanto es 7×8 ”, es interesante observar que un alto porcentaje de ellos responde una cantidad diferente de 56, lo que no significa que no sepan, sino que necesitan de mayor tiempo para discriminar. Es decir, existen otros valores que pertenecen a ese mundo de posibilidades de respuestas pero es, un periodo de reflexión, razonamiento, contexto o incluso presiones sociales, lo que induce su respuesta. Así, el alumno genera en sus estructuras cognoscitivas un conjunto de posibles respuestas, en donde cada elemento de ese

MEMORIAS IV CONGRESO INTERNACIONAL PSICOLOGIA Y EDUCACION PSYCHOLOGY INVESTIGATION

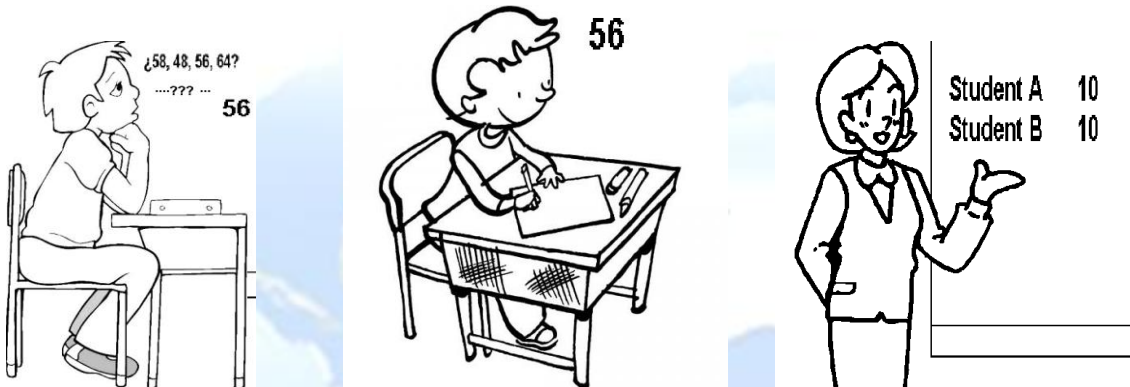
conjunto comienza adquirir grados de veracidad en la medida en la que él realiza el proceso de razonamiento. Justamente es en este proceso en la que selecciona una respuesta como verdadera, es decir la respuesta que él considera correcta.

En este contexto las estructuras fuzzy tienen la propiedad de modelar toda esta dinámica, en donde al contextualizar tenemos, que la función de membership caracterizada en la sección 2.3 modela la dinámica de los grados de veracidad de aquellas posibles respuestas que generó el alumno al momento del test, lo que técnicamente identificaremos como grado de pertenencia. Todas aquellas respuestas, que el alumno, otorga el grado de pertenencia 1 o equivalentemente 100% de veracidad, son las que observamos.

Ahora el aporte adicional en este proceso de medición lo hará la tecnología, la que permite capturar y evidenciar procesos que permitan caracterizar el modelo explicativo de los grados de pertenencia. Por ejemplo, supongamos que un alumno **A** presentó dificultad en dar su respuesta, corrigiéndola muchas veces, eso significa que existía un conjunto de posibles respuestas cuyos grados de pertenencia eran altos y competían por llegar a ser la verdadera para el alumno. En ese caso, la función de membership presentada en la Curva 1 de la Figura 1 representaría mejor ese contexto. Ahora supongamos un alumno **B**, quien selecciona con seguridad una respuesta, no mostrando dudas en los grados de veracidad para ella, la función de membership que mejor representa ese proceso son las curvas 2 o 3, en donde se puede evidenciar que los grados de veracidad de otras posibles respuestas decaen fuertemente.

Este proceso de integración cuantica resulta ser muy informativa e interesante, pues las situaciones de los alumnos **A** y **B**, no hacen mención a que la respuesta que emitieron ha sido correcta y sí a la estructuración del modelo de selección de la respuesta. Es interesante reflexionar lo que significa un alumno en la situación **B** cuando su respuesta ha sido incorrecta, puede ser el reflejo de una estructura conceptual sólida pero errada. Esto quiere decir que el alumno comprendió el concepto y su lógica conceptual es consistente, pero de manera errada. Para el caso del alumno **A**, responder de manera errada puede representar

incomprensión máxima. ¹.



Estudiante A

Estudiante B

Igual Cuantificación

APLICACIÓN

Nuestra aplicación es simulada, pues solo queremos presentar el modo de operar de la metodología. Nuestro conjunto de datos no es representativo desde el punto de vista estadístico y por tanto no inferencial, sin embargo permitirá observar el efecto y la diferencia que existe entre el proceso de cuantificación del aprendizaje con estructuras numéricas fuzzy y el método tradicionalmente usado, que es el objetivo del artículo. Vamos a simular 4 alumnos A, B, C y D que fueron sometidos a una prueba y analizaremos de manera específica las respuestas emitidas a una pregunta del test. La pregunta planteada es ¿Cuántos divisores tienen el número 12? Las respuestas dadas por estos estudiantes son, respectivamente: 6, 5, 6 y 6.

Desde la perspectiva cuántica tradicional se puede decir que:

- Si el test estuviese constituido sólo por esa pregunta, los alumnos A, C y D tendrían la misma cuantificación del aprendizaje y evidentemente para el alumno B, ésta sería menor.

¹ Para profundizar respecto de las estructuras fuzzy, toda su operatividad numérica y formalización matemática se recomienda leer Zadeh (1978).

MEMORIAS IV CONGRESO INTERNACIONAL PSICOLOGIA Y EDUCACION PSYCHOLOGY INVESTIGATION

- El aprendizaje logrado por los alumnos A, C y D es superior al obtenido por el alumno B.
- Si el curso estuviese constituido solamente por esos 4 alumnos, diríamos que es un grupo relativamente homogéneo.
- Tres alumnos acertaron a toda la prueba y uno no.
- Que la metodología del profesor tiene un éxito del 75%.

Todas estas observaciones están basadas en el hecho de que el test debe ser un instrumento bien formulado y con todas las características métricas deseables.

Bajo la metodología tradicional factores como proceso de emisión de la respuesta, tiempo necesario para la emisión de la respuesta, consistencia de la respuesta y claridad del constructo conceptual a la hora de emitir una respuesta correcta, entre otros, difícilmente pueden evidenciarse con la información que reporta la cuantificación numérica clásica.

Note que una respuesta consistente no significa que sea correcta, si no que el constructo conceptual que el alumno generó presenta una estructura consistente, sin embargo, puede ser una arquitectura totalmente errada. Por ejemplo, en el problema de resolver $x^2 - 1 = 0$, el alumno puede tener toda una estructura conceptual en función del procedimiento $x^2 - 1 = 0 \Leftrightarrow x^2 = 1 \Rightarrow x = \sqrt{1} \Rightarrow x = 1$, que él la entiende como sólida y consistente, sin embargo, su consistencia se soporta sobre un constructo errado (El símbolo raíz cuadrada caracteriza una función, por tanto la existencia de una imagen).

Ahora desde la perspectiva cuántica fuzzy, las respuestas de los alumnos pueden ser representadas como en la Figura 2. Bajo el enfoque del análisis integral cuántico fuzzy se puede decir que

- El método cuántico tradicional forma parte de la metodología fuzzy propuesta.
- El **alumno A**, emite su respuesta de manera correcta. Sin embargo, el proceso de discriminación fue complejo pues es posible visualizar muchas respuestas erradas con fuertes grados de veracidad. Podríamos sospechar que el

tiempo que demandó en este proceso ayudó en la discriminación y en la selección de la respuesta correcta. También es posible sospechar en problemas de concentración.

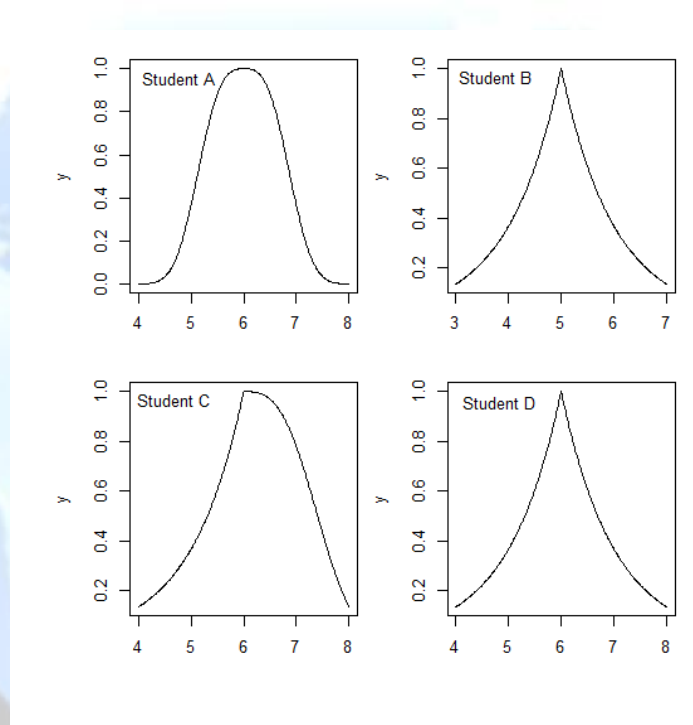


Figura 2: Formas de la función membership para las cuantificaciones de los alumnos A, B, C y D.

- El **alumno B**, emite su respuesta de manera errada. Sin embargo, el proceso de emisión de la respuesta muestra solidez y consistencia en la selección de su respuesta, no existiendo otras alternativas con niveles altos de veracidad, lo que nos permite concluir que su constructor conceptual es consistente aunque errado. Podríamos decir que fue una respuesta emitida al azar y podría ser el reflejo de desconocimiento del concepto. Un análisis desde esta perspectiva permite cuestionarse de manera natural cosas como ¿Quizás se debió a que el 1 no está siendo considerado como divisor general? o tal vez el concepto de divisor que él interiorizó debe ser un número menor que el analizado, entre otras.
- El **alumno C**, emite su respuesta de manera correcta aunque el proceso de

emisión es sumamente interesante pues valores menores que 6 definitivamente no fueron candidatos o distractores con niveles de veracidad significativa. Sin embargo, de modo contrario tiene valores mayores que 6 como posibles candidatos, lo que permite suponer, por ejemplo, que puede existir una confusión entre el concepto de múltiplo y divisor además de sospechar que para él los divisores pueden ser números mayores o iguales al número en cuestión.

- El **alumno D**, emite una respuesta de manera correcta y muestra en su proceso consistencia, de tal manera que si descartamos la respuesta emitida por azar, ésta reflejaría un constructo conceptual claro, coherente y verdadero.

Finalmente, pensemos en el seguimiento y la evolución de un **alumno E** en un semestre cuyas cuantificaciones del aprendizaje 1, 2 y 3 son exactamente iguales a 8.0. Según un análisis tradicional concluiríamos que **NO EXISTE EVOLUCIÓN** mientras que desde la perspectiva de representación integral fuzzy del aprendizaje presentada en la Figura 3 observamos que sí existe evolución, que hay cambios, que sus estructuras conceptuales comienzan a debilitarse, que no se está reflejando consistencia en sus respuestas y que las proyecciones según esta lógica son desfavorables. Por tanto, como profesores, tenemos el deber de reaccionar y planificar intervenciones pedagógicas orientadas a revertir esa secuencia.

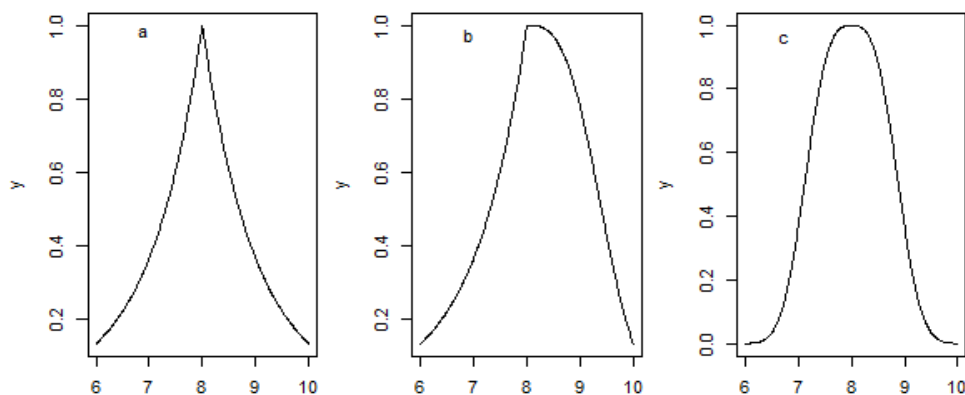


Figura 3: Funciones membership para las notas del primer semestre del alumno E.

CONCLUSION.

Desde el punto de vista de las probabilidades, la cuantificación realizada actualmente sobre el aprendizaje de un alumno tiene probabilidad 0 de coincidir con lo que verdaderamente el alumno sabe o aprendió. Por tanto, asumir que el aprendizaje es una estructura fuzzy, es un planteamiento mucho más concreto que permite hacer interactuar lo convencional, con la información que puede entregar la tecnología, muchas veces imperceptible para el hombre, por tanto el impacto de esta propuesta metodológica es innegable.

Esta propuesta promueve un cambio de mentalidad, en donde la concepción de la naturaleza del aprendizaje que se tiene, cambia y se ubica en un contexto propio a la naturaleza de estructuras donde la imprecisión de las mediciones es un hecho, considerando la relatividad e incerteza de la persona.

La tecnología en la cuantificación nos permite obtener y manipular de manera rápida y eficiente grandes cantidades de información, como por ejemplo registrar procedimientos de cálculos, las veces que se equivoco, borro y comencé nuevamente, podemos registrar hasta el sentido de su mirada, sus nivel de concentración, los tiempos en la emisión de respuestas, la seguridad en su escritura, temperatura corporal, etc.

Todos aquellos que somos profesores y nos preocupamos por el fenómeno del aprendizaje debemos comenzar a reconocer estas limitaciones cuánticas y dar espacio a esta herramienta facilitadora que es la tecnología, para mejorar los procesos de evaluación y cuantificación. Tenemos presente que las funciones de membership o modelos de posibilidades que tenemos para ofrecer aún son limitados pero se está trabajando en ello. Finalmente, lo interesante de esta propuesta metodológica es su conectividad con el análisis convencional y como su unión con la tecnología nos permite caracterizar nuevas estructuras numéricas que atienden de manera natural las características del aprendizaje, como fue presentado en la aplicación.

REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS

Acampora, G. Fenza, G. Muñoz, E. 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. *ESTYLF, Huelva*. 643-648.

Arellano-Valle, R. B., & Genton, M. G. (2005). On fundamental skew distributions. *Journal of Multivariate Analysis*, 96(1), 93-116.

De Barros, L. C., & Bassanezi, R. C. (2006). *Tópicos de lógica fuzzy e biomatemática*. Unicamp-Imecc.

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

Cabrera, E., González, J., Montenegro, E., Nettle, A., & Guevara, M. (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. *Estudios pedagógicos (Valdivia)*, 36(1), 69-84.

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

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

Fernández, A. (1997). Uso de la distribución normal en la evaluación del aprendizaje. *Estudios pedagógicos (Valdivia)*, (23), 51-63.

García, S. (2002). La validez y la confiabilidad en la evaluación del aprendizaje desde la perspectiva hermenéutica. *Revista de Pedagogía*, 23(67), 297-318.

González Campos, J. A., Galvis Soto, D. M., Medina Magdaleno, J. C., & Moreno Reyes, N. A. (2012). Modelo Estocástico de las interconexiones conceptuales en un proceso de aprendizaje en el aula. *Estudios pedagógicos (Valdivia)*, 38(2), 69-84.

González, J. (2013). Distributional assumptions in educational assessments analysis: Normal distributions versus generalized beta distribution in modeling the phenomenon of learning. *Procedia-Social and Behavioral Sciences*, 106, 886-895.

Jacob, R. T., Goddard, R. D., & Kim, E. S. (2014). Assessing the Use of Aggregate Data in the Evaluation of School-Based Interventions Implications for Evaluation Research and State Policy Regarding Public-Use Data. *Educational Evaluation and Policy Analysis*, 36(1), 44-66.

Pulli, K., Baksheev, A., Korniyakov, K., & Eruhimov, V. (2012). Real-time computer vision with OpenCV. *Communications of the ACM*, 55(6), 61-69.

Keeley, J. W., English, T., Irons, J., & Henslee, A. M. (2013). Investigating Halo and Ceiling Effects in Student Evaluations of Instruction. *Educational and Psychological Measurement*, 0013164412475300. 440-457.

Moses, T. and Kim, S. (2012). Evaluating Ranking Strategies in Assessing Change When the Measures Differ Across Time, *Educational and Psychological Measurement*, 78-98.

Mostert, M., & Snowball, J. D. (2013). Where angels fear to tread: Online peer-assessment in a large first-year class. *Assessment & Evaluation in Higher Education*, 38(6), 674-686.

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

Patarapichayatham, C., Kamata, A., & 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.

Remco H. (2012). *Automatic exam correction*. Universiteit van Amsterdam.

MEMORIAS IV CONGRESO INTERNACIONAL PSICOLOGIA Y EDUCACION PSYCHOLOGY INVESTIGATION

Rizon, M., Yuen, C. T., AlMejrad, A., & Alajlan, N. (2010). Real-time iris detection. *Artificial Life and Robotics*, 15(3), 296-301.

Schneider M. and Gowan, P. (2013). Investigating teachers` skills in interpreting evidence of student learning, *Applied measurement in education*, 191-204.

Soto, C., & Jimenez, C. (2011). Aprendizaje supervisado para la discriminación y clasificación difusa. *Dyna*,78(169), 26-33.

Stiggins, R. J. (1991). Facing Challenges of a New Era of Educational Assessment. *Applied Measurement in Education*, 4(4), 263-273.

Asai, H. T. S. U. K. (1982). Linear regression analysis with fuzzy model. *IEEE Trans. Systems Man Cybern*, 12, 903-907.

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.

Thomas, D. R., & Zumbo, B. D. (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., & Sloane, K. (2000). From principles to practice: An embedded assessment system. *Applied Measurement in Education*, 13(2), 181-208.

Zadeh, L. A., Negoita, C. V., & Zimmermann, H. J. (1978). Fuzzy sets as a basis for a theory of possibility. *Fuzzy sets and systems*, 1, 3-28.

Zenisky, A. L., & Sireci, S. G. (2002). Technological innovations in large-scale assessment. *Applied Measurement in Education*, 15(4), 337-362.

Zhang, Z., & Burry-Stock, J. A. (2003). Classroom assessment practices and teachers' self-perceived assessment skills. *Applied Measurement in Education*, 16(4), 323-342.

LINKOGRAFÍA

[1] OpenCV. (n.d.). Retrieved from <http://opencv.org>

[2] AMC Auto Multiple Choice (n.d.). Retrieved from <http://home.gna.org/auto-qcm/>

[3] NVIDIA. (n.d.). CUDA, Programación paralela facilitada. Retrieved from http://la.nvidia.com/object/cuda_home_new_la.html

ANEXOS

[1] Algoritmos de reconocimiento facial con OpenCV (Para sistemas Linux) . Retrieved from <https://code.google.com/p/reconocimiento-facial-opencv/>

[2] Para seguimiento de objetos fundamento del método iterativo de Lucas-Kanade con pirámides. Retrieved from [\http://docs.opencv.org/modules/video/doc/motion_analysis_and_object_tracking.html

RESEÑA

JOSÉ ALEJANDRO GONZÁLEZ CAMPOS

El autor es profesor de matemática y computación, licenciado en Educación de la Universidad de Playa Ancha, Chile. El año 2008 se gradúa como Magister en estadística en la Pontificia Universidad Católica de Valparaíso, Chile. Con su trabajo de tesis en Teoría de respuesta al ítem, fundamentando formalmente muchos de los procesos cuantitativos en ella presentes, proponiendo una serie de índices edumétricos. Fue premiado como mejor egresado. El año 2015 obtiene su doctorado en estadística en la Universidade Estadual de Campinas, Brasil, en donde trabajó la conexión de la estadística y la teoría de conjuntos fuzzy, generando grandes desafíos para la estadística ante esta generalización. En su trabajo de Doctorado hace evidente la incidencia de nuestra naturaleza humana en la formulación de modelos y por tanto afirmación como “verdadero valor del parámetro” son cuestionados. Dado su gran interés en educación, orientó toda su formación hacia los procesos cuantitativos en educación y particularmente en evaluación de aprendizajes, siendo este trabajo una de esas

**MEMORIAS IV CONGRESO INTERNACIONAL PSICOLOGIA Y EDUCACION
PSYCHOLOGY INVESTIGATION**

consecuencias. Actualmente es Académico Jornada Completa de la Universidad de Playa Ancha, Facultad de Ciencias Naturales y Exactas, Departamento de Matemática y Estadística. Además es parte del equipo gestor del Laboratorio Experimental de Saberes Matemáticos. Posee una variada gama de artículos en prestigiosas revistas de educación.

