

# Análisis temporal y pronóstico del uso de las TIC, a partir del instrumento de evaluación docente de una Institución de Educación Superior

Alexandra E. Jácome-Ortega<sup>2</sup>, Erick P. Herrera-Granda<sup>1</sup>, Israel D. Herrera-Granda<sup>1</sup>, Jorge A. Caraguay-Procel<sup>1</sup>, Andrea V. Basantes-Andrade<sup>3</sup>, MacArthur C. Ortega-Bustamante<sup>1</sup>

[ajacome@utn.edu.ec](mailto:ajacome@utn.edu.ec), [epherrera@utn.edu.ec](mailto:epherrera@utn.edu.ec), [idherrera@utn.edu.ec](mailto:idherrera@utn.edu.ec), [jacaraguay@utn.edu.ec](mailto:jacaraguay@utn.edu.ec), [avbasantes@utn.edu.ec](mailto:avbasantes@utn.edu.ec), [mc.ortega@utn.edu.ec](mailto:mc.ortega@utn.edu.ec)

<sup>1</sup> Facultad de Ingeniería en Ciencias Aplicadas, Universidad Técnica del Norte, 100150, Ibarra, Ecuador.

<sup>2</sup> Facultad de Ingeniería en Ciencias Agropecuarias y Ambientales, Universidad Técnica del Norte, 100150, Ibarra, Ecuador.

<sup>3</sup> Facultad de Educación Ciencia y Tecnología, Universidad Técnica del Norte, 100150, Ibarra, Ecuador.

**Pages:** 399–412

**Resumen:** Los instrumentos de evaluación docente que se han aplicado desde septiembre del 2015 en la Universidad Técnica del Norte, han incorporado preguntas referentes al uso de las TIC en la práctica docente. Sin embargo, las preguntas relacionadas con esta actividad no fueron categorizadas con un subcriterio en la estructura de evaluación original, por lo que se diseñó una nueva estructura factorial que permitió extraer los puntajes del uso de las TIC para cada periodo académico, cuya validez y fiabilidad fue demostrada mediante Análisis Factorial Confirmatorio. Los valores promedio de este nuevo componente, se organizaron en una serie temporal, mediante la que se realizó un pronóstico por redes neuronales NNF de los puntajes que se tendrá en los próximos periodos académicos empleando perceptrones multicapa MLP. Los resultados reflejan una tendencia creciente en el uso e incorporación de las TIC en la práctica docente y ratifican esta tendencia para los próximos periodos.

**Palabras-clave:** Evaluación docente; Pronóstico por redes neuronales; Análisis factorial confirmatorio.

## *Algorithm customization to audit database in Higher Education Institutions*

**Abstract:** The teaching evaluation tests, that have been applied since September 2015 at Técnica del Norte University, have incorporated questions regarding the use of ICT in teaching practice. However, the questions related to this activity were not categorized with a sub-criterion in the original evaluation structure, so a new factorial structure was designed, which allowed us to extract the ICT use scores for each academic period, whose validity and reliability was demonstrated

by Confirmatory Factor Analysis. The average values of this new component were organized in a time series, through which a neural network forecast NNF for the next academic periods scores was made using multilayer perceptrons MLP. The results reflect a growing trend in the use and incorporation of ICTs in teaching practice and ratify this trend for the upcoming periods.

**Keywords:** teacher evaluation; factorial confirmatory analysis; neuronal network forecast.

## 1. Introducción

En consecuencia, a los estudios previos realizados en (Jácome et al., 2016) donde se presentó el proceso de implementación de un Sistema Integrado de Información (SIIU) que se efectuó en la Universidad Técnica del Norte Ibarra-Ecuador. Dicho instrumento de evaluación se ha venido aplicando para cada docente durante los últimos siete periodos académicos y está integrada por los componentes: autoevaluación (realizada por el mismo docente), coevaluación de pares (realizada por un par ciego de docentes evaluadores), coevaluación de directivos (realizada por el directivo con cargo inmediato superior al evaluado) y heteroevaluación (realizada por los estudiantes). De los componentes antes mencionados, es de especial importancia el instrumento de heteroevaluación realizado por los estudiantes a quienes el docente imparte sus cátedras para cada periodo académico, debido a que constituye una gran base de datos ya que la universidad cuenta con más de 10 000 estudiantes entre sus programas de grado y postgrado.

Es así que como caso de estudio se tomó a la Facultad de Ciencias Agropecuarias y Ambientales FICAYA, donde cada base de datos para cada periodo académico supera las 7000 observaciones debido a que cada estudiante debe evaluar a todos los docentes que le imparten cátedra en cada periodo académico.

La implementación del instrumento de evaluación en la UTN se realizó a partir del periodo septiembre 2015 – febrero 2016 debido a las normativas vigentes (UTN, 2015) y la estructura factorial del instrumento de evaluación, así como las preguntas que constituyen al mismo se han venido modificando acorde con las necesidades de la institución y la reglamentación vigente.

Desde su implementación el instrumento de evaluación se creó a partir de una estructura factorial que es resultado de los criterios de evaluación que determina la normativa vigente, los cuales se dividen en subcriterios que son los factores de la estructura simple que permite cuantificar el desempeño de cada docente. Por los criterios y subcriterios que constituyen la estructura factorial a partir de la que se generaron los ítems del cuestionario de evaluación docente para el periodo septiembre 2017 – febrero 2018, como se muestran en la tabla 1.

criterio	Subcriterio	Objetivo
Planificación académica (Saber)	Planificación microcurricular	Determinar la existencia de una planificación previa, que identifique los resultados de aprendizaje esperados acorde al perfil de egreso del estudiante.

Experiencias de Aprendizaje (Saber hacer)	Didáctica	Identificar la aplicación de técnicas y métodos de enseñanza utilizados por los docentes.
	Conocimiento	Valorar el criterio del estudiante sobre el conocimiento del docente en el desarrollo de la asignatura.
	Recursos	Valorar la utilización de los recursos y la calidad del ambiente para generar conocimiento.
Evaluación y seguimiento (Saber hacer)	Evaluación	Determinar el uso de herramientas de evaluación y seguimiento de las actividades académicas.
Actitud y compromiso (Saber ser)	Cumplimiento	Establecer el cumplimiento del docente con base en la normativa de la UTN
Proceso enseñanza aprendizaje	Satisfacción del estudiante	Determinar el nivel de satisfacción del proceso de enseñanza – aprendizaje por parte de los estudiantes, mediante la heteroevaluación.

Tabla 1 – Criterios y subcriterios utilizados para la actividad Docencia

A pesar de que la estructura factorial y los criterios y subcriterios se han venido modificando a través para los diferentes periodos, todos los cuestionarios empleados incluyeron preguntas referentes al uso de las TIC que permiten proponer un nuevo componente referente para ellas en la estructura factorial de cada periodo.

Sin embargo como se detalla en (Batista, Coenders y Alonso, 2004), (Toland y De Ayala, 2005), (Martínez et al., 2011), (Zambrano y Gutiérrez, 2018) y (Jácome et al., 2019) la implementación de una estructura factorial mediante un cuestionario de evaluación docente SET (Students Evaluation of Teaching), requiere de la determinación de su validez y fiabilidad, la misma que típicamente se solía realizar mediante el uso paralelo de técnicas como el Análisis Factorial Exploratorio AFE y la determinación de su validez por medio del alfa de Cronbach. Sin embargo el  $\alpha$  de Chronbach (basado en el promedio de las correlaciones), solo estima correctamente la fiabilidad si los ítems son al menos tau-equivalentes, en cualquier otro caso proporciona un límite inferior de fiabilidad, además de presentar problemas de errores no aleatorios en las encuestas y correlación excesiva del sesgo. Además, el modelo del AFE permite que cada ítem dependa de todos los factores comunes, con lo que es imposible demostrar la validez de que cada indicador mida únicamente el factor que se supone debe medir. De esta manera como se demuestra en (Batista et al., 2004) el análisis factorial confirmatorio AFC es la técnica que permite demostrar efectivamente validez y fiabilidad en los constructos.

Uno de los principales objetivos de la creación de una estructura factorial es la reducción de dimensión de los sets de datos en estructuras más simples de variables no correlacionadas con puntuaciones que representen la varianza total de la estructura. Es así que mediante estos componentes o factores se puede extraer información de interés en función de las preguntas que lo componen, por lo que si el nuevo constructo demuestra validez y fiabilidad el puntaje para las TIC puede ser extraído para cada estructura factorial, y su evolución en el transcurso del tiempo, así como el pronóstico de los resultados esperados para los próximos periodos es objeto de estudio del presente trabajo.

Según (Kourenzes et al., 2014) y (Ord, Fildes y Kourenzes, 2017), las redes neuronales como metodología de pronóstico poseen poderosas cualidades de aproximación y modelado autoadaptativo a diferentes tipos de datos, le que les otorga flexibilidad y capacidad de adaptarse a series temporales de tipo lineal y no lineal. Adicionalmente (Kourenzes et al., 2014) demostró que combinando modelos ajustados en datos muestreados a diferentes frecuencias se puede alcanzar mayor precisión de pronóstico en pronósticos de corto, mediano y largo plazo y se encontró pequeñas diferencias entre el empleo de la media o la mediana para el pronóstico, así como se expone las ventajas de la combinación de diferentes modelos para mejorar la precisión y variabilidad de error, sin embargo una metodología para combinarlos efectivamente no ha sido determinada. En (Crone y Kourenzes, 2010), se propone una metodología para la especificación automática de la red neuronal por medio de la variación de los patrones en los datos y frecuencias de tiempo, además se propone un filtro neuronal iterativo que por medio de envoltorios crea modelos candidatos para un determinado número de capas ocultas, nodos ocultos y funciones de activación. Esta metodología automática de modelado MLP demostró sus capacidades en la competencia de pronóstico ESTP 2008 alcanzando la segunda posición basada en los bajos resultados de error medio cuadrado MSE obtenidos en sus predicciones frente a diversas bases de datos, demostrando que una metodología conducida de manera netamente automática no requiere de la intervención humana de un experto para especificar su estructura y ejecutarse correctamente. En (Herrera et al. 2019) se empleó una metodología de pronóstico por redes neuronales multicapa MLP para ejecutar el pronóstico de demanda de agua embotellada para un pequeño fabricante de agua embotellada, donde se verificó inicialmente la descomposición multiplicativa de la serie temporal para analizar su tendencia, aleatoriedad y estacionalidad. Posteriormente, se propuso un modelo de pronóstico aplicando una selección automática de la estructura de la red neuronal. Luego se diseñó una estructura multicapa mejorada en función de varias etapas experimentales de adición de neuronas en las capas ocultas del MLP, y finalmente se compararon los resultados obtenidos con las MLP propuestas y los métodos clásicos de pronóstico, mostrando una considerable reducción del MSE.

## 2. Materiales y Métodos

Como se detalló previamente la evaluación del desempeño de los docentes en la Facultad de Ingeniería en Ciencias Agropecuarias y Ambientales en la Universidad técnica del norte se ha venido desarrollando una vez por semestre desde el segundo periodo académico del año 2015. Sin embargo, el instrumento de evaluación con sus preguntas y componentes ha venido modificándose acorde con la reglamentación vigente y las necesidades de la institución.

De esta manera las preguntas, así como su estructura factorial ha sufrido diferentes modificaciones y en el presente trabajo se desea indagar sobre la evolución del uso de las TIC en el transcurso del tiempo. A demás, teniendo en cuenta que en ninguno de los periodos se dispuso de un criterio o subcriterio en la estructura factorial encargado exclusivamente de cuantificar un puntaje referente al uso de las TIC, y se tuvieron

diversas preguntas relacionadas con este componente de la estructura factorial, se tuvo que diseñar una nueva estructura factorial para cada periodo y evaluar estadísticamente su puntaje, validez y fiabilidad.

Las diversas preguntas relacionadas con este factor, que se tuvieron en los diferentes instrumentos de evaluación empleados en los periodos académicos, se detallan a continuación:

- El/La docente utilizó tecnologías de la información y la comunicación TIC en el proceso de aprendizaje (Internet, aula virtual, proyector, otros)
- El/La docente interactuó con los estudiantes en el aula virtual y/o el office 365
- El/La docente en sus clases utilizó recursos de aprendizaje de su autoría como diapositivas, modelos, esquemas, guías docentes, libros, entre otros
- EL docente durante el curso recomendó bibliografía actualizada de la biblioteca virtual o de la biblioteca física para ejecutar actividades de aprendizaje

Teniendo como componentes a los ítems antes detallados, es importante verificar que se encuentren presentes en cada evaluación para cada periodo, luego se efectuó un análisis factorial confirmatorio, mediante el cual se verificó que el nuevo componente para las TIC en la estructura factorial no afecta la validez del instrumento.

### 2.1. Análisis Factorial Confirmatorio

Inicialmente al ser el Análisis Factorial Confirmatorio (ACF) un test paramétrico, debe cumplir con los supuestos de aditividad, linealidad, normalidad, homogeneidad y homocedasticidad. La aditividad hace referencia a que cada diseño experimental posee un modelo lineal aditivo, donde la varianza de cada observación que pertenece a una estructura factorial es función de la media poblacional más los efectos de las diferentes clasificaciones y error residual. Para verificar que se cumpla este supuesto se determinó el valor de todas las correlaciones bivariadas en todas las variables relevantes. Los análisis estadísticos para el AFC aplicado se desarrollaron empleando el lenguaje de programación R por medio de la librería lavaan, previo a un tratamiento de datos para eliminar los valores atípicos basado en distancias de mahalanobis y cuantiles  $\chi^2$  con un valor de corte para  $p < 0.001$ . Por ejemplo, para el instrumento de evaluación docente correspondiente al periodo septiembre 2017 – febrero 2018, se obtuvo la matriz de correlación que se muestra en la figura 1.

Para que se cumpla el supuesto de aditividad se debe verificar que ninguna de las variables esté perfectamente correlacionada, es por esto que como se visualiza en la figura 1 ninguna de las correlaciones bivariadas alcanzó un valor de más de 0,9. Adicionalmente al ser el AFC un test paramétrico los demás supuestos se verificaron con base en un análisis de falsa regresión, empleando valores aleatorios y estandarizados generados para cada pregunta mediante la distribución  $\chi^2$ . Una prueba de normalidad multivariada que es aplicable en el AFC consiste en verificar que los valores obtenidos para la regresión a partir de los puntajes aleatorios  $\chi^2$  de cada pregunta tengan una distribución normal. La figura 2 muestra de manera gráfica los resultados obtenidos mediante un histograma.

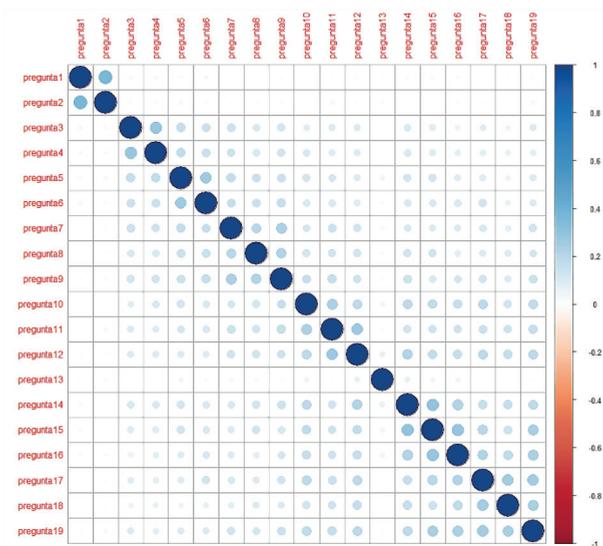


Figura 1 – Matriz de correlación bivariada “corrplot”

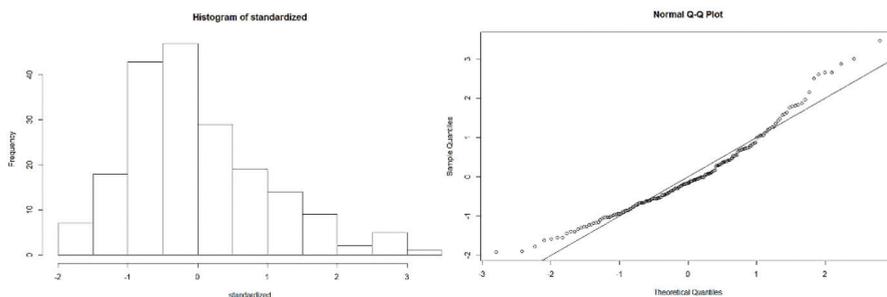


Figura 2 – Histograma y QQ-Plot de los puntajes estandarizados para cada pregunta obtenidos por regresión lineal a partir de valores aleatorios  $\chi^2$

Como se puede visualizar en la figura 2 el supuesto de normalidad multivariada se aceptó ya que la distribución de los valores estandarizados a partir de la regresión se ajusta a una distribución normal centrada en cero. Además, el supuesto de linealidad se aceptó para cada caso ya que como se recomienda en (Jácome et al., 2019) los cuantiles deben cumplir con una tendencia lineal en un intervalo de -2 a 2 para los puntajes estandarizados. Finalmente, los supuestos de homogeneidad y homocedasticidad se verifican por criterio de esfericidad mediante un diagrama de dispersión como se muestra en la figura 3.

A partir del ejemplo mostrado en la figura 4 para el periodo septiembre 2017 – marzo 2018, se puede aceptar homogeneidad de los datos ya que la mayoría de valores del gráfico de dispersión se distribuyen de manera similar en los 4 cuadrantes con ligeros

problemas en de simetría en los cuadrantes superiores. De la misma manera se acepta el supuesto de homocedasticidad ya que no se observa patrones ni tendencias de distribución en los residuos. Una vez verificados los supuestos se procede a evaluar la estructura factorial que se modifica de manera que presente el componente para las TIC en el cual se incluirán las preguntas referentes a esa temática en cada una de las evaluaciones realizadas, por ejemplo para el periodo septiembre 2017 – febrero 2018, la base de datos estuvo compuesta de 7767 encuestas aplicadas de las cuales 699 fueron excluidas por ser datos atípicos, y 19 preguntas de las cuales 4 corresponden al uso de las TIC por lo que la estructura factorial fue modificada como se muestra en la figura 4.

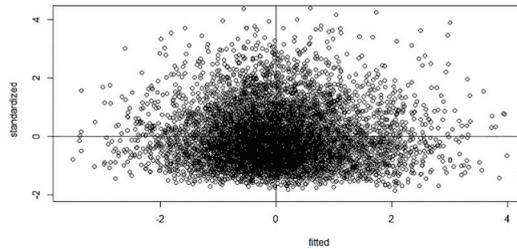


Figura 3 – Scatter plot de los puntajes estandarizados de cada pregunta respecto a los residuos ajustados para cada observación

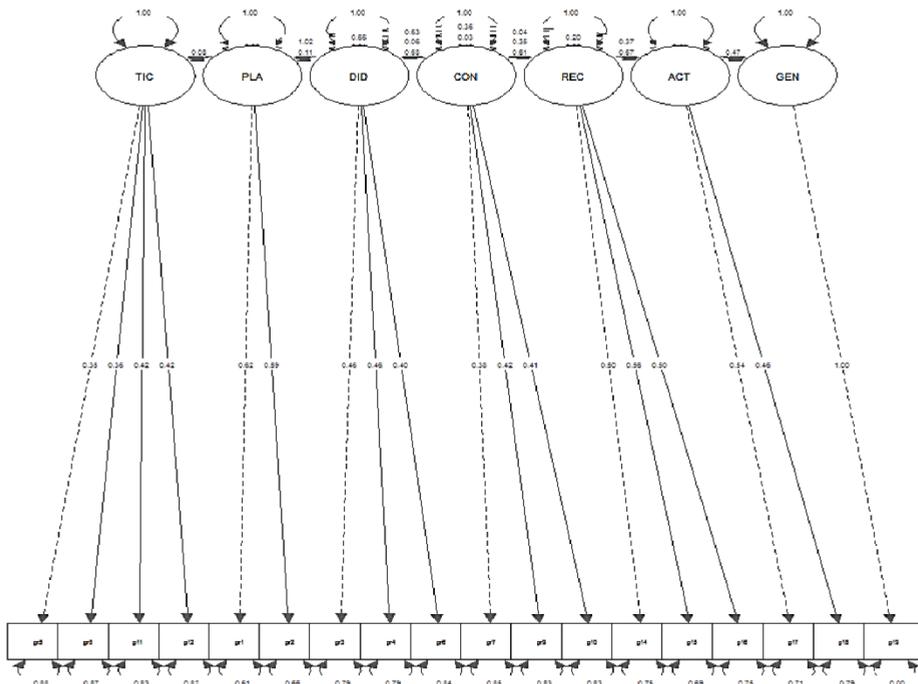


Figura 4 – Estructura factorial (Path diagram) de la estructura factorial implementado el componente TIC

El Análisis Factorial Confirmatorio se puede ejecutar ya que como se detalla en (Batista et al, 2004) todas las saturaciones entre factores e ítems superan a 0.3 y las correlaciones entre factores tienen valores que no se acercan a la unidad. Para demostrar validez y fiabilidad de la estructura propuesta para cada periodo se obtienen los índices de bondad de ajuste mediante la función fitMeasures del paquete lavaan. Por ejemplo, para el periodo septiembre 2017 – febrero 2018 se obtuvieron los índices que se detallan en la figura 5.

npar	fmin	chisq	df	pvalue
54.000	0.048	685.400	99.000	0.000
baseline.chisq	baseline.df	baseline.pvalue	cfi	tli
10305.406	136.000	0.000	0.942	0.921
nnfi	rfi	nfi	pnfi	ifi
0.921	0.909	0.933	0.680	0.943
rni	logl	unrestricted.logl	aic	bic
0.942	-117499.485	-117156.785	235106.970	235477.590
ntotal	bic2	rmsea	rmsea.ci.lower	rmsea.ci.upper
7068.000	235305.991	0.029	0.027	0.031
rmsea.pvalue	rnr	rnr_nomean	srmr	srmr_bentler
1.000	0.015	0.015	0.024	0.024
srmr_bentler_nomean	crmr	crmr_nomean	srmr_mplus	srmr_mplus_nomean
0.024	0.026	0.026	0.024	0.024
cn_05	cn_01	gfi	agfi	pgfi
1271.726	1389.455	0.988	0.982	0.639
mfi	ecvi			
0.959	0.112			

Figura 5 – Ejemplo de índices de bondad de ajuste para el periodo septiembre 2017 – febrero 2018

El índice de ajuste no normado NNFI (Non Normed Fit Index) así como el índice de Tucker y Lewis TLI (Tucker-Lewis Index) alcanzaron un valor de 0.921 lo que entra en el rango de aceptable, el índice comparativo de ajuste CFI (Comparative Fit Index) alcanzó un valor de 0.42 que está en el rango aceptable bordeando el límite de excelente. En cuanto a los estadísticos residuales de ajuste se obtuvo un RMSEA (Root Mean Square Error of Aproximation) de 0.029 y un SRMR de 0.024 valores que se encuentran por debajo de 0.06 lo que los posiciona en el rango de excelente. De esta manera ante los índices obtenidos se puede concluir que no existe indicios de invalidez en la estructura factorial y su fiabilidad queda demostrada.

## 2.2. Pronóstico por redes neuronales

Una vez validadas las nuevas estructuras factoriales para cada periodo, se obtuvieron las puntuaciones medias de desempeño de los docentes para cada periodo a partir de las preguntas que componen al factor TIC en el modelo. Los valores de los puntajes obtenidos y su calificación a manera de porcentaje se detallan en la tabla 2.

Periodo	Puntaje	Porcentaje
Septiembre 2015 – Febrero 2016	3.954	79.08
Marzo 2016 – Agosto 2016	3.817	76.34
Septiembre 2016 – Febrero 2017	4.283	85.66
Marzo 2017 – Agosto 2017	4.490	89.8
Septiembre 2017 – Febrero 2018	4.176	83.51
Marzo 2018 – Agosto 2018	4.355	87.09
Septiembre 2018 – Febrero 2019	4.324	86.48

Tabla 2 – Puntajes promedio del desempeño de los docentes en el componente TIC para cada periodo

Los datos obtenidos para el componente referente al uso de las TIC en la práctica docente muestran valores en general elevados en la puntuación obtenida permitiendo entender en primera instancia un amplio uso y aceptación de las TIC en la práctica docente cotidiana. Sin embargo, como se observa en la figura 6 el comportamiento de los datos en estos primeros siete periodos de evaluación no es lineal por lo que no es sencillo inferir directamente su tendencia o valores esperados para los próximos periodos mediante el uso de métodos de pronóstico estadísticos clásicos. Es por esto que como siguiente etapa de análisis se realizó un pronóstico para los próximos dos periodos, que permitirá tener un criterio más sólido respecto a la evolución de esta variable en el tiempo. Como metodología de pronóstico se seleccionó un pronóstico por redes neuronales multicapa por encima de métodos estadísticos clásicos como ARIMA y suavizamiento exponencial (Crone y Kourentzes, 2010), (Lorente et al., 2019), debido a su buen desempeño y robustez utilizando variables de entrada cuantitativas continuas, además de su capacidad de adaptación a patrones de series temporales determinísticas, estocásticas, de simple o múltiple estacionalidad, tendencias, ciclos, entre otros, en general las redes neuronales son modelos no lineales flexibles que tienen importantes propiedades para aplicaciones de pronóstico y son capaces de encajar en casos lineales y no lineales de diferentes formas (Kourentzes, 2014). A continuación, en la figura 6 se muestra la serie temporal de los puntajes obtenidos en la puntuación en cada semestre, del componente TIC desde mediados del año 2015 hasta mediados del año 2018. Los cuales constituyen la base de datos o variable de entrada cuantitativa continua, a partir de la cual se realiza el modelo de pronóstico.

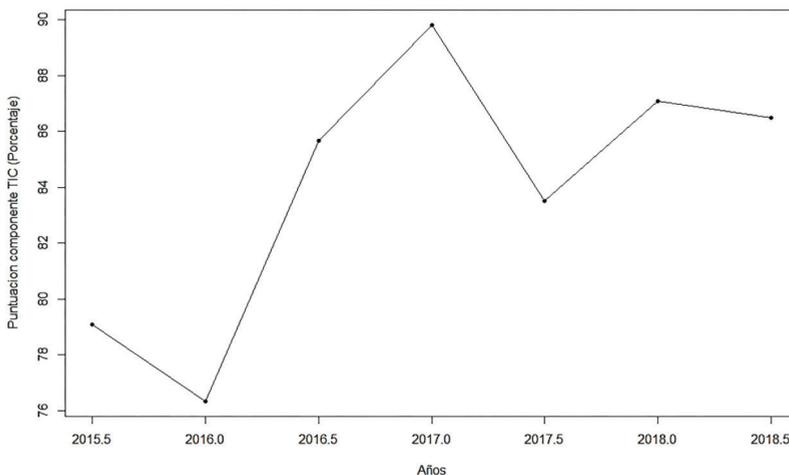


Figura 6 – Serie temporal de los puntajes promedio obtenidos para el componente uso de las TIC obtenidos a partir de la heteroevaluación docente

El modelo empleado para el pronóstico fue desarrollado en el lenguaje de programación R iniciando con una descomposición multiplicativa de la serie temporal que permite visualizar su tendencia, estacionalidad y aleatoriedad. La figura 7 presenta los resultados de la descomposición multiplicativa de la serie temporal.

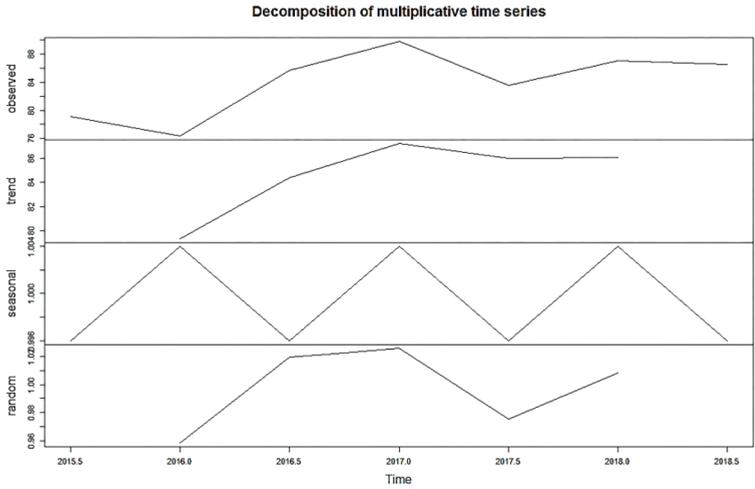


Figura 7 – Descomposición multiplicativa de la serie temporal

Como se puede visualizar en la figura 7, la serie temporal tiene una tendencia creciente que inicia desde el primer periodo del 2016 y posee una estacionalidad que se repite para cada año iniciando desde el segundo periodo de 2015.

### 2.3. Diseño de la red neuronal

La siguiente etapa consiste en el diseño de la red neuronal que ejecutará el pronóstico. Inicialmente empleando el paquete *nnfor* en RStudio se ejecutó un modelo de red neuronal con ajuste automático. En (Crone y Kourentzes, 2010), se demostró que a pesar de la gran variedad de configuraciones y ajustes que se pueden realizar sobre una red neuronal para aplicaciones de pronóstico, una metodología para el modelado automático MLP para series temporales con frecuencias de tiempo arbitraria, brinda excelentes resultados por medio de la ejecución de filtros neurales iterativos para la evaluación de características que permita detectar automáticamente las frecuencias de la serie temporal, coberturas embebidas para construcción de características, transformación de características y selección de características.

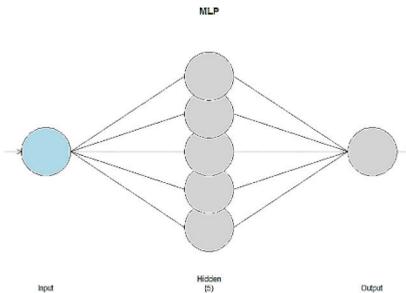


Figura 8 – Estructura de la MLP en configuración automática

De esta manera, mediante la función *mlp* sin rezagos de diferenciación, y diferenciación estacional automática, la red neuronal en configuración automática entregó un modelo multicapa con 5 nodos en una capa oculta, 1 regresor y ejecutada con 20 repeticiones, la cual entregó un error cuadrático medio de 0.5139. La estructura de la red neuronal se presenta en la figura 8, si bien el MSE obtenido es aceptable, este se puede mejorar mediante técnicas de reconfiguración en las capas ocultas de la red neuronal, reentrenamiento y mejoramiento (Herrera et al. 2019).

### 3. Resultados y discusión

En la tabla 2 se muestran las pruebas y modificaciones experimentales efectuadas en las capas ocultas de la red neuronal multicapa se efectúan añadiendo neuronas en la capa 1 hasta el punto donde la reducción del MSE deja de ser considerable, en ese momento se avanza a modificar la capa 2 añadiendo neuronas y finalmente se procede con la capa 3. Cabe recalcar que la adición de neuronas mejora la precisión de la MLP pero provoca mayor costo computacional y tiempo de ejecución por lo que se procede hasta que la disminución del MSE deja de ser considerable, como se muestra en la tabla 3.

Capa oculta 1			Capa oculta 2			Capa oculta 3		
Código entrenamiento	Nº. de neuronas	MSE	Código de entrenamiento	Nº. de neuronas	MSE	Código de entrenamiento	Nº. de neuronas	MSE
Fito1_1	2	8.8832	Fito2_1	1	0.0503	Fito3_1	1	0.0176
Fito1_2	2	8.4191	Fito2_2	2	0.0308	Fito3_2	2	0.0070
Fito1_3	3	7.9281	Fito2_3	3	0.0218	Fito3_3	3	0.0056
Fito1_4	4	0.1561	Fito2_4	4	0.0288	Fito3_4	4	0.0028
Fito1_5	5	0.1268	Fito2_5	5	0.0227	Fito3_5	5	0.0028
Fito1_6	6	0.0667	Fito2_6	6	0.0164	Fito3_6	6	0.0017
Fito1_7	7	0.0976	Fito2_7	7	0.0188	Fito3_7	7	0.0017
Fito1_8	8	0.0949	Fito2_8	8	0.0179	Fito3_8	8	0.0009
Fito1_9	9	0.0673	Fito2_9	9	0.0210	Fito3_9	9	0.0008
Fito1_10	10	0.0560	Fito2_10	10	0.0176	Fito3_10	10	0.0007
Fito1_11	11	0.0618	Fito2_11	11	0.0248	Fito3_11	11	0.0003
Fito1_12	12	0.0639	Fito2_12	12	0.0284	Fito3_12	12	0.0006

Tabla 3 – Experimentos para mejorar la configuración de las capas ocultas

De los experimentos efectuados mediante la adición de neuronas en las capas ocultas se logró una reducción del MSE hasta  $3 \times 10^{-3}$ , con un modelo de 3 capas ocultas con 10, 10 y 11 neuronas respectivamente con retrasos univariados cada 2 periodos y ejecutada con 200 repeticiones. Una vez alcanzada esta estructura mejorada, se procede a reentrenar a la red durante 7 etapas con 20 repeticiones cada una. Los resultados de la etapa de reentrenamiento se muestran en la tabla 4.

Etapa	Fit 1	Fit 2	Fit 3	Fit 4	Fit 5	Fit 6	Fit 7
MSE	0.0003	0.0003	0.0006	0.0001	0.0002	0.0005	0.0005

Tabla 4 – Etapas de reentrenamiento de la red neuronal multicapa

Finalmente la estructura de la red neuronal del modelo Fit\_4 obtuvo un MSE de  $1 \times 10^{-3}$  y su estructura así como el pronóstico para los 2 próximos periodos y su serie temporal se muestran en las figuras 9 y 10.

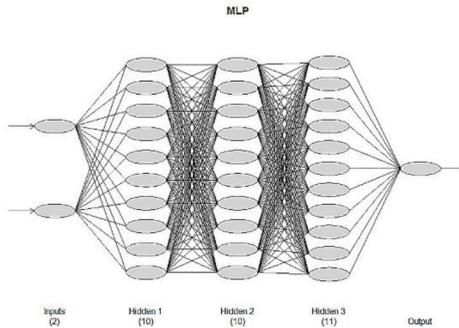


Figura 9 – Estructura del perceptrón multicapa MLP reentrenado empleado para el pronóstico

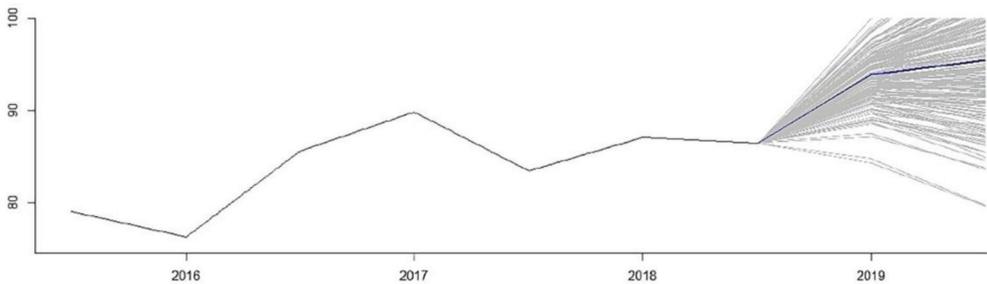


Figura 10 – Serie temporal obtenida para el uso de las TIC incorporado el pronóstico para los periodos marzo 2019 - agosto 2019 y septiembre 2019 – febrero 2020

Finalmente, los valores del pronóstico correspondientes a los puntajes en el uso de las TIC por parte de los docentes y sus correspondientes porcentajes se detallan en la tabla 5.

Periodo	Puntaje	Porcentaje
Marzo 2019 - Agosto 2019	4.691	93.82
Septiembre 2019 – Febrero 2020	4.767	95.34

Tabla 5 – Pronóstico de puntajes promedio del desempeño de los docentes en el componente TIC para los próximos periodos académicos

### 3. Conclusiones

La construcción de una estructura factorial permite reducir la dimensionalidad de un constructo ya sea en componentes principales PCA o factores AFE dependiendo del caso. En el caso del instrumento de evaluación docente de la UTN se aplicó una estructura de factores ya que a partir de estos se diseñan las preguntas que compondrán al constructo. Sin embargo, al disponer de las bases de datos con las respuestas completas de cada una de las más de 7000 encuestas obtenidas en cada periodo se pueden proponer nuevas estructuras factoriales que permitan extraer nuevos componentes que sean de interés en la investigación, o incluso sugerir modificaciones para que el constructo existente vaya mejorando, lo que se puede verificar a través de sus fit índices.

En este caso de estudio se diseñaron nuevas estructuras factoriales para cada periodo que permitieron emplear un nuevo constructo que incorpore el componente de las TIC, demostrando que esto no afecta la validez ni la fiabilidad del instrumento, y permitiendo extraer los puntajes para el uso de las TIC en cada periodo.

Una vez obtenidas las puntuaciones promedio de los promedios de las puntuaciones de los docentes de la FICAYA en el uso de las TIC, se creó una serie temporal que, mediante su descomposición multiplicativa, permitió analizar su estacionalidad, aleatoriedad y tendencia. El objetivo principal de la presente investigación fue verificar la tendencia de la puntuación de uso de las TIC que los docentes obtuvieron en el transcurso del tiempo para las evaluaciones realizadas, notándose una tendencia creciente que se ha ratificado incluso mediante un pronóstico por redes neuronales multicapa de los puntajes que se esperan para los próximos dos periodos donde se obtuvieron valores de 93.82 y 95.34 respectivamente con un MSE de 0.0001 lo que permite inferir que la tendencia de crecimiento de este puntaje se mantendrá en los próximos periodos.

Finalmente, se puede concluir que la implementación y uso de las TIC en la práctica docente en la UTN ha mejorado y mantiene su tendencia creciente guardando estrecha relación con la implementación del sistema de evaluación docente, ya que en la serie temporal inicialmente se presentaba una tendencia decreciente que pasó a convertirse en creciente a partir de la implementación de dicho sistema.

### Referencias

- A. Jácome, J. Caraguay y J. García, «Portafolio electrónico integrado, gestor de evidencias para cumplimiento de indicadores de calidad,» de Sexta Conferencia de Directores de Tecnología de Información, TICAL2016, Buenos Aires, 2016.
- U. T. d. Norte, «Reglamento de evaluación integral de desempeño del personal académico de la UTN,» Ibarra, 2015.
- M. Toland y R. De Ayala, «A MULTILEVEL FACTOR ANALYSIS OF STUDENTS' EVALUATIONS OF TEACHING,» Educational and Psychological Measurement, vol. 65, n° 2, pp. 272 - 296, 2005.
- A. Zambrano y E. Gutiérrez, «Análisis multivariado de la evaluación docente estudiantil. Un caso de estudio,» Comunicaciones en Estadística, vol. 11, n° 1, pp. 129 - 150, 2018.

- M. Martínez, J. Carot, J. Jabaloyes y M. Zarzo, «A multivariate method for analyzing and improving the use of student evaluation of teaching questionnaires: a case study,» *Qual Quant* (2011) Springer Science+Business Media B.V. , n<sup>o</sup> 45, pp. 1415 - 1427, 2010.
- J. Batista, G. Coenders y J. Alonso, «Análisis Factorial Confirmatorio. Su utilidad en validación de cuestionarios relacionados con la salud,» *Med. Clin.*, vol. 1, n<sup>o</sup> 122, pp. 21 - 27, 2004.
- Ord K., Fildes R., Kourentzes N. (2017) *Principles of Business Forecasting* 2e. Wessex Press Publishing Co., Chapter 10.
- Kourentzes N., Barrow B.K., Crone S.F. (2014) Neural network ensemble operators for time series forecasting. *Expert Systems with Applications*, 41(9), 4235-4244.
- Kourentzes, N., Petropoulos, F., Trapero, J. R., 2014. Improving forecasting by estimating time series structural components across multiple frequencies. *International Journal of Forecasting* 30 (2), 291–302.
- Crone S.F., Kourentzes N. (2010) Feature selection for time series prediction – A combined filter and wrapper approach for neural networks. *Neurocomputing*, 73(10), 1923-1936.
- Herrera I., Chicaiza J., Herrera E., Lorente L., Caraguay J., Santillán I. & Peluffo D. (2019), Artificial Neural Networks for Bottled Water Demand Forecasting: A Small Business Case Study. *Advances in Computational Intelligence*. Springer cham. DOI: 10.1007/978-3-030-20518-8\_31
- Lorente L., Pavón J., Montero Y., Herrera I., Herrera E., Peluffo & D. (2019), Artificial Neural Networks for Urban Water Demand Forecasting: A Case Study. *Journal of Physics Conference Series* DOI: 10.1088/1742-6596/1284/1/012004

© 2019. This work is published under <https://creativecommons.org/licenses/by-nc-nd/4.0/>(the “License”). Notwithstanding the ProQuest Terms and Conditions, you may use this content in accordance with the terms of the License.