

**Predicción de valores léxico-afectivos para un conjunto de emociones complejas  
mediante análisis de semántica distribucional**

**Lexical-affective value prediction on a complex emotion set via distributional semantics  
analysis**

Matías M. Yerro Avincetto<sup>1</sup>, Jorge R. Vivas<sup>2</sup>, Mariela A. González<sup>3</sup> y Lucía I. Passoni<sup>4</sup>

<sup>1</sup>Instituto de Psicología Básica Aplicada y Tecnología (IPSIBAT).

<https://orcid.org/0000-0001-9572-6565>. E-mail: [matias.yerro@gmail.com](mailto:matias.yerro@gmail.com)

<sup>2</sup>Instituto de Psicología Básica Aplicada y Tecnología (IPSIBAT).

<https://orcid.org/0000-0001-8648-2562>. E-mail: [jvivas@mdp.edu.ar](mailto:jvivas@mdp.edu.ar)

<sup>3</sup>Instituto de Investigaciones Científicas y Tecnológicas en Electrónica (ICYTE).

<https://orcid.org/0000-0003-1399-4211>. E-mail: [mazulgonzalez@fi.mdp.edu.ar](mailto:mazulgonzalez@fi.mdp.edu.ar)

<sup>4</sup>Instituto de Investigaciones Científicas y Tecnológicas en Electrónica (ICYTE). Instituto de Sistemas Inteligentes. Universidad Atlántida Argentina.

<https://orcid.org/0000-0001-5923-597X>. E-mail: [isabel.passoni@atlantida.edu.ar](mailto:isabel.passoni@atlantida.edu.ar)

Este trabajo ha sido realizado con el aporte de un subsidio al proyecto denominado «Núcleo del significado de los conceptos emocionales. Delimitación por medio de técnicas de inteligencia computacional», enmarcado en los Proyectos de Investigación Interfacultades orientados a la Investigación Básica (PI2Ba) de la Universidad Nacional de Mar del Plata (Argentina).

Instituto de Psicología Básica, Aplicada y Tecnología (IPSIBAT).

Consejo Nacional de Investigaciones Científicas y Técnicas –

Universidad de Mar del Plata (CONICET-UNMDP)

Mar del Plata, Provincia de Buenos Aires, Argentina.

## Resumen

La semántica distribucional desarrolla métodos y técnicas para atribuir significado a las palabras por medio de las cuales estudia las propiedades distribucionales de grandes muestras de datos lexicales. Complementariamente, la información léxico-afectiva, representada usualmente por las dimensiones valencia y activación, se deriva del uso social de un término y, por tanto, puede ser inferida mediante el estudio de los contextos en los cuales aparece dicho término. En este trabajo se pone en consideración la utilidad de un método de estimación computacional de valores léxico-afectivos mediante la semántica distribucional para el idioma español. A través de la adaptación española del ANEW<sup>1</sup>, se realizaron dos procedimientos. Por un lado, se comparó el método computacional de obtención de los valores de valencia y arousal, mediante regresiones lineales contra un modelo basado en redes neuronales que demostró el mejor ajuste de este último. Y por otro, se estimaron los valores léxico-afectivos para un conjunto de emociones complejas, para el que se comparó tal estimación, computacionalmente calculada con datos empíricos extraídos de otra comunidad lingüística (versión argentina), diferente a la cual dio origen a los datos con los cuales se entrenó el modelo (versión española). Entre estas estimaciones computacionales y los datos empíricamente derivados se encontraron correlaciones comparables a las halladas entre diferentes grupos etarios, géneros o regiones geográficas. Estos resultados dan cuenta de una llamativa base común de la lengua que permite una exploración de la carga afectiva de las palabras mediante semántica distribucional.

*Palabras clave:* semántica distribucional, información léxico-afectiva, valencia, activación, ANEW

## Abstract

The tradition of dimensional models in the study of emotions suggests that affective space is better defined by a small number of non-specific general dimensions. This dimensional

---

<sup>1</sup> Un mes después de haber sido enviado a revisión este trabajo se publicó la adaptación argentina del ANEW.

perspective in the study of emotions postulates that the minimal entities of representation are dimensions such as valence (attraction vs. rejection) and arousal (level of activation). Data collection in this perspective is done through the laborious process of resorting to the estimates of hundreds of people who must decide on a continuum of two dimensions: how positive or negative the object to which the concept alludes is, and what level of arousal it generates. To do so, generally, an image-based questionnaire developed to measure an emotional response is used, called SAM (Self Assessment Manikin), which is a set of synthesized drawings that can be used to guide the participants' response. As can be noted, the volume and quality of the procedures used to study these affective variables associated with concepts involves an arduous process of data collection and processing. The complexity of this work, due to the enormous amount and type of data, makes computational intelligence a very useful and novel tool for its approach in order to obtain reliable and reproducible results. Processing by means of distributional semantics obtains the meaning of a word by locating the context in which it appears through an intelligent search in large volumes of electronically stored data. Lexical-affective information, represented by the valence and activation dimensions, is a type of information that seems to be represented by the social use of a term and, therefore, it is plausible to infer it by studying the contexts in which the term appears. In this paper we consider the plausibility of the application of the method of estimating lexical-affective values by means of distributional semantics for the Spanish language. In order to achieve this objective, the Spanish adaptation of the ANEW is used for this purpose and, two procedures were carried out. On the one hand, the most traditionally used computational method of estimation by means of linear regressions was compared with a model based on neural networks, which showed the better fit of the latter. On the other hand, lexical-affective values were estimated for a set of complex emotions and, in order to verify the strength of the results, such estimation was compared with empirical data taken and

processed in a linguistic community (Argentine), different from the community that gave rise to the data with which the computational model was trained (Spanish). The results have been very encouraging since, between the computationally derived estimates and the empirically derived data with the Argentine population, correlations were found to be sufficiently strong and comparable to those that can be found when the same comparison is made between empirically derived results with different age groups, or between different genders, or when comparing different geographical regions. These results point to a striking common base of the language, a basic common core of concepts, which can be explored by means of the procedures and techniques of distributional semantics.

*Keywords:* distributional semantics, lexical-affective information, valence, arousal, ANEW, Spanish

### **Introducción**

La tradición de los modelos dimensionales en el estudio de las emociones sugiere que el espacio afectivo queda mejor definido por un número pequeño de dimensiones generales no específicas (Barrett, 1998), a lo largo de las cuales se localizan los estados emocionales concretos. Este modelo, que originalmente fue propuesto por Wundt, incluye tres dimensiones con distinto nivel de capacidad predictiva. La valencia afectiva –que se estima como un continuo que va desde lo agradable a lo desagradable–, el nivel de activación –también llamado arousal, cuyo escalamiento va de la calma a la excitación– y, finalmente, la dominancia, que representa un continuo constituido por el eje control o aproximación vs. sumisión o evitación.

Aunque no existe un acuerdo unánime sobre los componentes básicos de las emociones (Barrett y Russell, 1999; Fontaine et al., 2007), la mayoría de los modelos dimensionales actuales reconocen que la valencia y el arousal son las dimensiones fundamentales sobre las cuales asentar el grueso de sus explicaciones (Barrett, 1998; Kuppens et al., 2012). El

dominio, como tercera dimensión, no ha tenido una gran acogida en la literatura (Montefinese et al., 2014), por no ser un buen predictor de la varianza de los juicios afectivos (Bradley y Lang, 1994; Lang et al., 2008) y por estar fuertemente correlacionado con la valencia (Warriner et al., 2013).

Las dimensiones de valencia y arousal, en cambio, han promovido un gran interés y han mostrado poseer una incidencia sustantiva en diversos procesos cognitivos básicos. Así, por ejemplo, se ha demostrado su participación en la atención (Mathewson et al., 2008), en el procesamiento lexical (Kousta et al., 2009; Kuperman et al., 2014; Syssau y Laxén, 2012), en el aprendizaje de nuevos conceptos abstractos (Ponari et al., 2020), y se ha puesto de manifiesto su participación en el recuerdo, tanto en la memoria de corto como de largo plazo (Kensinger y Corkin, 2003; Majerus y D'Argembeau, 2011; Mammarella et al., 2013; Monnier y Syssau, 2008).

Para operativizar la captura de esta información se ha utilizado, habitualmente, una escala basada en representaciones icónicas de figuras humanoides que caricaturizan alegría o tristeza y tensión o tranquilidad. Este instrumento usado para capturar respuestas emocionales fue denominado SAM (*Self Assessment Manikin*) por sus creadores, Bradley y Lang (1994).

De este modo, la valencia y el arousal son características escalables que reflejan experiencias subjetivas y asociaciones con objetos, eventos y palabras particulares. Los valores para estas variables, generalmente, se recopilan a través de estimaciones realizadas por personas, en las que los participantes son expuestos a diferentes estímulos (generalmente listas de palabras) y se les pide que digan cuán felices o tristes, o cuán activos o tranquilos los hace sentir cada estímulo. En una escala típica de valencia se les solicita a las personas que estimen cuándo una palabra dada se refiere a algo positivo o negativo (generalmente, entre muy agradable y muy desagradable). En las escalas de activación se solicita a las personas que evalúen hasta

qué punto una palabra dada se refiere a algo que produce excitación o calma. En un extremo de esta escala, se siente completamente excitado, en el otro, totalmente relajado.

Los resultados de estas trabajosas compilaciones de conjuntos extensos de datos se vuelcan, usualmente, en lo que se denominan normas léxico-afectivas. Las más influyentes han sido las desarrolladas por Bradley y Lang (1999) y se conocen con el nombre ANEW debido a su acrónimo en inglés (*Affective Norms for English Words*).

Si bien existen diferentes conjuntos de datos de palabras que incluyen información léxico-afectiva (Bonin et al., 2003; Redondo et al., 2005; Stadthagen-González et al., 2017; Stadthagen-González et al., 2018), las más conocidas usualmente incluyen las 1034 palabras presentes en el ANEW, las cuales se han explorado y publicado en varios idiomas. Así, en español ibérico (Redondo et al., 2007); en francés (Monnier y Syssau, 2013); alemán (Kanske y Kotz, 2010; Lahl et al., 2009; Võ et al., 2009); polaco (Imbir, 2015); finlandés (Söderholm, Häyry, Laine y Karrasch, 2013); italiano (Montefinese et al., 2014), y holandés (Moors et al., 2013). También en portugués europeo (Soares et al., 2012) y brasileño (Kristensen et al., 2011) y, recientemente, en español rioplatense (Sarli y Justel, 2021).

Existen evidencias de comunalidades léxico-afectivas en la población de habla hispana. Por ejemplo, Delgado et al. (2020) reportan evidencia que sustenta la similaridad en frecuencia de uso de 100 etiquetas emocionales, para ocho grandes variedades geográficas del español, lo que sugiere la posibilidad de utilizar las mismas etiquetas emocionales en distintos países, sin la necesidad de realizar una adaptación transcultural. Más específicamente, al considerar las variables léxico-afectivas que son el objeto del presente trabajo, se observa un alto nivel de correlación entre diferentes poblaciones lingüísticas. Redondo et al. (2005) reportan que las medidas de valencia obtenidas en su trabajo correlacionan de manera elevada ( $r = .81, p < .001$ ) con las obtenidas por López-Burló en 1985 (citado en Redondo et al., 2005) y que tienen un 66 % de varianza compartida. Hinojosa et al. (2016) dividieron su muestra en dos

grupos al azar, con el objetivo de evaluar la precisión de sus puntajes normativos. Con respecto a sus valores de activación, la correlación intermuestral (Spearman-Brown) fue de  $r = .89$  (desde  $r = .73$  hasta  $.99$ ). En cuanto a la valencia,  $r = .94$  (desde  $r = .77$  hasta  $.99$ ). Hinojosa et al. (2016), además, exploraron las diferencias de género existentes en su muestra. La correlación entre hombres y mujeres para valencia fue de  $r = .83$  y para activación de  $r = .66$ . Redondo et al. (2007) reportaron, además, correlaciones entre las normas españolas y estadounidenses respecto a valencia, activación y dominancia, para mujeres, hombres y ambos géneros, cuyos valores se ubican entre  $.92$  y  $.54$ . Cósio et al. (2019) compararon las puntuaciones de sus normas en croata con normas en español e inglés, por lo que obtuvieron para valencia correlaciones de  $.88$  y  $.86$ , respectivamente, y para activación las correlaciones fueron de  $.68$  y  $.60$ . Sarli y Justel (2021), al comparar las versiones rioplatense e ibérica del ANEW, encontraron una correlación de valencia de  $r = .933$ , mientras que la correlación de activación entre ambos conjuntos fue de  $r = .756$ . Este nivel de consistencia entre puntuaciones entre diferentes lenguas sugiere un llamativo nivel de homogeneidad transcultural.

### **La semántica distribucional**

Como se puede observar, el volumen y calidad de los procedimientos, utilizados para estudiar estas variables afectivas asociadas a conceptos, supone un proceso arduo de recolección y procesamiento de datos. Los ingentes esfuerzos, los grandes volúmenes de personas, la colecta lenta de datos y los problemas de depuración y de fatiga hacen que las bases disponibles remitan a una cantidad relativamente limitada de términos. En este contexto, se entiende que la inteligencia artificial, en particular el aprendizaje automático a partir de datos utilizando redes neuronales artificiales, puede constituirse en una herramienta útil, productiva y novedosa para su abordaje (Casallar et al., 2015), con el fin de obtener resultados confiables y reproducibles, y ese es el espíritu primordial que guía este trabajo.

En este sentido, una manera posible de sortear este escollo tiene su origen en las teorías de la semántica distribucional (Boleda, 2020; Firth, 1957). Estas teorías se sustentan en la hipótesis distribucional de Harris (1954): “Las palabras que ocurren en contextos similares tienden a tener significados similares”. Los modelos de semántica distribucional permiten, entonces, la representación de palabras mediante su ubicación en un espacio multidimensional de coocurrencias. Si bien han sido numerosos los modelos basados en semántica distribucional desarrollados y aplicados hasta la fecha, poco se ha avanzado en la exploración de los diversos tipos de información implícita, contenidos en los espacios multidimensionales de palabras (Utsumi, 2020).

Para explorar la información contenida en los vectores distribucionales de palabra, la metodología consistió en el entrenamiento de modelos de inteligencia artificial que identifiquen la relación entre los valores de un conjunto de palabras con su correspondiente representación vectorial y, posteriormente, evaluar la bondad de su ajuste con aquellas palabras que no han sido entrenadas previamente para dicho modelo.

Históricamente, uno de los modelos más relevantes para el tratamiento computacional de textos ha sido el Análisis Semántico Latente (LSA - *Latent Semantic Analysis*). El LSA atribuye significado a las palabras mediante la búsqueda en voluminosos textos que involucren un conjunto de conceptos que relacionan los documentos y términos. Asume que las palabras que tienen un significado cercano aparecerán en fragmentos de texto similares. El LSA fue desarrollado inicialmente por Landauer y Dumais en 1997 y constituye una técnica de procesamiento del lenguaje natural, en particular de semántica distributiva, para analizar las relaciones entre un conjunto de documentos y los términos que contienen. De lo que se trata, entonces, es del descubrimiento de estructuras ocultas para el que se usó la semántica latente en el discurso (Valle Lisboa y Mizraji, 2007).



A partir de la década pasada, se ha comenzado a explorar con creciente éxito la información afectiva contenida en grandes volúmenes de datos por medio de modelos de semántica distribucional (Hollis et al., 2017; Lenci et al., 2018; Recchia y Louwerse, 2015).

Bestgen y Vincze (2012) han propuesto utilizar el LSA para predecir valores de valencia, activación y dominancia extraídos de las normas ANEW. La técnica por ellos utilizada para calcular el valor de una palabra desconocida, es tomar los  $k$  vecinos más cercanos con valores conocidos y promediar dichos valores. Esta técnica es conocida como  $k$ -vecinos más cercanos. Con este método lograron correlaciones significativas entre los valores predichos y los empíricamente derivados.

Recchia y Louwerse (2015), a través de un modelo similar basado en conteo al que se incorporaron variables de palabra como cantidad de letras y frecuencia léxica para calcular la similitud entre las palabras, lograron mejorar el ajuste en la predicción.

Mandera et al. (2015) se propusieron comparar dos modalidades de extrapolación: por un lado, al seguir el método de los  $k$ -vecinos más cercanos y, por otro, al utilizar bosques aleatorios (una técnica basada en la sumatoria de pequeños árboles de decisión). Si bien estos autores mejoraron escuetamente los resultados previos, también son críticos y cautos respecto a los artefactos que estos métodos podrían introducir.

Otro modo más reciente de estimar valores afectivos en espacios de semántica distribucional es mediante la regresión lineal (Hollis et al., 2017; Van Paridon y Thompson, 2021). A partir de los vectores de palabras, se calcula el aporte relativo de cada una de las dimensiones que los constituyen a la variable que se estaba buscando. De esta manera, se asocia cada uno de los componentes del vector de palabra a un valor que estima su contribución. Estos modelos de estimación mediante regresión lineal han mejorado los resultados con respecto al método anterior de  $k$ -vecinos más cercanos.

Si bien la bibliografía muestra trabajos previos con un objetivo similar al presente, es de notar que ninguno de ellos ha utilizado palabras ni bases digitales en español.

### **Las redes neuronales artificiales**

Con el objeto de mejorar el nivel de ajuste entre las estimaciones computacionales y su correlato empírico, en este trabajo se ha optado por la utilización de redes neuronales, ya que sus propiedades indican que son buenos aproximadores de funciones (Csáji, 2001, Haykin, 2010). En nuestro medio, las redes neuronales han sido utilizadas exitosamente en variados problemas de modelación y estimación de fenómenos de índole neuropsicológica y cognitiva (Musso et al., 2020; Zanutto et al., 2020, entre otros). La originalidad de esta propuesta es que hasta la fecha no se reportan trabajos que hayan utilizado redes neuronales para la estimación de valores léxico-afectivos en semántica distribucional.

### **Variables afectivas, semántica distribucional y redes neuronales artificiales**

De este modo y con estos antecedentes, se puede enunciar el propósito teleológico del presente trabajo, o sea estimar valores de valencia y activación para un conjunto de etiquetas verbales que designan emociones complejas en español. Para ello, se persiguieron dos objetivos: por un lado, contribuir a mejorar los procedimientos técnicos y computacionales de estimación de valores afectivos y, por otro, generar una estimación de dichos valores para un conjunto de etiquetas verbales de emociones complejas.

Más específicamente, se realizan dos procedimientos para cumplir dichos objetivos. En el primero, se utilizaron métodos basados en redes neuronales para mejorar el ajuste de la estimación respecto a la obtenida mediante regresiones lineales. En el segundo, se realizó una inferencia transcultural mediada por semántica distribucional. Esto es, usar una base de español ibérico para entrenar el modelo, por la que se generan estimaciones y se las comparan con datos obtenidos en población argentina.

Como producto aplicado, resultante de esta técnica, se propuso obtener los valores de las variables psicolingüísticas de valencia y activación para el conjunto de 72 reactivos utilizados en la baremación argentina del Test de la Mirada (Román et al., 2012). Se seleccionó este conjunto de datos por una razón fundamental: el análisis de los aspectos pragmáticos de las etiquetas verbales elegidas para denominar miradas posee una destacada capacidad para ser sometido a la consideración, involucramiento y ojo crítico del lector.

Como se puede observar, la atribución de significados para caracterizar etiquetas verbales referidas a emociones complejas requiere, en gran medida, la movilización de parámetros de la Teoría de la Mente (Aguilar et al., 2020). Así, se eligieron como reactivo, las etiquetas verbales de emociones complejas pues, además de demostrar la eficiencia y la eficacia del método aquí propuesto, este tipo de reactivo pone en juego la posibilidad de comprobar la congruencia semántica entre los resultados obtenidos por medio de redes neuronales y su razonable resonancia cognitiva y cultural.

### **Métodos y técnicas**

#### **Procedimiento 1 – Comparación de modelos computacionales**

**Materiales:** Los datos de valencia y activación se extrajeron de la adaptación española del ANEW (Redondo et al., 2007).

**Técnica:** Para el procesamiento computacional de las palabras, se usó un modelo preentrenado de *Fast Text* (Grave et al., 2018). *Fast Text* es una librería dedicada a la representación y clasificación de textos y se utilizó únicamente su sistema de representación. El procesamiento transforma a cada palabra en un vector. Una de las ventajas que presenta este método, respecto a otros modelos de procesamiento de lenguaje natural, es su capacidad de producir vectores para cualquier palabra, incluso para no palabras. Los vectores de palabras son construidos a partir de los vectores de las subcadenas de caracteres contenidos en ella. En el caso del español, este modelo permite ubicar a las diferentes instancias de flexión

verbal o nominal de un mismo concepto en un espacio vectorial próximo, debido a la comunalidad de sus subcadenas constituyentes.

El modelo *Fast Text* utilizado fue entrenado para usar dos *corpora* de textos en español. Por un lado, la versión en español de *Wikipedia* y, por otro, un enorme *corpus* llamado *Common Crawl*, constituido por páginas web, diarios, blogs, entre otros conjuntos de texto digitalizado en español. El modelo final permite representar cada palabra del idioma por medio de un vector de dimensión 300. Al utilizar los vectores de *Fast Text* para cada una de las palabras utilizadas como datos de entrada y sus valores correspondientes de valencia y activación como datos de salida, se entrenaron redes neuronales que siguieron el procedimiento que se describe a continuación. Se utilizaron redes neuronales del tipo perceptrón multicapa, que fueron programadas en *Python*. La arquitectura básica de cada red neuronal consistió en una capa de entrada de 300 nodos (acorde a la salida de *Fast Text*), una única capa oculta y una capa de salida con una única neurona. Cada variable de salida considerada –es decir, valencia y activación– fue estimada con el uso de un modelo independiente para su posterior ensamble en un modelo integrativo.

En el proceso de entrenamiento se utilizó la detención por aumento en el error de validación, que se computa para un subconjunto de datos con los que no se ajustan los parámetros libres del modelo (conjunto de validación). Este procedimiento evita el posible sobreajuste u *overfitting* de modelos de gran complejidad.

Para la evaluación de la calidad del modelo, se utilizó validación cruzada con 10-pliegues (*10-folds*). Este método consiste en dividir aleatoriamente el conjunto de datos en 10 partes y realizar 10 iteraciones. En la primera iteración, se utiliza el primer subconjunto como datos de validación y los restantes nueve como datos de entrenamiento. En iteraciones sucesivas, se va permutando el conjunto definido como de validación, por lo cual se entrenan tantas redes como pliegues tenga la validación cruzada. Con este proceso se asegura una estimación del

error adecuada con el que se evalúa la capacidad de generalización de la red neuronal, es decir la habilidad de generar una respuesta adecuada cuando el caso no forma parte del conjunto de entrenamiento. El procedimiento mencionado de validación cruzada de diez pliegues fue repetido veinte veces, para descartar posibles sesgos, tanto en la selección de casos para entrenamiento como en las condiciones de inicialización de la red. Es decir, para cada variable afectiva se entrenaron un total de 200 redes neuronales.

Para juzgar si el modelo propuesto supera la línea de base, se registraron dos medidas de calidad del modelo: el error cuadrático medio (RMS) y la correlación entre valores esperados y obtenidos. Entonces, para comparar los resultados del modelo propuesto con el método canónico de regresiones lineales, considerado línea de base, se utilizó la *U* de Mann-Whitney sobre la medida de error cuadrático medio y la versión corregida por Nadeau y Bengio (2003) de la prueba-*t*, sobre la medida de correlación. Estas medidas de calidad fueron tomadas únicamente sobre el conjunto de validación asignado a cada una de las redes neuronales.

## **Procedimiento 2– Generación de estimaciones**

**Materiales:** Se utilizaron los 72 reactivos presentes en la baremación argentina del Test de la Mirada propuesta por Román et al., (2012).

**Técnica:** Para explorar las posibilidades de inferencia transcultural de los valores afectivos, se utilizaron las redes neuronales resultantes del procedimiento 1 para estimar computacionalmente la valencia y activación de las palabras. Además, se procedió a obtener valores empíricamente derivados de estas mismas palabras en población argentina.

Para la estimación empírica de los valores de valencia y activación se utilizó el SAM (Bradley y Lang, 1994), mediante formularios de encuestas en línea gratuitas de Google. Se aplicó sobre 100 estudiantes universitarios argentinos (edad:  $M = 24$ ,  $DE = 5.2$ ).

En el formulario, al comienzo de la tarea, se presentó un consentimiento informado en el que constaban los objetivos del estudio, la explicitación de que los datos serían confidenciales y

de que los resultados solo serían utilizados con fines investigativos. No se solicitaron datos personales. Se aclaró lo dispuesto por la Ley Nacional Argentina de protección de los datos personales N° 25.326 y la “Guía de Conducta Ética en Ciencias Sociales y Humanas” desarrollada por el Comité de Ética del Consejo Nacional de Investigaciones Científicas y Técnicas, (CONICET, Argentina), basada en los principios éticos, y el Código de Conducta para psicólogos de la APA de 2017.

## Resultados

### Resultados del Procedimiento 1 – Comparación de modelos computacionales

#### Valencia

Para la variable valencia, el desempeño de las redes neuronales fue superior a los resultados obtenidos mediante estimadores lineales. Se encontraron diferencias significativas respecto a las medidas de error cuadrático medio ( $t_{\text{Nadeau-Bengio (199)}} = -3.7764, p = .0002$ ) y de correlación ( $U = 8342.0, p < .0001$ ). En la tabla 1 se especifican los promedios y desvíos de los valores de las medidas de calidad analizadas. Se trata de promedios y desvíos, debido a que se obtuvo una medida de calidad para cada una de las 200 redes neuronales entrenadas (derivadas de las 20 repeticiones del procedimiento de validación cruzada de 10 pliegues).

**Tabla 1.**

#### *Error cuadrático medio y correlación para ambos estimadores de valencia*

Valencia	Red Neuronal	Regresión Lineal
Correlación – Promedio	<b>.8556</b>	.8244
Correlación – Desvío	.0411	.0252
Error Cuadrático Medio – Promedio	<b>1.2423</b>	1.4492
Error Cuadrático Medio – Desvío	.1836	.1989

#### Activación

Para la variable activación, la estimación mediante redes neuronales tuvo un desempeño

superior a la línea de base. Se encontraron diferencias significativas respecto a las medidas de error cuadrático medio ( $t_{\text{Nadeau-Bengio (199)}} = -2.1015, p = .0003$ ) y de correlación ( $U = 14736.0, p < .0001$ ). Al igual que para la variable de valencia, en la tabla 2 se presentan promedios y desvíos de las medidas de calidad.

**Tabla 2.**

***Error cuadrático medio y correlación para ambos estimadores de activación***

Activación	Red Neuronal	Regresión Lineal
Correlación – Promedio	<b>.6907</b>	.6680
Correlación – Desvío	.0716	.0526
Error Cuadrático Medio – Promedio	<b>.5179</b>	.5451
Error Cuadrático Medio – Desvío	.0772	.0821

**Resultados del Procedimiento 2 – Generación de estimaciones**

Finalmente, se presentan los resultados de comparar los valores empíricos obtenidos en población argentina con aquellos computacionalmente derivados a partir de población española. La Tabla 3 presenta un extracto de la base que el lector puede encontrar en el Anexo.

**Tabla 3.**

***Comparación entre datos empíricamente derivados de valencia y aquellos estimados, mediante redes neuronales o mediante regresión lineal (extracto)***

Concepto	Media muestral (valencia)	Normas españolas (Redondo et al., 2007)	Estimación por redes neuronales	Estimación por regresión lineal
contemplativo	6.483	-	5.677	5.015
convencido	6.517	6.511	6.428	5.04
coqueteador	5.414	-	5.604	4.378

culpable	2.851	2.356	2.522	2.823
curioso	7.08	5.622	5.643	4.916
deprimido	2.046	1.500	1.734	3.154
desafiante	4.609	-	4.377	4.759
desanimado	2.471	2.156	2.184	3.328
desconcertado	3.759	-	3.462	3.844
desconfiado	3.701	-	3.077	3.702

---

Nota: La tabla completa puede encontrarse en el Anexo.

Esta tabla permite observar la comparación entre los valores medios empíricos de valencia y activación para cada una de las palabras y su desvío estándar. A continuación, se encuentran los valores calculados por la Red Neuronal y, seguidamente, los valores obtenidos por Regresión Lineal.

De las 1034 palabras que se compendian en las normas de Redondo et al., (2007), existen 23 de las 72 que aparecen además en la versión argentina del Test de la Mirada de Román et al., (2012). Si bien algunos valores han sido utilizados en el entrenamiento de los modelos, su representación en los vectores de semántica distribucional arroja valores que resultan similares, mas no idénticos.

Adicionalmente, se calcularon las correlaciones entre los valores empíricos y aquellos obtenidos mediante redes neuronales, que hallaron puntuaciones de .86 para valencia y .68 para activación. Los estimadores mediante regresión lineal alcanzaron puntajes levemente inferiores de .82 y .58 respectivamente.

### **Discusión y conclusiones**

En este trabajo se exploraron los contenidos de información afectiva presentes en un modelo de semántica distribucional, por medio de un método basado en redes neuronales.

En ese sentido, se entiende que el objetivo primordial de este trabajo ha sido logrado, pues muestra que el uso de inteligencia artificial brinda un instrumento eficaz, útil y productivo



para obtener resultados confiables con un coste muy inferior de tiempo y esfuerzo en la colecta y el procesamiento de datos.

Con respecto al objetivo fáctico, se produjo la estimación de los valores de valencia y activación para el conjunto de reactivos contenidos en la baremación argentina del Test de la Mirada (Román et al., 2012) y se comparó dicha producción con datos empíricos.

En cuanto al objetivo tecnológico, se ha logrado superar la línea de base establecida por medio de la utilización de regresiones lineales. La aplicación de redes neuronales ha logrado un incremento en la calidad de las estimaciones de valencia y activación comparada con otros métodos de inteligencia artificial. Si bien es posible continuar aun mejorando la calidad de los modelos, existe un límite que remite a la fiabilidad interjueces (*split-half reliability*) de los instrumentos con los cuales se recabaron estos datos en sujetos humanos, cuyos valores de correlación son cercanos al .88 para valencia y al .75 para activación (Stadthagen-González et al., 2017). Estos se consideran un techo de correlación para obtener valores individuales, asignables a sujetos específicos. No obstante, como han demostrado Sarli y Justel (2021), al comparar medias poblacionales, es posible obtener correlaciones aún mejores, ya que se suavizan las diferencias individuales en favor de una representación grupal que, al parecer, tiene una impronta transcultural.

Es interesante señalar un aspecto relevante de esta comparación. Los valores estimados con métodos de inteligencia artificial, aplicados a conjuntos extensos de datos de una misma lengua, presentan valores de correlación comparables a los hallados entre dos muestras diferentes de una misma población lingüística. En este caso, además, se han utilizado normas afectivas empíricamente derivadas aplicadas en España y, por medio de un modelo de semántica distribucional, se han estimado puntuaciones que resultan próximas al ser comparadas con una muestra argentina. Este resultado permite pensar en las potenciales posibilidades de exploración y derivación de una semántica común y transversal en la lengua

y contenida en el núcleo del significado de los conceptos, mediante el análisis generado a partir de la semántica distribucional.

Si bien la aplicación de estos modelos de semántica distribucional ha logrado avances prácticos importantes, la exploración del contenido informacional presente en ellos es aún un tema abierto y promisorio (Utsumi, 2020). El conocimiento sobre la naturaleza de la información allí contenida ya ha mostrado su utilidad para disciplinas tales como la psicología (McGregor, et al., 2019), la neuropsicología (Dematties et al., 2020) o la historia (Szabó et al., 2020).

Como limitaciones de este estudio, se puede mencionar que los reactivos del test de la mirada, utilizados para explorar la validez transcultural de las estimaciones, es sólo un conjunto pequeño de estímulos, algunos de los cuales ya estaban sondeados por la adaptación española de ANEW. Durante la confección de este artículo ha sido publicada una adaptación y validación argentina del ANEW (Sarli y Justel, 2021) en el que se traducen las palabras a la variante rioplatense del español. Como línea de trabajo futura, se plantea la proyección de utilizar esta base en conjunción con la versión española de, al menos, dos maneras. O sea, se podría incorporar aquellas palabras traducidas de manera diferente, respetando el origen distinto de ambos conjuntos, o utilizar estas mismas palabras como conjunto de validación. Existe además otro gran conjunto de bases de datos de gran interés que podrían considerarse como las Normas de Producción de Atributos Semánticos en español para 400 conceptos concretos vivos y no vivos en población joven (Vivas et al., 2017) y en adultos mayores (Vivas, 2021). En ellas se compilan y ordenan los atributos que caracterizan a un concepto. Sería interesante explorar de qué manera influyen los valores de valencia y activación de los atributos en la conformación de dichos conceptos. Es decir: ¿Serán los atributos más distintivos los de mayor frecuencia, o acaso los más salientes, los que contribuyen en mayor medida en la constitución de la dimensión afectiva de un concepto? ¿Cuál es el peso afectivo

relativo de las variables psicolingüísticas y de qué modo contribuyen a la conformación del núcleo del significado de un concepto para una comunidad lingüística? (Vivas et al., 2020; Vivas, Kogan et al., 2021).

Dentro del marco general de producción de normas de atributos semánticos, los grupos de investigación de las diversas comunidades lingüísticas de Europa y USA se encaminan a la elucidación de la constitución de los conceptos abstractos. En ese contexto, la exploración de las etiquetas verbales que aluden a emociones, en tanto conceptos abstractos, es una línea promisoría sobre la que se están produciendo los primeros resultados.

Por último, valdría la pena mencionar que, si bien las teorías dimensionales de la emoción tienen una gran trayectoria y sustento, no son las únicas. Hay que recordar además, entre los enfoques clásicos, a los derivados de teorías emocionales discretas como la de Ekman (1993), que estiman las emociones complejas como una sumatoria pesada de emociones simples.

Dentro de este marco teórico existen normas en español como las de Hinojosa et al. (2016) que asocian a los reactivos una puntuación para cada una de las emociones básicas. Queda asentado como trabajo a futuro explorar la posibilidad de inferir estos valores mediante semántica distribucional.

### Referencias

- Aguilar, M. J., Agulla, L., Said, A. y López, M. (2020). Aportes al estudio de las relaciones entre memoria episódica y teoría de la mente. *Interdisciplinaria, Revista de Psicología y Ciencias Afines*, 37(1). <https://doi.org/10.16888/interd.2020.37.1.11>
- Barrett, L. F. (1998). Discrete emotions or dimensions? The role of valence focus and arousal focus. *Cognition and Emotion*, 12, 579–599.  
<https://doi.org/10.1080/026999398379574>

- Barrett, L. F. y Russell, J. A. (1999). The structure of current affect: Controversies and emerging consensus. *Current Directions in Psychological Science*, 15, 79–85.  
<https://doi.org/10.1111/1467-8721.00003>
- Bestgen, Y. y Vincze, N. (2012). Checking and bootstrapping lexical norms by means of word similarity indexes. *Behavior Research Methods*, 44, 998-1006.  
<https://doi.org/10.3758/s13428-012-0195-z>
- Boleda, G. (2020). Distributional Semantics and Linguistic Theory. *Annual Review of Linguistics*, 6, 213–234. <https://doi.org/10.1146/annurev-linguistics-011619-030303>
- Bonin, P., Méot, A., Aubert, L., Malardier, N., Niedenthal, P. y Capelle Toczec, M. C. (2003). Normes de concrétude, de valeur d'imagerie, de fréquence subjective et de valence émotionnelle pour 866 mots. *L'Année Psychologique*, 104, 655–694.  
<https://doi.org/10.3406/psy.2003.29658>
- Bradley, M. M. y Lang, P. J. (1994). Measuring emotion: The self-assessment manikin and the semantic differential. *Journal of Behavior Therapy and Experimental Psychiatry*, 25(1), 49–59. [https://doi.org/10.1016/0005-7916\(94\)90063-9](https://doi.org/10.1016/0005-7916(94)90063-9)
- Bradley, M. M. y Lang, P. J. (1999). *Affective norms for English words (ANEW): Stimuli, instruction manual and affective ratings (Tech. Rep. No. C-1)*. Gainesville: University of Florida, NIMH Center for Research in Psychophysiology.
- Cascallar, E., Musso, M. F., Kyndt, E. y Dochy, F. (2015). Modelling for understanding and for prediction/classification - the power of neural networks in research. *Frontline Learning Research*, 2(5), 67- 81. <https://doi.org/10.14786/flr.v2i5.135>
- Csáji, B. C. (2001). *Approximation with artificial neural networks*. Tesis, Faculty of Sciences, Etsv Lornd University, Hungría, 24(48), 7.  
[https://scholar.google.com/citations?user=gcRJf\\_gAAAAJ&hl=es](https://scholar.google.com/citations?user=gcRJf_gAAAAJ&hl=es)

Ćoso, B., Guasch, M., Ferré, P. y Hinojosa, J. A. (2019). Affective and concreteness norms for 3,022 Croatian words. *Quarterly Journal of Experimental Psychology*.

<https://doi.org/10.1177/1747021819834226>

Delgado, A., Prieto G. y Burin, D. (2020) Agreement on emotion labels' frequency in eight Spanish linguistic areas. *PLoS ONE*, 15(8).

<https://doi.org/10.1371/journal.pone.0237722>

Dematties, D., Rizzi, S., Thiruvathukal, G., Pérez, M., Wainseboim, A. y Zanutto, S. (2020). A Computational Theory for the Emergence of Grammatical Categories in Cortical Dynamics. *Frontiers in Neural Circuits*, 14, 12.

<https://doi.org/10.3389/fncir.2020.00012>

Ekman, P. (1993). Facial expression and emotion. *American Psychologist*, 48(4), 384–392.

<https://doi.org/10.1037/0003-066X.48.4.384>

Fontaine, J. R. J., Scherer, K. R., Roesch, E. B. y Ellsworth, P. C. (2007). The world of emotions is not two-dimensional. *Psychological Science*, 18, 1050–1057.

<https://doi.org/10.1111/j.1467-9280.2007.02024.x>

Firth, J. (1957). *A Synopsis of Linguistic Theory 1930-1955*. In *Studies in Linguistic Analysis*. Philological Society, Oxford.

Grave, E., Bojanowski, P., Gupta, P., Joulin, A. y Mikolov, T. (2018). *Learning Word Vectors for 157 Languages*. <https://aclanthology.org/L18-1550>

Harris, Z. (1954). Distributional structure. *Word* 10, 146–162.

<https://doi.org/10.1080/00437956.1954.11659520>

Haykin, S. (2010). *Neural networks and learning machines*, 3/E. Pearson Education India.

Hinojosa, J. A., Martínez-García, N., Villalba-García, C., Fernández-Folgueiras, U.,

Sánchez-Carmona, A., Pozo, M. A. y Montoro, P. R. (2016) Affective norms of 875

- Spanish words for five discrete emotional categories and two emotional dimensions. *Behavior Research Methods*, 48, 272–284. <https://doi.org/10.3758/s13428-015-0572-5>
- Hollis, G., Westbury, C. y Lefsrud, L. (2017). Extrapolating human judgments from skip-gram vector representations of word meaning. *Quarterly Journal of Experimental Psychology*, 70(8), 1603-1619. <https://doi.org/10.1080/17470218.2016.1195417>
- Imbir, K. (2015). Affective Norms for 1,586 Polish Words (ANPW): Duality-of-mind approach. *Behavior Research Methods*, 47, 860–870. <https://doi.org/10.3758/s13428-014-0509-4>
- Kanske, P. y Kotz, S. A. (2010). Leipzig Affective Norms for German: A reliability study. *Behavior Research Methods*, 42, 987–991. <https://doi.org/10.3758/BRM.42.4.987>
- Kensinger, E. A. y Corkin, S. (2003). Memory enhancement for emotional words: Are emotional words more vividly remembered than neutral words? *Memory & Cognition*, 31, 1169–1180. <https://doi.org/10.3758/BF03195800>
- Kousta, S. T., Vinson, D. P. y Vigliocco, G. (2009). Emotion words, regardless of polarity, have a processing advantage over neutral words. *Cognition*, 112, 473–481. <https://doi.org/10.1016/j.cognition.2009.06.007>
- Kuperman, V., Estes, Z., Brysbaert, M. y Warriner, A. B. (2014). Emotion and language: Arousal and valence affect word recognition. *Journal of Experimental Psychology*, 143, 1065–1081. <https://doi.org/10.1037/a0035669>
- Kuppens, P., Tuerlinckx, F., Russell, J. A. y Barrett, L. F. (2012). The relation between valence and arousal in subjective experience. *Psychological Bulletin*, 139, 917–940. <https://doi.org/10.1037/a0030811>
- Kristensen, C. H., de Azevedo Gomes, C. F., Justo, A. R. y Vieira, K. (2011). Normas brasileiras para o Affective Norms for English Words. *Trends in Psychiatry and Psychotherapy*, 33, 135–146. <https://doi.org/10.1590/S2237-60892011000300003>

Lahl, O., Göritz, A. S., Pietrowsky, R. y Rosenberg, J. (2009). Using the World-Wide Web to obtain large scale word norms: 190,212 ratings on a set of 2,654 German nouns.

*Behavior Research Methods*, 41, 13–19. <https://doi.org/10.3758/BRM.41.1.13>

Landauer, T. K. y Dumais, S. T. (1997). A solution to Plato's problem: The latent semantic analysis theory of acquisition, induction, and representation of knowledge.

*Psychological Review*, 104(2), 211. <https://doi.org/10.1037/0033-295X.104.2.211>

Lang, P., Bradley, M. y Cuthbert, B. (2008). *International Affective Picture System (IAPS): Affective ratings of pictures and instruction manual (Technical Report A-8)*.

Gainesville: UF, Center for Research in Psychophysiology.

Lenci, A., Lebani, G. E. y Passaro, L. C. (2018). The emotions of abstract words: A distributional semantic analysis. *Topics in Cognitive Science*, 10(3), 550-572.

<https://doi.org/10.1111/tops.12335>

Mandera, P., Keuleers, E. y Brysbaert, M. (2015). How useful are corpus-based methods for extrapolating psycholinguistic variables? *Quarterly Journal of Experimental Psychology*, 68(8), 1623-1642.

<https://doi.org/10.1080/17470218.2014.988735>

Majerus, S. y D'Argembeau, A. (2011). Verbal short-term memory reflects the organization of long-term memory: Further evidence from short-term memory for emotional words.

*Journal of Memory and Language*, 64, 181–197.

<https://doi.org/10.1016/j.jml.2010.10.003>

Mammarella, N., Borella, E., Carretti, B., Leonardi, G. y Fairfield, B. (2013). Examining an emotion enhancement effect in working memory: Evidence from age – related differences.

*Neuropsychological Rehabilitation*, 23, 416–428.

<https://doi.org/10.1080/09602011.2013.775065>

- Mathewson, K. J., Arnell, K. M. y Mansfield, C. A. (2008). Capturing and holding attention: The impact of emotional words in rapid serial visual presentation. *Memory & Cognition*, 36, 182–200. <https://doi.org/10.3758/MC.36.1.182>
- McGregor, S., Agres, K., Rataj, K., Purver, M. y Wiggins, G. (2019). Re-representing metaphor: Modeling metaphor perception using dynamically contextual distributional semantics. *Frontiers in Psychology*, 10, 765. <https://doi.org/10.3389/fpsyg.2019.00765>
- Monnier, C. y Syssau, A. (2008). Semantic contribution to verbal short term memory: Are pleasant words easier to remember than neutral words in serial recall and serial recognition? *Memory & Cognition*, 36, 35–42. <https://doi.org/10.3758/MC.36.1.35>
- Monnier, C. y Syssau, A. (2013). Affective Norms for French Words (FAN). *Behavior Research Methods*. 46, 1128–1137. <https://doi.org/10.3758/s13428-013-0431-1>
- Montefinese, M., Ambrosini, E., Fairfield, B. y Mammarella, N. (2014). The adaptation of the Affective Norms for English Words (ANEW) for Italian. *Behavior Research Methods*, 46, 887–903. <https://doi.org/10.3758/s13428-013-0405-3>
- Moors, A., De Houwer, J., Hermans, D., Wanmaker, S., van Schie, K., Van Harmelen, A. y Brysbaert, M. (2013). Norms of valence, arousal, dominance, and age of acquisition for 4,300 Dutch words. *Behavior Research Methods*, 45, 169–177. <https://doi.org/10.3758/s13428-012-0243-8>
- Musso, M., Rodríguez Hernández, C. y Cascallar, E. (2020). Predicting key educational outcomes in academic trajectories: a machine-learning approach. *Higher Education*, 80, 875–894. <https://doi.org/10.1007/s10734-020-00520-7>
- Nadeau, C. y Bengio, Y. (2003). Inference for the generalization error. *Machine Learning*, 52, 239–281. <https://doi.org/10.1023/A:1024068626366>



Ponari, M., Norbury, C. y Vigliocco, G. (2020). The role of emotional valence in learning novel abstract concepts. *Developmental Psychology*, 56(10), 1855–1865.

<https://doi.org/10.1037/dev0001091>

Recchia G. y Louwerse, M. M. (2015). Reproducing affective norms with lexical co-occurrence statistics: Predicting valence, arousal, and dominance. *Quarterly Journal of Experimental Psychology*, 68(8), 1584-98.

<https://doi.org/10.1080/17470218.2014.941296>

Redondo, J., Fraga, I., Comesaña, M. y Perea, M. (2005). Estudio normativo del valor afectivo de 478 palabras españolas. *Psicológica*, 26, 317-326.

<https://www.redalyc.org/pdf/169/16926207.pdf>

Redondo, J., Fraga, I., Padrón, I. y Comesaña, M. (2007). The Spanish adaptation of ANEW (Affective Norms for English Words). *Behavior Research Methods*, 39, 600–605.

<https://doi.org/10.3758/BF03193031>

Román, F., Rojas, G., Román, N., Iturry, M., Blanco, R., Leis, A., Bartoloni, L., Allegri, R. y Argencog (2012). Baremos del Test de la Mirada en español en adultos normales de Buenos Aires. *Revista de Neuropsicología Latinoamericana*, 4(3), 1-5.

<https://www.redalyc.org/pdf/4395/439542499003.pdf>

Sarli, L. y Justel, N. (2021). Emotional words in Spanish: Adaptation and cross-cultural differences for the affective norms for English words (ANEW) on a sample of Argentinian adults. *Behavior Research Methods* 54, 1595–1610.

<https://doi.org/10.3758/s13428-021-01682-7>

Soares, A. P., Comesaña, M., Pinheiro, A. P., Simões, A. y Frade, C. S. (2012). The adaptation of the Affective Norms for English Words (ANEW) for European Portuguese.

*Behavior Research Methods*, 44, 256–269. <https://doi.org/10.3758/s13428-011-0131-7>

Söderholm, C., Häyry, E., Laine, M. y Karrasch, M. (2013). Valence and arousal ratings for 420 Finnish nouns by age and gender. *PLoS ONE*, 8, e72859.

<https://doi.org/10.1371/journal.pone.0072859>

Stadthagen-González, H., Ferré, P., Pérez-Sánchez, M. A., Imbault, C. y Hinojosa, J. (2018).

Norms for 10,491 Spanish words for five discrete emotions: Happiness, disgust, anger, fear, and sadness. *Behavior Research Methods*, 50(5), 1943-1952.

<https://doi.org/10.3758/s13428-017-0962-y>

Stadthagen-González, H., Imbault, C., Pérez Sánchez, M. A. y Brysbaert, M. (2017). Norms of valence and arousal for 14,031 Spanish words. *Behavior Research Methods*, 49,

111–12. <https://doi.org/10.3758/s13428-015-0700-2>

Syssau, A. y Laxén, J. (2012). L'influence de la richesse sémantique dans la reconnaissance visuelle des mots émotionnels. *Canadian Journal of Experimental Psychology*, 66,

70–78. <https://doi.org/10.1037/a0027083>

Szabó, M. K., Ring, O., Nagy, B., Kiss, L., Koltai, J., Berend, G. y Kmetty, Z. (2020).

Exploring the dynamic changes of key concepts of the Hungarian socialist era with natural language processing methods. *Historical Methods: A Journal of Quantitative and Interdisciplinary History*, 54(1), 1-13.

<https://doi.org/10.1080/01615440.2020.1823289>

Utsumi, A. (2020), Exploring What Is Encoded in Distributional Word Vectors: A

Neurobiologically Motivated Analysis. *Cognitive Science*, 44(6), e12844.

<https://doi.org/10.1111/cogs.12844>

Valle Lisboa, J. C. y Mizraji, E. (2007). The uncovering of hidden structures by latent semantic analysis. *Information Sciences*, 177(19), 4122-4147. [https://doi.org/](https://doi.org/10.1016/j.ins.2007.04.007)

[10.1016/j.ins.2007.04.007](https://doi.org/10.1016/j.ins.2007.04.007)

- Van Paridon, J. y Thompson, B. (2021). subs2vec: Word embeddings from subtitles in 55 languages. *Behavior Research Methods*, 53(2), 629-655.  
<https://doi.org/10.3758/s13428-020-01406-3>
- Vivas, L., Montefinese, M., Bolognesi, M. y Vivas, J. (2020). Core features: measures and characterization for different languages. *Cognitive Processing--International Quarterly of Cognitive Science*, 21(4), 651–667.  
<https://doi.org/10.1007/s10339-020-00969-5>
- Vivas, J., Kogan, B., Yerro, M., Romanelli, S. y Vivas, L. (2021). Describing the structure of concepts through different feature levels. *Journal of Cognitive Psychology*, 33, 1. Taylor y Francis. <https://doi.org/10.1080/20445911.2020.1858840>
- Vivas, J., Vivas, L., Comesaña, A., García Coni, A. y Vorano, A. (2017). Spanish semantic feature production norms for 400 concrete concepts. *Behavior Research Methods*, 49(3), 1095–1106. <http://link.springer.com/article/10.3758/s13428-016-0777-2>
- Vivas, L., Yerro, M., Romanelli, S., García Coni, A., Comesaña, A., Lizarralde, F. Passoni, I. y Vivas, J. (2021). New Spanish semantic feature production norms for older adults. *Behavior Research Methods*, 54, 970–986 <https://doi.org/10.3758/s13428-021-01660-z>.
- Võ, M. L., Conrad, M., Kuchinke, L., Urton, K., Hofmann, M. J. y Jacobs, A. M. (2009). The Berlin Affective Word List Reloaded (BAWL-R). *Behavior Research Methods*, 41, 534–538. <https://doi.org/10.3758/BRM.41.2.534>
- Warriner, A. B., Kuperman, V. y Brysbaert, M. (2013). Norms of valence, arousal, and dominance for 13,915 English lemmas. *Behavior Research Methods*, 45, 1191–1207.  
<https://doi.org/10.3758/s13428-012-0314-x>

Zanutto, B. S., Frías, B. C. y Valentinuzzi, M. E. (2011). Blood pressure long term regulation: a neural network model of the set point development. *Biomedical Engineering Online*, 10(1), 1-15. <https://doi.org/10.1186/1475-925X-10-54>

Recibido: 3 de agosto de 2021

Aceptado: 10 de febrero de 2022

**Anexo**

**Tabla 4**

***Comparación entre datos empíricamente derivados de valencia y aquellos estimados, mediante redes neuronales o mediante regresión lineal***

Concepto	Valores muestrales		Redondo et al. (2007)		Estimación RRNN		Estimación regresión lineal	
	Valencia (Val.)	Activación (Act.)	Valencia (Val.)	Activación (Act.)	Val.	Act.	Val.	Act.
ABOCHORNADO	3.08 (1.38)	4.24 (2.3)	—	—	2.36	5.54	3.1	5.7
ABURRIDO	3.4 (1.67)	3.72 (2.14)	2.33 (1.68)	1.68 (2.9)	2.74	4.23	3.7	4.85
ACUSANTE	2.99 (1.47)	5.51 (2.27)	—	—	3.58	5.27	3.57	5.49
ADULADOR	3.83 (1.6)	4.48 (1.78)	—	—	3.05	5.86	3.4	5.44
AGRADECIDO	8.12 (1.25)	5.38 (2.65)	7.84 (1.2)	1.2 (5.5)	7.68	5.65	6.49	5.74
ALARMADO	3.98 (1.45)	6.14 (2.21)	—	—	2.01	6.53	2	6.36
ALEGRE	8.22 (1.1)	6.25 (2.48)	8.41 (0.97)	0.97 (7.66)	8.25	6.01	8.08	6.15
ALENTADOR	7.56 (1.42)	6.15 (2.13)	—	—	5.92	6.2	5.2	5.68
ALIVIADO	7.47 (1.45)	3.48 (2.32)	—	—	3.37	4.99	4.04	5.55
AMENAZANTE	2.16 (1.13)	5.32 (2.57)	—	—	2.63	6.28	3.38	5.99
ANSIOSO	4 (2.14)	6.21 (2.45)	3.63 (2.32)	2.32 (7.7)	3.76	6.76	4.45	6.22
APENADO	3.41 (1.44)	3.81 (2.13)	—	—	3.12	4.16	3.65	4.81
ARREPENTIDO	5.22 (2.03)	4.58 (2.08)	4.5 (2.39)	2.39 (5.14)	4.61	5.2	4.01	5.54
ARROGANTE	2.2 (1.48)	4.61 (2.33)	2.07 (1.17)	1.17 (5.83)	2.34	5.66	3.33	5.54
ATERRADO	2.47 (1.45)	4.91 (2.76)	—	—	1.98	6.34	2.56	6.11
AVERGONZADO	3.37 (1.62)	4.28 (2.17)	2.51 (1.5)	1.5 (5.59)	2.56	5.6	3.43	5.61
CARINOSO	7.79 (1.12)	5.63 (2.43)	8.41 (0.86)	0.86 (6.21)	8.17	6.07	7.17	5.61
CAUTELOSO	5.89 (1.46)	4.26 (1.88)	—	—	4.47	5.09	4.57	5.49
CELOSO	2.44 (1.72)	5.33 (2.49)	—	—	3	6.39	3.57	6.12
CHISTOSO	7.3 (1.34)	6.03 (2.18)	—	—	5.1	5.67	5.36	5.82
COMPASIVO	7.09 (1.75)	4.58 (2.31)	—	—	5.14	5.26	4.98	5.36
COMPRESIVO	7.89 (1.38)	4.9 (2.41)	—	—	5.84	5.49	5.51	5.33
CONFIADO	6.43 (1.48)	4.79 (2.52)	—	—	6.82	5.07	5.96	5.58
CONFUNDIDO	3.93 (1.33)	4.61 (1.84)	—	—	3.07	5.59	3.34	5.33
CONMOCIONADO	4.71 (1.58)	5.01 (1.92)	—	—	2.93	6.33	3.85	6.21
CONTEMPLATIVO	6.48 (1.68)	3.9 (2.2)	—	—	5.68	4.6	5.02	5.1

CONVENCIDO	6.52 (1.48)	5.6 (2.52)	6.51 (1.76)	1.76 (5.29)	6.43	5.34	5.04	5.48
COQUETEADOR	5.41 (1.52)	5.31 (1.77)	—	—	5.6	5.49	4.38	5.37
CULPABLE	2.85 (1.67)	4.89 (2.3)	2.36 (1.67)	1.67 (6.19)	2.52	6.24	2.82	6.27
CURIOSO	7.08 (1.66)	6.26 (1.8)	5.62 (2.05)	2.05 (6.07)	5.64	5.6	4.92	5.39
DEPRIMIDO	2.05 (1.52)	3.41 (2.46)	1.5 (1.03)	1.03 (4.19)	1.73	5.1	3.15	5.31
DESAFIANTE	4.61 (1.82)	5.83 (2.13)	—	—	4.38	6.27	4.76	5.82
DESANIMADO	2.47 (1.28)	3.33 (2.17)	2.16 (1.5)	1.5 (3.29)	2.18	4.79	3.33	5.14
DESCONCERTADO	3.76 (1.55)	4.41 (1.76)	—	—	3.46	5.65	3.84	5.38
DESCONFIADO	3.7 (1.37)	5.13 (1.99)	—	—	3.08	5.6	3.7	5.68
DESEOSO	6.53 (1.78)	6.15 (2.08)	—	—	6.32	6.61	5.58	6.31
DESILUSIONADO	2.87 (1.59)	3.93 (2.08)	—	—	2.73	5.51	3.91	5.43
DIVERTIDO	8.01 (1.24)	6.52 (2.24)	—	—	7.29	6.4	6.73	6.04
DOMINANTE	3.62 (1.94)	5.38 (2.26)	—	—	4.58	5.39	4.74	5.46
DUBITATIVO	4.21 (1.44)	4.62 (1.86)	—	—	3.58	5.24	3.33	5.21
ENSIMISMADO	4.12 (1.56)	4.38 (1.99)	—	—	3.85	4.63	4.04	4.75
ESCEPTICO	4.7 (1.56)	4.47 (1.71)	4.22 (1.85)	1.85 (4.97)	4.2	5.42	4.35	5.4
EXCITADO	5.46 (1.73)	6.85 (2.18)	6.5 (2.15)	2.15 (7.89)	6.74	7.59	5.78	6.82
EXPECTANTE	5.58 (1.41)	5.61 (1.65)	—	—	5.26	6.09	4.83	5.88
HORRORIZADO	2.64 (1.6)	4.84 (2.66)	—	—	2.87	5.79	3.17	5.87
HOSTIL	2.52 (1.8)	4.92 (2.52)	2.2 (1.84)	1.84 (5.97)	2.16	6.22	2.39	6.26
IMPACIENTE	3.51 (1.83)	6.13 (2.34)	—	—	4.12	6.09	4.28	5.93
IMPLORANTE	3.83 (1.69)	5.07 (1.87)	—	—	3.82	5.63	3.93	5.2
INCOMODO	3.08 (1.57)	5.02 (2.28)	—	—	2.45	5.29	3	5.3
INCREDULO	3.77 (1.33)	4.22 (1.74)	—	—	3.26	5.28	3.64	5.58
INDECISO	3.71 (1.6)	5 (1.99)	—	—	4.11	5.36	3.6	5.24
INDIFERENTE	3.33 (1.52)	3.3 (1.84)	3.98 (1.93)	1.93 (4.72)	3.92	5.4	3.84	5.26
INSISTENTE	4.49 (1.89)	6.03 (2.22)	—	—	3.58	5.17	3.85	5.28
INTERESADO	5.48 (2.41)	5.62 (2.14)	—	—	6.29	5.7	5.6	5.67
INTRANQUILO	3.08 (1.32)	5.76 (2.38)	—	—	3.63	5.01	4	5.21
IRRITADO	2.6 (1.54)	5.81 (2.61)	—	—	2.3	5.84	2.21	5.76
MOLESTO	2.82 (1.76)	5.93 (2.13)	—	—	1.98	5.69	1.97	5.62
NERVIOSO	3.55 (1.83)	6.01 (2.35)	3.26 (1.86)	1.86 (7.36)	3.54	6.59	4.83	6.07
ODIOSO	1.95 (1.24)	5.39 (2.43)	—	—	2.3	5.73	1.76	5.76
PENSATIVO	6.66 (1.36)	4.22 (2.07)	—	—	4.61	4.46	4.52	4.55
PREOCUPADO	4.29 (1.54)	5.48 (1.99)	—	—	4.39	6.06	4.21	5.77
REFLEXIVO	7.18 (1.6)	4.29 (2.08)	—	—	6.03	4.96	5.55	5.1
RELAJADO	6.94 (1.45)	3.14 (2.24)	7.53 (1.9)	1.9 (2.86)	7.27	4.16	6.89	5.11
RESUELTO	6.98 (1.7)	5.01 (2.57)	—	—	4.19	5.71	4.3	5.34
SARCASTICO	4.48 (1.68)	5.26 (2.01)	—	—	3.34	5.91	4.09	5.64
SATISFECHO	7.02 (1.53)	5.01 (2.52)	7.88 (1.51)	1.51 (5.31)	7.44	5.17	5.64	5.52
SERIO	4.98 (1.37)	4.14 (1.78)	3.8 (1.84)	1.84 (4.04)	3.98	4.96	4.24	5.48
SIMPATICO	8.05 (1.22)	5.74 (2.18)	7.94 (1.42)	1.42 (6.62)	7.53	5.98	6.47	5.74
SOÑADOR	7.41 (1.37)	6.31 (2.25)	—	—	6.42	5.62	5.88	5.51
SUSPICAZ	5.13 (1.79)	4.84 (1.61)	—	—	2.63	5.91	3.41	5.8
TIMIDO	4.29 (1.59)	3.66 (2.13)	4.17 (1.79)	1.79 (4.24)	4.4	5.68	5.53	5.71
TRANQUILIZADOR	7.58 (1.47)	3.83 (2.49)	—	—	6.12	5.48	5.02	5.42

Nota. Esta tabla incluye los valores muestrales obtenidos en población argentina, seguidos de aquellos obtenidos de Redondo et al. (2007), y por último las estimaciones mediante modelos de inteligencia distribucional. Entre paréntesis se incluye el desvío estándar.