

# **MEDIDAS DE SIMILITUD BASADAS EN CARACTERÍSTICAS PARA LA EVALUACIÓN DE RELACIONES TAXONÓMICAS**

## *SIMILARITY MEASURES BASED ON FEATURES FOR THE EVALUATION OF TAXONOMIC RELATIONSHIPS*

***Aimee Cecilia Hernández García***

Benemérita Universidad Autónoma de Puebla  
*hernandez.aimee@outlook.com*

***Mireya Tovar Vidal***

Benemérita Universidad Autónoma de Puebla  
*mtovar@cs.buap.mx*

***José de Jesús Lavalle Martínez***

Benemérita Universidad Autónoma de Puebla  
*jlavallentor@gmail.com*

***Ana Patricia Cervantes Márquez***

Benemérita Universidad Autónoma de Puebla  
*cervantes.patty@gmail.com*

### **Resumen**

En una ontología, la similitud semántica entre un par de conceptos es una forma de saber qué tan similares son en base a su significado, mediante el conocimiento de la distancia entre los conceptos o en base a las características de los conceptos. En esta investigación, se propone un algoritmo para la evaluación de relaciones taxonómicas en una ontología de dominio de Inteligencia Artificial (IA) a través de la medida de exactitud. Las medidas de similitud implementadas en este artículo se basan en conocimiento, y dentro de este grupo de medidas existen las medidas basadas en estructura: *Path*, *Wu-Palmer* y *Li*, y las medidas basadas en características: *cmatch*, *RE* y *Sánchez*. La exactitud de las relaciones taxonómicas de tipo “is-a” en las medidas implementadas es de un 92%. Con los resultados experimentales comparados con las respuestas de validación de un experto de dominio, el sistema coincide en un 90% de exactitud.

**Palabras Claves:** Ontologías, relaciones taxonómicas, similitud semántica.

## **Abstract**

*In an ontology, semantic similarity between a pair of concepts is a way to find out what so similar they are, this is based on their meaning by computing the distance between concepts or it is based on the characteristics of the concepts. In this paper, an algorithm is proposed for the evaluation of taxonomic relationships in a domain ontology of Artificial Intelligence (AI) through the accuracy measure. The measures of similarity implemented in this research are based on knowledge, and within this group of measures, there are measures based on structure: Path, Wu-Palmer and Li, and measures based on characteristics: cmatch, RE and Sánchez. The accuracy for the "is-a" taxonomic relationships for the measures implemented is 92%. With the experimental results compared to the validation responses of a domain expert, the system matches the 90% of accuracy.*

**Keywords:** *Ontology, semantic similarity, taxonomic relationships.*

## **1. Introducción**

Tim Berners Lee [Berners-Lee, 2001] plantea que la web semántica tiene como uno de sus propósitos dar un significado semántico a los datos de la web actual. Por lo que surge el interés de que las computadoras comprendan el lenguaje natural a través de representaciones semánticas. Una de las formas de representar ese conocimiento almacenado en los datos, en un área de interés, es a través de las ontologías. Específicamente en [Gruber, 1995] se define una ontología como “*una especificación explícita y formal de una conceptualización compartida*”. Las ontologías están formadas por conceptos o clases, relaciones, instancias, atributos, axiomas, restricciones, reglas y eventos. Además, las ontologías se pueden organizar en estructuras taxonómicas y no taxonómicas de conceptos de un área o dominio específico. Respecto a las clases y relaciones, cuando una clase A es una subclase de B, se dice que tiene una relación taxonómica, o una relación de tipo “is-a”. [Jiang, 1997] indica que cuando las relaciones semánticas requieren un análisis, existen muchos tipos de relaciones posibles que pueden considerarse, por ejemplo: jerárquica (is-a o hiperónimo-hipónimo, parte-todo, etc.), asociativa (causa-efecto), equivalencia (sinonimia), etc. Entre estas, la relación jerárquica representa el tipo

principal y más importante, y ha sido ampliamente estudiado y aplicado porque se acopla mejor a la vista cognitiva humana de la clasificación (taxonomía). Actualmente, existen propuestas para la generación automática de ontologías, el problema de estas propuestas es que difícilmente tienen una evaluación automática, haciendo complicada la medición de la calidad de los recursos semánticos que estos sistemas generan. La evaluación de ontologías consiste en medir la calidad de los recursos semánticos y tiene como objetivo facilitar la tarea del ingeniero de conocimiento o experto del dominio para la verificación de la calidad de la ontología. La evaluación de ontologías de manera manual normalmente requiere un consumo excesivo de tiempo en el proceso de evaluación, más aún si la ontología tiene un tamaño considerable de conceptos y relaciones semánticas. Una de las herramientas para facilitar esta tarea es la similitud semántica aplicada a las ontologías.

La similitud semántica es una medida que se calcula para conocer la relación entre dos conceptos basándose en sus significados, mide la distancia entre los conceptos y mientras menor sea la distancia del camino que los relaciona, más similares son. Para entender mejor este concepto, en [Lin, 1998] se explica que: la similitud entre A y B está relacionado con los aspectos en común que comparten, cuantos más aspectos en común compartan, son más similares. Además, la similitud máxima entre A y B se alcanza cuando A y B son idénticos. La similitud semántica tiene como meta conocer si dos conceptos en una ontología son semánticamente similares generalmente en un intervalo de  $[0,1]$ , con el 0 que significa que no son similares y 1 que son completamente similares. La finalidad de este trabajo es implementar en un lenguaje de programación algunas medidas de similitud semántica basadas en conocimiento. En las cuales se encuentran las medidas basadas en estructura y las medidas basadas en características, que han sido propuestas en la literatura para evaluar las relaciones de tipo "is-a" en una ontología de dominio de Inteligencia Artificial, y medir el grado de relación taxonómica a través de una evaluación automática.

Uno de los pasos del algoritmo propuesto para evaluar las relaciones taxonómicas es calcular la similitud semántica del subconcepto y concepto pertenecientes a una

relación taxonómica (is-a o hiperónimo-hipónimo). Se puede conocer el grado de similitud de estos conceptos en base al principio de sustitución de Liskov [Liskov, 1994], donde se plantea que “*Si S es un subtipo de T, entonces los objetos de tipo T pueden ser sustituidos por objetos de tipo S*”. Los conceptos que se evalúan son hiperónimo-hipónimo, el hiperónimo es el concepto con un significado general que incluye a otros conceptos con los que guarda una relación de significado llamados hipónimos, estos conceptos tienen un significado más específico. Un hipónimo tiene todas las características semánticas del hiperónimo y también tiene características que lo diferencian de los demás hipónimos. Entonces, según el principio de sustitución de Liskov, se puede usar el hipónimo en lugar del hiperónimo. Esto lleva a la conclusión que el hipónimo comparte características semánticas con el hiperónimo, entonces se puede conocer el grado de similitud entre ellos, aplicando medidas de similitud semántica.

A continuación, se presentan algunos trabajos relacionados con la similitud semántica basadas en conocimiento.

En [Rada, 1989] se propone una métrica basada en la teoría de la propagación de la activación de [Collins, 1975] que trata sobre la memoria semántica. Esta métrica propuesta es llamada *Distancia* y evalúa el camino más corto entre dos conceptos dentro de una base jerárquica de conocimientos.

En [Wu, 1994] se propone una medida para calcular la similitud semántica y resolver el problema de selección léxica en la traducción automática. Los autores definen que la similitud de dos conceptos  $C_1$  y  $C_2$  se conoce por la cercanía de la relación en la jerarquía.

En [Li, 2003] se plantea una medida para medir la similitud semántica en una taxonomía con relaciones tipo "is-a" y también para relaciones tipo "has-a". Esta medida se calcula obteniendo el camino más corto, la profundidad del subsumidor, (subsumidor se define como el ancestro común más específico entre dos conceptos en una ontología en [Resnik, 1999]) y la densidad semántica local, para dos conceptos a los que se quiere conocer su similitud.

En [Meadche, 2002] para comparar dos ontologías y medir la similitud entre ellas consideran diferentes niveles semióticos. Se centran principalmente en dos niveles:

el nivel léxico y el nivel conceptual. En el nivel conceptual, calculan la similitud entre dos conceptos considerando su cotopia semántica ascendente, es decir, el conjunto de todos sus super-conceptos.

En [Rodríguez, 2003] proponen un enfoque para medir la similitud de dos conceptos en diferentes ontologías utilizando la teoría de conjuntos. Los autores definen su medida de similitud propuesta basándose en la normalización del modelo de [Tversky, 1977] y las funciones de intersección y diferencia de conjuntos.

En [Sánchez, 2012] se presenta una nueva medida clasificada dentro de los enfoques basados en características que sigue el modelo propuesto en [Tversky, 1977].

Esta medida sólo se basa en la información taxonómica. Los autores consideran que un concepto se puede diferenciar semánticamente de otro al comparar el conjunto de conceptos que subsume a este concepto, es decir, el conjunto de conceptos ancestros.

En [Petrakis, 2006] proponen una nueva medida de similitud basada en características llamada *X-Similarity*, especialmente aplicada para calcular la similitud entre dos ontologías diferentes, aunque puede aplicarse a una sola ontología. Investigaron varias propuestas de medidas de similitud semántica de diferentes tipos: conteo de aristas, contenido de información, basados en características e híbridas.

Probaron estas medidas de similitud en cada una de las ontologías de WordNet y MeSH y para hacer la comparación de ambas ontologías, sólo probaron las medidas basadas en características e híbridas.

Por otro lado, en [Tovar, 2018] se ha llevado a cabo la evaluación o validación de relaciones semánticas en ontologías de dominio, por medio de enfoques basados en patrones o por análisis formal de conceptos utilizando corpora de dominio.

En esta investigación, con base en los trabajos presentados en [Rada, 1989], [Wu, 1994], [Li, 2003], [Rodríguez, 2003], [Sánchez, 2012], [Petrakis, 2006], [Harispe, 2015] y [Zhu, 2017], se evaluaron las relaciones taxonómicas de tipo “is-a” entre conceptos en una ontología de dominio de Inteligencia artificial para saber el grado de relación que existe entre estos conceptos y emitir un juicio de calidad

automáticamente mediante la implementación de medidas de similitud semánticas. La evaluación se realizó mediante la medida de exactitud.

## **2. Métodos**

De acuerdo con Harispe [Harispe, 2015] las medidas de similitud entre dos conceptos dada una taxonomía se dividen en: las medidas basadas en estructura, las medidas basadas en características, las medidas basadas en contenido de información y las medidas híbridas.

En este trabajo se desarrollaron seis medidas: tres basadas en estructura y tres basadas en características. Las medidas basadas en estructura son aquellas que se basan en la distancia que hay entre dos conceptos en la taxonomía.

En [Slimani, 2013] se describen las medidas basadas en características, ellas asumen que cada concepto se describe mediante un conjunto de conceptos que indican sus propiedades o características. Estas medidas se definen en función de sus propiedades o en función de sus relaciones con otros términos similares en la estructura jerárquica. Se implementaron tres medidas basadas en características que se basan en el trabajo de [Zhu, 2017], haciendo una adaptación en el lenguaje de programación Python, usando NLTK [Bird, 2009], RDFlib y el *framework* Sematch [Zhu, 2015] para aplicarla a una ontología en particular en formato OWL.

### **Medidas de similitud basadas en estructura**

#### **Path**

En [Rada, 1989] se propone la medida llamada "Distancia" para medir la distancia que existe entre dos conceptos  $C_u$  y  $C_v$  en una taxonomía, o como también se le conoce, el camino más corto (*length*). En base a esta distancia, se puede obtener la similitud entre dos conceptos usando la ecuación 1.

$$sim_{path}(C_u, C_v) = \frac{1}{1 + length(C_u, C_v)} \quad (1)$$

Para las medidas de Wu-Palmer [Wu, 1994] y Li [Li, 2003], se deben conocer primero dos conceptos fundamentales para su implementación.

La profundidad o *depth* de un concepto es el camino más corto desde el concepto  $C_u$  al concepto raíz  $C_{raiz}$  y se define en la ecuación 2.

$$depth(C_u) = length(C_u, C_{raiz}) \quad (2)$$

En las medidas de similitud de Wu-Palmer y Li se necesita calcular el subsumidor menos común (LCS) que es un concepto en la taxonomía que se refiere al ancestro específico más común de dos conceptos  $C_u$  y  $C_v$ . Como se puede observar en la figura 1, el LCS de *conditional\_planning* y *state\_space\_search* es *subfields\_of\_artificial\_intelligence*.

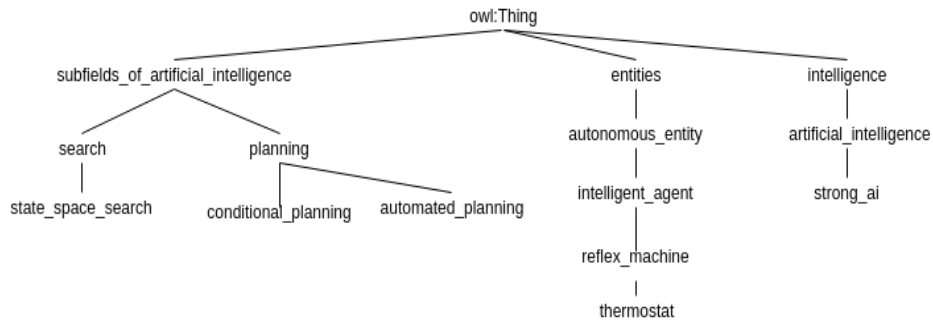


Figura 1 Fragmento de la taxonomía de IA [Zuoq, 2012].

### Wu-Palmer

En [Wu, 1994] se define la medida de Wu-Palmer, donde se obtiene la similitud de dos conceptos  $C_u$  y  $C_v$  calculando la profundidad (*depth*) de cada uno de los conceptos  $C_u$  y  $C_v$ , así como la profundidad del concepto *LCS*,  $C_{LCS}$ . Esta medida se expresa en la ecuación 3.

$$sim_{wup}(C_u, C_v) = \frac{2 * depth(C_{LCS})}{depth(C_u) + depth(C_v)} \quad (3)$$

### Li

En [Li, 2003] miden la medida de similitud combinando el concepto de camino más corto (*length*) desde  $C_u$  y  $C_v$ , y la profundidad (*depth*) del concepto subsumidor menos común ( $C_{uLCS}$ ). Esta medida se formula en la ecuación 4.

$$sim_{Li}(C_u, C_v) = e^{-\alpha length(C_u, C_v)} \frac{e^{\beta depth(C_{LCS})} - e^{-\beta depth(C_{LCS})}}{e^{\beta depth(C_{LCS})} + e^{-\beta depth(C_{LCS})}} \quad (4)$$

Donde  $\alpha$  es un parámetro que contribuye a la longitud del camino (*length*) y  $\beta$  es un parámetro para la profundidad del camino (*depth*). Los valores óptimos para estos parámetros son 0.2 y 0.6 respectivamente, según el trabajo de [Li, 2003].

## Medidas de similitud basadas en características

### CMatch

Esta medida propuesta en [Meadche, 2002] a partir del índice de Jaccard, considera las características o el conjunto de ancestros de un concepto  $u$  que se define como  $A(u)$ . La ecuación 5 fue propuesta en el trabajo de [Harispe, 2015].

$$sim_{CMatch}(u, v) = \frac{|A_u \cap A_v|}{|A_u \cup A_v|} \quad (5)$$

### RE

Esta medida fue propuesta por [Rodríguez, 2012] es una normalización del modelo de [Tversky, 1977] con funciones de teoría de conjuntos como la intersección ( $\cap$ ) y la diferencia ( $\setminus$ ). La ecuación 6 es la propuesta por [Rodríguez, 2012] siguiendo el formato de [Harispe, 2015].

$$sin_{RE}(u, v) = \frac{|A_u \cap A_v|}{\gamma |A_u \setminus A_v| + (1 - \gamma) |A_v \setminus A_u| + |A_u \cap A_v|} \quad (6)$$

Donde  $\gamma$  es un parámetro para ajustar la simetría de esta medida donde  $\gamma \in [0.1]$ ,  $A(u)$  es el conjunto de ancestros del concepto  $u$  y  $A(v)$  es el conjunto de ancestros del concepto  $v$ .

### Sánchez

Propuesta en [Sánchez, 2012], en esta medida se calcula la distancia taxonómica de dos conceptos  $u$  y  $v$  dividiendo la cardinalidad del conjunto de características diferentes  $A(u)$  con  $A(v)$  y viceversa, entre la suma de las cardinalidades de los conjuntos de características taxonómicas diferentes y comunes. Esta medida mostrada en la ecuación 7 también sigue el formato de [Harispe, 2015].



$$dist_{Sánchez}(u, v) = \log_2\left(1 + \frac{|A_u \setminus A_v| + |A_v \setminus A_u|}{|A_u \setminus A_v| + |A_v \setminus A_u| + |A_u \cap A_v|}\right) \quad (7)$$

Para evitar valores infinitos en términos equivalentes al logaritmo ( $\log_2$ ) se le añade 1 a la ecuación. Además, esta ecuación tiene un rango de valores en los resultados en un intervalo de  $[0...1]$ .

### Algoritmo propuesto

Para evaluar las relaciones taxonómicas de una ontología de dominio se presenta un algoritmo que usa la medida de exactitud mostrada en la ecuación 8.

$$Exactitud = \frac{\text{Cantidad de casos correctos}}{\text{Total de casos}} \quad (8)$$

El algoritmo tiene como función que por cada dos conceptos que integran la relación taxonómica, se calculan las seis medidas de similitud semántica. Al finalizar el paso anterior, se procede a calcular un umbral por cada medida ( $umbral_{medida}$ ). Si el resultado de la medida de similitud es superior al  $umbral_{medida}$ , se considera que la relación taxonómica es verdadera, de lo contrario es falsa. Después, se aplica la medida de exactitud al total de las relaciones taxonómicas. Por otro lado, se calcula un promedio de umbrales ( $umbral_{promedio}$ ) y se realiza el mismo procedimiento que el paso anterior con el  $umbral_{medida}$ . Se vuelve a calcular la exactitud para los nuevos resultados. En el algoritmo se realiza una comparación de los resultados de las medidas de similitud contra una lista anotada por un experto en el dominio. El experto determinó si el par de conceptos que forman la relación taxonómica es verdadera o falsa, buscando los mismos en un diccionario de hiperónimo-hipónimo, además de consultar la base de datos léxico-conceptual, WordNet. Antes de los pasos del algoritmo, el framework requiere la ontología de Inteligencia Artificial en formato OWL (ai.owl). En la figura 2 se presenta una representación del algoritmo para evaluar las relaciones taxonómicas.

Ahora se presentan los pasos detallados que sigue el algoritmo:

- Preprocesamiento:
  - ✓ Entradas: Se toman como entrada tres listas: la primera es la lista de

conceptos encontrados en la ontología de IA (conceptos[]), la segunda lista contiene los subconceptos (subconceptos[]), y la tercera es la lista de validación de las relaciones por parte de un experto de dominio (experto[]). Además del total de relaciones "is-a" ( $|RT|$ ).

- ✓ De la ontología en formato OWL, se extraen los conceptos y subconceptos usando la librería de Python, owlready2.
- Cálculo de la similitud semántica.

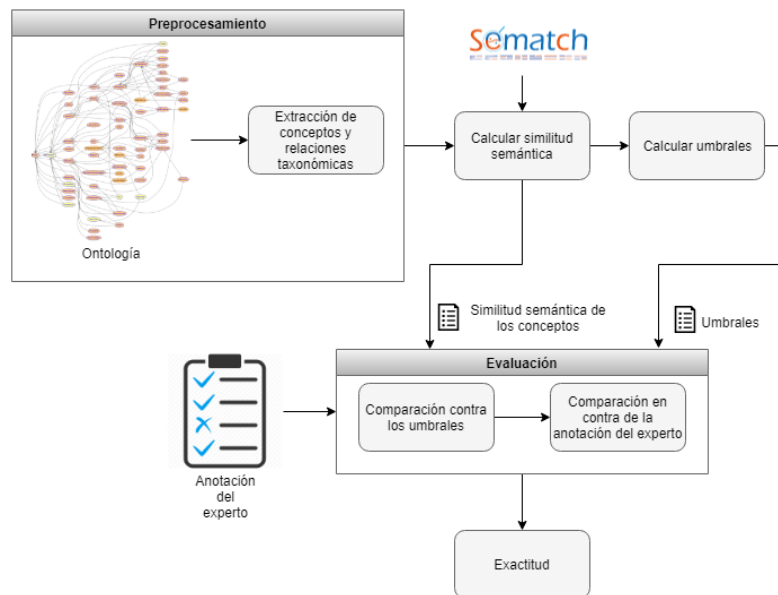


Figura 2 Representación gráfica del algoritmo.

Por cada par de conceptos que integran la relación taxonómica (concepto-subconcepto), se calcula su similitud semántica, el procedimiento se detalla a continuación:

- Iterar hasta  $|RT|$  y llamar a las funciones específicas de cada medida de similitud que se encuentran en el framework Sematch propuesto en [Zhu, 2015], y calcular la similitud entre los conceptos y subconceptos. Guardar el resultado en una lista por cada medida de similitud llamada  $res_{medida}$  (medida se refiere a cada una de las medidas de similitud).
- Cálculo de los umbrales.
- Calcular el  $umbral_{medida}$  para cada medida de similitud, sumando los

resultados de  $res_{medida}$  y dividirlo por el total de relaciones  $|RT|$ .

- Calcular el umbral $_{promedio}$ , que se obtiene de calcular el promedio de todos los umbral $_{medida}$ .
- Evaluación de las relaciones taxonómicas.
- Comparación contra umbrales. En este paso, se comparan los resultados de  $res_{medida}$  contra el umbral $_{medida}$  correspondiente, para cada una de las medidas de similitud. Este proceso se realiza de la siguiente manera: se itera hasta  $|RT|$  y se pregunta si cada resultado en  $res_{medida}$  es mayor o igual al umbral $_{medida}$  entonces, en una lista tablaVerdad $_{medida}$  se guarda el valor 1 (verdadero), de modo contrario, se guarda en la lista el valor 0 (falso).
- Además, se comparan los resultados de cada lista de  $res_{medida}$ , contra el umbral $_{promedio}$ . Se realiza de la siguiente manera: se itera hasta  $|RT|$ . Para cada resultado en las seis listas de  $res_{medida}$  se calcula el promedio de estos seis resultados, y si este promedio es mayor o igual al umbral $_{promedio}$ , entonces, se guarda en una lista tablaPromGeneral el valor 1, en caso contrario, se guarda el valor 0.
- Comparación contra la anotación del experto. Se procede a comparar los resultados en cada lista tablaVerdad $_{medida}$  contra los valores de la lista experto. Se itera hasta  $|RT|$  y se pregunta si para cada resultado en tablaVerdad $_{medida}$  es igual a 1 y para cada valor en experto es igual a 1 entonces, se guarda en una nueva lista exactitudTabla $_{medida}$  el valor 1. De otra manera, si para cada resultado en tablaVerdad $_{medida}$  es igual a 0 y para cada valor en experto es igual a 0 entonces, se guarda el valor 1. Para otros casos, se guarda el valor 0.
- Cálculo de la exactitud.
- Se calcula la exactitud de cada medida de similitud, siguiendo la ecuación 8 con los resultados de cada lista de exactitudTabla $_{medida}$ .
- Se calcula el promedio de los resultados de la tablaPromGeneral. Este resultado es el promedio general del sistema (Prom Sistema) de los resultados de las seis medidas de similitud.
- Se calcula la exactitud de los resultados de similitud de las seis medidas en

comparación con la lista anotada del experto (Prom Experto). Esto se obtiene de la misma manera que el cálculo de la exactitud para cada medida. Pero en este caso, se itera y comparan los resultados de la lista tablaPromGeneral contra los valores del experto y los resultados obtenidos se guardan en la tablaExactitud.

La salida que se obtiene de los pasos anteriores es la evaluación de las relaciones taxonómicas de las seis medidas de similitud utilizadas: Path, Wu y Palmer, Li, CMatch, RE y Sánchez.

Para una mejor comprensión del algoritmo propuesto anteriormente, se explicará con un ejemplo sencillo, para observar los conceptos que se usaron (tabla 1).

Tabla 1 Ejemplo aplicando el algoritmo.

Paso	Ejemplo												
<b>1. Preprocesamiento</b>													
Obtener la lista de conceptos-subconceptos.	Para la ontología de Inteligencia artificial, se obtiene la lista de conceptos-subconceptos, para este ejemplo se utilizará el siguiente par: Intelligence – artificial intelligence												
Lista de anotación del experto.	Para los conceptos-subconceptos anterior, el valor de la lista de anotación del experto es: Intelligence – artificial intelligence – verdadero (1)												
<b>2. Cálculo de las similitudes semánticas</b>													
Calcular la similitud semántica de los conceptos con las medidas implementadas en el framework Sematch.	Los resultados de aplicar cada medida de similitud a los conceptos anteriores son los siguientes: Intelligence – artificial intelligence <table border="1" style="margin-left: 20px;"> <thead> <tr> <th>Path</th> <th>Wup</th> <th>Li</th> <th>Cmatch</th> <th>RE</th> <th>San</th> </tr> </thead> <tbody> <tr> <td>0.500</td> <td>0.800</td> <td>0.683</td> <td>0.500</td> <td>0.833</td> <td>0.585</td> </tr> </tbody> </table>	Path	Wup	Li	Cmatch	RE	San	0.500	0.800	0.683	0.500	0.833	0.585
Path	Wup	Li	Cmatch	RE	San								
0.500	0.800	0.683	0.500	0.833	0.585								
<b>3. Cálculo de los umbrales</b>													
Calcular el $umbral_{medida}$ para cada medida de similitud.	El umbral es el resultado de la suma de la similitud entre el total de relaciones taxonómicas de la ontología. Umbrales por cada medida: <table border="1" style="margin-left: 20px;"> <thead> <tr> <th>Path</th> <th>Wup</th> <th>Li</th> <th>Cmatch</th> <th>RE</th> <th>San</th> </tr> </thead> <tbody> <tr> <td>0.500</td> <td>0.800</td> <td>0.683</td> <td>0.521</td> <td>0.833</td> <td>0.563</td> </tr> </tbody> </table>	Path	Wup	Li	Cmatch	RE	San	0.500	0.800	0.683	0.521	0.833	0.563
Path	Wup	Li	Cmatch	RE	San								
0.500	0.800	0.683	0.521	0.833	0.563								
Calcular el $umbral_{promedio}$ .	El cuál es el promedio de los umbrales. $umbral_{promedio} = 0.645$												
<b>4. Evaluación de las relaciones taxonómicas</b>													
Comparación contra todos los $umbral_{medida}$ .	Se procede a comparar los resultados de similitud semántica contra los $umbral_{medida}$ Se realiza de la siguiente manera: Si $res_{medida} \geq umbral_{medida}$ entonces $tablaVerdad_{medida} \leftarrow 1$ sino $tablaVerdad_{medida} \leftarrow 0$ Para la medida de similitud Path se calcula como: Si $0.5 \geq 0.5$ entonces $tablaVerdad_{path} \leftarrow 1$ Para las siguientes medidas, los valores de tablaVerdad son los siguientes:												

Tabla 1 Ejemplo aplicando el algoritmo (continuación).

<p>Comparación contra todos los umbral<sub>medida</sub>.</p>	<p>tablaVerdad<sub>wup</sub> ← 1, tablaVerdad<sub>li</sub> ← 1                  tablaVerdad<sub>cmatch</sub> ← 0, tablaVerdad<sub>re</sub> ← 1                  tablaVerdad<sub>san</sub> ← 1</p>
<p>Comparación contra umbral<sub>promedio</sub>.</p>	<p>Primero se calcula el promedio de los resultados de todas las medidas de similitud para el par de conceptos.                  Para Intelligence – artificial intelligence                  PromRes = 0.650                  Y se calcula de la siguiente manera:                  Si PromRes &gt;= umbral<sub>promedio</sub> entonces                  tablaPromGeneral ← 1                  sino                  tablaPromGeneral ← 0                  Entonces,                  Si 0.650 &gt;= 0.645 entonces                  tablaPromGeneral ← 1</p>
<p>Comparación contra la lista anotada del experto.</p>	<p>Los resultados de cada lista tablaVerdad<sub>medida</sub> se comparan contra los valores de la lista experto.                  Se realiza de la siguiente manera:                  Si tablaVerdad<sub>medida</sub> = 1 y experto &gt;= 1 entonces                  exactitudTabla<sub>medida</sub> ← 1                  sino si tablaVerdad<sub>medida</sub> = 0 y experto &gt;= 0 entonces                  exactitudTabla<sub>medida</sub> ← 1                  sino                  exactitudTabla<sub>medida</sub> ← 0                  Para Intelligence – artificial intelligence, el experto dice que es una relación verdadera (1), entonces.                  Para Path:                  Si (1 = 1) y (1 &gt;= 1)                  exactitudTabla<sub>path</sub> ← 1                  Los resultados de exactitudTabla para las demás medidas siguientes:                  exactitudTabla<sub>wup</sub> ← 1, exactitudTabla<sub>li</sub> ← 1                  exactitudTabla<sub>cmatch</sub> ← 0, exactitudTabla<sub>re</sub> ← 1                  exactitudTabla<sub>san</sub> ← 1</p>
<p><b>5. Cálculo de la exactitud.</b></p>	
<p>Se calcula la exactitud de cada medida de similitud</p>	<p>La exactitud para todos los conceptos de la ontología aplicando la ecuación 8, se calcula de la siguiente manera:  <math display="block">\text{Exactitud}_{\text{medida}} = \frac{\sum \text{tablaVerdad}_{\text{medida}}}{205}</math>                 Entonces, por ejemplo, la exactitud de la medida Path se calcula de la siguiente manera:  <math display="block">\text{Exactitud}_{\text{path}} = \frac{\sum \text{tablaVerdad}_{\text{path}}}{205} = 0.888</math>                 Las exactitudes de las siguientes medidas son:                  Exactitud<sub>wup</sub> = 0.854, Exactitud<sub>li</sub> = 0.849                  Exactitud<sub>cmatch</sub> = 0.976, Exactitud<sub>re</sub> = 0.893                  Exactitud<sub>san</sub> = 0.912</p>
<p>Se calcula la exactitud de los resultados de similitud de las seis medidas en comparación con la lista anotada del experto (Prom Experto).</p>	<p>Antes de calcular la exactitud, se procede a comparar los valores de la tablaPromGeneral con la lista anotada del experto, y los resultados obtenidos se guardan en la lista tablaExactitud.                  Después, se procede a calcular la exactitud (Prom Experto), de la misma manera que la exactitud anterior aplicando la ecuación 8, pero esta vez a la tablaExactitud.  <math display="block">\text{Prom Experto} = \frac{\sum \text{tablaExactitud}}{205} = 0.902</math></p>

### 3. Resultados

Para esta investigación se utilizó una ontología de Inteligencia Artificial propuesta en [Zouaq, 2012]. En la tabla 2 se muestra el total de conceptos ( $|C|$ ) y el total de relaciones taxonómicas ( $|RT|$ ) existentes en la ontología de dominio.

Tabla 2 Total de conceptos y relaciones taxonómicas de la ontología IA.

Ontología	$ C $	$ RT $
IA	233	205

En la tabla 3 se muestran los resultados experimentales de las seis medidas de similitud que se aplicaron a un subconjunto de relaciones taxonómicas de la ontología de dominio.

Tabla 3 Resultados obtenidos por cada medida de similitud semántica.

Concepto <sub>1</sub>	Concepto <sub>2</sub>	Path	Wup	Li	Cmatch	RE	San
Standard	RDF	0.500	0.400	0.439	0.500	0.833	0.585
Language	Natural Language	0.500	0.857	0.775	0.667	0.909	0.415
Ability	Human Cognitive Ability	0.500	0.800	0.683	0.500	0.833	0.585
Artificial Intelligence	Strong AI	0.500	0.333	0.439	0.333	0.500	0.737
Set of Inference	Representation	0.500	0.667	0.682	0.333	0.500	0.737

Con la finalidad de emitir el grado de similitud entre los pares de conceptos que integran la relación taxonómica, se procedió a calcular un umbral para cada medida de similitud, procedimiento que se detalla en el algoritmo de la sección 2. Para tener un mejor criterio se calculó un nuevo umbral, llamado Umbral Promedio, obtenido del promedio de los umbrales de cada una de las seis medidas de similitud utilizadas en esta investigación. Los umbrales obtenidos son presentados en la tabla 4.

Tabla 4 Umbral para cada medida.

Path	Wup	Li	Cmatch	RE	San	Promedio
0.500	0.779	0.680	0.521	0.833	0.563	0.645

En la tabla 5, se presentan los resultados obtenidos de la medida exactitud para cada medida de similitud semántica implementada en este artículo.

Tabla 5 Exactitud obtenida para la ontología IA por cada medida de similitud.

<b>Ontología</b>	<b>Experto</b>	<b>Path</b>	<b>Wup</b>	<b>Li</b>	<b>Cmatch</b>	<b>RE</b>	<b>San</b>
IA	0.880	0.888	0.854	0.849	0.976	0.893	0.912

En la tabla 6, se presentan los resultados obtenidos con el umbral promedio (Prom Sistema) y su exactitud obtenida (Prom Experto) que indica que las relaciones taxonómicas son un 92% similares y que los resultados con respecto al experto se encuentran muy cercanos. Podemos concluir que los resultados indican que las relaciones taxonómicas son correctas en un 92% de exactitud.

Tabla 6 Resultados obtenidos con el umbral promedio y su exactitud.

<b>Ontología</b>	<b>Prom Sistema</b>	<b>Prom Experto</b>
IA	0.927	0.902

#### **4. Discusión**

En este trabajo se implementaron seis medidas de similitud semántica, como se observa en los resultados, con las medidas basadas en características los resultados en las exactitudes son ligeramente mayores a las medidas basadas en estructura, esto se debe a que las medidas basadas en características necesitan del conjunto de ancestros de cada par de conceptos y no sólo se necesitan la profundidad y la distancia del par de conceptos como en las medidas basadas en estructura. El resultado de Prom Sistema es el resultado de comparar los resultados de todas las medidas de similitud contra el umbral<sub>promedio</sub>, donde basándonos en el resultado obtenido, un 92% de las relaciones taxonómicas son similares. El valor de Prom Experto es la exactitud de comparar los resultados obtenidos de la similitud de todas las medidas contra la opinión de un experto de dominio, en base al resultado obtenido, se tiene un 90% de exactitud en las medidas, en contra a la exactitud del experto con un 88%.

## **5. Conclusiones**

En este artículo se propone e implementa un algoritmo para la evaluación de relaciones taxonómicas de tipo “is-a” en una ontología de dominio escrito en el lenguaje de programación Python. Además, se implementaron seis medidas de similitud semántica utilizando el framework Sematch. Con los resultados experimentales obtenidos, con las medidas basadas en estructura, al menos el 84% de las relaciones taxonómicas mantienen este tipo de relación semántica en la ontología de dominio. En las medidas de similitud basadas en características, se obtiene que al menos un 89% de las relaciones taxonómicas mantienen la relación semántica. En base a los resultados experimentales, se observa una mejora en los resultados de las medidas basadas en características en comparación a las medidas basadas en estructura.

Como trabajo futuro se propone implementar otras medidas de similitud semántica basadas en contenido de información para obtener diferentes resultados y compararlos con los resultados obtenidos en este trabajo. También, se aplicarán todas las medidas de similitud aplicadas en este trabajo además de las basadas en contenido de información, a diferentes ontologías de dominio, para comprobar la eficiencia de nuestro algoritmo, con la finalidad de emitir un juicio en la evaluación de las relaciones semánticas y conceptos definidos en ontologías de dominio.

Esta investigación es apoyada por el Fondo Sectorial de Investigación para la Educación, con el proyecto CONACYT CB/257357 y por el proyecto VIEP-BUAP ID 00356, México.

## **6. Bibliografía y Referencias**

- [1] Berners-Lee, T., Helder, J. & Lassila, O. The Semantic Web. Scientific American, no. 5, vol. 284, pp. 34-43, 2001.
- [2] Bird, S., Klein, E. & Loper, E. Natural Language Processing with Python. 1st edn. O'Reilly Media, Inc. 2009.
- [3] Collins, A. M. & Loftus, E. F. A spreading-activation theory of semantic processing. Psychological Review, vol. 86, no. 6, pp. 407-428, 1975.



- [4] Gruber, T. R. Toward principles for the design of ontologies used for knowledge sharing. *International Journal of Human-Computer Studies*, vol. 43, issues 5-6, pp. 907-928, 1995.
- [5] Harispe, S., Ranwez, S., Janaqi, S. & Montmain, J. *Semantic Similarity from Natural Language and Ontology Analysis*. Morgan & Claypool Publishers. 2015.
- [6] J. Jiang, Jay & W. Conrath, David. *Semantic Similarity Based on Corpus Statistics and Lexical Taxonomy*. Proceedings of the International Conference on Research in Computational Linguistics. 1997.
- [7] Li, Y., Bandar, Z. A. & McLean, D. An Approach for Measuring Semantic Similarity Between Words Using Multiple Information Sources. *IEEE Trans. on Knowl. and Data Eng.*, pp. 871-882, 2003.
- [8] Lin, D. An Information-Theoretic Definition of Similarity. In Proceedings of the Fifteenth International Conference on Machine Learning (ICML '98), Jude W. Shavlik (Ed.). Morgan Kaufmann Publishers Inc., San Francisco, CA, USA, pp. 296-304. 1998.
- [9] Liskov, B., & Wing, J.M. A Behavioral Notion of Subtyping. *ACM Trans. Program. Lang. Syst.*, 16, pp. 1811-1841.1994.
- [10] Meadche, A. & Staab, S. Measuring Similarity Between Ontologies. Proceedings of the 13th International Conference on Knowledge Engineering and Knowledge Management. *Ontologies and the Semantic Web*. Springer Berlin Heidelberg, pp. 251-263, 2002.
- [11] Petrakis, E. G. M., Varelas, G., Hliaoutakis, A. & Raftopoulou, P. X-Similarity: Computing Semantic Similarity between Concepts from Different Ontologies. *Journal of Digital Information Management*, vol. 4, pp. 233-237, 2006.
- [12] Rada, R., Miki, H., Bicknell, E. & Blettner, M. Development and application of a metric on semantic nets. In *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics*, vol. 19, no. 1, pp. 17-30, 1989.
- [13] Tversky, A. Features of Similarity. *Psychological Rev*, vol. 84, pp. 327-352, 1977.

- [14] Rodriguez, M. A. & Egenhofer, M. J. Determining semantic similarity among entity classes from different ontologies. *IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering*, vol. 15, no. 2, pp. 442-456, 2003.
- [15] Sánchez, D., Batet, M., Isern, D. & Valls, A. Ontology-based semantic similarity: A new feature-based approach. *Experts Systems with Applications*, vol. 39, no. 9, pp. 7718-7728, 2012.
- [16] Slimani, T. Description and Evaluation of Semantic Similarity Measures Approaches. *International Journal of Computer Applications*. Vol 80. pp. 25-33. 2013.
- [17] Tovar, M., Pinto, D., Montes, A., Serna, J. G. A metric for the evaluation of restricted domain ontologies. *Computación y Sistemas*, vol. 22, no. 1, pp. 147-162, 2018.
- [18] Wu, Z. & Palmer, M. Verbs semantics and lexical selection. In *Proceedings of the 32nd annual meeting on Association for Computational Linguistics (ACL '94)*. Association for Computational Linguistics, Stroudsburg, PA, USA, pp. 133-138, 1994.
- [19] Zhu, G. & Iglesias, C. A. Computing Semantic Similarity of Concepts in Knowledge Graphs, in *IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering*, vol. 29., no. 1, pp. 72-85, 2017.
- [20] Zouaq, A., Gasevic, D. & Hatala, M. Linguistic patterns for information extraction in ontocmaps. In *Proceedings of the 3rd International Conference on Ontology Patterns*, Blomqvist, E., Gangemi, A., Hammar, K. & Suárez-Figueroa, M. C. (Eds.), vol. 929, pp. 61-72, 2012.