

Medidas de similitud semántica aplicadas a una ontología de dominio

Aimee Cecilia Hernández García, Mireya Tovar Vidal,
José de Jesús Lavalle Martínez

Benemérita Universidad Autónoma de Puebla,
Facultad de Ciencias de la Computación, Puebla,
México

hernandez.aimee@outlook.com, mtovar@cs.buap.mx,
jlavallenator@gmail.com

Resumen. La similitud semántica se utiliza para conocer si dos conceptos son semejantes en cuanto a su significado en una ontología de dominio. En esta investigación, se propone un algoritmo para evaluar las relaciones taxonómicas existentes en una ontología de Inteligencia Artificial (IA), a través de la medida de exactitud. En este caso, para evaluar las relaciones, se emplearon tres medidas de similitud semántica basadas en conocimiento: Path, Wu y Palmer y Li. Los resultados experimentales indican que de acuerdo a la medida Path la ontología tiene el 88 % de relaciones taxonómicas correctas, la medida de Wu y Palmer indica que solo el 85 % son correctas y Li indica que el 84 % son correctas. Adicionalmente, definimos una similitud promedio, a partir de estas medidas, logrando un 92 % de exactitud para este tipo de relaciones semánticas. Comparando los resultados experimentales con las respuestas de validación de un experto de dominio el sistema concuerda en un 85 %.

Palabras clave: similitud semántica, ontología, relaciones taxonómicas.

Semantic Similarity Measures Applied to a Domain Ontology

Abstract. The semantic similarity is used to know whether two concepts are similar with respect to their meaning in a domain ontology. In this article, an algorithm to assess taxonomic relationships in an ontology of Artificial Intelligence is proposed, this is done through the accuracy measure. In order to assess the relationships, three semantic similarity measures based on knowledge are used: Path, Wu & Palmer, and Li. The experimental results show that according to the Path measure the ontology has an 88 % of right taxonomic relationships, with Wu & Palmer an 85 % is got, and the Li measure gives an 84 %. Computing the mean of these results, a 92 % of accuracy is reached for this kind of semantic

relationships. Comparing the experimental results with the assessment done by a human expert, an 85 % of agreement is found.

Keywords: semantic similarity, ontology, taxonomic relationships.

1. Introducción

En tiempos actuales, la similitud semántica ha ganado importancia en áreas como el procesamiento del lenguaje natural, la inteligencia artificial, la biomedicina, la psicología, entre otras. Debido a la enorme cantidad de datos generados electrónicamente y dado a que estos datos no se encuentran de una forma estructurada es difícil su procesamiento para obtener información útil. Por lo tanto, se han desarrollado métodos para estructurar estos datos, por ejemplo: desde bases de datos u otras representaciones como son las ontologías; para recuperar información relevante se usan métodos de procesamiento del lenguaje natural o de recuperación de información.

La similitud semántica entra en acción ante la problemática de la ambigüedad y variación lingüística en el lenguaje natural, además tiene múltiples aplicaciones como en la web semántica, en la búsqueda de respuestas, en la desambiguación del sentido de las palabras, en el reconocimiento de entidades nombradas, en la traducción automática, en la respuesta a preguntas, etc.

En este artículo se aplicarán algunas medidas de similitud semántica a una ontología de dominio. Chabot [1] define una ontología como: “Modelo de representación del conocimiento utilizado especialmente en las áreas de Web Semántica e Inteligencia Artificial. Las ontologías se usan para representar conocimiento de dominio utilizando conceptos, relaciones y axiomas”. Gruber [2] define a una ontología como “una especificación explícita y formal de una conceptualización compartida”. En general, este tipo de recurso semántico está formado por conceptos o clases, relaciones, instancias, atributos, axiomas, restricciones, reglas y eventos. Las ontologías de dominio son un sistema de representación del conocimiento que se puede organizar en estructuras taxonómicas y no taxonómicas de conceptos de algún área o dominio de conocimiento específico. Cuando una ontología contiene relaciones de tipo “is-a”, por ejemplo, una clase A es una subclase de B, se dice que tiene una relación taxonómica.

En la actualidad existen propuestas de sistemas computacionales para la generación automática de ontologías, pero, en la mayoría de los casos carecen de una evaluación automática, por lo que regularmente se desconoce la calidad de los recursos semánticos que estos sistemas generan.

La evaluación de ontologías es una tarea que consiste en medir la calidad de estos recursos. El objetivo final de la evaluación de la ontología es facilitar la labor del ingeniero del conocimiento o del experto del dominio para verificar la calidad de la misma, debido a que cuando la ontología es de un tamaño considerable, esta tarea consume mucho tiempo (horas-persona). El proceso de evaluación no suele ser trivial, pues es necesario elegir qué elementos de la ontología deberían

considerarse en el proceso de medición de la calidad de la misma, así como los criterios específicos a usar.

La similitud semántica es una medida para conocer la relación entre dos conceptos o palabras basado en sus significados, mide la distancia entre ellos, mientras menor sea la distancia más similares son los conceptos, y el resultado es expresado numéricamente. La similitud semántica se puede aplicar a una ontología dada y permite que se pueda conocer, si dos conceptos en la ontología son semánticamente similares.

El objetivo de esta investigación es implementar en un lenguaje de programación algunas medidas de similitud semántica propuestas en la literatura, y evaluar las relaciones de tipo “is-a” en una ontología del dominio de inteligencia artificial. Con la finalidad de medir el grado de relación existente entre cada par de conceptos que modelan una relación taxonómica y emitir un juicio de calidad automáticamente.

Este artículo se estructura de la siguiente manera, en la Sección 2 se presentan algunos trabajos relacionados con los métodos de similitud semántica. En la sección 3 se exponen algunas medidas de similitud propuestas en la literatura; en la Sección 4 se presenta el algoritmo propuesto, en la Sección 5 se exponen los resultados de la investigación y finalmente en la Sección 6 se presentan las conclusiones y el trabajo a futuro de esta investigación.

2. Trabajos relacionados

A continuación se describen los trabajos de algunos autores que han desarrollado medidas de similitud semántica aplicadas a relaciones taxonómicas (“is-a”).

En [3] proponen una métrica llamada Distancia que evalúa el camino más corto entre dos conceptos en una base de conocimientos jerárquica, especialmente con relaciones “is-a” y así conocer la distancia entre los conceptos, esta métrica tiene sus bases en la teoría de activación propagante.

En [4] se propone una medida de similitud semántica para resolver el problema de selección léxica en la traducción automática. Los autores definen la similitud de dos conceptos que se da por la cercanía de la relación en la jerarquía. Para el cálculo de la similitud de los dos conceptos C_1 y C_2 , primero se calcula el número de nodos del camino de cada concepto C_1 y C_2 al superconcepto menos común y después se calcula el número de nodos del superconcepto menos común a la raíz.

En [5] se introduce una medida de similitud semántica que combina la propuesta del camino más corto entre un concepto a otro con el contenido de información, que es la probabilidad de ocurrencia de un concepto en un corpus. Por lo que esta medida mejora la propuesta tradicional del camino más corto, donde sólo se tiene información a nivel taxonomía y se añade el contenido de información desde el corpus a su factor de decisión.

En [6] se propone una medida de similitud en base al contenido de la información que se puede aplicar a dominios diferentes. Esta medida quiere lograr dos objetivos: el primer objetivo es la universalidad, que se refiere a que se

pueda aplicar a muchos dominios diferentes, siempre y cuando el dominio tenga un modelo probabilístico, y el segundo objetivo es la justificación teórica, que quiere decir que la medida no se define con una sola fórmula sino con un conjunto de suposiciones sobre la similitud.

En [7] se plantea una medida de similitud semántica para una taxonomía con relaciones “is-a” que se basa en el contenido de información compartida. La evaluación experimental indica que esta medida tiene mejores resultados comparados al enfoque de conteo de aristas. Definen que en un conjunto de conceptos en una taxonomía de tipo “is-a”, la clave para obtener la similitud entre dos conceptos es la información que comparten, con este enfoque se dice que mientras más abstracto es un concepto, menor es el contenido de información, entonces mientras más contenido de información compartan, más similares son.

En [8] se propone una medida de similitud semántica para una taxonomía de tipo “is-a” y “has-a” que combina el camino más corto, la profundidad del subsumidor, (subsumidor es el ancestro común más específico de dos conceptos en una ontología [7]), y la densidad semántica local, donde el camino más corto y la profundidad del subsumidor se obtiene de una base de datos léxica, la densidad semántica local se obtiene del corpus.

En [9] se define un método de similitud semántica en grafos de conocimiento, llamado *wpath*, en este trabajo se describe que hay métodos que están basados en medir la similitud semántica en base a la distancia del camino más corto entre dos conceptos en una taxonomía. Por otra parte, hay métodos que contemplan el contenido de información de los conceptos desde el corpus para mejorar el resultado de similitud semántica. Entonces lo que los autores proponen es combinar el método de medir la distancia entre conceptos y el contenido de información calculado desde el grafo de conocimiento y no desde un corpus.

Por otro lado, en Tovar et al. [10-17] se ha llevado a cabo la evaluación o validación de relaciones semánticas en ontologías, por medio de enfoques basados en patrones o por análisis formal de conceptos utilizando corpora de dominio.

En esta investigación, en base a las medidas de similitud semánticas [3-5] y el trabajo realizado en [18] se evalúa las relaciones taxonómicas “is-a” de pares de conceptos en una ontología del dominio de Inteligencia Artificial. Usando estas medidas de similitud semántica se calcula el grado de relación que existe en esos pares de conceptos que representan una relación taxonómica.

3. Medidas de similitud semántica

La similitud semántica se define como la estimación del parecido taxonómico de dos términos, basados en la evaluación de las evidencias semánticas comunes extraídas de una o varias fuentes de conocimiento [19] (por ejemplo, corpus textual, tesoro, taxonomías/ontologías, etc.).

En la literatura se han propuesto diferentes tipos de medidas, éstas se pueden clasificar en dos grupos: los basados en corpus y los basados en conocimiento. Las medidas basadas en corpus miden la similitud semántica entre conceptos basándose en la información obtenida de un corpus, mientras que las medidas

basadas en conocimiento miden la similitud semántica de conceptos en grafos de conocimiento [9].

En este artículo se aplicarán algunas medidas de similitud basadas en conocimiento que son las que se pueden utilizar en estructuras de representación del conocimiento como las ontologías. Basándonos en el trabajo realizado en [9] el objetivo es implementar algunas de las medidas de similitud haciendo una adaptación en el lenguaje de programación Python, usando las bibliotecas NLTK [20], RDFlib¹ y el framework Sematch [18], para una ontología en particular, se obtendrán los resultados de los cálculos de cada medida y se evaluarán los resultados obtenidos.

A continuación se describen las medidas de similitud que se implementaron para esta investigación.

3.1. Path

En [3] se propone una medida llamada Distancia, y en base a esta medida en el trabajo de [9] se definió la ecuación sim_{path} (ver Ecuación (1)), usando el camino más corto ($length$) entre dos conceptos c_i y c_j , mediante esta distancia se puede saber la similitud entre los conceptos en una taxonomía:

$$sim_{path}(c_i, c_j) = \frac{1}{1 + length(c_i, c_j)}. \quad (1)$$

Para las siguientes medidas presentadas en el trabajo de [9] se necesitan dos conceptos para implementarlas, primeramente se define el concepto de profundidad o $depth$. La profundidad de un concepto ($depth(c_i)$) es el camino más corto desde un concepto c_i al concepto raíz c_{raiz} y se define en la Ecuación (2):

$$depth(c_i) = length(c_i, c_{raiz}). \quad (2)$$

El segundo concepto es el subsumidor menos común o *Least Common Subsumer (LCS)* que en [9] se define como el concepto más específico que es ancestro común de dos conceptos. Por ejemplo, en la Fig. 1 el LCS de los conceptos *conditional planning* y *state space search* es *subfields of artificial intelligence*.

Por ejemplo, si $c_i = conditional\ planning$ y $c_j = state\ space\ search$, el resultado de esta medida de similitud es 0.20.

3.2. Wu y Palmer

En base a las definiciones antes presentadas y a la investigación de [4] se define la medida de Wu y Palmer en [9], donde se mide la similitud de dos conceptos c_i y c_j donde se mide la distancia más corta de cada concepto c_i y c_j con el concepto raíz y la distancia del LCS de cada concepto c_i y c_j con el concepto raíz.

¹ <https://github.com/RDFLib/rdfliib>

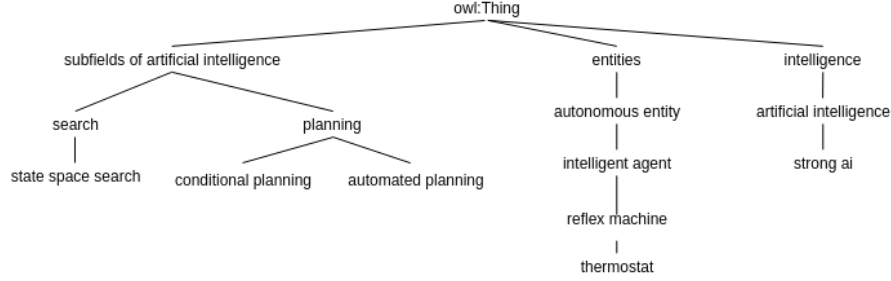


Fig. 1. Fragmento de la taxonomía de IA [21].

$$sim_{wup}(c_i, c_j) = \frac{2 * depth(c_{lcs})}{depth(c_i) + depth(c_j)}, \quad (3)$$

donde $depth(c_i)$ y $depth(c_j)$ es la distancia más corta de cada concepto con el concepto raíz y $depth(c_{lcs})$ es la distancia del LCS con el concepto raíz.

Como ejemplo, para los conceptos $c_i = conditional\ planning$ y $c_j = state\ space\ search$ (ver Fig. 1), el valor de $depth(c_{lcs})$ es de 2, mientras que los valores para $depth(c_i)$ y $depth(c_j)$ es de 4 para cada uno, si $depth(c_{raiz}) = 1$, entonces el cálculo de la similitud semántica utilizando la Ecuación (3) es de 0.5, ver resultado en la Ecuación (4):

$$sim_{wup}(c_i, c_j) = \frac{2 * 2}{4 + 4} = 0,5. \quad (4)$$

3.3. Li

En base al método diseñado por Li [8] se formula la Ecuación 5 propuesta por [9], donde se combina el camino más corto ($depth$) de ambos conceptos c_i y c_j y el LCS (c_{lcs}) de los conceptos, para calcular su similitud:

$$sim_{li}(c_i, c_j) = e^{-\alpha length(c_i, c_j)} \cdot \frac{e^{\beta depth(c_{lcs})} - e^{-\beta depth(c_{lcs})}}{e^{\beta depth(c_{lcs})} + e^{-\beta depth(c_{lcs})}}, \quad (5)$$

donde α es un parámetro que contribuye a la longitud del camino y β es el parámetro para la profundidad del camino. De acuerdo con el trabajo de [8], el parámetro óptimo para α es 0.2 y para β es 0.6.

Por ejemplo, para los conceptos $c_i = conditional\ planning$ y $c_j = state\ space\ search$ (ver Fig. 1), el valor para $length(c_i, c_j)$ es de 4 y el valor para $depth(c_{lcs})$ es de 2, con estos valores se calcula la similitud semántica de este par de conceptos y se obtiene el resultado de 0.374 (ver Ecuación 6):

$$sim_{li}(c_i, c_j) = e^{-0,2*4} \cdot \frac{e^{0,6*2} - e^{-0,6*2}}{e^{0,6*2} + e^{-0,6*2}} = 0,3745. \quad (6)$$

Dados los resultados obtenidos con el ejemplo y las medidas de similitud, observamos que los conceptos no son tan similares y eso lo podemos confirmar al observar que se encuentran en diferentes ramas de la taxonomía de la Figura 1, aún teniendo un ancestro común, es decir, entre los dos conceptos no existe una relación directa de tipo “is-a”.

4. Algoritmo propuesto

En esta sección se presenta un algoritmo para la evaluación de relaciones taxonómicas de una ontología de dominio utilizando la medida de exactitud, la cual se presenta en la Ecuación 7. Donde el *Total de casos* es el total de relaciones taxonómicas existentes en la ontología de dominio y el *Total de casos correctos* son las relaciones consideradas por el algoritmo como relaciones taxonómicas:

$$Exactitud = \frac{Cantidad\ de\ casos\ correctos}{Total\ de\ casos}. \quad (7)$$

El funcionamiento general del Algoritmo 1 consiste en: Por cada par de conceptos se calculan las tres medidas de similitud semántica. Después, se calcula un umbral por cada medida, llamado (*umbral_{medida}*), y es la suma de los resultados de similitud por cada par de conceptos dividido entre el número de relaciones taxonómicas. Si el resultado de la medida de similitud para ese par de conceptos supera el *umbral_{medida}*, entonces la relación taxonómica es verdadera, de lo contrario es falsa. Posteriormente, aplicamos la medida de exactitud al total de relaciones taxonómicas. Por otro lado, calculamos un promedio de umbrales (*umbral_{promedio}*) y se realiza el mismo procedimiento, es decir, si el promedio de las similitudes para ese par de conceptos supera el *umbral_{promedio}*, entonces la relación taxonómica es verdadera, de lo contrario es falsa. Nuevamente, calculamos la exactitud para estos resultados. A continuación se describe con mayor detalle los pasos del algoritmo.

En el Algoritmo 1 se utiliza el llamado al *framework Sematch* propuesto en [18] implementado en el lenguaje de programación Python y publicado en GitHub². Los datos de entrada en este algoritmo son: $|RT|$ que se refiere al total de relaciones “is-a”, la lista de conceptos y subconceptos de la ontología de entrada, la lista de validación de las relaciones por parte de un experto de dominio. La salida es la evaluación de las relaciones “is-a”, por cada medida de similitud utilizada: Path, Wu y Palmer y Li.

Del paso 1-4 se realiza el llamado al *framework Sematch*, donde *sim_{medida}* corresponde a una de las tres medidas utilizadas, los resultados se almacenan en una lista *res_{medida}*. Antes de estos pasos, el *framework* requiere la ontología de Inteligencia Artificial en formato OWL (ai.owl). Esto no es parte del algoritmo, es un requerimiento del *framework* para el funcionamiento de las medidas de similitud semántica.

Continuando con el Algoritmo 1, en el paso 5 se calcula el umbral para cada medida de similitud semántica.

² <https://github.com/gsi-upm/sematch/>

Algoritmo 1 Algoritmo propuesto

Entrada: concepto[], subConcepto[], experto[], |RT|, ai.owl

Salida: Exactitud de cada medida de similitud semántica

```

1: {Llamar al framework Sematch para usar las funciones de similitud semántica.}
2: para i=0 hasta |RT| hacer
3:    $res_{medida}[i] \leftarrow sim_{medida}(concepto[i], subConcepto[i])$ 
4: fin para
5:  $umbral_{medida} \leftarrow promedio(res_{medida}[])$ 
6:  $umbral_{promedio} \leftarrow promedio(umbral_{medida})$ 
7:  $tablaVerdad_{medida}[] \leftarrow compUmbral(res_{medida}[], umbral_{medida}, |RT|)$ 
8:  $exactSistema_{medida}[] \leftarrow promedio(tablaVerdad_{medida}[])$ 
9:  $exactitud_{medida} \leftarrow exactMedida(tablaVerdad_{medida}[], experto[], |RT|)$ 
10:  $tablaPromGeneral[] \leftarrow promedioSist(res_{path}, res_{wup}, res_{li}, umbral_{promedio}, |RT|)$ 
11:  $PromGeneral \leftarrow promedio(tablaPromGeneral[])$ 
12:  $PromExperto \leftarrow exactMedida(tablaPromGeneral[], experto[], |RT|)$ 

```

Para cada lista obtenida en el paso 2, se suman los resultados almacenados y se divide entre el número de relaciones, es decir, se calcula el promedio. En el paso 6, se calcula el $umbral_{promedio}$ que es el resultado del promedio de los tres umbrales.

En el paso 7 se llama a la función *compUmbral*, que compara los resultados de similitud de cada medida contra el umbral de esa medida, que se detalla en el Algoritmo 2. Esta función toma como entrada la lista de resultados (res_{medida}) y el umbral por cada medida, así como el número de relaciones “is-a” en la ontología y el algoritmo regresa la lista $tablaVerdad_{medida}$. Esta lista es el resultado de comparar el valor de similitud del par de conceptos contra el umbral, si el valor de similitud es mayor que el umbral, el valor de verdad que toma esa relación es verdadero (1 en el algoritmo) de lo contrario es falso (0 en el algoritmo).

Algoritmo 2 Función *compUmbral*

Entrada: $res_{medida}[], umbral_{medida}, |RT|$

Salida: $tablaVerdad_{medida}[]$

```

1: para i=0 hasta |RT| hacer
2:   si  $res_{medida}[i] \geq umbral_{medida}$  entonces
3:      $tablaVerdad_{medida}[i] \leftarrow 1$ 
4:   si no
5:      $tablaVerdad_{medida}[i] \leftarrow 0$ 
6:   fin si
7: fin para
8: devolver  $tablaVerdad_{medida}[]$ 

```

En el paso 8, se obtiene la exactitud que tiene el sistema con cada medida de similitud, en este paso se calcula el promedio de los resultados de la lista

tablaVerdad, por cada medida. En el paso 9, se procede a calcular la exactitud de cada medida y se realiza llamando a la función *exactMedida* que se detalla en el Algoritmo 3. Esta función toma como entrada la *tablaVerdad* de cada medida, la lista anotada de esas relaciones por un Experto en el tema y el número total de relaciones. Si el Experto y el valor almacenado en *tablaVerdad_{medida}* coinciden, se asigna el valor 1 (verdadero) a la lista *exactitudTabla_{medida}*, de otro modo se asigna un 0 (falso). Al terminar, la función regresa la exactitud de los resultados obtenidos de la lista *exactitudTabla_{medida}*, obteniendo como resultado la Exactitud de cada medida de similitud (*exactitud_{medida}*).

Algoritmo 3 Función *exactMedida*

Entrada: *tablaVerdad_{medida}*[], *experto*[], $|RT|$

Salida: *exactitud_{medida}*

```

1: para i=0 hasta  $|RT|$  hacer
2:   si tablaVerdadmedida[i] = 1 y experto[i]  $\geq$  1 entonces
3:     exactitudTablamedida[i]  $\leftarrow$  1
4:   si no, si tablaVerdadmedida[i] = 0 y experto[i] = 0 entonces
5:     exactitudTablamedida[i]  $\leftarrow$  1
6:   si no
7:     exactitudTablamedida[i]  $\leftarrow$  0
8:   fin si
9: fin para
10: exactitudmedida  $\leftarrow$  Exactitud(exactitudTablamedida[],  $|RT|$ )
11: devolver exactitudmedida

```

En el paso 10, se hace el llamado a la función *promedioSist* que se muestra en el Algoritmo 4, esta función toma como entrada las listas de los resultados de similitud de cada medida, el *umbral_{promedio}* y el número de relaciones, después devuelve *tablaPromGeneral* con los resultados obtenidos. En el paso 11 se calcula el promedio de los resultados obtenidos en *tablaPromGeneral* para obtener el promedio general. Por último en el paso 12, se llama a la función *exactMedida* para comparar los resultados de *tablaPromGeneral* contra la lista anotada de las relaciones por el Experto.

5. Resultados experimentales

En esta investigación se utilizó la ontología de IA propuesta en [21]. La Tabla 1 muestra el total de conceptos ($|C|$) y relaciones taxonómicas ($|RT|$) existentes en la ontología de dominio.

En la Tabla 2 se muestran los resultados experimentales de las medidas de similitud aplicadas a un subconjunto de relaciones taxonómicas de la ontología de dominio. Por ejemplo, en los conceptos *RDF* y *Standard* que tienen una relación de tipo “is-a”, la medida Path indica que son 50% similares, Wup que son un 40% similares y Li que son un 43% similares.

Algoritmo 4 Función *promedioSist*

Entrada: $res_{medida}[], res_{medida}[], res_{medida}[], umbral_{promedio}, |RT|$

Salida: $tablaPromGeneral[]$

```

1: para i=0 hasta |RT| hacer
2:   si promedio( $res_{path}[i], res_{wup}[i], res_{li}[i]$ ) >=  $umbral_{promedio}$  entonces
3:      $tablaPromGeneral[i] \leftarrow 1$ 
4:   si no
5:      $tablaPromGeneral[i] \leftarrow 0$ 
6:   fin si
7: fin para
8: devolver  $tablaPromGeneral[]$ 

```

Tabla 1. Total de conceptos y relaciones taxonómicas de la ontología IA.

Ontología	C	RT
IA	233	205

Por otro lado, las tres medidas indican que los conceptos *Natural Language* y *Language* tienen una relación semántica entre ellos.

Tabla 2. Muestra de los resultados obtenidos por cada medida de similitud semántica.

<i>Concepto</i> ₁	<i>Concepto</i> ₂	<i>Path</i>	<i>Wup</i>	<i>Li</i>
Standard	RDF	0.5	0.4	0.439
Language	Natural Language	0.5	0.857	0.775
Ability	Human Cognitive Ability	0.5	0.8	0.683
Artificial Intelligence	Strong AI	0.5	0.333	0.439
Set of Inference	Representation	0.5	0.667	0.682

Sin embargo, con la finalidad de emitir un grado de similitud entre los pares de conceptos, se procedió a calcular un umbral por medida de similitud. En este caso, el umbral es el promedio de todos los resultados obtenidos de las relaciones taxonómicas de cada medida de similitud. Para tener un mejor criterio, se calculó un nuevo umbral obtenido del promedio de los umbrales de cada medida. Los umbrales obtenidos en los experimentos se muestran en la tabla 3.

Por último, en el Algoritmo 1 se calcula la exactitud de las relaciones taxonómicas, considerando cada medida de similitud semántica. El algoritmo asigna a cada par de conceptos el valor verdadero si el resultado de la medida de similitud supera el umbral, de lo contrario asigna el valor falso. Los resultados de la medida de exactitud se muestran en la Tabla 4 comparadas con los resultados de la exactitud que un experto le asignó al total de relaciones taxonómicas de la ontología de dominio. Como puede apreciarse los resultados experimentales indican que más del 84 % de las relaciones taxonómicas mantienen una relación semántica entre sí.

Tabla 3. Umbral para cada medida de similitud.

Path	Wup	Li	Promedio
0.5	0.779	0.68	0.653

Además, en la Tabla 4 se presenta los resultados obtenidos con el umbral promedio (Prom Sistema) que indica que las relaciones taxonomicas son un 92 % similares y que los resultados con respecto al experto este se encuentra muy cercano al mismo. Por lo tanto, consideramos que los resultados nos indican que las relaciones taxonómicas son correctas en un 92 % de exactitud.

Tabla 4. Exactitud obtenida para la ontología IA por cada medida de similitud.

Ontología	Experto	Path	Wup	Li	Prom Sistema	Prom Experto
IA	0.888	0.888	0.854	0.849	0.927	0.854

6. Conclusiones

En esta investigación se implementó un algoritmo en Python utilizando el *framework Sematch*, para la evaluación de relaciones taxonómicas de una ontología de Inteligencia Artificial, a través de tres medidas de similitud semántica basadas en conocimiento: Path, Wu y Palmer y Li. Estas medidas se basan en la distancia que existe entre un par de conceptos colocados en el grafo de la ontología. En particular se aplicaron a las relaciones de tipo “is-a” o taxonómicas. En base a los resultados experimentales, observamos que las tres medidas muestran que por lo menos el 84 % de las relaciones taxonómicas mantienen este tipo de relación semántica en la ontología.

Como trabajo a futuro se propone implementar otras medidas de similitud semántica basadas en contenido de la información. Asimismo aplicarlas a otras ontologías y compararlas con los resultados de otros expertos de dominio y realizar pruebas estadísticas, con la finalidad de emitir un juicio en cuanto a la evaluación de las relaciones semánticas y conceptos definidos en ontologías de dominio.

Agradecimientos. 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.

Referencias

1. Chabot, Y., Nicolle, C.: Semantic Measures: A State of the Art. In Khosrow-Pour, M., ed.: *The Encyclopedia of Information Science and Technology*. IGI Global, pp. 4690–4698 (2014)
2. Gruber, T.R.: Toward principles for the design of ontologies used for knowledge sharing. *Int. J. Hum.-Comput. Stud.* 43(5-6), pp. 907–928 (December 1995)
3. Rada, R., Mili, H., Bicknell, E., Blettner, M.: Development and application of a metric on semantic nets. *IEEE Trans. Systems, Man, and Cybernetics* 19, pp. 17–30 (1989)
4. Wu, Z., Palmer, M.: Verbs semantics and lexical selection. In: *Proceedings of the 32Nd Annual Meeting on Association for Computational Linguistics. (ACL'94)*, pp. 133–138, Stroudsburg, PA, USA, Association for Computational Linguistics (1994)
5. Jiang, J.J., Conrath, D.W.: Semantic similarity based on corpus statistics and lexical taxonomy. *CoRR* (1997)
6. Lin, D.: An information-theoretic definition of similarity. In: *Proceedings of the Fifteenth International Conference on Machine Learning. (ICML '98)*, pp. 296–304, Morgan Kaufmann Publishers Inc., San Francisco, CA, USA (1998)
7. Resnik, P.: Semantic similarity in a taxonomy: An information-based measure and its application to problems of ambiguity in natural language. *J. Artif. Int. Res.* 11(1), pp. 95–130 (July 1999)
8. 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.* 15(4), pp. 871–882 (July 2003)
9. Zhu, G., Iglesias, C.A.: Computing semantic similarity of concepts in knowledge graphs. *IEEE Trans. on Knowl. and Data Eng.* 29(1), pp. 72–85 (January 2017)
10. Lasserre, H.R., Tovar, M.: Proposal for automatic extraction of taxonomic relations in domain corpus. *Research in Computing Science* 133, pp. 29–39 (2017)
11. Tovar, M.: *Evaluación Automática de Ontologías de Dominio Restringido*. PhD thesis, Centro Nacional de Investigación y Desarrollo Tecnológico, Departamento de Ciencias Computacionales (2015)
12. Tovar, M., Pinto, D., Montes, A., Serna, J.G.: An approach based in lsa for evaluation of ontological relations on domain corpora. In Carrasco-Ochoa, J.A., Martínez-Trinidad, J.F., Olvera-López, J.A., eds.: *Pattern Recognition (MCPR'17)*, LNCS, 10267, pp. 225–233, Cham, Springer International Publishing (2017)
13. Tovar, M., Pinto, D., Montes, A., Serna, J.G.: A metric for the evaluation of restricted domain ontologies. *Computación y Sistemas* 22(1), pp. 147–162 (2018)
14. Tovar, M., Pinto, D., Montes, A., Serna, J.G., Vilariño, D.: Evaluation of ontological relations in corpora of restricted domain. *Computación y Sistemas* 19(1), pp. 135–149 (2015)
15. Tovar, M., Pinto, D., Montes, A., Serna, J.G., Vilariño, D.: Identification of ontological relations in domain corpus using formal concept analysis. *Engineering Letters* 23(2), pp. 72–76 (2015)
16. Tovar, M., Pinto, D., Montes, A., Serna, J.G., Vilariño, D.: Patterns used to identify relations in corpus using formal concept analysis. In Carrasco-Ochoa, J.A., Martínez-Trinidad, J.F., Sossa-Azuela, J.H., Olvera-López, J.A., Famili, F., eds.: *Pattern Recognition. (MCPR'15)*, LNCS, 9116, pp. 236–245, Cham, Springer International Publishing (2015)

17. Tovar, M., Pinto, D., Montes, A., Serna, J.G., Vilariño, D., Beltrán, B.: Use of lexico-syntactic patterns for the evaluation of taxonomic relations. In Martínez-Trinidad, J.F., Carrasco-Ochoa, J.A., Olvera-Lopez, J.A., Salas-Rodríguez, J., Suen, C.Y., eds.: Pattern Recognition. (MCPR'14), 8495, pp. 331–340, Cham, Springer International Publishing (2014)
18. Zhu, G., Fernandez, C.A.I.: Sematch: semantic entity search from knowledge graph. In: Joint Proceedings of the 1st International Workshop on Summarizing and Presenting Entities and Ontologies and the 3rd International Workshop on Human Semantic Web Interfaces (SumPre 2015, HSWI 2015) co-located with the 12th Extended Semantic Web Conferen, 1556, pp. 1–12 (2015)
19. Batet, M., Sánchez, D.: Review on semantic similarity. In Khosrow-Pour, M., ed.: Encyclopedia of Information Science and Technology. 3rd edn. IGI Global, pp. 7575–7583 (2014)
20. Bird, S., Klein, E., Loper, E.: Natural Language Processing with Python. O'Reilly Media, Inc. (2009)
21. Zouaq, A., Gasevic, D., Hatala, M.: Linguistic patterns for information extraction in ontocmaps. In: Proceedings of the 3rd International Conference on Ontology Patterns, 929, pp. 61–72, CEUR-WS. org (2012)