



UNIVERSIDAD
DE LA REPÚBLICA
URUGUAY



Facultad de
Psicología
UNIVERSIDAD DE LA REPÚBLICA

Desempeño de modelos semánticos espaciales y redes semánticas asociativas en una tarea de analogías en español rioplatense

Hernán Quintero Santos

Tutores: Álvaro Cabana y Juan Carlos Valle Lisboa

Revisor: Roberto Aguirre

Facultad de Psicología

Universidad de la República

2021

Introducción

Entrenando modelos computacionales a partir de grandes corpus de textos o normas creadas a través de tareas relacionadas con el lenguaje es posible crear diferentes tipos de representaciones del significado de las palabras de los lenguajes naturales. Estas representaciones pueden utilizarse para realizar tareas lingüísticas y con el fin de compararlas con el desempeño humano (ver por ej.: Landauer et al., 2011).

En 1964 Osgood introdujo la idea de que el significado de una palabra se puede representar como una coordenada en un espacio semántico. Este espacio estaría formado de dimensiones cuantitativas que corresponden a la ubicación entre un par de calificadores opuestos, como *bueno-malo* o *fuerte-débil*. Al aumentar el número de dimensiones las ubicaciones posibles en el espacio semántico aumentan exponencialmente. Palabras con significados similares tendrían coordenadas cercanas, lo que nos permitiría agruparlas a partir de su cercanía en este espacio. Estas dimensiones pueden obtenerse a través de tareas de asignarle calificadores a las palabras llenando un espacio en blanco. Osgood (1964) utiliza este marco en un estudio translingüístico y transcultural y al realizar un análisis factorial encuentra evidencia de que las dimensiones se agrupan consistentemente en tres factores principales: un factor evaluativo (ej.: *bueno-malo*, *agradable-desagradable*), un factor de potencia (ej.: *fuerte-débil*, *pesado-ligero*) y un factor de actividad (ej.: *rápido-lento*, *activo-pasivo*).

Tversky (1977) propone y presenta evidencia a favor de la teoría del contraste (contrast theory) o *feature model* en la que la similitud o la distancia entre dos conceptos u objetos depende de la presencia o ausencia de numerosos rasgos (*features*) cualitativos (binarios o binarizables) en común o distintivos entre ellos, y se calcula utilizando operaciones de la teoría de conjuntos. Estos rasgos se obtienen a través de tareas de producción de rasgos (feature production tasks; ver p. ej. McRae et al., 2005) en las que se les pide a los sujetos que nombren la mayor cantidad de rasgos que puedan asignarle a cada palabra. El autor plantea esta teoría en respuesta a los modelos geométricos de similitud, que representan a los objetos como puntos en un espacio de coordenadas y asumen que la disimilitud es una especie de distancia geométrica en un espacio euclídeo. Una función δ de distancia métrica en un espacio euclídeo le asigna un número no negativo a cada par de puntos cumpliendo los siguientes axiomas:

Minimalidad, que implica que la similitud entre un objeto y sí mismo es 0 para todos los objetos:

$$\delta(a, b) \geq \delta(a, a) = 0$$

Simetría, que implica que la similitud entre dos objetos es la misma en ambas direcciones:

$$\delta(a, b) = \delta(b, a)$$

La desigualdad triangular, que implica que, si los objetos a y b son similares, y b y c son similares, entonces a y c no pueden ser demasiado disímiles:

$$\delta(a, b) + \delta(b, c) \geq \delta(a, c)$$

Sin embargo, el autor presenta evidencia de que estos axiomas no siempre se cumplen para todas las medidas de similitud psicológica.

Asignar un valor manualmente a cada palabra tanto en el modelo de Osgood (1964) como en el de Tversky (1977) requiere una gran inversión de tiempo y recursos humanos. Si además consideramos que el esfuerzo debería replicarse para cada idioma y que dentro de una misma lengua el uso y significado de una palabra puede variar a lo largo del tiempo, las regiones, el registro e incluso el tema, se hace evidente la necesidad de contar con métodos automatizados aplicables a gran escala para lograr aplicaciones prácticas.

Por ejemplo, en el análisis semántico latente (LSA; Landauer y Dumais, 1997; Landauer et al., 2011) un corpus de gran tamaño es convertido en una enorme matriz de coocurrencias entre palabras y documentos en la que cada fila representa una palabra, cada columna representa un texto y en cada celda se pone el número de veces que dicha palabra aparece en dicho texto. Luego se aplican diversas transformaciones a la matriz, por ejemplo, para controlar el efecto de las palabras que aparecen con más frecuencia. Finalmente, se utiliza la descomposición en valores singulares (DVS) para reducir la cantidad de columnas de la matriz y se mantienen solamente las principales dimensiones. Esto da una representación en forma de vectores (las filas de la matriz) del significado de cada palabra. A este tipo de representaciones del significado en forma de vectores se les suele llamar *word embeddings*. También se puede representar un texto en forma de vector. Utilizando una medida de proximidad entre estos vectores se puede cuantificar la similitud semántica entre dos palabras, textos o entre una palabra y un texto. Una de las medidas más utilizadas es el coseno del ángulo que forman dos vectores en el espacio semántico. La reducción en la cantidad correcta de dimensiones (normalmente manteniendo alrededor de 300 se obtiene el mejor desempeño en diversas tareas y aplicaciones prácticas) es lo que permite el aprendizaje inductivo que lleva a la generalización de lo aprendido a situaciones nuevas y la

utilización de más o menos dimensiones lleva a un rendimiento menor (para una explicación de cómo funciona este procedimiento, ver p. ej. Valle Lisboa y Mizraji, 2007). Es importante destacar que estas dimensiones no tienen un significado interpretable (al menos *a priori*), a diferencia de las del modelo de Osgood (1964).

El algoritmo de aprendizaje del LSA (Landauer y Dumais, 1997) tiene la particularidad de que no solo aprende el significado de las palabras a partir de las ocasiones en las que aparecen, sino también a partir de los ejemplos en los que no aparecen. Esto tiene especial relevancia si tomamos en cuenta que el LSA aprende a un ritmo similar a un humano (“leyendo” una cantidad similar de texto), ya que, aunque no se puede afirmar que el cerebro realice una descomposición en valores singulares, aporta una posible respuesta al debate sobre el llamado problema de Platón o problema de la pobreza del estímulo, de cómo aprendemos tanto a partir de tan poca información.

Griffiths, Steyvers y Tenenbaum (2007) comparan la representación espacial creada utilizando LSA con utilizar una representación no espacial utilizando el *topic model* (Steyvers y Griffiths, 2007), que genera una representación del significado de las palabras basada en temas (*topics*), similar a la representación basada en características del modelo de Tversky (1977), pero generada a partir de una matriz de coocurrencias entre palabras y documentos, lo que permite crearlas de manera automatizada. Cada tema es una distribución de probabilidad de aparición en dicho tema para cada palabra del corpus. A diferencia del LSA, en el que a cada palabra le corresponde un único vector, independientemente de la polisemia, en el *topic model* el significado de cada palabra está distribuido a lo largo de todos los tópicos, lo que permite representar los diferentes significados de cada palabra por separado. Los autores comparan el desempeño de utilizar el coseno y el producto interno de los vectores de LSA como métrica de distancia con las probabilidades generadas por el *topic model* para predecir normas de asociación generadas por humanos. El *topic model* se desempeña mejor que el producto interno, que a su vez supera al coseno del LSA. Atribuyen esta diferencia a que ambas métricas respetan los axiomas de simetría y desigualdad triangular introducidos por Tversky (1977), mientras que las normas de asociación no lo hacen. La diferencia entre el rendimiento del producto interno y el coseno la atribuyen a que el primero es sensitivo a la frecuencia de las palabras mientras que el segundo no.

Siguiendo la advertencia de Griffiths et al. (2007) de que sus resultados pueden deberse al uso del coseno como medida de distancia y no a las representaciones espaciales per se, Jones et al. (2018) argumentan que el espacio semántico es una representación de la

estructura de la memoria semántica, pero que el coseno no representa el proceso de recuperación de la memoria, por lo que no debe considerarse que es lo que las personas hacen al realizar una tarea. Los autores utilizan el mismo corpus y las mismas normas de asociación que Griffiths et al. (2007) para comparar sus resultados utilizando no solo LSA, sino también combinando la regla de elección de Luce (1959), que simula como los humanos eligen entre varias opciones, con LSA y otros dos espacios semánticos creados a partir del mismo corpus, uno utilizando el índice de Jaccard y utilizando el modelo BEAGLE. Utilizaron una versión simplificada de la regla de elección de Luce y no incluyeron el escalamiento exponencial basado en la ley universal de distancia y similitud percibida de Shepard (1987) que se suele utilizar en combinación con la regla de Luce. Aunque la utilización de la regla de Luce no generó grandes cambios en el desempeño del LSA, el desempeño del índice de Jaccard y BEAGLE al imitar las propiedades de las normas de asociación fue suficiente para que los autores concluyan que no se debe descartar a las representaciones espaciales de la semántica como modelos viables.

Mikolov et al. (2013) demostraron que en los modelos espaciales hay relaciones que están presentes en forma de offsets vectoriales cuando se da de manera consistente que la diferencia entre dos palabras a y b que comparten una cierta relación semántica o sintáctica es similar a la diferencia en las representaciones entre un par de palabras c y d que compartan la misma relación, por ejemplo, que la diferencia entre las representaciones de *hombre* y *rey* es similar a la diferencia entre las representaciones de *mujer* y *reina*. A esto lo llamaron regularidades lingüísticas. Estas regularidades permiten que ante una analogía del tipo $a:b::c:d$, que se expresaría “ a es a b lo que c es a d ”, se pueda utilizar aritmética de vectores en las representaciones de tres de las palabras para predecir la representación de la cuarta, como en el conocido ejemplo de $rey - hombre + mujer = reina$.

Los modelos espaciales semánticos (junto con el *topic model*) son solo una de las formas de representar el significado de las palabras o conceptos. Otra de ellas es utilizando redes semánticas, como en la *spreading-activation theory* de Quillian (1962, 1967), que Collins y Loftus (1975) extienden con asunciones adicionales. En estas redes cada concepto es un nodo que está ligado a otros nodos (conceptos) por enlaces dirigidos, que a su vez son conceptos y tienen un valor numérico. Mediante un proceso en el que al activar uno o más nodos la activación se propaga hacia el resto de la gráfica a través de los enlaces entre los nodos se obtiene un modelo del funcionamiento de fenómenos como el priming y la memoria semántica. Una de las asunciones añadidas por Collins y Loftus (1975) es que la similitud semántica (*similarity* o *relatedness*) entre dos nodos está dada por el total de enlaces que comparten.

Más recientemente, De Deyne et al. (2019) recolectaron las normas de asociación para más de 12.000 claves (*cues*) en inglés, el proyecto Small World of Words en inglés (SWOW-EN). En la tarea de asociación utilizada para crear estas normas se les presenta a los sujetos una palabra (la clave) y se les pide que respondan con la o las primeras palabras que se le vengan a la mente (en este caso las tres primeras palabras). Estas normas son útiles para el estudio de las representaciones internas y el significado de las palabras. También es posible utilizarlas para construir redes semánticas. Los autores hacen esto y comparan el desempeño de las redes creadas a partir del SWOW-EN y de otras dos normas más antiguas y pequeñas para predecir los datos de similitud semántica utilizando tres medidas diferentes, es decir tres formas distintas de calcular la similitud a partir de las redes. Encuentran que el SWOW-EN tiene un buen desempeño y que es mayor al de las otras normas, pero que la medida utilizada influye considerablemente en el rendimiento.

En este estudio compararemos el desempeño de modelos espaciales semánticos entrenados a partir de corpus en español y un modelo espacial creado a partir del SWOW para el español rioplatense (SWOW-ES-RP: Cabana et al., en preparación) con las respuestas dadas por los participantes a una tarea de analogías del tipo “*a* es a *b* lo que *c* es a *d*”, en la que *c* es un espacio a completar con la palabra que crean más adecuada.

Métodos

Se realizó una encuesta web en la que se les pidió a los participantes que dieran información acerca de su género, su máximo nivel educativo alcanzado y su lengua materna.

Luego se les presentaron progresivamente 40 ítems seleccionados al azar de un total de 79. Cada uno de estos ítems contiene una palabra clave de ejemplo y una palabra objetivo de ejemplo. Estas palabras guardan una cierta relación entre sí, que es diferente en cada ítem y que los participantes debían deducir. También se les presentó otra palabra clave y los participantes debían llenar un espacio en blanco con la palabra objetivo que les parecía conveniente, de modo que la relación entre estas dos palabras sea equivalente a la relación entre las palabras de ejemplo. Por ejemplo, al usuario puede presentarse el ítem “Buenos Aires es a Argentina lo que ___ es a Brasil”, en donde Buenos Aires es el objetivo de ejemplo, Argentina es la clave de ejemplo y Brasil es la clave. De esos ítems, 22 fueron tomados del test SVAT (Gallassi et al., 2014) y traducidos del italiano al español rioplatense, mientras que el resto fueron creados para este estudio. Los ítems tomados del SVAT tienen una respuesta correcta predefinida. El resto de los ítems varían desde ítems en los que se

consideró que había una única respuesta obvia hasta ítems pensados para tener múltiples respuestas posibles o no tener ninguna respuesta obvia predefinida. Los ítems fueron pensados para expresar relaciones diversas sin seguir *a priori* ningún sistema de clasificación de los tipos de relación.

Participantes

La encuesta estuvo disponible en una web hosteada en el servidor del Centro de Investigación Básica en Psicología (CIBPsi) para cualquier persona que quisiera realizarla (http://digital.psico.edu.uy/hernan_1/experiment.html). La búsqueda de participantes se realizó a través de los contactos personales de los investigadores asociados y de publicidad en redes sociales. En total participaron 198 hablantes nativos de español rioplatense.

Análisis de datos

Se compararon los resultados comportamentales de los participantes con las predicciones obtenidas de extrapolar la relación de las palabras ejemplo a la palabra clave utilizando los modelos espaciales semánticos y el SWOW. Para esto se utilizó el paquete Gensim en Python (Rehurek y Sojka, 2011).

Los embeddings utilizados para los análisis fueron: FastText-SUC (Cañete, 2019b), creados utilizando el algoritmo FastText (Bojanowski et al., 2017) en el Spanish Unannotated Corpora (Cañete, 2019a); FastText-SBWC (Universidad de Chile, 2019), creados utilizando FastText en el Spanish Billion Word Corpus (Cardellino, 2016); GloVe-SBWC (Universidad de Chile, 2019), creados utilizando el algoritmo GloVe (Pennington et al., 2014) en el Spanish Billion Word Corpus; FastText-wiki-ES (Bojanowski et al., 2017), creados utilizando el algoritmo FastText en el dump de la Wikipedia en español, y Word2Vec-SBWC (Cardellino, 2016), creados utilizando el algoritmo word2vec (en su versión Skip-gram) del paquete Gensim en el Spanish Billion Word Corpus.

Como red semántica se utilizó la versión en español rioplatense del proyecto Small World of Words, que incluye normas de asociación para más de 13.000 palabras recolectadas de más de 70.000 participantes de Uruguay y Argentina (Cabana et al., 2020). En concreto, se emplearon vectores derivados de la matriz de adyacencia, obtenidos mediante el procedimiento descrito en Steyvers et al. (2004). Estos vectores forman parte de un manuscrito en preparación (Cabana et al., 2020).

Seguendo a Mikolov et al. (2013), para las predicciones obtenidas de los modelos espaciales se realizó la operación:

$$\text{COS}(v_{\text{objetivo}Ej} - v_{\text{clave}Ej} + v_{\text{clave}}, v_{\text{objetivo}})$$

En la que $v_{\text{objetivo}Ej}$ es el vector correspondiente a la palabra objetivo de ejemplo, $v_{\text{clave}Ej}$, el vector de la palabra clave de ejemplo, v_{clave} , el vector de la palabra clave, y v_{objetivo} , el vector de la palabra objetivo. Por cada ítem se realizó esta operación usando cada palabra presente en el embedding como palabra objetivo y tomando la palabra (o palabras) que diera un mayor coseno como la predicción.

Para evaluar el desempeño de los embeddings se utilizaron tres métricas: en la primera se tomó en cuenta solamente la respuesta más común dada por los participantes para cada ítem y se comparó con la primera respuesta obtenida al utilizar los embeddings. Al dividir la cantidad de aciertos sobre el total de ítems se obtuvo la precisión de las predicciones.

Para la segunda métrica se convirtió la lista de predicciones de cada ítem en una distribución de probabilidades utilizando la regla de elección introducida por Luce (1959), que define que la probabilidad de responder al estímulo S_i con la respuesta R_j es:

$$p(R_j | S_i) = \frac{\beta_j \eta_{i,j}}{\sum_{k \in M} \beta_k \eta_{i,k}}$$

En donde β_j es el sesgo de la respuesta para el ítem j y η_{ij} es la similitud entre los estímulos i y j .

Esta fórmula se usó combinada con la ley de distancia y similitud percibida de Shepard (1987), que permite simular el hecho de que la probabilidad empírica de seleccionar los ítems toma la forma de un descenso exponencial. A esta combinación generalmente se la conoce como axioma de elección de Shepard-Luce (ver Jones et al., 2017):

$$p(R_j | S_i) = \frac{\beta_j e^{-\lambda d(S_i, R_j)}}{\sum_{k \in M} \beta_k e^{-\lambda d(S_i, R_k)}}$$

En donde d es una función de distancia psicológica y λ es un parámetro libre para la pendiente de la exponencial, un mayor valor de λ implica una pendiente más pronunciada, y por lo tanto un mayor aumento en la diferencia entre un valor y el siguiente. Para el β se utilizó inicialmente el logaritmo de la frecuencia de la palabra, tomado del SUBTLEX-ESP (Cuetos et al., 2011), en una versión con correcciones posteriores a la publicación del artículo original tomada de <http://crr.ugent.be/archives/679>. Sin embargo, varias de las respuestas no se encontraban en el SUBTLEX-ESP y en los análisis el valor del β tenía mayor influencia que la medida de distancia, lo que llevó a descartar el uso de este valor.

Asimismo, se utilizó el coseno entre los vectores de los estímulos S_i y R_j , que es una medida de similitud y no de distancia, por lo que la fórmula utilizada finalmente fue:

$$p(R_j|S_i) = \frac{e^{\lambda \cos(S_i, R_j)}}{\sum_{k \in M} e^{\lambda \cos(S_i, R_k)}}$$

Por cada ítem se utilizó la divergencia de Kullback-Leibler (KL, también llamada entropía relativa; introducida por Kullback y Leibler, 1951) entre las probabilidades empíricas de las respuestas dadas por los sujetos y las distribuciones de probabilidad obtenidas a partir de aplicar el axioma de Shepard-Luce a las predicciones obtenidas a partir de los embeddings. KL representa la cantidad de información necesaria para transformar una distribución teórica Q en su distribución real P . En este estudio se utilizó la siguiente implementación (ver Brownlee, 2019):

$$D_{KL}(P||Q) = \sum_i P(i) \log_2 \frac{P(i)}{Q(i)}$$

Donde el operador $||$ representa “divergencia”, P es la distribución de probabilidad empírica de las respuestas de los sujetos y Q la distribución de probabilidad de las predicciones obtenidas de los embeddings.

Esta medida se utiliza para cuantificar la divergencia entre dos distribuciones de probabilidad, lo que nos permitirá evaluar mejor los ítems en los que no haya una única respuesta predominante.

Por último, se promedió la mediana de la posición que las 5 primeras respuestas de cada ítem tenían dentro de las 100 primeras predicciones correspondientes a dicho ítem.

Resultados

En primer lugar, se calculó la precisión, entendida como la proporción de veces que la primera predicción dada por el embedding coincidía con la primera respuesta dada por los sujetos. Como se puede observar en la Tabla 1, el SWOW fue el tercero mejor posicionado de los seis embeddings y obtuvo un valor (0,126761) casi en el centro entre el embedding con mejor desempeño (el FastText-SUC, con una precisión de 0,189873) y el peor (el FastText-wiki-ES, con 0,072464).

| Embedding | Precisión |
|------------------|-----------|
| FastText-SUC | 0,189873 |
| FastText-SBWC | 0,151899 |
| GloVe-SBWC | 0,075949 |
| FastText-wiki-ES | 0,072464 |
| Word2Vec-SBWC | 0,101266 |
| SWOW-ES-RP | 0,126761 |

Tabla 1: Precisión de cada embedding

Consideramos que la precisión es una medida muy limitada, ya que solo toma en cuenta la primera de las respuestas y la primera de las predicciones, por lo que decidimos utilizar la divergencia de Kullback-Leibler para comparar la distribución de las respuestas con la distribución obtenida de aplicar el axioma de Shepard-Luce a las distancias de las predicciones. Con esto esperábamos obtener un reflejo más fiel de la verdadera capacidad de los embeddings para captar las relaciones semánticas.

El axioma de Shepard-Luce tiene un parámetro libre, el lambda, que permite aumentar la importancia relativa de la primera opción (la primera predicción en este caso) al mismo tiempo que se reduce el peso del resto de las opciones, lo que le aproxima forma de la distribución a un descenso exponencial. Calculamos la divergencia KL para lambdas de 0,5 a 9,5, en intervalos de 0,5.

En los valores más bajos de lambda todos los embeddings dieron resultados similares. A medida que el lambda aumenta los embeddings empiezan a tener valores más altos de KL, lo que implica un peor desempeño, pero también aumenta la diferencia entre los embeddings, con el GloVe-SBWC posicionándose como el mejor y el FastText-wiki-ES, el SWOW-ES-RP y el Word2Vec-SBWC teniendo el peor desempeño, con valores similares entre ellos.

Un lambda más alto favorece a los casos en lo que haya una respuesta predominante y la primera predicción coincida con dicha respuesta, y penaliza el resto de los casos, por lo que el aumento del valor de KL a medida que aumenta el lambda puede explicarse porque para la mayoría de los ítems no hubo una respuesta claramente predominante, además del hecho de que los casos en los que la primera respuesta y la primera predicción coincidían fueron minoritarios.

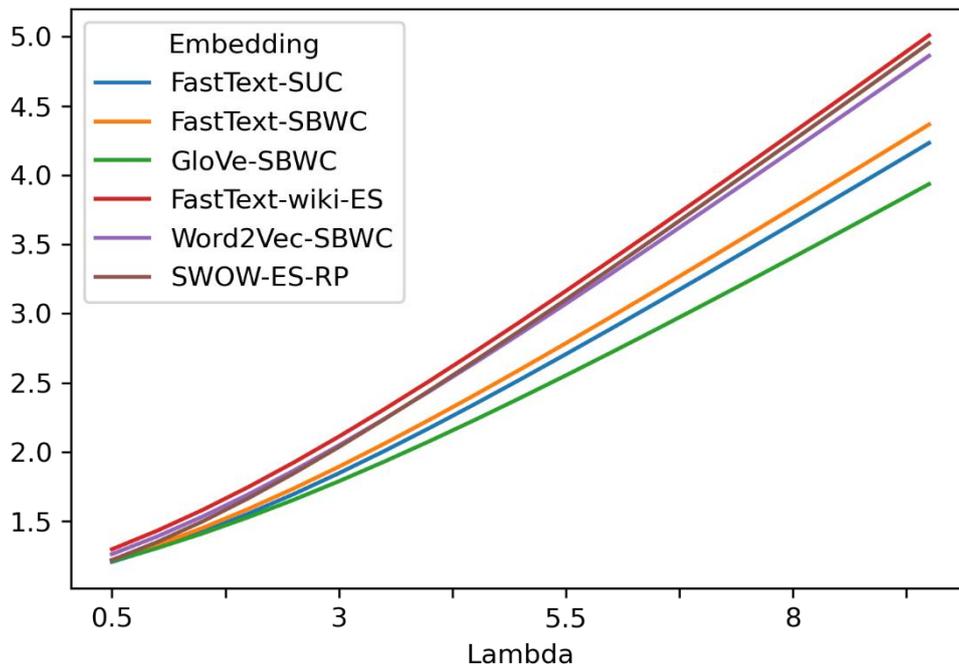


Figura 1: Kullback-Leibler en función del valor de lambda utilizado en la fórmula de Shepard-Luce

Al comparar las predicciones y respuestas para cada ítem notamos que una limitación de la divergencia KL es que no hace distinción entre palabras que no coinciden y no están relacionadas semánticamente y palabras que no coinciden pero que guardan una cierta relación semántica. Esto implica que un ítem sin coincidencias exactas, pero con predicciones razonables, y un ítem con predicciones completamente erradas podrían tener la misma divergencia KL. Para tratar de subsanar esta limitación, tomamos las 5 primeras respuestas de cada ítem y para cada embedding les asignamos el valor que ocupaba dicha palabra en el ranking de predicciones (de modo que, si la respuesta era *hormiga*, y *hormiga* era la predicción número 8, le asignamos el valor 8, si la respuesta no estaba en las 100 primeras predicciones le asignamos el valor 101), tomamos la mediana de esos valores dentro de cada ítem, y luego tomamos la media de las medianas dentro de cada embedding. Con esta métrica esperábamos tener un mejor reflejo de qué tan pertinentes eran las predicciones de los embeddings, aunque no hubieran acertado exactamente.

| FastText-SBWC | FastText-SUC | FastText-wiki-ES | GloVe-SBWC | SWOW-ES-RP | Word2Vec-SBWC |
|---------------|--------------|------------------|------------|------------|---------------|
| 93,500000 | 89,275641 | 98,139706 | 88,525641 | 67,100000 | 94,153846 |

Tabla 2: Promedio de la mediana de la posición de las 5 primeras respuestas dentro de las predicciones de cada ítem.

El SWOW fue el embedding que tuvo una mejor puntuación, con respuestas en promedio de 67,1 en el ranking de predicciones. Esto corroboró nuestra observación de que en ocasiones el SWOW daba respuestas más pertinentes que el resto de los embeddings, aunque no tuviera una puntuación sustancialmente diferente en la divergencia KL ya que no daba una coincidencia exacta.

Discusión

Basados en la precisión de las predicciones, el embedding basado en el SWOW tiene un desempeño intermedio entre los embeddings que mejor y que peor desempeño tuvieron, mientras que utilizando en la divergencia de Kullback-Leibler puntuó sistemáticamente peor que el resto y en la posición de las respuestas dentro de las predicciones obtuvo la mejor puntuación.

Una posible razón por la cual el desempeño del SWOW es menor al de otros embeddings es que el porcentaje de las palabras encontradas en las respuestas que no se encontraban en el SWOW es significativamente mayor al porcentaje de respuestas que no se encontraban en los otros embeddings, a causa de la diferencia de tamaño entre sus vocabularios (más de 12.000 palabras en SWOW contra alrededor de 1.000.000 en los otros embeddings), por lo que si se extendiera el vocabulario del SWOW es de esperar que su desempeño mejore significativamente.

En cambio, hay tres razones que podrían explicar el mejor desempeño del SWOW frente a algunos embeddings y que permiten teorizar que el SWOW podría alcanzar o superar el mejor desempeño si incluyera todas las respuestas en su vocabulario.

En primer lugar, hay un efecto de corpus, mientras que el SWOW se basa en respuestas orales del español rioplatense al igual que las respuestas a la tarea del presente estudio, el

resto de los embeddings se basa en corpus escritos que incluyen otras variedades del español y otras situaciones de comunicación.

Un ejemplo de esto es que en el ítem abogado:corte::doctor:? el SWOW predice palabras relacionadas a la medicina, de manera similar a los participantes de la tarea. En cambio, el embedding FastText-wiki-ES (basado en el dump de la Wikipedia en español) predice palabras como *Gallifrey*, *Tardis*, *daleks* y *cybermen*. Esto probablemente se deba a que la representación de la palabra *doctor* está muy asociada al nombre del protagonista de la serie *Doctor Who*, algo poco común en el español rioplatense hablado, donde se usa *doctor* como sinónimo de *médico*, pero más esperable de una enciclopedia que evitaría este uso técnicamente impreciso.

En segundo lugar, tanto la tarea de analogía realizada para este estudio como la tarea de asociación libre en la que se basa el SWOW son tareas de recuperar de la memoria palabras individuales a partir de un estímulo o estímulos. Esta similitud entre tareas, que es una diferencia entre el embedding SWOW-ES-RP y el resto de los embeddings, basados en corpus escritos, podría ser uno de los factores que influyen en el desempeño del SWOW-ES-RP frente a los otros embeddings.

Por último, un vocabulario de menor tamaño significa menos opciones a la hora de decidir entre todas las predicciones posibles, por lo que si las respuestas se encuentran en el vocabulario del embedding, un vocabulario menor implica menor probabilidad de introducir ruido en las predicciones. Como se mencionó anteriormente, la tarea de asociación libre, de la que se obtienen los vectores del SWOW, guarda ciertas similitudes con la tarea realizada en este estudio, tanto en corpus como en tipo de tarea, por lo que es de esperarse una mayor probabilidad de coincidencia entre el vocabulario del embedding y las respuestas dadas por los sujetos en comparación a los otros embeddings.

El que hayamos encontrado diferentes desempeños relativos dependiendo de la métrica utilizada y que hayamos notado diferencias cualitativas al observar las predicciones y compararlas con las respuestas lleva a pensar que los modelos espaciales pueden representar diferentes aspectos del significado dependiendo de cómo sean construidos.

En futuras investigaciones sería conveniente extender el SWOW-ES-RP para utilizar una versión del embedding comparable al resto de los embeddings en términos del vocabulario relevante para el estudio o bien restringir el análisis a las palabras objetivo que están actualmente en todos los embeddings. Se necesita una investigación más exhaustiva para determinar las condiciones que afectan el desempeño relativo de los tipos de embedding.

Referencias bibliográficas

- Bojanowski, P., Grave, E., Joulin, A., & Mikolov, T. (2017). Enriching word vectors with subword information. *Transactions of the Association for Computational Linguistics*, 5, 135-146.
- Brownlee, J. (2019). *How to Calculate the KL Divergence for Machine Learning*. Recuperado el 12 de noviembre del 2021 de <https://machinelearningmastery.com/divergence-between-probability-distributions/>
- Cabana, Á., Zugarramurdi, C., & De Deyne, S. (2020). The “Small World of Words” Free Association Norms for Rioplatense Spanish. En Molina Mejía, J. M., Valdivia Martin, P., y Venegas Velásquez, R. A. (eds.), *Actas III Congreso Internacional de Lingüística Computacional y de Corpus - CILCC 2020 y V Workshop en Procesamiento Automatizado de Textos y Corpus - WoPATeC 2020* (pp. 191-192). Universidad de Antioquia, Medellín.
- Cabana, Á., Zugarramurdi, C., Valle-Lisboa, J.C., & De Deyne, S. (en preparación). The “Small World of Words” Free Association Norms for Rioplatense Spanish.
- Cañete, J. (2019a). *Spanish Unannotated Corpora*. Recuperado el 12 de noviembre del 2021 de <https://doi.org/10.5281/zenodo.3247731>
- Cañete, J. (2019b). *Spanish Word Embeddings*. Recuperado el 12 de noviembre del 2021 de <https://github.com/BotCenter/spanishWordEmbeddings>
- Cardellino, C. (2016). *Spanish Billion Words Corpus and Embeddings*. Recuperado el 12 de noviembre del 2021 de <https://crscardellino.github.io/SBWCE/>
- Collins, A. M., & Loftus, E. F. (1975). A spreading-activation theory of semantic processing. *Psychological review*, 82(6), 407.
- Cuetos, F., Glez-Nosti, M., Barbon, A., & Brysbaert, M. (2011). SUBTLEX-ESP: Spanish word frequencies based on film subtitles. *Psicologica*, 32, 133-143.
- De Deyne, S., Navarro, D. J., Perfors, A., Brysbaert, M., & Storms, G. (2019). The “Small World of Words” English word association norms for over 12,000 cue words. *Behavior research methods*, 51(3), 987-1006.

- Gallassi, R., Sambati, L., Stanzani Maserati, M., Poda, R., Oppi, F., De Matteis, M. & Marano, G. (2014). Simple verbal analogies test: normative data on a short task exploring abstract thinking. *Aging Clinical and Experimental Research*, 26, 67–71.
- Griffiths, T.L., Steyvers, M., & Tenenbaum, J. (2007). Topics in semantic representation. *Psychological Review*, 114, 211-244.
- Jones, M. N., Gruenenfelder, T. M., & Recchia, G. (2018). In defense of spatial models of semantic representation. *New Ideas in Psychology*, 50, 54-60.
- Kullback, S., & Leibler, R. A. (1951). On information and sufficiency. *The annals of mathematical statistics*, 22(1), 79-86.
- Landauer, T. K., & 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.
- Landauer, T. K., McNamara, D. S., Dennis, S., & Kintsch, W. (Eds.). (2011). *Handbook of latent semantic analysis*. Routledge.
- Luce, R. D. (1959). *Individual Choice Behavior: A Theoretical Analysis*. New York: Wiley.
- McRae, K., Cree, G. S., Seidenberg, M. S., & McNorgan, C. (2005). Semantic feature production norms for a large set of living and nonliving things. *Behavior research methods*, 37(4), 547-559.
- Mikolov, T., Yih, W. T., & Zweig, G. (2013, junio). Linguistic regularities in continuous space word representations. In *Proceedings of the 2013 conference of the north american chapter of the association for computational linguistics: Human language technologies* (pp. 746-751).
- Pennington, J., Socher, R., & Manning, C. D. (2014, October). Glove: Global vectors for word representation. In *Proceedings of the 2014 conference on empirical methods in natural language processing (EMNLP)* (pp. 1532-1543).
- Quillian, M. R. (1962). A revised design for an understanding machine. *Mech. Transl. Comput. Linguistics*, 7(1), 17-29.
- Quillian, M. R. (1967). Word concepts: A theory and simulation of some basic semantic capabilities. *Behavioral science*, 12(5), 410-430.

- Rehurek, R., & Sojka, P. (2011). Gensim–python framework for vector space modelling. *NLP Centre, Faculty of Informatics, Masaryk University, Brno, Czech Republic*, 3(2).
- Shepard, R. N. (1987). Toward a universal law of generalization for psychological science. *Science*, 237, 1317-1323.
- Steyvers, M., & Griffiths, T. (2007). Probabilistic topic models. In *Handbook of latent semantic analysis* (pp. 439-460). Psychology Press.
- Steyvers, M., Shiffrin, R. M., & Nelson, D. L. (2004). Word association spaces for predicting semantic similarity effects in episodic memory. In A. F. Healy (Ed.), *Experimental cognitive psychology and its applications* (pp. 237-249). Washington, DC: American Psychological Association.
- Universidad de Chile. (2019). *Spanish Word Embeddings*. Recuperado el 12 de noviembre del 2021 de <https://github.com/dccuchile/spanish-word-embeddings>
- Valle-Lisboa, J. C., & Mizraji, E. (2007). The uncovering of hidden structures by latent semantic analysis. *Information sciences*, 177(19), 4122-4147.

Anexo 1

Lista de ítems

| Clave ejemplo | Objetivo ejemplo | Clave | Origen |
|----------------------|-------------------------|----------------|---------------|
| Tigre | rayas | mulita | propio |
| Cristianismo | iglesia | judaismo | propio |
| Ave | ala | delfín | propio |
| Arbol | hojas | flor | propio |
| Picnic | parque | asado | propio |
| Desayuno | cocina | cena | propio |
| Selva | león | desierto | propio |
| Paz | paloma | guerra | propio |
| Francia | París | Estados Unidos | propio |
| Argentina | Buenos Aires | Brasil | propio |
| Perro | gato | gato | propio |
| Tiburón | pez | pez | propio |
| Martillo | clavo | sierra | propio |
| Tornillo | destornillador | tuerca | propio |
| Caballo | jinete | moto | propio |
| Avión | piloto | tren | propio |
| Caballero | espada | vaquero | propio |
| Peluquera | tijera | cocinero | propio |
| Blanco | negro | rojo | propio |
| Frío | caliente | seco | propio |
| China | Asia | Rusia | propio |
| Sushi | Japón | pizza | propio |
| Hamburguesa | Estados Unidos | tallarines | propio |
| Vodka | Rusia | cerveza | propio |
| Tereré | Paraguay | vino | propio |
| Gato | felino | perro | propio |
| Gallina | ave | vaca | propio |
| Fruta | árbol | verdura | propio |
| Bebé | cigüeña | regalo | propio |
| Perro | ladrar | ave | propio |
| Bailarín | bailar | albañil | propio |
| Lento | tortuga | rápido | propio |
| Plato | mesa | libro | propio |
| Paraguas | lluvia | gorro | propio |
| Lluvia | tristeza | sol | propio |
| Amigos | felicidad | jefe | propio |
| Escuela | niño | universidad | propio |
| Memoria | pasado | imaginación | propio |
| Cerebro | pensamiento | corazón | propio |
| Fruta | manzana | carne | propio |
| Tigre | rayas | mulita | propio |

| | | | |
|----------------|------------|----------------|--------|
| Campera | buzo | buzo | propio |
| Uruguay | fútbol | Estados Unidos | propio |
| Brasil | samba | Cuba | propio |
| Rock | guitarra | tango | propio |
| Pirámide | momia | ataúd | propio |
| Ropa | pantalones | mueble | propio |
| Tela | algodón | metal | propio |
| Cubierto | tenedor | herramienta | propio |
| Bebida | leche | comida | propio |
| Ave | paloma | insecto | propio |
| Ave | pingüino | mamifero | propio |
| Ciudad | Montevideo | país | propio |
| Fútbol | estadio | estudio | propio |
| Juicio | juzgado | recital | propio |
| Puerta | pestillo | caja | propio |
| Cirujano | bisturí | locutor | propio |
| Rojo | ira | azul | propio |
| Oveja | cordero | vaca | SVAT |
| Volante | auto | manubrio | SVAT |
| Perro | perrera | ave | SVAT |
| Red | pesca | rifle | SVAT |
| destornillador | tornillo | martillo | SVAT |
| Pie | zapato | mano | SVAT |
| Cuadro | pintor | estatua | SVAT |
| París | Francia | Roma | SVAT |
| Mujer | niño | gallina | SVAT |
| Esmalte | uñas | lápiz labial | SVAT |
| Tornillo | ferretería | carne | SVAT |
| Cuerda | guitarra | tecla | SVAT |
| Cordón | zapato | cinturón | SVAT |
| Garage | auto | puerto | SVAT |
| Libro | papel | mesa | SVAT |
| Sábana | cama | mantel | SVAT |
| Pistola | bala | arco | SVAT |
| Abogado | corte | doctor | SVAT |
| Tren | vías | auto | SVAT |
| Mermelada | fruta | queso | SVAT |
| Estufa | gas | chimenea | SVAT |
| Pez | submarino | ave | SVAT |

Anexo 2

Divergencia de Kullback-Leibler en función del valor utilizado en el parámetro lambda del axioma de Shepard-Luce.

| Lambda | FastText-SUC | FastText-SBWC | GloVe-SBWC | FastText-wiki-ES | Word2Vec-SBWC | SWOW-ES-RP |
|---------------|---------------------|----------------------|-------------------|-------------------------|----------------------|-------------------|
| 0,5 | 1,206834 | 1,221154 | 1,212515 | 1,298174 | 1,262932 | 1,220180 |
| 1 | 1,308591 | 1,329673 | 1,306964 | 1,432576 | 1,390830 | 1,350683 |
| 1,5 | 1,424998 | 1,452623 | 1,412813 | 1,582655 | 1,534972 | 1,499962 |
| 2 | 1,554681 | 1,588715 | 1,529200 | 1,747042 | 1,693803 | 1,665728 |
| 2,5 | 1,696080 | 1,736460 | 1,655127 | 1,924118 | 1,865531 | 1,845494 |
| 3 | 1,847580 | 1,894296 | 1,789534 | 2,112175 | 2,048299 | 2,036841 |
| 3,5 | 2,007624 | 2,060702 | 1,931365 | 2,309537 | 2,240320 | 2,237577 |
| 4 | 2,174779 | 2,234266 | 2,079611 | 2,514654 | 2,439962 | 2,445827 |
| 4,5 | 2,347779 | 2,413733 | 2,233344 | 2,726144 | 2,645796 | 2,660038 |
| 5 | 2,525537 | 2,598019 | 2,391731 | 2,942821 | 2,856608 | 2,878958 |
| 5,5 | 2,707140 | 2,786207 | 2,554042 | 3,163686 | 3,071389 | 3,101598 |
| 6 | 2,891837 | 2,977541 | 2,719648 | 3,387916 | 3,289319 | 3,327184 |
| 6,5 | 3,079014 | 3,171401 | 2,888015 | 3,614843 | 3,509737 | 3,555118 |
| 7 | 3,268179 | 3,367288 | 3,058690 | 3,843930 | 3,732119 | 3,784938 |
| 7,5 | 3,458938 | 3,564801 | 3,231298 | 4,074747 | 3,956051 | 4,016290 |
| 8 | 3,650979 | 3,763621 | 3,405527 | 4,306957 | 4,181207 | 4,248904 |
| 8,5 | 3,844055 | 3,963498 | 3,581120 | 4,540292 | 4,407333 | 4,482572 |
| 9 | 4,037972 | 4,164231 | 3,757865 | 4,774542 | 4,634233 | 4,717135 |
| 9,5 | 4,232576 | 4,365664 | 3,935590 | 5,009544 | 4,861754 | 4,952470 |

Anexo 3

Tres primeras predicciones obtenidas utilizando los embeddings y tres primeras respuestas dadas por los participantes.

| Estímulo | Posición | FastText-SUC | FastText-SBWC | GloVe-SBWC | FastText-wiki-ES | Word2Vec-SBWC | SWOW-ES-RP | Respuestas | Conteo de respuestas |
|--------------------------------------|----------|--------------|---------------|---------------|------------------|---------------|------------|-----------------|----------------------|
| abogado : corte :: doctor : ? | 1 | suprema | suprema | cual | tardis | máxilofacial | bisturí | hospital | 58 |
| abogado : corte :: doctor : ? | 2 | dr | necrocirugía | mismo | dalek | torácicas | curación | consultorio | 16 |
| abogado : corte :: doctor : ? | 3 | majestad | cortes | finalmente | acompañantes | cortes | médico | clínica | 4 |
| amigos : felicidad :: jefe : ? | 1 | subjefe | subjefe | subjefe | subjefatura | jefatura | mandamas | trabajo | 15 |
| amigos : felicidad :: jefe : ? | 2 | sufelicidad | exjefe | jefatura | jefatura | Jefe | gerente | autoridad | 7 |
| amigos : felicidad :: jefe : ? | 3 | telicidad | jefatura | comandante | 'jefe | jefa | manda | responsabilidad | 6 |
| ave : ala :: delfín : ? | 1 | delfines | delfin | alero | delfines | derecha | aleta | aleta | 79 |
| ave : ala :: delfín : ? | 2 | chateamorand | delfines | pivot | delfín» | timón | ballena | aletas | 7 |
| ave : ala :: delfín : ? | 3 | timón | alero | escolta | delfí | Martignac | foca | cola | 3 |
| ave : paloma :: insecto : ? | 1 | abeja | himenóptero | chrysomelidae | lipaleyrodes | Chrysomelidae | cucaracha | mosca | 25 |

| | | | | | | | | | |
|--|---|------------|---------------|-------------|---------------|-------------|--------------|--------------|----|
| ave : paloma :: insecto : ? | 2 | hormiga | insectopía | coleoptero | xenaleyrodes | coleoptera | bicho | hormiga | 20 |
| ave : paloma :: insecto : ? | 3 | chinche | chrysomela | coleoptera | aleyrodes | escarabajos | mosca | mosquito | 18 |
| ave : pingüino :: mamífero : ? | 1 | gorila | pingüinos | saltarrocas | pingüino» | mamut | esquimal | ballena | 20 |
| ave : pingüino :: mamífero : ? | 2 | mamíferos | mamíferos | roedor | pingüinil | Spheniscus | mamíferos | vaca | 17 |
| ave : pingüino :: mamífero : ? | 3 | pinnípedo | micromamífero | spheniscus | pingüinos | adeliae | Antártida | perro | 12 |
| avión : piloto :: tren : ? | 1 | maquinista | conductor | conductor | expiloto | lastrero | locomotora | maquinista | 34 |
| avión : piloto :: tren : ? | 2 | delpiloto | motociclista | marcha | #piloto | ferrobús | tranvía | conductor | 31 |
| avión : piloto :: tren : ? | 3 | conductor | maquinista | parada | descarrilador | TAVe | ferrocarril | chofer | 10 |
| bailarín : bailar :: albañil : ? | 1 | albañiles | albañiles | gritar | albañiles | albañiles | construcción | construir | 69 |
| bailarín : bailar :: albañil : ? | 2 | labrar | albañilería | levantarse | albañilería | changas | constructor | revocar | 6 |
| bailarín : bailar :: albañil : ? | 3 | pelotear | albañilerías | llorar | albañilería | lustrador | ladrillos | construcción | 5 |
| bebida : leche :: comida : ? | 1 | lácteos | lácteos | alimentos | alimentos | alimentos | alimento | pan | 40 |
| bebida : leche :: comida : ? | 2 | alimentos | carne | carne | carne | lácteos | ordeñar | carne | 15 |

| | | | | | | | | | |
|---|---|-------------|--------------|-----------|--------------|--------------|-------------|--------------|----|
| bebida : leche :: comida : ? | 3 | mantequilla | alimentos | lácteos | verduras | carne | lácteo | queso | 10 |
| bebé : cigüeña :: regalo : ? | 1 | obsequio | obsequio | obsequio | cigüeñas | obsequio | obsequio | papá noel | 32 |
| bebé : cigüeña :: regalo : ? | 2 | cigüeñas | regalar | peregrino | cigüeña» | palomero | regalos | moño | 6 |
| bebé : cigüeña :: regalo : ? | 3 | obsequia | regalao | águila | cigüeñón | buho | obsequiar | reyes magos | 5 |
| blanco : negro :: rojo : ? | 1 | amarillo | amarillo | azul | rojo, | azul | rojizo | azul | 52 |
| blanco : negro :: rojo : ? | 2 | azul | carmesí | color | amarillo | amarillo | color | verde | 36 |
| blanco : negro :: rojo : ? | 3 | anaranjado | anaranjado | amarillo | rojo» | color | bordó | amarillo | 3 |
| caballero : espada :: vaquero : ? | 1 | cuchillo | chaqueta | hacha | vaquera | bandana | vaqueros | pistola | 32 |
| caballero : espada :: vaquero : ? | 2 | machete | hacha | látigo | vaqueros | cinto | cowboy | revólver | 28 |
| caballero : espada :: vaquero : ? | 3 | hacha | látigo | daga | vaqueta | látigo | jeans | lazo | 9 |
| caballo : jinete :: moto : ? | 1 | motorista | motociclista | ducati | motociclista | motocicleta | motocicleta | motociclista | 44 |
| caballo : jinete :: moto | 2 | motocicleta | motorista | motogp | motocicleta | motociclista | ciclomotor | conductor | 13 |

| | | | | | | | | | |
|--|---|------------------|------------------|-------------|------------------|------------------|-------------|-------------|----|
| : ? | | | | | | | | | |
| caballo : jinete :: moto : ? | 2 | motocicleta | motorista | motogp | motocicleta | motociclista | ciclomotor | motoquero | 13 |
| caballo : jinete :: moto : ? | 3 | motociclista | motocicleta | customizada | motos | motos | motos | piloto | 8 |
| campera : buzo :: buzo : ? | 1 | buceador | buceador | cualificado | buceador | buzos | suéter | remera | 33 |
| campera : buzo :: buzo : ? | 2 | submarinista | buzos | cuatrimotor | buzos | buceador | buceo | campera | 22 |
| campera : buzo :: buzo : ? | 3 | submarinero | submarinista | buceo | buceo | buceadores | buceador | camiseta | 19 |
| cerebro : pensamiento :: corazón : ? | 1 | librepensamiento | humanismo | espíritu | corazón, | humanismo | latido | sentimiento | 48 |
| cerebro : pensamiento :: corazón : ? | 2 | repensamiento | librepensamiento | amor | librepensamiento | providencialismo | latidos | latido | 10 |
| cerebro : pensamiento :: corazón : ? | 3 | ensamiento | tradicionalismo | alma | 'pensamiento | filosófico | pulso | sangre | 6 |
| cirujano : bisturí :: locutor : ? | 1 | teleantillas | radiofónico | radiofónico | locutor/a | Mariskal | locución | micrófono | 89 |
| cirujano : bisturí :: locutor : ? | 2 | locutora | presentador | presentador | exlocutor | goldo | comunicador | cincel | 2 |
| cirujano : bisturí :: locutor : ? | 2 | locutora | presentador | presentador | exlocutor | goldo | comunicador | voz | 2 |

| | | | | | | | | | |
|---|---|--------------|-----------|-----------|-------------|-------------|-----------|-----------|----|
| cirujano : bisturí :: locutor : ? | 3 | locutores | esradio | radial | radiofónico | Fernandisco | radio | | |
| cordón : zapato :: cinturón : ? | 1 | baticinturón | zapatos | zapatos | cinturón» | asteroide | cinto | pantalón | 77 |
| cordón : zapato :: cinturón : ? | 2 | elcinturón | zapatillo | asteroide | asteroides | asteroides | pantalón | hebilla | 11 |
| cordón : zapato :: cinturón : ? | 3 | asteroide | asteroide | pedilon | asteroide» | Luboš | calza | cintura | 1 |
| cordón : zapato :: cinturón : ? | 3 | asteroide | asteroide | pedilon | asteroide» | Luboš | calza | hebillas | 1 |
| cordón : zapato :: cinturón : ? | 3 | asteroide | asteroide | pedilon | asteroide» | Luboš | calza | jean | 1 |
| cordón : zapato :: cinturón : ? | 3 | asteroide | asteroide | pedilon | asteroide» | Luboš | calza | vaquero | 1 |
| cuadro : pintor :: estatua : ? | 1 | escultor | escultor | escultor | escultor | escultor | estatuas | escultor | 93 |
| cuadro : pintor :: estatua : ? | 2 | esculto | esculto | escultura | esculto | escultura | escultura | cuadro | 1 |
| cuadro : pintor :: estatua : ? | 2 | esculto | esculto | escultura | esculto | escultura | escultura | escultora | 1 |
| cuadro : pintor :: estatua : ? | 2 | esculto | esculto | escultura | esculto | escultura | escultura | leña | 1 |
| cuadro : pintor :: | 2 | esculto | esculto | escultura | esculto | escultura | escultura | mármol | 1 |

| | | | | | | | | | |
|--|---|-------------|-------------|--------------|---------------|--------------|----------------|----------------|----|
| estatua : ? | | | | | | | | | |
| cuadro : pintor :: estatua : ? | 2 | esculto | esculto | escultura | esculto | escultura | escultura | persona | 1 |
| cuadro : pintor :: estatua : ? | 3 | escultura | escultura | monumento | escultura | esculpida | escultor | | |
| cubierto : tenedor :: herramienta : ? | 1 | herramienta | herramienta | azadon | herramienta» | criptomoneda | herramientas | martillo | 56 |
| cubierto : tenedor :: herramienta : ? | 2 | herrami | herramiento | herramientas | herramientas» | pharming | destornillador | destornillador | 17 |
| cubierto : tenedor :: herramienta : ? | 3 | herramiento | herramien | interfaz | herramienta | herramientas | llave_inglesa | pinza | 6 |
| cuerda : guitarra :: tecla : ? | 1 | teclado | teclado | teclado | teclado | teclado | teclas | piano | 84 |
| cuerda : guitarra :: tecla : ? | 2 | teclar | teclados | teclados | teclados | teclados | teclado | teclado | 5 |
| cuerda : guitarra :: tecla : ? | 3 | teclax | teclas | teclas | teclado/piano | teclas | piano | gamer | 1 |
| cuerda : guitarra :: tecla : ? | 3 | teclax | teclas | teclas | teclado/piano | teclas | piano | órgano | 1 |
| desayuno : cocina :: cena : ? | 1 | cocinería | culinaria | tradicional | cocinas | cocinas | chef | cocina | 39 |

| | | | | | | | | | |
|---|---|------------|------------|----------|---------------------|----------|---------------|------------|----|
| desayuno : cocina :: cena : ? | 2 | barbacoa | cocinería | tradicón | culinaria | platos | cocinero | comedor | 33 |
| desayuno : cocina :: cena : ? | 3 | parrillada | platos | platos | cocinar | Cocina | gastronomía | living | 8 |
| destornillador : tornillo :: martillo : ? | 1 | martilla | poleas | espiral | martilla | biela | clavo | clavo | 88 |
| destornillador : tornillo :: martillo : ? | 2 | perno | martillado | resorte | martillos | perno | clavos | martillar | 1 |
| destornillador : tornillo :: martillo : ? | 3 | martillado | tornillos | percutor | martillito | roldana | tornillos | | |
| escuela : niño :: universidad : ? | 1 | niño9 | niña | infancia | bebé | niña | nene | joven | 39 |
| escuela : niño :: universidad : ? | 2 | bebé | niño0 | hombre | vniversidad | bebé | universitario | adulto | 30 |
| escuela : niño :: universidad : ? | 3 | niño4 | niño | derecho | stanforduniversidad | muchacho | doctorado | estudiante | 9 |
| estufa : gas :: chimenea : ? | 1 | comprimido | chimeneas | gases | gases | licuado | garrafa | leña | 77 |
| estufa : gas :: chimenea : ? | 2 | metano | licuado | humo | chimeneas | petróleo | gases | humo | 13 |
| estufa : gas :: chimenea : ? | 3 | gases | gases | aire | gaseo | Snøhvit | gaseoso | fuego | 9 |
| fruta : manzana :: | 1 | ternera | cerdo | cerdo | carnes | cerdo | churrasco | vaca | 14 |

| | | | | | | | | | |
|---------------------------------------|---|----------------|-----------------|-----------|---------------|---------------|-------------|-------------|----|
| carne : ? | | | | | | | | | |
| fruta : manzana :: carne : ? | 2 | filete | pechuga | pollo | ternera | res | bife | asado | 12 |
| fruta : manzana :: carne : ? | 3 | chuleta | carnes | picada | missmanzana | ternera | carnicería | churrasco | 11 |
| fruta : árbol :: verdura : ? | 1 | árboles | árboles | árboles | 'árbol | arbolito | vegetal | planta | 43 |
| fruta : árbol :: verdura : ? | 2 | arbolillo | tronco | Árbol | tronco | arbol | sauce | tierra | 30 |
| fruta : árbol :: verdura : ? | 3 | arbusto | árbolito | tronco | árbolito | siempreverde | ramas | huerta | 4 |
| frío : caliente :: seco : ? | 1 | seca | seca | seca | remojado | tocosh | sequedad | mojado | 55 |
| frío : caliente :: seco : ? | 2 | húmedo | salada | agua | caliendo | siru | hirviendo | húmedo | 41 |
| frío : caliente :: seco : ? | 3 | jabonoso | calentada | húmedo | remojada | tostarlo | sequía | frío | 2 |
| fútbol : estadio :: estudio : ? | 1 | elestudio | estudios | estudios | estudio, | Estudio | facultad | escuela | 17 |
| fútbol : estadio :: estudio : ? | 2 | unestudio | auditorio | análisis | estudio, | análisis | estudios | universidad | 11 |
| fútbol : estadio :: estudio : ? | 3 | prospectivo | comparativo | realizado | estudio | Phonalex | universidad | facultad | 10 |
| gallina : ave :: vaca : ? | 1 | paseriforme | caprimulgiforme | especie | paseriforme | pelecaniforme | vacuno | mamífero | 66 |
| gallina : ave :: vaca : ? | 2 | paloma | paseriforme | león | piciforme | anseriforme | bovino | bovino | 8 |
| gallina : ave | 3 | accipitriforme | estrutioniforme | núñez | bucerotiforme | falconiforme | ternero | rumiante | 7 |

| | | | | | | | | | |
|---------------------------------------|---|-----------|------------|------------|-------------|------------|-----------|-------------|----|
| :: vaca : ? | | | | | | | | | |
| garage : auto :: puerto : ? | 1 | puertos | manzanillo | cual | —puerto | puertos | barcos | barco | 93 |
| garage : auto :: puerto : ? | 2 | portua | muelle | bordo | puerto, | Henecan | barco | avión | 1 |
| garage : auto :: puerto : ? | 2 | portua | muelle | bordo | puerto, | Henecan | barco | buque | 1 |
| garage : auto :: puerto : ? | 2 | portua | muelle | bordo | puerto, | Henecan | barco | embarcación | 1 |
| garage : auto :: puerto : ? | 2 | portua | muelle | bordo | puerto, | Henecan | barco | hangar | 1 |
| garage : auto :: puerto : ? | 2 | portua | muelle | bordo | puerto, | Henecan | barco | marina | 1 |
| garage : auto :: puerto : ? | 2 | portua | muelle | bordo | puerto, | Henecan | barco | yate | 1 |
| garage : auto :: puerto : ? | 3 | portuaria | cuadillo | rico | #puerto | zarpase | buque | | |
| gato : felino :: perro : ? | 1 | canino | felinos | rebaño | felinos | felinos | fiera | canino | 64 |
| gato : felino :: perro : ? | 2 | félido | rebaño | auriazul | perros | felina | feroz | can | 13 |
| gato : felino :: perro : ? | 3 | cánido | perros | adiestrado | cánido | mastín | lobos | cánido | 9 |
| juicio : juzgado :: recital : ? | 1 | concierto | concierto | concierto | recitales | concierto | concierto | estadio | 20 |
| juicio : juzgado :: recital : ? | 2 | recitale | recitales | recitales | megarecital | recitales | cantantes | escenario | 19 |
| juicio : juzgado :: recital : ? | 2 | recitale | recitales | recitales | megarecital | recitales | cantantes | teatro | 19 |
| juicio : | 3 | recitales | conciertos | conciertos | concierto | conciertos | cantante | músico | 5 |

| | | | | | | | | | |
|---------------------------------------|---|---------------|------------------|--------------|-----------|--------------|-------------|-----------|----|
| juzgado :: recital : ? | | | | | | | | | |
| juicio : juzgado :: recital : ? | 3 | recitales | conciertos | conciertos | concierto | conciertos | cantante | recitado | 5 |
| lento : tortuga :: rápido : ? | 1 | latortuga | tortugas | tortugas | 'tortuga | tortugas | veloz | liebre | 60 |
| lento : tortuga :: rápido : ? | 2 | tortugas | carettochelys | marina | #tortuga | golfina | rápidamente | conejo | 8 |
| lento : tortuga :: rápido : ? | 3 | carettochelys | golfina | golfina | tortuga» | Lepidochelys | rapidez | chita | 7 |
| libro : papel :: mesa : ? | 1 | mesas | desempeñar | desempeñar | rol | mesas | mesas | madera | 75 |
| libro : papel :: mesa : ? | 2 | desempeñana | mesas | desempeñando | mesas | rol | comedor | mantel | 9 |
| libro : papel :: mesa : ? | 3 | rol | desempeñas | mesas | papeles | tapete | sillas | pata | 3 |
| libro : papel :: mesa : ? | 3 | rol | desempeñas | mesas | papeles | tapete | sillas | patas | 3 |
| lluvia : tristeza :: sol : ? | 1 | amargura | añoranza | angustia | tristeza, | melancolía | infelicidad | alegría | 71 |
| lluvia : tristeza :: sol : ? | 2 | melancolía | nostalgia | alegría | tristeza» | nostalgia | angustia | felicidad | 26 |
| lluvia : tristeza :: sol : ? | 3 | angustia | melancólicamente | melancolía | tristezas | angustia | desconsuelo | calor | 2 |
| lluvia : tristeza :: sol : ? | 3 | angustia | melancólicamente | melancolía | tristezas | angustia | desconsuelo | tristeza | 2 |

| | | | | | | | | | |
|--|---|---------------|----------------|-------------|-------------|-----------|-------------|----------------------------|----|
| martillo : clavo :: sierra : ? | 1 | sierro | leona | leona | sierrra | serranía | sierras | madera | 60 |
| martillo : clavo :: sierra : ? | 2 | sierran | sierran | tomé | sierran | Chuacús | cerro | hoja | 6 |
| martillo : clavo :: sierra : ? | 3 | presierra | sierratahumara | liberia | sierrana | Xucaneb | cerros | serrucho | 3 |
| martillo : clavo :: sierra : ? | 3 | presierra | sierratahumara | liberia | sierrana | Xucaneb | cerros | tronco | 3 |
| memoria : pasado :: imaginación : ? | 1 | Imaginación | pasada | pasada | imaginado | despunte | imaginativo | futuro | 83 |
| memoria : pasado :: imaginación : ? | 2 | imaginació | desbordante | creatividad | imaginativo | cargadito | fantasioso | creatividad | 2 |
| memoria : pasado :: imaginación : ? | 2 | imaginació | desbordante | creatividad | imaginativo | cargadito | fantasioso | presente | 2 |
| memoria : pasado :: imaginación : ? | 2 | imaginació | desbordante | creatividad | imaginativo | cargadito | fantasioso | sueños | 2 |
| memoria : pasado :: imaginación : ? | 3 | Imaginaciones | insólito | hace | imaginabas | abrumante | creatividad | abstracción | 1 |
| memoria : pasado :: imaginación : ? | 3 | Imaginaciones | insólito | hace | imaginabas | abrumante | creatividad | capacidad generar ideas | 1 |

| | | | | | | | | | |
|--|---|---------------|----------|------|------------|-----------|-------------|------------------------|---|
| ? | | | | | | | | | |
| memoria : pasado :: imaginación : ? | 3 | Imaginaciones | insólito | hace | imaginabas | abrumante | creatividad | fantasía | 1 |
| memoria : pasado :: imaginación : ? | 3 | Imaginaciones | insólito | hace | imaginabas | abrumante | creatividad | ficción | 1 |
| memoria : pasado :: imaginación : ? | 3 | Imaginaciones | insólito | hace | imaginabas | abrumante | creatividad | ideas | 1 |
| memoria : pasado :: imaginación : ? | 3 | Imaginaciones | insólito | hace | imaginabas | abrumante | creatividad | inspiración | 1 |
| memoria : pasado :: imaginación : ? | 3 | Imaginaciones | insólito | hace | imaginabas | abrumante | creatividad | irrealidad | 1 |
| memoria : pasado :: imaginación : ? | 3 | Imaginaciones | insólito | hace | imaginabas | abrumante | creatividad | ligero | 1 |
| memoria : pasado :: imaginación : ? | 3 | Imaginaciones | insólito | hace | imaginabas | abrumante | creatividad | literatura | 1 |
| memoria : pasado :: imaginación : ? | 3 | Imaginaciones | insólito | hace | imaginabas | abrumante | creatividad | mundo | 1 |
| memoria : pasado :: | 3 | Imaginaciones | insólito | hace | imaginabas | abrumante | creatividad | mundo contrafáctico | 1 |

| | | | | | | | | | |
|--|---|---------------|----------|----------|------------|-----------|-------------|----------------|----|
| imaginación : ? | | | | | | | | | |
| memoria : pasado :: imaginación : ? | 3 | Imaginaciones | insólito | hace | imaginabas | abrumante | creatividad | niñez | 1 |
| memoria : pasado :: imaginación : ? | 3 | Imaginaciones | insólito | hace | imaginabas | abrumante | creatividad | nuevo | 1 |
| memoria : pasado :: imaginación : ? | 3 | Imaginaciones | insólito | hace | imaginabas | abrumante | creatividad | representación | 1 |
| memoria : pasado :: imaginación : ? | 3 | Imaginaciones | insólito | hace | imaginabas | abrumante | creatividad | soñar | 1 |
| memoria : pasado :: imaginación : ? | 3 | Imaginaciones | insólito | hace | imaginabas | abrumante | creatividad | tiempo | 1 |
| memoria : pasado :: imaginación : ? | 3 | Imaginaciones | insólito | hace | imaginabas | abrumante | creatividad | volar | 1 |
| mermelada : fruta :: queso : ? | 1 | quesos | quesos | carne | frutas | carne | quesos | leche | 80 |
| mermelada : fruta :: queso : ? | 2 | frutas | frutas | frutas | quesos | quesos | picada | vaca | 3 |
| mermelada : fruta :: queso : ? | 3 | pescado | verduras | verduras | 'queso | verduras | kiwi | bridge | 1 |

| | | | | | | | | | |
|--------------------------------------|---|----------|------------|----------|------------|----------|----------|----------|----|
| mermelada : fruta :: queso : ? | 3 | pescado | verduras | verduras | 'queso | verduras | kiwi | fermento | 1 |
| mermelada : fruta :: queso : ? | 3 | pescado | verduras | verduras | 'queso | verduras | kiwi | fondue | 1 |
| mermelada : fruta :: queso : ? | 3 | pescado | verduras | verduras | 'queso | verduras | kiwi | lechee | 1 |
| mermelada : fruta :: queso : ? | 3 | pescado | verduras | verduras | 'queso | verduras | kiwi | lácteos | 1 |
| mermelada : fruta :: queso : ? | 3 | pescado | verduras | verduras | 'queso | verduras | kiwi | pan | 1 |
| mermelada : fruta :: queso : ? | 3 | pescado | verduras | verduras | 'queso | verduras | kiwi | requesón | 1 |
| mujer : niño :: gallina : ? | 1 | pollito | pollito | pavo | gallinaza | pollito | pollito | pollito | 56 |
| mujer : niño :: gallina : ? | 2 | cerdito | pollo | pollo | pollito | huevo | pollitos | pollo | 27 |
| mujer : niño :: gallina : ? | 3 | polluelo | huevo | huevo | gallinazus | pollo | gallinas | huevo | 12 |
| oveja : cordero :: vaca : ? | 1 | pollo | villalobos | pérez | febres | cerdo | ternero | ternero | 78 |
| oveja : cordero :: vaca : ? | 2 | carnero | vargas | mota | corderas | ternera | vacuno | toro | 8 |
| oveja : cordero :: vaca : ? | 3 | cerdo | solís | duarte | guisado | carne | bovino | ternera | 3 |
| paraguas : | 1 | elluvia | lluvias | lluvias | #lluvia | lluvias | gorra | frío | 47 |

| | | | | | | | | | |
|--------------------------------|---|-------------------|-------------------|--------------|------------|------------|----------|------------|----|
| lluvia :: gorro : ? | | | | | | | | | |
| paraguas : lluvia :: gorro : ? | 1 | elluvia | lluvias | lluvias | #lluvia | lluvias | gorra | sol | 47 |
| paraguas : lluvia :: gorro : ? | 2 | torrencial | torrencial | temperaturas | 'lluvia | neblina | sombrero | viento | 6 |
| paraguas : lluvia :: gorro : ? | 3 | lloviznado | llovizna | frío | lluvias | llovizna | boina | cabeza | 5 |
| paz : paloma :: guerra : ? | 1 | tórtola | gavilana | águila | paloma, | ave | pájaro | arma | 17 |
| paz : paloma :: guerra : ? | 2 | águila | torcacita | cucurrucucú | paloma» | chocha | bélico | águila | 14 |
| paz : paloma :: guerra : ? | 3 | guerrita | lagartijero | isabel | *guerra | torcaz | ave | bomba | 11 |
| perro : gato :: gato : ? | 1 | conejo | zorro | montés | gatos | montés | gata | perro | 50 |
| perro : gato :: gato : ? | 2 | montés | ardilla | zorro | ratón | Gato | felino | ratón | 46 |
| perro : gato :: gato : ? | 3 | gatito | mapache | cocolino | montés | zorro | garras | pájaro | 2 |
| pez : submarino :: ave : ? | 1 | minisubmarino | tren | tren | submarinos | avión | aves | avión | 86 |
| pez : submarino :: ave : ? | 2 | submarinos | portaaviones | túnel | submarino | submarinos | pájaro | aéreo | 3 |
| pez : submarino :: ave : ? | 3 | superportaaviones | superportaaviones | trenes | submariner | sumergible | plumas | aire | 2 |
| picnic : parque :: | 1 | ternera | cocido | monumento | #parque | lechal | asador | parrillero | 32 |

| | | | | | | | | | |
|-------------------------------------|---|--------------|-------------|---------------|-----------|------------|------------|------------|-----|
| asado : ? | | | | | | | | | |
| picnic : parque :: asado : ? | 2 | asador | chorizo | prado | parquesol | cochinillo | bife | parrilla | 22 |
| picnic : parque :: asado : ? | 3 | asada | asados | museo | cabrito | Parque | parrilla | barbacoa | 17 |
| pie : zapato :: mano : ? | 1 | guante | calzapato | zapatos | zapatos | guante | manos | guante | 88 |
| pie : zapato :: mano : ? | 2 | servilleta | guante | bolso | zapatones | zapatos | aprieta | guantes | 5 |
| pie : zapato :: mano : ? | 3 | servilletero | zapatos | pincel | guante | pañuelo | agarrar | anillo | 3 |
| pistola : bala :: arco : ? | 1 | iris | arcos | ángulo | arcos | arcos | arquero | flecha | 103 |
| pistola : bala :: arco : ? | 2 | arcos | tímpano | izquierdo | arcos— | escarzano | golero | pelota | 5 |
| pistola : bala :: arco : ? | 3 | tímpano | escarzano | arcos | arcos, | abocinado | gol | | |
| plato : mesa :: libro : ? | 1 | librode | libros | libros | libros | libros | biblioteca | biblioteca | 44 |
| plato : mesa :: libro : ? | 2 | libros | prologado | publicación | libro, | coeditó | libros | escritorio | 11 |
| plato : mesa :: libro : ? | 3 | libroa | leyendo | publicó | \$libro | Martropía | lectura | estantería | 7 |
| plato : mesa :: libro : ? | 3 | libroa | leyendo | publicó | \$libro | Martropía | lectura | hoja | 7 |
| puerta : pestillo :: caja : ? | 1 | cajas | pestillos | redoblante | cajas | eyector | cajas | tapa | 29 |
| puerta : pestillo :: caja : ? | 2 | pestillos | desembrague | recopilatoria | pestillos | monodisco | paquete | manija | 9 |

| | | | | | | | | | |
|---------------------------------------|---|--------------|---------------|-------------|----------------|-------------|-----------|-----------|----|
| puerta : pestillo :: caja : ? | 3 | registradora | cajas | tóracica | ahorros | percutora | paquetes | cinta | 8 |
| red : pesca :: rifle : ? | 1 | escopeta | fusil | fusil | pistola | escopeta | escopeta | caza | 77 |
| red : pesca :: rifle : ? | 2 | fusil | escopeta | escopeta | escopeta | fusil | fusil | cacería | 9 |
| red : pesca :: rifle : ? | 3 | caza | carabina | calibre | fusil | rifles | bala | arma | 2 |
| red : pesca :: rifle : ? | 3 | caza | carabina | calibre | fusil | rifles | bala | bala | 2 |
| red : pesca :: rifle : ? | 3 | caza | carabina | calibre | fusil | rifles | bala | disparo | 2 |
| red : pesca :: rifle : ? | 3 | caza | carabina | calibre | fusil | rifles | bala | tiro | 2 |
| rock : guitarra :: tango : ? | 1 | bandoneón | bandoneón | violín | bandoneón | bandoneón | bandoneón | bandoneón | 84 |
| rock : guitarra :: tango : ? | 2 | violín | contrabajo | piano | -guitarra | contrabajo | Gardel | acordeón | 12 |
| rock : guitarra :: tango : ? | 3 | piano | tangos | bandoneón | guitarra... | tangos | acordeón | piano | 8 |
| rojo : ira :: azul : ? | 1 | enojo | furia | furia | tristeza | furia | rabia | tristeza | 28 |
| rojo : ira :: azul : ? | 2 | furia | enojo | enojo | desesperación | enojo | bronca | calma | 17 |
| rojo : ira :: azul : ? | 3 | frustración | frustración | frustración | resentimiento» | frustración | enojo | paz | 13 |
| ropa : pantalones :: mueble : ? | 1 | taburete | pantaloncillo | peto | mueblero | taburete | muebles | mesa | 29 |

| | | | | | | | | | |
|---------------------------------------|---|-------------|-------------|------------------|-------------------|--------------------|------------|-----------|----|
| ropa : pantalones :: mueble : ? | 2 | mueblero | claveteado | accesorio | pantalonetas | vaqueta | de_madera | ropero | 15 |
| ropa : pantalones :: mueble : ? | 2 | mueblero | claveteado | accesorio | pantalonetas | vaqueta | de_madera | silla | 15 |
| ropa : pantalones :: mueble : ? | 3 | torneador | muebles | bombachos | muebles | perchero | mesas | sillón | 10 |
| selva : león :: desierto : ? | 1 | desiero | gto | durango | león» | dromedario | desértico | camello | 63 |
| selva : león :: desierto : ? | 2 | sahagún | guanajuato | valladolid | león, | leones | árido | escorpión | 8 |
| selva : león :: desierto : ? | 3 | chihuahuero | zacatecas | guanajuato | desierto» | leopardado | sequía | arena | 3 |
| sábana : cama :: mantel : ? | 1 | sofá | sofá | sofá | dormir | sofá | mesa | mesa | 99 |
| sábana : cama :: mantel : ? | 2 | comedor | manteles | mesa | manteles | cenar | comedor | pastito | 1 |
| sábana : cama :: mantel : ? | 3 | desayuno | cenar | baño | sofá | mesa | platos | | |
| tela : algodón :: metal : ? | 1 | níquel | heavy | heavy | metalmetal | heavy | metálico | hierro | 31 |
| tela : algodón :: metal : ? | 2 | heavy | metales | metales | metalco | death | metales | acero | 13 |
| tela : algodón :: metal : ? | 3 | metales | thrash | rock | industrialmetal | grindcore | acero | aluminio | 11 |
| tiburón : pez :: pez : ? | 1 | peces | perciforme | singnatiforme | perciforme | ciprinodontiformes | pez_dorado | tiburón | 19 |
| tiburón : pez :: pez : ? | 2 | pececillo | percichthys | pleuronectiforme | ciprinodontiforme | rivulines | pescados | plancton | 13 |

| | | | | | | | | | |
|---|---|---------------|------------------|----------------|------------------|--------------|---------------|------------|-----|
| tiburón : pez :: pez : ? | 3 | pececito | larimichthys | actinopterio | syngnathidae | Lacustricola | pescado | animal | 8 |
| tigre : rayas :: mulita : ? | 1 | mulitas | ribeteadas | orlovi | mulitas | capucho | carpincho | caparazón | 126 |
| tigre : rayas :: mulita : ? | 2 | sombrerillos | mulitas | longitudinales | plastrón | resaque | líneas | coraza | 7 |
| tigre : rayas :: mulita : ? | 3 | hamulitas | blancas | dasypus | botonaduras | motitas | hamster | anillos | 6 |
| tigre : rayas :: mulita : ? | 3 | hamulitas | blancas | dasypus | botonaduras | motitas | hamster | armadura | 6 |
| tornillo : destornillador :: tuerca : ? | 1 | destornilla | destornillar | carpetazo | destornilladores | Widower | llave_inglesa | llave | 65 |
| tornillo : destornillador :: tuerca : ? | 2 | destornillado | destornillada | bofetada | tuerca» | Frontios | ferretería | pinza | 15 |
| tornillo : destornillador :: tuerca : ? | 3 | destornillar | destornilladores | empujón | tuercas | Vyon | tornillos | tornillo | 5 |
| tornillo : ferretería :: carne : ? | 1 | carnes | ferreterías | lácteos | ferreterías | charcutería | carnicería | carnicería | 96 |
| tornillo : ferretería :: carne : ? | 2 | ferreterías | carnicería | fresca | carnes | abarrotes | carnes | pulpería | 1 |
| tornillo : ferretería :: carne : ? | 2 | ferreterías | carnicería | fresca | carnes | abarrotes | carnes | rojo | 1 |
| tornillo : ferretería :: carne : ? | 3 | abarrotes | carnicerías | leche | carnicerías | carnicerías | carnicero | | |
| tren : vías :: auto : ? | 1 | vias | autos | autos | theft | ridades | autos | carretera | 36 |
| tren : vías :: | 2 | autos | personadas | recurso | conducentes | autos | vehículos | calle | 30 |

| | | | | | | | | | |
|------------------------------|---|------------|------------|--------------|------------------|-----------------|-----------|---------|----|
| auto : ? | | | | | | | | | |
| tren : vías :: auto : ? | 3 | ridades | recurso | alternativas | defectivas | TSJR | automóvil | ruta | 16 |
| árbol : hojas :: flor : ? | 1 | pétalos | pétalos | flores | sinflorescencias | flores | flores | pétalos | 67 |
| árbol : hojas :: flor : ? | 2 | flores | flores | pétalos | sinflorescencia | inflorescencias | jazmín | pétalo | 19 |
| árbol : hojas :: flor : ? | 3 | floreillas | cabezuelas | florales | inflorescencias | cabezuelas | orquídea | tallo | 7 |

