

Universidad de las Ciencias Informáticas

Centro de Consultoría y Arquitecturas Empresariales

Departamento de Gestión de Proyectos



Enriquecimiento semántico para la comparación de textos cortos durante la evaluación de competencias laborales.

Trabajo final presentado en opción al título de Máster en Gestión de Proyectos Informáticos

Autor: Laynier Antonio Piedra Diéguez

Tutores:

Dra. C. Surayne Torres López

Dr. C. José Eladio Medina Pagola

La Habana, mayo de 2019

Agradecimientos

A la Universidad de las Ciencias Informáticas por la oportunidad de superación que me ofrece mediante la presente investigación.

A mi madre, por el constante seguimiento de los avances de este trabajo.

A mis tutores, por su guía, revisión, y la información aportada para poder completar la investigación.

A mis compañeros de trabajo en CEDIN y en Gestión de Proyectos.

A todas las personas que han contribuido a la conclusión de este ejercicio científico.

A la Dra. C. Surayne Torres López, por ser la precursora de la presente investigación, además de otros innumerables y valiosísimos elementos.

Sobre el presente trabajo.

Este trabajo se dedica a todos los investigadores de los campos relacionados con las áreas que toco en la presente investigación.

Lo dedico también a mí mismo, y a todas las personas que deciden dedicar un tiempo valioso de sus vidas a conseguir un resultado científico. Que nunca nos olvidemos de amar mientras tanto.

Resumen

La información contenida en bases de datos y el conocimiento que esta puede generar, al aplicársele innumerables técnicas de extracción, es fundamental para la toma de decisiones. La evaluación de competencias laborales es una de las áreas para las que se han desarrollado modelos computacionales con mayor o menor aplicabilidad según el entorno, aprovechando estos grandes cúmulos de datos organizados. Un ejemplo es el enfoque vectorial sobre el que se aplican las técnicas de similitud de texto, el cual se ha utilizado sobre la herramienta Xedro-GESPRO para, a partir del análisis de las evidencias, generar un modelo evaluación de competencias laborales en proyectos. Este modelo resultó ser experimentalmente superior a otros métodos en cuanto a eficiencia, aunque el enfoque vectorial presenta algunos problemas inherentes al procesamiento del lenguaje, sobre todo para textos cortos como es el caso mencionado; sin embargo, existen modelos basados en redes neuronales artificiales (RNA) que utilizados convenientemente son capaces de elevar significativamente la eficacia del procesamiento.

Palabras clave: GESPRO, similitud de texto, evaluación de competencias, textos cortos.

Abstract

Information in databases and the knowledge that can be extracted from it using several techniques is relevant to decision making. Several computational models have been developed for the area of work competences evaluation, with more or less applicability, according to context and taking advantage of this big structured data amounts. One case is the vectoring approach over text similarity functions, which is being used over Xedro-GESPRO suite to generate a working competences evaluation model in projects using evidences for the analysis. This model was experimentally superior to others, according to efficiency; however vectoring approach over short texts like this case, has some problems because of nature of language processing. There

are nevertheless, models based on Artificial Neural Networks (ANN), which accordingly used, can significantly rise up processing results.

Keywords: work competences, text similarity, Xedro-GESPRO, competences evaluation, short texts

Índice

	Pág.
Resumen	4
Índice.....	6
Índice de Tablas	7
Índice de Figuras	8
Introducción.....	9
1. EVALUACIÓN DE COMPETENCIAS LABORALES UTILIZANDO MÉTODOS AUTOMATIZADOS.....	15
1.1. Introducción	15
1.1.1. Competencias laborales	15
1.1.2. Importancia de la evaluación de competencias	17
1.2. Métodos automáticos.	20
1.2.1. Métodos de evaluación de competencias	20
1.2.2. Métodos automáticos de evaluación	21
1.3. Comparación de texto.....	22
1.3.1. Técnicas más utilizadas para la comparación de textos	22
1.3.2. Similitud de textos cortos	25
1.4. Conclusiones parciales.	28
2. MÉTODO DE ENRIQUECIMIENTO SEMÁNTICO PARA LA COMPARACIÓN DE TEXTOS CORTOS DURANTE LA EVALUACIÓN DE COMPETENCIAS LABORALES.....	29
2.1. Introducción	29
2.2. Descripción general del método	29
2.2.1. Modelo Skip-gram propuesto para el método.....	30
2.3. Requisitos para la aplicación del método	31
2.4. Entradas y salidas del método.....	31

2.4.1.	Entradas del modelo Skip-gram	32
2.4.2.	Salidas del modelo Skip-gram	32
2.4.3.	Entradas de la técnica de similitud coseno.	33
2.4.4.	Salidas de la técnica de similitud coseno	34
2.5.	Descripción formal del método de enriquecimiento semántico y comparación de textos cortos sCC.	35
2.5.1.	Paso 1: Entrenamiento del modelo	35
2.5.2.	Paso 2: Generación de contextos.	38
2.5.3.	Paso 3: Concatenación y comparación de textos.....	40
2.6.	Diagrama de actividades	42
2.7.	Conclusiones del capítulo.....	43
3.	PRESENTACIÓN Y VALIDACIÓN DE LOS RESULTADOS OBTENIDOS DE LA APLICACIÓN DE LA PROPUESTA	44
3.1	Introducción	44
3.2	Marco para el desarrollo del trabajo experimental	44
3.2.1	Herramientas	44
3.2.2	Colección de datos.....	45
3.3	Validación y evaluación del método.....	45
3.3.1	Entrenamiento de modelo Skip-gram	46
3.3.2	Generación de contextos	48
3.3.3	Concatenación y comparación de textos.....	52
3.4	Validación y evaluación de la eficacia en la comparación de los textos cortos.....	55
3.5	Impacto económico y social.....	58
3.6	Conclusiones del capítulo.	59
	Conclusiones.....	60
	Recomendaciones.....	60
	Referencias.....	62

TABLA 1. ANÁLISIS BIBLIOMÉTRICO.	15
TABLA 2. PARÁMETROS REQUERIDOS PARA LA IMPLEMENTACIÓN DEL MODELO UTILIZADO (BENESTY, 2018).	46
TABLA 3. OTROS PARÁMETROS UTILIZADOS EN EL MODELO CREADO.	47
TABLA 4. CONTEXTOS GENERADOS PARA ALGUNOS TÉRMINOS DE GESTIÓN DE PROYECTOS DE SOFTWARE.....	49
TABLA 5. EJEMPLO DE TAREAS Y DIMENSIONES JUNTO A LOS CONTEXTOS GENERADOS PARA ELAS.	49
TABLA 6. PRUEBAS DE NORMALIDAD CON LA HERRAMIENTA SPSS.	53
TABLA 7. RANGOS DETECTADOS POR LA PRUEBA DE WILCOXON EN SPSS	54
TABLA 8. RESULTADOS DE LA PRUEBA DE WILCOXON CON MÉTODO MONTE CARLO.	55
TABLA 9. ESTADÍSTICAS PARA MEDIR RENDIMIENTO DE SCC.	56
TABLA 10. VALORES PARA EL CÁLCULO DEL RENDIMIENTO DEL COSENO EN MEC-GP.	57

Índice de Figuras

	Pág.
FIGURA 1. ARQUITECTURA DE SKIP-GRAM.	27
FIGURA 2. COSENO CONTEXTUAL O SCC.	30
FIGURA 3. GENERACIÓN DE CONTEXTOS POR CADA TÉRMINO DE UN TEXTO. NOTA: EN LA FIGURA SE HA INCLUIDO EL TEXTO ORIGINAL JUNTO CON EL CONTEXTO, OPERACIÓN QUE OCURRE INMEDIATAMENTE DESPUÉS.....	33
FIGURA 4. ENTRADAS Y SALIDAS DE LA SIMILITUD COSENO.....	35
FIGURA 5. PREPARACIÓN DEL MODELO SKIP-GRAM.	38
FIGURA 6. DIAGRAMA DEL PROCESO GENERACIÓN DE CONTEXTOS	39
FIGURA 7. DIAGRAMA DEL PROCESO DE CONCATENACIÓN DE TEXTOS.....	40
FIGURA 8 DIAGRAMA DE ACTIVIDADES. MÉTODO DE ENRIQUECIMIENTO SEMÁNTICO Y COMPARACIÓN DE TEXTOS CORTOS PARA LA GESTIÓN DE PROYECTOS.....	43
FIGURA 9. GRÁFICA CON VALORES DE RENDIMIENTO DE SCC Y COSENO SIMPLE EN MEC-GP.....	58

Introducción

La gestión de proyectos ha evolucionado a la administración de grandes cantidades de información, para lo que se vuelve necesario la utilización de la tecnología (Cuesta Santos A. , 2016) para procesar y en lo posible automatizar varios procesos, entre los que se encuentran los relativos a la gestión de los recursos humanos (Torres López, Aldana Cuza, Piñero Perez, & Piedra Diéguez, 2016). La gestión por competencias y la evaluación de estas aptitudes y habilidades constituye una necesidad y una prioridad constante para las organizaciones (García Perales, 2018) (Cuesta Santos A. R., 2011) (Garcés Hernández, 2017).

Para la evaluación de las competencias laborales se han desarrollado numerosos instrumentos (Camacho Tobos & Pineda Guardiola, 2017) (García Perales, 2018) (Rodríguez Gómez, Ibarra Saiz, & Cubero Ibáñez, 2018); sin embargo, muy pocos han sido automatizados, al menos parcialmente, en un herramienta tecnológica. La herramienta para la gestión de proyectos XEDRO-GESPRO, sin embargo, sí contiene un modelo completamente automatizado para la evaluación de competencias laborales a partir de las evidencias del desempeño de los trabajadores (Torres López S. , 2015).

En XEDRO-GESPRO las evidencias del desempeño las constituyen las tareas asignadas al trabajador, mientras que las competencias laborales están expresadas en dimensiones y son específicas del rol que dicho trabajador desempeña en el proyecto. Ambos componentes son utilizados para la evaluación de competencias y están descritos en forma de texto en la herramienta XEDRO-GESPRO, por lo que se utilizan algunas técnicas del modelo vectorial de representación de textos (Slamet, y otros, 2018) (Torres López & Arco García, 2016) para procesar y encontrar correspondencias entre el par tarea/competencia y de esta manera apoyar el proceso automático de evaluación.

Dentro del enfoque vectorial para la comparación de textos, una de las operaciones básicas consiste en determinar la frecuencia y/o el inverso de la frecuencia de aparición de los términos en un texto. Este y otros esquemas se utilizan para determinar la relevancia de un término en un

texto o documento en general (Cobo Ortega, Rocha Blanco, & Alonso Martínez, 2009). Con estos términos relevantes se crean vectores, entre los cuales se puede determinar su semejanza a través de funciones trigonométricas como el coseno, por ejemplo.

Los textos de las tareas asignadas a los trabajadores en la herramienta de gestión de proyectos, así como las competencias esperadas para su rol en el equipo, son textos cortos por lo que la frecuencia de los términos es muy baja y, por lo tanto, las técnicas de procesamiento del modelo vectorial de representación no son apropiadas para estos casos. La eficacia de estos algoritmos, baja mucho al procesar este tipo de textos.

Adicionalmente, la imposibilidad de dar tratamiento a la semántica hace que se den situaciones propias del lenguaje natural como la polisemia (Periódico El Mundo, 2017), en la cual una palabra tiene varios significados y no es posible asumir uno literalmente pues podría significar algo diferente de acuerdo al contexto; y la sinonimia que es la cualidad relacionada con varias palabras para representar el mismo objeto, o sea varios términos que significan lo mismo (Real Academia Española, 2017). Este último fenómeno no es posible tratarlo con las técnicas del modelo vectorial por lo que producen resultados incorrectos.

Estas limitaciones del enfoque vectorial para procesar textos cortos afectan negativamente su eficacia para apoyar la evaluación de competencias laborales ya que pueden:

- Quedar tareas sin evaluar de acuerdo a la competencia adecuada o quedar fuera tareas que demuestran determinada competencia.
- Calcular indicadores de rendimiento, calidad, eficiencia, etc., de acuerdo a una correspondencia incorrecta entre tarea y competencias.
- Quedarse competencias demostradas por el trabajador sin considerar por el sistema debido a que no detecte correspondencia con tarea alguna.
- Introducir estas y otras imprecisiones que terminen en una propuesta de evaluación de desempeño incorrecta para el trabajador.

A partir de la situación descrita previamente, se plantea el siguiente **problema de investigación**: el enfoque vectorial produce resultados inválidos al comparar textos cortos como los generados por herramientas de gestión de proyectos durante la evaluación de competencias laborales.

Objeto de Estudio: Los textos cortos generados por las herramientas de gestión de proyectos.

Objetivo General: Desarrollar un método de enriquecimiento semántico para aumentar la eficacia de la comparación de textos cortos durante la evaluación de competencias laborales en herramientas de gestión de proyectos.

Campo de acción: La similitud de textos cortos.

Objetivos específicos:

- ✓ Elaborar el marco teórico de la investigación.
- ✓ Diseñar un método que enriquezca semánticamente los textos cortos para elevar la eficacia de los resultados de la comparación.
- ✓ Validar los resultados mediante pruebas estadísticas y otros instrumentos de validación.

Hipótesis: La aplicación de un método de enriquecimiento semántico de textos cortos aumentará la eficacia de su comparación durante la evaluación de competencias laborales en herramientas de gestión de proyectos.

Variable independiente: método de enriquecimiento semántico de textos cortos.

Variable dependiente: eficacia de la comparación de textos cortos durante la evaluación de competencias laborales en herramientas de gestión de proyectos.

Operacionalización de las variables:

Variable	Dimensión	Indicadores	Unidad de medida
Método de enriquecimiento	Entrenamiento de modelo Skip-gram	Tiempo de entrenamiento	Minutos

semántico de textos cortos	Generación de contextos	Relación término- contexto	Alta Media Baja
	Concatenación y comparación de textos	Tiempo Test estadístico	Minutos Unidades
Eficacia de la comparación de textos cortos	Mejora de la eficacia	Valor F y exactitud de los resultados	Por ciento

Métodos teóricos

- Método histórico-lógico durante el estudio de otras investigaciones en el campo de la evaluación de competencias, la extracción del conocimiento, y similitud de textos, los problemas asociados al procesamiento del lenguaje, sobre todo respecto a los textos cortos, entre otros que puedan aportar experiencias útiles y permitan elaborar el marco referencial y los presupuestos o resultados teóricos para sustentar esta propuesta.
- Hipotético-deductivo durante la elaboración de la hipótesis central de la investigación sobre la mejoría que experimentarían las técnicas actuales y por tanto el modelo existente en Xedro-Gespro al utilizar el método propuesto para el análisis de textos cortos dentro del proceso de evaluación de competencias.
- El método analítico-sintético que permite descomponer cada pieza del proceso en análisis por separado y a partir de los resultados integrarlos y utilizarlos convenientemente para obtener mejores resultados.

Métodos Empíricos:

- El método experimental permite obtener los resultados de la modificación del algoritmo atendiendo a las variables especificadas.
- Empleo de técnicas estadísticas para la comparación de los resultados que permitan validar la propuesta.
- Encuesta a expertos para establecer en parte la calidad de los resultados obtenidos por el método en alguna de sus fases.

Análisis estadístico e instrumentos

Para el análisis estadístico en esta investigación, se utilizó la prueba de Shapiro-Wilk para determinar si la muestra tomada seguía una distribución normal. Luego, y basándose en el resultado se aplicó la prueba de Wilcoxon debido a la relación entre el origen de ambas muestras. Esto permitió determinar la significancia de los resultados obtenidos. Se diseñó como instrumento una encuesta para confirmar mediante expertos, la veracidad de los resultados. En base a los resultados se calcularon valores como exactitud, precisión, y exhaustividad, los cuales dan un Valor F relativo al rendimiento del método de enriquecimiento semántico y comparación de textos cortos descrito en la investigación.

Publicaciones:

1. **Piedra Diéguez, Laynier**; Medina Pagola, José Eladio; Torres López, Surayne (2019) *Semantic enrichment over words vector space in short texts generated by Project Management tools*, XXII Conferencia Iberoamericana de Software Engineering, La Habana, Cuba.
2. **Piedra Diéguez, Laynier**; Torres López, Surayne; Medina Pagola, José Eladio. (2018) *Coseno contextual para enriquecer semánticamente y comparar textos cortos generados por herramientas de Gestión de Proyectos*, Revista Cubana de Ciencias Informáticas, 12, Especial UCIENCIA, ISSN-e: 2227-1899, Cuba.
3. Torres López, Surayne; Aldana Cuza, Miroslava Lazara; Piñero Pérez, Pedro Yobanis; **Piedra Diéguez, Laynier Antonio** (2016) Red neuronal multicapa para la evaluación de competencias laborales, Revista Cubana de Ciencias Informáticas, 12, Especial UCIENCIA, ISSN-e: 2227-1899, Cuba.
4. Torres López, Surayne; Castro Aguilar, Gilberto Fernando; Pérez Pupo, Iliana; Piñero Pérez, Pedro Yobanis; **Piedra Diéguez, Laynier Antonio**; (2016) *Rough Sets for Human Resource Competence Evaluation and Experiences*. Applied Mathematics, 7, 12, ISSN Print: 2152-7385 ISSN Online: 2152-7393

Estructura del trabajo

Durante el primer capítulo de este documento se consideran los principales elementos alrededor de la evaluación de competencias laborales, los métodos automatizados para apoyar este proceso y el papel del procesamiento del lenguaje natural: específicamente de los algoritmos de

comparación de textos cortos. Estos elementos serán analizados y utilizados en la conceptualización de la propuesta.

El capítulo dos consistirá en la especificación y descripción de la propuesta y de su aplicación en el contexto analizado. A partir de la selección del modelo de similitud textual más apropiado, su descripción y funcionamiento, se elabora y propone un método para comparar los textos cortos.

En el tercer capítulo se valida la hipótesis planteada en esta investigación, para esto se evalúan las variables planteadas. En este capítulo se muestran y describen los resultados obtenidos a partir de la aplicación del método y se comparan estos resultados con otros obtenidos hasta el momento. Se presentan las conclusiones finales y recomendaciones, así como los anexos de este documento que formaliza la investigación.

1. EVALUACIÓN DE COMPETENCIAS LABORALES UTILIZANDO MÉTODOS AUTOMATIZADOS

1.1. Introducción

En este capítulo se presentan los conceptos fundamentales que permiten la elaboración de un marco teórico referencial para la presente investigación. Se analizan algunos principios y planteamientos de autores e investigadores de áreas del conocimiento relacionadas con las competencias laborales, la gestión de proyectos, y el procesamiento automático del lenguaje natural.

A continuación, se muestra la tabla que resume las bibliografías consultadas para la elaboración de esta investigación. Luego, y gradualmente, se avanzará desde los conceptos relacionados a las competencias laborales y la necesidad de su evaluación, hasta los métodos automáticos para realizar este proceso. Algunas de las técnicas para la comparación de texto que estos métodos emplean se analizan en las secciones finales del capítulo, el cual concluye arribando a conclusiones parciales.

Tabla 1. Análisis bibliométrico.

Tipo	Últimos 5 años	Años anteriores
Libros y monografías	0	1
Tesis de doctorados	3	1
Tesis de maestrías	3	2
Artículos en Revistas científicas referenciadas	21	4
Memorias de eventos	3	2
Artículos publicados en la web	6	0
Reportes técnicos y conferencias	4	2
Entrevistas personales	0	0

1.1.1. Competencias laborales

Las competencias laborales constituyen un aspecto clave en el desempeño laboral. Una competencia es, en la acepción que se analiza para esta investigación, –y según el diccionario de la Real Academia– una destreza, aptitud o idoneidad para hacer algo o intervenir en una cuestión determinada (Real Academia Española, 2017). Entonces en el ambiente laboral la definición también arrastra muchos aspectos de este concepto sobre una combinación de habilidades y conocimientos para lograr un desempeño necesario o esperado. O sea que es necesario un “saber hacer” (Camacho Tobos & Pineda Guardiola, 2017) para conseguir realizar las opciones deseadas.

Dentro de las múltiples clasificaciones pueden encontrarse competencias genéricas o transversales, básicas, específicas y técnicas (Schkolnik, Araos, & Machado, 2005). Es importante no obstante concordar en que, más allá de cualquier clasificación o categoría, una competencia es un conjunto de habilidades, conocimientos y experiencias, así como otras características personales, asociado a la idoneidad y el desempeño (ONN, 2007).

La constante innovación tecnológica y la competitividad en los mercados internacionales urgen a que las organizaciones se aparten de los modelos laborales tradicionales para transformarse en un modelo basado en competencias que además ha estimulado a que los modelos formativos en Europa y otras regiones del mundo también se ajusten a la formación por competencias (Miranda Santana & Medina Fernández, 2017) (Restrepo Zapata, 2017). Es por tanto un tema de gran importancia dado el contexto globalizado que influye sobre la formación y el desempeño laboral. En la visión de los autores ya no es tan importante el desarrollo vertical, la antigüedad laboral, análisis del puesto de trabajo, etc., sino esta pericia o conjunto de habilidades que permitan alcanzar los objetivos propuestos. Las organizaciones buscan el personal más calificado para los procesos empresariales y por supuesto este personal es el que utilizan para conformar los mejores equipos de trabajo, a partir de las competencias laborales demostradas (Ríos Rodríguez, 2017).

En busca de mayor productividad se asocian las competencias laborales con los resultados de la organización. Esto es debido a que estas competencias permiten un desempeño suficientemente fuerte como para influir en la productividad de la empresa (Grueso Guerrero, 2017).

La norma cubana NC 3002: 2007 referida a la gestión integrada de los recursos humanos, concibe las competencias como el factor por excelencia en dicha gestión, y que además reflejan el desempeño laboral superior de un trabajador, así como la cultura y valores de la organización (ONN, 2007).

La complejidad que las organizaciones adquieren con el tiempo al crecer necesita una gestión por competencias que permita contar con un personal calificado para garantizar el desarrollo exitoso de cada una de las tareas (Garcés Hernández, 2017). Se manifiesta en más de un momento de la gestión de los recursos humanos, tanto en la selección (Garcés Hernández, 2017), como en la conformación de equipos (Ríos Rodríguez, 2017) y dichos autores la han considerado fundamental para alcanzar los objetivos de la misión de la organización.

1.1.2. Importancia de la evaluación de competencias

Las competencias para ser evaluadas requieren de evidencias que demuestren la conformidad dentro del desempeño, de la competencia esperada y la demostrada, es una brecha que puede apreciarse en numerosos campos de la ciencia, como la medicina, por ejemplo (Marshall, y otros, 2018). También en la educación superior (Rodríguez Gómez, Ibarra Saiz, & Cubero Ibáñez, 2018) (Ortega Moreno, Coria Páez, & Galicia Haro, 2016), donde se ha trabajado incluso en medir la percepción de competencia laboral (Murcia Moreno & Torregrosa Silveira, 2015).

Las competencias se han tratado además en el campo de la innovación (López Robles, Mendoza León, & Cinco Palacio, 2016), en el ambiente empresarial y de desarrollo de software, con ayuda de herramientas estadísticas. Esto constituye uno de los pocos intentos de automatización, aunque muy parcial, de este proceso, junto al desarrollado para analizar las competencias de liderazgo (Lezama Torres, Cruz Vásquez, & Pico González, 2018) en un entorno laboral específico, y presentados ambos en México en el Congreso de la Red Internacional de Investigadores en Competitividad. Se puede apreciar que en la mayoría de los estudios se recopilan los datos a través de métodos e instrumentos tradicionales como cuestionarios, entrevistas, hojas de vida, etc., para luego aplicarles alguna técnica de análisis estadístico. Estas herramientas, entre las que se destaca la entrevista (Poblete Ruiz, Fernández Nogueira, Campo Carrasco, & Noël López, 2016), constituyen aún hoy una forma de evaluación de las competencias.

La gestión empresarial en Cuba necesita de un enfoque acorde a la dinámica internacional, a la cual está más cerca cada vez debido a las oportunidades de inversión extranjera, las nuevas empresas establecidas en la Zona Especial de Desarrollo del Mariel, y los convenios de negocio que se establecen con numerosos países (Martínez García, 2018). De esta necesidad nacen los apartados relacionados con las competencias laborales en los Lineamientos para la Política Económica y Social

del Partido y la Revolución, establecidos en 2011, actualizados en 2017 y en constante análisis y seguimiento (Martínez Hernández & Puig Meneses, 2018).

Para el caso específico de las competencias laborales, autores del entorno cubano coinciden también en la importancia estratégica de disponer de un personal altamente competente para el desarrollo creciente y sostenido de las instituciones (Vázquez González & Zenea Montejó, 2017); aquí es clave el término altamente, el cual sugiere valores de excelencia en alguna medición que se realice. Estas propias autoras concluyen conceptualmente la relación entre calidad, eficiencia y productividad con las características de los recursos humanos, y cómo esta relación se pone de manifiesto en sus competencias laborales a través de sus conocimientos y habilidades (Vázquez González & Zenea Montejó, 2017). En este caso no se expresa cómo medirlas durante el desempeño del recurso humano, sino que solo consideraron la importancia que debe tener cada competencia para la construcción de un perfil para cada directivo en su organización.

En una monografía realizada por profesoras del Departamento de Técnicas de Dirección de la Universidad de Matanzas en 2008 y con referencia a las normas —en cuya elaboración también participó el destacado autor Dr. Armando Cuesta—, las autoras mencionan las fases de la gestión de competencias que establecen las normas cubanas. Sobre la evaluación resumen que se centra en establecer las evidencias y la observación de que se ha logrado un desempeño con base en la norma (Miranda Lorenzo, Hernández Junco, & Martínez Delgado, 2008). Nuevamente no se hace referencia a la manera de evaluar.

Más recientemente otra autora cubana, luego de analizar numerosas tendencias históricas y autores desde el siglo pasado hasta el presente, concuerda en que las competencias deben ser demostrables (González Pérez, 2014), o sea que las evidencias del desempeño deben confirmar la competencia laboral.

En 2011 el Dr. Armando Cuesta publicó un artículo presentando una metodología de gestión por competencias basada en la norma cubana NC 3000-3002:2007. Para esta investigación se basó en un estudio de numerosas empresas cubanas que estaban siguiendo un enfoque basado en competencias (Cuesta Santos A. R., 2011). Esto aparte de las valiosas conclusiones de la investigación, demuestra que en el entorno nacional cubano está siendo utilizada esta forma de gestión, arrojando resultados

productivos y científicos. A continuación, se examina un poco más lo referido por la norma en la que se ha basado Cuesta.

Las normas cubanas 3001 y 3002 del 2007 especifican los requisitos relacionados con las competencias laborales y la implementación de los procesos relacionados con ellas. Respecto a su evaluación la NC 3001:2007 menciona en el punto 4.2.4 la identificación de los trabajadores cuyo desempeño es superior o adecuado respecto a las competencias identificadas para su área laboral (ONN, 2007). La NC 3002:2007 después de mencionar los requisitos enunciados en la NC 3001:2007, dedica un apartado a su implementación.

Concerniente a la evaluación de las competencias, o más bien a la identificación del desempeño laboral de acuerdo a dichas competencias, especifica que este proceso permite “visualizar el conjunto sinérgico de conocimientos, habilidades, experiencias, sentimientos, actitudes, motivaciones y valores asociados con un desempeño laboral”, así mismo menciona la posibilidad de identificar las brechas existentes, como guía para el reclutamiento o selección del personal y la capacitación y el desarrollo del personal en aras de alcanzar un desempeño superior (ONN, 2007).

En el apartado 4.8, la norma NC 3002:2007 se refiere a la evaluación del desempeño como un proceso integral que depende de los resultados de las conductas y de las competencias de los trabajadores; y siendo que la NC 3000 contempla también que las actitudes de los trabajadores forman también parte de sus competencias (ONN, 2007), es posible concluir que esencialmente los resultados de las competencias laborales determinarán el lugar o categoría que ocupará el trabajador en su evaluación de desempeño. Coincidiendo con esto la definición de que el desempeño laboral se puede entender como la distancia o brecha entre las competencias laborales demostradas y las requeridas del trabajador.

Cuesta, citando la NC 3001: 2007, sitúa a las competencias laborales como el centro de una figura en la que los procesos clave de la gestión de recursos humanos están alrededor y menciona la tecnología como relevante para resolver los problemas prácticos de forma sistemática y racional (Cuesta Santos A. , 2016).

Una de las características que se señala como fundamental en las competencias es que sean observables (Torres López S. , 2015), obviamente esto supone la posibilidad de medirlas. Estas mediciones pueden realizarse mediante diferentes métodos relacionados con pruebas, análisis de

resultados de entrevistas (Garcés Hernández, 2017), y a partir de las evidencias que se recogen de los procesos en los que interviene el trabajador (Torres López S. , 2015).

1.2. Métodos automáticos.

1.2.1. Métodos de evaluación de competencias

Al presentar una metodología de gestión por competencias, para Cuesta es ineludible el análisis de las competencias, y de la brecha entre las requeridas y las manifestadas por los trabajadores durante su desempeño, para alcanzar una mayor productividad o un desempeño superior (Cuesta Santos A. R., 2011). El solo hecho de reconocer dicha brecha, implica que existe una medición, y la relación entre un desempeño superior y estas competencias sugiere además la importancia de su evaluación, o de tenerse en cuenta durante la evaluación del desempeño laboral.

Se han diseñado métodos e instrumentos de evaluación de alguna competencia específica, para un grupo de competencias o de manera general, en el dominio de alguna materia; por ejemplo (García Perales, 2018), en la educación superior (Vizuite Gaibor & Muñoz Ponce, 2016) (Romeo Delgado, y otros, 2017) (Martell Socarrás & Moreno Iglesias, 2016), en el sistema empresarial (Cuesta Santos A. , 2016) (González Pérez, 2014) (López Robles, Mendoza León, & Cinco Palacio, 2016), en los servicios (Miranda Lorenzo, Hernández Junco, & Martínez Delgado, 2008), entre muchos otros. La mayoría requiere de un esfuerzo humano significativo por la cantidad de indicadores y aspectos a tener en cuenta. No obstante, se reconoce que el desarrollo de evaluaciones por competencia constituye actualmente una prioridad (García Perales, 2018).

Las evidencias del desempeño son un elemento que se ha considerado vital para valorar los niveles alcanzados en las competencias (Martell Socarrás & Moreno Iglesias, 2016), no obstante, puede apreciarse que se requieren demasiados trabajadores durante varios días para procesar correctamente cada evidencia. También deben considerarse otros factores como la percepción de los propios trabajadores respecto a las competencias que deben evidenciar (Rodríguez Villamizar, Vera-Cala, Rivera, Rojas, & Uribe, 2017).

Las tecnologías de gestión de la información permiten desarrollar métodos que superan el esfuerzo humano al procesar información. Para los diversos procesos de gestión de recursos humanos, algunos como la evaluación de desempeño a nivel individual y empresarial, se han desarrollado numerosas investigaciones que integran varias tecnologías (Cuesta Santos A. , 2016).

1.2.2. Métodos automáticos de evaluación

Como se menciona en la sección anterior, varias tecnologías se han integrado para investigar y resolver numerosos problemas relacionados con la gestión de la información (Cuesta Santos A. , 2016), aunque se han concentrado más en aplicar un análisis estadístico a datos recopilados mediante métodos tradicionales (López Robles, Mendoza León, & Cinco Palacio, 2016) (Lezama Torres, Cruz Vásquez, & Pico González, 2018).

En 2015 se presentó una investigación más completa que automatiza el proceso de evaluación basado en competencias y lo formaliza dentro de un modelo, desde la definición de las competencias, las evidencias del desempeño y la relación de ambos elementos con el desempeño laboral (Torres López S. , 2015). El “Modelo de evaluación de competencias a partir de evidencias durante la gestión de proyectos”, en lo adelante MEC-GP, constituye un referente fundamental para la presente investigación.

Uno de los beneficios del MEC-GP es la utilización de la Inteligencia Artificial (IA) durante el proceso de evaluación, y el uso de métodos de similitud de texto durante la preparación de los datos, provenientes de una herramienta de gestión de proyectos, constituyéndose así un proceso automático y eficiente. Además, almacena la experiencia del proceso de evaluación para utilizarla eficientemente y con la misma eficacia que los expertos humanos (Torres López S. , Modelo de evaluación de competencias a partir de evidencias durante la gestión de proyectos, 2015). No es el primer trabajo que propone sistemas basados en casos, redes neuronales, ontologías, algoritmos genéticos y otras técnicas de IA para la gestión de los recursos humanos (Zhukova, Kultsova, & Navrotsky, 2014) (Wibowo, 2011) (Strohmeier & Piazza, 2015), aunque hasta ahora no se ha encontrado otro directamente envuelto en la evaluación de las competencias laborales.

De manera muy resumida y simplificada: MEC-GP utiliza la similitud coseno (después de analizar y descartar otras durante su diseño) para determinar la correspondencia entre evidencias y competencias, a continuación, calcula varios indicadores. Una red neuronal previamente entrenada recibe estos indicadores y propone una evaluación. Esta evaluación del sistema no solo apoya la evaluación de desempeño sino también la toma de decisiones en cuanto a capacitación o entrenamiento del personal (Torres López S. , 2015).

Un momento crítico y con alto impacto en todo el sistema debido a que es punto de partida, es el momento en que se aplica la distancia coseno para determinar: qué evidencias se utilizarán para evaluar qué competencias. Dada la naturaleza de los datos analizados, la utilización de esta medida de similitud no es la mejor alternativa a implementar, como se expondrá más adelante.

1.3. Comparación de texto.

La ciencia, o el área de la ciencia conocida como Recuperación de Información (IR por sus siglas en inglés), tiene cada vez mayor necesidad de ser estudiada e investigada debido al aumento constante y significativo que tienen las colecciones de documentos digitales, dentro de los cuales hay información para la toma de decisiones (Vázquez Reyes, de León Sigg, Velasco Elizondo, Villa Cisneros, & Briceño-Muro, 2017) (Paredes Valverde, 2018).

El caso de la similitud de texto puede entenderse como una parte crítica de la IR debido a que normalmente se trata de equiparar términos, frases, o documentos, a una consulta en forma de texto que el sistema recibe. Esta equiparación puede ser total en el caso de los sistemas binarios, o parcial y basado en la relevancia como en el caso de los modelos vectoriales (Álvarez Carmona, 2014). El problema enunciado en esta investigación surge de la aplicación del enfoque vectorial a un problema de similitud de textos (Torres López S. , 2015). En ese caso se utiliza, por tanto, la relevancia de los términos para realizar las operaciones que integra.

La comparación de textos también puede considerarse como un problema de clasificación de textos debido a que permite detectar categorías similares semántica o sintácticamente, pero es sobre todo un problema de procesamiento de lenguaje natural (PLN) (Sanborn & Skryzalin, 2017), ya que tanto las consultas como la mayoría de los corpus textuales, entre otras fuentes de información, están expresados en un lenguaje humano (Tomás Díaz, 2009).

La información utilizada para realizar la presente investigación está en forma de textos cortos en lenguaje natural, dentro de una herramienta informática para la gestión de proyectos (Ramón Rodríguez, 2005), o generada por esta (Torres López, Aldana Cuza, Piñero Perez, & Piedra Diéguez, 2016). Esta información se procesa dentro de MEC-GP aplicándosele técnicas de comparación de texto.

1.3.1. Técnicas más utilizadas para la comparación de textos

Dentro de los modelos que resaltan en el campo de la similitud de texto, pueden encontrarse numerosas categorizaciones para agruparlos. Algunos modelos clasifican el texto según la unidad básica de análisis:

basados en cadenas, en corpus y en conocimiento (Gomaa & Fahmy, 2013). Otros consideran como los más populares los agrupados desde el punto de vista del análisis de los elementos: geométricos o basados en conjuntos, y de acuerdo a métricas (Álvarez Carmona, 2014). Existen trabajos que agrupan las medidas de similitud basadas en palabras por una parte, y por otra las basadas en caracteres (Amón & Jiménez, 2010), otros sin embargo se basan en la naturaleza del análisis: centrado fundamentalmente en la semántica o en la sintaxis (Torres López & Arco García, 2016).

Puede apreciarse que hay numerosas formas de ver el fenómeno, incluso muchas categorías de una definición quedan como subcategorías de otra. Más allá de intentar enmarcar esta investigación o el problema que resuelve, dentro de alguna clasificación absoluta, hay que resaltar que los enfoques híbridos de tratar el problema son los que han dado los mejores resultados en la práctica (Villena Román, Collada Pérez, & Lana Serrano, 2011) (López Iñesta, 2017) (Malpartida Valverde, 2017).

En cuanto a la magnitud del texto a comparar, las medidas de similitud más conocidas tanto por su aplicación como efectividad son: las que calculan las distancias, ya sea entre caracteres de un término, como entre términos de una cadena, y las que analizan grandes corpus textuales. Aunque pudieran mencionarse algunas, para la presente investigación no se han considerado debido a que son técnicas de similitud poco efectivas para el trabajo con textos cortos. Extraen toda la información a partir de los textos a comparar sin considerar la semántica, lo cual es clave dentro de la comparación de dos cadenas de texto.

Las redes neuronales han destacado últimamente, no solo para el trabajo de similitud o clasificación de textos, sino también de imágenes, e incluso el cotejo texto-imagen (Torres López & Arco García, 2016) (Amón & Jiménez, 2010) (Gomaa & Fahmy, 2013) (Wang, Li, Huang, & Lazebnik, 2018). Una RNA sí es capaz de capturar información semántica y almacenarla para su posterior utilización, como se menciona en la siguiente sección 1.3.2.

A pesar de la poca efectividad de sus resultados para textos cortos, una de las técnicas de comparación de texto basada en la representación vectorial de las palabras, la similitud coseno, es ampliamente utilizada para otras numerosas tareas de procesamiento de texto; aun así ha mostrado mejor desempeño que otras técnicas de similitud (Torres López S., 2015) frente a las mismas tareas de comparación. Uno de los problemas de utilizar la similitud coseno sobre textos cortos, son los propios vectores necesarios para calcular esta medida. Estos vectores se forman a partir de los pesos de los términos a comparar. Los pesos se calculan a partir de la frecuencia de aparición de los términos en el documento o cuerpo de

documentos a analizar, mediante la conocida representación TF-IDF (Sparck Jones, 1972) (Zimniewicz, Kurowski, & Węglarz, 2018) (Slamet, y otros, 2018).

TF-IDF se utiliza para determinar la relevancia de un término dentro de un documento, asumiendo que una palabra que se menciona más en un documento es importante (TF). Para asegurarse de que no se trate de una palabra irrelevante como un artículo, conjunción, preposición, etc. (*stopwords*), se utiliza el inverso de la frecuencia de aparición del término (IDF), el cual considera que los términos más raros son más importantes (Zimniewicz, Kurowski, & Węglarz, 2018), o sea tienen más carga semántica si son más discriminativos. Es importante anotar que suele calcularse TF a cada documento D , y el IDF al conjunto de documentos.

El TF se puede expresar simplemente como la cantidad de veces que aparece un término en un documento d ; el inverso de la frecuencia se puede calcular de diversas formas como, por ejemplo:

$$idf(t, D) = \log \frac{|D|}{|\{d \in D : d \in t\}|} \text{ (Sparck Jones, 1972) (SkyMind DeepLearning Enterprise, 2017)}$$

Ecuación 1 Cálculo de idf.

Dentro de esta fórmula, $|D|$ se refiere a la cantidad de documentos de la colección. El denominador de la fracción del logaritmo se refiere al número de documentos en que aparece el término; para evitar la división por cero cuando el término no aparece se le suele sumar 1 a este denominador, pero simplemente se trata del número de documentos en los que el término aparece al menos una vez. El logaritmo puede considerarse un factor normalizador desde el punto de vista matemático para mantener dentro de un rango cómodo el resultado al realizar la multiplicación final de:

$$TFIDF(t, d, D) = tf(t, d) \times idf(t, D)$$

Ecuación 2 Cálculo del TF-IDF

La Ecuación 2 también puede expresarse de la forma $w(ij)=tf(ij)*\log_2 N/n$ que es la forma común en las técnicas de determinación del peso de un término en un documento ($w(ij)$) para las herramientas de análisis de texto y donde el logaritmo –esta vez de base dos-, tiene el mismo argumento expresado para el cálculo *idf* de la Ecuación 1: N es la cantidad de documentos del corpus y n es la cantidad de documentos donde el término ocurre al menos una vez. No son estas las únicas maneras en que se calculan estos pesos, sino que se han desarrollado variantes que entre otros aspectos tienen en cuenta el aspecto booleano, logarítmico, y normalización de documentos extremadamente largos.

La similitud coseno, dentro del enfoque basado en análisis vectorial, utiliza las posibilidades de contar con las cadenas a comparar convertidas en vectores de pesos de cada término para aprovechar las ventajas geométricas (mediante trigonometría) que su representación tendría y así calcular la semejanza entre ambos vectores aplicando el coseno del ángulo entre ellos (Amón & Jiménez, 2010) (Gomaa & Fahmy, 2013). Evidentemente a mayor semejanza, más cerca de 1 estará el resultado del cálculo del coseno.

Los datos recogidos y analizados por MEC-GP, los cuales son generados por una herramienta de gestión de proyectos, son cadenas de texto (Torres López, Aldana Cuza, Piñero Perez, & Piedra Diéguez, 2016), pareció por tanto apropiado aplicárseles medidas de similitud basadas en cadenas, entre ellas coseno. Esta fue la técnica que mostró los mejores resultados en el contexto seleccionado (Torres López S. , 2015).

1.3.2. Similitud de textos cortos

Uno de los problemas de utilizar la similitud coseno sobre textos cortos son los propios vectores necesarios para calcular esta medida. Estos vectores se forman a partir de los pesos de los términos a comparar. Los pesos se calculan a partir de su frecuencia de aparición en el documento o cuerpo de documentos a analizar, mediante TF-IDF (Zimniewicz, Kurowski, & Węglarz, 2018) (Slamet, y otros, 2018).

Otro de los problemas fundamentales de la IR actualmente es la recuperación de información en textos cortos, por la poca información que de ellos puede extraerse semánticamente (Álvarez Carmona, 2014) (Song, Zhen Liang, Long Cao, & Cheol Park, 2014). Después de realizada la revisión de los trabajos relacionados con la temática pertinente, se coincide con el trabajo “Representación textual en espacios vectoriales semánticos” donde se plantea: “Las palabras pueden ser similares de forma léxica si tienen secuencias de caracteres similares; y pueden ser similares de forma semántica si tienen el mismo significado, si son usadas en el mismo contexto, en la misma forma o una palabra es un tipo de otra.” (Torres López & Arco García, 2016).

En el marco de la gestión de proyectos, como en muchos otros, ocurre el fenómeno de la sinonimia, el cual es inherente a numerosos lenguajes, siendo común encontrar términos diferentes para referirse al mismo objeto o a parte de este. Así es que se pueden encontrar “PC, computadora, máquina, u ordenador” para referirse al mismo objeto. Al igual ocurre con pares de palabras como “implementar y desarrollar”, por solo citar algunos ejemplos. Estas palabras, la medida coseno las tomaría como diferentes, cuando probablemente se refieran al mismo objeto o fenómeno dentro del contexto a analizar. Es por esto que no basta analizar la distribución de las palabras y los caracteres que comparten

sino también su significado, es decir la semántica, la cual indudablemente estará determinada por el contexto en que ha sido dicha, escrita o generada.

Como se señaló en el apartado anterior, las redes neuronales han ido ganando relevancia, en parte porque son capaces de detectar estas relaciones semánticas que se han explicado. Los modelos basados en RNA para el tratamiento del problema de los textos han dado resultados favorables.

Uno de los modelos que se ha mostrado efectivo al respecto es Word2Vec (Mikolov, Chen, Corrado, & Dean, 2013). Dicho modelo es capaz de estimar un contexto de tamaño determinado a partir de una palabra objetivo (Skip-gram), o de manera inversa, a partir de un contexto predecir la palabra objetivo (CBOW). Para esto se basa en el paradigma conocido como *word embeddings* (alrededores de palabras) (Bengio, Schwenk, & Senecal, 2006), el cual se basa en el análisis de la distribución de las palabras dentro de un corpus textual para llegar a partir de un término a su contexto, o viceversa. El contexto de una palabra contiene la mayor parte de su carga semántica como se ha explicado antes.

Dentro del modelo Word2Vec, es Skip-gram quien obtiene “mejores representaciones de palabras cuando los datos monolingües son pequeños” (Mikolov, Le, & Sutskever, Exploiting Similarities among Languages for Machine Translation, 2013). Esto se ajusta al caso de investigación estudiado. La arquitectura del modelo Skip-gram se muestra en la Figura 1.

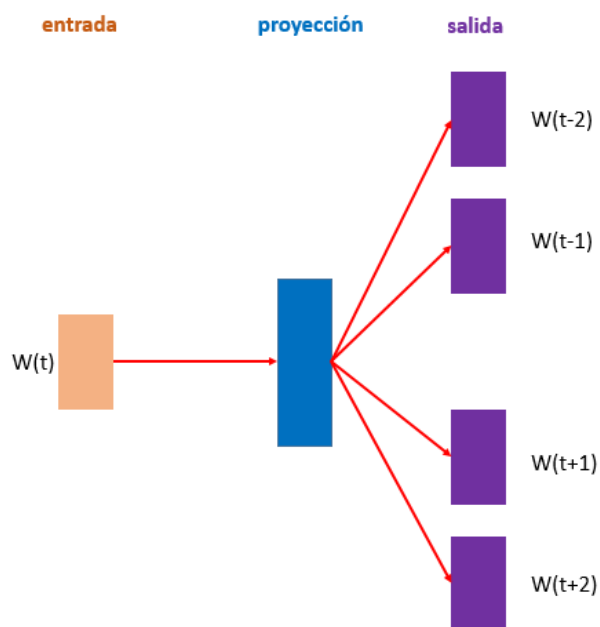


Figura 1. Arquitectura de Skip-gram¹.

Adicionalmente, a partir de las relaciones semánticas que se detectan, es un modelo recomendado para otras tareas de PLN, como traducción, sistemas de respuesta automática a preguntas, recuperación de información y otras (Mikolov, Chen, Corrado, & Dean, 2013) (Mikolov, Le, & Sutskever, 2013) (Bojanowski, Grave, Joulin, & Mikolov, 2017).

El modelo predictivo Word2Vec fue comparado con otros métodos basados en conteo de acuerdo a un grupo de indicadores, y teniendo como base textual un corpus de más de dos billones de términos de diferentes bases textuales combinadas. Word2Vec obtuvo los mejores resultados en cuanto a relación semántica entre las palabras, detección de sinónimos, categorización de conceptos y analogías entre los términos, entre otros indicadores (Baroni, Georgiana, & Kruszewski, 2014).

Se consideró el modelo de red neuronal Skip-gram como solución para resolver el problema planteado para esta investigación tomando en consideración su capacidad de aprender la relación semántica de las palabras, la baja complejidad de su arquitectura y los resultados obtenidos frente a otras técnicas clásicas de acuerdo a numerosos indicadores medidos.

Se seleccionó específicamente para esta investigación la variante publicada en 2017, donde se considera además la información de los segmentos de palabras (Bojanowski, Grave, Joulin, & Mikolov, 2017), de tal manera que no solo considera la semántica, sino también la morfología de las palabras. Esta variante de implementación basada en Skip-gram no asigna un vector único de representación a cada palabra, sino que representan cada término como una bolsa de n-gramas de caracteres, donde el término en sí es la sumatoria de los vectores de cada n-grama (Bojanowski, Grave, Joulin, & Mikolov, 2017). Los experimentos realizados bajo esta variante de representación demostraron en varios idiomas obtener mejores resultados que Skip-gram original, ya que además de superarlo para palabras dentro del vocabulario, lo superó para palabras fuera de las representadas (Bojanowski, Grave, Joulin, & Mikolov, 2017), esta es otra ventaja de considerar los segmentos de palabra en lugar de la totalidad del término.

Lo anterior es considerado para esta investigación una solución que considera las palabras mal escritas o con errores de otro tipo, encontradas dentro de los datos de entrenamiento y prueba para la experimentación propuesta al inicio del presente capítulo. También es más cercano entonces, a la forma real en que aparecen las palabras en la dinámica de la gestión de proyectos, donde es más común que se

¹ Elaboración a partir de original (Mikolov, Chen, Corrado, & Dean, 2013).

cometan errores al escribir rápidamente, se omitan sílabas o se contraigan las palabras, por tanto, un modelo que reconozca y represente la estructura interna de las palabras, en lugar de la totalidad del término, se considera más apropiada para este contexto. Es de notar que los autores consideran la palabra en sí, también como una secuencia especial de caracteres, por lo que al final están considerando el término más los segmentos de caracteres que los componen.

1.4. Conclusiones parciales.

- La gestión por competencias es una tendencia que ha tomado importancia en los últimos tiempos, por lo que debe prestársele gran atención a su evaluación. Los métodos de evaluación de competencias coinciden en medir la brecha entre las competencias esperadas y las competencias demostradas. Para esto utilizan las evidencias del desempeño; sin embargo, existen muy pocos métodos que hayan intentado automatizar dicho proceso.
- MEC-GP es un modelo de evaluación por competencias que utiliza la comparación de textos para determinar la correspondencia entre competencias y evidencias del desempeño en uno de sus componentes. La utilización de un método más eficaz para comparar textos cortos puede mejorar significativamente este modelo.
- El enriquecimiento semántico es una manera de mejorar los resultados de la comparación entre textos cortos. El modelo basado en la red neuronal Skip-gram es una alternativa capaz de llevar a cabo esta tarea.

2. MÉTODO DE ENRIQUECIMIENTO SEMÁNTICO PARA LA COMPARACIÓN DE TEXTOS CORTOS DURANTE LA EVALUACIÓN DE COMPETENCIAS LABORALES

2.1. Introducción

En este capítulo se presenta el método para enriquecer semánticamente los textos cortos a partir del modelo Skip-gram. A este método se le llamará similitud Coseno Contextual (sCC) debido a que enriquece semánticamente los textos que se comparan finalmente mediante similitud coseno, utilizando un modelo que genera los contextos a cada término de dichos textos.

En las secciones siguientes se encuentran: una descripción general del método propuesto, los requisitos necesarios para su aplicación, sus entradas y salidas, y los pasos formales que conforman el método de enriquecimiento semántico para la evaluación de competencias laborales. Antes de las conclusiones parciales del capítulo se muestra un diagrama donde se puede apreciar la relación e interacción de todas las actividades del método.

2.2. Descripción general del método

El método que se propone consta de tres etapas fundamentalmente: entrenamiento, generación de contextos, y concatenación y comparación de textos.

Durante el entrenamiento un corpus textual específico de la gestión de proyectos con cierto preprocesamiento para librarlo de palabras vacías, posibles errores de codificación, etc., es utilizado en la elaboración de un modelo de predicción de contextos tipo Skip-gram.

Una vez entrenada su red neuronal con dicho corpus textual, el modelo es capaz de generar un contexto de un tamaño que se especifique por cada término analizado. El modelo recibe cadenas de texto, analiza cada palabra y devuelve el grupo de palabras con mayor relación semántica, según el corpus textual que se usó para entrenarlo en la etapa anterior.

En la tercera etapa se concatenan los términos que se generaron como contexto, con las cadenas originales. Cada una de las cadenas que se conformaron a través del procesamiento de las evidencias del desempeño laboral son comparadas mediante similitud coseno con todas cadenas de texto de las dimensiones que componen la competencia específica que debió evidenciar el responsable de dichas evidencias dentro del periodo de tiempo al que corresponden.

Los pasos antes mencionados se muestran en la *Figura 2*. En la figura se ha denotado:

- X y Y como textos cortos. Dentro de MEC-GP corresponderían al par (Tarea, Competencia).
- Skip-gram es el modelo de *word embeddings* entrenado.
- Cx y Cy son los contextos generados por el modelo para cada texto respectivamente a partir de la concatenación de los contextos de cada uno de sus términos.
- X + Cx, y Y + Cy son las concatenaciones finales de los textos cortos originales con sus respectivos contextos, constituyéndose así el texto semánticamente enriquecido.
- Coseno es la medida de similitud para comparar los textos finales.

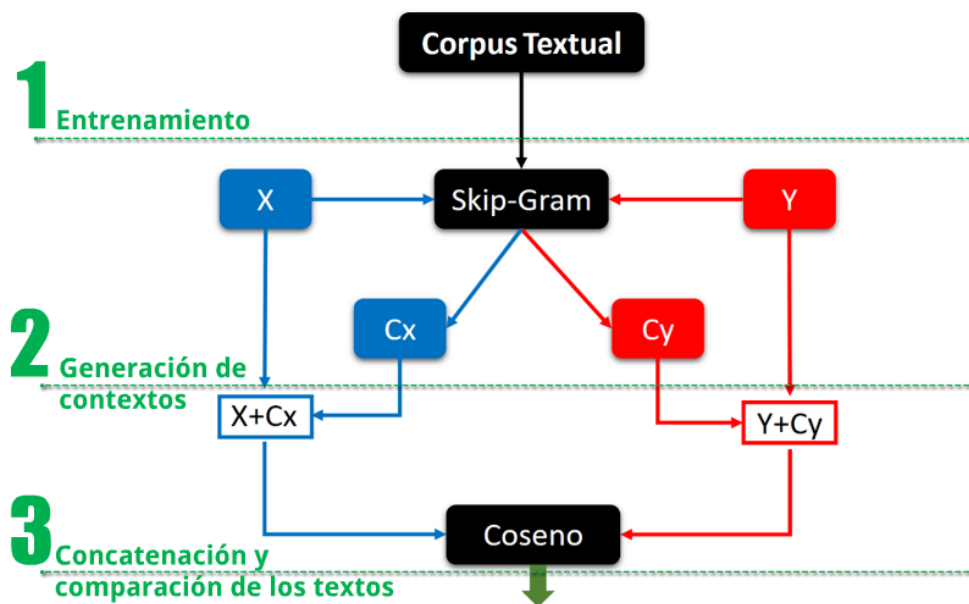


Figura 2. Coseno Contextual o sCC.

2.2.1. Modelo Skip-gram propuesto para el método

El modelo de word embeddings utilizado para generar los contextos durante la aplicación del método de enriquecimiento semántico en esta tesis, fue publicado en 2017 (Bojanowski, Grave, Joulin, & Mikolov,

2017) como se mencionó en el capítulo anterior, y corresponde a un modelo Skip-gram que no solo es capaz de encontrar relaciones semánticas entre palabras completas sino también entre segmentos de estas. Así es posible detectar similitud entre palabras, aunque estén mal escritas, con ortografía incorrecta, ausencia de caracteres, o en inglés cuando sean morfológicamente parecidas. Es posible incluso la detección de palabras que no están en el vocabulario conocido por el modelo.

Skip-gram simplifica su arquitectura reduciendo su cantidad de capas de neuronas en función de una mayor eficiencia en el análisis, como se puede apreciar en la Figura 1. Arquitectura de Skip-gram. La propuesta a utilizar dentro de esta investigación mantiene la simplicidad y el funcionamiento general, o sea: la red neuronal entrenada debe ser capaz, a partir de una palabra w_t , predecir su contexto habiéndose determinado una ventana de análisis de tamaño k . La red intentará predecir las palabras desde $w_{(t-k)}, \dots, w_{(t-1)}, w_{(t+1)}, \dots, w_{(t+k)}$ relacionadas con w_t . Solo que en este caso ha mostrado mejores resultados a partir de considerar los segmentos de las palabras en lugar del término únicamente.

2.3. Requisitos para la aplicación del método

Para la aplicación del método propuesto y obtener un resultado apropiado de similitud mediante coseno contextual, es necesario tener en cuenta ciertas precondiciones.

- Debe existir un corpus textual relacionado con las competencias y evidencias que se utilizarán para su evaluación, o por lo menos relacionado con la gestión de proyectos en general.
- El corpus textual puede proceder de varias fuentes como: bases de datos, documentos digitales o registros de tareas en copia dura, y ser el resultado de cualquier proceso previo como procesos de evaluaciones anteriores, registros de tareas de proyectos terminados o de proyectos tipos establecidos en la organización, registros de competencias, etc.; pero debe convertirse a un archivo de texto plano, preferiblemente libre de palabras vacías y errores de codificación para un mejor modelo resultante del entrenamiento.
- Deben existir al menos dos textos cortos a comparar. En este caso, una tarea y una competencia.

2.4. Entradas y salidas del método.

En esta sección se describen las entradas y salidas del método, así como de los dos elementos de mayor peso dentro de este, como son el modelo Skip-gram, que es el resultado del entrenamiento en la primera etapa y el responsable de la generación de los contextos en la segunda, y la similitud coseno, medida utilizada para comparar finalmente los textos en la tercera etapa.

A continuación, una breve descripción de las entradas y salidas de sCC de manera general: dos textos cortos constituyen la entrada al coseno contextual, a partir de estos, sCC genera como salida un valor entre 0 y 1. Este es el valor de semejanza semántica y morfológica entre ambos textos. Mientras mayor sea el valor, más semejantes son las cadenas de texto. A continuación, se detalla lo antes mencionado y se muestra una figura para apoyar gráficamente la comprensión del funcionamiento de estos componentes del modelo al transformar las entradas en salidas.

2.4.1. Entradas del modelo Skip-gram

A continuación, se describen las entradas del modelo Skip-gram. Realmente el modelo recibe un texto, sin embargo, para una mejor comprensión de su aplicación a esta investigación se han representado dos textos diferentes que entran de manera paralela al modelo. Esta simultaneidad no ocurre nunca en esta etapa del método, sino que cada texto se procesa secuencialmente.

I. Texto corto A.

Este texto se refiere en la presente investigación a las evidencias del desempeño laboral de un trabajador dentro de un periodo. Son las tareas, realizadas por el trabajador en el o los proyectos en los que haya estado trabajando en el periodo, y gestionadas por la herramienta de gestión de proyectos. Un texto A se refiere una de las tareas y puede descomponerse en el conjunto de n términos $A_1, \dots, A_n$.

II. Texto corto B.

Este texto se refiere en la presente investigación a las competencias específicas de un trabajador. Son las competencias que debe cumplir el rol asignado a dicho trabajador dentro del proyecto y que han sido especificadas en la herramienta de gestión de proyectos. El texto B puede descomponerse en el conjunto m de términos $B_1, \dots, B_m$. Es importante notar que junto a las competencias para cada rol se utilizan las dimensiones en las cuales se expresan o manifiestan dichas competencias. Un texto B se refiere a una competencia específica o a una dimensión de esta competencia.

2.4.2. Salidas del modelo Skip-gram

I. Contexto de A.

Está constituido por k términos generados como contexto para cada una de las palabras que componen una tarea dentro de la herramienta de gestión de proyectos. Este número ha sido especificado antes de entrar el texto corto A al modelo Skip-gram. Debido a que contiene k términos generados para cada

término de la tarea A, y a que A está compuesto por una cantidad de n términos, el tamaño del contexto de A es: $n * k$ términos.

II. Contexto de B.

Se conforma y define similar al contexto de A, pero el texto corto B se refiere a una competencia específica o a sus dimensiones. Debido a que B está compuesto por una cantidad de m términos, el tamaño del contexto de B es: $m * k$ términos.

Síntesis

En resumen, el modelo Skip-gram entrenado para usarse como generador de contextos contenido en SCC, recibe textos cortos de tareas y competencias recogidas y gestionadas por la herramienta de gestión de proyectos. Por cada término de este texto suministrado, la salida es un contexto de tamaño fijo. Por ejemplo, para generar el contexto de la tarea A_1 : por cada uno de los términos que la componen, el modelo generará un contexto de tamaño k . Este tamaño k es suministrado también durante la consulta. El contexto $C(A_1)$, por ejemplo, está constituido por los términos $a_1, \dots, a_k$, relacionados con el término A_1 , así mismo sucede con el resto de las palabras de cada texto corto A correspondiente a las tareas, quedando de la siguiente forma para un contexto de tamaño k : $C(A) = a_{11}, \dots, a_{nk}$.

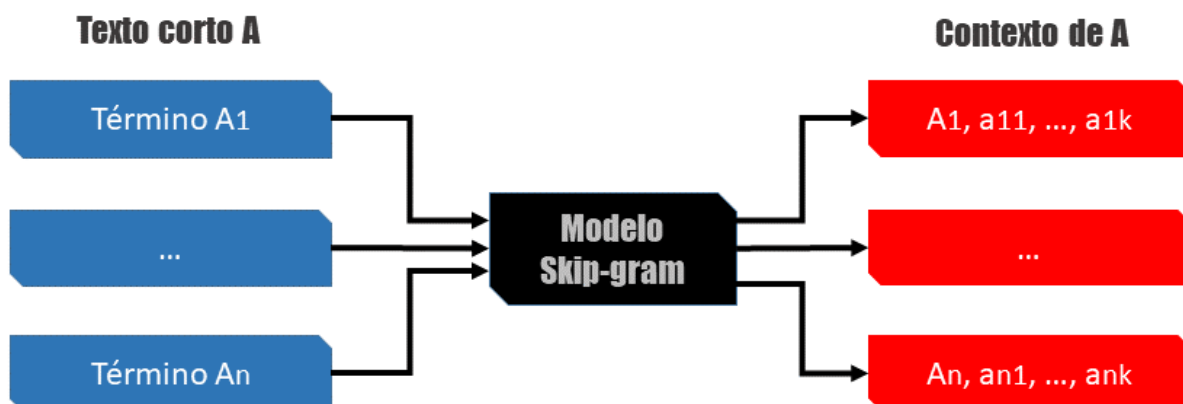


Figura 3. Generación de contextos por cada término de un texto. Nota: En la figura se ha incluido el texto original junto con el contexto, operación que ocurre inmediatamente después.

2.4.3. Entradas de la técnica de similitud coseno.

A diferencia del modelo Skip-gram, donde se procesan los textos uno detrás de otro, el coseno sí implica una comparación simultánea de dos cadenas de texto, las cuales son la concatenación de varios contextos

generados por el modelo por cada uno de los términos que componen dichos textos, como ha sido explicado en la sección anterior.

I. Texto A´

Está constituido por el texto corto A concatenado con su contexto, como se muestra en la Figura 3. Se trata de cada tarea concatenada con los contextos generados para cada uno de sus términos. Este es un texto enriquecido semánticamente y debido a que el contexto de A tiene un tamaño $n * k$, el texto A´ tiene un tamaño determinado por $n * k + n$, donde n es la cantidad de palabras que componen la tarea y k es el tamaño del contexto que se ha solicitado al modelo para cada una de esas palabras. El texto A´ es finalmente, el texto de la tarea enriquecido semánticamente a partir de la concatenación con su contexto.

II. Texto B´

Está constituido y definido de manera similar a A´ en la Figura 3, pero utilizando el contexto de B. O sea, el texto B corresponde a cada dimensión de una competencia específica, esperada para el rol del trabajador que ejecutó la tarea correspondiente al Texto A, concatenada con los contextos generados para cada uno de sus términos. Este es un texto también enriquecido semánticamente y debido a que el contexto de B tiene un tamaño $m * k$, el texto B´ tiene un tamaño determinado por $m * k + m$, donde m es la cantidad de palabras que componen la dimensión y k es el tamaño del contexto que se ha solicitado al modelo para cada una de esas palabras. B´ es el texto de una dimensión, enriquecido semánticamente a partir de la concatenación con su contexto.

2.4.4. Salidas de la técnica de similitud coseno

El coseno como técnica de similitud genera un valor entre 0 y 1 que corresponde al coseno del ángulo de separación entre ambos textos en su forma vectorial. Un valor alto implica que los vectores están cercanos uno del otro y, por tanto, que ambos textos son similares. Estos valores se calculan en un proceso cíclico que ocurre d veces por cada tarea, queda por tanto al final una lista de valores de similitud, donde una tarea tiene un valor coseno con respecto a cada dimensión.

Síntesis

La técnica de similitud textual que propone SCC, recibirá dos cadenas de texto menos cortas que los textos cortos originales, y enriquecidas semánticamente. Generará un valor entre 0 y 1 por cada comparación realizada. Mientras mayor sea el valor, más semejantes son las cadenas de texto. Se compara cada texto

enriquecido por el modelo a partir de una tarea, con todos los textos enriquecidos correspondientes a las dimensiones de cada competencia para el rol del trabajador que realizó dichas tareas. Esta síntesis del proceso puede apreciarse en el coseno. Figura, donde se grafica la comparación de los textos enriquecidos pertenecientes a una tarea, con todas las dimensiones de una competencia específica, tomando en cuenta que el trabajador pudo haber realizado un número t de tareas en el periodo, y que cada competencia puede dividirse también en d dimensiones.

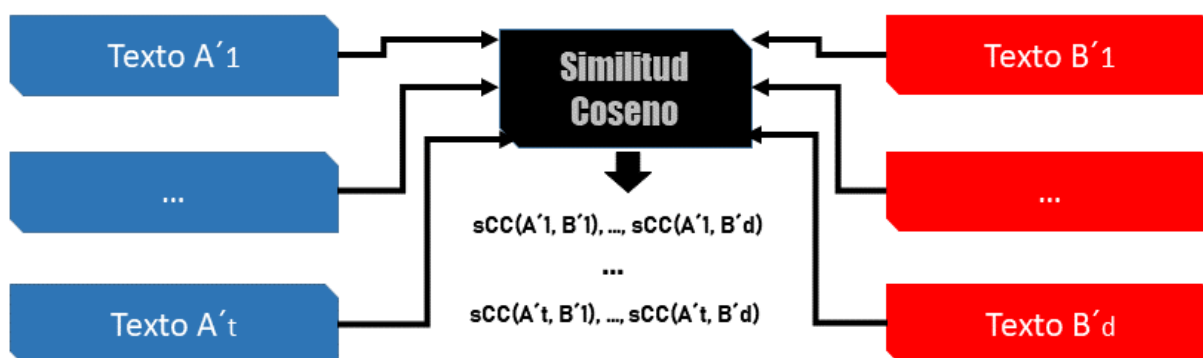


Figura 4. Entradas y salidas de la similitud coseno.

2.5. Descripción formal del método de enriquecimiento semántico y comparación de textos cortos sCC. A continuación, se describen los pasos del método propuesto a incluir dentro del modelo MEC-GP. Estos pasos son aplicables no solo a los pares [tarea, competencia], sino a otros escenarios de la gestión de proyectos donde es necesario establecer una relación por correspondencia o diferencia entre dos textos cortos. También se muestran por cada paso los diagramas correspondientes, las entradas y salidas y las actividades para transformar unas en otras durante el proceso.

2.5.1. Paso 1: Entrenamiento del modelo

El proceso de entrenar el modelo consiste en preparar el texto para entrenar la red neuronal. Una vez que este texto está listo se le suministra de conjunto con los parámetros de entrenamiento a la red y comienza el entrenamiento dará como resultado el modelo Skip-gram.

Entradas

I. Corpus textual para el entrenamiento.

Se debe preparar el corpus textual utilizando una base o corpus textual suficientemente grande y específico a la gestión de proyectos. Debe tenerse en cuenta que este texto contenga tareas reales de los recursos humanos de numerosos equipos de proyectos y con las competencias laborales asociadas a los roles que deben desempeñar estos recursos en los proyectos. Skip-gram aprenderá la relación de cercanía entre los términos de estos textos y almacenará estadísticas al respecto, luego usará estas estadísticas para generar vectores de representación de cada término del vocabulario. Estos vectores de representación de términos se pueden consultar posteriormente a partir de una consulta donde se suministre la palabra objetivo.

Es posible utilizar corpus textuales disponibles en internet, pertenecientes a grandes bases de datos con miles de millones de términos; sin embargo, se prefiere utilizar un corpus de temática específica y generado por la propia herramienta donde se pretende integrar el modelo y el método en general.

Este corpus textual es cargado de una base de datos que almacena información de varios años de actividad productiva en centros de desarrollo de software. Debe prepararse para su procesamiento y utilización como corpus textual del modelo Skip-gram en sCC. Las acciones fundamentales de preparación son la eliminación de palabras vacías, corrección de errores de codificación de los procesadores de texto y la colocación de los términos en un archivo de texto procesable.

No se recomienda eliminar del texto las palabras en inglés o con faltas de ortografía ya que las primeras se han entendido como términos relacionados, usados comúnmente a consecuencia de la globalización de las técnicas de desarrollo de software; y las segundas porque su impacto no justifica el esfuerzo de su modificación para esta investigación.

II. Parámetros de entrenamiento.

- Arquitectura: Normalmente las implementaciones de Word embeddings contienen Skip-gram de conjunto con la Bolsa Continua de Palabras (CBOW), la cual realiza el proceso inverso a Skip-gram, por lo que es importante especificar el tipo de arquitectura en cada caso.
- Algoritmo de aprendizaje de la red: Aunque es posible utilizar softmax, softmax jerárquico (hs) y negative sampling (ns), como funciones de aprendizaje de la red neuronal, se recomienda el último, debido a que ha demostrado ser mejor para las palabras frecuentes y vectores con pocas dimensiones.

- Archivo de almacenamiento del modelo: se trata del nombre del modelo resultante a utilizar en el resto de las operaciones dentro de SCC. Este es un archivo temporal. Después de un periodo prudencial de tiempo que puede ser un trimestre, semestre o un año, según decidan los expertos, el cúmulo de tareas generadas habrá crecido y podrá entrenarse un nuevo modelo. De esta manera no se incurrirá en, por ejemplo: intentar establecer correspondencias entre competencias laborales y evidencias del desempeño de un periodo, con la ayuda de un modelo entrenado a partir de evidencias de periodos muy anteriores en el tiempo.
- Ventana de análisis: se trata del número de términos que se desea analizar por cada palabra. Es un término k para el análisis de la cantidad de términos antes y después de la palabra objetivo. Los creadores del modelo han recomendado una cantidad estándar de 10 términos.
- Cantidad de hilos de ejecución o *threads*: La cantidad de hilos o subprocesos que se asignen para el entrenamiento del modelo influirán en el tiempo que demore en realizarse. Dependen de la potencia de procesamiento del hardware con que se cuente.

Los siguientes parámetros son también importantes para el modelo, no obstante, constituyen parámetros avanzados para el entrenamiento. Normalmente las implementaciones de Skip-gram traen valores por defecto que se consideran razonables para su funcionamiento de manera estándar. Se recomienda modificarlos solo en caso de un propósito específico. A continuación, se mencionan algunos de estos parámetros:

- Ritmo de aprendizaje: Es la velocidad con que la red actualiza los pesos de sus conexiones en cada pase. A menor ritmo de aprendizaje más cantidad de pases necesitará la red para entrenarse completamente. Si es demasiado bajo se corre el riesgo de sobreentrenar el modelo.
- Otros: Existen otros parámetros como el tamaño del vector de palabras, la cantidad de pases por defecto que debe hacer la red, el número de muestras negativas que debe asignar entre cada pase al ejecutar la función de aprendizaje, entre otros que tampoco se detallan por no ser objetivo de este trabajo, o por contener valores por defecto razonables que no son necesariamente modificables en este caso.

Actividades

- Entrenar red neuronal. Para esto se le suministran a la función o comando de entrenamiento, los parámetros apropiados que se han descrito.

Salidas

- Modelo generador de contextos Skip-gram.

Las entradas, salidas y actividades que ocurren en el primer paso de aplicación del método pueden resumirse gráficamente en la Figura 5.

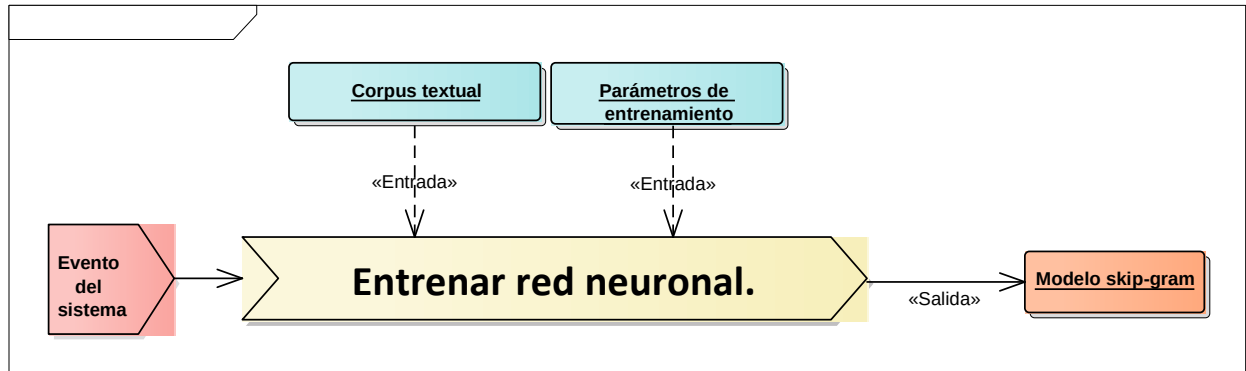


Figura 5. Preparación del modelo Skip-gram.

2.5.2. Paso 2: Generación de contextos.

Las herramientas de gestión de proyectos pueden tener implementado algún mecanismo de selección de las evidencias y las competencias para cada trabajador y rol respectivamente, por lo que es posible utilizar este agrupamiento de textos y a partir de ahí continuar las labores de similitud, sin embargo, también es posible anular esta dependencia y proceder desde el inicio en el siguiente orden:

- Esperar un evento del sistema –posiblemente una fecha y hora programadas- que indique el inicio del proceso de selección.
- Leer el rango de fechas deseado para analizar las evidencias del desempeño.
- Consultar y seleccionar los trabajadores con tareas en el rango de fechas interesado.
- A partir del rol que tiene en el proyecto cada trabajador seleccionado, extraer las competencias esperadas para ese rol y a continuación, las dimensiones que la componen o describen.

Cada tarea en el rango de tiempo por separado constituye el texto corto A, y cada dimensión por separado constituye el texto corto B. Estos textos son entradas del proceso descrito en esta sección, como puede apreciarse en Figura 6. Diagrama del proceso Generación de contextos.

Al concluir el proceso, ya sea obteniéndose los textos a partir del Componente 2 del modelo MEC-GP o extrayéndose independientemente, se debe contar con un texto corto por cada tarea desempeñada por el trabajador en el periodo y otro texto corto por cada dimensión de la competencia asociada a su rol en

el proyecto. Ambos textos constituyen entradas de este paso como se menciona en el inciso e) y no es posible generar los contextos necesarios sin ellos.

En esta figura se puede apreciar la generación de contextos. El modelo Skip-gram que constituye entrada en este paso, es a la vez la salida del paso anterior y por tanto se supone listo para su utilización, con precedencia sobre la entrada de los textos cortos, ya que se necesita al modelo entrenado antes de generar los contextos.

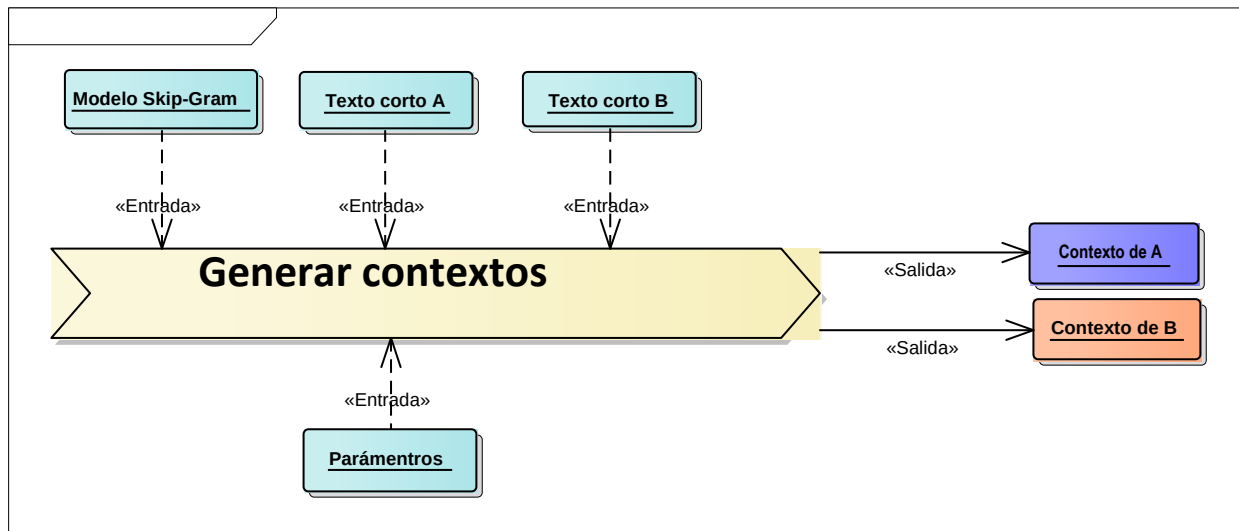


Figura 6. Diagrama del proceso Generación de contextos

Como se mencionó anteriormente, una de las entradas del proceso de generación de contextos es precisamente el modelo que debe generarlos, las otras entradas son los textos cortos A y B, salidas del paso anterior. Las actividades que se detallan a continuación son las encargadas de procesar las entradas y generar un resultado.

- e) Suministrar el texto corto A al modelo Skip-gram, especificándose la cantidad k de términos a devolver por cada uno de los términos componentes de A, esto es el tamaño del contexto requerido. Cada vez que esto ocurre, tanto A como su contexto son entradas del paso 3.
- f) Generar los k términos más relacionados sintáctica y semánticamente con el término A_{11} perteneciente al texto A_1 . Esto continúa hasta generar k términos relacionados con cada una de las palabras que componen A_1 .
- g) Suministrar el texto corto B al modelo Skip-gram, especificándose la cantidad de términos a devolver por cada uno de los términos componentes de B, esto es el tamaño del contexto requerido. Cada vez que esto ocurre, tanto B como su contexto son entradas del paso 3.

A partir de este momento se generan los k términos más relacionados sintáctica y semánticamente con el término A_{11} perteneciente al texto A_1 . Esto continúa hasta generar k términos relacionados con cada una de las palabras que componen A_1 .

Al concluir de procesarse los textos A correspondientes a las tareas, y los textos B que identifican las dimensiones en las que se expresan las competencias del trabajador que realizó las tareas A, no se generan más contextos.

Salidas de Paso 2

Las salidas del paso en general la constituyen los contextos generados para cada término de cada texto corto. Estos contextos son a su vez entradas del paso 3, que se describe a continuación.

2.5.3. Paso 3: Concatenación y comparación de textos.

La figura a continuación muestra el paso correspondiente al enriquecimiento semántico de los textos originales a partir de la concatenación con sus contextos, generados en el paso anterior.

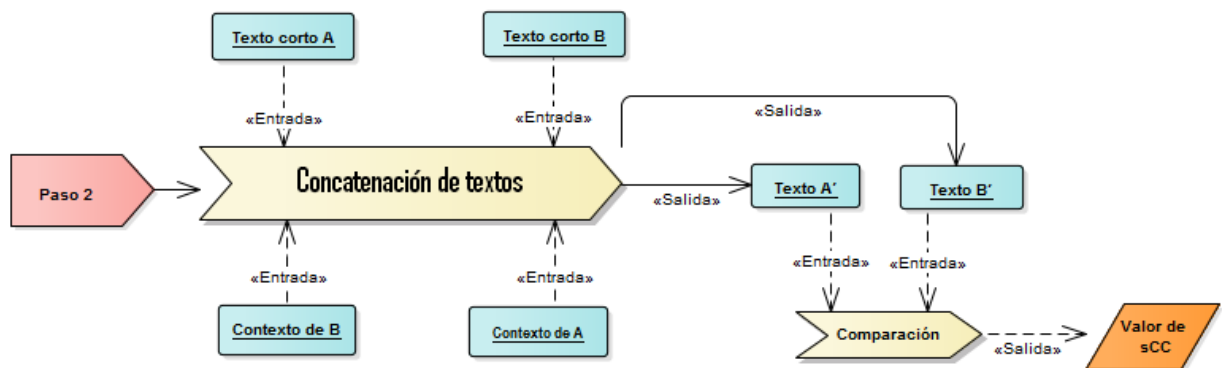


Figura 7. Diagrama del proceso de concatenación de textos.

Este procesamiento es iniciado por el paso anterior, o más bien por su conclusión, ya que los contextos generados constituyen de conjunto con los dos textos cortos originales, las entradas de las actividades de concatenación. Las nuevas cadenas resultantes se utilizarán como entradas durante la actividad de comparación, la última de este proceso, como se lista a continuación:

- a) El texto corto A se concatena con su contexto, el cual es la sumatoria de los contextos que Skipgram generó para cada uno de sus términos. Se le denominará A' a esta nueva cadena. Este enriquecimiento del texto original constituye una de las cadenas a comparar mediante la similitud coseno.

- b) Cada texto corto B se concatena con su contexto. Se le denominará B' a esta nueva cadena.
- c) Al terminar de concatenarse, las t tareas asociadas al trabajador se han convertido en $A'_1, \dots, A'_t$ y las d competencias asociadas a su rol se han convertido en $B'_1, \dots, B'_d$.
- d) Mediante similitud coseno el texto A'_1 se compara con los d textos de B' estableciéndose los valores de similitud que tiene con cada cadena de B'.
- e) Mientras existan cadenas de A' se repite d).
- f) Se establece que existe correspondencia entre cada texto A' y determinados textos B' cuando el resultado de la similitud coseno medida entre ellos esté por encima del umbral establecido por los expertos en MEC-GP. Esta selección rango se describe al final de esta sección.
- g) Mientras existan trabajadores a analizar en el periodo, se repiten Paso 2 y Paso 3. De lo contrario concluye la aplicación del método y se entrega la información al próximo componente de MEC-GP o a otro módulo dentro de la herramienta de gestión de proyectos.

La última actividad del proceso es muy importante ya que se asegura que todos los trabajadores a evaluar dentro del periodo sean analizados o se concluya el método de enriquecimiento semántico y comparación de textos cortos.

Este proceso contiene una salida intermedia y una salida final. La salida intermedia es el propio enriquecimiento semántico del texto corto original, al concatenarse dicho texto a su contexto generado por el modelo Skip-gram durante el segundo paso del método sCC. Este enriquecimiento semántico se materializa en dos nuevas cadenas, de mayor longitud y con mayor carga semántica que el texto corto original. Se denominaron en las actividades a) y b) a estas cadenas como A' y B'. La salida final del proceso es la información de similitud que el coseno contextual da como resultado: un valor entre 0 y 1 donde a mayor valor, mayor semejanza entre ambos textos.

Umbral de semejanza

Aunque un valor cercano a 1 en sCC es indicador de similitud entre los textos comparados, es importante determinar hasta qué punto son semejantes, o más bien: a partir de qué valor se determinaría que existe correspondencia entre las tareas y las dimensiones de determinadas competencias, al ser analizadas. Para establecer este umbral es preciso contar con el criterio experto. Se analizan las variantes utilizadas en MEC-GP (Torres López S. , 2015), las cuales se consideran correctas ya que consideran expertos y además sirven de referente para comparaciones posteriores relacionadas con la eficacia ambos métodos de acuerdo a sus resultados.

Una de las propuestas es utilizar el valor mínimo de semejanza que coincida con la relación que los expertos señalaron como positiva. Esto garantiza que se incluyan todas las correspondencias reales y solo ellas. Para llegar a esta decisión se toman vectores a partir de las respuestas dadas por los expertos al ser consultados, este vector toma valor 0 cuando no consideran que existe relación y 1 cuando la reconocen. Al multiplicarse este vector con el vector de tareas, da como resultado un vector resultante que contiene los valores de todas las comparaciones donde haya correspondencias. Se puede tomar el mínimo valor de este vector como el umbral.

La otra variante consiste en el método de los Tres Valores que permite promediar y establecer un valor intermedio. Es ampliamente utilizado en el ámbito de la gestión de proyectos y recomendado en el conocido PMBOK (Project Management Institute, Inc., 2017), sería más restrictivo debido a que sus valores son mayores que el mínimo antes mencionado. También se tiene en cuenta el consenso del criterio experto, y es este umbral u el que propone el método de enriquecimiento semántico y comparación de textos cortos.

2.6. Diagrama de actividades

Como se mencionó al inicio del capítulo, se ha construido un diagrama unificado de todas las actividades que se ejecutan dentro del método, ya que el mismo consiste en numerosas acciones organizadas y vinculadas mediante entradas y salidas.

El resultado de una actividad puede ser un requisito o entrada de otra, o puede condicionar alguna iteración dentro del método. Es por esto que se considera necesario mostrar el esquema como un todo además de los modelos independientes que se diseñaron para cada paso.

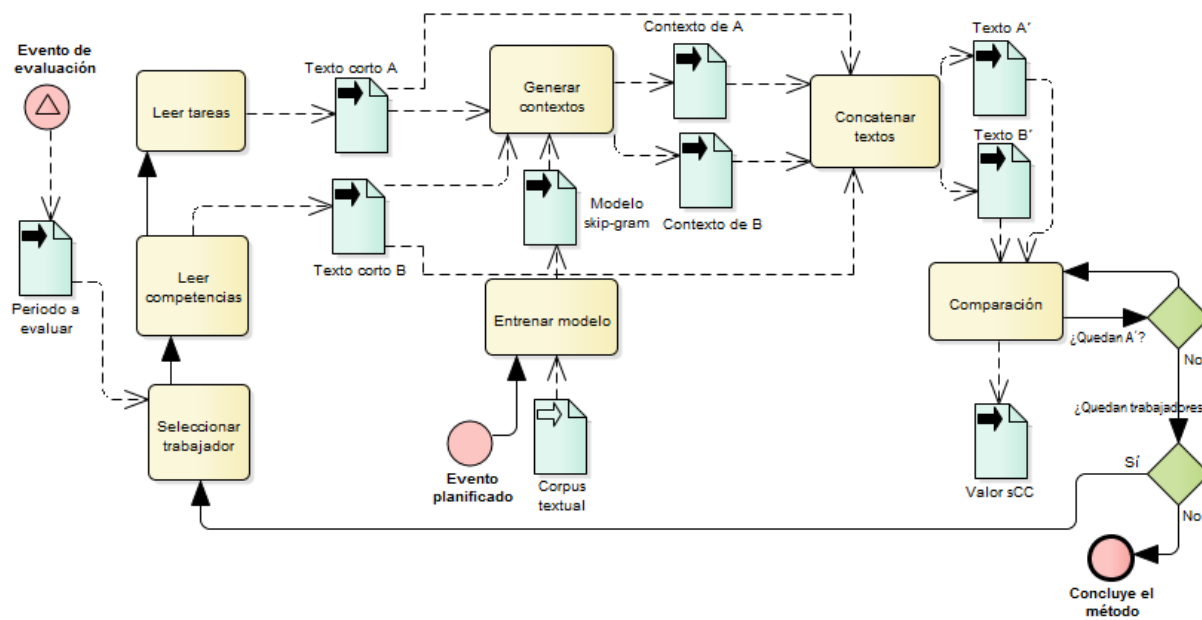


Figura 8 Diagrama de actividades. Método de enriquecimiento semántico y comparación de textos cortos para la gestión de proyectos.

En este diagrama se ha considerado representar la selección de los textos en un periodo específico a evaluar, a partir de la obtención de los trabajadores con tareas en dicho periodo y las competencias específicas asociadas a su rol en el proyecto. Es más recomendable aprovechar la selección de los textos que realiza MEC-GP, en cuyo caso el diagrama no tendría representadas estas actividades básicas que se mencionan. Se han representado de todas formas para servir de guía a implementaciones más complejas e independientes de otros métodos y modelos.

2.7. Conclusiones del capítulo.

- A través del entrenamiento se obtuvo un modelo para generar contextos propios de la gestión de proyectos.
- La adición de contextos a los textos originales permitió obtener cadenas de texto de mayor longitud y con una carga semántica mayor.
- El método de enriquecimiento semántico y comparación de textos cortos propuestos contiene elementos que permiten la detección semántica y morfológica de los textos que compara, detectando similitudes que de otra manera pasarían inadvertidas.

3. PRESENTACIÓN Y VALIDACIÓN DE LOS RESULTADOS OBTENIDOS DE LA APLICACIÓN DE LA PROPUESTA

3.1 Introducción

Este capítulo de la presente investigación contiene la validación de los resultados de la aplicación del método de enriquecimiento semántico para la comparación de textos cortos durante la evaluación de competencias laborales. Se suceden a continuación las secciones que describen el marco de trabajo para la realización de los experimentos, la colección de datos preparada y utilizada, y la evaluación de las variables planteadas en el marco teórico de la investigación. Por último, se listan las conclusiones parciales de este capítulo.

3.2 Marco para el desarrollo del trabajo experimental

En esta sección se mencionan las herramientas de desarrollo y experimentación utilizadas en la preparación de un entorno adecuado para programar los experimentos, almacenar y poder posteriormente analizar los resultados. También se describe la colección de datos que permitió preparar el modelo, así como los datos de prueba para verificar el correcto funcionamiento del método.

3.2.1 Herramientas

El proceso experimental se realizó sobre el marco de trabajo R con la ayuda de la herramienta RStudio para automatizar el procesamiento. Tanto la creación del modelo de RNA tipo Skip-gram como la similitud final se prepararon en este lenguaje, habitualmente utilizado para procesamientos estadísticos, pero extensible a través de un sistema de paquetes a otras funciones como el aprendizaje automático y la minería de datos, y a otros lenguajes como C++, Java, Python, entre otros (Rahlf, 2017).

Se utilizó una implementación de *word embeddings* en el paquete de R “fastrtext” (Benesty, 2018) el cual implementa la representación vectorial de las palabras publicada por Bojanowski, Mikolov y otros en 2016 (Bojanowski, Grave, Joulin, & Mikolov, 2017). Este enfoque que tiene como base el modelo Skip-gram, considera cada palabra como una bolsa de n-gramas de caracteres, o sea cada término estaría formado por pequeños subconjuntos de letras cuya sumatoria sería el término completo. Como a cada subconjunto

se le asigna un vector de representación, el modelo no solo considera la similitud de las palabras en base a su distribución respecto a un contexto (semántica), sino también respecto a su estructura (morfología).

Para la presente investigación se considera este enfoque superior al Skip-gram original, ya que considera la similitud entre las palabras y sus derivadas, errores ortográficos o lexicográficos. Asimismo, considera términos del inglés que habitualmente se usan y tienen una morfología similar a su equivalente en español. Esto adiciona oportunidades y refuerza la detección de algunas similitudes que de otra manera podrían quedar sin notar por el modelo.

Algunos paquetes adicionales se utilizaron para procesar el texto automáticamente, y asistir el cálculo del sCC; sin embargo, todas estas operaciones secundarias pueden realizarse con los comandos básicos de la herramienta.

3.2.2 Colección de datos

Para la obtención de los resultados que se mostrarán en esta sección se utilizó el proceso de preparación del modelo a partir de un corpus especializado en la gestión de proyectos, libre de *stopwords*². Este corpus textual constituye también un resultado de esta investigación y es recomendable aplicársele en el futuro otras técnicas de PLN para el descubrimiento de nueva información relacionada con esta u otras investigaciones.

Datos para el entrenamiento

A partir de las consultas apropiadas se recuperaron las evidencias del desempeño (tareas) de los trabajadores en numerosos centros productivos de desarrollo de software (Torres López S. , 2015). De igual manera se hizo con las dimensiones y competencias laborales pertenecientes a los roles de los trabajadores cuyas tareas quedaron dentro del rango de tiempo tomado para conformar el corpus textual. En las secciones siguientes se describen en más detalles estos datos utilizados.

3.3 Validación y evaluación del método

A continuación, se desarrolla la validación del método de enriquecimiento semántico y comparación de textos cortos o sCC. Esto constituye la evaluación de la variable independiente del diseño metodológico propuesto, por lo que se analizarán las dimensiones que la componen según los indicadores propuestos para esta variable.

² Palabras vacías. La creación del término se atribuye a Hans Peter Luhn, uno de los pioneros en recuperación de información, Se denominan así las palabras sin significado útil en PLN, como artículos, pronombres, preposiciones, etc.

3.3.1 Entrenamiento de modelo Skip-gram

El entrenamiento del modelo dentro de la herramienta RStudio se realizó utilizando la colección de datos descrita en la sección 3.2.2. Para este procedimiento se suministró a la herramienta el archivo del corpus textual resultado del procesamiento de la colección de datos y después se procedió a preparar el modelo con este corpus de acuerdo a un grupo de parámetros adecuados. El orden de los pasos del entrenamiento se lista como sigue:

1. Cargar en la herramienta el paquete R “fastrtext” (Benesty, 2018).
2. Crear dos archivos temporales. Uno para el modelo y otro para el texto de entrenamiento.
3. Copiar el texto de entrenamiento al archivo temporal de texto.
4. Ejecutar el entrenamiento mediante el comando *execute* (ejecutar), especificando en un arreglo de caracteres de R los parámetros adecuados. A continuación de este listado se especifican los parámetros obligatorios para utilizar el modelo seleccionado para esta investigación. Seguido a esto, la lista de parámetros que configuraron el modelo finalmente utilizado.
5. Cargar a R el modelo desde el archivo temporal.
6. Explotar el modelo.

Parámetros del modelo (obligatorios):

En la siguiente tabla se muestran los parámetros que deben especificarse necesariamente para el entrenamiento del modelo. Dejar de especificarlos mostraría un error.

Tabla 2. Parámetros requeridos para la implementación del modelo utilizado (Benesty, 2018).

Nombre de parámetro	Valor utilizado	Uso
Tipo de modelo	Skip-gram	Especifica el tipo de modelo a utilizar
-input	Archivo temporal creado	Fichero con texto de entrenamiento
-output	Archivo temporal creado	Fichero donde guardará el modelo

Aunque los parámetros requeridos son los mostrados en la Tabla 2, existen otro grupo de valores, algunos modificables, que pueden variar el rendimiento del modelo durante el entrenamiento, en determinados escenarios, como ante un corpus textual muy grande o un equipo con bajas prestaciones. Estos parámetros contienen por defecto los parámetros recomendados por los autores, con ajuste óptimo para un desempeño aceptable; sin embargo, varios pueden ser modificados a nivel de la herramienta, y todos

pueden modificarse dentro del código y recompilarse ya que este posee licencia MIT, la cual permite todas estas operaciones para los usuarios.

A continuación, el resto de los parámetros utilizados para obtener los resultados de esta investigación, los cuales no son la totalidad de variables que pueden influir sobre el modelo, para el listado completo es necesario dirigirse a la investigación publicada (Benesty, 2018) (Bojanowski, Grave, Joulin, & Mikolov, 2017).

Tabla 3. Otros parámetros utilizados en el modelo creado.

Nombre de parámetro	Valor utilizado	Uso
-verbose	2	Visibilidad del progreso del entrenamiento
-lr	0.05	Ritmo de aprendizaje de la RNA
-ws	5	Ventana de análisis
-loss	"ns"	Función de aprendizaje
-neg	5	Muestras actualizadas por -loss

La ejecución del entrenamiento del modelo, con alrededor de seis millones (6 000 000) de palabras tomó 2.1 minutos. Se realizó sobre un ordenador portable con un microprocesador Intel Core i5 de segunda generación con cuatro núcleos lógicos y dos físicos a 2.20GHz de frecuencia, lo cual requirió el 100% del microprocesador durante el tiempo mencionado.

La memoria RAM consistía en 4GB. De los 3.7GB disponibles, la herramienta requirió para realizar en dicho tiempo el entrenamiento del 78% de memoria RAM, o sea unos 3GB.

El proceso no solicita un porcentaje considerable de procesamiento del disco duro.

Un corpus textual más pequeño continúa utilizando la misma cantidad de recursos; sin embargo, hace que disminuya el indicador tiempo. Este indicador también es sensible a la variación de otros parámetros como la ventana de análisis, por ejemplo, entre otros que obviamente requieren más procesamiento hasta ajustar óptimamente la RNA.

Se concluye que el proceso de entrenamiento en el tiempo indicado es óptimo, máxime cuando este es un proceso que es necesario una sola vez y su resultado puede utilizarse sin tener que repetirlo. Otra ventaja a su favor es que en los servidores donde se ejecuta la herramienta de gestión de proyectos,

existen prestaciones de hardware superiores y el proceso se realiza fuera del horario laboral en un momento en que las peticiones al servidor son mínimas o inexistentes, por lo que no representa una carga.

Se recomienda no obstante programar un entrenamiento anual, de tal manera que los términos nuevos que puedan surgir enriquezcan la generación de contextos. Para esto será necesario programar la preparación de un nuevo corpus textual de entrenamiento. Los demás parámetros y componentes pueden permanecer fijos.

Seudocódigo del entrenamiento del modelo

Los pasos del entrenamiento utilizando los parámetros antes mostrados pueden verse en la práctica, a través del siguiente pseudocódigo.

INICIO

Incluir paquete fasttext en la sesión de R

tmp_file_texto = tempfile() //comentario: archivo temporal para el texto de entrenamiento

tmp_file_modelo = tempfile() // comentario: archivo temporal para el modelo Skip-gram

copiar(texto_de_entrenar en tmp_file_texto)

ejecutar_entrenamiento (parámetros: tipo = skip-gram, entrada = tmp_file_texto, salida = tmp_file_modelo, otros_parámetros...)

Variable_modelo = cargar_para_usar(tmp_file_modelo)

FIN

En este segmento han quedado afuera operaciones complementarias como la preparación del texto y la determinación de usar parámetros diferentes a los preconfigurados en el modelo. EL pseudocódigo se refiere únicamente al momento de entrenar el modelo.

3.3.2 Generación de contextos

El proceso de generación de contextos se realizó de la manera planeada, como se graficó en la Figura 3. Generación de contextos por cada término de un texto.

Se decidió solicitar al modelo un contexto pequeño (cinco términos) por cada palabra de los textos cortos referidos a tareas y dimensiones de las competencias asociadas a cada rol. De esta manera se es más riguroso al medir la eficacia de su funcionamiento; sin embargo, resultados óptimos se obtienen usando

contextos de diez términos por palabra. Esta es la cifra que se propone en esta investigación para la implementación final del método en las herramientas de gestión de proyectos.

Contextos generados

En la tabla siguiente se puede observar algunos términos obtenidos de tareas comunes del desarrollo de software. En la columna de la derecha se muestran los contextos generados para cada una de las palabras procesadas.

Tabla 4. Contextos generados para algunos términos de gestión de proyectos de software.

Palabra	Contexto generado
gestionar	gestión, versionar, batch, tramitar, funcionar
servlet	servlets, jsp, camino, dom4j, vinculada
hardware	minimos, art, requerimientos, ajustandose, funcionales
requerimiento	requerimientos, ajustandose, hardware, cumplimiento, evento
backup	backups, corrida, rebuilt, mssql, almacenamiento

Como puede apreciarse en la tabla anterior, existen numerosos errores de ortografía, sobre todo tildes y errores de escritura. Esto demuestra que a lo largo de estos años se ha llevado un tratamiento informal o descuidado del lenguaje y la introducción de errores dado que no se sigue un estándar definido para escribir una tarea, y la variedad de personas que redacta una petición en una herramienta de gestión de proyectos es grande, pudiendo utilizar además palabras en inglés propios del área del conocimiento que se gestione o del propio argot técnico que se utilice.

Lo anteriormente explicado refuerza la necesidad de un método como el de la presente investigación para mitigar las dificultades que una técnica de similitud textual podría encontrar ante textos cortos entre los que debería encontrar una relación. En la próxima tabla es aún más visible esta necesidad a partir de los errores de escritura encontrados; sin embargo, como puede verse, la generación de un contexto mayor para concatenar con el texto corto original, supone la inclusión de variantes de cada término, palabras que generalmente son cercanas en el contexto del desarrollo de software y la gestión de proyectos en general.

Tabla 5. Ejemplo de tareas y dimensiones junto a los contextos generados para ellas.

Tareas	Contexto generado
--------	-------------------

revisión adherencia procesos productos ppqa	revisiones vision revisadas division mision gerencia ejecucion precesos trasferencia productos loteproductos producen producto adherencia produce pmc 3520 cm sam pp
revisión calisoft elementos cliente pertenecen línea base	revisiones vision revisadas division mision gespro13 lips pertenecen albet fiscalia elemento elementos ""7 talentos madurez"" fcliente client clientenp ente ambiente pertenecia integridad madurez"" ""7 jee lineas línea pertenecen minima jee mssql subiendo linea tcp permitiendo
crear repositorio Proyecto	aglutinar deb' embebida deshabilita repositorios repomine desee reubicar dispositivo proyecto. deproyecto poyecto preproyecto proyector
desarrollar reporte hito	desarrolla desarrollardesarrollo desarrrlar ""desarrollar desarrollado report reportes 01 filtro haya alta gema fase lavandero hi
Dimensiones	
diseña casos prueba flujo caso uso requisito básico alterno	diseñar diseñada diseñador diseños diseño textual etc foros digitales probar pueba parcial junit pruebas flujos flex respectivo grafo seguir carretera retenidos arquitectonicamente subeclipse configuacion jdom lanzamiento alarmas textual requisitos encolarse viene autoservicio relacionado basicos incluya durante 3ero interno alternativa alternativo dijistra economica
documenta modelo lógico base datos	Documenta documentar documentacion documental documento metamodelo ddl modelos madurez modelio lógico tecnologico metodologico metodolgogico ontologicos mssql subiendo linea tcp permitiendo datos. Metadatos mssql corrida backups

Validación de los contextos

Para validar la calidad de los contextos generados, se tuvo en cuenta que existiera una relación alta entre los textos y sus contextos a partir de su uso o aparición en el ámbito de la gestión de proyectos, sobre todo de proyectos de software debido a que las tareas y dimensiones utilizadas en la experimentación pertenecen a proyectos de desarrollo de software y a los roles que se tienen en los equipos de desarrollo. Para esta validación se encuestaron un grupo de expertos con experiencia en la gestión de proyectos y alta categoría científica.

La composición de los encuestados y los resultados se describen a continuación.

Expertos consultados: 10

De ellos,

Categoría de Doctor en Ciencias: 4

Categoría de Máster en Gestión de Proyectos: 3

Ingeniero en Ciencias Informáticas: 3

Los expertos contaban en promedio, con más de 15 años de experiencia trabajando en proyectos, se les presentó una encuesta con una tabla similar a la Tabla 5, donde debían clasificar en Alta, Media, o Baja la relación que encontraban entre los textos de ambas columnas.

Los expertos concluyeron en base a su experiencia, de los ejemplos aleatorios mostrados colocar en:

Categoría de Alta relación: el 62% de los ejemplos.

Categoría de Media relación: el 30% de los ejemplos.

Categoría de Baja relación: el 9% de los ejemplos.

Como se puede observar, en base a los ejemplos encuestados, el modelo genera exitosamente los contextos apropiados, ya que los expertos en el 92% de los casos revisados encontraron una relación media o alta, y solo en menos del 10% de los casos encontraron relación baja. Este es un resultado verificable a nivel general en el método, como podrá verse en las secciones posteriores al compararse con los resultados del coseno simple actualmente implementado en MEC-GP.

Seudocódigo de la generación de contextos

La forma en que se implementaron los pasos para generar los contextos necesarios utilizando el modelo generado en la sección anterior, puede verse a través del siguiente pseudocódigo.

INICIO

Crear ListadoTextos_Contextos

Crear Variable_contextos

Cargar ListadoTextos

1: Repetir mientras existan textos:

Tomar este_Texto y descomponerla en tokens
Crear Variable_contexto
2: Mientras existan tokens:
<i>este_contexto = generarContexto(con Variable_modelo, y este_Token) /* explotando el modelo creado en la sección anterior.*/</i>
<i>Variable_contexto = Variable_contexto + este_contexto //concatenar contextos frase</i>
Pasar a SiguienteToken
FIN de 2
Guardar (este_Texto y Variable_contexto) en ListadoTextos_Contextos
Pasar a siguiente_texto
FIN de 1
dDevolver ListadoTextos_Contextos
FIN

El algoritmo básicamente consiste en tomar cada texto corto, sea una tarea o dimensión, y descomponerla en tokens a los cuales se les genera un contexto a través del modelo. Los contextos de los tokens se concatenan formando un contexto general para dicho texto corto. Finalmente se almacenan los textos con los contextos generados para cada una de las palabras que los conforman.

3.3.3 Concatenación y comparación de textos

El proceso de concatenación consistió en unir los *tokens* de las palabras en los textos cortos originales, a las palabras de los contextos generados para sus términos. Esto es: cada tarea con su contexto, y cada dimensión con su contexto.

Cada texto corto creció $n + k * n$ términos, siendo n y k la cantidad de palabras en el texto corto y el tamaño de sus contextos respectivamente. Al haberse escogido una ventana de análisis $k = 5$, las cadenas de texto tuvieron una dimensión $n + 5n$. Un texto de seis palabras tendría entonces 36 al concluir la concatenación, por ejemplo.

Al ser comparados con coseno los nuevos textos enriquecidos semánticamente, se realizaron a partir de la muestra tomada para pruebas, más de 30 600 comparaciones vectoriales usando similitud coseno.

Se tomó una muestra de 831 casos. Cada caso corresponde a una pareja evidencia-competencia, o sea cada tarea con todas las dimensiones que componen las competencias para algunos roles de equipos de proyectos. Estos casos fueron presentados ante tres expertos con más de 10 años de experiencia en la gestión de proyectos. Estos expertos determinaron si había relación o no entre los pares tarea-dimensión planteados.

Se probaron con los textos que MEC-GP había comparado previamente para ver si sCC obtenía mejores resultados, siendo capaz de encontrar relación entre los textos donde MEC-GP había obtenido una pobre relación o no había encontrado ninguna. No obstante, para determinar si estas diferencias son estadísticamente significativas, se aplicaron pruebas estadísticas.

Pruebas estadísticas aplicadas sobre la muestra

Para decidir sobre la prueba estadística a aplicar es preciso determinar si los datos de la muestra a probar siguen una distribución normal. Para este caso se comprobó que los datos de sCC no siguen una distribución normal, como tampoco los resultados de MEC-GP para la similitud coseno (Torres López S. , 2015). Esto se concluyó aplicando sobre sCC las pruebas estadísticas de Shapiro-Wilks y KS (Kolmogorov-Smirnov). Comúnmente la prueba de KS se utiliza para muestras grandes y Shapiro-Wilks para muestras menores de 2000 casos. Esta muestra cuenta con 831 casos, no obstante, apoyados en la herramienta SPSS para el análisis estadístico, se aplicaron ambas pruebas sobre los resultados.

Ambos test dieron por resultado que la muestra no seguía una distribución normal, como puede apreciarse en la siguiente tabla.

Tabla 6. Pruebas de normalidad con la herramienta SPSS.

	Kolmogorov-Smirnov(a)			Shapiro-Wilk		
	Statistic	df	Sig.	Statistic	df	Sig.
coseno_context	.266	831	.000	.788	831	.000

En ambas pruebas la significancia es menor a 0.05, por lo tanto, se puede concluir que no sigue una distribución normal y es apropiado aplicársele una prueba no paramétrica como la de Wilcoxon ya que esta se aplica para dos muestras relacionadas y en este caso, tanto sCC como el coseno de MEC-GP realizan similitud coseno en su etapa final, existiendo una estrecha relación, solo diferenciada por el enriquecimiento semántico y el tamaño final de las cadenas en sCC. Dicho de otra manera: sobre un mismo grupo de parejas evidencias-competencias, se aplicó similitud coseno, en una ocasión de la manera simple y en otra afectada por el método de enriquecimiento semántico propuesto en la presente

investigación. La prueba servirá para determinar la utilidad del método para influir sobre el resultado de la similitud.

La prueba de Wilcoxon permitirá demostrar si la diferencia en los resultados obtenidos después de aplicar el método es significativa o no, antes de pasar a valorar las mejoras de la sección 3.4 respecto a la eficacia de sCC.

Para aplicar la prueba de Wilcoxon se tomará como hipótesis nula que no existen diferencias significativas en los valores de ambas muestras. Esta es la hipótesis que se desea refutar. La hipótesis alternativa será la existencia de diferencias significativas.

H₀: Si se aplica sCC sobre la muestra, en el resultado no habrá diferencias significativas con respecto a los resultados de la similitud coseno.

H₁: Si se aplica sCC sobre la muestra, en el resultado habrá diferencias significativas con respecto a los resultados de la similitud coseno.

Al realizar la prueba sobre la herramienta, se puede apreciar en la siguiente tabla la descripción de los rangos entre ambas muestras y la comparación entre estos rangos.

Tabla 7. Rangos detectados por la prueba de Wilcoxon en SPSS

		N	Mean Rank	Sum of Ranks
coseno_context	Negative Ranks	58 ^a	344.55	19984.00
- old_coseno	Positive Ranks	543 ^b	296.35	160917.00
	Ties	230 ^c		
	Total	831		

a. coseno_context < old_coseno

b. coseno_context > old_coseno

c. coseno_context = old_coseno

Los empates (*Ties*) se refieren a los casos en que ambas variables son 0. O sea, donde ninguno de los cosenos consiguió detectar similitud o esta no existía. Los casos referidos a *b* son aquellos en los que sCC obtiene valores mayores a la similitud coseno de MEC-GP. Así mismo los rangos negativos se refieren a los valores en los que coseno detectó mayor similitud que sCC.

El experimento se corrió agregando una prueba exacta, esto se hace para evitar obtener un resultado a partir de pocos valores no obstante a que 831 casos pudieran considerarse una muestra suficiente para obtener resultados fiables usando el método asintótico estándar. De las dos técnicas disponibles: el método exacto y el método Monte Carlo, se decide usar el segundo, que es menos costoso computacionalmente. Se le suministró como parámetro que simulara 10 000 muestras adicionales y les

calculara la prueba con un nivel de confianza del 99%. A continuación, la tabla donde se muestran los resultados.

Tabla 8. Resultados de la prueba de Wilcoxon con método Monte Carlo.

			coseno_ context - old_ coseno
Z			-16.549 ^a
Asymp. Sig. (2-tailed)			.000
Monte Carlo Sig. (2-tailed)	Sig.		.000
	99% Confidence Interval	Lower Bound	.000
		Upper Bound	.000
Monte Carlo Sig. (1-tailed)	Sig.		.000
	99% Confidence Interval	Lower Bound	.000
		Upper Bound	.000

a. Based on negative ranks.

b. Wilcoxon Signed Ranks Test

c. Based on 10000 sampled tables with starting seed 2000000.

Como puede apreciarse el nivel de significancia es menor a 0.05, por lo tanto, queda rechazada la hipótesis nula y es correcto admitir la hipótesis alternativa H_1 . Entonces, existen diferencias significativas en los nuevos valores del coseno al aplicarse el coseno contextual. En la próxima sección se describe cómo estas diferencias influyen en la eficacia del método al comparar textos cortos.

3.4 Validación y evaluación de la eficacia en la comparación de los textos cortos.

Se midió la eficacia de los resultados de acuerdo al criterio experto con umbral $u = 0.37662$. Se validó el desempeño del modelo a través del valor F o *F1-score*, el cual es una medida estadística que expresa la media armónica entre precisión y exhaustividad en los resultados.

La precisión P se expresó como la proporción de casos relevantes entre el total de casos recuperados, mientras que la exhaustividad R se relacionó con la cantidad de casos relevantes encontrados entre el total de relevantes que existían.

Es preciso aclarar que un caso relevante es aquel en que está comprobada la relación de similitud a partir del criterio de expertos. Se tomaron entonces como casos verdaderos de similitud (TP) aquellos por encima del umbral y que coincidieron con el criterio experto de similitud real, en caso de no coincidir se consideraron como falsos positivos (FP), los demás donde los expertos encontraron relación, pero quedaron por debajo del umbral, fueron tomados como fallas del método (FN). Los demás debajo del

umbral son tomados también como aciertos del método ya que coinciden con los expertos en decidir que no existe relación entre los textos (TN).

Usando las variables anteriores es posible calcular la precisión P a través de la ecuación:

$$P = TP / TP + FP$$

Ecuación 3. Cálculo de la precisión.

La exhaustividad o *Recall* R responde a la razón expresada en la ecuación siguiente:

$$R = TP / TP + FN$$

Ecuación 4. Cálculo de la exhaustividad.

Usando precisión y *Recall* es posible entonces encontrar el valor de *F1-score* para los resultados del coseno contextual.

Otra magnitud interesante a medir es la *Accuracy* (exactitud), la cual se tomará como la cantidad de aciertos del sCC, o sea, cuántas ocasiones acertó determinando los verdaderos positivos y negativos del total de casos probados.

$$Accuracy = TP + TN / Total\ de\ Casos$$

Ecuación 5. Cálculo de la exactitud.

En la siguiente tabla se muestran estas variables y los valores asociadas a ellas para el coseno contextual.

Tabla 9. Estadísticas para medir rendimiento de sCC.

Variables	Exactitud	Precisión	Recall
TP = 149	Accuracy = 0.94	P = 0.99	R = 0.77
TN = 636			
FP = 1			
FN = 45			

La medida estadística propuesta para medir el desempeño o rendimiento del coseno contextual, se calculó a partir de la ecuación siguiente:

$$F1 = 2 (P * R / P + R)$$

Ecuación 6. Cálculo del valor F.

Donde el valor F se calcularía como: $F1 = 2(0.99 * 0.77 / 0.99 + 0.77) = \mathbf{0.87}$

A continuación, se contrastan estos resultados con los obtenidos por MEC-GP para el coseno simple en el módulo de agrupamiento de las evidencias de dicho modelo.

El umbral que MEC-GP utilizó para considerar los aciertos positivos del modelo tiene un valor $v = 0.189$, basado en ese umbral y considerando el criterio experto, los valores estadísticos que consideran los aciertos y fallos del sistema, su precisión y exhaustividad, la exactitud y en general, su rendimiento a través del *F1-score* en los 831 casos de prueba, se muestra en la tabla a continuación.

Tabla 10. Valores para el cálculo del rendimiento del coseno en MEC-GP.

Variables	Exactitud	Precisión	Recall
TP = 93	Accuracy = 0.30	P = 0.16	R = 0.47
TN = 152			
FP = 485			
FN = 101			

En este caso el valor del valor F se calcularía como: $F1 = 2(0.16 * 0.47 / 0.63) = \mathbf{0.24}$.

Llama la atención como el valor de la exactitud del coseno contextual es casi el triple del coseno simple. Esta y otras diferencias pueden apreciarse en la gráfica siguiente donde se comparan ambas medidas respecto a los valores antes calculados.

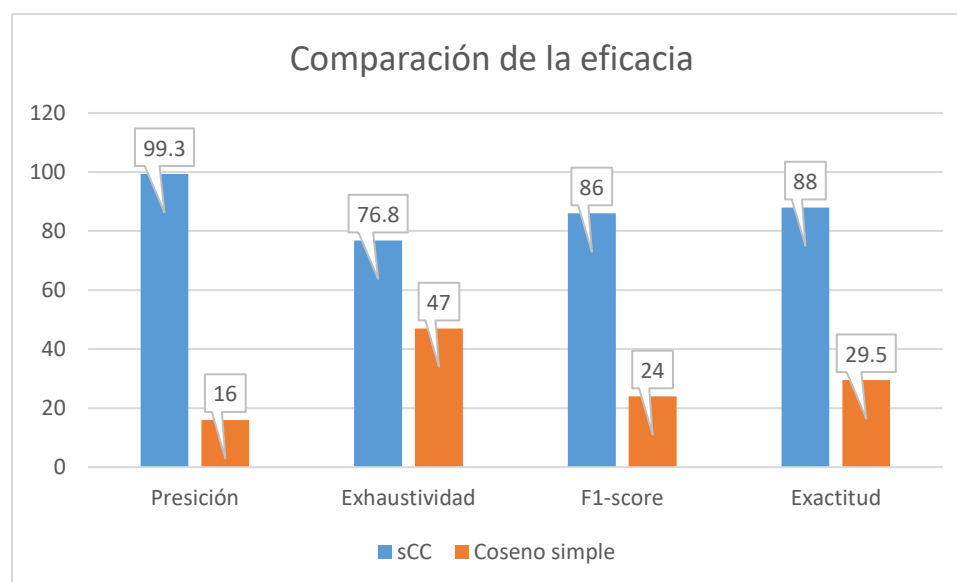


Figura 9. Gráfica con valores de rendimiento de sCC y coseno simple en MEC-GP.

Puede apreciarse como sCC tiene una precisión casi perfecta, esto lo ha logrado debido a que solamente detectó como positiva una relación que los expertos determinaron como no relacionada; la medida contra la cual es comparada, solo consigue una precisión de un 16%, en parte por la determinación de umbral demasiado bajo para balancear sus resultados, sin embargo, elevar el umbral no resolvería el problema ya que aumentaría la cantidad de falsos negativos, o sea coincidencias verdaderas que estaría perdiendo. Esto, aunque elevaría su precisión, afectaría negativamente la exhaustividad de la similitud, que como se ha mencionado es la capacidad de encontrar todas las relaciones positivas. Se refuerza, por tanto, lo expresado en la introducción y el marco teórico de esta investigación sobre la incapacidad de la similitud coseno de obtener buenos resultados trabajando sobre textos cortos.

Debido a que se ha tomado la eficacia como una expresión basada en el rendimiento a través del valor F, y teniendo en cuenta también la exactitud de ambas medidas, que es la capacidad de clasificar correctamente los valores positivos (cuándo realmente sí existe relación) y negativos (cuándo realmente no existe relación) del total de casos probados, puede decirse que sCC es mucho más eficaz que el coseno simple de MEC-GP, ya que en ambos casos el valor F y la exactitud de sCC triplican los valores de la otra medida, y esta es una diferencia significativa como se demostró con el test de Wilcoxon en la sección 3.3.3, con los resultados mostrados en la Tabla 8.

3.5 Impacto económico y social

Actualmente las herramientas de gestión de proyectos se utilizan a nivel mundial. La herramienta Xedro-Gespro, donde se ha implementado el modelo de evaluación de competencias con el cual se ha comparado el coseno contextual, es utilizada por la red de centros productivos de la Universidad de las Ciencias informáticas, donde hasta el momento se han gestionado varios cientos de proyectos nacionales e internacionales, de fuerte impacto estratégico en el ámbito social y con aportes a la economía del país.

Actualmente la herramienta se emplea en la Empresa de Desarrollo de Tecnologías para la Defensa (XETID), en la Contraloría General de la República de Cuba, y en varias empresas de la Zona Especial de Desarrollo ubicada en Mariel, Artemisa, por solo citar los despliegues más importantes. El sCC se ha mostrado como una mejora a la implementación del modelo de evaluación de competencias basado en evidencias que utiliza dicha herramienta ya que ha probado ser más eficaz y, por tanto, mejor para el propósito de comparar y establecer correspondencias entre las tareas desarrolladas por los trabajadores y las competencias esperadas para sus roles que el método anterior. Esto a continuación influye en todo

el proceso de evaluación por competencias de los recursos humanos. Por tanto, tiene una mejor calidad el proceso en general, pudiendo los evaluadores tener una mayor confianza en la evaluación propuesta por el sistema.

El coseno contextual contribuye asimismo a la formación en gestión de proyectos al servir de ejemplo práctico de conocimientos recibidos en cursos de la Maestría en Gestión de Proyectos Informáticos, fundamentalmente conocimientos adquiridos en los cursos de Herramientas para la Toma de Decisiones y Gestión de los Recursos Humanos, entre otros.

3.6 Conclusiones del capítulo.

- El entrenamiento del modelo para la generación de contextos ocurre dentro de un tiempo relativamente corto y sin requerir una gran capacidad de cómputo, evidencia de que la eficiencia del modelo de evaluación de competencias actual no es afectada por este método.
- Los contextos generados para enriquecer semánticamente y ser concatenados, tienen la calidad requerida, ya que están altamente relacionados con los términos de los textos cortos, según el juicio de los expertos.
- Coseno contextual demostró tener mejor rendimiento que el coseno simple implementado en MEC-GP debido a que tiene mejor precisión, es más exhaustivo para encontrar los resultados y además es más exacto. Las pruebas estadísticas aplicadas demostraron estas diferencias pueden considerarse como significativas.
- Se considera, por tanto, que sCC tiene una eficacia mayor que la similitud coseno para resolver el problema de comparación de textos cortos relacionados con la evaluación de competencias.

Conclusiones

- El enriquecimiento semántico de textos cortos a partir de un modelo automático, es una solución que mejora el proceso de evaluación de competencias laborales en herramientas de gestión de proyectos.
- El método de enriquecimiento semántico y comparación de textos cortos, SCC es un método estructurado en tres pasos fundamentales, capaz de aumentar la longitud de las cadenas de texto a comparar mediante la adición de los contextos de sus términos.
- El coseno contextual contiene una implementación diseñada para detectar efectivamente la relación semántica y morfológica de los textos que compara, cubriendo ambas posibilidades de similitud entre dos textos: estructura y significado. Esto le permite además detectar errores de escritura, faltas de ortografía, abreviaturas, términos en inglés y otros comúnmente utilizados en el entorno de la gestión de proyectos.
- El rendimiento del coseno contextual es superior con respecto al método comparado, debido a su alta precisión, la exhaustividad y la exactitud de sus resultados. Esta diferencia se probó estadísticamente significativa mediante pruebas específicas para la naturaleza de los datos.
- La eficacia de la comparación de textos cortos aumentó en SCC con respecto a la similitud coseno actualmente implementada en XEDRO-GESPRO, demostrando ser una alternativa capaz de aportar a la mejora de la evaluación automática de competencias laborales en herramientas de gestión de proyectos.

Recomendaciones

- Se recomienda valorar la utilización de *deep learning* (aprendizaje profundo: técnicas basadas en RNA con múltiples capas ocultas) para la comparación de textos cortos. El uso del aprendizaje profundo implica un mayor costo computacional y por ende mayor tiempo para el entrenamiento de los modelos. Debe valorarse el costo beneficio comparado con el coseno contextual aquí presentado.
- Los disímiles errores encontrados en la ortografía, redacción y términos incomprensibles en la base textual proveniente de la herramienta de gestión de proyectos pudieran tratarse mediante

la combinación del coseno contextual con una técnica basada en n-gramas que permitiera identificar la palabra original de un conjunto de términos. Se trataría de una corrección automática de errores por parte del sistema en su base de datos. Para este propósito el modelo debe ser entrenado en una base textual sin errores. Se sugiere que pueda ser creada a partir del PMBOK u otros estándares de la gestión de proyectos. Los algoritmos deben ser capaces de crear un ranking con los términos posibles para cada error confirmado y seleccionar el mejor sustituto a cada palabra. Se sospecha que esto podría subsanar gran cantidad de los problemas humanos introducidos en las bases de datos de las herramientas en materia textual.

- Otra recomendación es utilizar las posibilidades del coseno contextual para un subsistema de respuesta automática, como ayuda a los usuarios de las herramientas de gestión de proyecto durante despliegues del software. Puede ser un módulo que apoye el acompañamiento o la capacitación de los clientes en ausencia de los especialistas que realizan estas tareas.
- Por último, es recomendable, tomando en cuenta los numerosos errores y formas de decir que se introducen durante la generación de peticiones en herramientas de gestión de proyectos, ampliar la generación de contextos en un número cercano a 10 palabras, para asegurar la presencia de todas las posibilidades de existencia de un término además de su contexto.

Referencias

- Malpartida Valverde, D. A. (2017). *IMPLEMENTACIÓN DE UN BUSCADOR SEMÁNTICO DE DOCUMENTOS EN EL DOMINIO DE LA LINGÜÍSTICA*. Trabajo de Diploma, Facultad de Ciencias e Ingeniería, Lima. Obtenido de <http://tesis.pucp.edu.pe/repositorio/handle/123456789/9162>
- Álvarez Carmona, M. A. (2014). *Detección de similitud semántica en textos cortos*. Instituto Nacional de Astrofísica, Óptica y Electrónica. Puebla, México: INAOE. Recuperado el 2018
- Amón, I., & Jiménez, C. (2010). Funciones de similitud sobre cadenas de texto: una comparación basada en la naturaleza de los datos. *CONF-IRM Proceedings*, 58.
- Baroni, M., Georgiana, D., & Kruszewski, G. (2014). Don't count, predict! A systematic comparison of context-counting vs. context-predicting semantic vectors. *Proceedings of the 52nd Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics (Volume 1: Long Papers)* (págs. 238–247). Baltimore: Association for Computational Linguistics. doi:10.3115/v1/P14-1023
- Benesty, M. (Enero de 2018). fastRtext. *R wrapper for fastText C++ code from Facebook*. The Comprehensive R Archive Network. Obtenido de <https://CRAN.R-project.org/package=fastRtext>
- Bengio, Y., Schwenk, H., & Senecal, J. (2006). Neural probabilistic language models. *Innovations in Machine Learning*, 137–186.
- Bojanowski, P., Grave, E., Joulin, A., & Mikolov, T. (2017). Enriching Word Vectors with Subword Information. (H. Schutze, Ed.) *Transactions of the Association for Computational Linguistic*, 5, 135–146.
- Bojanowski, P., Grave, E., Joulin, A., & Mikolov, T. (2017). Enriching Word Vectors with Subword Information. *Transactions of the Association for Computational Linguistics – Volume 5, Issue 1* (págs. 135–146). Association for Computational Linguistics. Obtenido de <https://www.aclweb.org/anthology/Q17-1010>
- Camacho Tobos, S., & Pineda Guardiola, L. (2017). *Diseño de un modelo de competencias laborales para la Fundación Despertar Solidario "FUNDESOL"*. Barranquilla: Tesis de Maestría. Universidad del Norte.
- Cobo Ortega, A., Rocha Blanco, R., & Alonso Martínez, M. (2009). Descubrimiento de conocimiento en repositorios documentales mediante técnicas de Minería de Texto y Swarm Intelligence. *Rect@*, 10, 109-110.
- Cuesta Santos, A. (2016). Contribución a la evaluación del desempeño, el sentido de compromiso y el accionar de la gestión del capital humano en la empresa. *Anales de la Academia de Ciencias de Cuba*, 6(3). Recuperado el 2018, de <http://www.revistaccuba.cu/index.php/acc/article/view/564>

- Cuesta Santos, A. R. (2011). Metodología de Gestion por Competencias Asumiendo la Norma Cubana sobre Gestion de Capital Humano. *Revista Brasileira de Gestão de Negócios*, 13(40), 300. Recuperado el 2018, de <http://www.redalyc.org/html/947/94722279005/>
- Garcés Hernández, S. C. (2017). *DISEÑO DE PROTOCOLO DE PROCEDIMIENTO DE SELECCIÓN ORIENTADO EN COMPETENCIAS LABORALES*. Bogotá: UNIVERSIDAD DE CUNDINAMARCA.
- García Perales, R. (Febrero de 2018). Diseño y construcción de un instrumento de evaluación de la competencia matemática: aplicabilidad práctica de un juicio de expertos. *Revista Ensaio: Avaliação e Políticas Públicas em Educação*. doi:<http://dx.doi.org/10.1590/s0104-40362018002601263>
- Gomaa, W. H., & Fahmy, A. A. (2013). A Survey of Text Similarity Approaches. *nternational Journal of Computer Applications*, 68(13).
- González Pérez, O. L. (2014). *ESTUDIO DE COMPETENCIAS LABORALES EN LA EMPRESA DE CALDERAS ALASTOR VILLA CLARA*. UNIVERSIDAD CENTRAL “MARTA ABREU” DE LAS VILLAS, DEPARTAMENTO DE INGENIERÍA INDUSTRIAL. Villa Clara: FACULTAD DE INGENIERÍA INDUSTRIAL Y TURISMO, UCLV. Recuperado el 2018
- Grueso Guerrero, X. L. (2017). *ANÁLISIS DEL DESEMPEÑO LABORAL DE LA DIRECCIÓN DE GESTIÓN DE PLANIFICACIÓN Y PROYECTOS DEL GOBIERNO AUTÓNOMO DESCENTRALIZADO MUNICIPAL DEL CANTÓN RIOVERDE*. Pontificia Universidad Católica del Ecuador, DIRECCIÓN DE INVESTIGACION Y POSGRADOS. Esmeraldas: Ecuador - PUCESE - Maestría en Administración de Empresas mención Planeación. Recuperado el 15 de abril de 2018, de <https://repositorio.pucese.edu.ec/handle/123456789/1187>
- Lezama Torres, M. Á., Cruz Vásquez, M., & Pico González, B. (2018). Las competencias de liderazgo en los mandos medios de la comisión federal de electricidad: análisis de sus principales componentes. *Memorias del Congreso de la Red Internacional de Investigadores en Competitividad*. RIICO: Red Internacional de Investigadores en Competitividad.
- López Iñesta, E. (2017). *Aprendizaje de similitudes entre pares de objetos mediante clasificación supervisada*. Tesis Doctoral, Universidad de Valencia, Valencia.
- López Robles, J. L., Mendoza León, J. G., & Cinco Palacio, R. R. (2016). Diagnóstico de las competencias laborales para la innovación en empresas de desarrollo de Software. *Memorias del Congreso de la Red Internacional de Investigadores en Competitividad*. 10. RIICO: Red Internacional de Investigadores en Competitividad. Recuperado el 2018
- Marshall, T. A., Straub-Morarend, C. L., Guzman-Armstrong, S., McKernan, S. C., Marchini, L., Handoo, N. Q., & Cunningham, M. A. (8 de Febrero de 2018). An approach on defining competency in evidence-based dentistry. *European Journal of Dental Education*, 22(1), e107-e115. doi:<https://doi.org/10.1111/eje.12267>
- Martell Socarrás, M., & Moreno Iglesias, M. (2016). consideraciones teóricas en torno al proceso evaluación de la competencia profesional pedagógica didáctica. *REVISTA CUBANA DE EDUCACIÓN SUPERIOR*, 88-97.

- Martínez García, Y. (9 de Marzo de 2018). De la inversión extranjera y sus avances. *Periódico Granma*. Obtenido de <http://www.granma.cu/cuba/2018-03-09/de-la-inversion-extranjera-y-sus-avances-09-03-2018-14-03-02>
- Martínez Hernández, L., & Puig Meneses, Y. (26 de Marzo de 2018). Analizó V Pleno del Comité Central del Partido importantes temas de la actualización del modelo económico y social. *Periódico Granma*. Recuperado el Abril de 2018, de <http://www.granma.cu/cuba/2018-03-26/analizo-v-pleno-del-comite-central-del-partido-importantes-temas-de-la-actualizacion-del-modelo-economico-y-social-cubano-26-03-2018-22-03-07>
- Mikolov, T., Chen, K., Corrado, G., & Dean, J. (2013). *Efficient Estimation of Word Representations in Vector Space*. Obtenido de arXiv preprint arXiv:1301.3781.: <https://arxiv.org/abs/1301.3781v3>
- Mikolov, T., Le, Q. v., & Sutskever, I. (2013). *Exploiting Similarities among Languages for Machine Translation*. Santa Clara, California: arXiv.
- Mikolov, T., Yih, W. T., & Zweig, G. (2013). Linguistic Regularities in Continuous Space Word Representations. *Proceedings of the 2013 Conference of the North American Chapter of the Association for Computational Linguistics: Human Language Technologies*, (págs. 746-751). Obtenido de arXiv preprint arXiv:1301.3781.
- Miranda Lorenzo, Y. O., Hernández Junco, V., & Martínez Delgado, L. (2008). *ASPECTOS DE INTERÉS SOBRE LAS COMPETENCIAS LABORALES Y SU RELACIÓN CON LA CALIDAD DEL SERVICIO*. Matanzas: Universidad de Matanzas "Camilo Cienfuegos".
- Miranda Santana, C., & Medina Fernández, Ó. (2017). *Desarrollo curricular basado en tareas esenciales. Apuntes para una pedagogía de la formación profesional*. Bogotá: Universidad Militar Nueva Granada.
- Murcia Moreno, J. A., & Torregrosa Silveira, Y. (2015). Hacia una mejor predicción de la percepción de competencia laboral en los universitarios. (R. E. Universitaria, Ed.) *REDU: Revista de Docencia Universitaria*, 13(1). Obtenido de <https://dialnet.unirioja.es/servlet/articulo?codigo=5027845>
- ONN. (2007). *NC 3001:2007*. La Habana: Oficina Nacional de Normalización.
- ONN. (2007). *NC 3002:2007*. La Habana: Oficina Nacional de Normalización. Recuperado el 2017
- ONN. (2007). *Norma Cubana NC 3000:2007*. La Habana: Oficina Nacional de Normalización.
- Ortega Moreno, I. C., Coria Páez, A. L., & Galicia Haro, E. F. (2016). Elementos considerados para una evaluación por competencias en el programa de Estudio e Interpretación de Estados Financieros. *Memorias del Congreso de la Red Internacional de Investigadores en Competitividad*. RIICO: Red Internacional de Investigadores en Competitividad.
- Paredes Valverde, M. A. (2018). *Interfaces de lenguaje natural para la consulta y recuperación de información de bases de conocimiento basadas en ontologías*. Tesis doctoral, Universidad de Murcia, Facultad de Informática, Murcia. Recuperado el abril de 2018
- Periódico El Mundo. (2017). El Mundo. Diccionario. Madrid: Unidad Editorial.

- Poblete Ruiz, M., Fernández Nogueira, D., Campo Carrasco, L., & Noël López, M. (2016). La entrevista como herramienta para la evaluación de las competencias genéricas: formación y construcción de un consenso sobre evidencias. *Revista Complutense de Educación*, 27(2). Recuperado el Abril de 2018, de <https://revistas.ucm.es/index.php/RCED/article/view/46375>
- Project Management Institute, Inc. (Diciembre de 2017). A guide to the project management body of knowledge (PMBOK guide). Sixth edition. 6ta. Pennsylvania, Pennsylvania, USA: Project Management Institute, Inc. Recuperado el 2018, de www.PMI.org
- Rahlf, T. (2017). *Data Visualisation with R*. Nueva York: Springer International Publishing.
- Ramón Rodríguez, J. (2005). *Gestión de proyectos informáticos: métodos, herramientas y casos*. Editorial UOC. Recuperado el 2018, de <https://books.google.es/books?id=I22YPj6iBisC>
- Real Academia Española. (Agosto de 2017). *Diccionario de la lengua española | Edición del Tricentenario*. Obtenido de Sitio web de la REAL ACADEMIA ESPAÑOLA: <http://dle.rae.es/?id=SHmDVXL>
- Restrepo Zapata, D. Á. (Septiembre de 2017). El constructivismo, la metacognición y el pensamiento complejo como estrategia tripartita para el desarrollo de la gestión del conocimiento y las competencias laborales. *Certiuni Journal*(3), 47-65.
- Ríos Rodríguez, D. P. (2017). *Ensayo importancia de la conformacion de equipos de trabajo de alto desempeño como factor como factor diferenciador y de competitividad en las organizaciones*. Bogotá: Universidad Militar Nueva Granada.
- Rodríguez Gómez, G., Ibarra Saiz, M. S., & Cubero Ibáñez, J. (Enero de 2018). COMPETENCIAS BÁSICAS RELACIONADAS CON LA EVALUACIÓN. UN ESTUDIO SOBRE LA PERCEPCIÓN DE LOS ESTUDIANTES UNIVERSITARIOS. *Educación XX1*, 21(1), 181-208. doi:10.5944/educXX1.14457
- Rodríguez Villamizar, L., Vera-Cala, L., Rivera, R., Rojas, O., & Uribe, L. (2017). Evaluación de percepción de competencias de trabajadores respecto del Modelo Integral de Atención en Salud. *Rev Univ Ind Santander Salud.*, 49(2), 302-311. doi: <http://dx.doi.org/10.18273/revsal.v49n2-2017003>
- Romeo Delgado, M., Yepes i Baldó, M., Burset Burillo, S., González Argüello, M. V., Gustems Carnicer, J., Sánchez, L., & Besolí, A. (2017). Evaluación de competencias profesionalizadoras en los estudios de grado de comunicación audiovisual. *REIRE. Revista d'Innovació i Recerca en Educació*, 10(1), 57-74. doi:<https://doi.org/10.1344/reire2017.10.11014>
- Sanborn, A., & Skryzalin, J. (2017). *Deep learning for semantic similarity. CS224d: Deep Learning for Natural Language Processing*. Stanford, California: The Stanford University NLP Group.
- Schkolnik, M., Araos, C., & Machado, F. (2005). *Certificación por competencias como parte del sistema de protección social: la experiencia de países desarrollados y lineamientos para América Latina*. Santiago de Chile: Publicación de las Naciones Unidas.
- SkyMind DeepLearning Enterprise. (2017). *SkyMind, Business intelligence and enterprise software firm*. Obtenido de Bag of Words & TF-IDF, Deeplearning4j web site: <https://deeplearning4j.org/bagofwords-tf-idf>

- Slamet, C., Atmadja, A. R., Maylawati, D. S., Lestari¹, R. S., Darmalaksana, W., & Ramdhani, M. A. (2018). Automated Text Summarization for Indonesian Article Using Vector Space Model. *The 2nd Annual Applied Science and Engineering Conference (AASEC 2017)*. 345. Pekanbaru-Riau, Indonesia: IOP Publishing. doi:doi:10.1088/1757-899X/288/1/012037
- Song, W., Zhen Liang, J., Long Cao, X., & Cheol Park, S. (2014). An effective query recommendation approach using semantic strategies for intelligent information retrieval. *Expert Systems with Applications*, 41(2), 366-372. doi:https://doi.org/10.1016/j.eswa.2013.07.052.
- Sparck Jones, K. (1972). A statistical interpretation of term specificity and its application in retrieval. *Journal of documentation*, 11-21.
- Strohmeier, S., & Piazza, F. (2015). Artificial Intelligence Techniques in Human Resource Management—A Conceptual Exploration. En C. Kahraman, & S. Onar, *Intelligent Techniques in Engineering Management* (págs. 149-172). Switzerland: Springer International Publishing.
- Tomás Díaz, D. (2009). *Sistemas de clasificación de preguntas basados en corpus para la búsqueda de respuestas*. Tesis Doctoral, Alicante. Recuperado el 2018
- Torres López, C., & Arco García, L. (2016). Representación textual en espacios vectoriales semánticos. *Revista Cubana de Ciencias Informáticas*, 10(2), 148-180.
- Torres López, S. (2015). *Modelo de evaluación de competencias a partir de evidencias durante la gestión de proyectos*. Tesis Doctoral, Universidad de las Ciencias Informáticas, Laboratorio de Investigaciones de Gestión de Proyectos, La Habana. Recuperado el 2018
- Torres López, S. (2015). *Modelo de evaluación de competencias a partir de evidencias durante la gestión de proyectos*. Tesis Doctoral, Universidad de las Ciencias Informáticas, Laboratorio de Investigaciones de Gestión de Proyectos, La Habana. Recuperado el 2018
- Torres López, S., Aldana Cuza, M. L., Piñero Perez, P. Y., & Piedra Diéguez, L. A. (Noviembre de 2016). Red neuronal multicapa para la evaluación de competencias laborales. *Revista Cubana de Ciencias Informáticas*, 10(Especial UCIENCIA), 210-223. Recuperado el 2018, de <https://rcci.uci.cu/?journal=rcci&page=article&op=view&path%5B%5D=1466>
- Vázquez González, O., & Zenea Montejó, M. L. (1 de Enero de 2017). La gestión de capital humano por competencias laborales de los profesores universitarios con un enfoque estratégico. *Revista Cubana de Contabilidad y Finanzas*(1). Recuperado el 22 de Octubre de 2017, de <http://ojs.uh.cu/CofinHabana/index.php/RCCF/article/view/207>
- Vázquez Reyes, S., de León Sigg, M., Velasco Elizondo, P., Villa Cisneros, J., & Briceño-Muro, S. (2017). Recuperación de información a través del índice invertido en Be Intelligent. *RISTI - Revista Ibérica de Sistemas e Tecnologías de Informação*, 21, 85-98. doi:https://dx.doi.org/10.17013/risti.21.85-98
- Villena Román, J., Collada Pérez, S., & Lana Serrano, S. (2011). Método híbrido para categorización de texto basado en aprendizaje y reglas. *Procesamiento del Lenguaje Natural*(46), 35-42. Obtenido de <http://www.redalyc.org/html/5157/515751746004/>

- Vizuite Gaibor, L. L., & Muñoz Ponce, H. J. (2016). LA EVALUACIÓN BASADA EN COMPETENCIAS. SU INCIDENCIA EN LA FORMACIÓN PROFESIONAL DE LA EDUCACIÓN SUPERIOR. *REVISTA FORMACIÓN Y CALIDAD EDUCATIVA*, 4(2). Recuperado el 2018, de <http://runachayecuador.com/refcale/index.php/refcale/article/view/1193>
- Wang, L., Li, Y., Huang, J., & Lazebnik, S. (2018). Learning Two-Branch Neural Networks for Image-Text Matching Tasks. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*. doi:10.1109/TPAMI.2018.2797921
- Wibowo, S. (2011). A Case-Based Reasoning Approach for Evaluating and Selecting Human Resource Management Information Systems Projects. En B. Liu, & C. Chai, *Information Computing and Applications* (págs. 17-24). Qinhuangdao: Springer Berlin Heidelberg.
- Zhukova, I., Kultsova, M., & Navrotsky, M. (2014). Intelligent Support of Decision Making in Human Resource Management Using Case-Based Reasoning and Ontology. En A. Kravets, M. Shcherbakov, M. Kultsova, & T. Iijima, *Knowledge-Based Software Engineering* (págs. 172-184). Volgograd: Springer International Publishing.
- Zimniewicz, M., Kurowski, K., & Węglarz, J. (2018). Scheduling aspects in keyword extraction problem. *International Transactions in Operational Research*, 507–522. doi:<https://doi.org/10.1111/itor.12368>