



Escuela Superior de Tecnología y Ciencias Experimentales
Máster en Sistemas Inteligentes

TRABAJO DE FIN DE MÁSTER

**Definición y análisis de indicadores
estratégicos para redes sociales.
Un caso de estudio en el sector automovilístico**

Autora:

Indira Lázara Lanza Cruz

Tutor:

Rafael Berlanga Llavori

Noviembre de 2016

Curso 2015-2016

Resumen

La disciplina Inteligencia de Negocios se dedica a definir indicadores estratégicos a partir de medidas de interés definidas sobre un conjunto de datos temporales recolectados desde diferentes fuentes, e integrados bajo un mismo esquema multidimensional. Tradicionalmente, los datos recolectados tienen un carácter corporativo (ventas, promociones, etc.) y son generados dentro de la misma empresa. Sin embargo, buena parte de la información estratégica relevante que puede afectar a una organización reside actualmente en fuentes externas, principalmente las redes sociales. Desafortunadamente existen pocos trabajos que establezcan los indicadores externos más adecuados para cada dominio, y la forma de calcularlos a partir de las mismas redes sociales. En este trabajo se hace un estudio tanto de los trabajos propuestos en la literatura, como de los sistemas que actualmente ofrecen algún tipo de informes y análisis sobre redes sociales. Una vez realizado este estudio se propondrá un método para definir indicadores sociales, siguiendo la metodología tradicional utilizada en BI para definir indicadores estratégicos. Por último, se desarrollará un caso de estudio sobre la infraestructura SLOD-BI para demostrar la utilidad del método propuesto.

Palabras claves:

Indicadores sociales, indicadores estratégicos, KPI, inteligencia de negocio, Big Data

Contenido

Introducción	1
1. Marco Teórico.....	4
1.1 Indicadores estratégicos en la Empresa	4
1.1.1 Definición de KPI	4
1.1.2 Tipos de KPI.....	4
1.1.3 Ejemplo definición y cálculo de un KPI	5
1.2 El plan de marketing en los medios sociales.....	7
1.3 Indicadores Sociales claves del desempeño.....	7
1.3.1 Definición de objetivos estratégicos de un empresa	8
1.3.2 Indicadores Sociales.....	8
1.3.3 Utilidad de las métricas de redes sociales	8
1.3.4 Tipos de métricas en los medios sociales.....	9
1.3.5 Ejemplos de indicadores y métricas sociales	10
2. Estado del arte de sistemas colaborativos para el cálculo y análisis de Indicadores en el sector empresarial.....	12
2.1 SLOD-BI	12
2.2 SemPI.....	13
2.3 KPIshare.....	13
2.4 RDF Data Cube Vocabulary	14
2.5 Análisis de las plataformas revisadas	14
3. Propuesta de un método de captura y representación de los indicadores sociales	15
3.1 Parametrización de la infraestructura.....	15
3.1.1 Revisión de la infraestructura SemPI.....	16
3.1.2 Revisión de la infraestructura de SLOD-BI	17
3.1.3 SemPI extendido a SLOD-BI, definición de nuevas estructuras de datos	18
3.2 ETL para la población de indicadores	24
4. Desarrollo de un caso de estudio sobre la infraestructura SLOD-BI.....	25
5. Discusión.....	32
Conclusiones	33
Referencias	34

Introducción

La inteligencia de negocios (BI - Business Intelligence) tiene como objetivo esencial extraer el conocimiento estratégico contenido en la información y los datos generales en una organización. En la actualidad se trabaja con gran cantidad de datos y resulta complejo analizarlos de forma óptima. El proceso de extracción del conocimiento a través de los datos exige el uso de determinadas técnicas y herramientas que nos van a permitir extraer perfiles, realizar segmentaciones, modelizar el riesgo, pronosticar ventas, ingresos y otras magnitudes a través de modelos predictivos y, en definitiva, ofrecer conocimiento para respaldar las decisiones empresariales [1].

La inteligencia y analítica de negocios (BI&A - Business Intelligence and Analytics) se han convertido en ramas de estudio cada vez más importantes tanto en las comunidades académicas como empresariales, reflejándose en la magnitud y el impacto que tienen los datos sobre los problemas aún por resolver en las organizaciones empresariales.

Estudios recientes han puesto en relieve este desarrollo significativo: por ejemplo el Informe de Tendencias Tecnológicas de IBM (IBM Tech Trends Report) presentado en el 2011, identificó el análisis de negocios (Business Analytics) como una de las cuatro grandes tendencias tecnológicas en la década de 2010. En un estudio sobre el estado del arte de la analítica de negocios publicado en Bloomberg Businessweek (2011), se informa que el 97 % de las empresas con ingresos superiores a 100 millones de dólares utilizan algún tipo de analítica de negocios. Un informe de McKinsey Global Institute predijo que para el año 2018 Estados Unidos se enfrentará a una escasez de entre 140.000 y 190.000 personas con capacidad de análisis profundo, así como un déficit de 1,5 millones de especialistas con los conocimientos necesarios para analizar grandes volúmenes de datos y tomar decisiones efectivas [2].

Las oportunidades que ofrece la analítica de datos ha despertado especial interés en el estudio de la BI&A que comprende: las técnicas, tecnologías, sistemas, prácticas, metodologías y aplicaciones que analizan los datos críticos de negocio, permitiendo una mejor comprensión del negocio y el mercado, facilitando así la toma de decisiones oportunas. Además de las tecnologías asociadas, el ámbito de la BI&A incluye prácticas y metodologías centradas en el negocio que pueden ser aplicadas en diferentes ámbitos impacto como: comercio electrónico, inteligencia de mercado, educación, salud, seguridad, e-gobierno, entre otros.

La disciplina de BI se dedica a definir indicadores estratégicos a partir de medidas de interés definidas sobre un conjunto de datos temporales recolectados desde diferentes fuentes e integrados bajo un mismo esquema multidimensional. Tradicionalmente, los datos recolectados tienen un carácter corporativo (ventas, promociones, etc.) y son generados dentro de la misma empresa. Sin embargo, buena parte de la información estratégica relevante que puede afectar a una organización reside actualmente en fuentes externas, principalmente las redes sociales [3] [4] . Desafortunadamente existen pocos trabajos que establezcan los indicadores externos más adecuados para cada dominio, y la forma de calcularlos a partir de las mismas redes sociales.

Los métodos de supervisión tradicionales, como las encuestas de mercado para predecir tendencias futuras en la población, suelen presentar los resultados con cierto retraso con relación al momento en que realmente están sucediendo los acontecimientos que se persiguen conocer. A diferencia de lo anterior, recientes investigaciones han revelado la utilidad de las redes sociales como herramientas de predicción, debido a la inmediatez de la información, su bajo coste y el gran volumen de datos. La existencia de herramientas sofisticadas que permiten a sus usuarios compartir públicamente sus opiniones y/o sentimientos sobre un tema particular, constituyen un medio valioso para obtener información agrupada por afinidades, por características demográficas, sociales, culturales e ideológicas [5] [6].

Sobre el análisis predictivo en las redes sociales se han realizado diferentes estudios y aplicaciones como: predecir el resultado de campañas electorales en Estados Unidos, predecir una tendencia económica-social-política cualquiera [7], predecir el éxito en taquilla de una película vigilando el volumen de datos en Twitter [5], el estudio para evaluar si Google Trends puede ser un predictor de la actividad económica [6].

En este proyecto se investigará en una nueva línea de investigación dentro del área de BI&A que tiene como objeto los indicadores sociales [8] [9] [10]. Brevemente, un indicador social es una métrica temporal que permite a una organización medir dinámicamente el impacto de sus actividades en las redes sociales así como determinar el retorno de la inversión (ROI). Por otro lado, las acciones en las redes sociales son definidas en términos de objetivos estratégicos de la organización, que en este caso también tiene un carácter social. Los grandes desafíos de esta línea de investigación residen en la definición dinámica de buenos indicadores sociales, los cuales deben ser capturados y seguidos a partir de toda la información que se publica en las redes sociales. Por tanto, esta línea combina tanto desafíos del BI&A (definición de objetivos e indicadores estratégicos a partir de almacenes de datos) como los inherentes al manejo de Big Data (gran volumen, alta heterogeneidad y gran escalabilidad).

A pesar del gran interés comercial que existe en la creación de técnicas analíticas para las redes sociales, existen pocas aproximaciones en la literatura que aborden el tema dentro del área del BI&A. Algunos trabajos pioneros han sido recientemente revisados en [9], y básicamente se plantean una correlación entre entidades externas (tales como noticias u opiniones) y entidades internas (los hechos a analizar). Otros trabajos se han centrado en crear modelos multidimensionales para el análisis de opiniones vertidas en las redes sociales acerca de un producto o compañía [10] - [11]. Muchos trabajos del área crean directamente procesos ad-hoc que miden algún tipo de indicador sobre un tema determinado en una red social, principalmente de carácter topológico [12], de producto [13] [14] [15], o de sentimiento (polaridad) [16] [17]. Actualmente, el análisis de redes sociales está alcanzando un grado de madurez suficiente como para abordarlo desde un punto de vista más metodológico, tal y como se ha abordado el tema del BI tradicional en los almacenes de datos (data warehouse) [18] [19] [20]. Sin embargo, existen peculiaridades en este dominio que no permiten adaptar de forma directa las técnicas BI tradicionales [9] [10]: los datos sociales que deben analizarse se consideran Big Data [2], y los indicadores sociales son dinámicos, volátiles y menos predecibles en su comportamiento.

Objetivos del trabajo

Los objetivos planteados en este trabajo son: realizar un estudio de los indicadores sociales definidos en la literatura o utilizados en las herramientas comerciales; proponer un método de captura y representación de indicadores sociales y por último el desarrollo de un caso de estudio sobre la infraestructura SLOD-BI.

Metodología

La metodología propuesta para este trabajo consiste en una revisión científico-técnica de los métodos actuales para la recolección y definición de indicadores sociales, la selección del método más adecuado para representar este tipo de información, y el desarrollo de un prototipo basado en el método seleccionado. A su vez, se proporciona evidencia experimental de la eficiencia y efectividad del enfoque.

El resto del documento se estructura como sigue. En la sección 2 se presenta el marco teórico de la investigación, donde se describen los conceptos fundamentales de la investigación: indicadores estratégicos en la empresa, indicadores sociales y las herramientas de utilidad para el análisis de grandes volúmenes. En la sección 3 se realiza un estudio del estado del arte de sistemas para el análisis de indicadores sociales en el sector empresarial. La sección 4 presenta una propuesta de un método de captura y representación de indicadores sociales, haciendo uso de las técnicas y herramientas estudiadas durante la investigación. En la sección 5 se presenta el desarrollo de un caso de estudio para validar el método propuesto y por último, en la sección 6, se presenta la discusión de los resultados.

1. Marco Teórico

1.1 Indicadores estratégicos en la Empresa

En esta sección se ofrece una visión general sobre los Indicadores Claves de Desempeño (KPI- Key Performance Indicators) en el contexto empresarial, la importancia de definirlos correctamente y conocer qué se logra con ellos. Se proporciona una definición y las características generales de los KPI. Al final de la sección se muestra un ejemplo de cómo calcular uno de estos indicadores.

1.1.1 Definición de KPI

Un indicador Clave de Desempeño o KPI (Key Performance Indicator) es un valor medible de forma cualitativa o cuantitativa, generalmente expresado como un porcentaje o ratio, permite evaluar el progreso hacia la consecución de objetivos planteados en una empresa. La consecución de estos objetivos se revisa a intervalos regulares. El reto es encontrar el indicador más idóneo que esté ligado a lo que se está monitorizando [21].

Una vez que se tienen perfectamente definidos los objetivos es mucho más simple fijar los KPI. En la bibliografía se establece que los KPI deben seguir el criterio SMART: específicos (Specific), medibles (Measurable), alcanzables (Achievable), relevantes (Relevant) y estar definidos y medidos a tiempo (Timely) [22].

Un KPI puede calcularse a partir de un conjunto de métricas de negocio. Una métrica de negocio es una medida cuantificable que las organizaciones utilizan para seguir y evaluar el desempeño de un proceso de negocio específico. Existen métricas específicas que cada líder de departamento en una empresa debe monitorizar, por ejemplo: el departamento comercial debe dar seguimiento a las respuestas de las campañas comerciales, un departamento de ventas debe evaluar las nuevas oportunidades de venta y encontrar clientes potenciales, mientras que los directivos deben supervisar las métricas financieras.

Los KPI también sirven para saber cómo dinamizar los canales de la empresa en redes sociales ya que los resultados darán pistas sobre cómo seguir aplicando la estrategia [22] [23].

1.1.2 Tipos de KPI

Generalmente, se distinguen dos niveles de KPI. Los KPI de alto nivel pueden enfocarse en el desempeño general de la empresa, mientras que los KPI de bajo nivel pueden centrarse en procesos en departamentos tales como ventas, marketing o un centro de llamadas [24].

Puede ser útil agrupar los KPI en categorías basadas en la visión, estrategia y los objetivos de la empresa, ya que esto puede ayudar a definirlos correctamente, a conocer la relevancia y a evitar posibles solapamientos entre ellos.

A continuación, se listan las categorías que pueden ser de utilidad como punto de partida para definir un KPI:

Categoría del Indicador	Descripción
Rendimiento	Los servicios son relevantes y apropiados para la organización.
Confiabilidad	La prestación de servicios es consistente, fiable y confiable.
Capacidad de respuesta y puntualidad	Las respuestas a las solicitudes de los clientes y la prestación de servicios se realizan dentro de los plazos y otras medidas de calidad.
Relaciones	Los miembros del equipo prestan servicios con tacto, reconocimiento, respeto y consideración.
Recursos	Tiempo, presupuesto y costos
Seguridad	Se protege la integridad y la privacidad de los datos

Tabla 1 Categorías de indicadores del desempeño [22]

1.1.3 Ejemplo definición y cálculo de un KPI

Un indicador se representa por un nombre, las variables que intervienen en su fórmula y las dimensiones que permiten su desglose (ver tabla 2). El nombre del indicador debe ser autoexplicativo y contextualizado, por ejemplo “Porcentaje de solicitudes respondidas”. A su vez es preciso especificar las dimensiones del indicador que hacen referencia a los aspectos o facetas específicas de un concepto que queremos medir. A continuación, a modo de ilustración (figuras 1, 2 y 3), se desarrolla el cálculo del indicador: Porcentaje de solicitudes respondidas en un año concreto.

Nombre Indicador	Porcentaje de solicitudes respondidas
Dimensiones	<ul style="list-style-type: none"> • En la oficina principal de la institución • En el país • En un mes • En un año • Respecto de las solicitudes presentadas • Etc.

Tabla 2 Elementos de un indicador



Figura 1 Estructura de un indicador clave del desempeño

La variable solicitudes respondidas corresponde al numerador de fórmula, mientras que la variable solicitudes ingresadas al denominador.

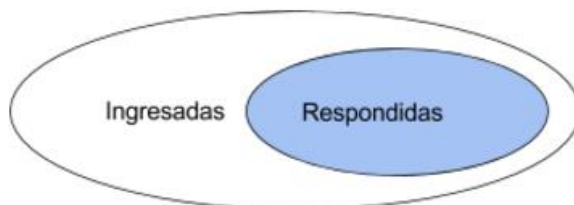


Figura 2 Proporción de solicitudes respondidas sobre las solicitudes ingresadas

Fórmula del indicador

Porcentaje de solicitudes respondidas en el año t

$$\left[\frac{\text{Total de solicitudes respondidas en el año } t}{\text{Total de solicitudes ingresadas en el año } t} \right] * 100$$

Figura 3 Fórmula de indicador Porcentaje de solicitudes respondidas en un tiempo determinado

1.2 El plan de marketing en los medios sociales

A la hora de plantearnos qué debemos medir, debemos comenzar teniendo claro cuál es nuestro plan de marketing en los medios sociales. Teniendo como base dicha planificación, a partir de la identificación del objetivo (o público objetivo) al que se quiere llegar, es posible definir un plan de marketing particular para cada servicio en los medios sociales [25]:

- Identificación de los perfiles del público potencial al que queremos ofrecer dicho servicio.
- Establecimiento de objetivos tácticos. Éstos han de estar alineados con la definición del propósito y enfoque de la planificación, así como con los estratégicos del plan de marketing online. “Los objetivos han de ser específicos, realistas y sobre todo se deben poder medir” [26].
- Selección de la estrategia adecuada para la consecución del objetivo planteado.
- Asignación de recursos y plazos, cuantificar los objetivos marcados, determinar cómo se va a medir y bajo qué plazo de tiempo.
- Monitorizar y medir en bruto las estadísticas de los medios sociales.
- Definir la medición del éxito del servicio, hallando el coste por visita o el valor del ROI.
- La valoración estratégica final sobre dicho servicio, una vez respetados los plazos de recogida y conversión de datos, es imprescindible para la toma de decisiones sobre la continuidad de la gestión del servicio, o la realización de las modificaciones que se consideren oportunas.

1.3 Indicadores Sociales claves del desempeño

En redes sociales resulta muy complicado fijar indicadores claves del desempeño debido a que en estos medios online se basan en parámetros poco evidentes. Es cierto que se puede conocer la interacción de los usuarios con facilidad pero es más difícil saber cuáles son los sentimientos de ese usuario hacia la marca o empresa. Por ello se debe tener muy claro que es lo que se quiere conseguir y pensar con detenimiento cómo se puede llevar a cabo, en definitiva definir los objetivos. El problema es que muchas veces la estrategia llevada a cabo contempla los KPI a posteriori, es decir cuando la campaña ya está en marcha complicando así la labor analítica [27].

1.3.1 Definición de objetivos estratégicos de un empresa

Una vez que se tienen perfectamente definidos los objetivos es mucho más simple fijar los KPI, estos deben seguir el criterio SMART.

En [28], clasifican los objetivos en términos de analítica web sobre cuatro categorías:

Adquisición: Conseguir llegar al público objetivo y no a usuarios que no están interesados en la marca o empresa.

Compromiso: Mediante este proceso se consigue aumentar la calidad y la intensidad de la relación con el usuario.

Conversión: Conseguir que el usuario lleve a cabo la acción por la que se espera de él, es decir cuando se cumple el objetivo con éxito.

Fidelización: Se trata de conseguir el compromiso de usuario para que vuelva y todo el trabajo realizado de beneficios el mayor tiempo posible.

1.3.2 Indicadores Sociales

Como se ha comentado en secciones anteriores, los indicadores clave de desempeño ilustran la efectividad de una campaña o programa en cuanto se relaciona con alcanzar un objetivo específico. Lo que constituye un indicador de rendimiento clave depende de lo que desee medir. Según [29] cualquier cosa puede ser un KPI, desde el número de visitas a sitios web, clics en un anuncio, número de suscripciones de RSS, tráfico Web, registros en una Web o ingresos por el número de ventas. Como se constata, la lista puede ser infinita.

La medición de negocios en el espacio de los medios sociales, debido a la abundancia de datos, puede ser abrumadora. Muchos managers de negocios caen presa de la tentación de medir todo. Por lo anterior, resulta fundamental conocer de antemano qué métricas son importantes y qué métricas no son útiles, con el fin de crear una práctica de medición efectiva durante el análisis [29].

1.3.3 Utilidad de las métricas de redes sociales

Una métrica de medios sociales es una medida analítica utilizada para determinar el desempeño de la actividad de una empresa o de una persona en los medios sociales. Los vendedores utilizan software de monitoreo de medios sociales como una herramienta para observar la actividad en las plataformas sociales y recopilar información sobre cómo los usuarios se están involucrando con su marca.

El desafío que afrontan los vendedores es que la naturaleza de la conversación social está ahora dispersa, lo que dificulta agregar la conversación social y consolidarla en una visión significativa. Ninguna plataforma única tiene el monopolio de la conversación social, por lo que la obtención de datos de todo lo social es clave para entender el panorama general. No es sólo conversación, son las acciones que resultan como parte de esas conversaciones.

El seguimiento de la analítica social es bidireccional. El objetivo final de monitorear las métricas de los medios sociales es utilizar los datos adquiridos para mejorar los esfuerzos de marketing y responder y comprometerse de manera proactiva.

Es importante seguir las métricas de los medios sociales porque son una buena medida de cómo las personas están viendo el negocio, la calidad de su contenido y el interés general. Las métricas de los medios sociales ilustran una forma única de compromiso de marca que los directores de marketing valoran. El análisis social es esencial para cualquier negocio y necesita ser supervisado como cualquier otro componente de comercialización [24].

Otros autores separan los conceptos de indicadores y métricas, donde las métricas son las medidas de las variables que conforman el indicador. A continuación se citan diferentes categorías, definidas por varios autores, para identificar métricas para el cálculo de indicadores sociales.

1.3.4 Tipos de métricas en los medios sociales

En [30] se definen tres categorías básicas para las métricas sociales:

Cuantitativas: Miden en términos numéricos el número de seguidores, “me gusta”, tweets, demografía, tasa de rebote, etc. Su objetivo es cuantificar el crecimiento de la comunidad o red social.

Cualitativas: miden conceptos más ambiguos como la percepción y el compromiso con la marca, todo esto se consigue a través de la medición del número de interacciones, de menciones y citas en diversos medios tales como blogs, redes sociales, etc., así como la evolución de dichas menciones.

De rendimiento de la inversión: miden el beneficio que se consigue gracias a la inversión realizada en medios online, se mide a través del ROI.

La métrica AIR es propuesta por [31] y en ella muestra los parámetros clave sobre los que construir los indicadores con los que se va a trabajar:

Actividad: Mide las acciones que la empresa u organización lleva a cabo en los medios sociales.

Interacción: Mide el nivel de implicación de los usuarios a través de sus actividades en la red social.

ROI: Mide si aumenta o disminuye lo que se ha invertido en los servicios de la red social y el beneficio que se obtiene de ellos.

En [28] añaden los siguientes indicadores de interés:

Engagement o compromiso: Mide el nivel de compromiso que tienen los usuarios con la red social, se puede medir a través de la suma de “me gusta”, comentarios, etc., dependiendo de la red social que se esté midiendo. Este es un indicador similar a la interacción expuesta de la métrica AIR de Brown, mencionada anteriormente.

Usuarios destacados: Este indicador puede ser fundamental ya que ofrece una gran oportunidad, trata de involucrar a los líderes de opinión en nuestra estrategia lo que ofrece una mejor imagen de marca.

Alcance: Mide hasta dónde y a cuánta gente se está llegando a través de la red social, es fácilmente medible a través de gestores de redes sociales.

Impresiones: Similar al anterior, pero en este caso además se mide qué es lo que se está hablando de la empresa o marca y dónde.

1.3.5 Ejemplos de indicadores y métricas sociales

Dependiendo del sector empresarial y el departamento específico que se desea medir, existen una gran variedad de tipos de KPI que pueden ser supervisados. Cada departamento querrá medir el éxito basándose en metas y objetivos específicos.

A continuación, se muestra un grupo de ejemplos de KPI y métricas relacionados con los medios sociales y marketing, y se comenta la información que se puede medir.

El marketing constituye un punto de encuentro entre el arte y la ciencia. Por un lado, los mejores vendedores aprovechan su creatividad y habilidad artística para crear campañas que captan la atención y la imaginación de su público; por otro, miden y analizan constantemente el desempeño de cada campaña para refinar sus mensajes y optimizar sus estrategias. Las tablas 3 y 4 describen los KPI y métricas relacionadas para Marketing y Análisis de medios sociales, respectivamente; En [24] se establecen como herramientas fundamentales para asegurar la obtención de datos correctos y obtener el máximo potencial durante el proceso de análisis del rendimiento del negocio.

KPI relacionados con el área de Marketing	
Marketing ROI (Retorno de Inversión de Marketing)	Mide los resultados que una campaña de marketing está generando en comparación con el costo de su ejecución. Los resultados pueden incluir nuevas perspectivas, mayor tráfico web o más menciones de marca en línea. Los costes suelen incluir tiempo y dinero.
Incremento de ventas	Mide la contribución del marketing a los ingresos por ventas. Este KPI enfatiza la importante relación entre ventas y marketing y la necesidad de alineación entre estas dos funciones.
Fuentes que generan tráfico a la Web	Mide y clasifica las fuentes que conducen a visitantes a su Web site.
Tasa de finalización de metas	La tasa de finalización de metas (GCR) mide el número de personas que completan una meta de marketing específica. Los vendedores utilizan esta métrica extensivamente en la optimización de sus sitios Webs

Tabla 3 Métricas e indicadores para el marketing en Internet.

KPI en los medios sociales	
Sentimientos Sociales	El análisis del sentimiento social implica clasificar las menciones de la marca como negativas, positivas o neutras. El sentimiento social sobre su marca puede jugar a través de una amplia variedad de canales digitales incluyendo blogs, Twitter, Facebook y cobertura de medios de comunicación.
ROI en los medios sociales	El retorno de la inversión en los medios sociales (ROI) es la prueba monetaria de que sus esfuerzos de marketing están funcionando. De acuerdo con Social Media Examiner, "ROI de los medios de comunicación social se define como una medida de la eficiencia de una campaña de marketing de medios sociales".
Interacciones Sociales	El KPI de Interacción Social mide la efectividad de sus campañas de medios sociales en fomentar un compromiso positivo. Interacción: una comunicación entre un miembro de la audiencia y el perfil social de su marca. Esto puede tomar la forma de interacciones específicas de la plataforma, como menciones en Twitter, Likes en Facebook o + 1 en Google+. Además, una sólida estrategia de medición de medios sociales correlacionará estas interacciones con otras metas de marketing, como inversiones en los Sitios Web o incremento de ganancias.
Crecimiento de Seguidores	El KPI de crecimiento de seguidores mide el número de nuevos seguidores que ha ganado en una plataforma de medios sociales específica durante un período de tiempo determinado y lo compara con un objetivo predeterminado. Es importante no sólo medir cuántos nuevos seguidores obtienes, sino también compararlo con objetivos o incluso con los competidores. Esto proporciona un índice de "cuota de conversación" y el éxito en una determinada plataforma.
Datos demográficos	Los datos demográficos miden y analizan información acerca de los seguidores para ayudar a comprender dicho público. Plataformas como Facebook proporcionan información demográfica acerca de los seguidores de tu página, como edad, sexo, ubicación, ocupación, etc. Esta información no sólo es útil para crear contenido atractivo para una audiencia determinada, sino también para entender el fenómeno de audiencia como un todo.
Eventos sociales	La medición de Eventos Sociales monitorea eventos a través de sus interacciones sociales como likes, reposts y menciones para ayudar a generar compromiso y hacer crecer la audiencia. Cada plataforma social tiene su propia marca única de interacciones: Twitter tiene favoritos, retweets y menciones; Facebook tiene likes y shares; etc. Cada tipo de interacción difiere en importancia desde una perspectiva de marketing.

Tabla 4 Métricas e Indicadores Sociales

2. Estado del arte de sistemas colaborativos para el cálculo y análisis de Indicadores en el sector empresarial

Hoy en día la creación de redes sociales de la colaboración son factores claves para lograr ventajas competitivas sostenibles por parte de las empresas, el mundo académico y las instituciones políticas. La colaboración se basa en el intercambio de información, que en última instancia conlleva a la capacidad de llegar a un acuerdo sobre el significado de los datos intercambiados. Por lo tanto, las tecnologías semánticas son una poderosa herramienta para proporcionar una capa común para la colaboración y el intercambio de información. Las tecnologías semánticas se han aplicado extensivamente a la información y se sitúan al nivel operativo de los sistemas de información. La tendencia hacia la creación de organizaciones en redes colaborativas como Empresas Virtuales (EV), planteó la necesidad de colaborar también a nivel táctico y estratégico. En este nivel, las partes colaboradoras deben acordar criterios para medir el logro de los objetivos y evaluar los resultados, así como integrar las medidas locales para obtener una visión global de la EV. Por lo general, los resultados se miden mediante un conjunto de KPI para destacar aquellos indicadores que son de interés estratégico para una organización [18].

A continuación se presenta el estado del arte de plataformas actuales, que hacen uso de la tecnología de la Web semántica y las ventajas de la web colaborativa para la definición y seguimiento de indicadores de utilidad para el sector empresarial.

2.1 SLOD-BI

SLOD-BI es un proyecto desarrollado por el grupo de investigación Bases de Conocimiento temporal (TKBG, del inglés Temporal Knowledge Bases Group), de la Universidad Jaime I. Se propone una infraestructura de datos semánticos para BI con el objetivo de brindar nuevas oportunidades para integrar la BI tradicional y BI social. SLOD-BI se encarga de analizar la información social publicada en las redes sociales y la Web 2.0. Los datos publicados en esta infraestructura están adaptados a los objetivos estratégicos específicos de varias empresas participantes en el proyecto, de manera que actualmente sólo almacena hechos relevantes para estas y se analizan sus objetivos. El proyecto abarca el desarrollo de esta infraestructura, desde la extracción y publicación automática de hechos susceptibles de análisis hasta su integración en herramientas de BI tradicionales y modernas. El carácter abierto de esta infraestructura facilitará su uso por parte de las PYMES, permitiendo a las empresas extraer conocimientos útiles a partir de la información heterogénea publicada en redes sociales y blogs [10].

Desde un punto de vista científico y técnico, el proyecto propone la combinación de modelos cognitivos con modelos de lenguaje estadísticos, grandes recursos de conocimiento abierto y modelos analíticos multidimensionales para definir métodos eficientes de extracción y análisis de información social. Esta infraestructura sigue los principios de la iniciativa Linked Open Data [10].

2.2 SemPI

SemPI ha sido concebido dentro del proyecto europeo BIVEE2, destinado a apoyar a las empresas virtuales en la realización de proyectos comunes de innovación. La plataforma desarrollada propone un marco semántico para representar los KPI en la empresa. Esta infraestructura permite la construcción y mantenimiento de un diccionario formal para KPI u ontología sobre KPI, mínimo y consistente. La característica distintiva del enfoque es la representación lógica de las fórmulas que definen los KPI, permitiendo hacer explícitas las relaciones algebraicas entre los indicadores y razonar sobre estas relaciones para derivar la identidad y equivalencia de los mismos, a su vez permite reforzar la consistencia general del diccionario. El proyecto presenta una aplicación web que implementa un marco para la construcción colaborativa y el mantenimiento del diccionario de KPI [18].

De forma más específica las contribuciones de este proyecto son las siguientes: la plataforma combina una semántica descriptiva tradicional de los KPI con su semántica compositiva en una ontología denominada KPIOnto, que permite hacer explícitas las relaciones algebraicas entre indicadores. A más alto nivel en la ontología, introducen capacidades de razonamiento basadas en reglas que formalizan los axiomas matemáticos básicos para la resolución de ecuaciones y la manipulación de fórmulas. Tales funcionalidades de razonamiento apoyan la definición de un conjunto de reglas que implementan el razonamiento semántico a alto nivel para la identificación de KPI, la verificación de equivalencias, la comprobación de consistencia de ontologías y la inferencia de fórmulas y dependencias.

La web colaborativa se encuentra en una fase beta de desarrollo, actualmente solo permite visualizar los diccionarios definidos, pero no permite la edición ni la introducción de nuevos KPI. El editor de KPIOnto se puede consultar en el siguiente enlace <http://boole.dii.univpm.it/kpieditor/>.

2.3 KPIshare

KPIshare (<http://kpishare.co>) es una plataforma web cuyo objetivo principal es proporcionar a la comunidad de Gestión de Procesos de Negocio (BPM, del inglés Business process management) una base de conocimientos de KPI bien definidos y un lugar donde puedan discutir, colaborar y crear KPI relacionados con procesos que sean aplicables en situaciones empresariales reales. Con este fin, KPIshare implementa dos estructuras fundamentales: la primera es una estructura para la definición de KPI siguiendo el criterio SMART [5, 6] y la segunda es introduce el concepto de procesos relacionados con los KPI, que es la piedra angular del contenido encontrado en la plataforma. La plataforma KPIshare se encuentra actualmente en una fase beta, en la que algunos expertos han sido invitados para probar la plataforma [32].

Un proyecto más básico es el de kpilibrary.com, donde los usuarios registrados pueden definir y compartir KPI.

2.4 RDF Data Cube Vocabulary

RDF Data Cube vocabulary (Cube) [33] es un vocabulario que permite publicar datos multidimensionales, por ejemplo estadísticas en la Web, y permite vincularlos a otros conjuntos de datos y conceptos relacionados. La infraestructura hace uso del estándar RDF (Resource Description Framework) de la W3C. El modelo que sustenta el vocabulario de Cube es compatible con el modelo de cubo que subyace al SDMX (Statistical Data and Metadata eXchange), norma ISO para intercambiar y compartir datos estadísticos y metadatos entre organizaciones.

La estructura principal de Cube se organiza de acuerdo con un conjunto de dimensiones, atributos y medidas. Los componentes *dimensionales* sirven para identificar las observaciones. Un conjunto de valores para todos los componentes de la dimensión es suficiente para identificar una sola observación. Los componentes de *medida* representan el fenómeno observado, mientras que los *atributos* permiten calificar e interpretar los valores observados. Este vocabulario permite especificar las unidades de medida, los factores de escala y los metadatos, así como el estado de la observación.

2.5 Análisis de las plataformas revisadas

Uno de los principales desafíos al implementar un sistema de medición del desempeño para la mejora continua de los procesos de negocios está relacionado con la falta de mejores mecanismos para definir correctamente los KPI de modo que estén alineados con los objetivos estratégicos de la organización y a su vez sean medibles y alcanzables [32].

Varias plataformas definen los KPI en un alto nivel de abstracción, y deben ser personalizados para los procesos específicos implementados en la organización. Además recursos online como KPILibrary.com carecen de espacios para la discusión y la definición de KPI, existiendo una gran cantidad de KPI duplicados y poca información sobre la utilidad de los KPI definidos.

La plataforma KPIShare se ha propuesto como un medio para proporcionar una base de conocimientos de KPI maduros y un lugar donde las personas pueden colaborar y crear KPI relacionados con procesos. Los enfoques anteriores dan cuenta de la naturaleza compuesta de los indicadores proporcionando una descripción informal de fórmulas para calcular KPI; y se basan fundamentalmente en conocimiento y el juicio humano para llegar a una "opinión de consenso" sobre las opiniones de las partes interesadas.

Las propuestas más interesantes que conviene ser reutilizadas y extendidas son las siguientes plataformas. SemPI, que propone un modelo y un conjunto de funcionalidades de razonamiento que permiten un soporte avanzado para la construcción colaborativa y el mantenimiento de un sistema mínimo y consistente para definir KPI. Cabe destacar las ventajas que ofrece la plataforma SLOD-BI para lograr obtener los datos primarios que necesita la solución que se propone: las métricas sociales. Y por último, RDF Data Cube propone un marco novedoso para la definición formal de observaciones estadísticas relacionadas con indicadores y toda la información relacionada, así como su almacenamiento y consulta.

3. Propuesta de un método de captura y representación de los indicadores sociales

A pesar del gran interés comercial que existe para el análisis de indicadores sociales en el sector empresarial, existen pocas aproximaciones en la literatura que aborden el tema dentro del área del BI&A. Existe una carencia de plataformas que esquematicen la captura y análisis de métricas sociales para la definición de indicadores en los medios sociales; a su vez se hace necesario la definición de técnicas y metodologías apropiadas que propicien ese análisis. Para ofrecer una solución a esta carencia de investigación, en este trabajo propone un marco metodológico para la definición y seguimiento de indicadores sociales en el ámbito empresarial, haciendo uso de las tecnologías disponibles y siguiendo la iniciativa de Linked Open Data.

Desde el punto de vista práctico, el marco debe servir como una referencia para el desarrollo de herramientas para recolectar, almacenar, monitorear, analizar y resumir indicadores sociales de utilidad para las organizaciones, a través de los datos publicados por los usuarios de las redes sociales. Desde el punto de vista de la investigación, el marco propuesto ofrece una visión general desde diferentes enfoques metodológicos específicos de diferentes disciplinas, que pueden emplearse para la analítica de los medios sociales, como lo son: la informática, estadística, inteligencia de negocios, lingüística computacional y sociología.

El marco presentado en este documento consta de dos partes principales: la captura y el seguimiento de datos en forma de indicadores sociales. Para el proceso de captura de datos sociales se va a hacer uso de la plataforma anteriormente comentada SLOD-BI. Esta plataforma constituye la base fundamental para el desarrollo de la solución propuesta, ya que ofrece los mecanismos y herramientas necesarias para poblar la infraestructura propuesta en este trabajo. Para definir una correcta estructura de representación de indicadores sociales, medidas y los elementos que conforman un indicador, se van a utilizar las infraestructuras SemPI y Cube. Para el registro y seguimiento de indicadores se hará uso principalmente de Cube. A su vez se propondrán nuevas estructuras y mecanismos de extracción, transformación y carga (proceso ETL, del inglés Extract, transform and load).

El marco de desarrollo de SLOD-BI considera tres tipos principales de medios sociales: (1) microblogging, (2) Redes sociales, y (3) weblogs. Este trabajo, se centrará en las consultas a Twitter como plataforma pública más representativa de su tipo.

3.1 Parametrización de la infraestructura

Después de analizar las plataformas y herramientas disponibles para la consulta, publicación y vinculación de datos relacionados con los KPI, y de disponer de infraestructuras que permiten el seguimiento estadístico de las observaciones asociadas a un indicador, es posible sentar las bases para el desarrollo de una solución para la gestión de indicadores sociales en el sector Empresarial. Aprovechando las bondades de la web semántica, se propone hacer uso de la infraestructura SLOD-BI para la obtención de métricas sociales que alimentan los indicadores sociales que serán definidos en esta investigación; hacer uso de SemPI para la definición de indicadores sociales y propuesta de nuevas taxonomías o catálogos relacionados con el nuevo tipo

de indicador; utilizar la infraestructura de Cube para modelar los hechos u observaciones de cada indicador sobre diferentes dimensiones, permitir su almacenamiento y seguimiento estadístico, y su vez compatibilizar la solución propuesta con el modelo de cubo de los sistemas SDMX.

3.1.1 Revisión de la infraestructura SemPI

El modelo parte de la premisa de que los socios empresariales comparten KPI con los mismos objetivos estratégicos, las distintas organizaciones calculan el mismo KPI de forma diferente, y los datos están semánticamente relacionados. El modelo semántico desarrollado, llamado KPIOnto, proporciona una representación expresiva capaz de profundizar en el significado de los indicadores, mapeando cada elemento de un almacén de datos (data warehouse) con el correspondiente concepto de una ontología (la anotación se realiza tanto con técnicas manuales como automáticas), diseñada para desambiguar el significado de medidas, dimensiones y relaciones entre KPI. El modelo utiliza OWL2-RL para la representación descriptiva de los KPI, MathML u OpenMath para codificar sus definiciones matemáticas, Prolog para llevar a cabo los razonamientos y, como indicadores base, los 365 definidos en el proyecto BIVEE (Cristalli & Isidori, 2014; Smith et al., 2014). Las tres clases principales en la ontología KPIOnto las representan la clase Indicador, la clase Dimensión y la clase Fórmula, las mismas se describen brevemente a continuación [18] [34].

La clase Indicador

La clase principal en la ontología KPIOnto es Indicador. Las propiedades de un indicador incluyen nombre, identificador, acrónimo, definición, dimensiones compatibles, fórmula, unidad de medida, objeto de negocio y función de agregación.

La clase dimensión

Una dimensión es la perspectiva a lo largo de la cual se calcula una métrica. Siguiendo el modelo multidimensional, una dimensión suele estructurarse en una jerarquía de niveles $L1 \preceq \dots \preceq Ln$, donde cada nivel Li representa una forma diferente de agrupar elementos de la misma dimensión.

La superclase *Dimensión* se compone de un conjunto de subclases, una para cada dimensión específica, por ejemplo la *dimensión área de la organización*, *dimensión tiempo*, y así sucesivamente. Los niveles se representan como subclases primitivas disjuntas de la dimensión a la que pertenecen, mientras que cada miembro es una instancia de estas clases. La jerarquía de la dimensión está representada por una relación de parte de transitiva.

La clase fórmula

Esta clase es un elemento clave del enfoque descrito en SemPI, ya que permite hacer explícita la semántica computacional de un indicador, es decir, representar formalmente un indicador en función de otros indicadores. Un KPI puede ser un dato atómico o compuesto, combinando varios indicadores. Las dependencias de un KPI compuesto se definen por medio de una expresión matemática $f(ind1, \dots, indn)$, siendo a su vez, $ind1, indn, \dots$, fórmulas de otros indicadores.

El resto de las clases definidas en KPIOnto pueden consultarse en el sitio <http://kdmq.dii.univpm.it/KPIOnto/specification/>, y para conocer más detalles sobre la estructura de KPIOnto se recomienda consultar el artículo [18].

3.1.2 Revisión de la infraestructura de SLOD-BI

SLOD-BI define patrones para el análisis de BI que combina datos corporativos y sociales. Para ello proponen una novedosa infraestructura de datos para publicar datos sociales y los sentimientos relacionados que son extraídos de forma automática. La infraestructura de datos sigue los principios **LOD**, y por tanto está dirigido a la vinculación de datos sociales con otros conjuntos de datos en la nube LOD. Para la publicación de datos vinculados, la infraestructura de SLOD-BI hace uso de las recomendaciones que ofrece la W3C [10] [11].

La figura 4 muestra la infraestructura de datos de SLOD-BI, prevista para modelar el concepto de BI en los medios sociales. En la figura se representan los datasets divididos en dos capas: el anillo interior representa los vocabularios y los conjuntos de datos de la infraestructura, mientras que el anillo externo comprende los vocabularios externos, vinculados y abiertos y los datasets relacionados. Cada componente en SLOD-BI consiste en una serie de datasets representados en forma de tripletes RDF, que gestionan información relacionada con la extracción y análisis de sentimientos en los medios sociales. Los componentes que modelan la información recogida en los datasets son: Item, PostFact, SocialFact, Facets, Opinion Facts y Sentiments Indicators (para profundizar en el estudio de SLOD-BI se recomienda consultar el artículo [10] y la tesis de doctorado [11]).

En la figura 4, los enlaces entre componentes se consideran enlaces fuertes, en el sentido de que deben ser coherentes semánticamente, y se utilizan con frecuencia cuando se realizan tareas de análisis. Por otro lado, los enlaces entre componentes de la infraestructura y los conjuntos de datos externos se consideran enlaces débiles, ya que representan posibles conexiones entre ambas entidades.

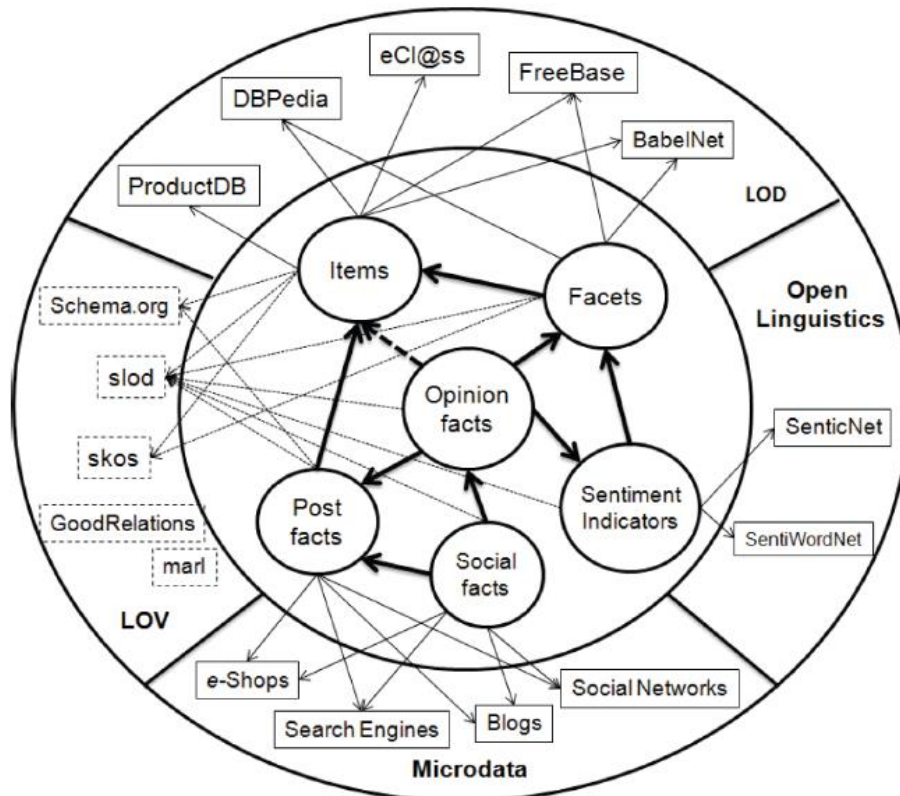


Figura 4 Structural view of SLOD-BI. LOD stands for linked open data (<http://linkeddata.org>), and LOV for linked open vocabularies (<http://lov.okfn.org>). [10]

3.1.3 SemPI extendido a SLOD-BI, definición de nuevas estructuras de datos

Para la integración de SemPI y SLOD-BI, se hace necesario definir nuevas estructuras de datos dentro de la ontología de SLOD-BI para gestionar toda la información relacionada con los indicadores sociales definidos y el valor que toman a lo largo del tiempo para dimensiones específicas ej.: (producto, país, tiempo).

La primera estructura que se va a definir, y constituye el eje principal del estudio, es el componente *slod:IndicadorSocial*, que será subclase de *kpi:Indicador* en KPIOnto. A su vez se definen indicadores sociales específicos que heredan de *slod:IndicadorSocial*.

Catálogo de Indicadores Sociales

Se propone una nueva categoría Indicador Social (SocialIndicator en inglés) que hereda de la clase Indicador propuesta en SemPI, la misma a su vez se divide en subcategorías de acuerdo a una nueva clasificación propuesta en este trabajo. Parte de esta taxonomía se muestra en la siguiente figura:

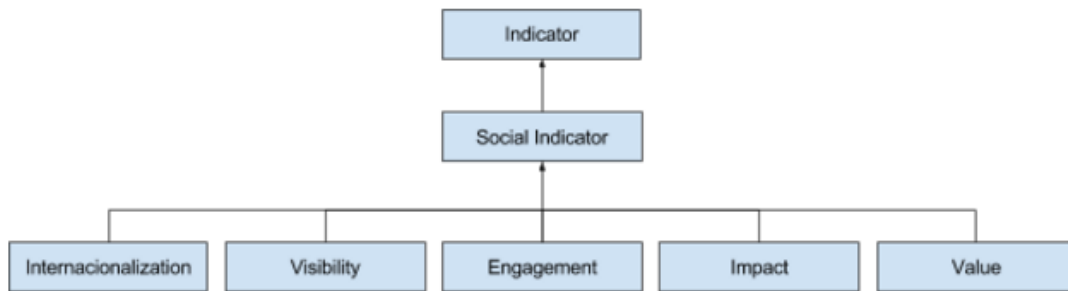


Figura 5 Fragmento de la nueva taxonomía de indicadores sociales

Compatibilidad entre los indicadores

Es importante destacar que debe existir compatibilidad entre los indicadores participantes en las fórmulas a saber: deben tener exactamente las mismas dimensiones, puede especificarse implícita o explícitamente (es decir, que si un indicador no especifica dimensiones, se heredaran las de sus vecinos en las formulas, y de las superclases).

Creación de instancias de la clase Indicador Social

A continuación, a modo de ejemplo, se describen tres de los indicadores propuestos en el catálogo de indicadores. Las tablas 5, 6 y 7 muestran las propiedades necesarias para definir los indicadores *Impacto*, *Visibilidad* e *Internacionalización* respectivamente.

Instancia Indicador Impacto

Nombre	Impacto
Tipo	Indicador
Acrónimo	IMP
Definición	Promedio de número de seguidores o amigos del <i>Item</i> (ej. <i>producto, marca, persona, etc.</i>) durante un tiempo determinado, para un área de acción determinada.
Unidad de Medida	#
Dimensiones	Item (marca de coche) TimeDimension (mensual) Area (comunidad compradores del ítem)
Fórmula	Valor correspondiente al promedio de seguidores entre todos los sitios webs.

Tabla 5 Propiedades y dimensiones del Indicador Impacto

Instancia Indicador Visibilidad

Nombre	Visibilidad
Tipo	Indicador
Acrónimo	VIS
Definición	Cuántos usuarios interactúan (hacen retweets, me gusta, no me gusta, comentarios, etc)
Unidad de Medida	#
Dimensiones	Item (marca de coche) TimeDimension (mensual) Area (comunidad compradores del ítem)
Fórmula	Media ponderada de los feedbacks positivos y las respuestas de los usuarios.

Tabla 6 7 Propiedades y dimensiones del Indicador Visibilidad

Instancia Indicador Internacionalización

Nombre	Internacionalización
Tipo	Indicador
Acrónimo	INT
Definición	Número de países, número de contribuidores por cada país,..
Unidad de Medida	#
Dimensiones	Item (marca de coche) TimeDimension (mensual) Area (comunidad compradores del ítem)
Fórmula	Media ponderada de las proporciones de lenguajes utilizados en los mensajes y los países de procedencia de los usuarios.

Tabla 8 9 Propiedades y dimensiones del Indicador Internacionalización

Definir el componente que recoge las observaciones: Indicator Facts

Un hecho asociado a un indicador se refiere a una la observación realizada sobre un indicador determinado para diferentes dimensiones (ej.: producto, espacio, tiempo). Se propone definir una nueva estructura (*indicatorFact*) en SLOD-BI para describir una observación puntual asociada a un indicador social.

El nuevo componente slod:IndicatorFact va a ser de tipo Observation en el esquema de Cube. La descripción de esta estructura se muestra en la tabla 10:

Indicator Fact

Se representa como instancias de la clase **qb:Observation**, es decir IndicatorFact es una sub-clase de qb:Observation.

Propiedad	Rango	Descripción
sdmx-dimension:timePeriod	xsd:dateTime	Dimensión tiempo utilizada para el indicador asociado
sdmx-dimension:refArea	slod:Community	Dimensión área
s:itemReviewed	slod:Item	Dimensión que especifica el elemento sobre el cual se hace la consulta
slod:hasIndicatorAssociated	kpi:Indicator	Indica el indicador asociado a esta observación
sdmx-measure:obsValue	xsd:Double	Valor que toma el indicador que se está midiendo en la observación
s:dateCreated	Date	Fecha de la observación

Tabla 10 Descripción de las propiedades del componente IndicatorFact

Propuesta de catálogo de dimensiones

Estas dimensiones heredan de la estructura Dimensión de SemPI. Se van a definir 3 dimensiones principales que se vinculan con los indicadores definidos y de estas heredan otras dimensiones más específicas. En la figura 6 se muestran algunos ejemplos de estas dimensiones

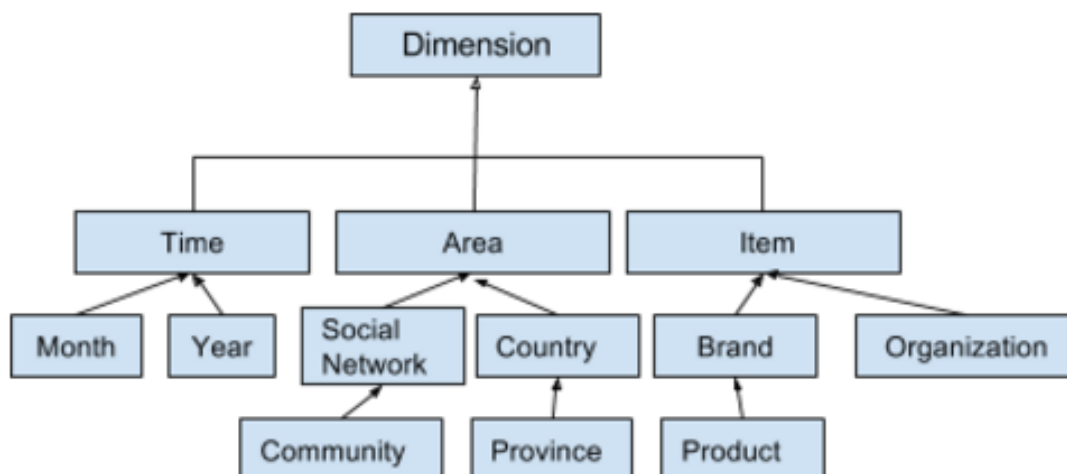


Figura 6 Taxonomía propuesta para representar dimensiones

Un ejemplo de la infraestructura propuesta:

La figura 7 muestra mediante un ejemplo para el cálculo del indicador social *Impacto* (PKI_Impact) la relación semántica entre SLOD-BI y SemPI incorporando las nuevas estructuras de enlace entre plataformas: indicadores sociales (SocialIndicator), dimensiones (Dimension) y las observaciones o hechos (IndicatorFact) sobre un indicador en las dimensiones especificadas. En la figura, las instancias están representadas con formas ovaladas, mientras que las clases se representan de forma rectangular. Las propiedades que relacionan a las instancias están representadas mediante flechas, igualmente las relaciones de herencia entre clases.

La relación slod:PKi_indegree - mappedTo - slod:indegree representa el mapeo del valor de un indicador social con la métrica capturada en SLOD-BI.

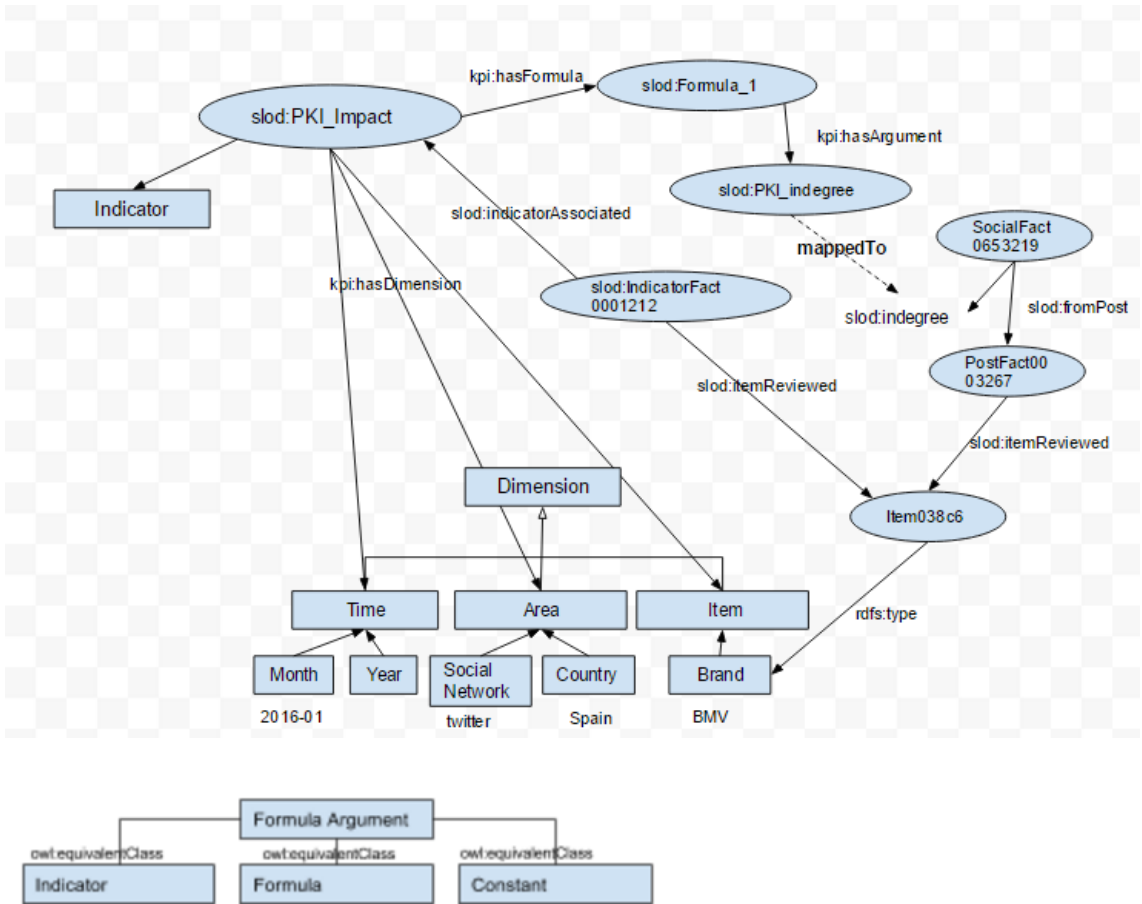


Figura 7 Un ejemplo grafico para la representación de clases y datasets en la infraestructura

Una vez incorporadas las estructuras propuestas en la plataforma SLOD-BI, la infraestructura se puede representar de acuerdo a la figura 8. En la figura se agrega un nuevo nodo, *Indicators and facts*, destacado en color verde, que representa las nuevas estructuras de datos propuestas en este trabajo: indicadores sociales (Social Indicator), dimensiones (Dimension) y las observaciones (Indicator Fact). Se incorporan también nuevos vínculos semánticos con estructuras y datasets ofrecidos por recursos externos: Schema.org, KPIOnto y RDF Data Cube .

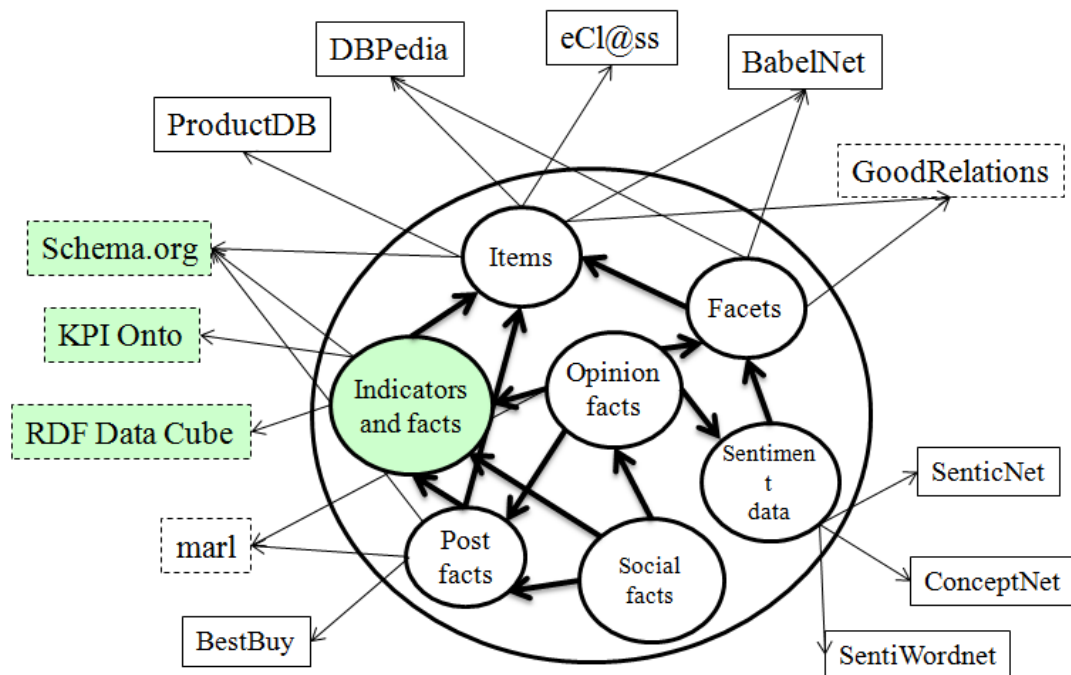


Figura 8 Representación de SLOD-BI con las nuevas estructuras propuestas.

3.2 ETL para la población de indicadores

La infraestructura SLOD-BI implementa una serie de procesos ETL para poblar los datasets propuestos. Un proceso ETL consiste en un movimiento periódico de datos extraídos desde distintas fuentes que son posteriormente transformados en elementos de un *data warehouse* (DW). Las unidades de procesamiento de un ETL se les llama operadores, los cuales consumen y producen datos tabulares. Estos operadores ejecutan diversas operaciones tales como selección, unión, agregado, concatenación, etc.

El proceso de extracción de datos de SLOD-BI difiere notablemente de los DW tradicionales, ya que los nodos de extracción de datos deben lidiar con formatos Web semi-estructurados. Además los nodos de extracción deben estar conectados a servicios web (APIS) que permiten consultar y extraer los datos de las redes sociales. Finalmente la fase de carga de datos debe ser expresada en formato RDF. Estos procesos son implementados a través de scripts en Python, y los operadores de flujo de trabajo son capaces de consumir y producir datos en forma de tripletes RDF. También se usan almacenes intermedios en RDF, los cuales se consultan con SPARQL desde otros nodos. La versión actual de SLOD-BI implementa los procesos ETL a modo de servicios web.

La solución propuesta en este trabajo no implementa ningún proceso de ETL, actualmente se han generado consultas estáticas y el proceso de poblado de estructuras se ha simulado a través de la herramienta KNIME [35].

Se propone como trabajo futuro implementar un nuevo proceso de ETL en SLOD-BI, a modo de servicio web, que permita la consulta y publicación de datos de las nuevas estructuras propuestas: indicadores sociales, dimensiones y las observaciones realizadas. Brevemente el proceso consistiría en tres fases fundamentales: la primera definir la consulta SPARQL para la captura de datos del indicador definido, la segunda fase consistiría en la creación de nodos para la interpretación y cálculo de las fórmulas definidas en los indicadores, y por último la publicación de la infraestructura que vendrá marcada por la periodicidad de cada indicador definido. También se hace necesario definir la periodicidad del proceso ETL.

4. Desarrollo de un caso de estudio sobre la infraestructura SLOD-BI

La infraestructura actual de SLOD-BI está poblada a partir de un conjunto de opiniones asociadas al tema automóvil, que fueron publicadas en Twitter y en varias redes sociales especializadas en vehículos. Es posible acceder a este prototipo de datos a través del Endpoint <http://krono.act.uji.es/SLOD-BI/sparql>. Los datasets de la infraestructura SLOD-BI (tweets, posts de un blog, etc.) se rellenan y se unen semánticamente a partir de anotar y analizar los PostFact.

Para validar la infraestructura propuesta, se desarrolló un prototipo que hace uso de la infraestructura de SLOD-BI desarrollada para el dominio de renta de coches y para simular el proceso ETL (consulta y población de datos) se utilizó la herramienta KNIME.

El proceso desarrollado puede describirse en tres pasos fundamentales: (i) generar la consulta SPARQL para obtener los datos primarios desde los datasets de SLOD-BI, y calcular el valor del indicador para las dimensiones especificadas (ítem, área y período); (ii) luego construir las nuevas tripletas correspondientes a las observaciones realizadas sobre el indicador evaluado y (iii) por último insertar estas nuevas estructuras en SLOD-BI. La figura 9 muestra un resumen del proceso.

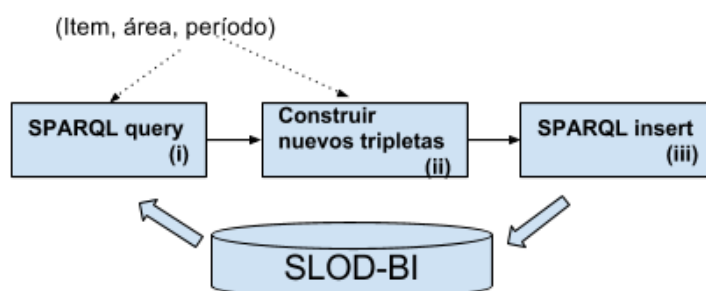


Figura 9 Representación del proceso ETL

A modo de ejemplo, la siguiente consulta SPARQL a los datasets de SLOD-BI, permite obtener varios de los datos necesarios para poblar los datasets del componente IndicatorFact. La consulta selecciona varias medidas recogidas en los datasets SocialFact como: fecha de recogida de la medida (date), número de veces que la opinión fue compartida (repostings), promedio de seguidores (reviewerIndegree) y otros datos asociados al componente PostFact como el ítem analizado.

Consulta

```
PREFIX s: <http://schema.org/>

SELECT ?item ?feedback ?repostings ?reviewerIndegree ?date ?postfact
?socialfact ?now

WHERE{
  BIND(now() as ?now).
  ?socialfact slod:fromPost ?postfact.
  ?postfact s:itemReviewed ?item .
  ?socialfact a slod:SocialFact .
  ?socialfact slod:positiveFeedback ?feedback .
  ?socialfact slod:reviewerIndegree ?reviewerIndegree .
  ?socialfact slod:repostings ?repostings .
  ?postfact s:dateCreated ?date .
  FILTER(regex(?date,"^2014-#MONTH#-"))
}
```

Se trata de una consulta parametrizada, donde el parámetro #MONTH# es sustituido por el mes en que se recogerán las observaciones para el indicador correspondiente (ya que así fue especificado en la definición del indicador). También podría filtrarse las observaciones por el tipo de ítem, según sean las dimensiones del indicador definido.

La tabla 11, muestra un fragmento del resultado de la consulta anterior. Estos valores que devuelve la plataforma SLOD-BI son agregados de acuerdo a la función de agregación y las dimensiones definidas en el indicador evaluado.

item	Feedback	Repostings	ReviewerIndex	Date	PostFact	SocialFact
slod:Renault_Megane	1	6	56	"2014-01"	slod:420247901642948608	slod:social_10926
slod:Renault_Megane	0	0	18	"2014-01"	slod:420566957189246978	slod:social_10939
slod:Renault_Megane	0	1	303	"2014-01"	slod:421078364007309312	slod:social_10964

Tabla 11 Algunos valores del resultado de la consulta

Los pasos básicos desarrollados se describen a continuación:

Paso 1. Definir los prefijos que serán utilizados

A continuación se describen los prefijos más importantes utilizados durante el desarrollo de la infraestructura y el caso de estudio.

PREFIX s:<<http://schema.org/>>

Schema.org es una iniciativa presentada conjuntamente por Google, Bing y Yahoo en 2011, con el objetivo de “crear y servir como base de un conjunto común de esquemas destinados al etiquetado de datos estructurados en páginas web.

PREFIX slod:<<http://krono.act.uji.es/datasets/ontologies/slodonto.rdf#>>

Slodonto.rdf define el esquema de la infraestructura SLOD-BI en formato RDF.

PREFIX slod_cars:<<http://krono.act.uji.es/datasets/cars/>>

Este prefijo permite utilizar los datasets sobre coches almacenados en la infraestructura SLOD-BI.

PREFIX kpi: <<http://w3id.org/KPIOnto/>>.

Prefijo para hacer uso de la ontología KPIOnto del proyecto SemPI

PREFIX ind:<http://localhost/indicators/social_indicators.ttl>

social_indicators.ttl es el esquema desarrollado para desarrollar pruebas locales de la infraestructura propuesta: indicadores y dimensiones.

PREFIX qb: <http://purl.org/linked-data/cube#>

Publica datos multidimensionales, tales como estadísticas, en la web, de tal manera que pueda vincularse a conjuntos de datos y conceptos relacionados. El vocabulario de RDF Data Cube utiliza el estándar W3C RDF (Resource Description Framework).

Paso 2. Definir y publicar el nuevo esquema

IndicatorFact

A continuación se muestra la definición de la nueva estructura correspondiente a las observaciones realizadas sobre un indicador:

```
slod:IndicatorFact
  a qb:Observation;
  rdfs:isDefinedBy <http://krono.act.uji.es/datasets/ontologies/slodonto.rdf> ;
  rdfs:comment "An observation of an Indicator in several dimentions." ;
  rdfs:label "IndicatorFact".
```

SocialIndicator

Los indicadores sociales son descritos en el documento social_indicators.ttl. A continuación se muestra un fragmento de la definición de indicadores, donde se describe semánticamente el indicador social KpiEngagement, en formato Turtle:

```
# Definition of social indicators and formulas

slod:KpiReplies
  a kpi:Indicator;
  rtm:maps-to slod:responses;.

slod:KpiReposting
  a kpi:Indicator;
  rtm:maps-to slod:reposting;.

slod:KpiMentions
  a kpi:Indicator;
  rtm:maps-to slod:reviewer_mentions;.

slod:KpiFavorites
  a kpi:Indicator;
  rtm:maps-to slod:positive_feedback;.

slod:KpiEngagement
  a kpi:Indicator;
  kpi:acronym
    "ENG" ;
  kpi:hasAggregationFunction
    biv:Sum ;
  kpi:hasDimension
    biv:TimeDimension , biv:ProductDimension, sdmx-dimension:refArea ;
  kpi:unitOfMeasure
    "#";
  kpi:hasFormula [
    kpi:hasFunction om:plus;
    kpi:hasArgument
      [ kpi:hasArgumentPosition "1"^^xsd:int ;
```

```

kpi:hasArgumentName "addend" ;
kpi:hasArgumentValue slod:KpiReplies ],
[ kpi:hasArgumentPosition "2"^^xsd:int ;
kpi:hasArgumentName "addend" ;
kpi:hasArgumentValue slod:KpiReposting ],
[ kpi:hasArgumentPosition "3"^^xsd:int ;
kpi:hasArgumentName "addend" ;
kpi:hasArgumentValue slod:KpiMentions ],
[ kpi:hasArgumentPosition "4"^^xsd:int ;
kpi:hasArgumentName "addend" ;
kpi:hasArgumentValue slod:KpiFavourites ]
].

```

Este indicador corresponde a la siguiente fórmula [36]:

$$\text{KpiEngagement} = \text{KpiReplies} + \text{KpiReposting} + \text{KpiMentions} + \text{KpiFavourites}$$

Donde: KpiReplies es un indicador definido cuyo valor se corresponde con la métrica slod:responses. Es por ello que se indica la propiedad rtm:map-to de la ontología [http://www.ontopia.net/doc/5.2.1/misc/rdf2tm.html], que establece el vínculo entre el valor del indicador y el valor de la métrica correspondiente en SLOD-BI. De la misma forma se definen los indicadores KpiReposting, KpiMentions y KpiFavourites.

En la fórmula para el cálculo KpiEngagement se describe varios de los elementos que conforman indicador en la ontología KPIOnto, como lo son la función de agregación, las dimensiones, los argumentos de la fórmula y los operadores de cálculo.

Paso 3. Publicar los datos

a. Definir la consulta SPARQL

Como se comentó anteriormente, las pruebas de la infraestructura propuesta fueron llevadas a cabo mediante una simulación en la herramienta Knime. La figura 10 muestra el proceso descrito desarrollado en Knime: (i) consulta de datos primarios sobre los datasets de SLOD-BI; (ii) preparación de datos mediante un agregado tipo *suma*, cálculo de la fórmula asociada al indicador, preparación de datos para generar las tripletas de cada observación; generación de tripletas de cada observación (datasets de IndicatorFact); (iii) almacenamiento de los datasets IndicatorFact en la estructura de datos seleccionada (rdf, ttl, etc.).

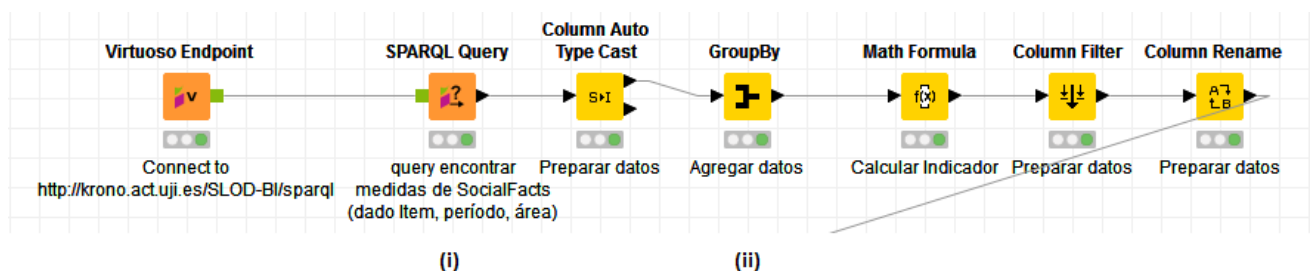


Figura 10 Captura de pantalla de la simulación del proceso ETL en knime (fases i y ii)

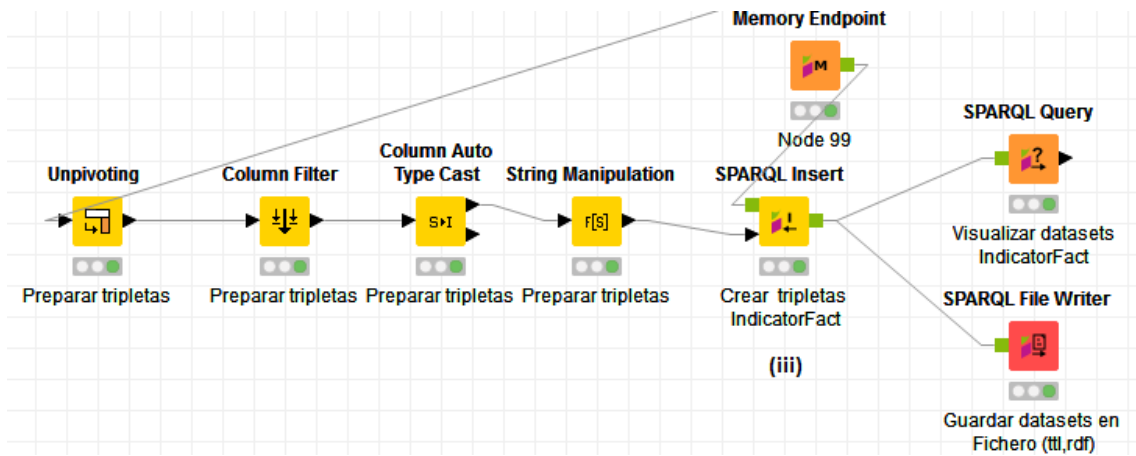


Figura 11 Captura de pantalla de la simulación del proceso ETL en knime (fase iii)

b. Definir las observaciones (datos actuales)

La figura 12 muestra un fragmento de las tripletas asociadas a las observaciones (IndicatorFact) generadas en KNIME.

▲ Query Result Table - 0:103 - SPARQL Query (Visualizar datasets)

Ejle

Row ID	s sub	s pred	s obj
Row0	http://krono.act.uji.es/slodbi/IndicatorFact/Row23	slod:hasIndicatorAssociated	<http://krono.act.uji.es/SocialIndicator/KpiEngagement>
Row1	http://krono.act.uji.es/slodbi/IndicatorFact/Row23	sdmx-measure:obsValue	1.0
Row2	http://krono.act.uji.es/slodbi/IndicatorFact/Row23	sdmx-dimension:timePeriod	<http://reference.data.gov.uk/id/month/2014-10>
Row3	http://krono.act.uji.es/slodbi/IndicatorFact/Row23	s:itemReviewed	http://krono.act.uji.es/datasets/cars/Peugeot_Bipper
Row4	http://krono.act.uji.es/slodbi/IndicatorFact/Row23	s:dateCreated	2016-11-20T15:45:31.777322+01:00
Row5	http://krono.act.uji.es/slodbi/IndicatorFact/Row29	slod:hasIndicatorAssociated	<http://krono.act.uji.es/SocialIndicator/KpiEngagement>
Row6	http://krono.act.uji.es/slodbi/IndicatorFact/Row29	sdmx-measure:obsValue	18576.0
Row7	http://krono.act.uji.es/slodbi/IndicatorFact/Row29	sdmx-dimension:timePeriod	<http://reference.data.gov.uk/id/month/2014-10>
Row8	http://krono.act.uji.es/slodbi/IndicatorFact/Row29	s:itemReviewed	http://krono.act.uji.es/datasets/cars/Renault_Megane
Row9	http://krono.act.uji.es/slodbi/IndicatorFact/Row29	s:dateCreated	2016-11-20T15:45:31.777322+01:00
Row10	http://krono.act.uji.es/slodbi/IndicatorFact/Row3	slod:hasIndicatorAssociated	<http://krono.act.uji.es/SocialIndicator/KpiEngagement>
Row11	http://krono.act.uji.es/slodbi/IndicatorFact/Row3	sdmx-measure:obsValue	1.0

Figura 12 Salida de tripletas en knime

```

1 <http://krono.act.uji.es/slodbi/IndicatorFact/Row23>
2   <s:dateCreated> "2016-11-20T15:45:31.777322+01:00"^^<http://www.w3.org/2001/XMLSchema#dateTime> ;
3   <s:itemReviewed> <http://krono.act.uji.es/datasets/cars/Peugeot_Bipper> ;
4   <sdmx-dimension:timePeriod> "<http://reference.data.gov.uk/id/month/2014-10>" ;
5   <sdmx-measure:obsValue> 1.0 ;
6   <slod:hasIndicatorAssociated> " <http://krono.act.uji.es/SocialIndicator/KpiEngagement>" .
7
8 <http://krono.act.uji.es/slodbi/IndicatorFact/Row29>
9   <s:dateCreated> "2016-11-20T15:45:31.777322+01:00"^^<http://www.w3.org/2001/XMLSchema#dateTime> ;
10  <s:itemReviewed> <http://krono.act.uji.es/datasets/cars/Renault_Megane> ;
11  <sdmx-dimension:timePeriod> "<http://reference.data.gov.uk/id/month/2014-10>" ;
12  <sdmx-measure:obsValue> 18576.0 ;
13  <slod:hasIndicatorAssociated> " <http://krono.act.uji.es/SocialIndicator/KpiEngagement>" .
14
15 <http://krono.act.uji.es/slodbi/IndicatorFact/Row3>
16   <s:dateCreated> "2016-11-20T15:45:31.777322+01:00"^^<http://www.w3.org/2001/XMLSchema#dateTime> ;
17   <s:itemReviewed> <http://krono.act.uji.es/datasets/cars/Citroen_Nemo> ;
18   <sdmx-dimension:timePeriod> "<http://reference.data.gov.uk/id/month/2014-10>" ;
19   <sdmx-measure:obsValue> 1.0 ;
20   <slod:hasIndicatorAssociated> " <http://krono.act.uji.es/SocialIndicator/KpiEngagement>" .

```

Figura 13 Almacenamiento de tripletas en fichero ttl.

2. Visualización de los Indicadores calculados

La figura 14 muestra los resultados de las observaciones realizadas para el indicador *KPI Engagement*, en las dimensiones tiempo (mes y período) del primer semestre del año 2014. Los ítems analizados corresponden a las marcas de coches: Seat Leon, Land Rover Defender, Ford Focus, Opel Corsa y Toyota Hilux. La figura 15 muestra los valores del indicador promediados por marca para el mismo período.

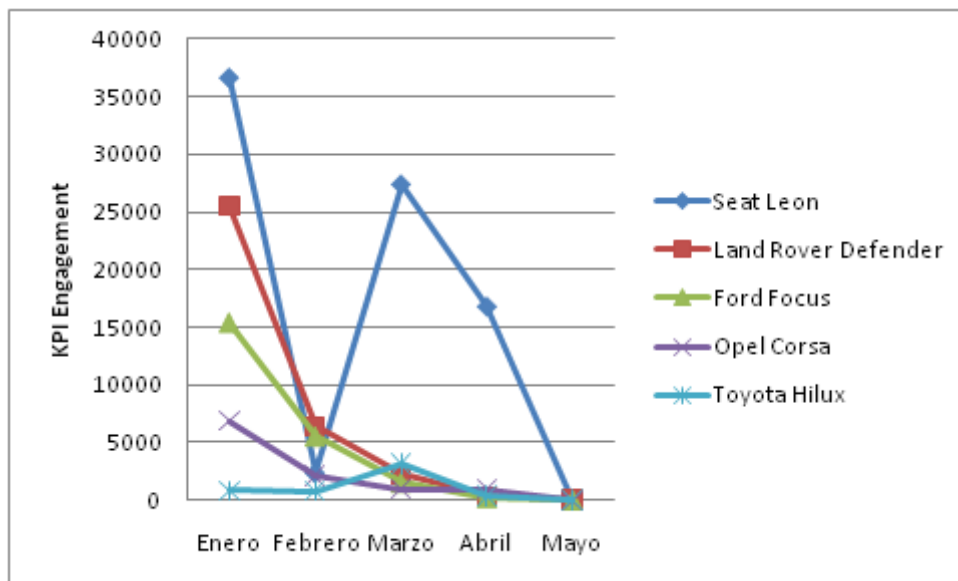


Figura 14 Observaciones correspondientes al indicador Engagement, para distintas marcas de coche. Los valores se calcularon a nivel de mes, para el primer semestre del año 2014.

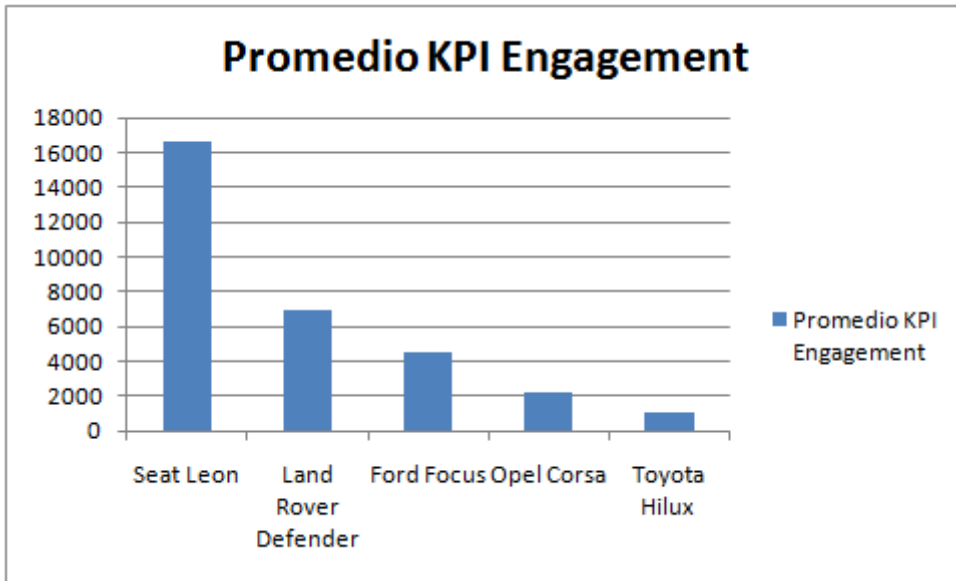


Figura 15 Valor promedio del KPI Engagement para distintas marcas de coches durante el primer semestre del año 2014.

5. Discusión

A partir de los esquemas propuestos y los experimentos realizados con datos reales desde la plataforma SLOD-BI, fue posible modelar todo el proceso desde la captura de datos hasta el poblamiento de los indicadores definidos, así como su visualización. Es importante valorar lo positivo de que convivan los indicadores con las métricas asociadas en una misma infraestructura. Cabe destacar el grado de flexibilidad alcanzado gracias a la potencialidad de las herramientas consultadas para crear y poner en marcha nuevos indicadores. Esto facilita la posibilidad de comparar los resultados de diversos indicadores en la misma aplicación (por ejemplo, diversas fórmulas para estimar el KPI Engagement).

Las principales limitaciones encontradas en este trabajo están relacionadas principalmente con el lenguaje SPARQL, que no está totalmente consolidado, y algunas consultas no se ejecutan como se espera (p.ej. el formato de fechas tuvo que ser procesado como texto para lograr filtrar por intervalos de tiempo). Por otra parte, la formulación de los PKI con RDF es bastante engorrosa y difícil de depurar, y no existen herramientas de edición y conversión a otros lenguajes que permitan automatizar la creación de las consultas SPARQL (en este trabajo se ha desarrollado a mano). Es por ello que como trabajo futuro se recomienda implementar la generación semi-automática de los indicadores para su conversión a SPARQL y/o RDF.

Conclusiones

En este trabajo se ha presentado una propuesta para la representación de indicadores sociales en la infraestructura SLOD-BI, haciendo uso de la lógica de representación de indicadores claves del desempeño propuesta en la plataforma SemPI. Esto permite un soporte avanzado para la construcción y mantenimiento colaborativos de una ontología mínima y consistente de las definiciones de indicadores sociales. A su vez, la propuesta permite el almacenamiento de las observaciones realizadas sobre estos indicadores en diferentes dimensiones como tiempo, área y elemento analizado.

Siguiendo el principio de la infraestructura inicial, la presente propuesta diseña nuevos componentes que complementan los patrones de inteligencia de negocios desarrollados en SLOD-BI. Se agrega una nueva funcionalidad de gran utilidad, el cálculo de indicadores sociales del desempeño, a partir de las medidas sociales que permite capturar la plataforma SLOD-BI, incorporando las dimensiones correspondientes durante su análisis. La definición semántica de los indicadores sociales sigue las pautas de definición de indicadores en BI y formalizadas en la ontología KPIOnto.

Como trabajo futuro es preciso introducir los servicios ETL necesarios para transformar los resultados de las consultas hacia los vocabularios propuestos. También se hace necesario el desarrollo de un estudio para el ajuste del modelo al contexto de la gestión y rendimiento de negocios. Por último, se recomienda el estudio del vocabulario QB4OLAP y la posibilidad de adopción en la infraestructura desarrollada, ya que permite extender las estructuras de RDF Data Cube para soportar modelos OLAP.

La propuesta constituye una primera aproximación a la solución de una de las cuestiones principales planteadas en el proyecto SLOD-BI: proveer una metodología que integre los datos sociales y los modelos de inteligencia de negocio.

Referencias

- [1] M. Pérez Marqués, *Business Intelligence. Técnicas, herramientas y aplicaciones*. RC Libros., 2014.
- [2] H. Chen, R. Chiang y V. C. Storey, «Business intelligence and analytics: from big data to big impact.,» *MIS*, vol. 36, nº 4, pp. 1165-1188, 2012.
- [3] M. Zhou y e. al., «Social media adoption and corporate disclosure,» *Journal of Information Systems*, vol. 29, nº 2, pp. 23-50, 2014.
- [4] F. Weiguo y M. Gordon, «The power of social media analytics,» *Communications of the ACM*, vol. 57, nº 6, pp. 74-81, 2014.
- [5] S. Asur y B. A. Huberman, «Predicting the future with social media.,» de *In Web Intelligence and Intelligent Agent Technology (WI-IAT)*, 2010.
- [6] H. Choi y H. Varian, «Predicting the present with Google Trends,» *Economic Record*, vol. 88, nº s1, pp. 2-9, (2012).
- [7] M. Fernández Crespo, «Predicción electoral mediante análisis de redes sociales,» Tesis Doctoral. Universidad Complutense de Madrid, Madrid, 2013.
- [8] L. Bruni, C. Francalanci, P. Giacomazzi, F. Merlo y A. Poli, «The relationship among volumes, specificity, and influence of social media information,» de *In Proc. 34th International Conference on Information Systems (ICIS)*, 2013.
- [9] R. Berlanga y Nebot, «Context-Aware Business Intelligence,» *Lecture Notes in Business Information Processing 253 (eBISS 2015)*, vol. V, pp. 87-110, 2015.
- [10] R. Berlanga, L. García-Moya, V. Nebot, M. Aramburu, I. Sanz y D. Llidó, «SLOD-BI: An Open Data Infrastructure for Enabling Social Business Intelligence,» *IJDWM*, vol. 11, nº 4, pp. 1-28, 2015.
- [11] L. García Moya, «Tesis Doctoral. Modeling and analyzing opinions from customer reviews,» Departamento de Lenguajes y Sistemas Informáticos, Castellón de La Plana, 2016.
- [12] G. A. Wang, J. Jiao, A. S. Abrahams, W. Fan y Z. Zhang, «ExpertRank: A topic-aware expert finding algorithm for online knowledge communities.,» *Decision Support Systems*, vol. 54, nº 3, pp. 1442-1451, 2013.
- [13] Z. Yan, M. Xing, D. Zhang y B. Ma, «EXPRS: An extended pagerank method for product feature extraction from online consumer reviews,» *Information & Management*, vol. 52, nº 7, pp. 850-858, 2015.
- [14] A. Abrahams, J. Jiao, G. Wang y W. Fan, «Vehicle defect discovery from social media,» *Decision Support Systems*, vol. 54, nº 1, pp. 87-97, 2012.

- [15] B. K. Chae, «Insights from hashtag# supplychain and Twitter analytics: Considering Twitter and Twitter data for supply chain practice and research,» *International Journal of Production Economics*, vol. 165, pp. 247-259, 2015.
- [16] W. Dai, D. Han, Y. Dai y D. Xu, «Emotion recognition and affective computing on vocal social media,» *Information & Management*, vol. 52, nº 7, pp. 777-788, 2015.
- [17] W. He, H. Wu, G. Yan, V. Akula y J. Shen, «A novel social media competitive analytics framework with sentiment benchmarks,» *Information & Management*, vol. 52, nº 7, pp. 801-812, 2015.
- [18] C. Diamantini, D. Potena y E. Storti, «SemPI: A semantic framework for the collaborative construction and maintenance of a shared dictionary of performance indicators,» *Future Generation Comp. Syst.*, vol. 54, pp. 352-365, 2016.
- [19] J. Horkoff, D. Barone, L. Jiang, E. Yu, D. Amyot, A. Borgida y J. Mylopoulos, «Strategic business modeling: representation and reasoning,» *Software and System Modeling*, vol. 13, nº 3, pp. 1015-1041, 2014.
- [20] A. Maté, J. Trujillo y J. Mylopoulos, «Conceptualizing and Specifying Key Performance Indicators in Business Strategy Models,» *ER*, vol. 2012, pp. 282-291, 2012.
- [21] D. Parmenter, *Key Performance Indicators: Developing, Implementing, and Using Winning KPIs*, vol. 3, John Wiley & Sons, 2015, 2015, p. 448.
- [22] Victoria, Public Record Office, *Guideline 3 Key Performance Indicators*, State of Victoria: State of Victoria 2010, 2015.
- [23] E. T. Peterson, *The big Book of key performance indicators*, Web analytics demystified series of web analytics guides, 2006.
- [24] KlipfolioWeb, «Guide KPIs, Dashboards and Operational Metrics,» Klipfolio, 2016. [En línea]. Available: <https://www.klipfolio.com/resources/articles/kpi-dashboard-operational-metrics-top-10-guidelines>. [Último acceso: 5 09 2016].
- [25] N. González, J. L. Menéndez y C. Seoane, «Revisión y propuesta de indicadores (KPI) de la Biblioteca en los medios sociales,» *Revista Española de Documentación Científica*, vol. 36, nº 1, 2013.
- [26] G. Muñoz Vera y T. Elósegui, *El arte de medir: manual de analítica web*, Barcelona: Barcelona: Profit, 2011.
- [27] N. Lloret Romero, «ROI. Measuring the social media return on investment in a library.,» *Bottom Line: The Managing Library Finances*, vol. 24, nº 2, 2011.
- [28] A. López Amate, «El ROI en las Redes Sociales. MÁSTER EN DIRECCIÓN DE EMPRESAS,» UNIVERSIDAD DE ALMERÍA, ALMERÍA, 2013.
- [29] B. Solis, «Social Media ROI Managing and Measuring Social Media Efforts in your organization,» Pearson Education Inc, Indiana, 2011.

- [30] P. Rojas, «INESDI Digital Business School,» [En línea]. Available: <http://www.inesdi.com/blog/que-significa-medir-en-social-media-optimization-29-metricas-kpi/>.
- [31] M. Brown, «6 Social Media Metrics you must track: A strategic view of the numbers and stories that matter,» Brainzooming, 2011. [En línea]. Available: <http://brainzooming.com/socialmediaroi/>. [Último acceso: 12 09 2016].
- [32] M. Resinas, A. del-Río-Ortega, A. R. Cortés, D. Blattner, K. Tasheva y B. Chipev, «KPIshare: A collaborative space for BPM practitioners for full definitions and discussions on process KPIs,» *BPM(Demos)*, p. 61, 2014.
- [33] w3.org, «w3.org,» [En línea]. Available: <https://www.w3.org/TR/2012/WD-vocab-data-cube-20120405/#introduction>. [Último acceso: 11 10 2016].
- [34] C. G. Moreno, «Desarrollo de un Modelo para la Gestión de la I+D+i Soportado por Tecnologías de la Web Semántica,» UNIVERSIDAD DE MURCIA. Tesis Doctoral., Murcia, 2015.
- [35] KNIME, «KNIME Open for Innovation,» KNIME, [En línea]. Available: <https://www.knime.org/>. [Último acceso: 26 07 2016].
- [36] Simply Measured , «The Complete Guide to Twitter Analytics How to analyze the metrics that matter,» 2014.
- [37] M. Francia, E. Gallinucci, M. Golfarelli y S. Rizzi, «Social Business Intelligence in Action.,» *CAiSE* , vol. 2016, pp. 33-48, 2016.
- [38] L. García-Moya, S. Kudama, M. Aramburu y R. Berlanga, «Storing and analysing voice of the market data in the corporate data warehouse,» *Information Systems Frontiers*, vol. 15, nº 3, pp. 331-349, 2013.
- [39] R. Meredith y P. O'Donnell, «A Functional Model of Social Media and its Application to Business Intelligence,» 2010.