

Sistema de Preguntas-Respuestas y Recomendaciones en recetas de cocina

Riyanka maná¹, Dipankar Das¹, Alejandro Gelbukh²

¹ universidad de jadavpur,
Ciencia computacional e ingeniería,
India

² Instituto Politécnico Nacional,
Centro de Investigación en Computación,
México

{riyankamanna16, dipankar.dipnil2005}@gmail.com, www.gelbukh.com

Resumen. Respuesta a preguntas (QA), una de las aplicaciones importantes del procesamiento del lenguaje natural (NLP) tiene como objetivo tomar las preguntas del usuario y devolver al usuario con las respuestas. Un sistema de control de calidad de dominio abierto se ocupa de un conjunto de preguntas que pueden ser de cualquier dominio. El otro tipo de control de calidad es de dominio cerrado, donde trata las preguntas de un dominio específico, por ejemplo, agricultura, medicina, educación, turismo, etc. Nuestro sistema de respuesta a preguntas sobre cocina es un ejemplo de un sistema de control de calidad de dominio cerrado. Aquí, los usuarios pueden hacer preguntas relacionadas con la cocina y el sistema devuelve la respuesta real al usuario. En este documento, presentamos diferentes módulos de un sistema de control de calidad de cocina. Además de la preparación del conjunto de datos, el desarrollo de una ontología culinaria, la clasificación de preguntas y la extracción de respuestas candidatas también se tratan como otros aspectos importantes, que se discuten en este documento en detalle. En el sistema de control de calidad de cocina, se utilizaron métricas de evaluación automática como precisión, recuperación, puntuación F y C@1 para la evaluación de respuestas precisas. Además, la evaluación humana se utiliza en base a una escala de calificación. Además, también se ha intentado la recomendación de recetas y las métricas de evaluación muestran desempeños satisfactorios de los sistemas.

Palabras clave. Procesamiento de lenguaje natural, respuesta a preguntas, receta de cocina, clasificación de preguntas, recomendación.

1. Introducción

La respuesta a preguntas es un área de investigación en desarrollo que combina la investigación de recuperación de información (IR), extracción de información (IE) y PNL.

También se puede considerar como el siguiente paso en IR. Uno de los objetivos de un sistema de control de calidad es generar automáticamente respuestas a preguntas en lenguaje natural proporcionadas por los usuarios. Las preguntas pueden estar en lenguaje natural y las respuestas generadas también están en algunos lenguajes naturales de destino. Cocinar es un dominio interesante y desafiante del sistema de preguntas y respuestas.

El desarrollo del campo de la cocina en el dominio de control de calidad se inició hace unos años. Un número de se han realizado trabajos muy conocidos en función de imágenes de recetas [18]; algunos otros modelos en [19][20] se han hecho dependiendo de diferentes recetas. Sin embargo, para comprender completamente los sistemas de control de calidad de Cooking, cómo se ha desarrollado para satisfacer sus necesidades actuales de control de calidad, se requiere una encuesta más amplia de los sistemas de control de calidad de Cooking. En este trabajo presentamos un estudio detallado sobre los diferentes aspectos del sistema de control de calidad de la cocina. Para que el modelo de recomendación sea importante, es importante mostrar solo aquellas recomendaciones que tienen la mejor probabilidad de adaptarse a las preguntas del usuario.

Las principales contribuciones del documento son las siguientes. En primer lugar, se realizó el desarrollo de la ontología culinaria. En segundo lugar, se utilizaron diferentes modelos de clasificación para clasificar las preguntas de los usuarios. En tercer lugar, se ha utilizado un enfoque basado en la vinculación y un enfoque basado en IR para la extracción de respuestas y, por último, se ha desarrollado una recomendación de receta.

El resto del documento se organiza de la siguiente manera. La sección 2 repasa trabajos de fondo sobre la cocina.

sistemas de control de calidad. La ontología culinaria se analiza en la Sección 3. La clasificación de preguntas se analiza en la Sección 4. La Sección 5 presenta la recuperación y extracción de respuestas. La recomendación de la receta es discutido en la Sección 6. Finalmente, la Sección 7 concluye el documento y señala direcciones para futuras investigaciones.

2. Trabajo relacionado

En los sistemas generales de respuesta a preguntas, **combinar la recuperación de información (IR) con técnicas de extracción para detectar un conjunto de candidatos respuestas y luego usar alguna estrategia de selección para generar las respuestas finales.** Las clases más populares de técnicas empleadas para QA son dominio abierto y dominio restringido. Estos dos dominios también utilizan tesauros y léxicos para clasificar documentos y categorizar las preguntas. La respuesta a preguntas de dominio abierto (ODQA) [1] se ocupa de preguntas sobre casi todo y solo puede confiar en la ontología general.

Para responder preguntas no restringidas, sería útil una ontología general o conocimiento de sentido común. Respuesta a preguntas de dominio restringido (RDQA) [2] El dominio cerrado trata con preguntas bajo un dominio específico como turismo, medicina, etc.

A lo largo de los años, se han desarrollado muchos sistemas de preguntas y respuestas, para una variedad de propósitos. Algunos sistemas están destinados a proporcionar acceso a la base de datos para dominios muy específicos, mientras que otros son de dominio más abierto, con el objetivo de responder preguntas triviales generales.

El contexto en el que se utiliza un sistema QA, es decir, el usuario previsto, el tipo de preguntas, el tipo de respuestas esperadas y el formato en el que se almacena la información disponible, determina el diseño del sistema global. **Se pueden distinguir dos tipos básicos de sistemas de respuesta a preguntas: sistemas que intentan responder una pregunta accediendo a información estructurada contenida en una base de datos y sistemas que intentan responder una pregunta analizando información no estructurada, como textos sin formato.**

Desde 1992, la Conferencia anual de recuperación de texto (TREC) ¹ organizado por el Instituto Nacional de Estándares y Tecnología (NIST)

¹ <https://trec.nist.gov/>

proporciona un foro para que los investigadores comparen la efectividad de sus sistemas en tareas relacionadas con la recuperación de información. En 2002, 34 grupos de investigación [3] participaron en la vía de preguntas y respuestas del TREC, habiendo implementado cada grupo su propio sistema. Estos sistemas cubren un amplio espectro de diferentes técnicas y arquitecturas, y es imposible capturar todas las variaciones dentro de una sola arquitectura. Sin embargo, la mayoría de los sistemas también tienen una serie de características en común, lo que nos permite dar una arquitectura general de un sistema prototípico de respuesta a preguntas.

Xiao et al. [24] propusieron un enfoque para la generación de respuestas para cocinar sistemas de preguntas y respuestas. Introdujeron un esquema de anotación para la base de datos de conocimiento. Finalmente, han presentado el enfoque basado en la planificación de respuestas para generar una respuesta exacta en lenguaje natural.

Lukovnikov et al. [15] siguieron un enfoque bastante diferente: entrenaron una red neuronal para responder preguntas simples de manera integral, dejando todas las decisiones al modelo. Aprende a clasificar pares de sujeto-predicado para permitir la recuperación de hechos relevantes dada una pregunta.

Zeyen et al. [16] presentó un nuevo enfoque para describir una colección de recetas de cocina representadas como flujos de trabajo de cocina con la ayuda de una conversación. Han proporcionado un método para gestionar una conversación con el usuario para encontrar recetas de cocina deseadas. Se concentraron en las características estructurales de las recetas que significan flujos de trabajo.

Chen et al. [13] usó la codificación de una receta en un vector para capturar el procedimiento de cocción que indica el efecto de causalidad entre los ingredientes y las acciones. Modelan la atención de palabras y oraciones en una receta y las alinean con su función de imagen de modo que tanto el texto como las funciones visuales comparten una gran similitud en el espacio multidimensional.

Investigación de control de calidad sobre bases de conocimientos (KB) realizada por Veron et al. [14] utilizó la traducción de preguntas de lenguaje natural (NL) en consultas formales y la detección de conocimientos faltantes que afectan la forma en que se responde una pregunta. Cookpad2 recomienda recetas a los usuarios pero no reflejan las necesidades específicas del usuario.

² <https://cookpad.com>

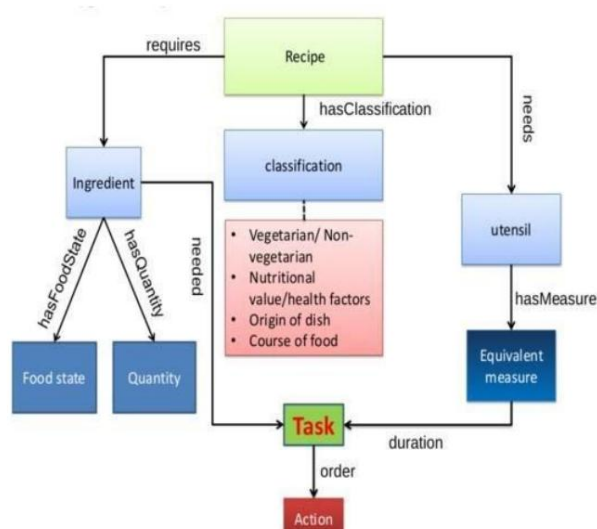


Fig. 1. Arquitectura del sistema de ontología de cocción

Tabla 1. Diferentes ejemplos de preguntas de competencia

CQ1: Orientado al método
CQ1.1: Cómo cocinar el plato <nombre de la receta>
CQ1.2: Ayúdame a preparar el plato <nombre de la receta>
CQ1.3: ¿Cuáles son los consejos para cocinar <nombre de la receta>?
CQ2: Orientado al tiempo
CQ2.1: ¿Cuál es el tiempo de preparación para cocinar <nombre de la receta>?
CQ2.2: ¿Cuál es el tiempo de cocción de <nombre de la receta>?
CQ2.3: ¿Cuál es el tiempo total de preparación del plato <nombre de la receta>?
CQ3: Orientado a los ingredientes
CQ3.1: ¿Cuáles son los ingredientes para hacer <nombre de la receta>?
CQ3.2: ¿Cuál es la cantidad de un ingrediente en particular para hacer <nombre de la receta>?
CQ3.3: ¿Cuáles son las cantidades a usar al hacer <nombre de la receta> para 4 personas?
CQ4: Orientado a los utensilios
CQ4.1: ¿Qué utensilios podemos usar para hacer el <nombre de la receta>?
CQ4.2: ¿Qué recetas se pueden hacer con el horno?

Aparte desde esta recomendación basada en el cronograma fue considerada por Mino y Kobayashi [21]. Las tres estrategias para un sistema de recomendación, a saber, basado en el contenido,

colaborativo e híbrido fueron explorados por Freyne y Berkovski [22]. Un sistema de recomendación basado en la disponibilidad de ingredientes fue informado por Müller et al. [23].

3 Ontología culinaria

Las ontologías a menudo se consideran como uno de los componentes esenciales para construir cualquier sistema inteligente. Una ontología es una especificación explícita de una conceptualización [4]. Es un vocabulario simbólico para un discurso, definiciones de clases, relaciones, funciones y otros objetos.

En la presente tarea para construir un sistema de control de calidad de cocina, se ha desarrollado un modelo de ontología en el dominio de cocina. Las consultas de los usuarios se procesan con la ayuda del conocimiento de la ontología y se devuelven con las respuestas adecuadas. La ontología de cocina ayuda no solo al análisis de requisitos del dominio de cocina; los conceptos disponibles también proporcionan una vista esquemática de los detalles involucrados en la receta de cocina. Las relaciones entre los conceptos o clases comprendían la interacción del mundo real entre varios módulos de ontología.

Nuestro modelo de ontología de cocina [5] describe el siguiente proceso: **identificación de conceptos y propiedades, clasificación de conceptos en árboles de clasificación, descripción de propiedades o atributos de clases, construcción de relaciones entre las clases, identificación y descripción de instancias.**

En general, los conceptos dentro de estas jerarquías se asocian con relaciones IS-A, mientras que las relaciones basadas en atributos también se utilizaron para asociar conceptos de varias jerarquías. En la Figura 1, la clase de ingredientes tiene dos clases de componentes, como el estado de los alimentos y la cantidad de alimentos. Los atributos del estado alimentario son crudo, hervido, frito y horneado.

El alcance de la ontología se describe a través de algunas preguntas básicas que se denominan preguntas de competencia. El proceso de construcción de la ontología se inició con la búsqueda de las respuestas a estas preguntas de competencia, que se muestran en la Tabla 1.

La ontología ha sido diseñada en base a las respuestas a las preguntas de los usuarios. Sin embargo, las preguntas implícitas se respondieron con la ayuda de la ontología culinaria. El método de construcción de ontologías encuentra la relación semántica entre entidades o

conceptos, atributos y relaciones. Nuestro modelo de ontología culinaria tiene principalmente tres componentes, a saber, ingredientes, clasificación y utensilios.

Ingredientes: en esta clase se define el tipo y la lista de ingredientes que se incluyen en las clases de recetas. La clase de ingrediente tiene subclases como estado y cantidad de alimentos. La subclase del estado del alimento describe el estado del alimento, es decir, crudo, hervido, rallado o triturado. La subclase de cantidad describe la cantidad requerida de ingredientes para hacer el plato.

Utensilio: En esta clase se menciona igualmente el nombre del utensilio requerido y tiene la subclase medida de equivalencia que se relaciona con los ingredientes específicos.

Por ejemplo, "*¿cuántos litros hay en una taza?*" Esto mide la cantidad de equivalencia.

Clasificación: En la clasificación que proporciona la representación tipo de recetas según diferentes criterios.

La primera clasificación es si el plato es *vegetariano o no vegetariano*, es decir, según el ingrediente mayoritario que se utilice. El segundo tipo es el *origen del plato*, es decir, es indio/italiano/chino/mexicano, etc. El tercer tipo es según su *valor nutricional* como son recetas bajas en calorías para bajar de peso o recetas para la presión arterial alta o recetas para pacientes diabéticos o recetas para el embarazo. La lista no es exhaustiva, ya que se puede agregar información diferente en cada etapa en la jerarquía durante el proceso de desarrollo de la ontología.

La ontología tiene varias relaciones que existen entre sus clases/conceptos. Hay una relación 'requiere' que existe entre receta e ingrediente y describe los ingredientes necesarios para preparar una receta específica. La receta también mantiene una relación con un utensilio, a saber, '*necesita*', que proporciona el nombre del utensilio necesario. La receta y la clasificación mantienen una relación denominada '*hasClassification*' que contiene los diferentes criterios de clasificación. Existe una relación entre el ingrediente y el estado del alimento denominada '*hasFoodstate*' que describe el estado del material alimentario. Otra relación entre ingrediente y cantidad es '*hasQuantity*' que especifica la cantidad requerida para hacer el plato. El utensilio tiene una relación con la medida equivalente es '*hasMeasure*' que define la medida de

utensilio. El ingrediente necesario y el utensilio equivalente requerido mantienen una relación de '*duración*' y realizan la tarea deseada. Finalmente, algunas tareas ordenadas forman la acción final.

Las ventajas y desventajas de nuestra ontología incluyen lo siguiente. Las ventajas de esta ontología son:

- a) Clara representación especializada de conocimiento: La ontología representa el estructura conceptual para que modele las categorías básicas de ese dominio.
- b) Eficiencia en la Recuperación de Información: Este modelo es muy eficiente para especificar diferentes tipos de relaciones entre ellos, por lo que ayudan a describir formalmente el dominio específico al que pertenecen los términos.
- c) Recopilación de la información que falta: parte de la información no está disponible en el conjunto de datos sin procesar para el experimento. La información faltante se puede responder desde la base de datos de ontología.

Algunas desventajas de la ontología son:

- a) Gran cantidad de lenguajes ontológicos: Existen diferentes lenguajes ontológicos para desarrollar ontologías como RDF, RDF Schema, OIL, DAML+OIL y OWL. Hace imposible el intercambio o reutilización de datos entre sistemas que no comparten los mismos lenguajes.
- b) Dificultad de convertir conocimientos especiales en ontologías: A veces es difícil transferir conocimientos especializados de textos o expertos de dominio a representaciones de conceptos abstractas y efectivas.
- c) Representación de la sinonimia: Otro inconveniente en cuanto a la representación es sinonimia y representación en ontologías.
- d) Falta de herramientas adecuadas: Otra desventaja es la falta de disponibilidad de herramientas para la construcción de ontologías. Herramientas estándar de edición de ontologías, como Protégé. No siempre es fácil adaptar los editores de ontologías estándar a fines terminológicos, y el trabajo que implica puede llevar mucho tiempo.

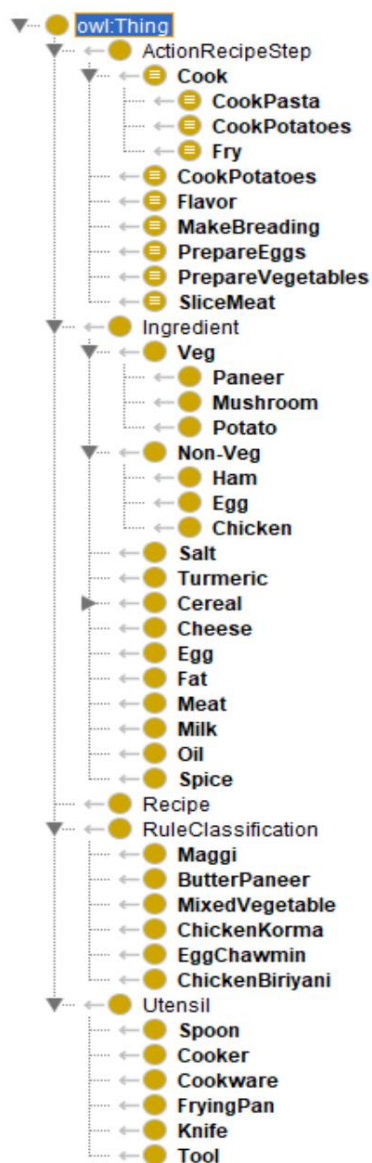


Fig. 2. Arquitectura protegida OWL

Protégé [11] es una herramienta muy conocida para la representación del conocimiento y el razonamiento de conceptos, se utiliza para definir los conceptos del conocimiento y sus propiedades e instancias.

Usamos Protégé para construir nuestra ontología al produciendo el formato de archivo OWL como se muestra en la Figura 2.

³ <http://nutch.apache.org/>

⁴ <https://www.nlth.org/>

No solo se hace explícitamente tal evaluación de nuestra ontología, sino que también se ha llevado a cabo la verificación implícita de nuestra ontología en la etapa de clasificación de preguntas.

Clasificación de 4 preguntas

La tarea de clasificación de preguntas es una de las tareas cruciales en el sistema de respuesta de preguntas. La clasificación de preguntas es la tarea de identificar no solo el tipo de pregunta. También ayuda a extraer el tipo de respuesta requerida de cualquier pregunta realizada por un usuario. Sin embargo, no hay corpus de texto estándar disponibles para realizar investigaciones sobre cuestiones específicas relacionadas con la cocina.

Por lo tanto, tuvimos que preparar los datos experimentales nosotros mismos [8], como se analiza en la siguiente subsección. Con base en los datos recopilados, también llevamos a cabo dos conjuntos diferentes de experimentos.

4.1 Experimento 1

Los datos de cocción se recopilan de varios punjab-recipes.com de cocina web: www.tarladalal.com, www.allrecipes.com, etc. Utilizamos Apache Nutch Crawler³ para recopilar los datos sin procesar. Llevamos a cabo un nivel básico de preprocesamiento para obtener datos limpios utilizando el kit de herramientas NLTK⁴. Según el tipo de pregunta, dividimos los conjuntos de datos de preguntas totales en 14 clases diferentes. Recolectamos 1668 preguntas relacionadas con recetas de cocina. También clasificamos estas preguntas en 14 clases.

La Tabla 2 da las estadísticas detalladas del número total de clases, datos totales en cada una de las clases presente en nuestro conjunto de datos de cocina. En contraste, para el propósito de selección de respuestas, usamos otro sitio web que es Yahoo Answer⁵. Con respecto a más de 5.000 preguntas de dominios de cocina, el Se recopilaron documentos de Yahoo Respuestas y se identificaron 1.668 recetas para evaluadores humanos.

Para clasificar las preguntas, llevamos a cabo dos conjuntos diferentes de experimentos, como se explica a continuación.

⁵ <https://in.answers.yahoo.com/>

Tabla 2. Clases de preguntas con ejemplos

Clase	Instancias	Ejemplo
CANTIDAD	60	¿Cuánto contenido de agua se requiere para el arroz?
ADV	120	Dar una dieta rica en vitamina D
EN G	130	¿Cuáles son los ingredientes para el pollo biriyani?
SÍ NO	210	¿La pasta es buena para la salud?
DEBERES	40	¿Cómo cocinar biriyani de cordero?
DIRECCIÓN	198	¿Cómo procesar el pollo?
WRN	50	¿Cuáles son las precauciones que se deben tomar para conservar el cordero?
SPLINFO	200	¿Cómo comprobar la calidad de los alimentos?
EQUIPAR	40	¿Qué utensilio se requiere para la tortilla?
TIEMPO	150	¿Cuánto tiempo necesitamos para cocinar pulao?
OBJ	250	¿Qué es aloo paratha?
SÓLO	50	¿Cuándo podríamos usar menos azúcar en kulfi?
DIF	60	¿Cuál es la diferencia entre pulqao y biriyani?
NOMBRE	110	Dar recetas sin cereales

Tabla 3. Resultados experimentales en la tarea de control de calidad

Si. No	Algoritmo de aprendizaje	Nº de preguntas	Precisión (%)
1	MVS	1668	81.70
2	bayesiana ingenua	1668	83.44
3	Representación de codificador bidireccional del transformador (BERT)	1668	87.02

Tabla 4. Resultados generados por el sistema

SL no	Pregunta	Clase dorada	Clase generada por el sistema
1	¿Cuándo se debe o no mezclar la pasta con salsa?	Tiempo	ADV
2	¿A mi ragi le falta un ingrediente?	SPLINFO	SÍ NO
3	¿Pasta italiana tradicional con o sin huevos?	SPLINFO	SÍ NO
4	¿Cuáles son las técnicas para hacer pasta casera sin máquina de pasta?	SPLINFO	NOMBRE

Realizamos la tarea de clasificación con dos algoritmos de aprendizaje automático de última generación, como el clasificador Naïve Bayes y Support Vector Machine (SVM), junto con Deep Neural Network para la tarea de clasificación de preguntas. Usamos representaciones de codificador bidireccional de transformadores (BERT) [12] para entrenar previamente el modelo en el corpus usando la tarea cloze. Da

alrededor del 87,02% de precisión [12]. El resultado del experimento se muestra en la Tabla 3.

4.2 Experimento 2

En esta configuración, nuestro objetivo era el entrenamiento sin supervisión. y se requería que el modelo fuera entrenado en el corpus específico del dominio [10]. Así, nos arrastramos



presentado en la Tabla 4. Hay ciertos casos en los que el sistema predice incorrectamente la clase de pregunta, aunque la oración pueda parecer bastante trivial para un evaluador humano.

En este sistema, usamos una base BERT con 12 capas de transformadores que tenían alrededor de 110 millones de parámetros preentrenados en el conjunto de datos de BookCorpus6 y el corpus de Wikipedia. Estos pesos preentrenados luego se inicializan para aprender la incrustación específica del dominio de la receta.

Llevamos a cabo el modelo no supervisado durante 100 épocas para obtener la precisión de predicción de la siguiente oración del 94,25 %. Dado que BERT implica el uso de un mecanismo de autoatención, es más fácil acomodar muchas tareas de PNL, incluido nuestro trabajo en la clasificación múltiple de tipos de preguntas.

Aunque nuestro sistema adquiere un 90 % de precisión en los resultados de la clasificación, ~~clasificaciones~~ **clasificaciones** erróneas en algunas preguntas de la prueba.

5 Recuperación de respuestas

Tenemos un conjunto de datos estándar sobre recetas y alimentos de 20 ciudades famosas de la India [7]. Se recopiló de varios sitios web de recetas indias. Usamos Apache Lucene [9] de código abierto para construir un marco de recuperación de información.

Hicimos los documentos XML para cada ciudad y agregamos estos archivos XML al motor de búsqueda. Consideramos el nombre de la receta, el tiempo de cocción, el nivel de dificultad, los ingredientes, el método.

Según los requisitos de nuestro sistema, convertimos los datos a nuestro propio formato, de modo que un módulo de búsqueda pudiera indexarlos fácilmente.

⁶ <http://yknzhu.wixsite.com/mbweb>

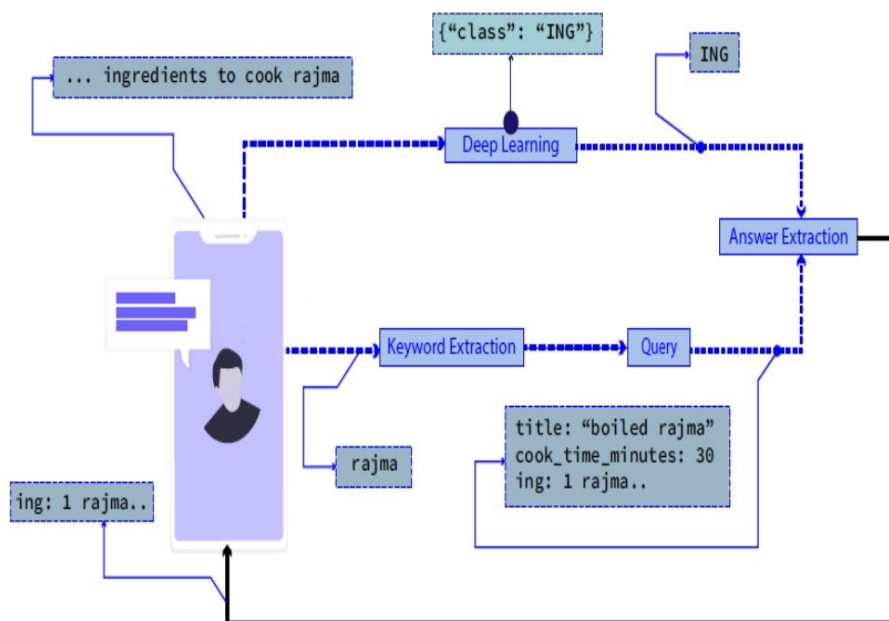


Fig. 4. Arquitectura del sistema para QA y QC

La evaluación de las respuestas recuperadas es realizado en base a la hipótesis sobre la que se construye el sistema de garantía de calidad. Por lo tanto, usamos tres variedades diferentes con respecto a la arquitectura general de control de calidad. Con base en el desempeño de diferentes módulos de control de calidad individualmente, también seleccionamos estos tres conjuntos de experimentos. La evaluación de las respuestas también se ha realizado con respecto a varias matrices como se describe en las siguientes secciones.

5.1 Experimento 1

El primer tipo de nuestro sistema de control de calidad consta de cuatro módulos. La arquitectura del sistema se muestra en la Figura 2. Estos cuatro módulos principales son los siguientes: A. Módulo Apache Lucene B. Módulo de procesamiento de consultas C. Módulo de procesamiento de documentos D. Módulo de procesamiento de respuestas.

5.1.1 Apache Lucene

Apache Lucene [9] es una biblioteca java, que construye un tabla de índice, que se puede buscar fácilmente para la recuperación. Además, Apache Lucene tiene dos aspecto importante: el primero es la forma en que los datos

se rastrea/almacena y la forma de buscar esos datos indexados.

5.1.2 Módulo de procesamiento de consultas

El propósito del módulo de procesamiento de consultas es examinar la pregunta del usuario y procesar la pregunta de entrada y eliminar las palabras vacías y ciertos formatos de consulta del usuario formados.

5.1.3 Módulo de procesamiento de documentos

Este módulo contiene consultas revisadas, que se introducen en el sistema IR, y recupera el grupo de documentos en orden de clasificación. El papel clave de este módulo es obtener información relevante de uno o más sistemas y documentos almacenados.

5.1.4 Módulo de procesamiento de respuestas

Para dar respuestas precisas en una oración completa, preparamos un conjunto de respuestas de plantilla para cada tipo de pregunta. Aquí, se pueden obtener las respuestas tanto para las preguntas factoides como para las no factoides. La plantilla se presenta en la parte delantera de las respuestas, mientras que los datos finales que aparecen en la parte trasera se extraen del conjunto de datos para que el sistema pueda dar respuestas más específicas de manera concisa.

Tabla 5. Resultado del experimento

QT	Q	CA	ICA	NA	COV	ACC
Tipo fácil	21	18		0	3	85.71 85.71
tipo complejo	29	17		0	12	58,62 58,62
Total	50	35		0	15	70,00 70,00

Tabla 6. Rendimiento del sistema

Número total de preguntas (n)	50
Número total de preguntas respondidas (nR)	37
Total número de preguntas (NU)	sin respuesta 13

Tabla 7. Puntaje de evaluación humana

Puntaje	Descripción
3	La mejor respuesta
2	Respuesta promedio
1	Fuera de dominio
0	Sin respuesta

Tabla 8. Resultados de la evaluación humana

HE1	HE2	HE3	Puntaje promedio ()	Exactitud (%)	C@1
66	56	55	59	39.33	0.93

Tabla 9. Estadísticas del conjunto de datos

Tipo	# Instancias	Fuentes
KB	1223	Sitios web y blogs de cocina.
Datos de prueba	50	Manual

Tabla 10. Recomendación de estadísticas de conjuntos de datos para Receta

Descripción	Datos
Tren	1903
Validación	57
Prueba	219

Clasificamos las 50 preguntas diferentes en dos categorías: 'fácil' y 'compleja' dependiendo de la complejidad del procesamiento de la respuesta. El conjunto de preguntas contiene 21 preguntas de tipo fácil y 29 de tipo complejo. Verificamos cada una de las preguntas y preparamos los resultados que se dan a continuación. El resultado de la evaluación se muestra en la Tabla 5. Donde, QT: el tipo de pregunta; P: el número de preguntas; CA: el número de respuestas correctas; ICA: el número de respuestas incorrectas; NA: el número de no respuesta; Cov: cobertura; Acc: precisión.

5.2 Experimento 2

El segundo tipo de nuestro sistema de control de calidad de cocina [10] consta de dos enfoques principales: uno son las técnicas avanzadas de aprendizaje profundo para la clasificación de preguntas y el otro, un enfoque contemporáneo basado en reglas para la extracción de respuestas. El resultado del modelo de aprendizaje profundo finalmente se introduce en el sistema basado en reglas para generar el resultado final.

Como se muestra en el siguiente ejemplo de la Figura 4, la canalización de aprendizaje profundo clasifica la pregunta como clase "ING", es decir, la categoría de ingrediente y el enfoque basado en reglas extraen la palabra clave "rajma" y la pasan como una consulta a los datos. La receta generada a partir de la consulta se utiliza para asignar la clase "ING" del módulo de extracción de respuestas para devolver una respuesta.

Por otro lado, para examinar el desempeño de nuestro sistema, utilizamos dos medidas de evaluación.

El primero es C@1 [10], que mide la proporción de preguntas que se responden correctamente:

$$C@1 = \frac{nR}{n} (+), -$$

donde nR es el número de preguntas respondidas correctamente, nU es el número de preguntas sin respuesta y n es el número total de preguntas.

En el segundo, definimos la precisión considerando la calificación de los evaluadores:

$$Exactitud = \frac{nAS}{nTBS} \times 100\%$$

donde nAS es la calificación promedio y nTBS es la mejor calificación total.

Los resultados evaluados se presentan en la Tabla 6 sobre las 50 preguntas seleccionadas que son generadas por nuestro sistema y el puntaje de evaluación humana es

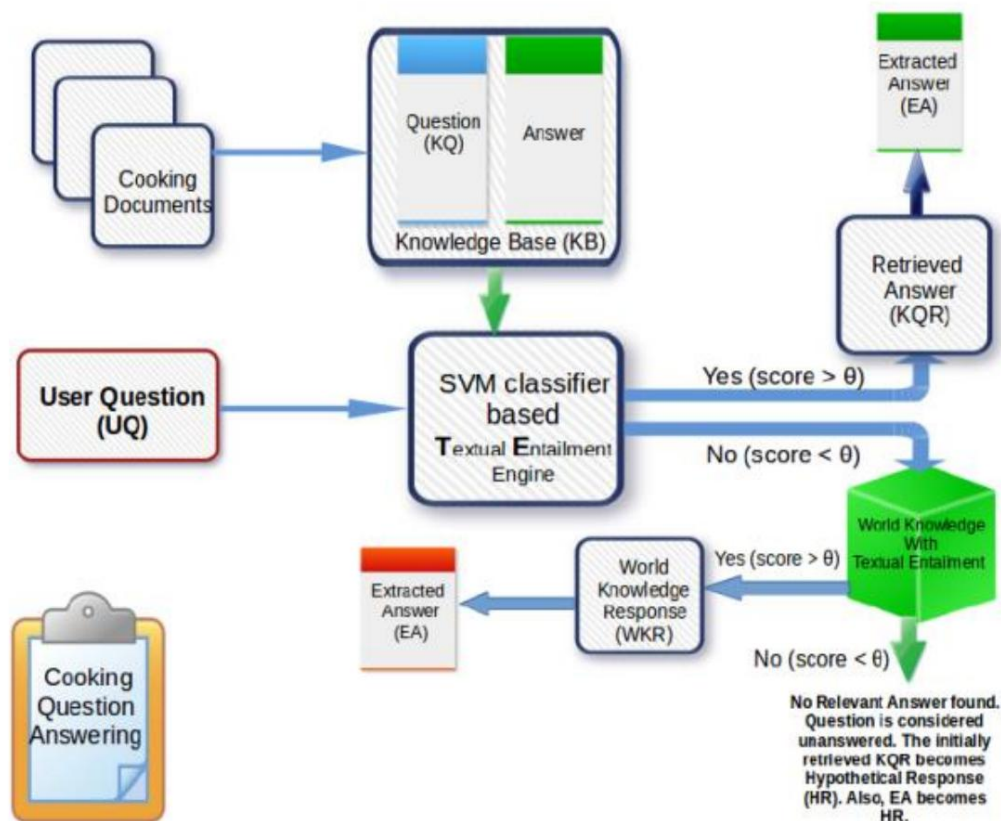


Fig. 5. Arquitectura del sistema basada en vinculación de texto

se muestra en la Tabla 7. Las respuestas seleccionadas son evaluadas manualmente por tres evaluadores humanos, a saber, Human Evaluator-1 (HE1), Human Evaluator-2 (HE2) y Human Evaluator-3 (HE3).

La puntuación de los evaluadores humanos se muestra en la Tabla 8.

5.3 Experimento 3

Un sistema automatizado [9] que utiliza la vinculación para el control de calidad en el dominio de la cocina es un tema bastante inexplorado. Se ha observado que el clasificador SVM detecta la vinculación entre las preguntas del usuario final y las preguntas contenidas dentro de una Base de conocimiento (KB), seguida de la recuperación de la respuesta correspondiente a la pregunta de la KB eminentemente vinculada.

Debido a la falta de disponibilidad del conjunto de datos de cocina estándar, y para promover una mayor investigación sobre el uso de TE para el control de calidad en el dominio de la cocina, se ha preparado una KB que consta de preguntas de cocina intrigantes separadas por tabulaciones y las respuestas correspondientes. Él

KB contiene 1223 instancias, que se recopilan de sitios web de cocina auténticos, por ejemplo, allrecipes.com, tarladalal.com y blogs, por ejemplo, Cookbook, food52, etc. Además, el conjunto de datos de prueba, caracterizado por una combinación de 50 preguntas fáciles y difíciles, se ha creado independientemente de las instancias en KB, que se muestra en la Tabla 9.

En función de si la respuesta a una pregunta se establece explícitamente en la KB o si la respuesta requiere un razonamiento complejo, las preguntas de la prueba se designan con etiquetas "fáciles" y "difíciles". La arquitectura del sistema se muestra en la Figura 5.

La fracción de vinculación promedio (E_{frac}) medida para nuestro sistema es 0.708.

Un valor bastante alto de E_{frac} indica que la KB contiene preguntas similares a las preguntas del usuario.

La medida de precisión es una fracción del total de preguntas cuyas respuestas son correctas, parcialmente correctas o correctas.

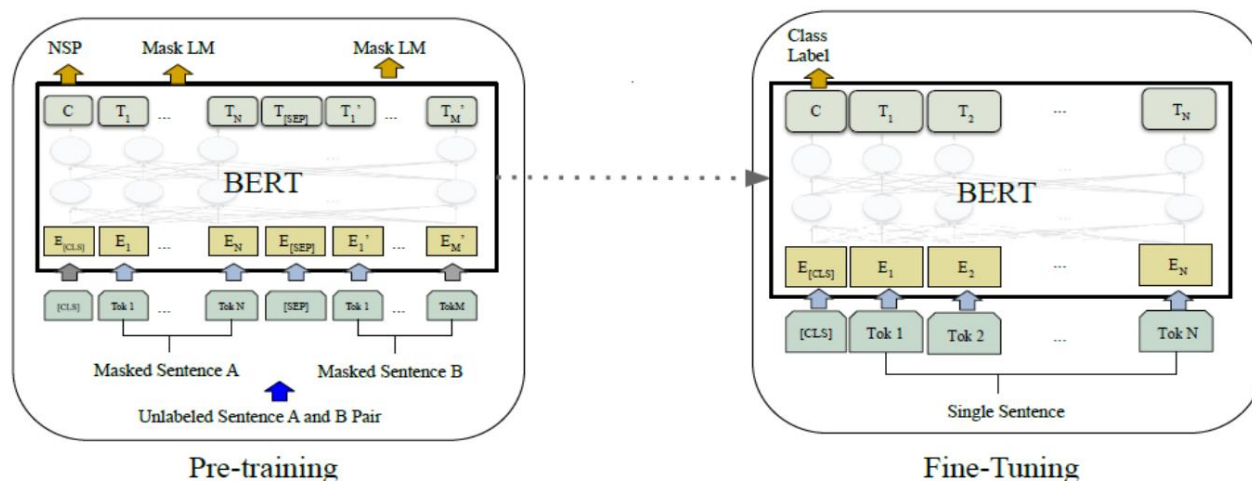


Fig. 6 Arquitectura de clasificación múltiple adoptada de la tarea de clasificación de BERT

La precisión promedio de nuestro sistema es 0.588. $c@1$ medir las cuentas de las preguntas sin respuesta mientras se mide la precisión. La puntuación media $c@1$ de nuestro sistema es de 0,506.

Aquí damos ejemplos de salida generada por el sistema:

Ejemplo 1:

Pregunta del usuario: Ayúdame a cocinar Amritsari paneer kulcha.

Pregunta basada en el conocimiento: ¿Cómo preparar Amritsari Kulcha?

Respuesta extraída: Mezcle Maida, Azúcar, Sal, Polvo de hornear, Bicarbonato de sodio. Vierta un poco de aceite en esta mezcla. Añadir Dahi (yogur) y amasar la masa añadir agua si es necesario. La masa no debe quedar muy apretada.

Discusión: Usando vinculación, el sistema implementado infiere correctamente que el usuario ha solicitado pasos de preparación para "Amritsari paneer kulcha". El sistema, por lo tanto, proporciona la información más relevante y correcta responder.

Ejemplo 2:

Pregunta del usuario: ¿Cuáles son los consejos para cocinar pulav de verduras?

Pregunta basada en el conocimiento: ¿Cuál es el tiempo de cocción del vegetal Pulav?

Respuesta extraída: 15 minutos

Discusión: Aunque la KB contiene una pregunta más relevante ("¿Cómo preparar Pulav de verduras?") y su respuesta correspondiente, el sistema detecta erróneamente

"¿Cuál es el tiempo de cocción del Pulav de verduras?" como el partido más cercano para UQ. Por lo tanto, la falta de detección de vinculación entre las preguntas UQ y KB ha llevado a la recuperación de respuestas irrelevantes/incorrectas.

6 Recomendación de receta

Uno de los objetivos de nuestro sistema de recomendación de recetas [6] es sugerir recetas a los usuarios en función de sus preguntas. También usamos tanto la pregunta clasificación (QC) y el módulo de respuesta a preguntas (QA). El módulo QA se utiliza para extraer las respuestas reales de la receta sugerida que se obtiene de QC.

Utilizamos un enfoque de recomendación mediante el análisis de la estimación del umbral. El resultado final del sistema de recomendación da benchmark resultados en la métrica de evaluación humana (HE). Eliminamos los datos del dominio de cocina y obtuvimos 87.730 recetas únicas. Para el componente de clasificación supervisada, utilizamos el conjunto de datos. El conjunto de datos contenía 2175 preguntas relacionadas con la cocina y se dividió en 15 clases etiquetadas, como se muestra en la Tabla 10. Se requiere preprocesamiento de datos para el conjunto de datos de todas las recetas para el paso de entrenamiento previo BERT para la tarea de control de calidad. También se requiere extraer cada ingrediente individual de una receta, que se muestra en la figura 6.

Para recomendar las recetas a los usuarios, utilizamos un motor dedicado para sugerir una adecuada

ISSN 2007-9737

234 *Riyanka Maná, Dipankar Das, Alexander Gelbukh*

receta del conjunto de datos disponible. Cuando el usuario realiza alguna pregunta como input, el sistema de recomendación entra en vigor y sugiere las diferentes recetas del usuario con respecto a la correspondiente respuesta generada en base a los módulos QC y QA. Para la recomendación, consideramos dos parámetros principales, es decir, el número total de coincidencias y el número total de palabras presentes después de la lematización. Luego se calculó la puntuación usando la siguiente ecuación:

$$= (0,5 \times) \mp 0,5 .$$

La puntuación se calcula en función de si la palabra clave está presente en la receta una vez o aparece con frecuencia. Dado que el puntaje generado por la búsqueda se basa en "y", puede recomendar recetas basadas en palabras similares y palabras que suenan similares. El sistema da las respuestas recomendadas en cada pregunta usando nuestro

modelo de recomendación tanto cuando la respuesta es la más adecuada como cuando no lo es.

Por lo tanto, para aclarar las respuestas incorrectas, aprovechamos la ayuda de evaluadores humanos (HE).

En función de las puntuaciones generadas, se establece un umbral basado en la evaluación humana en el que evalúan las respuestas pero no tienen conocimiento de la puntuación de confianza de esa respuesta en particular.

Según la evaluación del usuario y la puntuación generada, se establece un umbral de modo que ninguna respuesta por debajo de ese umbral reciba una mala calificación del evaluador.

7 Conclusión y trabajo futuro

Este documento demuestra un sistema de respuesta a preguntas en el dominio de recetas de cocina, cuando nuestro enfoque principal es la clasificación contextual de preguntas de recetas, recuperación y extracción de respuestas, recomendación de recetas.

El sistema de control de calidad se ha realizado utilizando una técnica de aprendizaje profundo BERT de última generación para la clasificación de preguntas y ha logrado un rendimiento notable y ha mostrado una buena precisión en el resultado final del sistema en función de las métricas de evaluación consideradas, así como un buen rendimiento.

sobre recuperación de respuestas y recomendación de recetas.

En el futuro, aumentaremos el tamaño del conjunto de datos de recetas de cocina e intentaremos implementar el sistema de control de calidad de cocina en un conjunto de datos de varios modelos.

Expresiones de gratitud

El trabajo se realizó con apoyo parcial al tercer autor del Gobierno de México a través de la subvención A1-S-47854 del CONACYT y la subvención 20211884 de la Secretaría de Investigación y Posgrado del Instituto Politécnico Nacional, México. El tercer autor agradece a CONACYT por los recursos informáticos brindados a través de la Plataforma de Aprendizaje Profundo de Tecnologías del Lenguaje del Laboratorio de Supercomputación del INAOE. Los autores

También me gustaría agradecer al Sr. Amarnath Pathak, al Sr. Sahinur Rahman Laskar y al Sr. Abdullah Faiz Ur Rahman Khilji por proporcionar la base, el estímulo y muchas discusiones fructíferas sobre este trabajo.

Referencias

1. **Yang, H., Chua, TS (2003).** CALIFICADOR: Respuesta a preguntas por tejido léxico y recursos externos. Actas de la 10ª Conferencia del Capítulo Europeo de la Asociación de Lingüística Computacional (EACL'03), págs. 363-370. DOI: 10.3115/1067807.1067855.
2. **Diekema, AR, Yilmazel, Chen, J., Harwell, S., He, L., Liddy, ED (2003).** Encontrar respuestas a preguntas complejas. **Maybury, M. (Ed.)** Nuevas direcciones en la respuesta a preguntas. AAAI-MIT Press.
3. **Voorhees, EM (2001).** La filosofía de la evaluación de recuperación de información. Evaluación de Sistemas de Recuperación de Información en Idiomas Cruzados. Proceedings of (CLEF'01), No. 2406, Lecture Notes in Computer Science, pp. 355–370.
4. **Gruber, TR (1993):** Un enfoque de traducción para especificaciones de ontología portátiles. Adquisición de conocimientos, vol. 5, núm. 2, págs. 199–220. DOI: 10.1006/knac.1993.1008.
5. **Manna, R., Pakray, P., Banerjee, S., Das, D., Gelbukh, A. (2016).** CookingQA: Un sistema de respuesta a preguntas basado en la ontología culinaria. Apuntes de clase sobre inteligencia artificial, vol. 10061. págs. 67–77.
6. **Khilji, A., Manna, R., Laskar, S., Pakray, P., Das, D., Bandyopadhyay, S., Gelbukh, A. (2020).** CookingQA: respondiendo preguntas y recomendando recetas basadas en ingredientes. Revista árabe de ciencia e ingeniería.
7. **Manna, R., Das, D., Gelbukh, A. (2020).** Respuesta a preguntas basada en la recuperación de información

- sistema de alimentos y recetas. Apuntes de conferencias en informática, vol. 12469, págs. 260-270.
8. **Manna, R., Das, D., Gelbukh, A. (2020).** Clasificación de preguntas en un sistema de preguntas y respuestas sobre cocina. Apuntes de conferencias en informática, vol. 12469, págs. 103 a 108.
 9. **Pathak, A., Manna, R., Pakray, P., Das, D., Gelbukh, A., Bandyopadhyay, S. (2020).** Vinculación de texto científico y un marco basado en vinculación textual para responder preguntas sobre el dominio de la cocina. *Sýdhaný*, No. 24. DOI: 10.1007/s12046-021-01557-9.
 10. **Khilji, A., Manna, R., Laskar, S., Pakray, P., Das, D., Bandyopadhyay, S., Gelbukh, R. (2020).** Clasificación de preguntas y extracción de respuestas para desarrollar un sistema de control de calidad de cocina. *Computación y Sistemas*, vol. 24, n.º 2. DOI: 10.13053/CyS-24-2-3445.
 11. **Investigación, S. (2017).** *Protege*.stanford.edu. <http://protege.stanford.edu>.
 12. **Devlin, J., Chang, MW, Lee, K., Toutanova, K. (2018).** Bert: pre-entrenamiento de transformadores bidireccionales profundos para la comprensión del lenguaje. preimpresión de arXiv arXiv:1810.04805.
 13. **Chen, JJ, Ngo, CW, Feng, Florida, Chua, TS (2018).** Comprensión profunda del procedimiento de cocción para la recuperación de recetas multimodal. Actas de la 26.ª conferencia internacional ACM sobre multimedia, págs. 1020-1028. DOI: 10.1145/3240508.3240627.
 14. **Verón, M., Peñas, A., Echegoyen, G., Banerjee, S., Ghannay, S., Rosset, S. (2020).** Un gráfico de conocimiento de cocina y punto de referencia para la evaluación de respuestas a preguntas en escenarios de aprendizaje permanente. Conferencia internacional sobre aplicaciones del lenguaje natural a los sistemas de información, págs. 94-101. Springer, Cham.
 15. **Lukovnikov, D., Fischer, A., Lehmann, J., Auer, S. (2017).** Respuesta de preguntas basada en redes neuronales sobre gráficos de conocimiento a nivel de palabra y carácter. Actas de la 26ª Conferencia Internacional sobre la World Wide Web, págs. 1211-1220. DOI: 10.1145/3038912. 3052675.
 16. **Zeyen, C., Müller, G., Bergmann, R. (2017).** Recuperación conversacional de recetas de cocina. *Ciencias de la Computación*, (ICCB'17), págs. 237-244.
 17. **Xia, L. (2014).** Responda la generación de respuestas basadas en la planificación para responder preguntas de cocina sistema. *Revista de investigación química y farmacéutica*, vol. 6, núm. 7, págs. 474-480.
 18. **Yagcioglu, S., Erdem, A., Erdem, E., Ikizler Cinbis, N. (2018).** RecipeQA: un conjunto de datos de desafío para la comprensión multimodal de recetas de cocina. Actas de la Conferencia Internacional sobre Métodos Empíricos en el Procesamiento del Lenguaje Natural (EMNLP'18), págs. 1358-1368. DOI: 10.18653/v1/D18-1166.
 19. **Jermisurawong, J., Habash, N. (2015).** Predecir la estructura de las recetas de cocina. Actas de la Conferencia Internacional sobre Métodos Empíricos en el Procesamiento del Lenguaje Natural (EMNLP'15), pp. 781-786. DOI: 10.18653/v1/D15-1090.
 20. **Malmaud, J., Wagner, E., Chang, N., Murphy, K. (2014).** Cocinar con semántica. Actas del Workshop on Semantic Parsing (ACL'14), pp. 33-38. DOI: 10.3115/v1/W14-2407.
 21. **Mino, Y., Kobayashi, I. (2009).** Receta recomendada para una dieta considerando el horario del usuario y el equilibrio de la alimentación. Conferencia internacional IEEE sobre computación inteligente y sistemas inteligentes, vol. 3, págs. 383-387. DOI: 10.1109/ICICISYS.2009.5358168.
 22. **Freyne, J., Berkovsky, S. (2010).** Planificación inteligente de alimentos: recomendación personalizada de recetas. Actas de la 15ª Conferencia Internacional sobre Interfaces de Usuario Inteligentes, (IUI'10), pp. 321-324. DOI: 10.1145/1719970.1720021.
 23. **Müller, M., Harvey, M., Elswiler, D., Mika, S. (2012).** Coincidencia de ingredientes para determinar las propiedades nutricionales de las recetas obtenidas en Internet. Conferencia internacional sobre tecnologías informáticas generalizadas para el cuidado de la salud, Pervasive Health 2012 y talleres, págs. 73-80. DOI: 10.4108/icst.pervasivehealth.2012.248681.
 24. **Xia, L., Teng, Z., Ren, F. (2009).** Generación de respuestas para el sistema de control de calidad de la cocina china. Conferencia internacional sobre procesamiento del lenguaje natural e ingeniería del conocimiento, págs. 1-6. DOI: 10.1109/NLPKE.2009.5313813.

*Artículo recibido el 09/07/2020; aceptado el 27/11/2020.
El autor correspondiente es Alexander Gelbukh.*