

Generador automático de resúmenes científicos en investigación turística

Miguel Á. Álvarez-Carmona^{1,2}, Ramón Aranda^{1,2}, Angel Diaz-Pacheco¹,
José de Jesús Ceballos-Mejía³

¹Unidad de Transferencia Tecnológica Tepic,
Centro de Investigación Científica y de Educación Superior de Ensenada,
México

² Consejo Nacional de Ciencia y Tecnología,
México

³Instituto Tecnológico de Tepic,
México

malvarez@cicese.edu.mx

Resumen. Con la nueva oleada de las redes neuronales, arquitecturas basadas en aprendizaje profundo han tenido mucho éxito en la última década. Una de las principales aplicaciones que han tenido estas arquitecturas es la generación automática de texto, la cual ha ganado popularidad recientemente. Distintas tareas han tratado de ser resueltas como generador de canciones, *chatbots*, resúmenes automáticos, traductores, entre otros. Sin embargo pocos trabajos se han enfocado en generar textos científicos. En este trabajo se presenta un análisis de generación de *abstracts* de artículos científicos explorando distintos tipos de arquitecturas. Para este trabajo se recolectaron de 227 artículos de Procesamiento de lenguaje natural aplicado al sector turístico. Con esta colección se proponen diferentes tipos de *fine tuning* donde el mejor resultado es de 0.21 obtenido por GPT-3 según el coeficiente de Jaccard.

Palabras clave: Procesamiento de lenguaje natural, generación de textos científicos, turismo, RNN, LSTM, GPT-3.

Automatic Generator of Scientific Summaries in Tourism Research

Abstract. With the new wave of neural networks, architectures based on deep learning have been very successful in the last decade. One of the main applications that these architectures have had is the automatic generation of text, which has recently gained popularity. Different tasks have tried to be solved such as song generator, chatbots, automatic summaries, translators, among others. However, few works have focused on generating scientific texts. This paper

presents an analysis of the generation of abstracts of scientific articles exploring different types of architectures. For this work, 227 articles of Natural Language Processing applied to the tourism sector were collected. With this collection different types of fine tuning are proposed where the best result is 0.21 obtained by GPT-3 according to the Jaccard coefficient.

Keywords: Natural language processing, generation of scientific texts, tourism, RNN, LSTM, GPT-3.

1. Introducción

El Procesamiento de Lenguaje Natural (PLN) ha sido una herramienta que se ha implementado en diversas soluciones en los últimos años [2]. Áreas como medicina [19], turismo [3], psicología [5] o detección de agresividad [4], han sido algunos campos del conocimiento que han sacado ventaja del PLN. Dentro del PLN, una de las tareas que han ganado popularidad es la de generación automática de texto [6]. La tarea de generación automática de texto es el proceso de construir lenguaje natural a través de entradas no necesariamente lingüísticas [8]. La idea de estos sistemas es que dada una cadena de tokens, automáticamente se genere un texto que sea coherente y continúe con la secuencia que se introdujo.

En la figura 1 se muestra un demo de la api de Open-AI para generación de texto¹. Este demo es un chatbot capaz de interactuar con humanos. En la imagen se puede ver que la cadena de tokens inicial es una oración que pone un humano, y el texto resultante es una oración que responde a dicha cadena. El modelo general de generación de texto se puede expresar como $GT(T_i, M) = T_f$, donde GT es un sistema de generación de texto, T_i es un conjunto de tokens iniciales, M es un modelo entrenado para generar texto y T_f es el texto final que se genera a partir de los parámetros de la función GT . La tabla 1 muestra algunos ejemplos de T_i y T_f para distintas tareas.

Curiosamente, diversas tareas que utilizan métodos de generación automática de texto ven sus principales aplicaciones en el sector turístico. Por ejemplo, los *chatbots* se suelen utilizar para interactuar con turistas en agencias de viajes, hoteles o restaurantes o generando publicidad para destinos turísticos, o un traductor automático que ayuda a turistas en recorridos y vistas de museo. Por otro lado, pocos trabajos se han centrado en generar textos científicos de manera automática, normalmente, los trabajos se centran en textos comerciales, de interacción o artísticos.

Generar textos científicos se vuelve un reto puesto que existen muchos factores para poder crear este tipo de documentos como la hipótesis, variables, los experimentos y resultados, conclusiones entre otros, por lo que el modelo de solo utilizar un texto inicial parece insuficiente para atacar esta tarea. Por esta razón, en este trabajo se propone atacar el problema de generar resúmenes científicos de manera automática explorando diversas maneras de representar el texto inicial (T_i). Para llevar a cabo los experimentos se trabajó con todos los artículos publicados acerca de procesamiento de lenguaje natural en el sector turístico en la última década.

¹ <https://gpt3demo.com/>

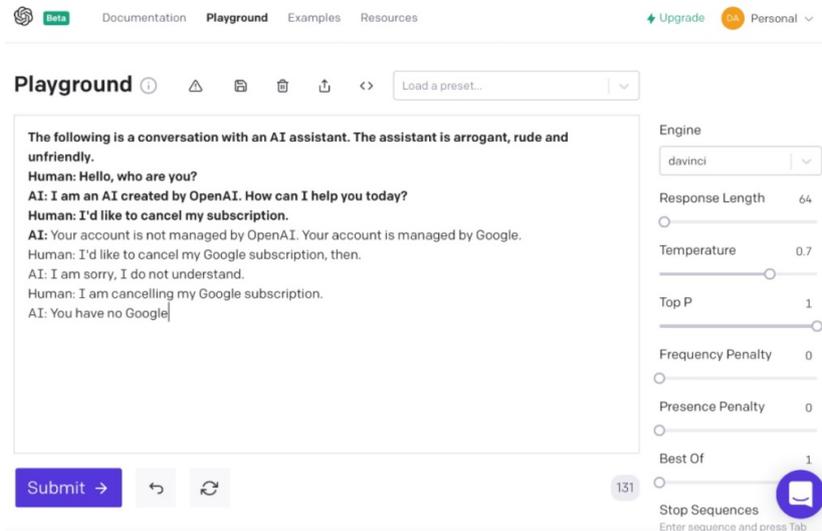


Fig. 1. Demo de Open-AI.

En este trabajo de investigación, se propone implementar diversos modelos de generación textual, planteando dar respuestas a las siguientes preguntas de investigación:

- ¿Cuál es la mejor manera de representar T_i de tal manera que sea posible generar textos científicos?
- ¿Cómo se comportan los modelos de generación textual con diferentes entradas de T_i para generar textos científicos?

El resto del documento está organizado de la siguiente manera: en la sección 2 se describen los principales modelos de generación automática de textos. En la sección 3 se detalla la metodología que se llevó a cabo para recopilar los artículos para este estudio y se proponen las distintas variantes para generar T_i . En la sección 4 se muestran los experimentos y resultados obtenidos. Finalmente, en la sección 5 se presentan las conclusiones y el trabajo a futuro derivado de esta investigación.

2. Generadores automáticos de texto

En los últimos años, se han propuesto diversos generadores de secuencias. En particular, los que más éxito han tenido son los basados en arquitecturas de aprendizaje profundo [14]. Un ejemplo de estas arquitecturas son las **Redes Neuronales Recurrentes (RNN)** por sus siglas en inglés). Estas redes son modelos dinámicos que se han utilizado para generar secuencias y se han aplicado a diversas tareas como la generación de texto [13], de música [16] y datos de movimiento [15].

Tabla 1. Ejemplos de sistemas de generación de texto.

Tarea	T_i	T_f	Ejemplo T_i	Ejemplo T_f
Chatbot	Petición de un usuario	Respuesta	Cancela mi suscripción	Subscripción cancelada
Traducción	Texto en el idioma original	Texto traducido	Hello i'm Gaby	Hola, soy Gaby
Textos artísticos	El inicio de un poema, canción, partitura, etc	El resto de la pieza	En un lugar de la mancha de	Cuyo nombre no quiero acordarme

Las RNN se entrenan con secuencias con el fin de predecir el elemento siguiente a dichas secuencias [20]. Después surgieron las arquitecturas **Memoria a Corto-Largo Plazo (LSTM)** por sus siglas en inglés) [10]. LSTM es una arquitectura es un tipo de RNN, sin embargo, las LSTM tienen conexiones de retroalimentación. De esta manera, pueden procesar no solo datos individuales, sino también secuencias completas de datos como texto. Las redes LSTM se han aplicado en tareas como reconocimiento de escritura, reconocimiento de voz y generación de texto [18].

Una unidad LSTM común se compone de una celda, una puerta de entrada, una puerta de salida y una puerta de olvido. La celda recuerda valores en intervalos de tiempo arbitrarios y las tres puertas regulan el flujo de información dentro y fuera de la celda. Las redes LSTM son adecuadas para clasificar, procesar y hacer predicciones basadas en datos de series temporales, ya que puede haber retrasos de duración desconocida entre eventos importantes en una serie temporal, por lo que son ideales para la generación de texto a partir un una entrada textual.

En años más recientes, una de las mejores plataformas para generar texto ha sido **GPT-3** (Generative Pre-trained Transformer 3) [11]. Esta arquitectura fue construida sin pensar en alguna tarea en específico. El laboratorio OpenAI lo liberó para pruebas en agosto de 2020 y ha tenido resultados muy importantes comparado con modelos anteriores ajustados para tareas específicas. Esta arquitectura, está pre-entrenada en un conjunto de datos diez veces más grande que Wikipedia [9].

OpenAI desarrolló una interfaz de programación de aplicaciones donde los usuarios acceden a GPT-3 ingresando palabras en lenguaje humano, dando instrucciones sobre qué hacer y, opcionalmente, algunos ejemplos del resultado deseado. GPT-3 ha demostrado ser capaz de generar poesía o artículos indistinguibles de los autores humanos, código de computadora para interfaces web y descripciones de productos o trabajos [7]. Para este trabajo, utilizamos el modelo Ada de GPT-3.

3. Metodología

La principal idea detrás de este trabajo es generar textos científicos automáticamente, por esta razón, la metodología esta dividida en dos partes: i) la selección de una colección de artículos científicos con los cuales se puedan entrenar modelos de generación de textos, para este trabajo, se necesita una temática concreta para poder experimentar, por lo que se seleccionaron los trabajos publicados de Procesamiento de Lenguaje Natural aplicado al sector turístico en la última década, y ii) la generación de representaciones de T_i para poder aprender y generar textos como los de la base de datos recolectada. A continuación se presentan ambas partes.

3.1. Trabajos recolectados

Para esta revisión sistemática, nos basamos en la metodología *Preferred Reporting Items for Systematic Reviews and Meta-Analyses* (PRISMA) [17]. En este sentido, para comprender el estado actual de la investigación de PLN en turismo, todos los documentos fueron buscados en bases de datos en línea. Solo se consideró la investigación en inglés y se consultaron las bases de datos de documentos indexados desde el 1 de enero de 2010 hasta hasta el 31 de diciembre de 2021.

La búsqueda se realizó en las siguientes bases de datos académicas: ScienceDirect, Wiley Online Library, Sage Journals, the Web de Ciencias, Esmeralda y Scopus. La consulta de búsqueda consideró el uso de varias palabras clave² de *Turismo y Procesamiento del lenguaje natural* como *viaje, visita, hospitalidad, hotel, y destino* para el campo del turismo. Con respecto al PLN, las palabras clave empleadas fueron: *minería de texto, análisis de sentimientos, chatbot, UGC* (Contenido generado por el usuario), clasificación textual y *NLP*.

La concatenación de palabras clave se estableció con el operador *OR* y se empleó el operador *AND* para la intersección de las palabras clave de las áreas consideradas. La búsqueda retornó más de 500 trabajos. Se eliminaron 52 registros duplicados para tener 448 documentos almacenados para elegibilidad. Los criterios de exclusión rechazaron 98 registros. Se descartaron 112 registros por no parecer relevantes; 9 no fueron evaluados porque no estaban escritos en inglés (estaban en chino).

Finalmente, se incluyeron un total de 227 estudios en el proceso de revisión. Para la etapa de selección de estudios, dos revisores evaluaron cada uno de los documentos según los criterios de exclusión. Luego, todos los estudios no descartados fueron evaluados por separado por dos revisores diferentes. La inclusión se basó en una revisión de texto completo. Los desacuerdos se resolvieron por consenso.

Los datos extraídos de cada estudio son los siguientes: Palabras clave, año de publicación, país del primer autor, temas de turismo abordados, base de datos, idioma o idiomas de los datos, resultados obtenidos, número de registros en la base de datos, técnicas de pre-procesamiento de datos, algoritmos de selección de características y de aprendizaje, representaciones de datos, técnicas para la solución propuesta y métricas de evaluación.

3.2. Diferentes representaciones

Para poder generar un texto T_f a través de un Modelo M se necesita como un entrada un texto T_i . El objetivo de este trabajo es la generaciones de resúmenes científicos, específicamente en la temática de Procesamiento de Lenguaje Natural aplicado al sector turístico. En este sentido se propone aprovechar la revisión que se hizo en la sección 3.1 para entrenar modelos M_k y generar resúmenes con el estilo de la colección. Para poder responder las preguntas de investigación propuestas en la sección 1, se proponen tres maneras de construir T_i :

² Las palabras se usaron en inglés

$$T_{i_0} = \{T\}, \quad (1)$$

$$T_{i_1} = \{T, K\}, \quad (2)$$

$$T_{i_2} = \{T, K, R\}. \quad (3)$$

En las ecuaciones 1, 2 y 3 se representa las relaciones de diferentes T_i basadas en conjuntos. En la ecuación 1 el elemento T se refiere al Título de los artículos, es decir, los modelos M_k son entrenados únicamente con el título de un artículo. Por otro lado, la ecuación 2 agrega en el conjunto al elemento K , el cual se refiere a las *Keywords* que los propios autores de los artículos.

De esta manera se pretende que estas palabras clave agreguen información importante a los modelos M_k para aprender a escribir estos resúmenes. Finalmente, en la ecuación 3 se agrega al elemento R , el cual se refiere a los comentarios que agregaron los revisores que participaron para construir la base de datos de la sección 3.1.

Dentro de estos comentarios se agrega información como: país del primer autor, temas de turismo abordados, base de datos, idioma o idiomas de los datos, resultados obtenidos, número de registros en la base de datos, técnicas de pre-procesamiento de datos, algoritmos de selección de características y de aprendizaje, representaciones de datos, técnicas para la solución propuesta y métricas de evaluación.

Este tipo de información se agrega con la intención de que un modelo M_k sea capaz de detectar cuando en un resumen científico se agrega información crucial de la investigación. La idea es probar cada una de las representaciones con las diferentes arquitecturas presentadas en la sección 2. Es decir, se van a probar los algoritmos de RNN, LSTM y GPT-3 para observar su comportamiento en esta tarea.

4. Resultados

En esta sección se presentan los resultados de los modelos descritos en las secciones anteriores. Primero se debe definir la métrica para medir la calidad de los resultados. Existen diversas maneras para evaluar sistemas de generación de texto. Para este trabajo se propone una medida basada en similitud léxica. Se propone utilizar la medida de Jaccard para poder medir la similitud entre dos textos [1]. Jaccard esta definido como se muestra en la ecuación 4:

$$\text{Jaccard}(w(\text{abstract}), w(T_f)) = \frac{w(\text{abstract}) \cap w(T_f)}{w(\text{abstract}) \cup w(T_f)}, \quad (4)$$

donde $w(x)$ es una función que devuelve el conjunto de palabras de un texto x . De esta forma, el resultado de Jaccard es cero si no se comparte ninguna palabra entre los dos textos a comparar y el resultado es uno si los textos son idénticos [12]. Con esta medida se busca premiar el modelo que utilice palabras idénticas a la de los artículos originales. Para el entrenamiento de cada uno de los modelos, se hizo una separación de validación cruzada a 10 pliegues de los resúmenes de artículos científicos.

Tabla 2. Resumen de los resultados para las noticias separadas.

T_i	RNN	Std	Min	Max	LSTM	Std	Min	Max	GPT-3	Std	Min	Max
{ T }	0.01	0.10	0.00	0.12	0.04	0.09	0.00	0.21	0.14	0.07	0.05	0.56
{ T, K }	0.01	0.09	0.01	0.13	0.04	0.09	0.02	0.21	0.15	0.06	0.05	0.79
{ T, K, R }	0.03	0.09	0.04	0.25	0.06	0.08	0.07	0.45	0.21	0.05	0.09	0.98

En la tabla 2 se muestran los resultados promedio de Jaccard obtenidos por cada uno de los modelos para cada una de las representaciones. También, para cada arquitectura empleada se presenta la desviación estándar (Std), el valor mínimo de Jaccard obtenido (Min) y el máximo (Max). Se puede observar que el algoritmo de GPT-3 obtiene resultados considerablemente mejores que los obtenidos por las otras arquitecturas.

Este resultado se debe al pre-entrenamiento con el que cuenta dicha arquitectura. Esto la hace ideal para trabajar con pocos datos como es el caso. También es interesante notar que la diferencia entre agregar las keywords no aumenta considerablemente el resultado comparado con solo usar el título del artículo.

4.1. Análisis de los resultados

En esta sección se pretende responder a las preguntas de investigación planteadas para este trabajo.

P1: ¿Cuál es la mejor manera de representar T_i de tal manera que sea posible generar textos científicos?

Claramente agregar toda la información posible y relevante de una investigación aportará a los modelos con los que se trabaje. Se recomienda para generar resúmenes de artículos científicos estructurar las partes relevantes de la investigación y con eso alimentar a los modelos de generación de texto.

El mejor resultado se obtuvo con información como país del primer autor, temas de turismo abordados, base de datos, idioma o idiomas de los datos, resultados obtenidos, número de registros en la base de datos, técnicas de pre-procesamiento de datos, algoritmos de selección de características y de aprendizaje, representaciones de datos, técnicas para la solución propuesta y métricas de evaluación.

P2: ¿Cómo se comportan los modelos de generación textual con diferentes entradas de T_i para generar textos científicos?

El mejor resultado se obtuvo con el modelo de GPT-3. Claramente GPT-3 tiene la ventaja de contar con un pre entrenamiento masivo lo que lo hace ideal para tareas con pocos datos.

Es interesante ver como únicamente con el título se puede llegar a resultados mejores que el que obtienen arquitecturas como RNN y LSTM con toda la información disponible. Parece ser que los keywords no son tan importantes para obtener mejores resultados. En la tabla 3 se muestran algunos ejemplos de los resúmenes generados por GPT-3.

Tabla 3. Ejemplos de resúmenes reales contra resúmenes generados por GPT-3.

Resumen Original	Resumen Generado por GPT-3
<p>Traffic congestion is rapidly increasing in urban areas, particularly in mega cities. To date, there exist a few sensor network based systems to address this problem. However, these techniques are not suitable enough in terms of monitoring an entire transportation system and delivering emergency services when needed. These techniques require real-time data and intelligent ways to quickly determine traffic activity from useful information. In addition, these existing systems and websites on city transportation and travel rely on rating scores for different factors (e.g., safety, low crime rate, cleanliness, etc.).</p>	<p>Traffic congestion, a major problem in urban areas, portugal has one of the highest prevalence of driverthermal injuries in europe. furthermore, a combination of traffic control measures, such asrots and divided- plays, which provide a safety platform for engaged travelers, has been regarded as one of the main preventsesosmarismas of vibrant cities.</p>
<p>Sentiment Analysis is an active area of research and has presented promising results. There are several approaches for modeling that are capable of performing classifications with good accuracy. However, there is no approach that performs well in all contexts, and the nature of the corpus used can exert a great influence. This paper describes a research that presents a convolutional neural network approach to the Sentiment Analysis Applied to Hotel's Reviews, and performs a compar- ison with models previously executed on the same corpus.</p>	<p>Convolutional neural network (cnn) is a type of artificial neural network that can perform impressionist operations better than marchants' arendas. therefore, these are the operations that are performed by the cnn. this paper describes a research that presents a convolutional neural network approach to the sentiment analysis applied to hotel's reviews, and performs a comparison with models previously executed on the same corpus.</p>
<p>Original: Purpose – The purpose of this paper is to use Twitter analysis to explore diner perceptions of four types of Asian restaurants (Chinese, Japanese, Korean and Thai). Design/methodology/approach – Using 86,015 tweets referring to Asian restaurants, this research used text mining and sentiment analysis to find meaningful patterns, popular words and emotional states in opinions. Findings – Twitter users held mingled perceptions of different types of Asian restaurants. Sentiment analysis and ANOVA showed that the average sentiment scores for Chinese restaurants was significantly lower than the other three Asian restaurants. While most positive tweets referred to food quality, many negative tweets suggested problems associated with service quality or food culture. Research limitations/implications – This research provides a methodology that future researchers can use in applying social media analytics to explore major issues and extract sentiment information from text messages.</p>	<p>Originality/value–Limited research has been conducted applying social media analysis in hospitality research. This study fills a gap by using social media analytics with Twitter data to examine the Twitter users' thoughts and emotions for four different types of 86,015 tweets referring to Asian restaurants.</p>

5. Conclusiones y trabajo a futuro

En este trabajo de investigación se evaluaron diversas representaciones para resolver la tarea de generación automática de resúmenes científicos. Se probaron 3 tipos de representaciones iniciales para generar los resúmenes. Una basada en el título del artículos, otra agregando keywords y finalmente otra agregando datos importantes de la investigación. Para poder llevar a cabo los experimentos, se generó una base de datos con 227 artículos científicos de PLN en turismo. Los resultados indican que utilizar un método con pre-entrenamiento como GPT-3 puede obtener buen rendimiento en la tarea.

Estructurar la información relevante de la investigación como base de datos, resultados, país de origen, entre otros parece ser una buena opción para representar la información en esta tarea. Como trabajo a futuro se propone explorar cómo poder generar automáticamente textos científicos más largos como secciones completas de un artículo o inclusive el artículo completo.

Referencias

1. Álvarez-Carmona, M., Franco-Salvador, M., Villatoro-Tello, E., Montes-y Gómez, M., Rosso, P., Villaseñor-Pineda, L.: Semantically-informed distance and similarity measures for paraphrase plagiarism identification. *Journal of Intelligent & Fuzzy Systems*, vol. 34, no. 5, pp. 2983–2990 (2018) doi: 10.3233/JIFS-169483
2. Álvarez-Carmona, M., López-Monroy, P., Montes-y Gómez, M., Villaseñor-Pineda, L., Jair-Escalante, H.: INAOE's participation at PAN'15: Author profiling task. *Working Notes Papers of the CLEF*, pp. 103 (2015)
3. Álvarez-Carmona, M. Á., Aranda, R., Arce-Cardenas, S., Fajardo-Delgado, D., Guerrero-Rodríguez, R., López-Monroy, A. P., Martínez-Miranda, J., Pérez-Espinosa, H., Rodríguez-González, A. Y.: Overview of rest-mex at iberlef 2021: Recommendation system for text mexican tourism, (2021)
4. Aragon, M., Carmona, M. A., Montes, M., Escalante, H. J., Villaseñor-Pineda, L., Moctezuma, D.: Overview of mex-a3t at iberlef 2019: Authorship and aggressiveness analysis in mexican spanish tweets. pp. 478–494 (2019)
5. Aragon, M., López-Monroy, A., Gonzalez Gurrola, L. C., Montes, M.: Detecting depression in social media using fine-grained emotions. *Proceedings of the 2019 conference of the North American chapter of the association for computational linguistics: human language technologies*, pp. 1481–1486 (2019) doi: 10.18653/v1/N19-1151
6. Celikyilmaz, A., Clark, E., Gao, J.: Evaluation of text generation: A survey, (2020) doi: 10.48550/arXiv.2006.14799
7. Dale, R.: GPT-3: What's it good for? *Natural Language Engineering*, vol. 27, no. 1, pp. 113–118 (2021) doi: 10.1017/S1351324920000601
8. Daza, A., Calvo, H., Figueroa-Nazuno, J.: Automatic text generation by learning from literary structures. *Proceedings of the Fifth Workshop on Computational Linguistics for Literature*, pp. 9–19 (2016) doi: 10.18653/v1/W16-0202
9. Dehouche, N.: Plagiarism in the age of massive generative pre-trained transformers (GPT-3). *Ethics in Science and Environmental Politics*, vol. 21, pp. 17–23 (2021) doi: 10.3354/ese00195
10. Du, J., Vong, C. M., Chen, C.: Novel efficient RNN and LSTM-like architectures: Recurrent and gated broad learning systems and their applications for text classification. *IEEE transactions on cybernetics*, vol. 51, no. 3, pp. 1586–1597 (2021) doi: 10.1109/TCYB.2020.2969705
11. Floridi, L., Chiriatti, M.: GPT-3: Its nature, scope, limits, and consequences. *Minds and Machines*, vol. 30, no. 4, pp. 681–694 (2020) doi: 10.1007/s11023-020-09548-1
12. Guerrero-Rodríguez, R., Álvarez-Carmona, M. Á., Aranda, R., López-Monroy, A. P.: Studying online travel reviews related to tourist attractions using NLP methods: the case of Guanajuato, Mexico. *Current Issues in Tourism*, pp. 1–16 (2021) doi: 10.1080/13683500.2021.2007227
13. Iqbal, T., Qureshi, S.: The survey: Text generation models in deep learning. *Journal of King Saud University-Computer and Information Sciences*, vol. 34, no. 6, pp. 2515–2528 (2022) doi: 10.1016/j.jksuci.2020.04.001

14. Mishra, M., Nayak, J., Naik, B., Abraham, A.: Deep learning in electrical utility industry: A comprehensive review of a decade of research. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, vol. 96 (2020) doi: 10.1016/j.engappai.2020.104000
15. Ramchandran, A., Sangaiah, A. K.: Unsupervised deep learning system for local anomaly event detection in crowded scenes. *Multimedia Tools and Applications*, vol. 79, no. 47, pp. 35275–35295 (2020) doi: 10.1007/s11042-019-7702-5
16. Santoso Gunawan, A. A., Phan Iman, A., Suhartono, D.: Automatic music generator using recurrent neural network. *International Journal of Computational Intelligence Systems*, vol. 13, no. 1, pp. 645–654 (2020) doi: 10.2991/ijcis.d.200519.001
17. Selçuk, A. A.: A guide for systematic reviews: PRISMA. *Turkish archives of otorhinolaryngology*, vol. 57, no. 1, pp. 57–58 (2019) doi: 10.5152/tao.2019.4058
18. Shewalkar, A., Nyavanandi, D., Ludwig, S.: Performance evaluation of deep neural networks applied to speech recognition: RNN, LSTM and GRU. *Journal of Artificial Intelligence and Soft Computing Research*, vol. 9, no. 4, pp. 235–245 (2019) doi: 10.2478/jaiscr-2019-0006
19. Voytovich, L., Greenberg, C.: Natural language processing: Practical applications in medicine and investigation of contextual autocomplete. *Machine Learning in Clinical Neuroscience*, pp. 207–214 (2022) doi: 10.1007/978-3-030-85292-4_24
20. Wang, H., Qin, Z., Wan, T.: Text generation based on generative adversarial nets with latent variables. pp. 92–103. Springer (2017) doi: 10.48550/arXiv.1712.00170