Análisis de sentimientos y emociones: la diferencia absoluta

El análisis de sentimientos y el análisis emocional son dos métodos clave que los expertos utilizan para cuantificar el compromiso emocional de las audiencias. Puede usarlos en su estrategia de contenido para revelar las respuestas emocionales de los lectores a su contenido.

Aunque a menudo se usan indistintamente, el análisis de sentimientos y el análisis emocional no son exactamente lo mismo. De hecho, son dos métodos distintos que pueden brindarle dos tipos diferentes de información sobre sus lectores.

Sentimiento y emoción: no es exactamente lo mismo

Aunque son sinónimos, "sentimiento" y "emoción" no expresan lo mismo. Mirando el diccionario, un "sentimiento" se define como una opinión o punto de vista. En cuanto al término "emoción", se refiere a "un sentimiento fuerte derivado del estado de ánimo de uno".

Ahora, cuando hablamos de sentimiento y análisis emocional, estamos tratando con dos métodos distintos de evaluación de los estados de ánimo de las personas. Ambos tienen como objetivo comprender mejor a los lectores y dar ideas sobre sus respuestas emocionales.

Sin embargo, cuando se trata de cómo lo logran, cada uno tiene sus propias formas.

Análisis de sentimiento

El análisis de sentimientos tiene como objetivo captar la sensación general o la impresión que las personas obtienen al consumir una pieza de contenido. No se centra en las emociones articuladas específicas.

Más bien se basa en un sistema binario simplificado de respuestas "positivas" y "negativas". Solo buscamos saber si el lector tuvo una experiencia positiva o negativa con el contenido.

Los matices de las emociones no cuentan en este caso.

Es un método de análisis simplificado que presenta información que es fácil de procesar y cuantificar.

Este método ha demostrado su eficiencia para aportar información valiosa sobre las audiencias y el contenido. Por un lado, ayuda a las empresas a poner un dedo en las preferencias e inclinaciones de los lectores. Si obtienes un 60% de comentarios negativos en una publicación de blog, sabrás que tus audiencias no se sienten específicamente atraídas por ese artículo.

Por otro lado, obtener comentarios de sentimiento te ayuda a evaluar mejor tu contenido. Si obtienes una respuesta positiva, sabes que estás haciendo algo bien y deberías hacer más.

En pocas palabras, el análisis de sentimientos lo ayuda a encontrar la coincidencia correcta de contenido / audiencia.

Contrariamente al análisis de sentimientos, el análisis emocional se basa en un sistema más sofisticado y complejo.

Mientras que el primero utiliza una categorización binaria simplificada, el segundo se basa en un análisis más profundo de las emociones y sensibilidades humanas. Este método resalta los matices entre los diferentes sentimientos que expresan los lectores.

Es una mirada más meticulosa y exhaustiva a los grados e intensidades asociados con las desviaciones de cada emoción.

A diferencia del análisis de sentimientos, el análisis emocional es inclusivo y considerado con las diferentes variaciones de las subjetividades mentales humanas. Por lo general, se basa en un amplio espectro de estados de ánimo en lugar de un par de categorías estáticas.

Dentro de lo positivo detecta emociones específicas como la felicidad, la satisfacción o la emoción, dependiendo de cómo esté configurado.

El análisis emocional va un paso más allá en los motivos e impulsos de las audiencias. Proporciona información valiosa y exacta que se transforma fácilmente en acciones.

Si obtienes un alto porcentaje de confusión como respuesta, sabes que necesitas escribir contenido más simple y claro. Si el sentimiento prominente es el aburrimiento, deberá agregar algunas narraciones o chistes.

Si tu audiencia está enojada, sabes que debes considerar una perspectiva diferente.

3 razones por las que el análisis emocional gana

1. El análisis de sentimiento simplifica demasiado los datos

Las emociones humanas son tan complejas, y reducirlas a positivas y negativas es ciertamente una gran pérdida. Si su objetivo es aprovechar su marketing, deberá obtener una visión holística de los comentarios de su audiencia.

Dividir la retroalimentación emocional en positiva, negativa y neutral solo puede darte una comprensión superficial de tu público. Necesitará profundizar si está dispuesto a comprender las motivaciones y los bloqueos de sus clientes.

1. Proporciona información más valiosa

A diferencia del análisis de sentimientos, el análisis emocional le proporciona una comprensión profunda de las acciones de las personas. Para entender por qué alguien rebotó o se pegó en una publicación, necesitarás más de un porcentaje negativo / positivo. Lo que necesitará es un número preciso que represente cuán agradable, frustrante o aburrido fue su contenido para ellos. Porque esa es la clave para identificar las causas del fracaso o éxito de su contenido.

Mientras que el análisis de sentimientos te ayuda a saber cómo se está desempeñando tu contenido, el análisis emocional te lleva a entender por qué. En cierto modo, el análisis de sentimientos capta solo una dimensión del amplio universo de las emociones humanas.

1. Proporciona información procesable

Si su objetivo es mejorar su contenido, "positivo" y "negativo" pueden ser atributos bastante frustrantes. Simplemente no sabrías qué hacer con esa información de la pieza. Es demasiado genérico.

Por otro lado, si conoces las emociones específicas que sienten tus lectores, es mucho más fácil actuar. Los estados emocionales se convierten en parte de las otras métricas que rastreas para mejorar el rendimiento de tu contenido. Y si sabe lo que inspira su contenido, puede identificar fácilmente dónde está teniendo éxito y dónde está fallando y tomar medidas en consecuencia.

Al invertir en el análisis emocional, obtienes dos conclusiones principales. Uno, tienes la oportunidad de transformar tu contenido y hacerlo perfecto para tu audiencia. Y dos, obtienes suficiente información sobre tus audiencias para nutrir relaciones valiosas con ellas.

Y al final del día, esa es la mejor conclusión que puedes obtener. Las relaciones valiosas y sólidas con sus clientes son clave para hacer crecer su negocio.

<https://www.usesignhouse.com/blog/sentiment-emotional#Emotional_Analysis>

Detección y reconocimiento de emociones a partir de texto mediante aprendizaje profundo

¿Por qué detección de emociones?

El análisis de sentimientos tiene como objetivo detectar sentimientos positivos, neutrales o negativos del texto, mientras que el análisis de emociones tiene como objetivo detectar y reconocer tipos de sentimientos a través de la expresión de textos, como la ira, el disgusto, el miedo, la felicidad, la tristeza y la sorpresa.

¿Cómo?

Hay 6 categorías de emociones que se usan ampliamente para describir las emociones básicas de los humanos, basadas en la expresión facial [1]: ira, disgusto, miedo, felicidad, tristeza y sorpresa. Estos se asocian principalmente con el sentimiento negativo, siendo "Sorpresa" el más ambiguo, ya que puede asociarse con sentimientos positivos o negativos. Curiosamente, el número de emociones humanas básicas se ha "reducido", o más bien recategorizado, a solo 4; felicidad, tristeza, miedo/sorpresa e ira/disgusto [2]. Es sorprendente para muchos que solo tengamos 4 emociones básicas. En aras de la simplicidad de esta historia de código, usaremos las 6 emociones más utilizadas. (Otras clasificaciones de emociones se pueden encontrar aquí.) La pregunta sigue siendo, sin embargo, ¿cuánta emoción podemos transmitir a través del texto? Esto es especialmente interesante ya que la expresión facial y la entonación de la voz transmiten más del 70% de los sentimientos deseados en el lenguaje hablado.

En cualquier tarea de reconocimiento, los 3 enfoques más comunes son basados en reglas, basados en estadísticas e híbridos, y su uso depende de factores como la disponibilidad de datos, la experiencia en el dominio y la especificidad del dominio. En el caso del análisis de emociones, esta tarea se puede abordar utilizando métodos basados en el léxico, aprendizaje automático o un enfoque a nivel de concepto [3]. Aquí, estamos explorando cómo podemos lograr esta tarea a través de un enfoque de aprendizaje automático, específicamente utilizando la técnica de aprendizaje profundo.

¿Es posible?

Uno de los mayores desafíos para determinar la emoción es la dependencia del contexto de las emociones dentro del texto. Una frase puede tener un elemento de ira sin usar la palabra "ira" o cualquiera de sus sinónimos. Por ejemplo, la frase "¡Cállate!". Otro desafío es la dificultad que enfrentan otros componentes de la PNL, como la desambiguación del sentido de la palabra y la resolución de co-referencias. Es difícil anticipar la tasa de éxito del enfoque de aprendizaje automático sin intentarlo primero.

Datos:

Otro desafío en la detección de emociones es la falta de una base de datos de emociones etiquetada para permitir la innovación activa. Actualmente, hay pocas bases de datos de acceso público disponibles. Las 2 bases de datos más utilizadas son ISEAR, que contiene 2500 oraciones, con 5 categorías de emociones (carece de "Sorpresa"). La base de datos SemEval 2007 [4] Affective Text consta de 250 oraciones anotadas con 6 categorías de emociones, con otras 1000 oraciones como datos de prueba. Esta base de datos está diseñada principalmente para explorar la conexión entre la semántica léxica y las emociones. Si tuviéramos que fomentar el progreso en esta área, podría ser necesaria una base de datos más completa con más observaciones, especialmente si vamos a abordar esta tarea a través de un enfoque de aprendizaje automático.

El texto se extrae de una variedad de fuentes como se describe a continuación, y las personas pueden ser objeto de crowdsourcing para realizar el etiquetado utilizando Mechanical Turk. Se pone en marcha un proceso, inspirado en un proyecto de traducción de DARPA [5,6], que también es de colaboración colectiva, para validar la precisión del etiquetado.utomático sin intentarlo primero.

https://devblogs.microsoft.com/cse/2015/11/29/emotion-detection-and-recognition-from-text-using-deep-learning/

### 5 técnicas

### 1. [Text2emotion](https://pypi.org/project/text2emotion/)

Text2emotion is a library available on the PyPi official site. The library processes the data and yield the emotion of the sentence from these 5 emotions **(Happy, Angry, Sad, Surprise, and Fear)**. It can be easily installed using pip on your machine and outputs the result in the form of a dictionary, where the key is the emotion and value is the score of the emotion concerning your text.

Pros:

1. Easy to understand
2. Scores are independent of each other
3. Can work on emojis

Cons:

1. Relatively slow with a large volume of data

### 2. [NRCLex](https://pypi.org/project/NRCLex/" \t "_blank)

 NRC stands for National Research Council Canada (NRC). NRCLex is based on the lexicon dictionary in addition to NLTK library’s Wordnet synonym sets created by NRC. NRClex contains 8 emotions(**Fear, Anger, Anticipation, Trust, Surprise, Sadness, Disgust, Joy**) as well as 2 sentiments (**Positive, Negative**). Similar to its counterpart the library can be easily imported using pip and the result is in the form of a dictionary.

A great explanation of how the algorithm work is provided **[here](https://saifmohammad.com/WebPages/NRC-Emotion-Lexicon.htm" \t "_blank)**. There are lots of functions provided by the library. So, go ahead, play with them and find out which works best for you. In my case, affect\_frequencies was the one.

Pros:

1. Extensive dictionary to work with
2. Fast even with a large volume of data
3. Easy to understand

Cons:

1. The library is a bit bias towards sentiments(positive, negative). A large chunk of keywords falls under them
2. If you want to have a unique emotion for a sentence, it might not happen as for some sentences two emotions can have the same score
3. Though the lexicon dictionary is vast and is made through [**CROWDSOURCING**](https://en.wikipedia.org/wiki/Crowdsourcing) some of the words and their emotions might raise some questions

### 3. [IBM Tone Analyzer](https://cloud.ibm.com/docs/tone-analyzer/index.html?_ga=2.99074201.686267332.1623502375-459733459.1615289698)

IBM tone analyzer is a state of artwork. I was pleasantly surprised while reading about the background behind this service. IBM has made it available to us through an [**API**](https://cloud.ibm.com/apidocs/tone-analyzer?_ga=2.107450117.686267332.1623502375-459733459.1615289698&code=python), [**online service**](https://tone-analyzer-demo.ng.bluemix.net/) as well as a **[Chatbot](https://customer-engagement-demo.ng.bluemix.net/?_ga=2.72311828.686267332.1623502375-459733459.1615289698" \t "_blank)**. I would highly recommend checking out its documentation.

Coming back to the application side, the limitation I faced with the above 2 approaches was, that although they could detect the words contributing to the specific emotions, those words were not making sense of my data. What I wanted was an impression of how the sentence as a whole is sounding.

The tone analyser yields 2 levels of tone: Document tone and Sentence tone. Document tone provides the Tone of the whole corpus, while sentence tone divides the document into sentences(if possible) and provide three arguments Sentence ID, Text and the tone.

IBM Tone analyzer works on 7 tones **(4 emotions: Anger, Fear, Joy, Sadness and 3 Language Styles: Analytical, Confident and Tentative)**. A tone that has a score less than 0.5 is omitted, indicating that the emotion is unlikely to be considered in the content. A score greater than 0.75 indicates a high likelihood that the tone is perceived.

Pros:

1. The language style is a good way to analyze emails and customer reviews
2. Scores are independent of each other, which means for a sentence, if 2 tones are detected (eg: sadness and analytical) then sadness can have a score of 0.5 and analytical can have a score of 0.65, they don’t have to be summed to a total of 1 (check colab for better understanding)

Cons:

1. Only 4 emotions to work with
2. The result can be hard to understand without reading documentation
3. Relatively slow with a large volume of data

### 4. [Google Natural Language API](https://cloud.google.com/natural-language#pricing)

Well, any service article is incomplete without the involvement of Google 😜. So with no surprise, Google NLP API has done what no other service did for me.

Google NLP API works on **[entity recognition](https://medium.com/mysuperai/what-is-named-entity-recognition-ner-and-how-can-i-use-it-2b68cf6f545d" \t "_blank)** as well as entity-level sentiment recognition.

I know it’s not an emotion analysis but when we join entities with sentiment the result can be pretty damn good.

The API analyzes the text and can provide entities, sentence-level sentiment, entity-level sentiment, syntax-level analysis and the category to which the text might belong.

Pros:

1. Given the data which Google has worked with, the accuracy of the API is bound to be good
2. Fast with a huge volume of data
3. The amount of analysis done with a single API is impressive
4. Easy to understand

Cons:

1. It is not free
2. No emotion analysis

### 5. [Microsoft Azure Text Analysis](https://azure.microsoft.com/en-in/services/cognitive-services/text-analytics/)

Just behind Google is none other than Microsoft. The MS Azure Text analysis API can provide certain text analysis results including **Keyphrases detection, Sentiment detection, Named Entities, Personal Entities and Linked Entities recognition.**

Pros:

1. Just like Google, the amount of data MS has worked with, makes this API render great accuracy
2. Fast with a huge volume of data
3. Lots of analysis done by using a single API
4. Can be deployed on the cloud
5. Easy to understand

Cons:

1. It is not free
2. No Emotion Analysis
3. No Entity level Sentiment analysis

There is work being done on this topic as well as many types of research are under action to make it more domain-specific. Techniques like **Aspect based sentiment analysis**(ABSA) (there is an awesome article **[here](https://towardsdatascience.com/aspect-based-sentiment-analysis-using-spacy-textblob-4c8de3e0d2b9" \t "_blank)**)is an interesting approach and services like **Amazon Comprehend** are fast and don’t really need programming expertise, but comes with a price. In all, I encourage you to try all methods and then see what works best for you.

That’s all folks, hope you get a better idea of when to use which service. Do tell me in the comments if you know of any other service which should be added here.

The code is available on **[Colab](https://colab.research.google.com/drive/1h-FqdT4XO4zPLqfKhlysG-QszmBq6F85" \l "scrollTo=5RFXPmUvWLgl&sandboxMode=true" \t "_blank)**.

https://www.linkedin.com/pulse/5-methods-do-emotion-analysis-text-data-aeshna-gupta