

# **Instituto Tecnológico y de Estudios Superiores de Occidente**

Reconocimiento de validez oficial de estudios de nivel superior según acuerdo secretarial 15018, publicado en el Diario Oficial de la Federación del 29 de noviembre de 1976.

Departamento de Electrónica, Sistemas e Informática  
**Maestría en Sistemas Computacionales**



**UN ESTUDIO COMPARATIVO DEL DESEMPEÑO EN LA CLASIFICACIÓN DE  
EMOCIONES EN IMÁGENES DE ROSTROS REALIZADA POR DIFERENTES  
SERVICIOS EN LA NUBE**

---

**TRABAJO RECEPCIONAL** que para obtener el **GRADO** de  
**MAESTRO EN SISTEMAS COMPUTACIONALES**

Presenta: **HORST JOSEF GRENZ MEZA**

Asesor **HUGO IVAN PIZA DAVILA**

Asesor **GUILLERMO SANCHEZ DIAZ**

Tlaquepaque, Jalisco. julio de 2019.



## AGRADECIMIENTOS

Quiero dar las gracias a mi esposa Ale. Quien sin su apoyo no hubiera tomada la decisión de adentrarme en esta aventura de obtener este grado académico. Ale gracias por haberme ayudado en todo momento y ayudarme a continuar durante el programa. Con tu amor y ayuda pudimos juntos recorrer este proyecto y aprender más de uno y del otro.

También le doy las gracias a mi familia, quienes nos apoyaron en todo momento a mi esposa y a mí durante este programa de maestría. A pesar de reducir el tiempo de convivencia siempre entendieron la importancia de la perseverancia para el desarrollo de este trabajo.

Además quiero agradecer a mis amigos, en especial a Iñaki y Andrea, quienes a pesar de sacrificar el tiempo durante sus eventos de vida importantes, aún así me apoyaron en continuar con este proyecto.

Agradezco a mis profesores del programa académico de la maestría, quienes gracias a su conocimiento y experiencia aportaron en el desarrollo de este trabajo de tesis. En especial a mis asesores Guillermo Sánchez y Hugo Piza. Gracias a sus asesorías y guía para poder aterrizar una línea de trabajo y poder desarrollar este documento.

Así mismo agradezco a mis compañeros por compartir su experiencia, conocimientos y puntos de vista que enriquecieron mis aprendizajes durante estos 2 años.

Agradezco a IBM, en especial a Carlos y Jorge quienes lograron el apoyo financiero para que yo pudiere desarrollar y adquirir nuevos conocimientos relevantes para el futuro de la compañía.

Al mismo tiempo, doy las gracias a CONACYT por otorgarme la beca nacional de apoyo con número 487338.

Agradezco al ITESO por brindar este programa que se adapta a la carga laboral de los alumnos inscritos. También le agradezco el apoyo a través del descuento por convenio ITESO-Empresa.

## DEDICATORIA

El autor dedica esta tesis a su esposa, su familia y su mejor amigo, quienes fueron de fundamental apoyo a lo largo de este camino.

# RESUMEN

Los avances tecnológicos han permitido abrir puertas del conocimiento que traen nuevos beneficios y retos. El auge que ha tenido internet y la capacidad de almacenamiento masivo de información permitieron crear un concepto denominado “la nube”, el cual es una red de servidores remotos a nivel mundial, cuya conexión permite trabajar como un sistema único de manera escalable elásticamente.

Debido a la facilidad en disponer esta capacidad de cómputo escalable, diferentes empresas y organizaciones han implementado algoritmos que trabajen con diversos tipos de datos como las imágenes, teniendo acceso de manera remota, usando los servicios de la nube, permitiendo procesarlas en tiempo real o cercano a él, para una determinada tarea o función.

Algunas tareas relacionadas con el procesamiento de imágenes de rostros desarrolladas en los años más recientes con servicios en la nube incluyen: reconocimiento biométrico, determinación de rasgos característicos como género y edad, reconocimiento de emociones en expresiones faciales, entre otras.

Se han desarrollado diferentes programas y plataformas que permiten el reconocimiento de emociones faciales en imágenes con rostros, incorporando algunas técnicas de inteligencia artificial y conocimiento de expertos de otras áreas como la psicología. Sin embargo, no se encontraron artículos en el estado del arte referentes al grado de precisión y confianza de estos clasificadores en expresiones faciales.

Este trabajo de tesis se enfoca de manera específica al desarrollo de una metodología que permita conocer el grado de confianza y precisión de diferentes plataformas que utilicen los servicios de la nube para la clasificación de emociones en expresiones faciales.

Además, se propone una herramienta que pudiera incorporarse en un futuro como un servicio complementario de la plataforma IBM Cloud y Watson para la clasificación de emociones en imágenes con rostros, ya que actualmente no cuenta con uno.

Para validar los resultados de clasificación se utilizaron diferentes plataformas ya desarrolladas para la clasificación de emociones, además de la herramienta propuesta con el conjunto de datos Cohn-Kanade, el cual ha sido validado por expertos en detección de emociones. También, se usó un conjunto de datos propio, el cual fue generado tomando en cuenta la opinión de la gente mediante una aplicación remota que permite a un usuario clasificar un rostro en alguna de las emociones catalogadas en este trabajo.



# TABLA DE CONTENIDO

<b>MAESTRÍA EN SISTEMAS COMPUTACIONALES .....</b>	<b>1</b>
<b>AGRADECIMIENTOS.....</b>	<b>3</b>
<b>DEDICATORIA .....</b>	<b>4</b>
<b>RESUMEN .....</b>	<b>5</b>
<b>TABLA DE CONTENIDO .....</b>	<b>7</b>
<b>LISTA DE FIGURAS.....</b>	<b>9</b>
<b>LISTA DE TABLAS.....</b>	<b>10</b>
<b>LISTA DE ACRÓNIMOS Y ABREVIATURAS.....</b>	<b>11</b>
<b>1. INTRODUCCIÓN.....</b>	<b>12</b>
1.1. ANTECEDENTES .....	13
1.2. JUSTIFICACIÓN.....	13
1.3. PROBLEMA.....	13
1.4. HIPÓTESIS .....	14
1.5. OBJETIVOS.....	14
1.5.1. Objetivo General:.....	14
1.5.2. Objetivos Específicos: .....	14
1.6. NOVEDAD CIENTÍFICA, TECNOLÓGICA O APORTACIÓN .....	15
<b>2. ESTADO DEL ARTE O DE LA TÉCNICA .....</b>	<b>16</b>
2.1. TRABAJOS SIMILARES Y ALGORITMOS ACTUALES.....	16
2.2. SERVICIOS EN LA NUBE.....	16
2.3. SERVICIOS DE RECONOCIMIENTO DE IMAGEN. ....	17
2.3.1. <i>Reconocimiento Visual de Microsoft Azure.</i> .....	17
2.3.2. <i>Reconocimiento Visual de IBM Watson.</i> .....	18
2.3.3. <i>Reconocimiento Visual de AWS Rekognition</i> .....	19
2.3.4. <i>Reconocimiento Visual de Google Vision</i> .....	19
2.4. LIBRERÍA DE CÓDIGO ABIERTO OPENFACE.....	19
2.5. RESUMEN DE LAS TÉCNICAS DESARROLLADAS EN EL ESTADO DEL ARTE.....	20
<b>3. MARCO TEÓRICO/CONCEPTUAL .....</b>	<b>21</b>
3.1. RECONOCIMIENTO DE EMOCIONES .....	21
3.1.1. <i>Codificación FACS</i> .....	21
3.1.2. <i>Conjunto de Datos Cohn-Kanade</i> .....	22
3.2. CÓMPUTO EN LA NUBE.....	23
3.2.1. <i>Plataforma como Servicio (PaaS)</i> .....	23
3.2.2. <i>Cloud Foundry</i> .....	24
3.3. SERVICIOS EN LA NUBE.....	24

<b>4. DESARROLLO METODOLÓGICO .....</b>	<b>25</b>
4.1. TECNOLOGÍAS Y HERRAMIENTAS.....	25
4.2. FASES DE LA METODOLOGÍA .....	25
4.3.1. <i>Clasificación Cohn-Kanade por servicios de la nube</i> .....	27
4.3.2. <i>Clasificación por usuarios</i> .....	29
4.3.3. <i>Normalización y consolidación de clasificaciones</i> .....	31
4.3.3.1. Normalización de las clasificaciones.....	31
4.3.3.2. Consolidación de las clasificaciones .....	34
4.3.4. <i>Análisis de las clasificaciones</i> .....	35
<b>5. RESULTADOS Y DISCUSIÓN.....</b>	<b>37</b>
5.1. RESULTADOS .....	37
5.1.1. <i>Comparación entre los 4 servicios de la nube</i> .....	37
5.1.2. <i>Comparación entre los 4 servicios de la nube y las clasificaciones de Cohn-Kanade</i> .....	39
5.1.3. <i>Comparación entre los 4 servicios de la nube, las clasificaciones de Cohn-Kanade y las clasificaciones hecha por los usuarios</i> .....	43
5.2. DISCUSIÓN .....	45
<b>6. CONCLUSIONES .....</b>	<b>49</b>
6.1. CONCLUSIONES.....	49
6.2. TRABAJO FUTURO.....	49
<b>BIBLIOGRAFÍA .....</b>	<b>50</b>



## LISTA DE FIGURAS

Figura 2.1 Modelos de la nube [10].....	17
Figura 2.2 Ejemplo de respuesta de Microsoft Computer Vision [14].....	18
Figura 2.3 Ejemplo de respuesta de IBM Watson Visual Recognition [15] .....	18
Figura 2.4 Ejemplo OpenFace y clasificación de FACS en un rostro [20] .....	19
Figura 3.1 Ejemplo del archivo S052_001_0011510.png .....	22
Figura 4.1 Flujo de la fase 1 y fase 2 de la metodología general. ....	26
Figura 4.2 Flujo de la fase 3 y 4 de la metodología general.....	26
Figura 4.3 Pseudocódigo de aplicación de clasificador de servicios.....	28
Figura 4.4 Diagrama de arquitectura para uso de SDKs .....	28
Figura 4.5 Diagrama de secuencia de la aplicación de clasificación de servicios en la nube ..	29
Figura 4.6 Ejemplo de Interface de usuario de aplicación para usuarios .....	29
Figura 4.7 Diagrama de arquitectura de la aplicación para usuarios.....	30
Figura 4.8 Intersección de conjunto de datos de los 4 servicios.....	34
<b>Figura 4.9 Intersección de los 4 servicios con el conjunto de FACS de Cohn-Kanade ....</b>	<b>34</b>
Figura 4.10 Intersección de todos los conjuntos de datos .....	35
Figura 5.1 Mapa de calor de clasificaciones de Alegría por servicio.....	37
Figura 5.2 Mapa de calor de clasificaciones de Tristeza por servicio .....	38
Figura 5.3 Mapa de calor de clasificaciones de Enojo por servicio .....	38
Figura 5.6 Mapa de calor de clasificación de alegría por los servicios y Cohn-Kanade.....	40
Figura 5.7 Mapa de calor de clasificación de tristeza por los servicios y Cohn-Kanade .....	41
Figura 5.8 Mapa de calor de clasificación de enojo por los servicios y Cohn-Kanade.....	42
Figura 5.9 Mapa de calor con la distribución de clasificaciones de alegría por todos los clasificadores .....	43
Figura 5.10 Mapa de calor de clasificaciones para tristeza para todos los clasificadores .....	44
Figura 5.11 Mapa de calor de clasificaciones para enojo para todos los clasificadores.....	45
Figura 5.12 Promedio de coincidencias de clasificación.....	48

## LISTA DE TABLAS

Tabla 2.1 Características de los servicios de la nube .....	20
Tabla 3.1 Ejemplo de "Action Units" y correspondientes músculos faciales. [27].....	21
Tabla 3.2 Mapeo de AU y emociones [27].....	22
Tabla 4.1 Ejemplo de base de datos con clasificación de las imágenes. ....	23
Tabla 4.2 Descripción de conjunto de datos para analizar .....	31
Tabla 4.4 Tabla de equivalencias de clasificaciones de Google.....	32
Tabla 4.6 Ejemplo de clasificaciones del conjunto de Cohn-Kanade .....	33
Tabla 4.7 Ejemplo de clasificaciones de Cohn-kanade tras normalizar .....	33
Tabla 5.1 Conteo de imágenes clasificadas como alegres por los 5 clasificadores.....	39
Tabla 5.2 Coincidencia de clasificaciones de Alegría entre servicios y Cohn-Kanade .....	40
Tabla 5.3 Conteo de imágenes clasificadas como tristes por los 5 clasificadores.....	40
Tabla 5.4 Coincidencia de clasificaciones de tristeza entre servicios y Cohn-Kanade .....	41
Tabla 5.5 Conteo de imágenes clasificadas como enojo por los 5 clasificadores .....	42
Tabla 5.6 Coincidencia de clasificaciones de enojo entre servicios y Cohn-Kanade.....	42
Tabla 5.7 Comparación de cada servicio y usuarios respecto a la clasificación por Cohn-Kanade para alegría .....	43
Tabla 5.8 Comparación de cada servicio y usuarios respecto a la clasificación por Cohn-Kanade para tristeza.....	44
Tabla 5.9 Comparación de cada servicio y usuarios respecto a la clasificación por Cohn-Kanade para enojo .....	45
Tabla 5.10 Resumen de las clasificaciones hechas por todos los clasificadores .....	46
Tabla 5.11 Resumen de las clasificaciones hechas por los 5 clasificadores.....	47
Tabla 5.12 Comparación de porcentajes de coincidencias .....	47

## LISTA DE ACRÓNIMOS Y ABREVIATURAS

[Del lado izquierdo va el acrónimo o abreviatura y del lado derecho su significado. La columna de en medio se deja en blanco. Al final, se deben quitar los bordes de la tabla]

API		Application Programming Interface
AU		Action Unit
AWS		Amazon Web Services
DevOps		Development & Operations
FACS		Facial Action Coding System
IaaS		Infrastructure as a Service
IBM		International Business Machines
LED		Light Emitting Diode
PaaS		Platform as a Service
REST		Representational State Transfer
SaaS		Software as a Service
SDK		Software Development Kit
SSO		Single Sign On
USA		United States of America

---

# 1. INTRODUCCIÓN

---

Recientemente IBM pasó por una fase de transformación, en la cual, de ser una corporación enfocada a servicios, hardware y software pasó a enfocarse en servicios de la nube, servicios de seguridad, servicios de sistemas cognitivos.

Un ejemplo de una aplicación de un sistema cognitivo surge en el año 2016, cuando IBM desarrolló en conjunto con una diseñadora de modas el vestido cognitivo. El cual utilizaba Twitter e IBM Watson para encender luces de tipo LED en el vestido.

Por otra parte las empresas, no solo IBM, deben enfrentar otro problema; la fuerza laboral “millennial”. Ya que se estima que al menos en USA para el 2020 más del 66% de los milenials abandonen su actual empleador. Debido a esto las empresas deben volverse más atractivas para los empleados con el fin de poder retener talento.

Una de las propuestas internas fue el realizar un kit interactivo con el cual, las personas pudieran interactuar con dispositivos de la Era Cognitiva [1]. Donde surge la propuesta de desarrollar un “stand” cognitivo para exhibirse durante las ferias de reclutamiento y realizar un análisis de emociones del evento en tiempo real. Ejemplos como los anteriores han surgido gracias a los servicios de desarrollo en la nube.

Por otra parte en la nube existen diferentes proveedores de servicios como plataforma en la nube, entre los cuales destacamos: Microsoft Azure, Google Cloud, Amazon Web Services e IBM Cloud.

## 1.1. Antecedentes

El principal desarrollo donde surge la idea de realizar este proyecto es el vestido cognitivo creado por IBM en la primavera del año 2016 para el evento de modas “Met Gala” en Nueva York [1]. El desarrollo surge de la necesidad de IBM de mostrar como la tecnología basada en inteligencia artificial se puede aplicar en áreas diferentes al mercado de tecnologías de la información.

Coincidiendo que la temática del “Met Gala” fue sobre la moda en la era de la tecnología [2], IBM desarrolla, en conjunto con el equipo de la diseñadora de modas Marchesa, un vestido que utiliza tecnologías basadas en la nube e inteligencia artificial [3].

Debido a la alta publicidad realizada en Estados Unidos, muchas personas mostraron interés en este vestido, y en especial, en IBM. Meses después una iniciativa interna de IBM decide recrear un prototipo similar para el área de reclutamiento.

## 1.2. Justificación

A mediados de la década del 2000, el mercado empieza a moverse a los servicios de la nube y surgen empresas como Amazon para ofrecer sus servicios en la nube. De igual forma, IBM lanza sus servicios de la nube más tarde, creando una desconexión de posicionamiento de marca entre las nuevas generaciones y la empresa.

Una forma de enfrentar el problema de los millennials y el cambio de empleo, fue la iniciativa interna lanzada por IBM, la cual estuvo formada por 52 representantes de diferentes países que son parte de la generación “Millennial”. De dicha iniciativa surge la propuesta de desarrollar un producto que permita demostrar la capacidad técnica a las nuevas generaciones, con el fin de ser más atractiva. Además de aprovechar el producto para realizar análisis de las emociones de los visitantes obtenidas durante los eventos de reclutamiento.

## 1.3. Problema

El proyecto planteado por IBM busca resolver 3 problemas: 1) al ser IBM una empresa que se encuentra en 170 países, el reclutamiento se lleva en todos estos países, 2) actualmente no se cuenta con una plataforma que permita monitorear diferentes eventos de reclutamiento simultáneamente, 3) no se puede realizar un análisis tan profundo sobre las evaluaciones profundas de un evento.

Agregando que actualmente se evalúan algunos eventos basado en la técnica de “Net Promoter Score”, la cual es aplicada como encuesta voluntaria al terminar el evento. Pero no se realiza un análisis durante el evento, teniendo como consecuencia dejar pasar así mucha información sobre las emociones que atendieron al evento.

Al mismo tiempo el producto del vestido cognitivo solo extrae las emociones del texto de los mensajes en redes sociales para así posteriormente realizar el encendido de las luces, omitiendo el análisis de las emociones en las imágenes. [4]

Con el fin de analizar el impacto de los eventos de parte de IBM, durante los eventos de reclutamiento, se necesita un reporte de las emociones de los visitantes durante los eventos de reclutamiento basado en redes sociales. Entonces, se requiere un sistema que permita hacer análisis de emociones, tanto de texto como de imágenes.

Existen ya servicios que realizan ambas cosas. Sin embargo para el reconocimiento de emociones en rostros, se desconoce los algoritmos utilizados por los proveedores de servicios. Por lo tanto es complejo determinar la confianza en la certeza de la clasificación.

## 1.4. Hipótesis

Podemos medir la certeza en la clasificación de emociones en rostros de diferentes servicios en la nube disponible si utilizamos un conjunto de datos el cual fué previamente clasificado por expertos certificados en el área y por varios usuarios.

## 1.5. Objetivos

### *1.5.1. Objetivo General:*

Efectuar la comparación de las clasificaciones realizadas por los servicios de AWS, Azure, Google e IBM de un mismo conjunto de imágenes, para así posteriormente, conocer cuales son las fortalezas de cada servicio.

### *1.5.2. Objetivos Específicos:*

- Generar un consolidado de las clasificaciones del conjunto de datos Cohn-Kanade [5] por cada servicio de la nube.
- Desarrollar una plataforma para que los usuarios comunes puedan realizar su clasificación.
- Analizar las clasificaciones de los 4 servicios de la nube, las clasificaciones hechas por los usuarios y las clasificaciones hechas por los expertos de Cohn-Kanade.

## 1.6. Novedad científica, tecnológica o aportación

Para este trabajo se incluirán las tecnologías cognitivas basadas en la nube de IBM, incluyendo un algoritmo para el análisis de imagen.

Para el desarrollo y ejecución de la plataforma se utilizará el servicio de IBM Cloud. Dentro de la misma se hará uso de los servicios de DevOps para realizar las prácticas de integración continua y entrega continua. Haciendo uso de IBM Cloud, se usarán varios servicios de IBM Watson como el servicio de reconocimiento visual, con el propósito de filtrar las imágenes y determinar si hay personas o no en la imagen y poder realizar el análisis de emoción.

Por último, se consumirá el servicio de IBM APP ID [6] que también se encuentra en IBM Cloud, para poder proteger la plataforma que utilizarán los usuarios para la clasificación de las imágenes.

Este proyecto tiene el potencial de ser un producto complementario a los servicios de IBM Watson, ya que actualmente no ofrecen el reconocimiento de emociones como parte nativa dentro del servicio de reconocimiento de imágenes [7]. De tal modo, se puede ofrecer como un servicio nuevo dentro del catálogo de IBM Cloud o agregar la implementación al conjunto de algoritmos que se utilizan dentro de la API de IBM Watson Visual Recognition.

Algunas aplicaciones que podrían darse de este tipo de servicios incluyen los siguientes:

- a) Mejorar la experiencia del usuario de algún servicio que ofrece un establecimiento. Ejemplo: un parque de diversiones puede monitorear las emociones de sus atracciones.
- b) En el área de seguridad, se puede utilizar para monitorear lugares conglomerados, como aeropuertos o conciertos, e identificar posibles amenazas de seguridad.
- c) Detección temprana de suicidas potenciales o casos de bullying dentro de las escuelas, analizando las emociones faciales de los alumnos en las áreas comunes.

Sin duda alguna esta propuesta puede llegar aportar valor en diferentes áreas, ya que es algo que no se ha desarrollado en gran parte.

No obstante, al hablar de servicios en la nube en específico, el resultado de este trabajo de tesis es relevante para todo público que requiera consumir alguno de los 4 servicios para realizar la clasificación de emociones en rostros.

---

## 2. ESTADO DEL ARTE O DE LA TÉCNICA

---

### 2.1. Trabajos similares y algoritmos actuales

Existen varios trabajos tanto del área de informática como del área de la psicología donde se ha dedicado a profundizar el tema de reconocimiento de expresiones faciales.

Desde el análisis sobre cual emoción es más fácil de identificar en un campo visual [6] con la automatización de la clasificación de las FACS, y la búsqueda de la automatización de la clasificación [7].

Uno de los trabajos publicados más relevantes para el estado del arte es el artículo de revista: “Facial expression recognition: A survey”. En dicho trabajo además de concluir que es una línea de investigación en desarrollo demuestra que todavía se requieren mejorar los sistemas de reconocimiento de expresiones faciales [8].

### 2.2. Servicios en la nube

La industria de tecnologías de la información ha ido evolucionando de tal forma que la reutilización de recursos ha cobrado cada vez mayor importancia. Esta tendencia se acentuó durante el “boom” de los dispositivos móviles, los cuales se conectan a diferentes sistemas de las organizaciones. Como consecuencia de ello, surgió la economía de las APIs [9] la cual busca proveer los recursos de información como un servicio y así monetizar con dicho consumo.

Este movimiento llevó al desarrollo de un sistema que fuese escalable, tuviese acceso disponible desde donde sea y a cualquier hora. Así surge el concepto de la nube.

Actualmente, existe una diversa variedad de modelos de la nube que se ofrecen como servicio, las cuales son ofrecidas por diferentes proveedores de la industria de tecnologías de la información. Dichos modelos se pueden observar en la Figura 2.1.



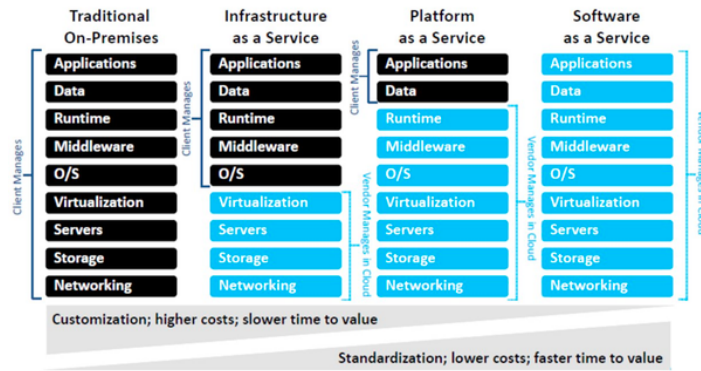


Figura 2.1 Modelos de la nube [10]

Los modelos que suelen utilizarse para desarrollar son: Infraestructura como Servicio (IaaS) y Plataforma como Servicio (PaaS) [11]. El segundo está basado en estándares abiertos, lo cual le permite reducir el tiempo de entrega de valor y también los costos.

Dentro de estas plataformas se ofrecen diferentes servicios que forman parte de la economía de las APIs. Los cuales se pueden interconectar con la aplicación que desarrolle uno y corra sobre la plataforma de la nube. De esta manera se logra reducir los tiempos de desarrollo y se incrementa el valor de la innovación.

Los proveedores de “PaaS” suelen ofrecer un catálogo bastante diverso de servicios; por ejemplo, Microsoft ofrece aproximadamente 130 opciones, que van desde bases de datos hasta servicios de inteligencia artificial [12]. IBM ofrece poco más de 190 servicios en su catálogo [13], los cuales están relacionados con los temas de base de datos, economía de las APIs hasta inteligencia artificial.

### 2.3. Servicios de reconocimiento de imagen.

Los servicios que un proveedor de PaaS ofrece relacionados con inteligencia son aquellos de mayor novedad porque ofrecen la funcionalidad de poder procesar datos no estructurados y analizarlos en cuestión de segundos, si no es que hasta milisegundos.

Dentro del conjunto de los productos de inteligencia artificial de ambos proveedores existe un tipo de servicio que permite realizar un reconocimiento de elementos dentro de una imagen. En ambas ofertas, la API regresa un objeto de tipo JSON que contiene los diferentes atributos que logró reconocer el sistema.

#### 2.3.1. Reconocimiento Visual de Microsoft Azure.

En el caso de las herramientas de “Computer Vision” de Microsoft Azure, al consumirlo nos provee la clasificación de hasta 86 diferentes objetos, además de reconocimiento de escritura a mano, generar descripciones de contenido, detección de colores y reconocimiento

facial. En este último, provee coordenadas de ubicación de los rostros detectados, género y edad estimada de la persona. En la Figura 2.2 se puede observar un ejemplo de la imagen y su respectiva respuesta en cuanto al reconocimiento facial [14].

Image	Response
	<pre>[ { "age": 23, "gender": "Female",   "faceRectangle": { "left": 1379, "top":   320, "width": 310, "height": 310 } } ]</pre>

Figura 2.2 Ejemplo de respuesta de Microsoft Computer Vision [14]

### 2.3.2. Reconocimiento Visual de IBM Watson.

Por otro lado, la herramienta de “Visual Recognition” proporcionada por IBM Watson, provee dos métodos para la clasificación de una imagen. El primer método realiza la clasificación en general donde busca los objetos e indica el porcentaje de acierto de reconocimiento. El segundo método se enfoca únicamente a detección de rostros, el cual entrega un objeto JSON donde se incluyen las coordenadas de los rostros encontrados, un rango de edades, género y, en caso de que se encuentre una similitud con alguna celebridad, la referencia a tal celebridad.

```
1 {  
2   "images": [{  
3     "faces": [{  
4       "age": {  
5         "max": 44,  
6         "min": 35,  
7         "score": 0.446989  
8       },  
9       "face_location": {  
10        "height": 159,  
11        "left": 256,  
12        "top": 64,  
13        "width": 92  
14      },  
15      "gender": {  
16        "gender": "MALE",  
17        "score": 0.99593  
18      },  
19      "identity": {  
20        "name": "Barack Obama",  
21        "score": 0.970688,  
22        "type_hierarchy": "/people/politicians/democrats/barack obama"  
23      }  
24    }],  
25    "image": "prez.jpg"  
26  }],  
27  "images_processed": 1  
28 }
```

Figura 2.3 Ejemplo de respuesta de IBM Watson Visual Recognition [15]

### 2.3.3. Reconocimiento Visual de AWS Rekognition

La plataforma de la nube de Amazon, llamada Amazon Web Services (AWS) provee un servicio para reconocimiento de imágenes y videos [16]. Dicho servicio se puede consumir por medio de una API o un SDK desarrollado por Amazon.

Al consumir este servicio para detectar rostros e imágenes, dentro del objeto de respuesta se encuentra la clasificación de la emoción. Este servicio provee la clasificación de emociones para alegría, tristeza, enojo, confusión, disgusto, sorpresa, y calma. [17]

### 2.3.4. Reconocimiento Visual de Google Vision

Google Cloud ofrece dentro de su plataforma de desarrollo un servicio de reconocimiento de visual llamado Cloud Vision. Este servicio permite, como los demás servicios, enviar una imagen vía HTTP para realizar todo el análisis [18].

La respuesta del servicio de clasificación de las imágenes es un objeto JSON que contiene la posibilidad de la emoción, pero en términos de palabras [19].

## 2.4. Librería de código abierto OpenFace

Actualmente existe una librería de código abierto con el nombre OpenFace [20]. Esta librería permite realizar diferentes clasificaciones de rostros en una imagen. Sin embargo. la funcionalidad más relevante para el tema de clasificación de emociones es la detección de FACS.

Dicha librería, basada en C++ y C# al recibir una imagen arroja la clasificación de la misma, incluyendo los músculos activados en el rostro detectado en codificación FACS [21] [22].

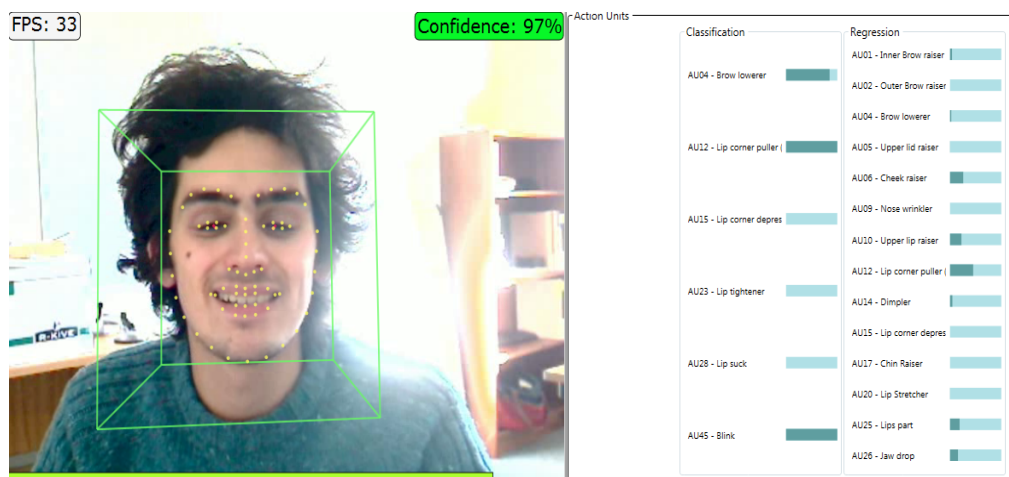


Figura 2.4 Ejemplo OpenFace y clasificación de FACS en un rostro [20]

Una gran limitante de esta librería es su dependencia a un entorno de Windows y que esta desarrollada para correr localmente y no como un servicio en la nube.

## 2.5. Resumen de las técnicas desarrolladas en el Estado del Arte

La Tabla 2.1 resume las características de los diferentes servicios en la nube disponibles para reconocimiento de emociones en rostros.

Tabla 2.1 Características de los servicios de la nube

Funcionalidad	AWS Rekognition	Azure Emotion API	Google Cloud Vision	IBM Watson Recognition	Visual	OpenFace
Servicio en la nube	Si	Si	Si	Si		No
Código Abierto	No	No	No	No	No	Si
SDKs	Si	No	Si	Si		Parcial
Costo por imagen	\$0.0008 USD [23]	\$0.001 USD [24]	\$0.15 USD [25]	\$0.004 USD [26]		N/A
Cantidad características a clasificar	15	13	6	6		5
Detección de FACS	No	No	No	No	No	Si
No. Emociones reconocidas	8	7	4		Ninguna	Ninguna
Rango de valor de la clasificación	0-100	0-1	VERY_UNLIKELY, UNLIKELY, POSSIBLE, LIKELY, VERY_LIKELY		N/A	N/A

Como se observa en la Tabla 2.1 los servicios de nube tienen varias similitudes como para clasificar rostros faciales, sin embargo al detectar emociones es donde surgen las diferencias, desde la cantidad de emociones a clasificar hasta el valor de la clasificación. En especial el servicio de IBM Watson, el cual requiere un entrenamiento previo.

Debido a la diversidad de clasificación por los servicios en la nube se pretende validar la hipótesis planteada en este trabajo de tesis.

---

## 3. MARCO TEÓRICO/CONCEPTUAL

---

### 3.1. Reconocimiento de Emociones

La identificación de emociones en rostros es un tema bastante extenso desde la rama de la psicología, ya que es fundamental en las comunicaciones de las personas. Con el fin de poder estudiar y entender mejor esta rama, en 1978 se creó el sistema FACS para describir todo movimiento facial visualmente discernible [21].

Este sistema es fundamental para lograr la clasificación de emociones en un rostro. Se basa en generar una equivalencia entre emoción y músculos faciales activados en un rostro. Al traducir estos músculos en números, podemos crear sistemas automatizados para la clasificación de éstos.

#### 3.1.1. Codificación FACS

El sistema FACS fue creado por Paul Ekman y Wallace Friesen [21], y se encarga en segmentar las expresiones faciales en diferentes componentes basados en el movimiento muscular, llamados "Action Units".

Cada unidad representa un músculo activado y existen más de 50 codificaciones. Por ejemplo, la activación del músculo *frontalis, pars medialis* que significa levantar el músculo de las cejas que se encuentra cerca de la nariz y se traduce al código 1. En la Tabla 3.1 se muestra un ejemplo de esto.

Tabla 3.1 Ejemplo de "Action Units" y correspondientes músculos faciales. [27]

Action Unit	Descripción
1	Levantamiento interior de ceja
2	Levantamiento exterior de ceja
3	Bajar cejas
4	Levantamiento del prápado superior
5	Levantamiento de mejillas
6	Apretar parpados
7	Labios encimados uno de otro
...	...

Una vez que se logra identificar cuáles son los códigos activados en un rostro se continúa con el mapeo de éstos a la emoción correspondiente. Para ello existen combinaciones vinculadas a alguna emoción. Por ejemplo, el código 6 y 12 están vinculados a las emoción de alegría. En la Tabla 3.2 se muestra las relaciones de siete emociones.

Tabla 3.2 Mapeo de AU y emociones [27]

Combinación de AU	Emoción
6+12	Alegría
1+4+15	Tristeza
1+2+5+26	Sorpresa
1+2+4+5+7+20+26	Miedo
4+5+7+23	Enojo
9+15+16	Disgusto
12+14	Desprecio

### 3.1.2. Conjunto de Datos Cohn-Kanade

El conjunto de datos de Cohn-Kanade [28] [5] es uno de los conjuntos más completos en la rama de investigación de expresiones faciales [22].

Este conjunto de está conformado por 8795 fotografías blanco y negro, tal que cada archivo muestra un sujeto parte de la investigación realizada por los autores.

Dentro de la estructura, cada archivo cuenta con la nomenclatura sesión\_sujeto\_númeroarchivo.png y cada uno cuenta con un sujeto realizando una expresión facial. En la Figura 3.1 se observa un ejemplo de dicho archivo.



Figura 3.1 Ejemplo del archivo S052\_001\_0011510.png

Es importante mencionar que este conjunto de datos cuenta con una clasificación de las emociones respecto a las expresiones faciales de los sujetos. Dicha clasificación fue realizada por 2 expertos en el tema de FACS [28] [5] en la **¡Error! No se encuentra el origen de la referencia.** se observa un fragmento de la hoja de cálculo.

Tabla 3.3 Ejemplo de base de datos con clasificación de las imágenes.

Subject #	Session #	FACS Code
10	001	1+2+20+21+25
10	002	1+2+5+25+27
10	003	4+17
10	004	4+7e+17d+23d+24d
...	...	...

## 3.2. Cómputo en la nube

El cómputo de la nube es el ofrecimiento de servicios de cómputo escalables elásticamente. Estos se ofrecen desde un centro de datos por medio de internet y se pagan bajo uso [29].

Actualmente existen diferentes modelos de cómputo, como SaaS, PaaS e IaaS que permiten a las organizaciones consumidoras reducir sus costos de operaciones al adoptar estos modelos de cómputo.

Existen proveedores de estos servicios y cada proveedor a través de un portal web ofrece su catálogo de servicios para ser adquiridos y configurados por el consumidor. Es ahí donde se pueden encontrar servicios de infraestructura, almacenamiento, bases de datos, tiempos de ejecución y servicios de inteligencia artificial. Esta última categoría incluye servicios de minería de texto, visión por computadora, entre otros.

### 3.2.1. Plataforma como Servicio (PaaS)

Una plataforma como servicio se encarga de proveer la infraestructura requerida para que el usuario solo tenga que proporcionar el código fuente de la aplicación y los datos. El proveedor de nube se encargará de administrar todo la infraestructura. [29]

Este tipo de modelo de cómputo facilita el desarrollo ya que provee difersos tiempos de ejecución a través de contenedores administrados por el proveedor de la nube. Un ejemplo muy famoso de la comunidad de código abierto es Cloud-Foundry.

### 3.2.2. Cloud Foundry

Cloud Foundry es una plataforma de tiempos de ejecución desarrollada por Pivotal, esta plataforma es la tecnología detrás de IBM Cloud para el modelo de cómputo de plataforma como servicio. [30] [31]

Esta plataforma de IBM Cloud – Cloud Foundry es la plataforma elegida para desarrollar y ejecutar la aplicación web que permite a los usuarios clasificar las imágenes del conjunto de datos de Cohn-Kanade.

## 3.3. Servicios en la nube

Los proveedores de la nube ofrecen un catálogo de servicios de diferentes tipos. Estos servicios se ofrecen a través de un portal donde uno puedo adquirir los servicios, configurarlos y consumirlos.

En específico para poder consumir dichos servicios se suele hacer por medio de un servicio REST o por medio de un SDK disponible en diferentes lenguajes de programación.



---

# 4. DESARROLLO METODOLÓGICO

---

## 4.1. Tecnologías y herramientas

Para realizar este trabajo de investigación se requirió el uso de diversas tecnologías. En primer lugar, herramientas que permitieran la recolección de datos al clasificar las imágenes del conjunto de datos con cada proveedor de servicios en la nube, para poder generar archivos en formato CSV. Además de requerir programas que permitieran la limpieza y análisis de datos.

Para la primera fase que consiste en obtener las clasificaciones dadas por cada clasificador, tomando la información de los proveedores de la nube, se utilizaron los SDK de cada proveedor y el tiempo de ejecución NodeJS. Con el lenguaje de JavaScript se desarrolló un script que permitiera leer los directorios del conjunto de datos y enviar al servicio de la nube cada una de las 8795 imágenes.

Posteriormente para realizar el análisis de los diferentes datos se utilizó la tecnología de Jupyter Notebook y Python. Además, en este ambiente se utilizaron las librerías de Pandas, Numpy y Plotly para la visualización de datos.

También, se utilizó la tecnología de IBM Cloud con diversos servicios de la plataforma para desarrollar una aplicación Web basada en NodeJS y Embedded JavaScript Templates. Con esta aplicación se obtuvieron las clasificaciones realizadas por diversos usuarios y así generar el conjunto de datos de usuarios.

## 4.2. Fases de la metodología

Para poder comparar las clasificaciones entre cada servicio, los usuarios y aquellas provenientes del conjunto de datos de Cohn-Kanade, la metodología utilizada en este trabajo de tesis, introduce las siguientes 4 fases:

1. Clasificación de imágenes por cada proveedor de servicio de la nube.
2. Clasificación por usuarios
3. Limpieza y consolidación de datos
4. Visualización y análisis de datos

Cada fase se ejecutó en serie, ya que una fue dependiente de la otra y cada una tuvo una entrada y salida. En la Figura 4.1, se observa el flujo de la metodología aplicada, la fase 1 se

enfoca principalmente en obtener los clasificaciones por parte de los proveedores de nube Amazon, Microsoft y Google.

Así mismo en la misma figura se observa la fase 2 la cual envuelve todo lo relacionado a la clasificación por parte de los usuarios participantes. Partiendo de los archivos de datos resultantes de la fase 1, se desarrolló una aplicación web que permitiera a los usuarios clasificar cada imagen de la base de datos. Para posteriormente utilizar dichas clasificaciones y entrenar a Watson y poder así clasificar las 8795 imágenes del todo el set de datos de Cohn-Kanade.

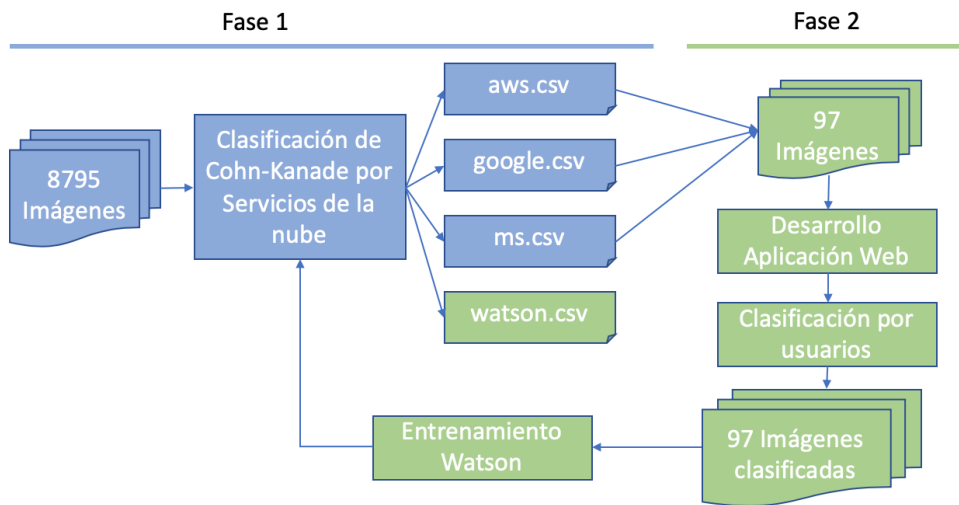


Figura 4.1 Flujo de la fase 1 y fase 2 de la metodología general.

Gracias a la fase 1 y fase 2 se obtuvieron 5 diferentes conjuntos de datos. Los primeros 4 relacionados con los 4 proveedores de servicios en la nube: AWS, Azure, Google e IBM y un quinto archivo conteniendo las clasificaciones por parte de los usuarios. En la Figura 4.2 se ilustra que estos 5 documentos funcionan como entrada para la fase 3.

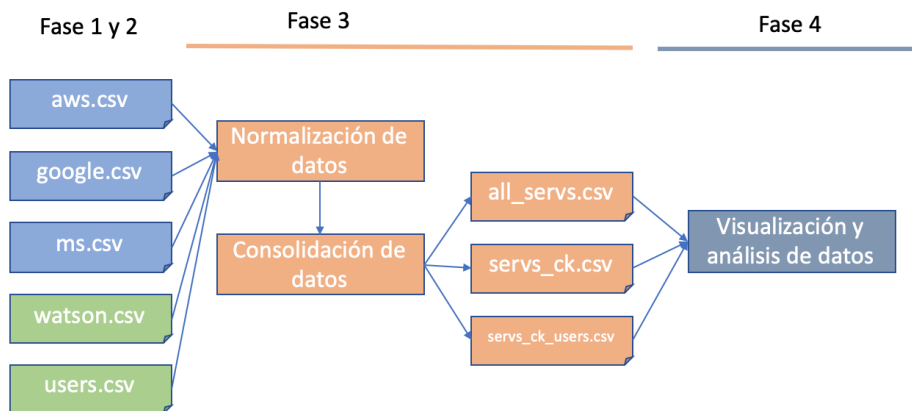


Figura 4.2 Flujo de la fase 3 y 4 de la metodología general.

Durante la fase 3, se realiza la limpieza de los datos así como una cierta consolidación para facilitar posteriormente su visualización y análisis en la fase 4. Al final de esta fase se generan 3 archivos. Cada uno representa una cruza entre los datos anteriores.

Una vez en la fase 4, utilizando herramientas de visualización de datos y procesamiento vectorial se pudo realizar en análisis de los 3 archivos generados en la fase 3 para poder determinar cuales servicios son mas acertados que otros respecto a las clasificaciones hechas por los usuarios y aquellas realizadas por expertos certificados en FACS.

#### 4.3.1. Clasificación Cohn-Kanade por servicios de la nube

La primera fase de la metodología para este trabajo de tesis consta en consumir los servicios existentes en las diferentes plataformas de cómputo en la nube, los cuales nos permiten clasificar una imagen sin tener que realizar ningún entrenamiento ni configuración para hacer uso del servicio.

A excepción del servicio de IBM Watson [32], este servicio por si solo no es capaz de clasificar emociones en los rostros, por lo que requiere un modelo personalizado. La creación de dicho modelo se explicará después de haber presentado el desarrollo de la clasificación por parte de los usuarios. El resto de esta sección se presenta asumiendo que Watson ya fue entrenado.

Durante esta etapa de clasificación por servicios de la nube de la metodología, se enviaron 8795 imágenes del conjunto de datos de Cohn-Kanade [5] a cada servicio utilizando los SDK correspondientes para el entorno de tiempo de ejecución NodeJS. Para así guardar un archivo en formato CSV para cada proveedor conteniendo la respuesta de cada una de las 8795 imágenes.

Debido a que cada servicio provee respuestas diferentes como diferenciadores, los SDKs correspondientes también ofrecen diferentes funciones. Para facilitar el uso entre cada SDK se desarrolló un set de scripts de Node.JS conformando una aplicación relativamente sencilla. En la Figura 4.3, se muestra el pseudocódigo de la aplicación, la línea 2 se refiere a obtener una lista con todas las rutas de los archivos de cada imagen, las líneas 3 a 5 se encargada de inicializar e instanciar las implementaciones tanto para la clasificación utilizando un SDK como el traductor de la respuesta del servicio a formato CSV. En cuanto a las líneas 6 a 9, de manera iterativa se recorre la lista con las imágenes y cada una es analizada por el clasificador correspondiente, posteriormente se almacena en el traductor la respuesta. Finalmente, en la línea 10 se indica al traductor que guarde en un archivo con formato CSV todas las respuestas del servicio evaluado.

```

1  INICIO
2  Obtener lista de imagenes
3  Especificar servicio de nube
4  Crear clasificador de servicio especificado
5  Crear traductor de CSV correspondiente al servicio
6  PARA cada imagen X en lista de imagenes
7  | respuesta = analizar X
8  | agregar a traductor la respuesta
9  FIN PARA
10 traductor escribe archivo en formato CSV
11 FIN

```

Figura 4.3 Pseudocódigo de aplicación de clasificador de servicios

La implementación a detalle se puede observar en la Figura 4.4 donde se ilustra la arquitectura de la aplicación. Se observa que dentro del paquete cloud.services contiene la fábrica de las implementación de la interface CloudComputerVision para cada servicio de la nube. Por otro lado dentro del paquete csv.handler se encuentra la fábrica de las implementaciones de la interface CSVHandler para almacenar en memoria la repuesta de cada imagen y posteriormente persistirlas en un archivo con formato CSV. Por último, la clase FileExplorer se encarga de leer de sistema de archivos todos los directorios del conjunto de imágenes y crear una lista con las rutas y nombres a cada archivo. Así mismo en diagrama de secuencia ilustrado en la Figura 4.5 se observa el flujo de la aplicación.

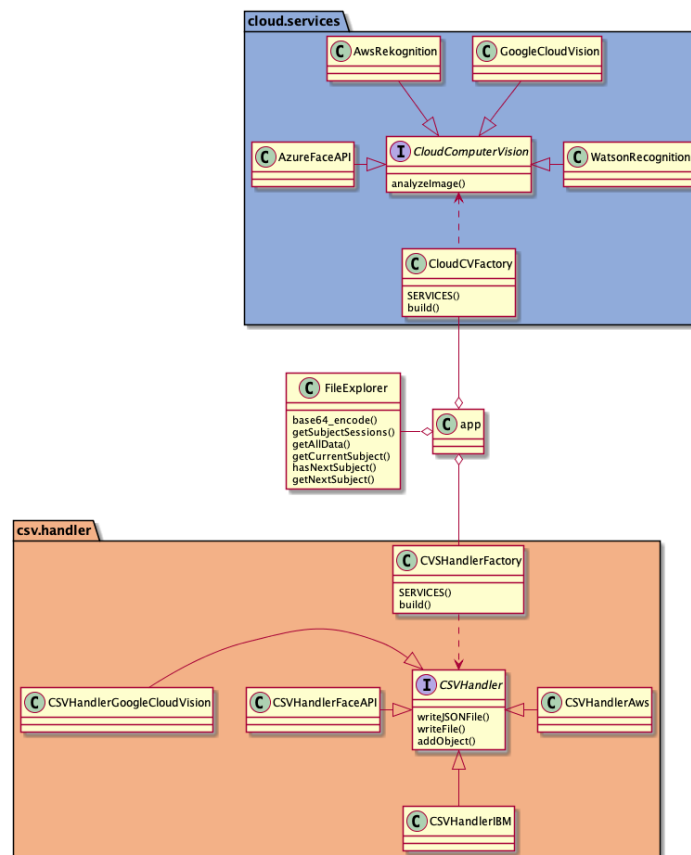


Figura 4.4 Diagrama de arquitectura para uso de SDKs

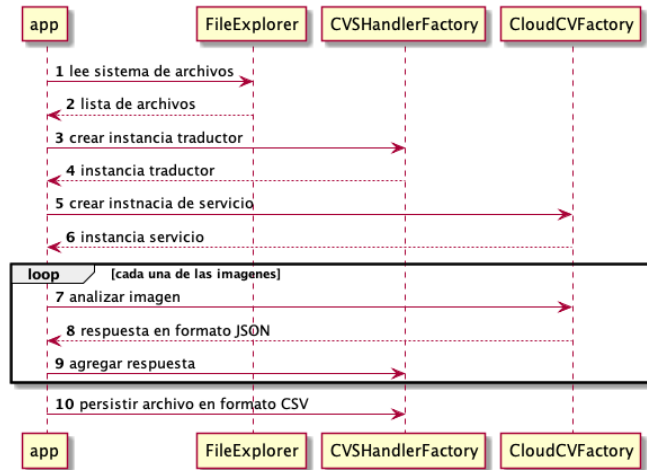


Figura 4.5 Diagrama de secuencia de la aplicación de clasificación de servicios en la nube

Al terminar esta fase de la metodología se obtuvieron 3 archivos en formato CSV para cada servicio de la nube. Cada archivo contiene los resultados de la clasificación realizada por los usuarios.

### 4.3.2 Clasificación por usuarios

Con el fin de comparar la certeza entre servicios y usuarios, se procedió con obtener la clasificación por parte de usuarios ajenos al tema.

Para esto se seleccionó una muestra de imágenes para las emociones de enojo y alegría y desarrollar una aplicación web. El objetivo era tanto generar un conjunto de datos que representara a los usuarios y además poder generar un modelo personalizado para IBM Watson, así al final obtener 2 archivos en formato CSV, como se ilustra en las entradas de la Figura 4.2

Para poder recolectar la clasificación por parte de usuarios ajenos al tema, se desarrolló una aplicación web que permitiera cumplir dicho propósito. En la Figura 4.6, se muestra una captura de pantalla de como se le presenta al usuario una imagen para así el usuario pueda seleccionar una emoción.



Figura 4.6 Ejemplo de Interface de usuario de aplicación para usuarios

A cada usuario se le mostraron 30 imágenes al azar y que no hubiese clasificado previamente. Una vez terminada la sesión de clasificación, ya no se le permitía seguir clasificando imágenes.

Esta aplicación fue desarrollada en NodeJS y se desplegó en IBM Cloud Cloud Foundry [31]. Además se utilizó como servicio de autenticación IBM App ID [33] y para persistir la información se utilizó el servicio de IBM Cloudant [34]. En la Figura 4.7 se observa la arquitectura de componentes de la aplicación.

El flujo de la aplicación empieza con el usuario autenticándose con sus credenciales ya sea de Facebook o de Google, esto se valida utilizando el servicio de APP ID. Una vez autenticado la aplicación le muestra la siguiente imagen por calificar.

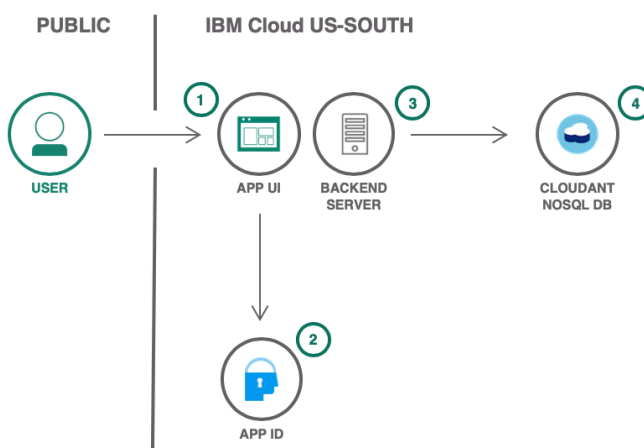


Figura 4.7 Diagrama de arquitectura de la aplicación para usuarios

Para poder ofrecer la funcionalidad anterior se requirió seleccionar y almacenar las imágenes en la base de datos de IBM Cloudant. Para esto se seleccionaron para ambas emociones y cada servicio las primeras 20 imágenes clasificadas. A excepción del caso de Google, solo se seleccionaron 10 para cada emoción. Esto debido a que la clasificación no es numérica y variaba entre los valores.

Una vez seleccionadas las imágenes se subieron a IBM Cloudant utilizando un script de NodeJS, con el cual al mismo tiempo de la subida se filtraban las imágenes duplicadas. Y se guardaron en la base de datos. Al final se obtuvo un base de datos de 97 imágenes.

Ya lista la aplicación se compartió la URL de la aplicación web con diversos usuarios en redes sociales para que pudieran realizar la clasificación. Obteniendo así una participación de 28 usuarios. Y posteriormente generando un archivo en formato CSV con las clasificaciones de los usuarios.

Como se observa en el ejemplo los valores que se guardaron en el archivo son el número de votaciones. Por ejemplo para la imagen S010\_001\_01594226.png 6 personas la clasificaron como alegre. La normalización y limpieza se realizó en una fase posterior de la metodología.

Gracias a esta generación de clasificaciones se aprovechó para lo sería la generación del modelo personalizado de IBM Watson Visual Recognition. Acorde a la documentación del servicio [35] [36] para agregar clases personalizadas, basta con crear una carpeta con archivos de imágenes dentro que contengan ejemplos positivos correspondientes a esa clase. En este caso se crearon 2 clases: alegría y enojo.

Dentro de cada carpeta se agregaron aquellas imágenes dentro de la carpeta de la emoción acorde a la clasificación hecha por los usuarios. Para lograr esto, se utilizó un script de NodeJS y el respectivo SDK de IBM Watson.

Una vez generado los modelos se procedió a utilizar la aplicación creada en la fase 1 de la metodología de este trabajo de tesis para así generar el archivo watson.csv con las clasificaciones realizadas por IBM Watson.

### 4.3.3 Normalización y consolidación de clasificaciones

Tras haber creado los 4 diferentes archivos en formato de CSV con las 8795 imágenes se procedió a trabajar con cada archivo y aplicar un proceso de normalización y consolidación de los documentos para así generar 3 nuevos conjuntos de datos: all\_servs.csv, servs\_ck.csv y servs\_ck\_users.csv. A continuación en la Tabla 4.1 se presentan los nombres de los archivos, la descripción del contenido y la cantidad de imágenes para cada conjunto de imágenes.

Tabla 4.1 Descripción de conjunto de datos para analizar

Archivo	Contenido	Imágenes
all_servs.csv	Clasificaciones de los 4 servicios	8795
servs_ck.csv	Clasificaciones de los 4 servicios y Cohn-Kanade	484
servs_ck_users.csv	Clasificaciones de los 4 servicios, Cohn-Kanade y los usuarios.	44

#### 4.3.3.1. Normalización de las clasificaciones

Antes de realizar la consolidación se tuvo que aplicar el proceso de normalización de los datos, esto debido a que cada servicio su rango de valores era diferente especialmente el servicio de Google. Éste utiliza valores de clasificación con palabras en vez de aplicar valores numéricos.

Empezando el proceso de normalización con el servicio de AWS, los valores que presentaban se encuentran en el rango de 0 a 100. Para facilitar su manejo y llevarlo a un rango de 0 a 1 se aplicó la característica de escalamiento para normalizar:

Ecuación 1 - Normalización de escalamiento.

$$X' = \frac{X - X_{min}}{X_{max} - X_{min}}$$

Para el caso de google se tuvo que hacer una equivalencia de valores para poder llevar los valores de palabras a valores numéricos dentro del rango de 0 a 1. En la Tabla 4.2 se presentan los valores asignados a cada valor de palabra.

Tabla 4.2 Tabla de equivalencias de clasificaciones de Google

Clasificación	Valor Numérico
VERY_UNLIKELY	0
UNLIKELY	0
POSSIBLE	50
LIKELY	75
VERY_LIKELY	100

El siguiente conjunto de datos a normalizar fue aquel con las clasificaciones realizadas por los usuarios. Como se observó en la **¡Error! No se encuentra el origen de la referencia.** los valores guardados fueron aquellos del número de votaciones de esa emoción. Para esto mismo se aplicó el método de característica de escalamiento para poder llevar a valores de 0 a 1.

El último conjunto de datos a normalizado fue el de Cohn-Kanade. En la Tabla 4.3 se observa que se cuenta con una columna de FACS Code que es la clasificación hecha por los expertos certificados. Esta clasificación muestra el identificador del músculo. Por ejemplo, si una imagen estaba clasificada como "6+12+16c+25" y para la emoción alegría se requieren 6+12, entonces se dijo que se activaron 2/2 de músculos faciales por que representan un 1; en otro caso si la imagen se clasificó como "4+6+7+9e+16+25" se asignó que solo tenía 0.5 de la emoción de alegría al solo contar con 1/2 de los músculos requeridos.



Tabla 4.3 Ejemplo de clasificaciones del conjunto de Cohn-Kanade

Image	FACS Code
S010_001_01594226.png	1+2+20+21+25
S010_005_01593902.png	1+2+5+25+27
S010_006_01595414.png	4+17
S010_006_01595013.png	4+7e+17d+23d+24d
...	...

Para esto se generó una matriz inicializada en 0 para la columna de cada emoción y se dejó otra columna con los nombres de las imágenes, sirviendo así como llaves primarias. Seguido se creó un diccionario de Python para representar los valores de los músculos faciales activados al de las emociones [27] a comparar en este trabajo de tesis.

Después se crearon dos funciones para aplicar a cada fila de la matriz. Lo que hará la función "calculate\_fac" es iterar por cada emoción del diccionario y así calculará cuantos músculos de la emoción está presentes en el valor de la columna "FACS Code". Así mismo divide la cantidad de músculos encontrados entre el total de músculos requeridos para que esa emoción esté presente..

Tras haber aplicado el código anterior, de esta manera se pudo clasificar las imágenes y además dejar los valores en un rango de 0 a 1. En la Tabla 4.4 se presentan como ejemplo los valores obtenidos, en específico se identifica que se cuenta con valores decimales.

Tabla 4.4 Ejemplo de clasificaciones de Cohn-kanade tras normalizar

Image	FACS Code	FACS_JOY	FACS_SAD	FACS_ANGER
S010_001_01594226.png	1+2+20+21+25	0.0	0.3	0.00
S010_005_01593902.png	1+2+5+25+27	0.0	0.3	0.25
S010_006_01595414.png	4+17	0.0	0.3	0.25
S010_006_01595013.png	4+7e+17d+23d+24d	0.0	0.3	0.75
...	...	...	...	...

### 4.3.3.2. Consolidación de las clasificaciones

Una vez normalizado todos los datos de los 5 conjuntos de datos, se procedió a generar la consolidación que se menciona en la Tabla 4.1, es importante mencionar sobre la variación del número de imágenes en cada conjunto generado, esto se debe a la intersección entre archivos.

Dicha intersección se hizo utilizando como llave primaria el nombre de archivo de cada imagen, por lo que para el primer conjunto de datos donde solo se cruzan los 4 servicios se obtiene el mismo número de imágenes como se ilustra en la Figura 4.8.

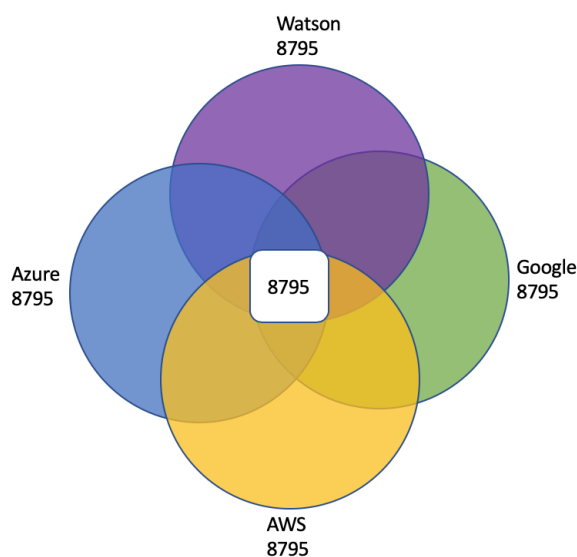


Figura 4.8 Intersección de conjunto de datos de los 4 servicios

En cambio, cuando se realizó la cruce entre el conjunto de datos de los 4 servicios con el conjunto de datos de clasificaciones hecha por los expertos de Cohn-Kanade, se reduce a una población de 484 imágenes. Esto se debe a que la clasificación por parte de los expertos certificados solo clasificaron cierto número de imágenes y no las 8795 imágenes [5]. En la Figura 4.9 se explica de manera visual este efecto de tamaño de poblaciones.

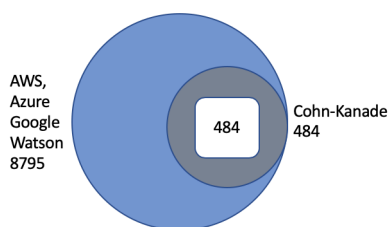


Figura 4.9 Intersección de los 4 servicios con el conjunto de FACS de Cohn-Kanade

Un efecto bastante similar sucede al cruzar los 4 servicios, el set de Cohn-Kanade con las clasificaciones hechas por los usuarios. Esto resulta en una intersección con un tamaño de 48 imágenes debido a que no todas la imágenes evaluadas por los usuarios fueron clasificadas

por Cohn-Kanade. Como se observa en la Figura 4.10, de color azul se muestra la población de los 4 servicios, en color gris la población del conjunto de Cohn-Kanade y en verde las clasificaciones hechas por los usuarios.

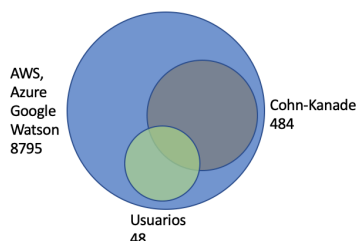


Figura 4.10 Intersección de todos los conjuntos de datos

Al finalizar esta etapa de la metodología se generaron 3 nuevos conjuntos de datos, cada uno de diferente tamaño. Gracias a estos 3 conjuntos se pudo proceder a la siguiente fase enfocada a comparar y analizar este nuevo set de archivos. En la siguiente sección se explicará como se realizó el análisis de los datos antes mencionados.

#### 4.3.4 Análisis de las clasificaciones

La última fase de la metodología se enfoca en analizar los 3 conjuntos de datos desarrollados que contienen el cruce de los 5 diferentes fuentes de datos. Para lograr dicho análisis de los datos se aplicaron técnicas de visualización de datos y funciones estadísticas básicas.

La herramientas principales que se utilizaron fue Jupyter Notebook [37] y las librerías de Python: Pandas [38], Numpy [39]. Éstas principalmente para el manejo de datos y aplicar las funciones estadísticas. Además se usó la librería de Plotly [40] para la visualización de datos.

Durante el análisis de datos se exploraron y desarrollaron las siguientes comparaciones:

- Comparación entre los 4 servicios de la nube.
- Comparación entre los 4 servicios de la nube y las clasificaciones de Cohn-Kanade.
- Comparación entre los 4 servicios de la nube, las clasificaciones de Cohn-Kanade y las clasificaciones hecha por los usuarios.

Para cada uno de los puntos anteriores se obtuvo el grado de comparación entre clasificadores. En otras palabras se buscó identificar cuantas imágenes coincidieron los clasificadores con un rango de +/- 0.2 y que el valor de la clasificación haya sido mayor igual a 0.8. Esto último se implementó como límite del rango para poder incluir en la sumatoria aquellas imágenes que fueron clasificadas como parte de esa emoción. A continuación se

muestran las ecuaciones aplicadas para la generación de los conjuntos de las imágenes clasificadas.

Ecuación 2 - Imágenes entre servicios

$$I_n = \{ i \mid |E_{sx} - E_{sy}| \leq 0.2 \}$$

Se inicia con la Ecuación 2 donde E es la emoción a evaluar, sx es uno de los servicios de la nube, sy es uno de los otros servicios de la nube,  $I_n$  es el conjunto de todas las muestras en donde la diferencia entre servicios fue menor o igual a 0.2 y n va de 1 a 6 representando las diferentes combinaciones entre los servicios.

Ecuación 3 - Unir todos los conjuntos

$$L = \{ l \mid I_1 \cap I_2 \cap I_3 \cap I_4 \cap I_5 \cap I_6 \}$$

Seguido se aplicó la Ecuación 3 donde L es la comparación entre servicios y que sus clasificaciones tuvieron una diferencia absoluta de 0.2.

Ecuación 4 - Filtrado de imágenes con valor superior a 0.8

$$K = \{ k \mid (E_{AWS} \geq 0.8) \cap (E_{AZURE} \geq 0.8) \cap (E_{GOOGLE} \geq 0.8) \cap (E_{IBM} \geq 0.8) \}$$

Con el conjunto L se aplicó la Ecuación 4 donde E es la emoción a evaluar y K es el conjunto de las imágenes que fueron clasificadas con un valor mayor o igual a 0.8.

Ecuación 5 - Selección imágenes con clasificación similar

$$M = \{ m \mid L \cap K \}$$

Por último utilizando los conjuntos de L y K se aplicó la Ecuación 5 Donde M es el conjunto de las imágenes que fueron clasificadas con un valor mayor o igual a 0.8 y que tuvieron una diferencia entre servicios un valor menor o igual a 0.2.

Lo que se observa en la **¡Error! No se encuentra el origen de la referencia.** se aplicó también para obtener la emoción de enojo y tristeza para cada uno de las 3 poblaciones a analizar. Para así poder aplicar todo el análisis y llegar a las conclusiones de la metodología.

A excepción de la comparación de los 4 servicios, Cohn-Kanade y los usuarios de la emoción de enojo, para este caso se tuvo que modificar los parámetros de los filtros de comparación con el fin de poder realizar el análisis, ya que de lo contrario todo arrojaba 0. En este caso el margen de distancia entre servicios pasó a ser de 0.05 y ahora en vez que una imagen se considere parte de esa emoción deba contar con un valor mayor o igual a 0.8, bajó a 0.5.

# 5. RESULTADOS Y DISCUSIÓN

## 5.1. Resultados

En este capítulo se presentan los resultados obtenidos y analizados durante la última fase del trabajo de tesis. Es importante recordar que se exploraron 3 caminos:

- Comparación entre los 4 servicios de la nube.
- Comparación entre los 4 servicios de la nube con la clasificación de Cohn-Kanade.
- Comparación entre los 4 servicios de la nube con la clasificación de Cohn-Kanade y la clasificación por parte de los usuarios.

### 5.1.1. Comparación entre los 4 servicios de la nube

En esta fase se comparan los servicios de AWS, Azure, Google y Watson con el objetivo de observar entre los servicios cuanto es el radio de coincidencia de las clasificaciones.

Para esto se creó un DataFrame de Pandas con le contenido del archivo all\_servs.csv el cual contiene un total de 8795 filas, 13 columnas. En donde una columna contiene el nombre de la imagen y el resto de las columnas contienen los valores de certeza de las clasificaciones de cada servicio.

En Figura 5.1, Figura 5.2 y Figura 5.3 se muestran mapas de calor de las clasificaciones de los 4 servicios. Con esto se puede comprar de manera visual en una sola observación como clasificaron los servicios cada emoción para cada imagen.

Mapa de calor de clasificaciones de Alegría por servicio. Población:8795

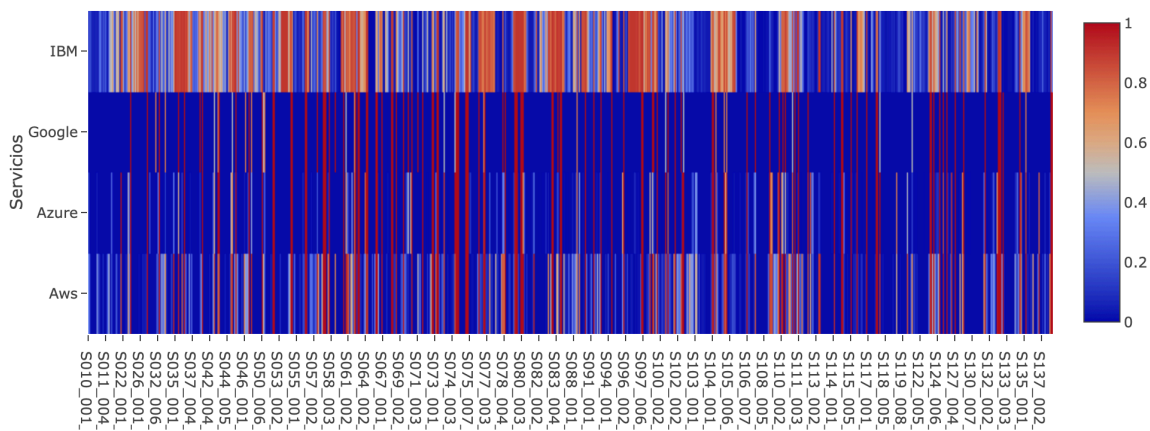


Figura 5.1 Mapa de calor de clasificaciones de Alegría por servicio

Mapa de calor de clasificaciones de Tristeza por servicio. Población:8795

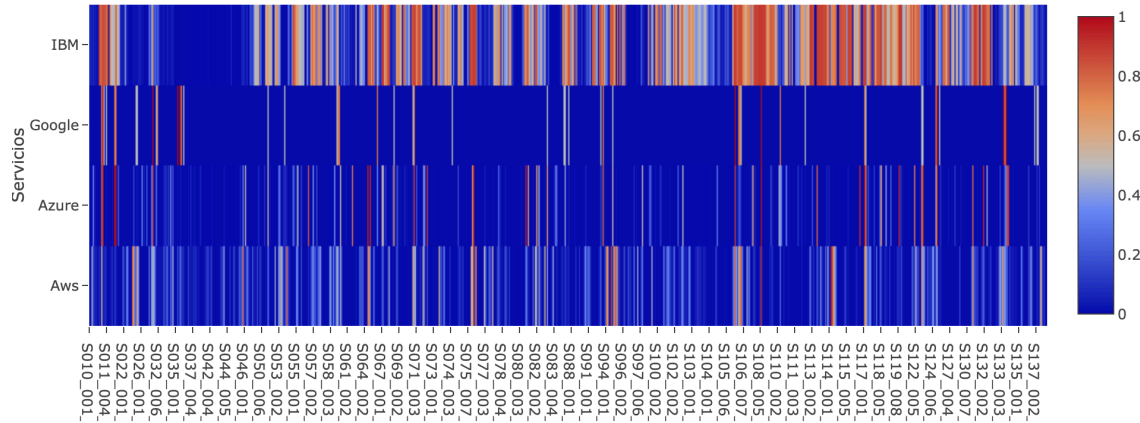


Figura 5.2 Mapa de calor de clasificaciones de Tristeza por servicio

Mapa de calor de clasificaciones de Enojo por servicio. Población:8795

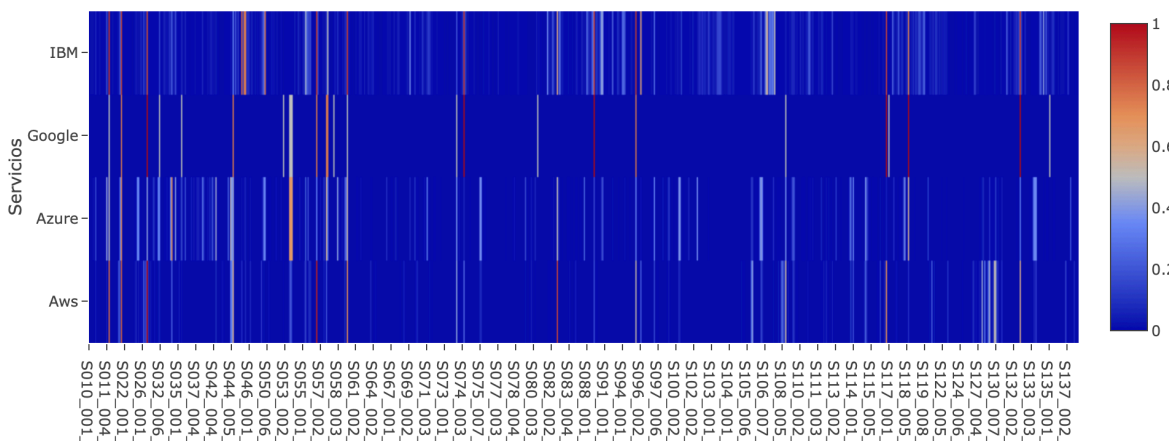


Figura 5.3 Mapa de calor de clasificaciones de Enojo por servicio

Tras haber creado los mapas de calor se procedió a analizar numéricamente las clasificaciones de los servicios para observar el grado de coincidencia entre servicios. Para esto se contará el total de clasificaciones por cada emoción.

Para determinar los siguientes números, se aplicaron filtros donde el valor de la clasificación de una imagen X, clasificada por el servicio AWS, Azure, Google y Watson, sean similares en un rango de +/- 0.2. Se debe especificar un rango, ya que los servicios no llegan a coincidir con la misma precisión al clasificar. Además se aplicó un filtro para las imágenes fueran clasificadas arriba de 0.79.

En la **Error! No se encuentra el origen de la referencia.** se visualiza a modo historia que de las 8795 imágenes clasificadas por los 4 servicios, todos los servicios coincidieron en clasificar 832 imágenes como alegres, 8 como tristes y 0 como enojadas.

### 5.1.2. Comparación entre los 4 servicios de la nube y las clasificaciones de Cohn-Kanade

Utilizando el segundo dataset, aquél que contiene el cruce de todos los servicios con los datos del dataset de Cohn-Kanader, se realizó una comparación entre las 5 variables de clasificaciones: AWS, Azure, Google, Watson y Cohn-Kanade.

Como se explicó en la sección anterior, para determinar los siguientes números, se aplicaron filtros donde el valor de la clasificación de una imagen X, clasificada por el servicio AWS, Azure, Google y Watson, sean similares en un rango de +/- 0.2. Se debe especificar un rango, ya que los servicios no llegan a coincidir con la misma precisión al clasificar. Además se aplicó un filtro para las imágenes fueran clasificadas arriba de 0.79.

En esta ocasión los 5 clasificadores, para la emoción alegría, coincidieron únicamente en 60 imágenes, solo 1 para la emoción de tristeza y 0 para enojo respecto a la población del set de datos de 484 imágenes.

Por otro lado, se analizó con este set de datos de manera independiente como clasificaron cada servicio las 3 emociones. Se contabilizó para cada servicio la cantidad de imágenes que tuviesen un valor de clasificación igual o superior a 0.80. En la Tabla 5.1 se observa que de las 484 imágenes, provenientes de la cruce entre los 5 clasificadores, 17 Cohn-Kanade [5] clasificó como alegre, a comparación del resto de los servicios.

Tabla 5.1 Conteo de imágenes clasificadas como alegres por los 5 clasificadores

Clasificador	Imágenes Alegres	Porcentaje de la población
AWS	122	25.2%
Azure	119	24.6%
Google	115	23.8%
Watson	101	20.9%
Cohn-Kanade	76	15.7%

Después se buscó observar la clasificación de los 4 servicios respecto a las clasificaciones realizadas por Cohn-Kanade [5] e identificar cuantas imágenes coincidían al clasificar la emoción de alegría. Se puede observar en la Tabla 5.2 la cantidad de imágenes en las que coincidieron los servicios además del porcentaje respecto a las imágenes clasificadas por Cohn-Kanade. Al mismo tiempo se observa en la Figura 5.2 en forma de mapa de calor.

Tabla 5.2 Coincidencia de clasificaciones de Alegría entre servicios y Cohn-Kanade

Clasificador	Imágenes Alegres	Porcentaje coincidencia
AWS	75	98.7%
Azure	73	96.1%
Google	76	100%
Watson	61	80.3%
Cohn-Kanade	76	-

Mapa de calor de clasificaciones de Alegría por servicio. Población:76

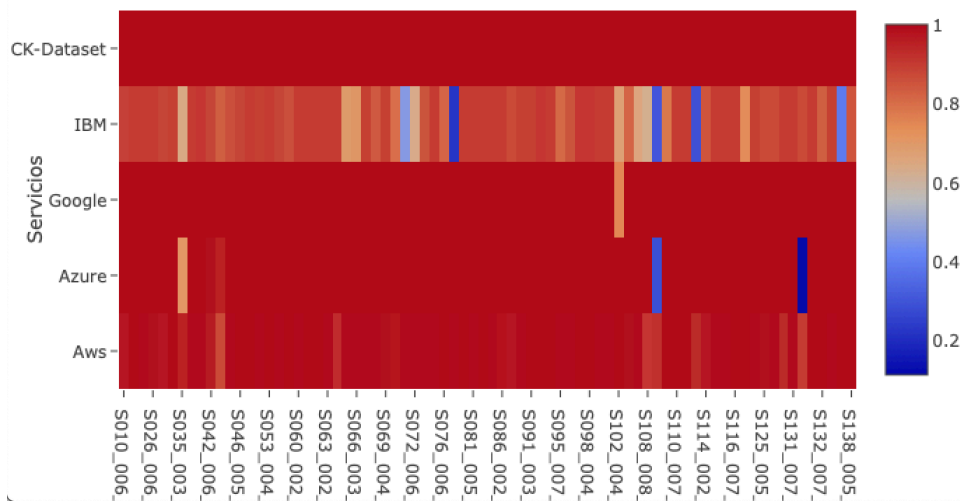


Figura 5.4 Mapa de calor de clasificación de alegría por los servicios y Cohn-Kanade

Siguiente, se procedió aplicar la misma línea de análisis que se aplicó para la emoción de alegría, pero ahora para la emoción de tristeza. Presentando primero la Tabla 5.3 Conteo de imágenes clasificadas como tristes por los 5 clasificadores Tabla 5.3 donde se observa que Cohn-Kanade clasifica como tristes 18 imágenes.

Tabla 5.3 Conteo de imágenes clasificadas como tristes por los 5 clasificadores

Clasificador	Imágenes tristeza	Porcentaje de la población
AWS	4	14.9%
Azure	25	5.17%
Google	4	0.826%
Watson	72	0.826%
Cohn-Kanade	18	3.72%



También se calculó para la emoción de tristeza el número de coincidencias entre servicios y el conjunto de datos Cohn-Kanade los resultados se pueden observar en la Tabla 5.4, como en su visualización en el mapa de calor ilustrado en la Figura 5.5 Mapa de calor de clasificación de tristeza por los servicios y Cohn-Kanade.

Tabla 5.4 Coincidencia de clasificaciones de tristeza entre servicios y Cohn-Kanade

Clasificador	Imágenes tristeza	Porcentaje coincidencia
AWS	1	5.56%
Azure	13	5.17%
Google	4	22.22%
Watson	9	50%
Cohn-Kanade	18	-

Mapa de calor de clasificaciones de Tristeza por servicio. Población:18

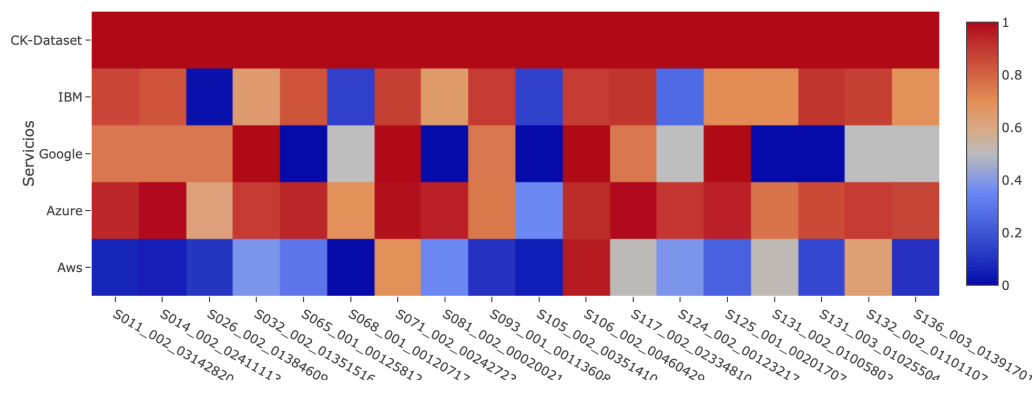


Figura 5.5 Mapa de calor de clasificación de tristeza por los servicios y Cohn-Kanade

De nuevo, el mismo procedimiento se repitió para comparar las clasificaciones de la emoción de enojo. Sin embargo para poder realizar un contraste, se tuvo que modificar el parámetro para determinar la cantidad de las clasificaciones hechas por Cohn-Kanade y bajar el valor mínimo de 0.8 a 0.5. De lo contrario la cantidad de imágenes sería 0. En la Tabla 5.4 se muestra el conteo independiente de imágenes clasificadas como enojo. Así mismo en la Tabla

5.6 se muestra el conteo de coincidencias de clasificaciones de enojo en comparación con Cohn-Kanade.

Tabla 5.5 Conteo de imágenes clasificadas como enojo por los 5 clasificadores

Clasificador	Imágenes Enojo	Porcentaje de la población
AWS	9	1.86%
Azure	0	0%
Google	10	2.07%
Watson	20	4.13%
Cohn-Kanade	110	22.7%

Tabla 5.6 Coincidencia de clasificaciones de enojo entre servicios y Cohn-Kanade

Clasificador	Imágenes Enojo	Porcentaje coincidencia
AWS	2	1.82%
Azure	3	2.73%
Google	1	0.909%
Watson	3	2.73%
Cohn-Kanade	110	-

Mapa de calor de clasificaciones de Enojo por servicio. Población: 31

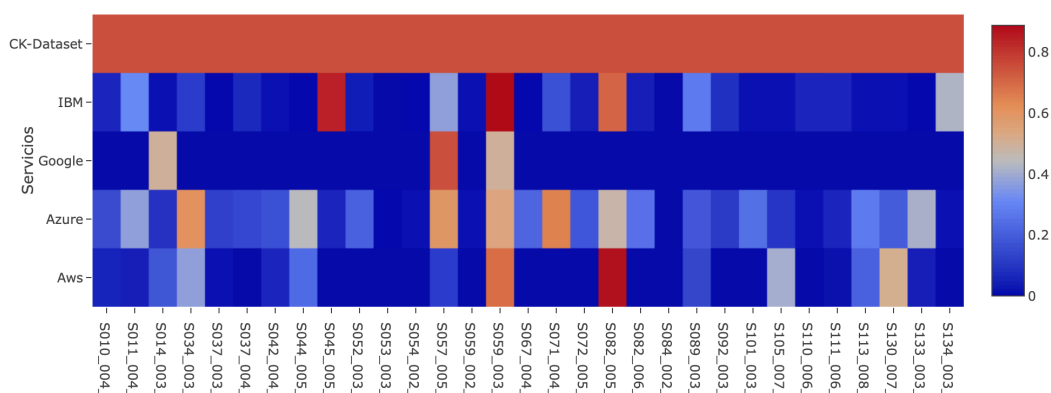


Figura 5.6 Mapa de calor de clasificación de enojo por los servicios y Cohn-Kanade

### 5.1.3. Comparación entre los 4 servicios de la nube, las clasificaciones de Cohn-Kanade y las clasificaciones hecha por los usuarios

Para esta etapa de la metodología de este trabajo de tesis, se enfocó en analizar la población de las clasificaciones hecha por los 6 diferentes clasificadores: 4 servicios de la nube, los expertos de Cohn-Kanade y los usuarios a través de la página web desarrollada.

Es importante recordar que al intersectar los diferentes conjuntos de datos, la población resultante pasa a ser de un tamaño de 44 imágenes. Agregando que de estas 44 imágenes se compararon respecto al data set de Cohn-Kanade.

Siguiendo la misma línea de la metodología, se inició con el análisis de la emoción alegría. Aplicando los mismo filtros antes mencionados, pero tomando como base la población de 44 imágenes, en Tabla 5.7 se observa cuantas imágenes coincidieron los 4 servicios y los usuarios respecto a la clasificación por parte de los expertos de Cohn-Kanade. La misma distribución se puede observar en la Figura 5.7 que muestra a modo de mapa de calor.

Tabla 5.7 Comparación de cada servicio y usuarios respecto a la clasificación por Cohn-Kanade para alegría

Clasificador	Imágenes Alegres	Porcentaje coincidencia
AWS	17	100%
Azure	16	94.1%
Google	17	100%
Watson	16	94.1%
Cohn-Kanade	17	100%
Usuarios	3	17.6%

Mapa de calor de clasificaciones de Alegría. Población:17

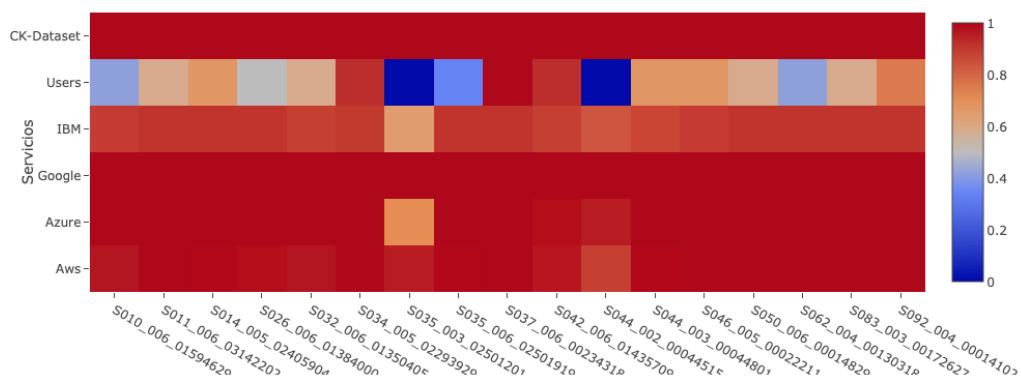


Figura 5.7 Mapa de calor con la distribución de clasificaciones de alegría por todos los clasificadores

Seguido se replicó la misma serie de filtros y misma población, pero ahora enfocado a la emoción de tristeza. En esta ocasión se observa que los clasificadores identificaron una menor cantidad de imágenes como tristes. Por si solo el conjunto de Cohn-Kanade, para esta población de 44 imágenes, solo clasificó 3 imágenes como tristes.

En Figura 5.8 y en la Tabla 5.8 Comparación de cada servicio y usuarios respecto a la clasificación por Cohn-Kanade para tristeza se observa la reducción de la población de imágenes de tristeza.

Tabla 5.8 Comparación de cada servicio y usuarios respecto a la clasificación por Cohn-Kanade para tristeza

Clasificador	Imágenes Tristeza	Porcentaje coincidencia
AWS	0	0%
Azure	3	100%
Google	1	33.3%
Watson	3	100%
Cohn-Kanade	3	100%
Usuarios	1	33.3%

Mapa de calor de clasificaciones de Tristeza. Población:3

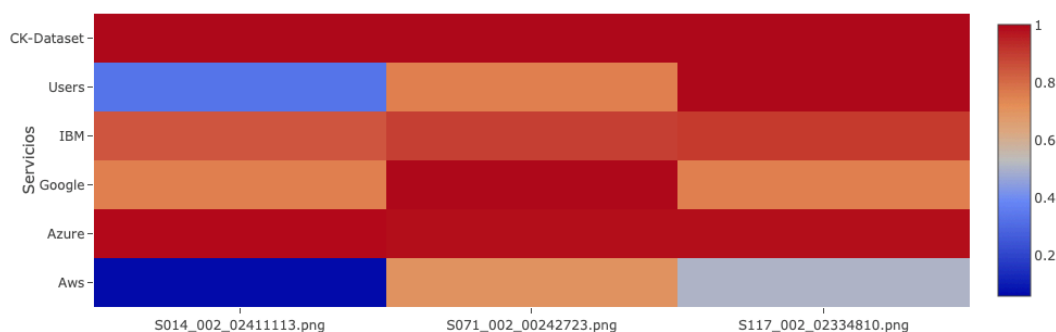


Figura 5.8 Mapa de calor de clasificaciones para tristeza para todos los clasificadores

Por último se replicó el proceso para la emoción de enojo. Donde llama la atención que el conjunto de datos de Cohn-Kanade cuenta con 22 clasificaciones como enojo y el resto de los servicios hayan clasificado muy bajo la cantidad de imágenes para esta emoción.

Los resultados de esta comparación se muestran en la Figura 5.9y en la Tabla 5.9

Tabla 5.9 Comparación de cada servicio y usuarios respecto a la clasificación por Cohn-Kanade para enojo

Clasificador	Imágenes Enojo	Porcentaje coincidencia
AWS	0	0%
Azure	0	0%
Google	1	4.55%
Watson	2	9.09%
Cohn-Kanade	22	100%
Usuarios	2	9.09%

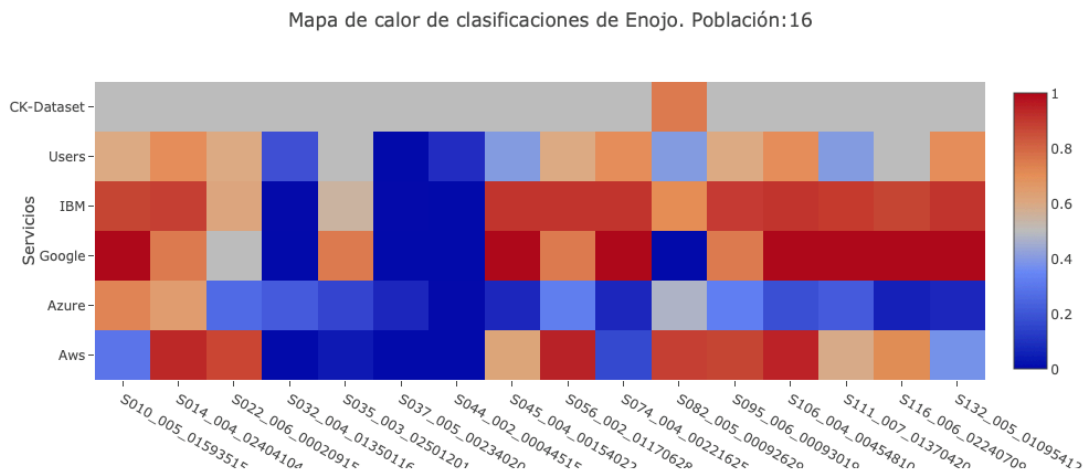


Figura 5.9 Mapa de calor de clasificaciones para enojo para todos los clasificadores

## 5.2. Discusión

Con el fin de poder realizar la discusión sobre cuál servicio es el mas certero al clasificar emociones en rostros, se presenta la siguiente Tabla 5.10 el resumen de la clasificación hecha por 6 clasificadores para las 3 emociones.

Tabla 5.10 Resumen de las clasificaciones hechas por todos los clasificadores

Clasificador	Imágenes Enojo	Porcentaje coincidencia	Imágenes Tristeza	Porcentaje coincidencia	Imágenes Alegres	Porcentaje coincidencia
AWS	0	0%	0	0%	17	100%
Azure	0	0%	3	100%	16	94.1%
Google	1	4.55%	1	33.3%	17	100%
Watson	2	9.09%	3	100%	16	94.1%
Cohn-Kanade	22	100%	3	100%	17	100%
Usuarios	2	9.09%	1	33.3%	3	17.6%

Iniciando con el resumen anterior se puede observar que para la emoción de enojo los clasificadores de servicios y los usuarios difícilmente lograron clasificar más de 3 imágenes como enojo. Esto hace gran contraste respecto a la clasificación de Cohn-Kanade, quienes clasificaron de la población de 44 imágenes la mitad como enojadas.

Por otra parte esto cambia sobre la emoción de tristeza, en esta emoción los clasificadores que no lograron la misma clasificación que Cohn-Kanade fueron AWS, Google y los usuarios. Opuesto para Azure y Watson, quienes lograron una clasificación similar al 100%.

Sin embargo en cuanto a la emoción de alegría, se invierten las clasificaciones ya que ahora AWS y Google lograron una clasificación del 100% similar a la de Cohn-Kanade. Esto pareciera que Watson y Azure tuvieran similitudes en su forma de clasificar y por otra parte AWS y Google tuviesen una manera común entre ellos y distinta a Watson y Azure.

Ahora recordemos el resumen de la comparación entre servicios sin los usuarios. En la

Tabla 5.11 se muestra dicho resumen. Se puede observar que para la emoción de alegría el único servicio que alcanzó el 100% fue el servicio de Google.

En cuanto a la emoción de tristeza, los servicios de AWS, Azure y Google obtuvieron un porcentaje de clasificación algo bajo, a comparación de Watson el cual solo obtuvo el 50%.

Por otro lado sobre la emoción de enojo todos los servicios clasificación mucho más bajo, observando que el data set de Cohn-Kanade identificó 110 imágenes con dicha emoción.

Tabla 5.11 Resumen de las clasificaciones hechas por los 5 clasificadores

Clasificador	Imágenes Alegres	Porcentaje coincidencia	Imágenes tristeza	Porcentaje coincidencia	Imágenes Enojo	Porcentaje coincidencia
AWS	75	98.7%	1	5.56%	2	1.82%
Azure	73	96.1%	13	5.17%	3	2.73%
Google	76	100%	4	22.22%	1	0.909%
Watson	61	80.3%	9	50%	3	2.73%
Cohn-Kanade	76	100%	18	100%	110	100%

Con el fin de poder obtener una mejor comparación, todavía más resumida se desarrolló la para comprar los porcentajes de coincidencia. Además de agregar el promedio entre ambos porcentajes. Así mismo en la Figura 5.10 se observa de una manera gráfica la comparación de los clasificadores.

Tabla 5.12 Comparación de porcentajes de coincidencias

Clasificador	% de coincidencia alegría			% de coincidencia tristeza			% de coincidencia enojo		
	6 Clas.	5 Clas.	$\bar{x}$	6 Clas.	5 Clas.	$\bar{x}$	6 Clas.	5 Clas.	$\bar{x}$
AWS	100%	98.7%	99.3%	0%	5.56%	2.78%	0%	1.82%	0.9%
Azure	94.1%	96.1%	95.1%	100%	5.17%	52.59%	0%	2.73%	1.4%
Google	100%	100%	100%	33.3%	22.22%	27.76%	4.55%	0.909%	2.7%
Watson	94.1%	80.3%	87.2%	100%	50%	75%	9.09%	2.73%	5.9%
Cohn-Kanade	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%
Usuarios	17.6%	-	17.6%	33.3%	-	33.3%	9.09%	-	9.09%

## Promedio de coincidencias de clasificación

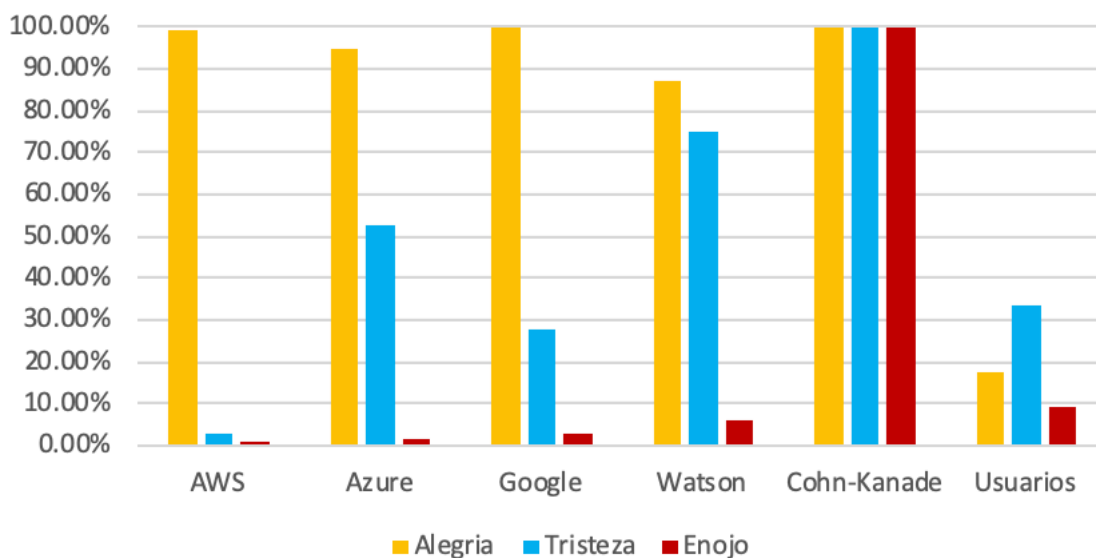


Figura 5.10 Promedio de coincidencias de clasificación

Algo que llama la atención es que claramente los 4 servicios de nube tienen la capacidad de clasificar con un valor superior al 80% de confianza.

Para las emociones de tristeza y enojo se mostraron variaciones en los resultados entre servicios. En el caso de enojo por una parte se debe al hecho que el bajo número de imágenes que fueron clasificadas por los servicios con una certeza arriba de 80% y hayan coincidido con las clasificaciones de Cohn-Kanade.



---

## 6. CONCLUSIONES

---

### 6.1. Conclusiones

Recordando el objetivo de este trabajo de tesis y la hipótesis sobre la confianza en la certeza de la clasificación de los servicios. Se pudo llegar a las siguientes conclusiones.

Para la emoción de alegría el servicio que obtuvo una confianza del 100% fue el servicio de Google. Para la emoción de tristeza ningún servicio tuvo un valor del 100%, el servicio con una confianza más alta para esta emoción es el servicio de IBM Watson que obtuvo un 75%. En cuanto a la emoción de enojo todos los servicios obtuvieron un grado de confianza bastante bajo. Sin embargo el servicio de IBM Watson fue aquel que tuvo un valor más elevado de un 5.9%.

Por otro lado, gracias a este trabajo de tesis, se propuso una nueva metodología básica para la medición de confianza de los servicios de clasificación de emociones de servicios en la nube.

Se incorpora a IBM Watson, el entrenamiento que permite realizar la clasificaciones de emociones en rostros basadas en detección de FACS. Durante este trabajo se realizó un entrenamiento simple que permite clasificar 3 emociones en los rostros encontrados en las imágenes, basado en FACS.

Por lo que se satisface la hipótesis plantea al inicio de este documento.

### 6.2. Trabajo Futuro

Se trabajará en refinar el entrenamiento de IBM Watson para mejorar el grado de confianza de este servicio además de extender las emociones a clasificar con el fin de ofrecer algo similar a los demás servicios.

Además se integrará este entrenamiento como un servicio adicional utilizando una arquitectura de micro-servicios para ofrecer este clasificador en forma de API y así ser consumido para diferentes casos de uso.

Por otra parte, se agregará a la comparación el uso de la librería OpenFace para evaluar la implementación de la misma y evaluar su posible desarrollo como servicio en la nube.

Agregando otra línea para trabajo futuro se encuentra el continuar con el desarrollo de la metodología para incrementar su eficacia y reutilización para futuras actualizaciones de los servicios e inclusión de otros.

# BIBLIOGRAFÍA

- [1] IBM, «Welcome to the Cognitive Era,» 01 Febrero 2016. [En línea]. Available: <https://www.ibm.com/blogs/insights-on-business/oracle-consulting/wp-content/uploads/sites/13/2016/02/cognitive-white-paper.pdf>. [Último acceso: 21 Agosto 2019].
- [2] P. Garcia, «Vogue,» 13 Octubre 2015. [En línea]. Available: <https://www.vogue.com/article/met-gala-2016-theme>. [Último acceso: 1 Octubre 2017].
- [3] V. McClellan, «Internet of Things blog,» IBM, 27 Octubre 2016. [En línea]. Available: <https://www.ibm.com/blogs/internet-of-things/cognitive-marchesa-dress/>. [Último acceso: 1 Octubre 2017].
- [4] IBM Cloud, «Tone Analyzer Docs,» 27 Marzo 2019. [En línea]. Available: <https://cloud.ibm.com/docs/services/tone-analyzer?topic=tone-analyzer-about>. [Último acceso: 10 Julio 2019].
- [5] P. Lucey, J. F. Cohn, T. Kanade, J. Saragih, Z. Ambadar y I. Matthews, «The Extended Cohn-Kanade Dataset (CK+): A complete dataset for action unit and emotion-specified expression,» de *2010 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition - Workshops*, San Francisco, CA, USA, 2019.
- [6] M. G. Calvo, L. Nummenmaa y P. Averó, «Visual Search of Emotional Faces,» *Experimental Psychology*, vol. 55, pp. 359-370, 2008.
- [7] G. Donato, M. Bartlett, J. Harper, P. Ekman y T. Sejnowski, «Classifying Facial Actions,» *IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 21, n° 10, pp. 974-989, 2000.
- [8] J. Kumari, R. Rajesh y K. Pooja, «Facial expression recognition: A survey,» *Procedia Computer Science*, vol. 58, p. 486 – 491, 2015.
- [9] IBM Insitute for Business Value, «Evolution of the API economy,» 1 Julio 2016. [En línea]. Available: <https://www-01.ibm.com/common/ssi/cgi-bin/ssialias?htmlfid=GBE03759USEN&>. [Último acceso: 1 Noviembre 2017].
- [10] IBM Cloud, «Cloud Models,» 25 Marzo 2015. [En línea]. Available: <https://twitter.com/ibmcloud/status/580949622144823296>. [Último acceso: 12 Noviembre 2017].
- [11] IBM Cloud, «IaaS, PaaS and SaaS – IBM Cloud service models,» IBM, 14 11 2017. [En línea]. Available: <https://www.ibm.com/cloud/learn/iaas-paas-saas>. [Último acceso: 20 11 2017].
- [12] Microsoft, «Microsoft Azure Products,» 1 Noviembre 2017. [En línea]. Available: <https://azure.microsoft.com/es-mx/>. [Último acceso: 12 Noviembre 2017].

- [13] IBM Cloud, «IBM Bluemix Catalog,» 1 Noviembre 2017. [En línea]. Available: <https://console.bluemix.net/catalog/>. [Último acceso: 12 Noviembre 2017].
- [14] Microsoft, «Computer Vision API,» 8 Octubre 2017. [En línea]. Available: <https://docs.microsoft.com/es-mx/azure/cognitive-services/computer-vision/home>. [Último acceso: 12 Novimebre 2017].
- [15] IBM Bluemix, «IBM Visual Recognition Docs,» 06 Septiembre 2017. [En línea]. Available: <https://console.bluemix.net/docs/services/visual-recognition/getting-started.html>. [Último acceso: 15 Octubre 2017].
- [16] AWS, «Amazon Rekognition,» 2019. [En línea]. Available: <https://aws.amazon.com/rekognition/>. [Último acceso: 09 Julio 2019].
- [17] AWS, «Rekognition Emotions API,» 2019. [En línea]. Available: [https://docs.aws.amazon.com/rekognition/latest/dg/API\\_Emotion.html](https://docs.aws.amazon.com/rekognition/latest/dg/API_Emotion.html). [Último acceso: 09 Julio 2019].
- [18] Google, «Google Vision,» [En línea]. Available: <https://cloud.google.com/vision/?hl=es>. [Último acceso: 08 Julio 2019].
- [19] Google, «Google Cloud Vision,» 2019. [En línea]. Available: <https://cloud.google.com/vision/docs/detecting-faces?hl=es>. [Último acceso: 09 Julio 2019].
- [20] T. Baltrušaitis y L.-P. Morency, «GitHub OpenFace,» 02 Julio 2019. [En línea]. Available: <https://github.com/TadasBaltrusaitis/OpenFace>. [Último acceso: 10 Julio 2019].
- [21] Paul Ekman Group, «Facial Action Coding System,» [En línea]. Available: <https://www.paulekman.com/facial-action-coding-system/>. [Último acceso: 10 Julio 2019].
- [22] C. Shan, S. Gong y P. W. McOwan, «Facial expression recognition based on Local Binary Patterns: A comprehensive study,» *Image and Vision Computing*, n° 27, p. 803–816, 2009.
- [23] AWS, «Pricing Amazon Rekognition,» [En línea]. Available: <https://aws.amazon.com/rekognition/pricing/>. [Último acceso: 10 Julio 2019].
- [24] Microsoft, «Pricing Microsoft Azure,» [En línea]. Available: <https://azure.microsoft.com/id-id/pricing/details/cognitive-services/computer-vision/>. [Último acceso: 10 Julio 2019].
- [25] Google, «Pricing Google Cloud Vision,» [En línea]. Available: <https://cloud.google.com/vision/pricing>. [Último acceso: 10 Julio 2019].
- [26] IBM, «Pricing Watson Visual Recognition,» [En línea]. Available: <https://www.ibm.com/cloud/watson-visual-recognition/pricing>. [Último acceso: 10 Julio 2019].

- [27] B. Farnsworth, «Facial Action Coding System (FACS) – A Visual Guidebook,» 6 Diciembre 2016. [En línea]. Available: <https://imotions.com/blog/facial-action-coding-system>. [Último acceso: 18 Junio 2019].
- [28] T. Kanade, J. F. Cohn y Y. Tian, «Comprehensive database for facial expression analysis,» de *Proceedings Fourth IEEE International Conference on Automatic Face and Gesture Recognition*, Grenoble, 2000.
- [29] IBM, «Computación en la nube,» [En línea]. Available: <https://www.ibm.com/mx-es/cloud/learn/what-is-cloud-computing>. [Último acceso: 10 Julio 2019].
- [30] Pivotal, «Pivotal Cloud Foundry,» [En línea]. Available: <https://pivotal.io/platform>. [Último acceso: 10 Julio 2019].
- [31] IBM, «Cloud Foundry IBM Cloud,» [En línea]. Available: <https://www.ibm.com/mx-es/cloud/cloud-foundry>. [Último acceso: 10 Julio 2019].
- [32] IBM, «Watson Visual Recognition,» [En línea]. Available: <https://www.ibm.com/watson/services/visual-recognition/>. [Último acceso: 16 Junio 2019].
- [33] IBM, «IBM App ID,» [En línea]. Available: <https://cloud.ibm.com/catalog/services/app-id>. [Último acceso: 11 Julio 2019].
- [34] IBM Cloud, «IBM Cloudant,» 02 Abril 2019. [En línea]. Available: [https://cloud.ibm.com/docs/services/Cloudant?topic=cloudant-getting-started&cm\\_mc\\_uid=73050665010415623374636&cm\\_mc\\_sid\\_50200000=67971521562896081888&cm\\_mc\\_sid\\_52640000=62277011562896086690](https://cloud.ibm.com/docs/services/Cloudant?topic=cloudant-getting-started&cm_mc_uid=73050665010415623374636&cm_mc_sid_50200000=67971521562896081888&cm_mc_sid_52640000=62277011562896086690). [Último acceso: 11 Julio 2019].
- [35] IBM, «IBM Cloud API Docs Visual Recognition,» [En línea]. Available: <https://cloud.ibm.com/apidocs/visual-recognition>. [Último acceso: 16 Junio 2019].
- [36] IBM, «IBM Cloud Docs Visual Recognition,» [En línea]. Available: <https://cloud.ibm.com/docs/services/visual-recognition?topic=visual-recognition-tutorial-custom-classifier>. [Último acceso: 16 Junio 2019].
- [37] Project Jupyter, «Jupyter,» 12 Abril 2019. [En línea]. Available: <https://jupyter.org>. [Último acceso: 18 Junio 2019].
- [38] NumFocus, «Pandas,» Marzo 2019. [En línea]. Available: <https://pandas.pydata.org>. [Último acceso: 18 Junio 2019].
- [39] Numpy Developers, «Numpy,» 2019. [En línea]. Available: <https://www.numpy.org>. [Último acceso: 18 Junio 2019].
- [40] Plotly, «Plotly Python Open Source Graphing Library,» 2019. [En línea]. Available: <https://plot.ly/python/>. [Último acceso: 20 Junio 2019].

- [41] Microsoft Azure, «Emotion API Documentation,» Microsoft, 02 06 2017. [En línea]. Available: <https://docs.microsoft.com/es-mx/azure/cognitive-services/emotion/home>. [Último acceso: 15 Octubre 2017].
- [42] Deloitte, «Deloitte,» 12 Enero 2016. [En línea]. Available: <https://www2.deloitte.com/content/dam/Deloitte/global/Documents/About-Deloitte/gx-millennial-survey-2016-exec-summary.pdf#page=4>. [Último acceso: 01 Octubre 2017].
- [43] Python, «Python,» [En línea]. Available: <https://www.python.org>. [Último acceso: 11 Julio 2019].
- [44] NodeJS, «NodeJS,» [En línea]. Available: <https://nodejs.org/en/>. [Último acceso: 11 Julio 2019].
- [45] Jupyter Notebook, «Jupyter Notebook Documentation,» [En línea]. Available: <https://jupyter-notebook.readthedocs.io/en/stable/notebook.html>. [Último acceso: 11 Julio 2019].
- [46] Plot.ly, «Plotly Python Open Source Graphing Library,» [En línea]. Available: <https://plot.ly/python/>. [Último acceso: 11 Julio 2019].
- [47] Pandas, «Pandas,» [En línea]. Available: <https://pandas.pydata.org>. [Último acceso: 11 Julio 2019].