Campus: Ciudad Universitaria

Facultad: Ingeniería

Materia: Inteligencia Artificial

Semestre: 2022-2

Equipo: 1 Clave: 0406

Participantes:

- Barrera Peña Víctor Miguel

- Espino De Horta Joaquín Gustavo

Profesor: Dr. Ismael Everardo Barcenas Patiño

Título: Proyecto 4

Subtítulo : Clasificador de imagenes

Fecha entrega: 26/05/2022





Capítulo 0 Estructura del repositorio I

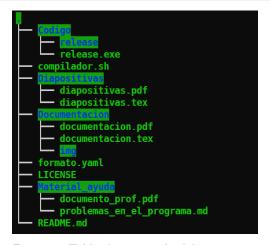


Figura 1: Tabla de contenido del repositorio

Capítulo 1 Introducción I

La clasificación de imágenes es un concepto bastante viejo, aunque no pareciese así, digamos que tiene entre 50 y 60 (1960-1970) años la primera vez que se utilizó una tecnología así, sólo que esa vez era más primitiva, por varias razones, tenemos que pensar que en ese tiempo las computadoras, todavía trabajaban con grandes computadoras que ocupaban un cuarto, todavía no estaba la teoría para la creación

Capítulo 1 Introducción II

Pero ¿Qué era lo que realmente realizaba? La clasificación entre hombres y mujeres. ¿Cómo lo realizaba? Primero quiero que te imágenes señoritas vestidas con pelo más abultado que el de los caballeros, sólo se usaba foto de los hombros hacia arriba, se usaban sensores sensibles a la luz, para poder pasar fotografías analógicas a digital, posterior a ello este daba un mensaje diciendo si era hombre o mujer, es un excelente antecedente de clasificación de imágenes.

Capítulo 1 Introducción III

Empezamos con el siguiente investigador que se acerca más a lo que es mi proyecto, ya que el uso celdas foto sensibles para pasar trazos a letras, esto es para digitalizarlos, pero además le enseño a hablar, es decir pronunciar las palabras en el lenguaje inglés, resumiendo esto, el hizo una clasificación de letras y además una red neural para que pudieran hablar.



Capítulo 1 Introducción IV

Figura 2: Phd. Terrence Sejnowski

Retomando lo hecho por los antes mencionados, implementó, pero ahora usando computadoras modernas, y con mucha mayor potencia, que aquellos tiempos, y ahora todo siendo digital, mediante lenguajes de programación y probabilidad, en lugar de redes neuronales como en 1986.

Definición del problema I

En el proyecto anterior se tenía que utilizar el teorema de Bayes para poder calcular la probabilidad y con dicho programa vamos a partir, es decir que los conceptos asociados al calculo de probabilidades mediante Bayes, ya se pueden calcular.

Definimos una imagen de X,Y dimensiones dadas en pixeles, cada pixel tiene 3 canales de color RGB con los cuales podemos modificar. Cada imagen tendrá que ser clasificada dentro de una de las posibles opciones de los datos entrenados, suponga que existen $C=[c_1,c_2,c_3,\cdots,c_n]$ clasificaciones con las que fue entrenado, la imagen se pasará por el programa y dirá c_j es la clasificación más probable o más parecida.

Definición del problema II

Vamos a definir la entrada, que en realidad son dos diferentes entradas, por una parte tenemos al data-set para entrenar a nuestro modelo, piense que tenemos una imagen de X,Y dimensiones y el otro imágenes que tendremos que hacer pruebas, pero a diferencia de el set que esta contenido en dimensiones especificas y con colores especificos, las imagenes con las que se tienen que clasificar, no cuentan con dichas características.

Definición del problema III

En este caso $C=[0,1,2,\cdots,9]$. Nuestro objetivo es detectar el número [0-9] por tanto, cada símbolo de este conjunto tiene que tener un conjunto de imagenes que compartan una tendencia, por ejemplo tener 100 imágenes de el número 1 desde diferentes posiciones y rotaciones, con ello mediante expresiones matemáticas intentaremos modelar un comportamiento que prediga el conjunto de datos abstrayendo lo más importante.

Definición del problema IV

En el caso de este proyecto se ha delimitado a que las imágenes de entrenamiento tengan un dimensión de X,Y de 32,32. Esto tiene la razón de para limitar el tiempo de procesamiento de entrenamiento, además de que el peso del repositorio no se eleve mucho. La recomendación viene dada de un data-set real que tenia para reconocimiento de letras que tenia un peso de 1[Gb] y con ello contaba con al rededor de ${\bf 307,200}$ imagenes de entrenamiento.

Recordando que en este caso que dado un vector de condiciones \vec{Q} que contiene los valores $[q_1,q_2,...,q_j]$ para j condiciones, a los cuales debe igualarse Am_i , obtener $Y_{max}(\vec{Q})$ que es la probabilidad más grande para dicho vector.

Definición del problema V

Para solucionar el problema tenemos que calcular la probabilidad pixel y pixel

$$P(Y=y_i|X=x_o) = \frac{P(X=x_0|Y=y_i) \cdot P(Y=y_i)}{P(X=x_o)}$$

Solución I

Teoría

Primer paso, elaboración de data-set

En este caso son 10 conjuntos de imágenes, cada uno con 15 imágenes como se aprecia en este caso para ${\cal C}_1=1$



Figura 3: data-set número 1

Segundo paso, elaboración de historiagrama I

Para este método de predicción tenemos que que tomar $32\ x\ 32=1024$. Será un histograma que contiene el número que que tan negro es, si este es 0 significa que lo es, sin embargo si es 255 es blanco, si es un intermedio entre estos es un gris. Sólo tenemos esos dos, ya que limitamos nuestra entrada a dichos dos colores, para simplificar, si una entrada fuera de otro color tendríamos que cambiarla a grises, ya que los que nos interesa en esta clasificación es la forma, no el color.

primero definamos los valores de las imágenes para un modelo, suponga la existencia de un conjunto de imagenes de comparten las siguientes características {escala de grises, están escritos a mano, tienen la mismas dimensiones, esta escrito el mismo número}.

Segundo paso, elaboración de historiagrama II

Veamos un ejemplo para las características anteriormente dadas para el modelo del número 1 definamos las características:

 $\{ escala \ de \ gristes, escritos \ a \ mano, tienen \ dimensión \ 32 \times 32, el \\ número \ es \ 1 \ y \ son \ 15 \ elementos \ imagenes \}$

Con el anterior conjunto podemos obtener que n=15 x=32, y=32

Definamos que una imagen es lo siguiente

$$I = \begin{pmatrix} p[0,0] & p[0,1] & \cdots & p[0,x] \\ p[1,0] & p[1,1] & \cdots & p[1,x] \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ p[y,0] & p[y,0] & \cdots & p[y,x] \end{pmatrix}$$

Segundo paso, elaboración de historiagrama III

Como vamos a trabajar con varias imágenes es necesario definir una pequeña notacion p1[0,0] este es el pixel [0,0] para la **imagen** 1, pn[0,0] es el pixel [0,0] de la n-esima imágen.

También definiré una matriz llama M=media , en este caso tiene un subíndice 1 eso significa que es la matriz media de imagenes 1

$$M_1 = \begin{pmatrix} pm[0,0] & pm[0,1] & \cdots & pm[0,x] \\ pm[1,0] & pm[1,1] & \cdots & pm[1,x] \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ pm[y,0] & pm[y,0] & \cdots & pm[y,x] \end{pmatrix}$$

Segundo paso, elaboración de historiagrama IV

para calcular cada uno de los puntos de la matriz ${\cal M}$ usamos lo siguiente

$$pm[0,0] = \frac{p1[0,0] + p2[0,0] + p3[0,0] + \dots + pn[0,0]}{n}$$

Es la media aritmética para el pixel 1 de las imágenes de número 1, se tiene que realizar lo mismo para todos los los pixeles de la matriz M, pero terminar todos los puntos de la matriz M sería el modelo sólo para la imágenes con el número 1 pero para ser un clasificador tiene que tener más que de sólo un sólo resultado, y para este proyecto tiene que clasificar entre los posibles resultados de $[0,1,2,3,4,\cdots,9]$ y por tanto tendríamos los modelos $[M_0,M_1,M_2,M_3,M_4,\cdots,M_9]$.

Tercer paso tratar la imagen l

La entrada no es siempre la que queremos y por ello es necesario manipularla de tal manera que la entrada coincida con una entrada que sea posible tratarla.

Para resolver el problema, vamos a usar el teorema de Bayes con la siguiente ecuación:

$$P(Y=y_i|X=x_o) = \frac{P(X=x_0|Y=y_i) \cdot P(Y=y_i)}{P(X=x_o)}$$

Con dicha ecuación empleándola sobre una imagen podemos saber cuando es la probabilidad por cada pixel de la imagen que queremos clasificar

$$P(Y = y_i)$$
 Probabilidad a priori

Tercer paso tratar la imagen II

$$P(X = x_0 | Y = y_i)$$
 Probabilidad a posterior

$$P(X=x_o)$$
 Termino de normalización

$$P(Y=y_i|X=x_o)$$
 Probabilidad de que un pixel sea un modelo

Vamos desglosando cada uno en el orden anterior

Probabilidad a priori

Tercer paso tratar la imagen III

Definamos las variables $yi \in \{0,1,2,\cdots,9\}$ ya que son las posibles categorías que hay , es decir que es la **probabilidad de que sea alguna de las categorías** y por tanto se calcula de la siguiente manera

$$P(Y = y_i) = \frac{1}{n} = \frac{1}{10}\%$$

recuerda que n es el número de modelos.

Hay que tener en consideración que esto es debido a que todos los modelos se entrenaron con el mismo número de imágenes, de no ser así la formula sería :

$$P(Y=y_i) = \frac{\text{Num imagenes modelo } y_i}{\text{Num imagenes totales}}$$

Si para entrenar cada modelo usaste 15 imágenes y son 10 modelos entonces tendrías \$150 \$ imagenes totales.

Cuarto paso obtener la probabilidad de una imagen I

Para la solución requerimos saber de dos cosas:

- Teorema de Bayes para implementar la probabilidad.
- Una imagen que no pertenezca al data-set con el cual entrenamos los modelos.

Pasamos la imagen **input** que queremos saber a que clasificación pertenece, llamaremos a la matriz I.

Siguiendo los siguientes pasos:

 Calcular la probabilidad a priori es a partir del número de modelos.

Cuarto paso obtener la probabilidad de una imagen II

- Tratar la imagen y darle las dimensiones, y subir los colores negros para que sean más negros y los blancos, sean más blancos, es decir que si es cercano a blanco volverlo totalmente blanco y si es cercano a negro volverlo totalmente negro.
- Calcular la probabilidad a posteriori, pixel a pixel.
- Seleccionar la imagen con mayor coincidencia.



Figura 4: Modos de la interpolación

Quinto paso obtener tiempo de ejecución y precisión I

Tiempo de ejecución

Para lograr dicho objetivo sólo es necesario que se pueda calcular el tiempo en que tarda desde que la imagen es leida, posteriormente tratada y obtenido su probabilidad, con ello podemos decir que se obtiene el tiempo.

Precisión

Quinto paso obtener tiempo de ejecución y precisión II

En el caso de la precisión, tenemos que tomar 3 casos de dificultad y para lograr ello vamos a hacer algo muy simple, la regla del 80% de casos para entrenar y el 20% para probar el resultado, en este caso, el conjunto de datos de entrenamiento que tenemos es limitado y por ello tenemos que reducir la prueba a los siguientes

- Fácil: entrenar el modelo con 4 imágenes por cada modelo y comprobar el resultado con una.
- Medio: entrenar el modelo con 5 imágenes por cada modelo y comprobar el resultado con 2.
- Difícil: entrenar el modelo con 7 imágenes por cada modelo y comprobar el resultado con 3.
- imposible: entrenar el modelo con 10 imágenes por cada modelo y comprobar el resultado con 4.

Pseudocódigo I

```
Menu()
    if 1 then:
        generarModelos()
    elif 2:
        cargarModelosAMemoria()
    elif 3:
        cargarImagenAmemoria()
        tratarImagen()
        calcularProbabilidadImagen()
        seleccionarModeloMasParecido()
   elif 4.
        EjecutarTestPrecision()
```

Experimentos I

Baja dificultad (3 casos)

Son 3 imagen con resolución 32x32=1024 puntos (1x el pincel)

Problema 1

1

Figura 5: 1

Tu imagen es: ..\entrenado\1.jpg
La probabilidad es: 0.06260569852941193
La probabilidad de coincidencia es :0.6260569852941194

El tiempo fue:0.171875 segundos

La predicción es correcta

Experimentos II

Problema 2

2

Figura 6: Imagen 2

```
Tu imagen es: ..\entrenado\3.jpg
```

La probabilidad es: 0.0598081341911768

La probabilidad de coincidencia es :0.598081341911768

El tiempo fue:0.171875 segundos

La predicción es incorrecta.

Experimentos III

3

Figura 7: Imagen 3

Tu imagen es: ..\entrenado\3.jpg

La probabilidad es: 0.06111825980392147

La probabilidad de coincidencia es :0.6111825980392147

El tiempo fue:0.171875 segundos

■ La predicción es correcta

Media dificultad (3 casos)

Son 3 imagenes con resolución 144x144, es un 20x (x3 el pincel) a baja dificultad.

Experimentos IV

Problema 1



Figura 8: Imagen 4

Tu imagen es: ..\entrenado\4.jpg

La probabilidad es: 0.06125340413942622

La probabilidad de coincidencia es :0.6125340413942622

El tiempo fue:3.234375 segundos

■ La predicción es correcta.

Experimentos V

5

Figura 9: Imagen 5

Tu imagen es: ..\entrenado\5.jpg

La probabilidad es: 0.06304971178286195

La probabilidad de coincidencia es :0.6304971178286195

El tiempo fue:1.671875 segundos

■ La predicción es correcta.

Experimentos VI



Figura 10: Imagen 6

Tu imagen es: ..\entrenado\6.jpg

La probabilidad es: 0.06176663489469558

La probabilidad de coincidencia es :0.6176663489469558

El tiempo fue:1.75 segundos

Alta dificultad (3 casos)

Son 3 imagenes con resolución de $320 \times 320 = 102,400$ por tanto es un multiplicador de $100 \times (\times 10 \text{ el pincel})$.

Experimentos VII

7

Figura 11: Imagen 7

Tu imagen es: ..\entrenado\7.jpg

La probabilidad es: 0.0632344898896487

La probabilidad de coincidencia es :0.632344898896487

El tiempo fue:7.4375 segundos

La predicción es correcta.

Experimentos VIII

8

Figura 12: Imagen 8

```
Tu imagen es: ..\entrenado\8.jpg
```

La probabilidad es: 0.06314603247545689

La probabilidad de coincidencia es :0.6314603247545688

El tiempo fue:7.125 segundos

■ La predicción es correcta.

Experimentos IX

9

Figura 13: Imagen 9

```
Tu imagen es: ..\entrenado\9.jpg
```

La probabilidad es: 0.06002850413596944

La probabilidad de coincidencia es :0.6002850413596944

El tiempo fue:7.296875 segundos

La predicción es correcta.

Sin solución (1 caso)

Experimentos X

Una imagen con una resolución de $1024\times1024=1,048,576$ por tanto es un multiplicador de $1024\times(x32 \text{ el pincel})$.

0

Figura 14: Imagen 10

Tu imagen es: ..\entrenado\5.jpg

La probabilidad es: 0.05316162071969969

La probabilidad de coincidencia es :0.5316162071969969

El tiempo fue:70.53125 segundos

- La predicción es incorrecta.
- Este decimos que es el caso imposible porque de aquí hacia arriba es el punto sin retorno, es posible que se ejecute o que no, todo es culpa de las limitaciones por default de Python, el programa esta hecho para soportar cualquier tamaño de

Capítulo 3 Conclusión I

Barrera Peña Víctor Miguel

Capítulo 3 Conclusión II

El proyecto se terminó cumpliendo todos los objetivos que planteaba el proyecto, se pudo lograr un clasificador muy versátil que puede entrenarse para clasificar cualquier clase de letras escritas a mano o incluso para reconocer caracteres de texto, por ejemplo de latex, lo único que tendría que hacerse es crear los data-set para el fin que se busca y con ello se lograría el objetivo concluido, por tanto puedo decir que es un excelente programa. Esta relizado de manera que se puede extender para reconocer más caracteres, tiene un precisión alta, puede entrenarse con facilidad, puede detectar imagenes de diferentes tamños, creo que el programa supera las espectativas con las que fue diseñado, no hay algo que pueda mejorar en este momento y por ello creo que el provecto es excelente.

Capítulo 3 Conclusión III

Espino de Horta Joaquín Gustavo

Capítulo 3 Conclusión IV

La implementación de esta nueva característica o al menos un nuevo enfoque al algoritmo del teorema de Bayes se realizó adantándose al problema que ya se tenía presente, conservando el principio operativo, aplicado a una comparativa de una sola dimensión para daterminar el reconocimiento de patrones, podrían hacerse sencillas modificaciones como el reconocimiento de color. distancia o siluetas así como algoritmos de recorte de imagen. Obteniendo un resultado de calidad comercial al reconocimiento de objetos ubicando en una gran imagen proveniente de una transmisión en video a identificar en tiempo real. Como lo son los códigos QR, letras, números, incluso rostros o retinas entre otros dispositivos.

También pueden aplicarse a la edición de imágenes, aplicando selecciones inteligentes, reconociendo patrones y convirtiendo dibujos en mapas de vectores de manera automática. Incluso

Anexo

Elaboración de data-set

Para crear los data-set se uso el programa de Inkscape con siguientes requisitos:

- imágenes cuadradas
- Usando la plumilla en color negro de acuerdo al multiplicador de cada tipo de imagen, por ejemplo la imagen de 32x32 tiene un multiplicador de 1 por tanto la plumilla tiene que tener un tamaño de 1.0[mm], si la imagen fuera de 144x144 el multiplicador es x3, ya que $\frac{144}{33} \approx 3$.

Como seleccionar tamaño plumilla:



Referencias I

- The evolution of image classification explained. (z.d.). Image Classification. Geraadpleegd op 6 mei 2022, van https://stanford.edu/%7Eshervine/blog/evolution-image-classification-explained
- G. (2021, 14 mei). A brief history of Facial Recognition. NEC. Geraadpleegd op 6 mei 2022, van https://www.nec.co.nz/market-leadership/publications-media/a-brief-history-of-facial-recognition/#:%7E:text=The%20earliest%20pioneers%20of%20facial-
- History of Artificial Intelligence in hindi | Brief history | MCA/B.tech,etc | ai history. (2021, 4 oktober). YouTube. Geraadpleegd op 6 mei 2022, van https://www.youtube.com/watch?v=3qRJfUv7W_Y

Referencias II

- 1 Bayes con imágenes Introducción. (2020, 7 april). YouTube. Geraadpleegd op 15 mei 2022, van https://www.youtube.com/watch?v=ql3n3x4DldY
- -2 Bayes con imágenes modelo 1. (2020, 7 april). YouTube. Geraadpleegd op 15 mei 2022, van https://www.youtube.com/watch?v=bCVQlfm4YFl
- 3 Bayes con imágenes modelo 2. (2020, 7 april). YouTube. Geraadpleegd op 15 mei 2022, van https://www.youtube.com/watch?v=zarhUCRGR14
- 4 Bayes con imágenes modelo 3. (2020, 7 april). YouTube. Geraadpleegd op 15 mei 2022, van https://www.youtube.com/watch?v=q9juEGJb3mM

Referencias III

- 5 Bayes con imágenes modelo 4. (2020, 7 april). YouTube. Geraadpleegd op 15 mei 2022, van https://www.youtube.com/watch?v=ez8aht07Rqk
- 6 Bayes con imágenes Conclusiones. (2020, 7 april).
 YouTube. Geraadpleegd op 15 mei 2022, van https://www.youtube.com/watch?v=9HOrMUNw_pA