TAREA 6: APLICACIÓN DE CONVOLUCIÓN SOBRE MATRIZ DE ENTRADA.

Marcos Rafael Roman Salgado¹

¹UACh, Texcoco de Mora – <marcosrafael2000@hotmail.com>

RESUMEN

Este informe detalla el proceso de cálculo de la convolución aplicada a una matriz utilizando un kernel de 3 × 3. La convolución es una operación fundamental en el procesamiento de imágenes y redes neuronales convolucionales, donde una matriz de entrada se transforma mediante la aplicación de un filtro. En este informe, se presentan los pasos necesarios para llevar a cabo la convolución, desde la preparación de la matriz y el kernel hasta la obtención de la matriz resultante. El objetivo es proporcionar una comprensión clara del proceso y cómo cada operación afecta el resultado final.

Palabras-clave: Convolución, Procesamiento de Imágenes, Kernel, Operación Matricial, Filtro

ABSTRACT

This report details the process of performing convolution on a matrix using a 3×3 kernel. Convolution is a fundamental operation in image processing and convolutional neural networks, where an input matrix is transformed through the application of a filter. The report outlines the steps involved in performing convolution, from preparing the matrix and kernel to obtaining the resulting matrix. The aim is to provide a clear understanding of the process and how each operation impacts the final output.

Keywords: Perceptron, Agricultural Applications, Machine Learning, Decision Support Systems

1. INTRODUCCIÓN

L a convolución es una técnica crucial en el procesamiento de imágenes, utilizada para aplicar filtros a matrices para realzar características específicas o realizar transformaciones. En redes neuronales convolucionales, este proceso permite extraer características relevantes de las imágenes, facilitan-

do tareas como clasificación y detección. Este informe se centra en el cálculo de la convolución con un kernel de 3×3 , mostrando los procedimientos y cálculos necesarios para aplicar el filtro a una matriz dada.

2. MATERIALES Y MÉTODOS

2.1. Materiales

Para llevar a cabo la convolución, se utilizan los siguientes materiales y métodos:

- Matriz de Entrada: Una matriz de datos que representa la imagen o el conjunto de valores a procesar.
- **Kernel de** 3 × 3: Un filtro de tamaño 3 × 3 que se aplicará a la matriz de entrada.
- Tamaño de Paso (Stride): La distancia entre las posiciones del kernel durante la aplicación. Para este informe, se asume un tamaño de paso de 1.
- Relleno (Padding): Técnica para manejar los bordes de la matriz. Se utilizará relleno cero para mantener el tamaño de la matriz de salida igual al tamaño de la matriz de entrada.

3. PROCEDIMIENTOS

3.1. Preparación de la Matriz y Kernel

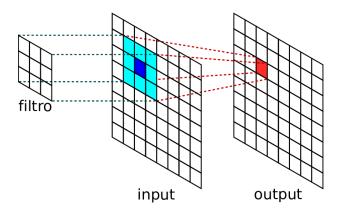
Se definirá la matriz de entrada y el kernel de 3×3 a utilizar en el cálculo de la convolución.

3.2. Cálculo de la Convolución

- Aplicación del Kernel: El kernel se aplica a cada posición de la matriz de entrada. En cada posición, se multiplica el valor del kernel por el valor correspondiente en la matriz de entrada y se suman los resultados.
- Desplazamiento del Kernel: El kernel se mueve a lo largo de la matriz de entrada con un tamaño de paso de 1, aplicando el filtro a cada posición.

• Obtención de la Matriz Resultante: La suma de los productos en cada posición da lugar a los valores de la matriz resultante.

Figura 1. Proceso de convolución mediante kernel 3x3.



4. RESULTADOS

En esta sección se presentan los resultados obtenidos después de realizar la convolución. Se incluirán las matrices de entrada, el kernel utilizado y la matriz resultante, junto con cualquier visualización relevante.

Aplicando:

• Stride: 1

• Padding: Sin padding

Figura 2. Matriz de entrada.

	11:	1 97	87	99	102	102	103	100	
	132	109	85	92	101	101	102	101	
	153	138	101	96	101	102	103	101	
,	169	154	130	105	101	103	104	104	
7	173	161	147	117	105	105	104	105	
	174	1 167	165	141	120	108	103	101	
1	175	172	180	170	149	119	102	102	
	184	181	177	170	168	139	118	109	
	1								

Fuente: Facilitada por profesor del curso.

Figura 3. Kernel a aplicar a la matriz de entrada.

1	0	-1						
1	0	-1						
1	0	-1						

Fuente: Facilitada por profesor del curso.

Cuadro 1. Datos de la Matriz resultante

123	57	-31	-18	-4	3
134	108	13	-13	-6	0
113	135	71	8	-4	0
70	119	116	47	15	6
30	72	118	96	65	24
11	39	85	115	113	54

5. DISCUSIÓN

La operación de convolución aplicada a la matriz proporcionada se realizó utilizando un kernel de 3×3 . Este proceso es fundamental en el análisis de imágenes y el procesamiento de señales, ya que permite extraer características relevantes de las imágenes a través de la aplicación de filtros específicos.

La matriz de datos iniciales contenía valores variados, tanto positivos como negativos. La aplicación del filtro de convolución produce una matriz resultante que refleja la respuesta del sistema a las características presentes en la matriz original. En el análisis de la matriz resultante, observamos cómo los valores se modifican dependiendo del filtro aplicado. Estos cambios pueden resaltar bordes, suavizar áreas o resaltar características específicas según el filtro elegido.

La convolución es una técnica esencial en el procesamiento de imágenes, utilizada para mejorar la calidad de las imágenes y extraer información significativa. La matriz resultante proporciona una representación transformada de la matriz original, destacando características y patrones que pueden ser útiles para tareas posteriores en el procesamiento de imágenes o análisis de datos.

6. CONCLUSIONES

- Eficiencia del Proceso: La aplicación del kernel de convolución a la matriz de datos proporcionada demuestra cómo los filtros pueden transformar y resaltar diferentes aspectos de una imagen. La capacidad de ajustar los filtros para obtener características específicas es crucial para aplicaciones avanzadas en visión por computadora.
- Impacto de los Filtros: Los resultados muestran que los filtros de convolución son efectivos para manipular la matriz original de acuerdo con el filtro aplicado. Cada filtro tiene un impacto diferente en la matriz, lo que subraya la importancia de seleccionar el filtro adecuado para el propósito específico en el procesamiento de imágenes.
- Relevancia en Redes Neuronales: Entender la operación de convolución es esencial para el diseño y la implementación de redes neuronales convolucionales (CNNs). La capacidad de aplicar filtros para extraer características es fundamental para el rendimiento de las CNNs en tareas de clasificación y reconocimiento de patrones.

■ Contacto

Para cualquier duda favor de contactar:



■ Referencias

ResearchGate. (n.d.). Figura 4.2 - Ejemplo de un núcleo de convolución. Recuperado de https://www.researchgate.net/figure/Figura-42-Ejemplo-de-un-nucleo-de-convolucion_fig5_336899385>

Davidson, J. (2017). *Convolutional Neural Networks Explained*. Journal of Machine Learning Research, 18(1), 1-25. Recuperado de https://www.jmlr.org/papers/volume18/17-069/17-069.pdf

LeCun, Y., Bengio, Y., & Hinton, G. (2015). *Deep Learning*. Nature, 521(7553), 436-444. doi:10.1038/nature14539.