INVESTIGACIÓN: TRANSFORMERS EN INTELIGENCIA ARTIFICIAL

NOMBRE:

Garcia Rodríguez Usiel

CARRERA:

Ingeniería en Sistemas Computacionales

AULA:

EB01

ASIGNATURA:

Inteligencia Artificial

DOCENTE:

Ríos Félix José Mario

HORA:

18:00 - 19:00



Instituto Tecnológico De Culiacán

Tecnológico Nacional De México



Introducción

Los **Transformers** han redefinido el panorama de la IA desde su introducción en 2017, desplazando a modelos recurrentes y convolucionales en tareas secuenciales. Su capacidad para procesar datos en paralelo y capturar relaciones contextuales complejas los ha convertido en la base de modelos como **GPT-4**, **BERT** y **T5**.

Objetivos Específicos:

- 1. Analizar los fundamentos matemáticos de la **atención autoasistida**.
- 2. Explorar aplicaciones emergentes en **multimodalidad** (texto, imagen, audio).
- 3. Discutir limitaciones y soluciones propuestas (ej: *sparse attention*).

Arquitectura Detallada de los Transformers

Mecanismo de Atención (Self-Attention)

• Ecuación Clave:

Atencio'n(Q,K,V)=softmax(QKTdk)VAtencio'n(Q,K,V)=softmax(dkQKT)V donde QQ (queries), KK (keys), y VV (values) son matrices aprendidas.

• Ejemplo Práctico:

En la frase "El gato persigue al ratón", el modelo asigna pesos altos a "gato" y "persigue" para contextualizar "ratón".

Atención Multi-Cabeza (Multi-Head Attention)

- **Propósito**: Paralelizar el aprendizaje de diferentes tipos de relaciones (ej: sintácticas, semánticas).
- **Hiperparámetros**: Número de cabezas (8 en el paper original), dimensión dk*dk*.

Positional Encoding

• Función: Inyecta información posicional mediante funciones sinusoidales:

PE(pos,2i)= $\sin[fo]$ (pos/100002i/dmodel)PE(pos,2i)= $\sin(pos/100002i/d$ model) PE(pos,2i+1)= $\cos[fo]$ (pos/100002i/dmodel)PE(pos,2i+1)= $\cos(pos/100002i/d$ model)

Capas Adicionales

- Normalización de Capa (LayerNorm): Estabiliza entrenamiento.
- Redes Feed-Forward: Operan posición por posición (ej: 2 capas densas con ReLU).

Aplicaciones Avanzadas

NLP de Vanguardia

- **Modelos Autoregresivos** (GPT-3/4): Generación de texto coherente en largos contextos.
- **Modelos Bidireccionales** (BERT): Pre-entrenamiento con tareas como *masked language modeling*.

Visión por Computador

- Vision Transformers (ViT): Divide imágenes en parches de 16x16 píxeles y los trata como tokens.
- Swin Transformer: Introduce jerarquía de ventanas para reducir complejidad computacional.

Aplicaciones Multimodales

- CLIP (OpenAI): Alinea texto e imágenes en un espacio embebido compartido.
- Flamingo (DeepMind): Combina Transformers con RNNs para diálogo multimodal.

Otros Dominios

- AlphaFold 2: Predice estructura 3D de proteínas con atención estructural.
- Robótica: Planificación de trayectorias usando Transformers para secuencias de acciones.

Ventajas y Desafíos Profundizados

Ventajas

- ✓ Eficiencia en Secuencias Largas: Comparado con RNNs, evita el problema de *vanishing* gradients.
- ✓ **Transfer Learning**: Modelos pre-entrenados (ej: BERT) logran *state-of-the*art con fine-tuning mínimo.
- ✓ Escalabilidad: Leyes de escalado (ej: rendimiento mejora con tamaño del modelo y datos).

Desafíos y Soluciones

- Coste Computacional:
 - Solución: Mixture of Experts (MoE), donde solo se activan subredes (ej: Switch Transformer).
- Sesgo en Datos:
 - o **Ejemplo**: GPT-3 puede generar texto discriminatorio.
 - Mitigación: Fine-tuning con datos equilibrados y reinforcement learning from human feedback (RLHF).

Futuro y Direcciones de Investigación

• Modelos Efficientes:

- o Compresión: Distillation (ej: TinyBERT), cuantización.
- o Arquitecturas Sparse: Longformer, BigBird.

• IA Generativa:

o Video generation (ej: Sora de OpenAI).

• Teoría Matemática:

o Estudio de dinámicas de entrenamiento y scaling laws.

Conclusión

Los Transformers han revolucionado la IA al reemplazar modelos tradicionales y permitir el procesamiento paralelo de datos con atención autoasistida. Su arquitectura es clave en modelos avanzados como GPT-4 y BERT, con aplicaciones en NLP, visión por computadora y multimodalidad.

Si bien ofrecen eficiencia y escalabilidad, enfrentan desafíos como el alto costo computacional y sesgos en datos. Las investigaciones futuras buscan modelos más optimizados y avances en IA generativa, consolidando su papel en la evolución tecnológica.

Referencias

- IA Transformers: Aprende, Transforma y Triunfa. (s/f).
 Iatransformers.Academy. Recuperado el 29 de mayo de 2025, de https://www.iatransformers.academy/
- Los Transformers en IA: Un Avance Clave en el Procesamiento de Lenguaje. (s/f). Victormolla.com. Recuperado el 29 de mayo de 2025, de https://www.victormolla.com/transformers
- ¿Qué es un modelo de transformador? (2025, febrero 27). Ibm.com. https://www.ibm.com/es-es/topics/transformer-model
- Redes Transformer. (2020, junio 30). Codificando Bits. https://codificandobits.com/blog/redes-transformer/