

Trabajo Práctico 2

Aprendizaje Automático Avanzado

Cisnero Matias, Seivane Nicolás, Serafini Franco
20 de Octubre de 2025

Consigna:

Defina, implemente y entrene un perceptron multicapa para que aprenda un modelo de lenguaje usando como corpus el utilizado el TP1.

- ❶ Opción 1: Para la capa de salida puede usar tantas unidades como dimensión tenga la representación contextual. En este caso use una función de actualización no lineal tipo sigmoidea o tangente hiperbólica. Escale los valores de las componentes de las representaciones contextuales para que coincida con la imagen de la función de activación.
- ❷ Opción 2: En lugar de la capa de salida detallada en el ítem anterior, puede usar una capa softmax con tantas unidades como palabras haya en el vocabulario. En este caso use como función de error (loss) la entropía cruzada.

Modificación de Corpus



Idea general

El objetivo es mejorar la representación del corpus uniendo palabras que aparecen juntas con alta frecuencia en el mismo contexto.

- Buscar palabras frecuentes.
- Analizar sus contextos más comunes.
- Unirlas si aparecen juntas frecuentemente.

Funciones principales

```
def palabras_frecuentes_en_contexto(corpus, palabra_objetivo
    , contexto=1):
    frecuencias = {}
    for i in range(len(corpus)):
        if corpus[i] == palabra_objetivo:
            for j in range(i - contexto, i + contexto + 1):
                if j != i and 0 <= j < len(corpus):
                    palabra_contexto = corpus[j]
                    frecuencias[palabra_contexto] = frecuencias.get(
                        palabra_contexto, 0) + 1
    return sorted(frecuencias.items(), key=lambda x: x[1],
        reverse=True)
```

Visualización del contexto



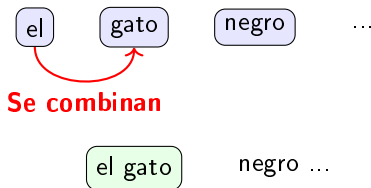
Contexto = 1 alrededor de negro

Unir palabras frecuentes en contexto

```
def unir_palabras_en_contexto(corpus, palabra1, palabra2):  
    nuevo_corpus = []  
    i = 0  
    while i < len(corpus):  
        if corpus[i] == palabra1 and i + 1 < len(corpus) and  
            corpus[i + 1] == palabra2:  
            nuevo_corpus.append(f"{palabra1} {palabra2}")  
            i += 2  
        else:  
            nuevo_corpus.append(corpus[i])  
            i += 1  
    return nuevo_corpus
```

Ejemplo visual de unión

- Si ambas palabras aparecen frecuentemente juntas y una de ellas suele ser predicha mal muchas veces se hace lo siguiente, por ejemplo: Si el **token** 'el' es frecuentemente mal predicho, entonces se une a una palabra que frecuente mucho como 'gato'. No necesariamente se hace de derecha a izquierda.



Bucle principal de optimización

```
def optimizar_corpus(words, min_frecuencia=200, contexto=1,
    top_contextos=3, iteraciones=3, frecuencia_min=100):
    corpus_modificado = words.copy()
    for iteracion in range(iteraciones):
        cuenta = contar_palabras(corpus_modificado)
        palabras_objetivo = cuenta[cuenta > min_frecuencia].
        index
            for palabra_objetivo in palabras_objetivo:
                resultados = palabras_frecuentes_en_contexto(
                    corpus_modificado, palabra_objetivo, contexto)
```

Bucle principal de optimización

```
for palabra_contexto, frecuencia in resultados[:  
    top_contextos]:  
    if frecuencia > frecuencia_min:  
        corpus_modificado = unir_palabras_en_contexto(  
            corpus_modificado, palabra_objetivo, palabra_contexto)  
return corpus_modificado
```

Caso 1: Palabra no suficientemente frecuente

- La palabra no alcanza la frecuencia mínima `min_frecuencia` para ser considerada.
- No se analizan sus contextos, ni se combinan tokens.

cucharón

de

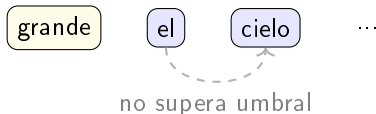
sopa

...

No se combina: frecuencia insuficiente

Caso 2: Palabra entra al bucle, pero sus contextos no califican

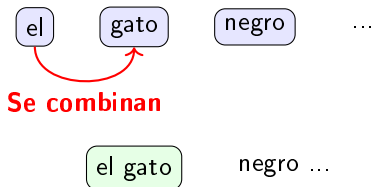
- La palabra tiene frecuencia suficiente para entrar al análisis.
- Sin embargo, las palabras de su contexto no superan `frecuencia_min`, por lo que no se unen.



No se unen pese a aparecer juntas

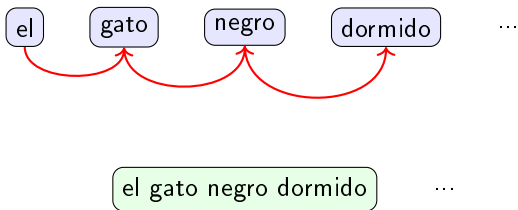
Caso 3: Palabras frecuentes se combinan

- Ambas palabras son frecuentes y aparecen juntas.
- Se cumple el umbral de contexto, por lo que se unen.



Caso 4: Uniones sucesivas en cadena

- Varias palabras frecuentes cumplen las condiciones y se van uniendo sucesivamente.
- Se produce un efecto en cadena en el corpus optimizado.



Fragmentación

T o m a t o e s a r e o n e o f t h e m o s t p o p u l a r p l a n t s f o r v e g e t a b l e g a r d e n s .
 T i p f o r s u c c e s s . I f y o u s e l e c t v a r i e t i e s t h a t a r e r e s i s t a n t t o d i s e a s e a n d
 p e s t s , g r o w i n g t o m a t o e s c a n b e q u i t e e a s y . F o r e x p e r i e n c e d g a r d e n e r s
 l o o k i n g f o r a c h a l l e n g e , t h e r e a r e e n d l e s s h e i r l o o m a n d s p e c i a l t y
 v a r i e t i e s t o c u l t i v a t e . T o m a t o p l a n t s c o m e i n a r a n g e o f s i z e s .

Figura: Imagen extraída de IBM watsonx

Caso 1: Ningún token coincide con el vocabulario

- Se recorren las palabras del texto pero ningún token está en el vocabulario.
- La función devuelve `None` tras imprimir el aviso.

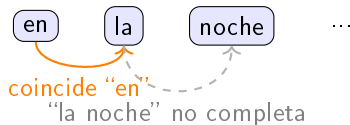
brillan las estrelinas ...

↓ no está en vocab
↓

Retorna `None` — palabra fuera del vocabulario

Caso 2: Coincidencias parciales pero no completas

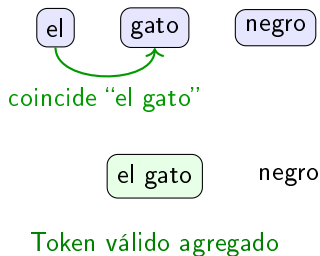
- Se encuentra una parte del texto en el vocabulario, pero no el token más largo posible.
- El bucle continúa buscando sin romper correctamente en la posición óptima.



Solo se fragmenta lo que se encuentra

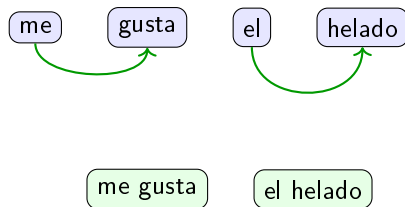
Caso 3: Tokenización exacta con vocabulario

- Se encuentra una secuencia exacta en el vocabulario.
- El token se agrega a la lista de salida correctamente.



Caso 4: Coincidencias largas y fragmentación en secuencia

- Se van encontrando coincidencias de mayor cantidad de tokens unidos (priorizando tokens más largos).
- Se produce una fragmentación por grupos que maximiza coincidencias.



Tokenización óptima por grupos

Fragmentación

```
def tokenizar_por_vocab(texto, vocab, indices = False):
    palabras = texto.lower()
    palabras = re.findall(r'\w+|[\^\\w\\s]', palabras, flags=re.
        UNICODE)
    tokens = []
    i = 0
    n = len(palabras)

    while i < n:
        cand_final = None
        for j in range(n, i, -1):
            cand = " ".join(palabras[i:j])
            if cand in vocab:
                cand_final = cand
                i = j
                break
```

Fragmentación

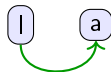
```
if not cand_final:
    cand_final = palabras[i]
    if cand_final not in vocab:
        print(f'palabra: [{cand_final}] no esta en voabulario')
        return None
    i += 1

if indices is False:
    tokens.append(cand_final)
else:
    tokens.append(palabras_a_indice[cand_final])
return tokens
```

BPE

Para el caso de BPE (Byte Pair Encoding) el corpus y el vocabulario se inicia con los tokens como símbolos primarios (letras, números, etc). Luego:

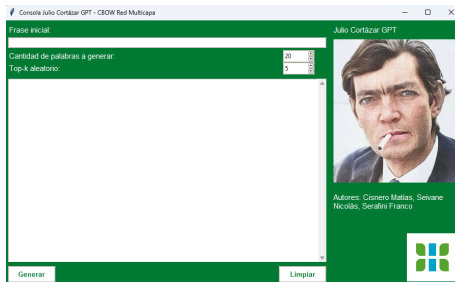
- Se van encontrando coincidencias de mayor cantidad de tokens unidos (priorizando tokens más largas).
- Se agrupan (merge) los tokens de mayor ocurrencia N cantidad de veces.



la

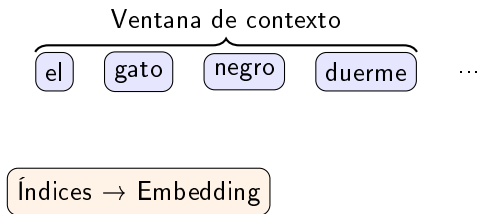
Tokenización óptima por grupos

Generación de texto



CBOW (One-Hot): Construcción de la ventana de contexto

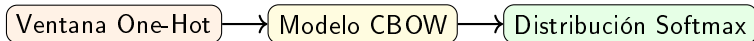
- Las últimas 10 palabras del texto se convierten en índices de vocabulario.
- Si hay menos de 10, se repite la última palabra para completar la ventana.



Cada palabra → vector de embedding

CBOW (One-Hot): Predicción de palabra siguiente

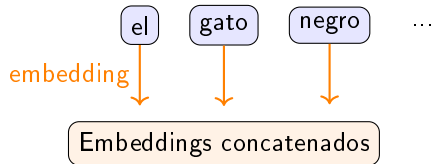
- El modelo predice un vector de embedding para la palabra objetivo.
- Devuelve una distribución de probabilidad (softmax), del tamaño one-hot del vocabulario.
- Se elige aleatoriamente una palabra del top- k .



Se elige la palabra más probable (o aleatoria del top- k)

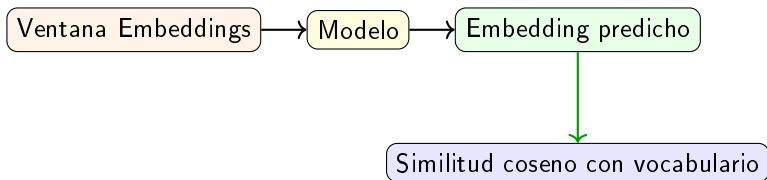
CBOW (Embeddings): Construcción de la ventana

- Como en el caso anterior, se concatenan los **embeddings** de cada palabra.
- Si hay menos de 10 palabras, se repite la última embedding.



CBOW (Embeddings): Predicción y similitud

- El modelo predice un vector de embedding para la palabra objetivo.
- Se calcula la similitud coseno con todos los embeddings del vocabulario.
- Se elige la palabra más similar (o una del top- k).



Se elige la palabra más similar

Predicción One-hot

```
def predecir_cbow_onehot(palabras, modelo, indice_a_palabras
    , indices_a_embeddings, palabras_a_indice, topk=5):

    palabras_a_indice = globals().get('palabras_a_indice')

    tokens_idx = tokenizar_por_vocab(palabras,
        palabras_a_indice, indices=True)

    if tokens_idx is None or len(tokens_idx) == 0:
        return None

    if len(tokens_idx) < 10:
        tokens_idx = tokens_idx + [tokens_idx[-1]] * (10 - len(
            tokens_idx))
    else:
        tokens_idx = tokens_idx[-10:]
```

Predicción One-hot

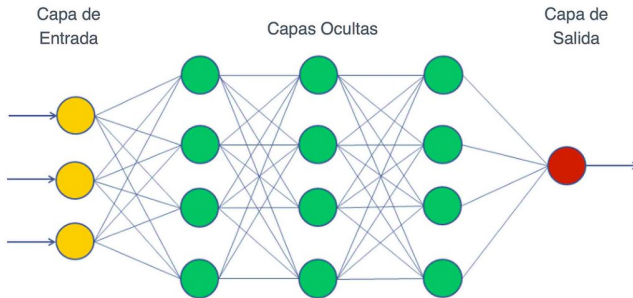
```
ventana = np.concatenate([indices_a_embeddings[idx] for idx
    in tokens_idx]).flatten()
pred = modelo.predict(ventana.reshape(1, -1), verbose=0)
probs = np.asarray(pred).flatten()

candidatos = np.argsort(-probs)
topk_indices = candidatos[:topk]
top1 = np.random.choice(topk_indices)
palabra = indice_a_palabras[top1]
return palabra
```

Predicción Representación Contextual

```
ventana = np.concatenate([W[idx] for idx in tokens_idx]).  
    flatten()  
pred_emb = modelo.predict(ventana.reshape(1, -1), verbose=0)  
pred_emb = np.asarray(pred_emb).flatten()  
  
sims = cosine_similarity(pred_emb.reshape(1, -1), W)[0]  
  
topk_idx = np.argsort(-sims)[:topk]  
  
top1 = np.random.choice(topk_idx)  
palabra_predicha = indice_a_palabras[top1]  
  
return palabra_predicha
```

Estructura Multicapa



Créditos: Antonio Richaud

Estructura Multicapa

Modelo: se implementó una red neuronal de tipo **Perceptrón Multicapa (PMC)** utilizando la librería **Keras** (TensorFlow).

Entradas: vector resultante de concatenar los embeddings de una **ventana de 8 palabras previas**, donde cada palabra está representada por su embedding individual.

Salida: vector correspondiente a la palabra objetivo del contexto.

Arquitectura:

- Capa oculta 1: 512 neuronas, activación gelu.
- Capa oculta 2: 256 neuronas, activación gelu.
- Capa oculta 3: 128 neuronas, activación gelu.
- Capa de salida: N neuronas, activación sigmoid.

Optimizador: Adam con learning rate = 0.0001.

Función de pérdida: MSE (error cuadrático medio).

Entrenamiento del Modelo

El modelo fue entrenado con el corpus embebido, aplicando la función sigmoide a los datos para su normalización.

Parámetros principales:

- Épocas: 250
- Ventana de contexto: 8 palabras
- Error mínimo alcanzado: **0.0794**

Generación de Texto

La generación de texto se realiza a partir de una secuencia inicial de palabras.

La función realiza:

- 1 Lectura de la secuencia inicial.
- 2 Predicción de la siguiente palabra según el tipo de salida.
- 3 Evita repeticiones consecutivas de palabras.
- 4 Actualiza la ventana de contexto y repite hasta completar la longitud deseada.

Resultados de la Predicción

Dado un conjunto de 8 palabras previas, el modelo entrenado con Keras fue capaz de generar una secuencia de palabras consecutivas dentro del corpus.

Entrada inicial:

“hola como esta usted la noche de hoy”

Texto generado:

“diarios mirará saliéramos encegueció creas autopista . admirativamente , saliéramos encegueció feudal creas saliéramos admirativamente encegueció bebida saliéramos contaba encegueció creas saliéramos honorable encegueció creas saliéramos honorable encegueció creas saliéramos”

Estructura Multicapa (Softmax)

Modelo: se implementó una red neuronal de tipo **Perceptrón Multicapa (PMC)** utilizando la librería **Keras** (TensorFlow).

Entradas: vector resultante de concatenar los embeddings de una **ventana de 8 palabras previas**, donde cada palabra está representada por su embedding individual.

Salida: vector de probabilidades sobre el vocabulario, representando la palabra objetivo del contexto.

Arquitectura:

- Capa oculta 1: 512 neuronas, activación gelu.
- Capa oculta 2: 256 neuronas, activación gelu.
- Capa oculta 3: 128 neuronas, activación gelu.
- Capa de salida: N_{vocab} neuronas, activación softmax.

Optimizador: Adam con learning rate = 0.0001.

Función de pérdida: Categorical Crossentropy (o Sparse Categorical Crossentropy).

Comparación

A la hora de realizar el entrenamiento se observó un mejor resultado en el PMC que tiene como salida un vector de probabilidades de la palabra del vocabulario ($\in R^{|V|}$)

¡Gracias!