



Universidad Nacional de San Agustín de Arequipa Escuela Profesional de Ingeniería de Sistemas Semestre 2025-A

TÓPICOS AVANZADOS EN BASES DE DATOS (E) - Grupo "B"

Tesis "Búsqueda Semántica de Productos Financieros Usando Embeddings y pgvector"

Presentado por: Calcina Puma Esteven Antonio

Docente asesor : ING ANTONIO ARROYO PAZ

Realidad problemática :

La transformación digital en el sector financiero ha incrementado la diversidad de productos bancarios, pero los sistemas de búsqueda tradicionales (basados en palabras clave o formularios rígidos) no interpretan consultas en lenguaje natural. Esto limita la precisión de los resultados y dificulta que los usuarios encuentren productos adaptados a sus necesidades (ej.: cuentas de ahorro con condiciones específicas en determinada ubicación).

·Problema principal:

Los métodos actuales de búsqueda carecen de capacidad semántica, lo que reduce su eficacia en dominios especializados como finanzas, afectando tanto a usuarios como a entidades financieras.





Objetivo principal:

Implementar un sistema de búsqueda semántica (all-MiniLM-L6-v2 + pgvector) para productos de ahorro de la SBS, procesando consultas en lenguaje natural y mejorando la precisión frente a métodos tradicionales.





Objetivos específicos:

- Automatizar la extracción de datos de tasas de la SBS mediante web scraping.
- Generar embeddings semánticos (all-MiniLM-L6-v2) de productos financieros.
- Almacenar vectores en PostgreSQL/pgvector para búsquedas por similitud.
- Implementar búsquedas en lenguaje natural (ej: "cuenta en soles sin comisiones").
- Desarrollar un frontend para interacción con usuarios.





Trabajos relacionados

Las referencias más relevantes son:

Nigam et al. [9] proponen un modelo de deep learning para búsqueda semántica en comercio electrónico, superando limitaciones de métodos léxicos. Usando embeddings compartidos y una función de pérdida "3-part hinge", su enfoque logra un Recall@100 del 79.4% en datos de Amazon, superando en 14.5% a modelos como DSSM. Destaca por su escalabilidad (entrenamiento distribuido en 8 GPUs) y aplicabilidad potencial en dominios como finanzas, aunque requiere adaptaciones para consultas coloquiales y datos estructurados.

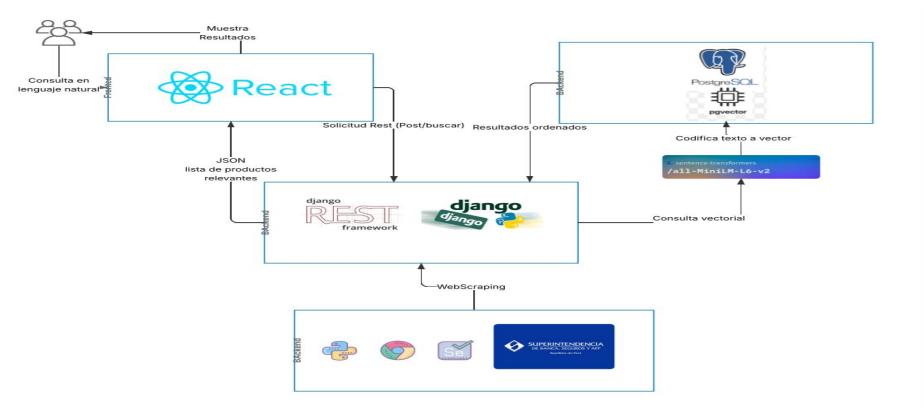
Malmberg [10] compara embeddings neuronales (BERT, SBERT) con TF-IDF en tareas de similitud semántica. Aunque TF-IDF supera en precisión (77.2% vs. 72.9% de SBERT) en conjuntos como SQuAD 1.0, SBERT mejora la alineación semántica. El estudio resalta la vigencia de TF-IDF en contextos léxicos, pero sugiere evaluar arquitecturas modernas como ELECTRA para capturar relaciones complejas.

[9]S. Asmala, "Improving Semantic Search in Medical Literature with Sentence Transformers," *HealthTech Proceedings*, vol. 3, no. 1, 2023. [10]V. Mohan, Y. Song, P. Nigam, C. H. Teo, W. Ding, V. Lakshman, A. Shingavi, H. Gu, and B. Yin, "Semantic product search," in Proc. 25th ACM SIGKDD Int. Conf. Knowledge Discovery & Data Mining (KDD), 2019, pp. 2876–2885.





Implementación del sistema -Arquitectura







Implementación del sistema -Arquitectura

1. Frontend (React 19.1.0)

- Interfaz para consultas en lenguaje natural.
- Renderiza resultados dinámicos ordenados por similitud.

2. Backend (Django 4.2.23 + SentenceTransformers 3.2.1)

- Web scraping automatizado (Selenium 4.34.2) para recolectar datos financieros.
- Procesamiento y limpieza de datos (ej: tipo de cuenta, moneda).
- Generación de embeddings (all-MiniLM-L6-v2) y búsqueda por similitud coseno.

3. Base de Datos (PostgreSQL 17.5 + pgvector 0.3.6)

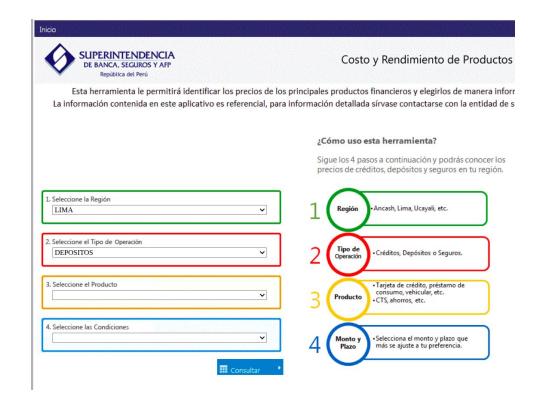
- Almacena productos y vectores semánticos.
- Búsquedas eficientes con índices HNSW.





Implementación del sistema -Desarrollo

- 1. Extracción y Procesamiento de Datos
 - Se implementó web scraping con Selenium en Python para recolectar datos de productos financieros de la SBS, obteniendo 1,528 registros estructurados (Figura 2).
 - Los datos se normalizaron (ej: tipo de cuenta, moneda) y se almacenaron en PostgreSQL para su posterior análisis semántico.







Implementación del sistema -Desarrollo

Generación de Embeddings

- Se utilizó el modelo all-MiniLM-L6-v2 para convertir atributos clave (ubicación, entidad, tasa) en vectores de 384 dimensiones.
- La codificación se automatizó en Django, generando embeddings al crear/actualizar productos

```
J Holle | J Hollituata | J A-W W W Floriff-ulleflooded | V Taw | J Dillary | J Olapi
1
2
        "ubicacion": "ayacucho",
        "entidad": "BANCO PICHINCHA",
        "tasa": 4.0,
        "tipo cuenta": "Ahorro tipo Natural",
        "condiciones": "sin mantenimiento",
        "moneda": "PEN"
8
            408: BANBIF registrado.
           409: CMAC PAITA registrado
            410: INTERBANK registrado.
```





Implementación del sistema -Desarroll

- Almacenamiento y Búsqueda Semántica
 - PostgreSQL con pgvector almacena los vectores y ejecuta búsquedas por similitud coseno (<=>).
 - Un endpoint API en Django procesa consultas en lenguaje natural, devolviendo los 5 productos más relevantes.

```
print(query embedding)
# Buscar los más similares usando pgvector (asumiendo que el campo se llama 'embedding')
# Esto usa la distancia coseno (o el operador <-> depende de tu configuración)
with connection.cursor() as cursor:
    cursor.execute("""
        SELECT id, ubicacion, entidad, tasa, tipo cuenta, condiciones, moneda, embedding
        FROM productos productoahorrosbs
        ORDER BY embedding <#> %s::vector
       ·LIMIT 10;
    """, [query embedding])
    resultados = cursor.fetchall()
# Mapear resultados a diccionarios
campos = ["id". "ubicacion". "entidad". "tasa". "tipo cuenta". "condiciones". "moneda". "embedding
                 http://127.0.0.1:8000/busquedaVectorialSBS/
POST
                        Headers (9)
        ○ form-data ○ x-www-form-urlencoded
 3
```





Implementación del sistema -Desarrollo

- Frontend (React + Tailwind CSS)
 - Interfaz responsive con búsqueda en lenguaje natural (ej: "cuenta en soles sin mantenimiento").
 - Muestra resultados en tarjetas con tasas, condiciones y entidades bancarias (Figuras 5 y 6).









Resultados

Métricas Personalizadas

- Recall@k: Evalúa la capacidad de recuperar productos relevantes entre los *k* primeros resultados.
 - Consultas simples (ej: "Arequipa", "Banco Pichincha")
 lograron Recall@k = 1.0.
 - Consultas más complejas (ej: "Ayacucho") obtuvieron
 Recall@k = 0.8 debido a resultados irrelevantes.
- %_superan_minimo: Mide cuántos resultados superan una tasa mínima deseada
 - 90% de los productos cumplieron con una tasa ≥ 4.0%.
- %_cumplen_criterios: Evalúa coincidencia en múltiples atributos (ubicación + condiciones).
 - 60% de éxito en consultas combinadas (ej: "sin mantenimiento en Lima").
 - 0% en consultas muy exigentes (ej: "tasa alta + ubicación específica").

```
PROBLEMS OUTPUT DEBUG CONSOLE TERMINAL PORTS
 resultados ['AREQUIPA', 'AREQUIPA', 'AREQUIPA'
 creterios entidad
 Query: cuentas de ahorro del banco BBVA
 Criterio: entidad
                                                                                                                                                                     'BANCO DE CREDITO', 'BANCO DE CREDITO', 'BANCO DE CREDITO', 'BANCOM', 'BANCO DE CREDITO', 'BANCO GNB'
 ANCO DE CREDITO', 'BANCO DE CREDITO'1
 creterios entidad
Criterio: entidad resultados ['BBVA',
 creterios entidad
 Criterio: entidad
                                                                                                                                                                'BANCO PICHINCHA', 'BANCO PICHIN
 creterios tasa minima
 Porcentaje que supera 4.0: 90.00%
   Ouerv: cuentas sin comision de mantenimiento
   resultados ('CUENTA DE AHORRO EN DOLARES SIN COBRO DE MANTENIMIENTO', 'CUENTA DE AHORRO EN DOLARES SIN COBRO DE MANTENIMIENTO', 'CUENTA DE AHORRO EN DOLARES
 CON COBRO DE MANTENIMIENTO", "CUENTA DE ANORRO EN DOLARES SIN COBRO DE MANTENIMIENTO", "CUENTA DE ANORRO EN DOLARES SIN COBRO DE MANTENIMIENTO", "CUENTA DE HORRO EN DOLARES CON COBRO DE MANTENIMIENTO", "CUENTA DE ANORRO EN DOLARES CON COBRO DE MANTENIMIENTO", "CUENTA DE ANORRO EN DOLARES SIN COBRO DE MANTENIMIENTO", "CUENTA DE ANORRO EN DOLARES SIN COBRO DE MANTENIMIENTO", "CUENTA DE ANORRO EN DOLARES SIN COBRO DE MANTENIMIENTO", "CUENTA DE ANORRO EN DOLARES SIN COBRO DE MANTENIMIENTO", "CUENTA DE ANORRO EN DOLARES SIN COBRO DE MANTENIMIENTO", "CUENTA DE ANORRO EN ANORRO EN DOLARES SIN COBRO DE MANTENIMIENTO", "CUENTA DE ANORRO EN ANORRO EN CORRO DE MANTENIMIENTO", "CUENTA DE ANORRO EN ANORRO EN CORRO DE MANTENIMIENTO", "CUENTA DE ANORRO EN ANORRO EN CORRO DE MANTENIMIENTO", "CUENTA DE ANORRO EN ANORRO EN CORRO DE MANTENIMIENTO", "CUENTA DE ANORRO EN ANORRO EN CORRO DE MANTENIMIENTO", "CUENTA DE ANORRO EN ANORRO EN CORRO DE MANTENIMIENTO", "CUENTA DE ANORRO EN ANORRO EN CORRO DE MANTENIMIENTO", "CUENTA DE ANORRO EN ANORRO EN CORRO DE MANTENIMIENTO", "CUENTA DE ANORRO EN ANORRO EN CORRO DE MANTENIMIENTO", "CUENTA DE ANORRO EN ANORRO EN CORRO DE MANTENIMIENTO", "CUENTA DE ANORRO EN ANORRO EN CORRO DE MANTENIMIENTO", "CUENTA DE ANORRO EN ANORRO EN CORRO DE MANTENIMIENTO", "CUENTA DE ANORRO EN ANORRO DE MANTENIMIENTO", "CUENTA DE ANORRO DE MANTENIMIENTO, "CUENTA DE ANORRO DE MANTENIMIENTO, "CUENTA DE ANORRO DE ANORRO DE MANTENIMIENTO, "CUENTA DE ANORRO DE AN
                         'CUENTA DE AHORRO EN DOLARES SIN COBRO DE MANTENIMIENTO', 'CUENTA DE AHORRO EN DOLARES SIN COBRO DE
 creterios ubicacion condiciones
   entro a ubicacion condiciones
 Porcentaje que cumple criterios {'ubicacion': 'lambayeque', 'condiciones': 'sin mantenimiento'}: 60.00%
 Query: cuentas de ahorro con buena tasa en Ayacucho
 resultados []
```





Resultados

Métricas Personalizadas

Hallazgos Clave

- Mayor precisión en consultas simples (ej: ubicación o entidad bancaria).
- Dificultad en consultas con múltiples restricciones (ej: "tasa alta + condiciones específicas").

```
"query": "cuentas de ahorro en ayacucho",
   "id": 1848,
   "ubicacion": "AYACUCHO",
    "entidad": "BN. SANTANDER CONS.",
    "tasa": "0.000",
    "tipo cuenta": "AHORRO PERSONAS NATURALES",
   "condiciones": "CUENTA DE AHORRO EN DOLARES SIN COBRO DE MANTENIMIENTO".
    "id": 1843,
    "ubicacion": "AYACUCHO"
    "entidad": "CRAC LOS ANDES",
    "tasa": "0.080",
   "tipo cuenta": "AHORRO PERSONAS NATURALES",
    "condiciones": "CUENTA DE AHORRO EN DOLARES SIN COBRO DE MANTENIMIENTO"
    "moneda": "dolares"
   "id": 1847,
   "ubicacion": "AYACUCHO"
   "entidad": "BBVA",
   "tasa": "0.000",
   "tipo cuenta": "AHORRO PERSONAS NATURALES",
   "condiciones": "CUENTA DE AHORRO EN DOLARES SIN COBRO DE MANTENIMIENTO"
    "moneda": "dolares"
```





Conclusiones

Automatización efectiva del web scraping Se logró automatizar con éxito la recolección de datos de productos financieros, eliminando la necesidad de intervención manual y garantizando actualizaciones constantes y precisas.

Procesamiento y limpieza de datos Los datos obtenidos fueron tratados mediante técnicas de limpieza y estandarización, asegurando calidad, uniformidad y una estructura óptima para su análisis posteriór.

Representación semántica mediante embeddings Se utilizaron modelos preentrenados (all-MiniLM-L6-v2) para transformar textos financieros en vectores, permitiendo capturar similitudes contextuales entre productos.

Almacenamiento vectorial eficiente con pgvector La integración de embeddings en PostgreSQL con pgvector permitió consultas rápidas y escalables basadas en similitud de vectores, optimizando el rendimiento del sistema.

Interpretación de lenguaje natural compleja El sistema demostró capacidad para comprender consultas en lenguaje natural, incluso aquellas con términos implícitos o expresiones ambiguas, entregando resultados más precisos y relevantes.

Validación con métricas de búsqueda realistas Las pruebas con datos reales evidenciaron altos valores de recall@10 y precisión, confirmando que el sistema es funcional y eficaz en contextos reales del mercado financiero peruano.





Gracias...

 "Los datos financieros no valen por lo que son, sino por lo que revelan."

Adaptación de John Maynard Keynes



