

Tópico: - Aplicaciones expertas y medidas de similitud en sistemas basados en conocimiento

Documentos más representativos:

- Recommender systems survey.pdf

Resumen del tópico:

El texto se centra en los sistemas de recomendación basados en conocimiento (KBS) y el uso de medidas de similitud para mejorar su funcionamiento. Los sistemas de recomendación (RS) han evolucionado desde el uso de métodos demográficos, filtrado colaborativo, y basado en contenido, hacia la integración de información social y del "Internet de las Cosas". En este contexto, las aplicaciones expertas en KBS juegan un papel crucial. Estos sistemas se desarrollan paralelamente al avance de la web, inicialmente basados en la filtración colaborativa y el contenido, y ahora incorporan información social, personal y del entorno, como datos de GPS y señales de salud en tiempo real.

Las medidas de similitud son esenciales para la evaluación y precisión de las recomendaciones, afectando factores como la novedad, dispersidad y estabilidad de las recomendaciones. A lo largo de la historia, el filtrado colaborativo ha sido una técnica central, permitiendo decisiones basadas en la experiencia y el conocimiento colectivo. La investigación actual se enfoca en mejorar estas medidas mediante técnicas híbridas que combinan múltiples enfoques, buscando superar limitaciones como la sobrespecialización, el problema de inicio en frío y la escasez de datos en CF.

Además, se destaca la importancia de los enfoques basados en la comunidad y las redes sociales para potenciar las recomendaciones personalizadas y adaptativas, reflejando la progresión desde un enfoque más tradicional basado en la web hacia una

integración completa con el "Internet de las Cosas".

Tópico: - Exactitud de MAE y generadores GAN en presencia de ruido gaussiano

Documentos más representativos:

- Creating synthetic datasets for collaborative filtering recommender systems using generative adversarial networks

Resumen del tópico:

El texto trata sobre la precisión del MAE (Error Absoluto Medio) y el uso de generadores adversarios generativos (GAN) en la creación de conjuntos de datos sintéticos para sistemas de recomendación colaborativos, especialmente en la presencia de ruido gaussiano. Los sistemas de recomendación se benefician de conjuntos de datos diversos y representativos para tareas de entrenamiento, validación y prueba en el aprendizaje automático. La propuesta del texto es utilizar redes GAN para generar conjuntos de datos colaborativos filtrados que puedan manejar la variabilidad estocástica del ruido gaussiano y mejorar la calidad de los modelos de recomendación.

Los GAN son aprovechados para crear una parametrización efectiva que genera representaciones densas y continuas de datos, en lugar de vectores dispersos y discretos, lo que agiliza el proceso de aprendizaje. Estas representaciones densas son posteriormente convertidas en muestras discretas y dispersas para crear conjuntos de datos sintéticos necesarios para mejorar los sistemas de recomendación.

El estudio mostró que los conjuntos de datos sintéticos generados mediante la arquitectura propuesta presentaron una adecuada distribución y calidad en comparación con los conjuntos de datos originales. Esto es importante porque contribuye a la mejora de la precisión del MAE en la presencia de ruido gaussiano, apoyando la investigación en los sistemas de recomendación al proporcionar datos adicionales de alta calidad.

Tópico: - Rendimiento de URP y WGAN-RS en diferentes épocas

Documentos más representativos:

- Wasserstein GAN based architecture to generate collaborative filtering synthetic datasets.pdf
- Deep variational models for collaborative filtering-based recommender systems.pdf

Resumen del tópico:

El texto examina el rendimiento de dos arquitecturas de redes neuronales para sistemas de recomendación: URP (User Representation Profile) y WGAN-RS (Wasserstein Generative Adversarial Network for Recommender Systems) en diversas épocas. Se centra en la generación de conjuntos de datos sintéticos para filtrado colaborativo mediante estas redes generativas. El enfoque principal es que WGAN-RS presenta ventajas importantes sobre modelos anteriores como GAN-RS, especialmente en evitar el colapso de modos y mejorar la distribución de las calificaciones en los datos sintéticos. Este modelo utiliza la distancia de Wasserstein para mejorar la generación de perfiles falsos densos y continuos en un espacio latente. Además, permite flexibilidad a la hora de definir el número de usuarios e ítems deseados, lo cual es ventajoso para escenarios simulados en sistemas de recomendación.

El uso de WGAN-RS mostró un incremento significativo en el tamaño del conjunto de datos sintéticos, mejorando potencialmente la precisión de las recomendaciones. La arquitectura propuesta busca resolver las limitaciones de modelos previos y simplificar la implementación de un sistema robusto de recomendación que sea aplicable en diversas áreas tecnológicas y de servicio al cliente, como Spotify, Netflix o Amazon. La disponibilidad del código en un repositorio abierto respalda la reproducibilidad de los resultados y potencia su aplicación en escenarios prácticos.