**Resumen: Dimensionality Reduction: A Comparative Review**

La reducción de dimensionalidad es necesaria para manejar datos complejos y de alta dimensión, transformándolos en representaciones más simples. Aunque técnicas lineales como el Análisis de Componentes Principales (PCA) son de uso principal, son limitadas para manejar datos no lineales, por lo que se desarrollaron técnicas no lineales.

El artículo hace un análisis comparativo de varias técnicas de reducción de dimensionalidad, abarcando tanto métodos lineales como no lineales.

Las técnicas convexas optimizan una función objetivo que no posee mínimos locales, por lo que prometen encontrar una solución global óptima. Ejemplos incluyen PCA, Isomap (preserva distancias geodésicas), Locally Linear Embedding (LLE, modela cada punto como combinación lineal de sus vecinos) y Laplacian Eigenmaps (preserva proximidad local en un gráfico de vecindad).

Las técnicas no convexas optimizan funciones objetivo que pueden tener múltiples mínimos locales, lo que puede dificultar encontrar la solución global óptima, pero ofrecen mayor flexibilidad para modelar estructuras complejas. Entre ellas se encuentran Sammon mapping (enfatiza preservación de pequeñas distancias), Autoencoders (redes neuronales que aprenden representaciones compactas), Locally Linear Coordination (LLC) y Manifold Charting (construyen y alinean modelos lineales locales).

El artículo evalúa técnicas de reducción de dimensionalidad en datos artificiales y reales. Aunque las técnicas no lineales funcionan bien en datos artificiales, su rendimiento en datos reales no supera al de PCA. Esto es por su sensibilidad a la dimensionalidad, problemas numéricos y la posibilidad de soluciones triviales.

El artículo termina mencionando la necesidad de desarrollar técnicas de reducción de dimensionalidad más avanzadas que superen las limitaciones actuales de los métodos no lineales. Menciona que se debe explorar funciones, de costo, robustas y no convexas, incorporar información global de los datos y prometer la eficiencia computacional para mejorar la capacidad de capturar estructuras complejas en datos reales.

Ya que el artículo se publicó en 2009, no cubre los avances significativos en técnicas de reducción de dimensionalidad que surgieron en los últimos quince años como UMAP, o autoencoders variacionales.

**Fuentes:**

* McInnes, L., Healy, J., & Melville, J. (2018). UMAP: Uniform manifold approximation and projection for dimension reduction. *arXiv preprint arXiv:1802.03426*. <https://arxiv.org/abs/1802.03426>
* Kingma, D. P., & Welling, M. (2014). Auto-encoding variational Bayes. *arXiv preprint arXiv:1312.6114*. <https://arxiv.org/abs/1312.6114>