Topluluk Tespiti: Klasik Algoritmalar ve Çizge Sinir Ağları Karşılaştırması

Emre YILDIZ

Ege Üniversitesi Bilgisayar Mühendisliği Bölümü

June 19, 2025

Proje Hakkında

- Ders: Cebirsel Çizge Algoritmaları (Yüksek Lisans)
- Amaç: Çizge Teorisi'nin teorik temellerini modern Makine Öğrenmesi uygulamaları ile birleştiren kapsamlı bir topluluk tespiti (community detection) çalışmasıdır.
- Yöntemler: Neo4j ve PyTorch kullanarak klasik algoritmaları (Louvain, LPA) Graph Neural Networks (GCN, GraphSAGE, GAT) ile karşılaştırmak.
- Veriseti: Cora Citation Network.

Kullanılan Kütüphane ve Araçlar

- Neo4j (GDS): Yüksek performanslı çizge veritabanı. Louvain ve Label Propagation gibi klasik topluluk tespit algoritmalarını çalıştırmak için kullanıldı.
- **PyTorch (PyG):** Derin öğrenme ve özellikle Çizge Sinir Ağları (GNN) modelleri oluşturmak ve eğitmek için kullanılan esnek bir kütüphane.
- NetworkX: Çizge oluşturma, manipülasyonu ve temel çizge metriklerinin hesaplanması için kullanıldı.
- Scikit-learn: GNN modellerinin performansını değerlendirmek için Adjusted Rand Index (ARI) ve Normalized Mutual Information (NMI) gibi metriklerin hesaplanmasında kullanıldı.
- Seaborn & Matplotlib: Veri ve sonuçların görselleştirilmesi, karşılaştırma grafikleri oluşturulması için kullanıldı.

Klasik Algoritmalar

Neo4j GDS ile Uygulama

Louvain Algoritması

Modülerlik skorunu maksimize ederek toplulukları bulmaya çalışan hiyerarşik bir kümeleme algoritmasıdır. İki aşamadan oluşur:

- Her düğüm kendi komşularıyla birleştirilerek modülerlik artışı en üst düzeye çıkarılır.
- ② Oluşturulan topluluklar tek bir düğüm olarak kabul edilir ve ilk aşama tekrarlanır.

Label Propagation Algorithm (LPA)

Düğümlerin etiketlerini komşularının en sık rastlanan etiketine göre güncellediği iteratif bir süreçtir. Hızlı ve basittir ancak sonuçları deterministik olmayabilir.

Graph Neural Network (GNN) Modelleri

PyTorch Geometric ile Uygulama

Graph Convolutional Network (GCN)

Komşu düğümlerin özelliklerini toplayarak ve bir sinir ağı katmanından geçirerek düğüm temsillerini öğrenir. Spektral çizge teorisine dayanır.

GraphSAGE (Sample and Aggregate)

Büyük çizgeler için tasarlanmıştır. Her düğüm için komşuluktan sabit sayıda örneklem alır ve bu örneklemlerin bilgilerini birleştirerek (aggregate) düğüm temsilini günceller.

Graph Attention Network (GAT)

Komşu düğümlere farklı ağırlıklar atamak için dikkat (attention) mekanizmalarını kullanır. Bu sayede model, hangi komşuların daha önemli olduğuna karar verebilir.

Sonuçlar: Veriseti İstatistikleri

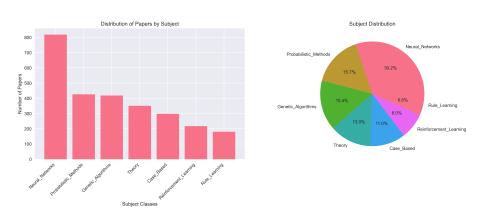


Figure: Cora verisetinin temel istatistikleri ve derece dağılımı.

Sonuçlar: Topluluk Karşılaştırması



Sonuçlar: Değerlendirme Metrikleri

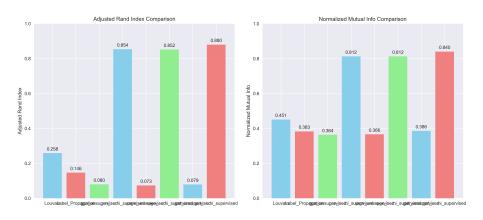


Figure: Algoritmaların ARI, NMI ve Modülerlik metriklerine göre performans karşılaştırması.

Sonuçlar: t-SNE ile Düğüm Gösterimi (Figure 1)

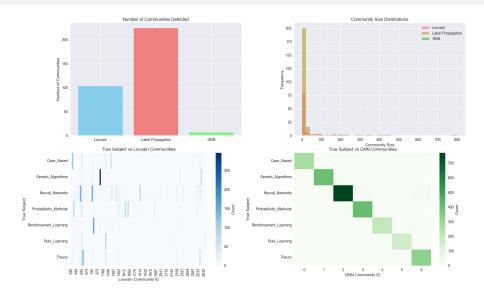


Figure: GCN modeli tarafından öğrenilen düğüm gömülmelerinin (embeddings)

Sonuçlar: t-SNE ile Düğüm Gösterimi (Figure 2)

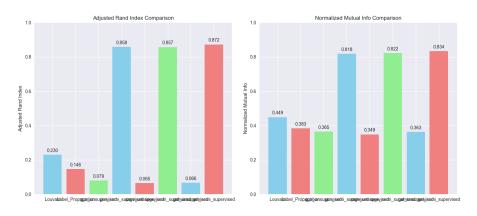


Figure: GraphSAGE modeli tarafından öğrenilen düğüm gömülmelerinin (embeddings) t-SNE ile 2 boyuta indirgenmiş hali.

Teşekkürler

Sorularınız için teşekkür ederim.