



Article Info/Makale Bilgisi

✓Received/Geliş:03.07.2023 ✓Accepted/Kabul:01.12.2023

DOI:10.30794/pausbed.1321966

Research Article/Araştırma Makalesi

Sabancı Bayramoğlu, A.ve Dolma, S. (2024). "Bilgi Yönetimi ve Yapay Zekâ Alanları Arasındaki Teknoloji Yakınsamasının Öngörülmesi", *Pamukkale Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü Dergisi*, Sayı 60, Denizli, ss. 35-52.

## BİLGİ YÖNETİMİ VE YAPAY ZEKÂ ALANLARI ARASINDAKİ TEKNOLOJİ YAKINSAMASININ ÖNGÖRÜLMESİ\*

Aylin SABANCI BAYRAMOĞLU\*\*, Serkan DOLMA\*\*\*

### Öz

Bu çalışmanın amacı, bilgi yönetimi ve yapay zekâ alanları arasındaki teknoloji yakınsamasını incelemektir. Bu amaç doğrultusunda 2015-2021 yıllarını kapsayan patent verileri kullanılmıştır. Ağ analizi yöntemiyle alanların mevcut ilişkisi analiz edilmiştir. Bağlantı tahmin yöntemi kullanılarak alanlar arasında potansiyel olarak bağlantı oluşması beklenen teknoloji alanları belirlenmiştir. Öngörülen teknoloji yakınsamasının temaları topluluk tespiti ve konu modelleme yöntemleri kullanılarak tespit edilmiştir. Bu çalışmada elde edilen bulgular makine öğrenmesi, sinir ağları ve doğal dil işleme gibi yöntem ve tekniklerin yeni teknolojilerin geliştirilmesinde kullanıldığını göstermektedir. Bu bağlamda önümüzdeki dönemde bilginin daha iyi yönetilmesi, anlamlı hale getirilmesi ve etkili bir şekilde kullanılması için bilgi grafiği ve ontoloji gibi anlamsal web kavramları ön plana çıkmaktadır. Bu kavramlar göz önünde bulundurulduğunda yapay zekâ yöntem ve tekniklerinin sağlık alanında ilaç ve tedavi öneri sistemlerinde, endüstride donanımsal sistemlerin yönetilmesi ve hata öngörülmesinde yaygın olarak kullanılabileceğini göstermektedir. Bilgi yönetimi ve yapay zekâ teknolojileri ayrıca zeki soru-cevap sistemlerinin ve eğitim uygulamalarının geliştirilmesinde kullanılabilir.

**Anahtar kelimeler:** *Teknoloji yakınsaması, Ağ analizi, Bağlantı tahmini, Konu modelleme.*

## PREDICTING TECHNOLOGY CONVERGENCE BETWEEN KNOWLEDGE MANAGEMENT AND ARTIFICIAL INTELLIGENCE FIELDS

### Abstract

The aim of this study is to examine the technological convergence between the fields of knowledge management and artificial intelligence. For this purpose, patent data from 2015 to 2021 was utilized. The current relationship between these fields was analyzed using network analysis methods. The link prediction method identified potential areas for technological connections. The themes of the predicted technology convergence were determined using community detection and topic modeling methods. The findings of this study indicate that methods and techniques like machine learning, neural networks, and natural language processing are being utilized in the development of new technologies. In this context, semantic web concepts, such as knowledge graphs and ontologies, are expected to come to the forefront in the future for better management, interpretation, and effective utilization of knowledge. Considering these concepts, it is evident that artificial intelligence methods and techniques could be widely applied in health for drug and treatment recommendation systems, and in industry for the management and error prediction of hardware systems. Knowledge management and artificial intelligence technologies can also be leveraged in developing intelligent question-answering systems and educational applications.

**Keywords:** *Technology convergence, Network analysis, Link prediction, Topic modelling.*

\*Bu çalışma, 5 Haziran 2023 tarihinde Pamukkale Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü Yönetim Bilişim Sistemleri Anabilim Dalında savunulan yüksek lisans tezinden üretilmiştir.

\*\*Arş. Gör., Pamukkale Üniversitesi, İİBF, Yönetim Bilişim Sistemleri Bölümü, DENİZLİ.

e-posta: abayramoglu@pau.edu.tr, (<https://orcid.org/0000-0003-2901-1224>)

\*\*\*Dr. Öğr. Üyesi, Pamukkale Üniversitesi, İİBF, Yönetim Bilişim Sistemleri Bölümü, DENİZLİ.

e-posta:dolma@pau.edu.tr, (<https://orcid.org/0000-0002-3913-2225>)

## 1. GİRİŞ

Sanayi çağından bilgi çağına geçerken bilgi, merkezi bir güç haline gelmektedir. Sanayi çağında kuruluşlar, el emeğini otomatikleştirerek verimliliklerini ve rekabet güçlerini artırmaya başlamışlardır. Bilgi çağında ise hızla gelişen teknolojiyle beraber bilgiye daha kolay şekilde erişim sağlanmaktadır. Günümüz bilgi çağında kuruluşların bilgiyi etkin şekilde kullanmaları gerekmektedir. Bu noktada, bilginin kuruluşlar için önemi artmaktadır. Bu da bilgi yönetimi kavramının ortaya çıkmasına neden olmuştur (Gupta vd., 2000: 17). Bu bağlamda kuruluşlar, bilgi yönetimine ve bilgi teknolojilerine ihtiyaç duymaktadır (Lei ve Wang, 2020: 1).

Gupta vd. (2000), bilgi yönetimini, kuruluşların problem çözme, dinamik öğrenme, stratejik planlama ve karar verme gibi faaliyetler için gerekli olan önemli bilgi ve uzmanlığı bulmasına, seçmesine, düzenlemesine, yaymasına ve aktarmasına yardımcı olan bir süreç olarak tanımlamıştır. Bir disiplin olarak bilgi yönetimi, bilgi sistemlerinden muhasebeye, operasyon yönetiminden stratejik yönetime, pazarlamadan insan kaynakları ve organizasyon tasarımına kadar birçok disiplinle ilişkilidir (Serenko, 2013: 777). Özellikle yapay zekâ alanında bilginin aktarımı, bilginin paylaşılması, bilginin keşfi gibi bilgi yönetimi süreçleri ile ilgili birçok çalışma yapılmaktadır. Bilgi yönetiminin gelişmesi ve ilerlemesi için yapay zekâ önemli alanlardan biridir (Gupta vd., 2000: 19). Hem yapay zekâ hem de bilgi yönetimi, bilgi ve öğrenme ile bağlantılı olduğundan yapay zekadaki son gelişmeler kuruluşlarda bilgi yönetimini dönüştürmek için yenilikler sağlayabilir (Jarrahi vd., 2023: 88).

Yenilikler çoğu zaman halihazırda var olan bilgi ve teknolojilerin yenilikçi ve yaratıcı bir biçimde harmanlanmasıyla meydana gelir. Rekabetin, bilginin ve yeniliğin kuruluşlar için hayati öneme sahip olduğu birçok kaynaktan vurgulanmaktadır. Farklı teknoloji alanları arasında kurulmuş olan birlikteliklerin incelenip gelecekte oluşması olası yenilik alanlarının ya da yakınsama alanlarının öngörülmesi bu nedenle oldukça önemlidir.

Bilgi yönetimi ve yapay zekâ alanları arasındaki ilişkiyi incelemenin farklı şekilleri vardır. Yakınsama (convergence), bu ilişkiyi incelemenin şekillerinden biridir. Yakınsama, farklı öğelerin birleşerek tek bir birim oluşturması veya farklı endüstrilerin, teknolojilerin birleşmesi kavramını ifade eder. Yakınsama; bilgi, teknoloji, pazar ve endüstri yakınsaması olmak üzere dört aşamalı ardışık bir süreç olarak tanımlanabilir. Yakınsama araştırması, gelişmekte olan alanların inovasyon özelliklerini ve gelişim eğilimlerini ortaya çıkarmaya yardımcı olmaktadır (Curran ve Leker, 2011: 258). Yakınsamaya kullandığımız akıllı cep telefonlarını veya batarya, elektrik motoru ve bilgisayar teknolojilerinin birleştirilmesiyle elektrikli aracın geliştirilmesini somut örnekler olarak verebiliriz.

Teknoloji yakınsaması kavramı ilk olarak Rosenberg (1963) tarafından “iki farklı endüstriyel sektörün ortak bir bilgi ve teknoloji temeli paylaşma süreci” olarak ortaya atılmıştır (Curran ve Leker, 2011: 257; Kim vd., 2019: 26). Teknoloji yakınsaması farklı alanlarda zaten var olan ya da yeni ortaya çıkmış teknolojilerin harmanlanması ve yeni bir teknolojinin ortaya çıkarılması olarak görülebilir. Yakınsama kavramının gelişmesiyle beraber akademisyenler bilgi yakınsamasından endüstri yakınsamasına kadar her seviyede yakınsamayı çeşitli yöntemlerle ölçmektedir. Patent verilerindeki ortak atıflar veya teknolojik alanların ortak sınıflandırmaları genellikle teknoloji yakınsamanın bir göstergesi olarak kullanılır (Jeong vd., 2015: 845).

Teknoloji yakınsamasının analizinde kullanılan başlıca veri kaynağı patentlerdir. Patentler, teknolojik yeniliklerin ve gelişmelerin detaylı bir kaydını sunar. Patent kayıtlarından elde edilen veriler teknolojik yönelimlerin bu yönelimler arasındaki yakınsamaların ve sektörler arası etkileşimlerin ortaya çıkarılmasında önemli bir role sahiptir. Patent verilerinin metinleri, anahtar kelimeleri, atıflar ve teknolojik kategorilerin sınıflandırmaları kullanılarak elde edilen ortak oluş ağları farklı teknoloji alanlarının nasıl geliştiğini bu alanlar arasındaki etkileşimleri ve ortaya çıkan yeni alanları tespit etmeye olanak sağlamaktadır (Jeong vd., 2015: 845)

Teknoloji yakınsaması çalışmaları yakınsamayı ortaya çıkarmak için kullanılan yöntem açısından incelendiğinde ağ analizi, bağlantı tahmini ve topluluk tespiti gibi tekniklerin sıkça kullanıldığı görülmektedir. Ağ analizi, patent verileri arasındaki ilişkileri görselleştirerek farklı teknoloji alanları arasındaki bağlantıları ve bu bağlantıların zaman içinde nasıl evrildiğini gösterir. Bağlantı tahmini yöntemi ise, mevcut teknoloji alanları arasındaki bağlantıları ve potansiyel gelişmeleri analiz ederek gelecekte oluşabilecek teknoloji yakınsamalarını tahmin etmeye yardımcı olur. Topluluk tespiti ise, benzer veya ilişkili teknoloji alanlarını gruplayarak var olan ve ya gelecekte oluşabilecek potansiyel teknoloji alanlarını incelemede kullanılmaktadır.

İlgili alanyazın incelendiğinde ağ yaklaşımını temel alan bu analiz yöntem ve tekniklerinin teknoloji yakınsamasının mevcut durumunu ve gelecekteki olası yakınsama alanlarını incelemek için sıklıkla kullanıldığı görülmektedir. Örneğin, Jeong vd. (2014) tarafından yapılan çalışma, Güney Kore hükümeti araştırma programlarından elde edilen patent verilerini ağ yaklaşımı kullanarak kapsamlı bir şekilde analiz etmiş ve tüm teknoloji alanlarını ele alarak gelecekteki inovasyon alanlarını öngörmeye çalışmıştır. Benzer bir biçimde Curran ve Leker (2011), ABD patent verilerini kullanarak makro ölçekte yakınsama ölçümü için bir yöntem sunmuş ancak bu yöntem belirli sektörler veya alanlara odaklanarak genel olarak yorumlanabilir ya da uygulanabilir kanıtlar sunmamıştır.

Literatürde bilgi yönetimi ve yapay zekâ arasındaki ilişkiyi farklı açılardan araştıran çalışmalar yapılmıştır. Yapay zekânın, kuruluşlarda bilgiyi etkin bir şekilde yönetmesinde yardımcı olabileceği ve süreci iyileştirdiği (Houari ve Far 2004: 240-249; Begler ve Gavriloza, 2018: 77-84; Pai vd., 2022: 1-23), örtük bilginin açık bilgiye dönüştürülmesinde kolaylaştırıcı olduğu (Nemati vd., 2002: 143-161; Avdeenko vd., 2016: 195-201; Sanzogni vd., 2017: 37-56), bilgi edinme, kodlama, analiz, paylaşım ve kullanım için çeşitli araçlar sunarak bilgi yönetiminin gelişimini kolaylaştırdığı ve verimliliği sağladığına (Gulavani ve Joshi, 2011: 10-11; Devadas ve Ganesan, 2012; Jallow, 2020: 78-82) dair çalışmalar yapılmıştır.

Avdeenko vd. (2016) yapmış olduğu çalışmada çeşitli organizasyon türlerindeki bilgi yönetim sistemlerinde bilginin örtük formdan açık forma ve tersine geçişini kolaylaştıran bir yaklaşım önermişlerdir. Bu yaklaşım yapay zekâ algoritmaları temelinde bilginin bir bilgi temsil modelinden diğerine dönüştürülmesine dayanmaktadır. Bu çalışmada bilginin kural tabanlı modelden durum tabanlı modele dönüştürülmesi için çeşitli yöntemler önerilmektedir. Anshari vd. (2023) bilgi, makine öğrenmesi, yapay zekâ ve büyük verinin kesişimi üzerine sistematik bir literatür incelemesi yapmıştır. Araştırmacılar makine öğrenmesinin büyük veriden geniş kapsamlı bilgi çıkarmaya olanak sağladığını insanların bu büyüklükteki verileri makineler olmadan incelemelerinin ve bilgi çıkarmalarının neredeyse imkânsız olduğunu öne sürmüşlerdir. Ayrıca makine öğrenimi sayesinde oluşturulan bilgi yönetim sistemlerinin mevcut genel bilgiyi kullanarak bir bilgi zekâsı platformu haline gelebileceğini vurgulamışlardır.

Literatür incelendiğinde bilginin dahilinde bu iki alan arasında gelecekte potansiyel olarak ilişki kurması beklenen teknoloji alanları ile ilgili yeterli çalışma bulunmamaktadır. Bu çalışmada, bilgi yönetimi ve yapay zekâ alanları arasında gelecekte potansiyel olarak ilişki içerisinde olması beklenen teknoloji alanlarının ön görülmesi üzerine çalışılmıştır.

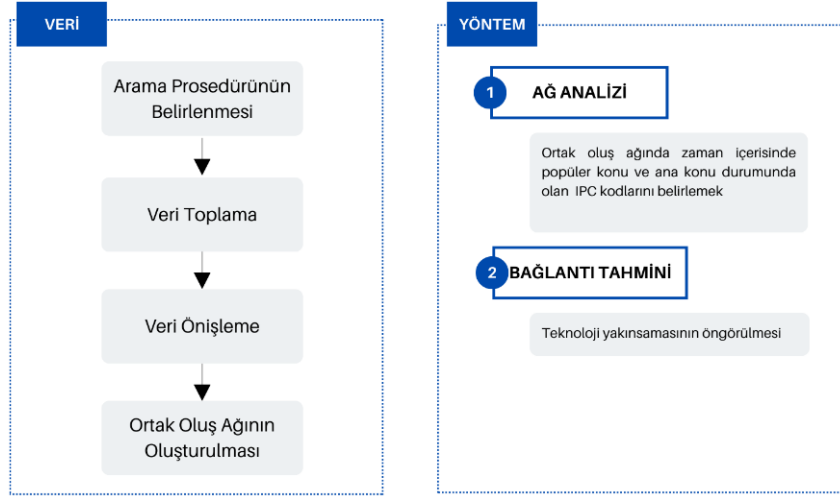
Bu çalışmanın amacı, bilgi yönetimi ve yapay zekâ alanları arasındaki teknoloji yakınsamasının incelenmesidir. Potansiyel olarak bağlantılı olması beklenen patent teknoloji alanlarını ortaya çıkarmak amaçlanmıştır. Alanların mevcut ilişkisini ve gelişimini analiz etmek için ağ analizi yöntemi, alanlar arasındaki yakınsamayı öngörmek için bağlantı tahmin yöntemi kullanılmıştır. Ağ analizi yöntemi, araştırmanın popüler noktalarını ve eğilimlerini anlamak için kullanılan bir analiz yöntemidir. Bağlantı tahmin yöntemi ise ağın topolojik yapısına dayalı olarak düğümler ve bağlantılar arasındaki ilişkiyi tahmin etmek için bir analiz sağlar. Araştırmanın bu amacını gerçekleştirmek için şu sorulara yanıt aranmıştır:

1. Bilgi yönetimi ve yapay zekâ alanları arasında mevcut durumda teknoloji yakınsamasının gerçekleştiği alt alanlar nelerdir?
2. Bilgi yönetimi ve yapay zekâ alanları arasında teknoloji yakınsamasının gerçekleşeceği öngörülen alt alanlar nelerdir?

## **2.YÖNTEM**

Bu çalışmada, bilgi yönetimi ve yapay zekâ alanları arasındaki teknoloji yakınsaması incelenmiştir. Araştırma verileri, 2015 – 2021 yılları arasında patent verilerinin tutulduğu Patentscope veri tabanından elde edilmektedir. Patentscope, Dünya Fikri Mülkiyet Teşkilatı (World Intellectual Property Organization, WIPO) tarafından işletilen resmi bir kaynaktır ve uluslararası patentler için bilgi sağlar (WIPO, 2022: 12). Bu nedenle araştırma kapsamında yer alan patent verileri için Patentscope'un kullanılması verilerin doğruluğu ve güvenilirliği için uygun bir seçimdir. İki alanın teknoloji yakınsamasını incelemek için Uluslararası Patent Sınıflandırması (IPC) ortak oluş ağ oluşturulmuştur. Ağ analizi yöntemiyle alanların mevcut ilişkisi ve gelişimi analiz edilmiştir. IPC ortak oluş ağında

mevcutta var olmayan ancak gelecekte ortaya çıkması muhtemel bağlantılar bağlantı tahmin yöntemiyle analiz edilerek patent teknoloji alanları ön görülmüştür. Ön görülen teknoloji alanlarının temaları konu modelleme yöntemiyle belirlenmiştir. Araştırmanın uygulama adımları Şekil 1’de gösterilmektedir.



**Şekil 1: Araştırmanın uygulama adımları**

## 2.1 Veri Toplama ve Önışleme

Bu çalışmada teknoloji yakınsamasını analiz etmek için Patentscope veri tabanı kullanılmıştır. Ek 1’de belirtilen arama sorgusu kullanılarak 2015-2021 yılları arasında Patentscope veri tabanında yapay zekâ ve bilgi yönetimi ile ilgili 2,163 patent verisine erişilmiştir. Arama sorgusu oluşturulurken alanyazın incelenmiştir. Yapay zekâ alanyazını elde etmek için Liu vd. (2021)’nin oluşturduğu arama prosedüründen, bilgi yönetimi alanyazını elde etmek için ise Gaviria-Marin vd. (2019) ve Akhavan vd. (2016)’nın oluşturduğu arama prosedürlerinden yararlanılmıştır.

Patentscope veri tabanından elde edilen patent veri seti incelenerek birden fazla IPC koduna sahip olan patent verileri analize dahil edilmiştir. Diğer patent verileri veri setinden çıkarılmıştır.

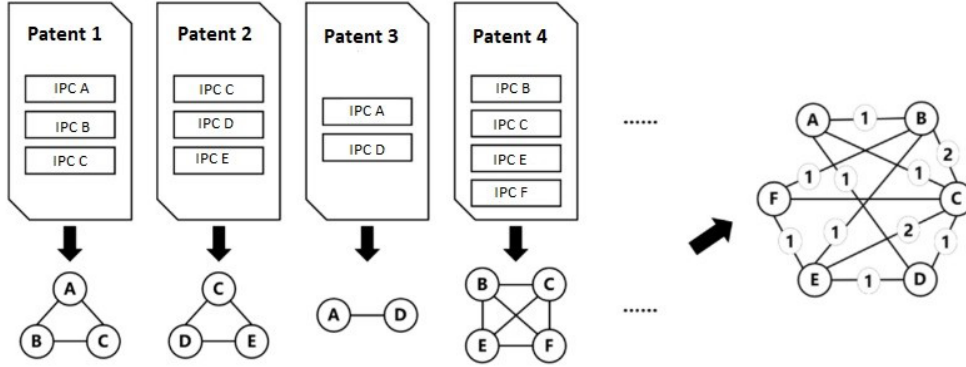
## 2.2 Veri Analizi

### 2.2.1 Patent IPC Ortak Oluş Ağının Oluşturulması

Patentler, teknolojilerin yasal olarak korunmasına yöneliktir. Bu nedenle patentlerin sınıflandırılması teknolojilere veya belirli teknolojileri kullanan ürünlere dayanmaktadır. Bu sınıflandırmalar genellikle belirli bir patent sınıflandırmalarının sistematiğini takip eder (Schmoch, 2008: 2). WIPO tarafından oluşturulan IPC çoğu patent ofisi tarafından evrensel ve resmi olarak kullanılmaktadır (Jeong vd., 2015: 847). Sınıflandırma kodları, patentin oluşturulmasına yardımcı olan disiplin bilgisini temsil edebilir. Bir patentte iki IPC kodu bulunması bu patentin IPC kodlarının temsil ettiği iki disiplinden bilgi içerdiği anlamına gelmektedir (Feng vd., 2020: 3). Bu çalışmada bulgular Patentscope tarafından yayınlanan IPC kodlarının kapsamına ilişkin açıklamalar kullanılarak yorumlanmıştır.

Bir patent ağı, IPC kodları olarak adlandırılan bir dizi düğüm ve bu düğümler arasındaki bağlantılar olarak tanımlanır. Bu ağ, ağırlıklı bir ağ olarak adlandırılır. Aynı patentte birden fazla IPC kodunun bulunması bu IPC kodları arasında bir ilişki olduğunu gösterir. İki farklı IPC kodunun birlikte bulunduğu patent sayısı arttıkça bu IPC kodlarının temsil ettiği teknoloji alanları arasında yakınsama yaşandığı öne sürülebilir (Jung vd., 2021: 5). IPC kodlarının ortak oluş ilişkileri kullanılarak incelenen teknoloji alanlarındaki patentler için IPC ortak oluş ağı oluşturulabilir (He vd., 2022: 5).

Ortak oluş ağları farklı aktörlerin birlikte yer aldığı olayların bu aktörlerin birbirleriyle ilişkisini tanımladığı ağlardır. Ortak oluş ağlarında iki aktörün bir olay ya da durumda birlikte bulunma sayısı benzerliklerinin bir ölçütü olarak kabul edilir ve aktörler arasındaki bağlantının ağırlığı ortak oluş sayısı ile ifade edilir. Ortak oluş ağlarında iki aktörün birlikte bulunma sayısının yüksekliği bu iki aktörün bazı özellikleri bakımından benzerliğinin bir ölçütü olarak kabul edilir. Şekil 2’de ortak oluş ağı oluşturulması örneği yer almaktadır. Patent verileri 2015-2017, 2018-2019 ve 2020-2021 yılları olacak şekilde üç periyoda ayrılır. Her bir patent verisinde bulunan IPC kodları ikili kombinasyonlar haline getirilerek bağlantı listelerinden IPC ortak oluş ağları oluşturulmuştur.



**Şekil 2: Ortak oluş ağı oluşturulması**

Kaynak: (Duan ve Guan, 2021:3753)

### 2.2.2 IPC Ortak Oluş Ağının Ağ Analizi Yöntemiyle İncelenmesi

Ağlar, varlıkların birbirleriyle olan ilişkilerini gösteren yapılardır. Ağda varlıklar düğüm, varlıklar arası ilişkiler ise bağlantı olarak adlandırılır. İnsanlar arasındaki tanıdıklık ilişkisi, web siteleri arasındaki bağlantılar, proteinler arasındaki ilişkiler ağlara örnek olarak gösterilebilir. Ağ kavramı pek çok alandaki ilişkileri ve bu ilişkiler üzerinden olay ve olguları anlamak için kullanılmaktadır. Her bir alanda düğümlerle sembolize edilen varlıklar ve bağlantılarla sembolize edilen ilişkiler farklı olabilir. Örneğin, finansal ağlar bankalar arasındaki varlık transfer ilişkilerini göstermek için kullanılabilir. Bu durumda ağdaki düğümler bankaları, düğümler arasındaki bağlantılar ise bankalar arasındaki varlık transferlerini sembolize etmek için kullanılır. Bilimsel alanların yapısının incelenmesi için oluşturulan kelime ya da yazar ortak oluş ağlarında ise düğümler makalelerin anahtar kelime ya da yazar bilgisini sembolize etmek için kullanılırken bağlantılar iki farklı kelime ya da yazarın aynı makalede birlikte bulunmasını temsil etmek için kullanılmaktadır (Özçınar, 2015: 44).

Ağ analizi, aktörler arasındaki ilişkilerin yapısal özelliklerini, bu yapıların nasıl oluştuğunu, nasıl işlediğini, nasıl değiştiğini inceleyen farklı disiplinler tarafından sıklıkla kullanılan bir analiz yöntemidir (Butts, 2008: 13). Ağ analizi yöntem ve teknikleri, aktörler arasındaki etkileşim örüntülerini keşfetmek amacıyla tasarlanmıştır. Dolayısıyla, ağ analizinin odak noktası aktörler arasında kurulan ilişkilerdir (Al-Taie ve Kadry, 2017: 11; Tabassum vd., 2018: 2).

Birçok farklı ağ analizi merkezilik ölçütleri bulunmaktadır. Derece merkeziliği, bir ağdaki düğümlerin ne kadar çok kenara sahip olduğunu ölçerek bir düğümün merkezi olma derecesini belirleyen bir merkezilik ölçütüdür. Bir düğümün derecesi, o düğüme bağlı olan kenarların sayısıdır. Derece merkeziliği basit bir merkezilik ölçüsü olmasına rağmen sosyal ağlarda etki, bilgiye daha fazla erişim veya daha fazla prestije sahip olmak gibi önemli faktörleri açıklamak için yararlı bir ölçüttür (Newman, 2010: 169). Örneğin, bir arkadaşlık ağındaki derece merkeziliği bir düğümün sahip olduğu arkadaş sayısını ifade eder. Yüksek dereceli düğümler ağda oldukça görünürdür ve genellikle önemli olarak kabul edilir (Borgatti vd., 2018: 177-178).

Arasındalık merkeziliği (Freeman, 1979), belirli bir düğümün farklı düğüm çiftleri arasındaki en kısa yolda ne sıklıkta bulunduğu bir ölçütüdür. Başka bir deyişle belirli bir odak düğüm için bu odak düğüm dışındaki her bir düğüm çifti için, birinden diğerine giden en kısa yolların (jeodezik mesafe) ne kadarının odak düğümden geçtiği hesaplanır. Yüksek arasındalık merkeziliğine sahip düğümler, diğer düğümler arasındaki bilgi geçişini kontrol etme gücüne sahiptirler. Bu sayede yer aldıkları ağ içinde önemli roller oynayabilirler. Bunun yanı sıra, en yüksek

arasındalık merkeziliğine sahip düğümler ağdan çıkarıldığında diğer düğümler arasındaki iletişim büyük ölçüde bozulabilir ve ağın işlevselliği azalabilir (Newman, 2010: 186).

Bu çalışmada, ortak oluş ağlarında zaman içerisinde popüler konu ve ana konu durumunda olan IPC kodlarını belirlemek için ağ analizi merkezilik ölçütleri hesaplanmıştır. Duan ve Guan (2021) ve Feng ve Law (2021) çalışmalarında da belirttiği gibi yüksek derece merkeziliğine sahip düğümler popüler konu olarak tanımlanır. Yüksek arasındalık merkeziliğine sahip düğümler ana konu olarak tanımlanır.

### **2.2.3 Bağlantı Tahmini**

Ağlar dinamik bir yapıya sahiptir. Ağın yapısında yeni etkileşimlerin ortaya çıkması ağın yapısının hızlı bir biçimde değişmesine neden olur. Bu bağlamda ağın zaman geçtikçe nasıl değişeceğini tahmin edebilmek önemlidir. Bağlantı tahmini yöntemi bu durumu ele alır ve değişen bir ağdaki bir sonraki dönemde ortaya çıkabilecek olan bağlantıları tahmin etmeyi amaçlar (Liben-Nowell ve Kleinberg, 2003: 1019).

Bağlantı tahmini birçok alanda uygulanmaktadır. İçerik ve arkadaşlık öneri sistemlerinde (Jalili vd., 2017: 1-11; Schafer vd., 2007: 291-324; Wu vd., 2013: 43-52), biyoloji alanında protein-protein etkileşim ağında yer alan protein çiftleri arasındaki oluşabilecek etkileşimleri n bulunmasında (Iakovidou vd., 2010: 1-4; Lei ve Ruan, 2013: 355-364; Qi vd., 2006: 490-500), hiperlink bağlantı tahmininde (Zhang vd., 2018: 4430-4437), ortak yazarlık ağlarında gelecekte işbirliği içerisinde olacak yazarların tahmin edilmesinde (Pavlov ve Ichise, 2007: 42-55; Wohlfarth ve Ichise, 2008: 50-61), suç ve saldırı ağlarında suç eylemlerinin tahmininde (Desmarais ve Cranmer, 2013: 1-4; Xu ve Chen, 2008: 58-65), daha iyi pazarlama planları elde etmek için pazar ağlarında (Richardson ve Domingos, 2002: 61-70) ve potansiyel ticaret ağlarının tahmininde (Guan vd., 2016: 406-415) kullanılmaktadır.

Her düğümün bir varlığı temsil ettiği ve her bağlantının bağlı varlık çifti arasındaki etkileşimi temsil ettiği zamanında yönsüz bir ağın anlık görüntüsü alındığında, bağlantı tahmin problemi mevcut anlık görüntüdeki veya zamanındaki bağlantıların çıkarılması olarak tanımlanabilir (Martínez vd., 2016: 3-4).

Matematiksel olarak ifade edilirse, düğüm ve bağlantıların şeklinde belirtildiği yönsüz bir ağda düğümler kümesini ve bağlantılar kümesini temsil etmektedir. evrensel kümesi ise tüm bağlantıları içerir. Burada , kümesindeki eleman sayısını göstermektedir. Var olmayan bağlantılar kümesi olarak ifade edilir. Bu kümedeki bazı bağlantılar o anda var olmayan fakat gelecekte ortaya çıkabilecek bağlantılardır. Bu tür bağlantıları bulmak için bağlantı tahmini yöntemleri kullanılır (Lü ve Zhou, 2011: 3). Bağlantı tahmini yöntemleri benzerlik tabanlı yaklaşımlar, olasılıksal yaklaşımlar ve grafik tabanlı yaklaşımlar olarak sınıflandırılabilir.

#### **2.2.3.1 Bağlantı Tahmin Yöntemleri**

Benzerlik tabanlı yöntemler, her bir x-y çifti için bir ağdaki konumlarından yola çıkılarak yapısal benzerlik değerinin hesaplandığı temel bağlantı tahmin yöntemleri olarak tanımlanabilir. Bu yaklaşımda, veri kümesinde aralarında ortak oluş ilişkisi bulunmayan düğüm çiftlerine benzerliklerine göre skorlar verilir. Ağın çeşitli yapısal özellikleri kullanılarak her bağlantı çifti için benzerlik ölçüleri hesaplanır (Kumar vd., 2020: 2). Ağ topolojisine dayalı yapısal benzerlik ölçütleri, bağlantı tahmin modellerinin temel yapısını temsil eder. Bu ölçütler Yerel Benzerlik Ölçütleri (Local Similarity Indices), Global Benzerlik Ölçütleri (Global Similarity Indices) ve Yarı-Yerel Benzerlik Ölçütleri (Quasi-Local Similarity Indices) olarak gruplandırılabilir (Kumar vd., 2020: 4).

Bu çalışmada yerel benzerlik ölçütleri kullanılmıştır. Yerel benzerlik ölçütleri genel olarak ortak komşular ve düğüm derecesi bilgileri kullanılarak hesaplanmaktadır.

#### **Ortak Komşular İndeksi (Common Neighbor Index)**

Ortak komşular, x ve y düğümlerinin ortak komşularının sayısını ifade etmektedir (Newman, 2001: 7). Ortak Komşular indeksine göre iki düğüm arasında ne kadar fazla ortak komşu var ise bu iki düğümün gelecekte bağlanma olasılığı o kadar yüksektir. Ortak Komşular indeksi Denklem 1'de verilmiştir.

$$CN = |\Gamma(x) \cap \Gamma(y)| \quad (1)$$

Burada  $\Gamma(x)$ , x ağda düğümünün komşularını ve  $\Gamma(y)$ , y düğümünün komşularını göstermektedir.

### JACCARD İndeksi

JACCARD indeksi, ortak oluş ağındaki düğüm çiftlerinin ortak komşu sayısının çiftin toplam komşu sayısına oranı olarak tanımlanabilir (Duan ve Guan, 2021: 3755). Bir başka anlatımla JACCARD indeksi ortak komşular indeksinin normalleştirilmiş biçimidir. JACCARD indeksinin (Jaccard, 1901) matematiksel ifadesi Denklem 2’de gösterilmiştir.

$$JACCARD = \frac{|\Gamma(x) \cap \Gamma(y)|}{|\Gamma(x) \cup \Gamma(y)|} \quad (2)$$

### Adamic Adar İndeksi

Adamic Adar indeksi, düğüm çiftinin ortak komşularını ve ortak komşuların komşularının sayısı göz önüne alınarak hesaplanır. Bu benzerlik indeksine göre düğüm çiftinin ortak komşu sayısı yüksek, bu komşuların komşularının sayısı az ise bu düğüm çiftinin gelecekte bağlantı kurma olasılığı yüksektir (Güneş vd., 2016: 154). İki düğüm arasındaki Adamic-Adar benzerliği (Adamic ve Adar, 2003) Denklem 3’te tanımlanmıştır.

$$AA = \sum_{z \in \Gamma(x) \cap \Gamma(y)} \frac{1}{\log(|\Gamma(z)|)} \quad (3)$$

Burada  $z$ ,  $\Gamma(x)$  ve  $\Gamma(y)$ ’nin ortak komşusunu göstermektedir.  $z$  düğümünün kaç düğümle bağlantısının olduğu kısacası düğümünün derecesi, ve düğümlerinin bağlantı oluşturma olasılığının hesaplanmasında dikkate alınır.

### Kaynak Paylaştırma İndeksi (Resource Allocation Index)

Kaynak paylaştırma indeksi, ağda doğrudan bağlantısı olmayan düğüm çiftleri arasındaki bağlantıları ortak komşuları üzerinden hesaplar. Aralarında doğrudan bağlantı olmamasına rağmen bu düğüm çiftleri ortak komşular üzerinden iletim sağlar. Aralarındaki benzerlik birbirlerinden aldıkları kaynaklara göre hesaplanır (Zhou vd., 2009: 627-628). Kaynak Paylaştırma indeksi, Adamic Adar indeksiyle oldukça benzerdir. İki benzerlik ölçütü arasındaki tek fark Adamic Adar indeksinde derecenin logaritması paydada yer alırken Kaynak Paylaştırma indeksinde paydada doğrudan derece yer alır.

Kaynak Paylaştırma indeksi benzerlik ölçütü Denklem 4’te tanımlanmıştır.

$$RA = \sum_{z \in \Gamma(x) \cap \Gamma(y)} \frac{1}{k_z} \quad (4)$$

Burada  $k_z$ ,  $\Gamma(x)$  ve  $\Gamma(y)$ ’nin ortak komşusu olan düğümünün komşularının sayısını göstermektedir.

### Tercihli Bağlantı İndeksi (Preferential Attachment Index)

Tercihli bağlantı indeksine göre bir ağda bir düğümün yüksek dereceli düğümlerle bağlantı kurma olasılığı daha yüksektir. Tercihli Bağlantı İndeksi (Barabasi ve Albert, 1999) Denklem 5’te tanımlanmıştır:

$$PA = k_x k_y \quad (5)$$

Burada  $k_x$ ,  $x$  düğümünün derecesini  $k_y$ ,  $y$  düğümünün derecesini göstermektedir.

### 2.2.3.2 Bağlantı Tahmin Yöntemleri Başarım Değerlendirmesi ve Bağlantı Tahmin Yöntemi Seçimi

Bağlantı tahmin yöntemlerinin doğruluğunu test etmek için mevcutta var olan bağlantılar (E) eğitim seti (ET) ve test seti (EP) olarak rastgele iki bölüme ayrılır. Eğitim seti ve test seti ortak elemanlar içeremez. Matematiksel olarak ifade etmek gerekirse eğitim seti ve test seti birleşimi mevcut bağlantılar kümesini ( $ET \cup EP = E$ ), eğitim seti ve test seti kesişimi ( $ET \cap EP = \emptyset$ ) boş kümeyi ifade eder. Rastgele alt örnekleme doğrulaması yönteminin avantajı, eğitim bölme oranının yineleme sayısına bağlı olmamasıdır (Lü ve Zhou, 2011: 3).

Bu çalışmada bağlantı tahmin yöntemlerinin başarılarını değerlendirmek için ROC eğrisinin altında kalan alan (Area Under the ROC Curve, AUC) değerlendirme ölçütü kullanılmıştır.

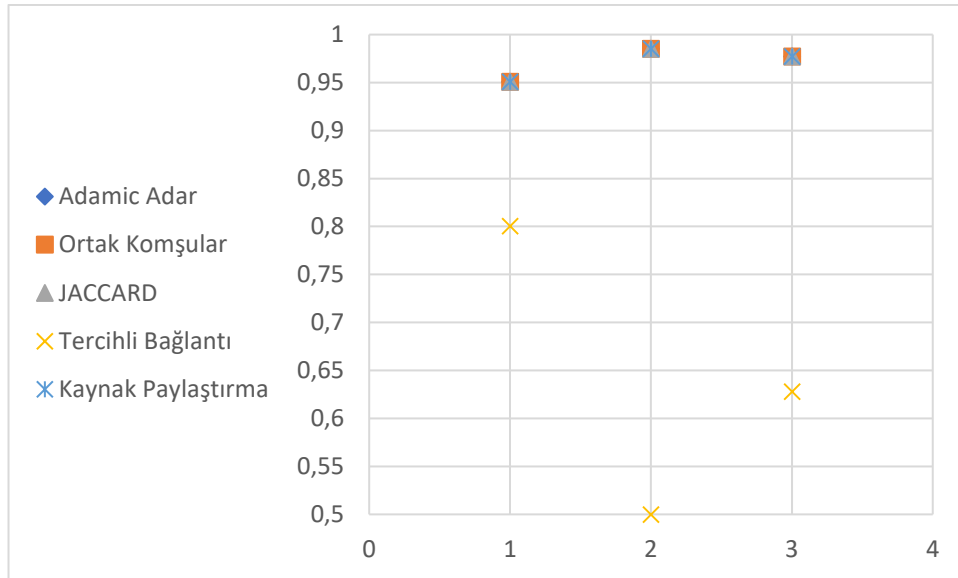
ROC eğrisi (Hanley ve McNeil, 1982), Y eksenindeki doğru pozitif oran / duyarlılık ile X eksenindeki yanlış pozitif oran (1-Seçicilik) arasındaki grafiklerdir. ROC eğrisinin altındaki alan, eğrinin altındaki tüm yamukları toplayan yamuk kuralı (trapezoidal rule) kullanılarak hesaplanan 0 ile 1 arasında tek noktalı özet istatistiklerdir (Kumar vd., 2020: 22). AUC değeri, test setinde rastgele seçilen bir bağlantının skor değerinin, rastgele seçilen var olmayan bağlantının skor değerinden büyük olma olasılığı olarak tanımlanabilir. Test setinde rastgele seçilen bir bağlantının skor değeri, rastgele seçilen var olmayan bağlantının skor değerinden büyükse 1 puan, iki taraf eşit ise 0,5 eklenir (Lu ve Zhou, 2011: 4). AUC değeri, Denklem 6'da yer alan formüle göre hesaplanmaktadır:

$$AUC = \frac{n' + 0.5n''}{n} \quad (6)$$

Burada , test kümesindeki bağlantıların benzerlik değerinin var olmayan bağlantının benzerlik değerinden kaç kez daha büyük olduğunu, test kümesindeki bağlantıların benzerlik değerinin var olmayan benzerlik değerine kaç kez eşit olduğunu ve n toplam karşılaştırma sayısını göstermektedir.

Teknoloji yakınsama sürecini analiz etmek için Periyot 1 (2015-2017), Periyot 2 (2018-2019) ve Periyot 3'e (2020-2021) ait IPC ortak oluş ağlarında Ortak Komşular, Adamic Adar, JACCARD, Tercihli Bağlantı ve Kaynak Paylaştırma bağlantı tahmin indeksleri hesaplanmıştır. Bu indekslere göre oluşturulan teknoloji yakınsama modellerinden en doğru tahmin sonucunu veren indeksi bulmak için AUC başarımlarını değerlendirme ölçütü kullanılmıştır. İlk olarak IPC ortak oluş ağı %80 eğitim ve %20 test seti olarak ayrılmıştır. AUC değerleri hesaplanmıştır.

Şekil 3'te teknoloji yakınsaması analizinde 2015'ten 2021 yılına kadar oluşturulan üç periyoda ait bağlantı tahmin modellerinin AUC başarımları gösterilmektedir. AUC sonuçlarına göre bağlantı tahmin modellerinin bu çalışma kapsamında oluşturulan IPC ortak oluş ağlarında bağlantı tahmin başarımları karşılaştırılmıştır. AUC analizi sonuçları incelendiğinde en düşük doğruluk değerinin Tercihli Bağlantı indeksi tarafından üretildiği görülmektedir. Tercihli Bağlantı indeksi çoğu ağda en kötü performansı göstermektedir. Zhou vd. (2009), Lü ve Zhou (2011) ve Kumar vd. (2020)'nin çalışmalarında belirttiği gibi Tercihli Bağlantı İndeksi yalnızca düğümlerin derecelerine göre hesaplandığı için hesaplama süresinin az olması ve diğer indekslere göre daha az bilgi gerektirdiğinden bağlantı tahmininde kullanılmaktadır. Adamic Adar, Ortak Komşular, JACCARD ve Kaynak Paylaştırma indekslerinin doğruluk değerleri birbirine çok yakın sonuçlar vermiştir. AUC analizi sonuçları göz önüne alınarak, Bilgi Yönetimi ve Yapay zekâ alanları arasındaki teknoloji yakınsamasını analiz etmek için en yüksek doğruluk değerine sahip Ortak Komşular indeksi seçilmiştir.



**Şekil 3: Bağlantı Tahmin İndekslerinin AUC Değerleri**



#### 2.2.4 Teknoloji Yakınsaması Tahmin Ağının Oluşturulması

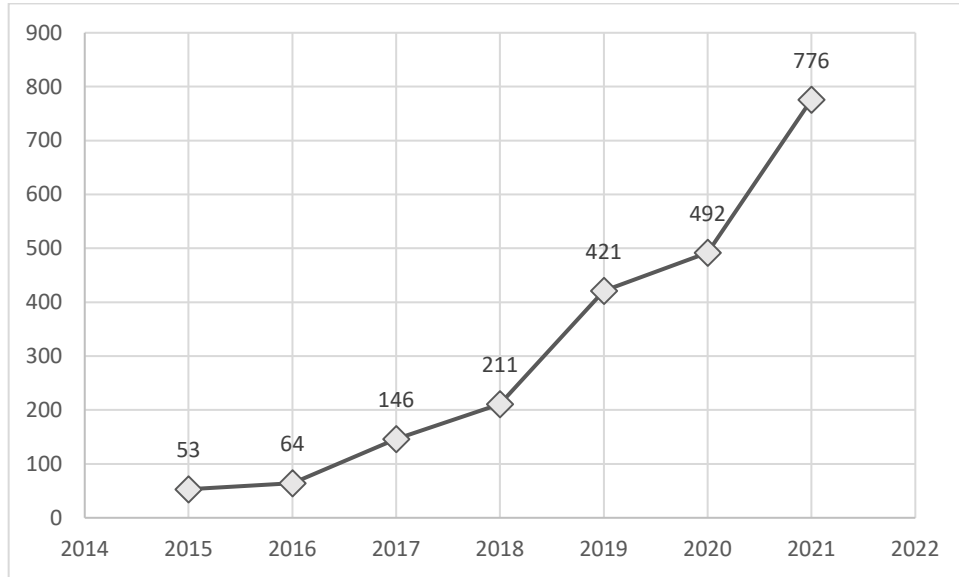
Seçilen bağlantı tahmini indeksi Periyot 3 (2020-2021) IPC ortak oluş ağına uygulanarak bağlantı tahmini yapılmıştır. Bağlantı tahmini sonucunda *tahmin ağı* oluşturulmuştur. Oluşturulan tahmin ağı 134 düğüm ve 1322 bağlantıdan oluşmaktadır. Bu ağın yorumlanmasını kolaylaştırmak için topluluk tespiti (community detection) yöntemlerinden biri olan Louvain Algoritması kullanılmıştır. Bu algoritma sonucunda tespit edilen toplulukların temalarını belirleyebilmek için her bir topluluğa konu modelleme (topic modelling) yapılarak alt alanların temaları belirlenmiştir.

Konu modelleme, belgelerdeki kelime kullanım kalıplarını keşfetmek ve benzer kalıpları paylaşan belgeleri bir araya getirmek için kullanılan bir yöntemdir (Alghamdi ve Alfalqi, 2015: 147). Konu modelleme algoritmaları, orijinal metinlerdeki kelimeleri analiz ederek metinlerdeki temaları, bu temaların birbirleriyle olan bağlantılarını ve zaman içinde bu bağlantıların nasıl değiştiklerini ortaya koymaya çalışan istatistiksel yöntemlerdir. Bu yöntem, belgelerin etiketlenmesine veya açıklanmasına ihtiyaç duymadan orijinal metinlerin analizinden konuları ortaya çıkarır. Konu modelleme, elektronik arşivleri insan açıklamasıyla mümkün olmayacak bir ölçekte düzenlenmesini ve özetlenmesini sağlar (Blei, 2012: 77). Bu çalışmada konu modellemesi yapmak için BERTopic (Grootendorst, 2020) algoritması kullanılmıştır. BERTopic diğer konu modelleme yöntemlerine göre bağlamın yakalanması ve analiz sürecine dahil edilmesi konusunda daha başarılıdır (Özçınar ve Öztürk, 2023: 337). Bu nedenle çalışmada BERTopic tercih edilmiştir.

### 3.BULGULAR

#### 3.1 Tanımlayıcı İstatistikler

Patentscope veri tabanında 2015-2021 yılları arasında elde edilen patent verilerinin yıllara göre dağılımı incelendiğinde, bilgi yönetimi ve yapay zekâ alanlarını kapsayan patent sayısının 2018 yılından sonra önemli bir artış gösterdiği görülmektedir (bkz. Şekil 4).



**Şekil 4: 2015-2021 Yılları Arasındaki Patent Sayısı**

Çalışmaya dahil edilen patentlerin ülkelere göre dağılımı incelendiğinde ilk sırada Çin'in (n=1,519, %75) ve ikinci sırada ABD'nin (n=277, %13) yer aldığı görülmektedir. İlk 10 ülkeye ait patent sayıları Tablo 1'de gösterilmiştir.

**Tablo 1: Ülkelere Göre Patent Sayısı**

Ülke	Patent Sayısı	Oran
Çin	1519	75.76%
ABD	277	13.82%
Hindistan	60	2.99%
Güney Kora	59	2.94%
Avustralya	24	1.20%
Kanada	18	0.90%
Japonya	15	0.75%
Rusya	12	0.60%
Malezya	5	0.25%
İngiltere	5	0.25%

### 3.2 IPC Ortak Oluş Aşının Analizine İlişkin Bulgular

Periyot 1 (2015-2021), Periyot 2 (2018-2019) ve Periyot 3 (2020-2021) arasında en yüksek derece merkeziliğine sahip ilk 20 IPC kodu Tablo 2’de gösterilmektedir. Her periyota ait IPC kodlarının derece merkeziliği değerleri renk çubuğuyla belirtilmiştir. *G06N 3/04* ve *G06N 3/08* IPC kodlarının derece merkeziliği en çok artan düğümler olduğu görülmektedir.

**Tablo 2: Yüksek Derece Merkeziliğine Sahip İlk 20 IPC Kodu**

		2015-2017	2018-2019	2020-2021
G06N 3/04	-			
G06N 3/08	-			
G06F 40/30	-			
G06F 16/36	-			
G06K 9/62	-			
G06F 16/332	-			
G06F 16/33	-			
G06F 16/35	-			
G06F 40/295	-			
G06F 40/289	-			
G06N 20/00	-			
G06N 5/02	-			
G06N 5/04	-			
G06K 9/00	-			
G06F 40/211	-			
G06F 40/216	-			
G16H 50/20	-			
G06F 40/279	-			
G06F 40/242	-			
G06F 40/284	-			

Arasındalık merkeziliğine göre IPC kodları incelendiğinde *G06N 3/08* IPC kodunun zamanla arasındalık merkeziliği artış göstererek son periyotta en yüksek arasındalık merkeziliği değerine sahiptir. *G06N 20/00* ilk periyotta en yüksek arasındalık merkeziliğine sahipken zamanla arasındalık merkeziliği azalmıştır (bkz. Tablo 3).

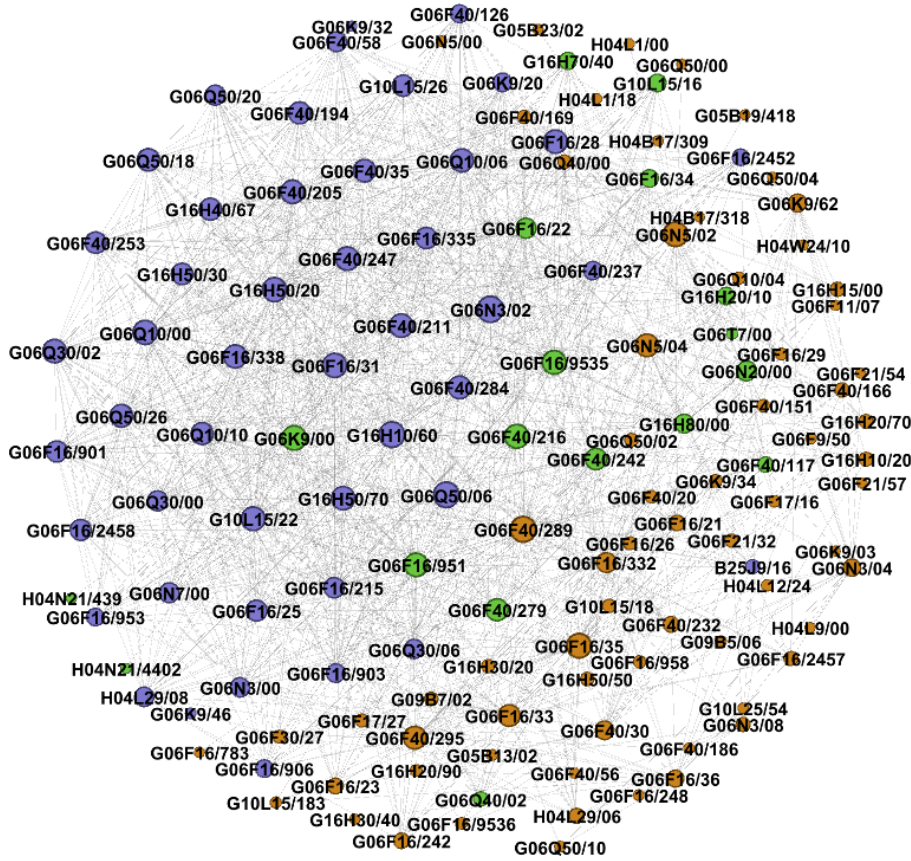
Derece merkeziliğinin gösterildiği Tablo 2’de olduğu gibi G06N 3/04, G06K 9/62 ve G06F 40/30 IPC kodları tüm periyotlarda popülerliğini korumuş ve farklı arasındalık merkeziliği değerlerini almıştır.

**Tablo 3: Yüksek Arasındalık Merkeziliğine Sahip İlk 20 IPC Kodu**

		2015-2017	2018-2019	2020-2021
G06N 3/08	-			
G06N 20/00	-			
G06N 3/04	-			
G06K 9/62	-			
G06N 5/02	-			
G06F 16/36	-			
G06F 40/30	-			
G06K 9/00	-			
G06N 5/04	-			
G16H 50/20	-			
G06F 16/332	-			
H04L 12/24	-			
H04L 29/08	-			
G10L 15/26	-			
G06Q 10/06	-			
G10L 15/22	-			
G16B 40/00	-			
G06F 30/20	-			
H04L 29/06	-			
G06F 40/35	-			

### 3.2 Öngörülen Teknoloji Yakınsaması Alt Alanları

Periyot 3 (2020-2021) IPC ortak oluş ağına bağlantı tahmin yöntemi uygulanarak elde edilen tahmin ağı bilgi yönetimi ve yapay zekâ alanları arasındaki teknoloji yakınsamasını göstermektedir. Gelecekte yakınsama göstermesi beklenen bu teknoloji alanlarının olası bağlantıları topluluk tespiti ve konu modelleme yöntemleriyle analiz edilmiştir. İlk olarak teknoloji yakınsaması tahmin ağındaki toplulukları tespit etmek için Louvain Algoritması uygulanmıştır. Bu algoritmanın uygulanması sonucunda ağda üç topluluk olduğu gözlemlenmiştir. Teknoloji yakınsaması tahmin ağı görseli Şekil 5’te gösterilmektedir. Toplulukların temalarının belirlenebilmesi için her bir toplulukta kümeleme katsayısı en yüksek olan ilk on IPC kodu seçilmiştir. Seçilen IPC kodlarının yer aldığı patentlerin özet bilgileri elde edilmiştir. Bu özet verilerine BERTopic algoritması uygulanarak konu modelleme analizi yapılmıştır. Böylelikle öngörülen teknolojik alanlarla ilgili temalar belirlenmiş ve bu temalarda en sık kullanılan kelimeler sunulmuştur.



Şekil 5: Teknoloji Yakınsaması Tahmin Ağı

Konu modelleme analizi sonucuna göre her toplulukta üç konu belirlenmiştir. Bu konulardaki patent sayıları ve en sık kullanılan kelimeler Tablo 4'te verilmiştir. Topluluk 1'de yer alan Konu 1 en fazla patent belgesini içermektedir ve "bilgi, veri, enformasyon, yöntem, kullanıcı, göre, icat, hedef, taban, graf" kelimelerinden oluşmaktadır. Topluluk 2'de yer alan Konu 1 ise 44 patent belgesiyle bu toplulukta en fazla patent belgesini içeren konudur. Konu 1 "bilgi, veri, yöntem, bilgi tabanı, temel, soru, enformasyon, çizge, cevap, tabanlı" kelimelerinden oluşmaktadır. Topluluk 3'te bulunan Konu 1 ise "bilgi, yöntem, veri, enformasyon, göre, varlık, icat, tabanlı, metin, model" kelimelerinden oluşmaktadır. Bu konu altında 71 patent belgesi yer almaktadır.

Tablo 4: Konu Patent sayısı ve Sık Kullanılan Kelimeler

Topluluk	Konu	Patent Sayısı	Kelimeler
T 1	Konu 1	70	bilgi, veri, enformasyon, yöntem, kullanıcı, göre, icat, hedef, taban, graf
	Konu 2	62	metin, varlık, yöntem, çıkarma, enformasyon, bilgi, model, veri, tabanlı, belge
	Konu 3	52	sağlık, enformasyon, veri, bilgi, görüntü, hasta, teşhis, ilaç, yöntem, tabanlı
T 2	Konu 1	44	bilgi, veri, yöntem, bilgi tabanı, temel, soru, enformasyon, graf, cevap, tabanlı
	Konu 2	40	veri, yöntem, model, bilgi, kontrol, tabanlı, ağ, özellik, hata, bilgi tabanı
	Konu 3	12	son, bilgi, öğrenme, üst, bilişsel, ağ, veri, bulut, zeka, son sunum
T 3	Konu 1	71	bilgi, yöntem, veri, enformasyon, göre, varlık, icat, tabanlı, metin, model
	Konu 2	33	soru, cevap, kullanıcı, hizmet, bilgi, modül, taban, bilgi tabanı, yöntem, diyalog
	Konu 3	24	öğrenme, bilgi, zeka, yapay zekâ, birim, yapay, kullanıcı, öğretme, eğitim, enformasyon

#### 4. SONUÇ

Bu çalışmada, patent verilerine ağ analizi, bağlantı tahmini ve konu modelleme yöntemleri uygulanarak bilgi yönetimi ve yapay zekâ alanları arasındaki teknoloji yakınsaması incelenmiştir. Bilgi yönetimi ve yapay zekâ alanlarının ilişkilerini incelemek için ağ analizi yöntemi kullanılmıştır. Alanlar arasındaki teknoloji yakınsamasını öngörmek için IPC kodu ortak oluşu ağ kullanılarak bağlantı tahmini yapılmıştır.

Bilgi yönetimi ve yapay zekâ arasındaki teknoloji yakınsaması, her iki alanı içeren patentler kullanılarak ortaya çıkarılmıştır. Her iki alana karşılık gelen anahtar kelimeleri içeren arama sorgusu Patentscope veri tabanında uygulanmıştır. 2015-2021 yılları arasında kapsayan patent verileri elde edilmiştir. Elde edilen patent sayılarının zamana göre değişimi incelendiğinde 2018 yılından sonra patent sayısında artış olduğu görülmektedir.

Patentlerin ülkelere göre dağılımı incelendiğinde en çok patentin Çin'e ait olduğu görülmektedir. Ülke kısmı Çin olarak belirtilmiş patentlerin toplam patentlerin %75'ini oluşturduğu görülmektedir. İkinci sırada ABD (%13) yer almaktadır. WIPO (2019) raporuna göre yapay zekâ alanından en fazla patent başvurusu yapan ülkeler Çin ve ABD'dir. Yine bu rapora göre 2013 yılından 2016 yılına kadar yapay zekâ alanında gerçekleştirilen patent başvurularının yüzde 20'den fazlası Çin'e ait kuruluşlar tarafından yapıldığı belirtilmektedir.

Bilgi yönetimi ve yapay zekâ arasındaki mevcut durumdaki teknoloji yakınsaması ağ analizi yöntemiyle ortaya çıkarılmıştır. Patent IPC ortak oluşu ağları Periyot 1 (2015-2017), Periyot 2 (2018-2019) ve Periyot 3 (2020-2021) olarak incelendiğinde *sinir ağı mimarisi ve sinir ağı öğrenme yöntemleri* popüler teknoloji alanları olarak ortaya çıkmaktadır. *Makine öğrenimi, veri tabanında yapılandırılmamış veya ham metin verilerinin alınması, kuruluşlarda zaman yönetimi, proje yönetimi veya bilgisayar kullanarak üretim planlama, bakım faaliyetlerinin planlanması ve doğal dil işleme* konuları ana teknoloji alanları olarak Periyot 1'de ortaya çıkmıştır. Bu teknoloji alanlarının, ana köprü görevi gördüğü ya da başka bir anlatımla alandaki pek çok yeniliğin bu alanlarla bir şekilde ilgili olduğu görülmektedir. Zamanla bu teknoloji alanları değişim göstererek Periyot 2 ve Periyot 3'e bakıldığında *sinir ağı öğrenme yöntemleri ve makine öğrenimi* ana teknoloji alanı olarak tespit edilmektedir. Son dönem incelendiğinde arasındalık merkeziliği bakımından öne çıkan düğüm sayısının azaldığı alandaki yeniliklerin belirli alanlarda toplanmadığı görülmektedir.

Bilgi yönetimi ve yapay zekâ arasındaki teknoloji yakınsaması bağlantı tahmini yöntemiyle öngörülmüştür. Yapılan analizler sonucunda bilgi yönetimi ve yapay zekâ alanlarının teknoloji yakınsaması üç alt alanda olmak üzere incelenebilir. Bu alt alanlardan ilki bilgi grafiği kullanılarak sağlık alanında ilaç ve tedavi öneri sistemleridir. Birçok sağlık uygulaması, bilgi yönetimi ve yapay zekâ teknolojilerinin birleşiminden yararlanarak hasta sağlığına daha iyi hizmet etmek için çalışmaktadır. Bu uygulamalar, veri madenciliği, yapay zekâ, makine öğrenmesi ve bilgi yönetimi tekniklerini kullanarak hastalık tanısı ve tedavi önerileri için daha doğru ve güncel bilgiler sağlayabilirler. Son dönemde sağlık alanındaki çalışmalar incelendiğinde bu çalışmada ortaya konulan öngörüye uygun bir biçimde bilimsel çalışmalarda bilgi grafiklerinin kullanımının başladığı görülmektedir. Örneğin Phan vd. (2022), tıbbi teşhis karar verme sürecini geliştirmek amacıyla bir sağlık bilgi yönetim sistemi önermişlerdir. Bu sistem, büyük veri ve yapay zeka alanındaki önemli unsurları bir araya getirerek bilgi keşfini sağlamak için makine öğrenme algoritmalarını kullanmaktadır. Bu çalışma, tıbbi teşhis için makine öğrenme modellerini uygulayarak bilgiden etkin bir şekilde faydalandığını göstermektedir. Tıbbi teşhislerin yanı sıra sağlık yönetimi hizmetlerinin geliştirilmesi ve sağlık sorunlarının daha iyi ele alınması için bilgi ağı oluşturulması da sağlık teknolojileri alanında tartışılmaktadır (Abu-Salih vd., 2023: 1-32). Örneğin Huang vd. (2019) sağlık hizmetleri yönetiminin gelişimini destekleyen bir sağlıklı beslenme bilgi ağı oluşturma modeli önermişlerdir. Model, gıda ve tıbbi bilgilerin ilişkisini sağlayarak bilginin kullanılabilirliğini artırmaktadır. Benzer şekilde Chi vd. (2018) sağlıklı beslenme bilgi ağı geliştirmişlerdir. Oluşturulan bilgi ağı, kullanıcılara daha fazla boyuttan sağlık bilgisi sağlamaktadır. Böylelikle kullanıcılara sağlıklı beslenme önerisi sunulmakta ve sağlıklı davranışlar teşvik edilmektedir.

Araştırma bulgularına göre yapay zeka ve bilgi yönetimi alanları arasındaki teknoloji yakınsaması süreci sonucunda ortaya çıkması beklenen ikinci alt alan bilgi grafiği kullanılarak donanımsal sistemlerin yönetilmesi ve hata öngörülmesidir. Donanım sistemleri, fabrikalarda ve diğer endüstriyel ortamlarda büyük önem taşır. Bu sistemlerin düzgün bir şekilde yönetilmesi, üretkenliği ve verimliliği artırabilir ve aynı zamanda hataların ve arızaların önlenmesine yardımcı olabilir. Bu bağlamda, bilgi yönetimi ve yapay zekâ teknolojileri, donanım

sistemlerinin yönetimi ve hata öngörülmesi için kullanılabilir. Örneğin, sensör verilerinin toplanması, makine öğrenmesi ve diğer veri analizi teknikleri kullanılarak donanım sistemlerindeki arızalar ve hatalar önceden tespit edilebilir. Bu sayede sistemlerin düzgün bir şekilde çalışması sağlanarak arızaların önlenmesi ve üretkenliğin artırılması mümkün olabilir. Bu konudaki öncü bilimsel çalışmalardan biri Cao (2018) tarafından gerçekleştirilmiştir. Cao (2018) anlamsal ağ teknolojilerini kullanarak sanayide birçok alanda kullanılması için akıllı durum izleme sistemi önermiştir. Ontolojik çerçeveye dayanan bu sistem üretim süreçlerindeki hata durumlarını tespit edebilecek ve teşhis ve önleyici bakım gibi görevler için uygun karar desteği sağlayabilmektedir. Bir diğer çalışmada ise Zhou vd. (2022), alana özgü endüstri bilgi ağı önermişlerdir. Bu bilgi ağı sayesinde kullanıcılar alan bilgisini hızlı bir şekilde anlayabilmekte hataların nedenlerini ve çözümünü anlayarak saha koşullarına göre uygun çözümü seçebilmektedir. Ayrıca kullanıcılar, bilgi ağı aracılığıyla süreçteki olayların nedenini ve iyileştirilmesini inceleyebilir. Ayrıca bunların etkisini görüntüleyebilir ve eylemin etkisini de öğrenebilir.

Araştırma bulgularına göre ortaya çıkması olası üçüncü alt alan zeki soru cevap ve eğitim sistemleridir. Bilgi yönetimi ve yapay zekâ teknolojileri, zeki soru-cevap sistemlerinin ve eğitim uygulamalarının geliştirilmesi için de kullanılabilir. Bilimsel alanyazın incelendiğinde 2010'dan sonra bu konudaki çalışmaların artmaya başladığı görülmektedir. Bu konudaki öncü araştırmalardan birinde Li ve Zhao (2021), alana özgü bilgi ağına dayalı zeki soru-cevap sistemi oluşturmuşlardır. Bir diğer çalışmada Knobloch vd. (2018), öğrenci etkileşimini içerik sunumu ile paralel hale getirerek öğrenci katılımını artırmayı amaçlayan bağlama duyarlı bir soru-cevap öğretim çerçevesini tanıtmışlardır. Bu çalışmada öğretim bağlamını dikkate alarak öğrenci etkileşimini destekleyen bir bilgi havuzu oluşturulmuştur. Bu bilgi havuzu, öğrencilerin yaklaşan sınavlara hazırlanmaları için kullanılabilmesi gibi aynı zamanda öğretmenler tarafından öğretim içeriklerini optimize etmek amacıyla da kullanılabilir. Yaklaşımın uygulanması sonucunda öğrenci katılımında artış sağlanması ve bu artışın özellikle aktif öğrenciler için sınav performansında olumlu bir etki yaratması belirtilmektedir. Bu bağlamda, bu çalışma bilgi yönetimi ve zeki soru-cevap sistemlerinin eğitimdeki rolünü vurgulayarak öğrenci başarısını artırmaya odaklanmaktadır.

Bilgi yönetimi ve yapay zeka teknolojilerinin birleşmesiyle oluşan bu alt alanda üretilecek teknolojilerin, büyük dil modellerinin kullanımı, zeki soru cevap sistemleri ve eğitim sistemlerini daha etkili ve verimli hale getirmesi beklenebilir. Büyük dil modelleri, geniş bir veri kümesi üzerinde eğitildikleri için genel dil anlama yetenekleri ve bilgi erişimi sağlarlar. Bu da daha iyi bir soru-cevap deneyimi ve kişiselleştirilmiş eğitim sunumu sağlayabilir. Örneğin, chatGPT gibi büyük dil modelleri geniş bir dil bilgisi ve metin anlama kapasitesine sahiptir. Eğitim sistemlerinde büyük dil modelleri öğrencilere bireyselleştirilmiş öğrenme materyalleri sunmak için kullanılabilir. Bu modeller, öğrencilerin öğrenme düzeyini ve ihtiyaçlarını analiz edebilir ve daha sonra öğrenciye uygun içerikler ve ödevler önerebilir. Örneğin, bir dil öğrenme platformunda, büyük bir dil modeli, öğrencinin seviyesini değerlendirerek özelleştirilmiş dil pratikleri ve kelime öğrenme önerileri sunabilir. Büyük dil modelleri ayrıca eğitim materyallerini otomatik olarak üretebilme yetenekleri sayesinde eğitimcileri destekleyebilir. Öğretmenler, büyük dil modellerini kullanarak öğrenciler için test soruları, ödevler veya öğrenme materyalleri oluşturabilirler.

Bu çalışmada günümüzün hızla değişen bilgi ve teknoloji ortamında bilgi yönetimi ve yapay zekâ alanlarının yakınsama süreci ve bu süreç sonucunda ortaya çıkması olası teknoloji geliştirme alanları ortaya konulmaya çalışılmıştır. Bilgi yönetimi sürecinde verilerin anlamlı hale getirilmesi, doğru analiz edilmesi, uygun şekilde depolanması ve bu verilerden faydalı bilgilerin elde edilmesi kritik öneme sahiptir. Bu bağlamda yapay zekâ teknolojileri bilgi yönetimi sürecinde organizasyonlar ve bireyler tarafından verimli ve etkili bir şekilde kullanılabilir. Derin öğrenme, makine öğrenmesi, doğal dil işleme, Nesnelerin İnterneti, bilgi grafikleri ve diğer teknolojiler bu süreçte kullanılan araçlar arasında yer almaktadır.

Bu çalışmada bazı sınırlılıklar bulunmaktadır. İlk olarak, bu çalışmada kullanılan veriler sadece Patentscope veri tabanından elde edilmiştir. Bu nedenle, diğer veri kaynaklarından elde edilen verilerin analizi bulguları daha bütüncül görülmelerini sağlayabilir. İkinci olarak çalışma kapsamında sadece İngilizce veriler analiz edilmiştir. Farklı dillerdeki verilerin analize dahil edilmesi farklı sonuçlar verebilir. Son olarak bu çalışmanın yaklaşımı farklı teknikler veya farklı bağlantı tahmin indeksleri kullanılarak daha da geliştirilebilir. Örneğin, bu çalışmada benzerlik tabanlı indeksler kullanılarak bağlantı tahmini yapılmıştır. Farklı indeksler kullanılarak bağlantı tahmini yapılması farklı yakınsama sonuçları öngörülebilir.

#### KAYNAKÇA

- Abu-Salih, B., Al-Qurishi, M., Alweshah, M., Al-Smadi, M., Alfayez, R., & Saadeh, H. (2023). Healthcare knowledge graph construction: A systematic review of the state-of-the-art, open issues, and opportunities. *Journal of Big Data*, 10(1), 81.
- Adamic, L. A., & Adar, E. (2003). Friends and neighbors on the web. *Social networks*, 25(3), 211-230.
- Akhavan, P., Ebrahim, N. A., Fetрати, M. A., & Pezeshkan, A. (2016). Major trends in knowledge management research: a bibliometric study. *Scientometrics*, 107(3), 1249-1264.
- Alghamdi, R., & Alfalqi, K. (2015). A survey of topic modeling in text mining. *Int. J. Adv. Comput. Sci. Appl. (IJACSA)*, 6(1).
- Al-Taie, M. Z., and Kadry, S. (2017). *Python for Graph and Network Analysis*, Cham: Springer International Publishing.
- Avdeenko, T. V., Makarova, E. S., & Klavuts, I. L. (2016, October). Artificial intelligence support of knowledge transformation in knowledge management systems. In *2016 13th International Scientific-Technical Conference on Actual Problems of Electronics Instrument Engineering (APEIE)* (Vol. 3, pp. 195-201). IEEE.
- Barabási, A. L., & Albert, R. (1999). Emergence of scaling in random networks. *science*, 286(5439), 509-512.
- Begler, A., & Gavrilova, T. (2018). *Artificial intelligence methods for knowledge management systems* (No. 15106).
- Blei, D. M. (2012). Probabilistic topic models. *Communications of the ACM*, 55(4), 77-84.
- Borgatti, S. P., Everett, M. G., & Johnson, J. C. (2018). *Analyzing social networks*. Sage.
- Cao, Q. (2018). Semantic Technologies for the Modeling of Condition Monitoring Knowledge in the Framework of Industry 4.0. In *EKAW (Doctoral Consortium)*.
- Chi, Y., Yu, C., Qi, X., & Xu, H. (2018). Knowledge management in healthcare sustainability: a smart healthy diet assistant in traditional Chinese medicine culture. *Sustainability*, 10(11), 4197.
- Curran, C. S., & Leker, J. (2011). Patent indicators for monitoring convergence—examples from NFF and ICT. *Technological Forecasting and Social Change*, 78(2), 256-273.
- Devadas, T. J., & Ganesan, R. (2012). Intelligent Agent-Based Knowledge Management and Knowledge Discovery. *International Journal of Advanced Research in Computer Science*, 3(2).
- Desmarais, B. A., & Cranmer, S. J. (2012). Statistical inference for valued-edge networks: The generalized exponential random graph model. *PLoS one*, 7(1), e30136.
- Duan, Y., & Guan, Q. (2021). Predicting potential knowledge convergence of solar energy: bibliometric analysis based on link prediction model. *Scientometrics*, 126(5), 3749-3773.
- Feng, S., & Law, N. (2021). Mapping Artificial Intelligence in Education Research: a Network-based Keyword Analysis. *International Journal of Artificial Intelligence in Education*, 31(2), 277-303.
- Feng, S., An, H., Li, H., Qi, Y., Wang, Z., Guan, Q., ... & Qi, Y. (2020). The technology convergence of electric vehicles: Exploring promising and potential technology convergence relationships and topics. *Journal of Cleaner Production*, 260, 120992.
- Freeman, W. J. (1979). Nonlinear dynamics of paleocortex manifested in the olfactory EEG. *Biological Cybernetics*, 35(1), 21-37.
- Gaviria-Marin, M., Merigó, J. M., & Baier-Fuentes, H. (2019). Knowledge management: A global examination based on bibliometric analysis. *Technological Forecasting and Social Change*, 140, 194-220.
- Grootendorst, M. (2020). BERTopic: Leveraging BERT and c-TF-IDF to Create Easily Interpretable Topics. Zenodo. doi:10.5281/zenodo.4381785.
- Guan, Q., An, H., Gao, X., Huang, S., & Li, H. (2016). Estimating potential trade links in the international crude oil trade: A link prediction approach. *Energy*, 102, 406-415.
- Gulavani, S. S., & Joshi, M. (2011). Knowledge Management using Artificial Intelligence Techniques. In *Proceedings of the 5th National Conference; INDIACOM-2011. Computing for Nation Development, March* (pp. 10-11).

- Gupta, B., Iyer, L. S., & Aronson, J. E. (2000). Knowledge management: practices and challenges. *Industrial management & data systems*.
- Güneş, İ., Gündüz-Öğüdücü, Ş., & Çataltepe, Z. (2016). Link prediction using time series of neighborhood-based node similarity scores. *Data Mining and Knowledge Discovery*, 30(1), 147-180.
- Hanley, J. A., & McNeil, B. J. (1982). The meaning and use of the area under a receiver operating characteristic (ROC) curve. *Radiology*, 143(1), 29-36.
- He, C., Shi, F., & Tan, R. (2022). A synthetical analysis method of measuring technology convergence. *Expert Systems with Applications*, 118262.
- Houari, N., & Far, B. H. (2004, August). Application of intelligent agent technology for knowledge management integration. In *Proceedings of the Third IEEE International Conference on Cognitive Informatics, 2004*. (pp. 240-249). IEEE.
- Huang, L., Yu, C., Chi, Y., Qi, X., & Xu, H. (2019, February). Towards smart healthcare management based on knowledge graph technology. In *Proceedings of the 2019 8th International Conference on Software and Computer Applications* (pp. 330-337).
- Iakovidou, N., Symeonidis, P., & Manolopoulos, Y. (2010, November). Multiway spectral clustering link prediction in protein-protein interaction networks. In *Proceedings of the 10th IEEE International Conference on Information Technology and Applications in Biomedicine* (pp. 1-4). IEEE.
- Jaccard, P. (1901). Étude comparative de la distribution florale dans une portion des Alpes et des Jura. *Bull Soc Vaudoise Sci Nat*, 37, 547-579.
- Jalili, M., Orouskhani, Y., Asgari, M., Alipourfard, N., & Perc, M. (2017). Link prediction in multiplex online social networks. *Royal Society open science*, 4(2), 160863.
- Jallow, H., Renukappa, S., & Suresh, S. (2020, December). Knowledge management and artificial intelligence (AI). In *ECKM 2020 21st European Conference on Knowledge Management* (p. 363). Academic Conferences International Limited.
- Jarrahi, M. H., Askay, D., Eshraghi, A., & Smith, P. (2023). Artificial intelligence and knowledge management: A partnership between human and AI. *Business Horizons*, 66(1), 87-99.
- Jeong, S., Kim, J. C., & Choi, J. Y. (2015). Technology convergence: What developmental stage are we in?. *Scientometrics*, 104, 841-871.
- Jung, S., Kim, K., & Lee, C. (2021). The nature of ICT in technology convergence: A knowledge-based network analysis. *Plos one*, 16(7), e0254424.
- Kim, J., Kim, S., & Lee, C. (2019). Anticipating technological convergence: Link prediction using Wikipedia hyperlinks. *Technovation*, 79, 25-34.
- Knobloch, J., Kaltenbach, J., & Bruegge, B. (2018, May). Increasing student engagement in higher education using a context-aware Q&A teaching framework. In *Proceedings of the 40th International Conference on Software Engineering: Software Engineering Education and Training* (pp. 136-145).
- Kumar, A., Singh, S. S., Singh, K., & Biswas, B. (2020). Link prediction techniques, applications, and performance: A survey. *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications*, 553, 124289.
- Lei, C., & Ruan, J. (2013). A novel link prediction algorithm for reconstructing protein-protein interaction networks by topological similarity. *Bioinformatics*, 29(3), 355-364.
- Lei, Z., & Wang, L. (2020). Construction of organisational system of enterprise knowledge management networking module based on artificial intelligence. *Knowledge Management Research & Practice*, 1-13
- Li, G., & Zhao, T. (2021, November). Approach of intelligence question-answering system based on physical fitness knowledge graph. In *2021 4th international conference on robotics, control and automation engineering (RCAE)* (pp. 191-195). IEEE.
- Liben-Nowell, D., & Kleinberg, J. (2003, November). The link prediction problem for social networks. In *Proceedings of the twelfth international conference on Information and knowledge management* (pp. 556-559).



- Liu, N., Shapira, P., & Yue, X. (2021). Tracking developments in artificial intelligence research: Constructing and applying a new search strategy. *Scientometrics*, 126(4), 3153-3192.
- Lü, L., & Zhou, T. (2011). Link prediction in complex networks: A survey. *Physica A: statistical mechanics and its applications*, 390(6), 1150-1170.
- Martínez, V., Berzal, F., & Cubero, J. C. (2016). A survey of link prediction in complex networks. *ACM computing surveys (CSUR)*, 49(4), 1-33.
- Nemati, H. R., Steiger, D. M., Iyer, L. S., & Herschel, R. T. (2002). Knowledge warehouse: an architectural integration of knowledge management, decision support, artificial intelligence and data warehousing. *Decision Support Systems*, 33(2), 143-161.
- Newman, M. (2010) *Networks: An Introduction*. Oxford University Press, Oxford.
- Newman, M. E. (2001). Clustering and preferential attachment in growing networks. *Physical review E*, 64(2), 025102.
- Özçınar, H. (2015). Mapping teacher education domain: A document co-citation analysis from 1992 to 2012. *Teaching and Teacher Education*, 47, 42-61.
- ÖZÇINAR, H., & ÖZTÜRK, T. (2022). Eğitim bilimleri çalışmalarında kullanılan ağ yaklaşımının kavramsal haritalanması. *Pamukkale Üniversitesi Eğitim Fakültesi Dergisi*, 1-23.
- Pai, R. Y., Shetty, A., Shetty, A. D., Bhandary, R., Shetty, J., Nayak, S., ... & D'souza, K. J. (2022). Integrating artificial intelligence for knowledge management systems—synergy among people and technology: a systematic review of the evidence. *Economic Research-Ekonomska Istraživanja*, 1-23.
- Pavlov, M., & Ichise, R. (2007). Finding experts by link prediction in co-authorship networks. *FEWS*, 290, 42-55.
- Phan, A. C., Phan, T. C., & Trieu, T. N. (2022). A systematic approach to healthcare knowledge management systems in the era of big data and artificial intelligence. *Applied Sciences*, 12(9), 4455.
- Qi, Y., Bar-Joseph, Z., & Klein-Seetharaman, J. (2006). Evaluation of different biological data and computational classification methods for use in protein interaction prediction. *Proteins: Structure, Function, and Bioinformatics*, 63(3), 490-500
- Richardson, M., & Domingos, P. (2002, July). Mining knowledge-sharing sites for viral marketing. In *Proceedings of the eighth ACM SIGKDD international conference on Knowledge discovery and data mining* (pp. 61-70).
- Rosenberg, N. (1963). Technological change in the machine tool industry, 1840–1910. *The journal of economic history*, 23(4), 414-443.
- Sanzogni, L., Guzman, G., & Busch, P. (2017). Artificial intelligence and knowledge management: questioning the tacit dimension. *Prometheus*, 35(1), 37-56.
- Schafer, J. B., Frankowski, D., Herlocker, J., & Sen, S. (2007). Collaborative filtering recommender systems. In *The adaptive web* (pp. 291-324). Springer, Berlin, Heidelberg.
- Schmoch, U. (2008). Concept of a technology classification for country comparisons. *Final report to the world intellectual property organisation (wipo), WIPO*.
- Serenko, A. (2013). Meta-analysis of scientometric research of knowledge management: discovering the identity of the discipline. *Journal of Knowledge Management*, 773- 812
- Tabassum, S., Pereira, F. S., Fernandes, S., & Gama, J. (2018). Social network analysis: An overview. *Wiley Interdisciplinary Reviews: Data Mining and Knowledge Discovery*, 8(5), e1256.
- WIPO Guide to Using Patent Information. (2022). (n.p.): WIPO.
- WIPO. (2019). WIPO technology trends 2019: Artificial intelligence. *Geneva: World Intellectual Property Organization*.
- Wohlfarth, T., & Ichise, R. (2008, November). Semantic and event-based approach for link prediction. In *International Conference on Practical Aspects of Knowledge Management* (pp. 50-61). Springer, Berlin, Heidelberg.
- Wu, S., Sun, J., & Tang, J. (2013, February). Patent partner recommendation in enterprise social networks. In *Proceedings of the sixth ACM international conference on Web search and data mining* (pp. 43-52)

- Xu, J., & Chen, H. (2008). The topology of dark networks. *Communications of the ACM*, 51(10), 58-65.
- Zhang, M., Cui, Z., Jiang, S., & Chen, Y. (2018, April). Beyond link prediction: Predicting hyperlinks in adjacency space. In *Proceedings of the AAAI Conference on Artificial Intelligence* (Vol. 32, No. 1).
- Zhou, T., Lu, L., & Zhang, Y. C. (2009). Predicting missing links via local information. *The European Physical Journal B*, 71(4), 623-630.
- Zhou, Z. W., Ting, Y. H., Jong, W. R., & Chiu, M. C. (2022). Knowledge Management for Injection Molding Defects by a Knowledge Graph. *Applied Sciences*, 12(23), 11888.

## EKLER

### Ek 1. Arama Sorgusu

(TS=(“Artificial Intelligen\*” or “Neural Net\*” or “Machine\* Learning” or “Expert System\$” or “Natural Language Processing” or “Deep Learning” or “Reinforcement Learning” or “Learning Algorithm\$” or “supervised Learning” or “Intelligent Agent\*” or “Transfer Learning” or “Gradient Boosting” or “Adversarial Learning” or “Feature Learning” or “Generative Adversarial Net\*” or “Representation Learning” or “Multiagent Learning” or “Multi-agent Learning” or “Reservoir Computing” or “Co-training” or “Pac Learning” or “Probabl\* Approximate\* Correct Learning” or “Extreme Learning Machine\*” or “Ensemble Learning” or “Machine\* Intelligen\*” or “Neuro fuzzy” or Neurofuzzy or “Lazy Learning” or “Multi\* instance Learning” or “Multiinstance Learning” or “Multi\* task Learning” or “Multitask Learning” or “Computation\* Intelligen\*” or “Neural Model\*” or “Multi\* label Learning” or “Multilabel Learning” or “Similarity Learning” or “Statistical Relation\* Learning” or “Support\* Vector\* Regression” or “Manifold Regularization” or “Decision Forest\*” or “Generalization Error\*” or “Transductive Learning” or Neurorobotic\* or “Neuro-robotic\*” or “Inductive Logic Programming” or “Natural Language Understanding” or Adaboost\* or “Adaptive Boosting” or “Incremental Learning” or “Random Forest\*” or “Metric Learning” or “Neural Gas” or “Grammatical Inference” or “Support\* Vector\* Machine\*” or “Multi\* label Classification” or “Multilabel Classification” or “Conditional Random Field\*” or “Multi\* class Classification” or “Multiclass Classification” or “Mixture Of Expert\*” or “Concept\* Drift” or “Genetic Programming” or “String Kernel\*” or “Learning To Rank\*” or “Machine-learned Ranking” or “Boosting Algorithm\$” or “Robot\* Learning” or “Relevance Vector\* Machine\*” or Connectionis\* or “Multi\* Kernel\$ Learning” or “Multikernel\$ Learning” or “Graph Learning” or “Naive bayes\* Classifi\*” or “Rule-based System\$” or “Classification Algorithm\*” or “Graph\* Kernel\*” or “Rule\* induction” or “Manifold Learning” or “Label Propagation” or “Hypergraph\* Learning” or “One class Classifi\*” or “Intelligent Algorithm\*”)) AND TS=(“knowledge manage\*” or “organization\* knowledge\*” or “knowledge acquisiti\*” or “knowledge creati\*” or “knowledge integrati\*” or “knowledge transfer\*” or “knowledge shar\*” or “knowledge diffus\*” or “knowledge spill\*” or “knowledge use\*” or “knowledge applicat\*” or “knowledge discovery” or “tacit knowledge” or “explicit knowledge” or “knowledge retrieval” or “knowledge acquisition” or “knowledge elicitation” or “knowledge capture” or “knowledge engineering” or “knowledge organizing” or “knowledge process” or “knowledge audit” or “knowledge base” or “knowledge methods” or “knowledge productivity” or “knowledge quality” or “knowledge foresight” or “knowledge repository” or “knowledge worker” or “knowledge active forgetting” or “knowledge asset” or “knowledge culture” or “knowledge society” or “knowledge market” or “knowledge broker” or “knowledge based organization” or “knowledge performance” or “knowledge education” or “knowledge network” or “knowledge strategy” or “knowledge map” or “knowledge model” or “knowledge based system”)

### Beyan ve Açıklamalar (Disclosure Statements)

1. Bu çalışmanın yazarları, araştırma ve yayın etiği ilkelerine uyduklarını kabul etmektedirler (The authors of this article confirm that their work complies with the principles of research and publication ethics).
2. Yazarlar tarafından herhangi bir çıkar çatışması beyan edilmemiştir (No potential conflict of interest was reported by the authors).
3. Bu çalışma, intihal tarama programı kullanılarak intihal taramasından geçirilmiştir (This article was screened for potential plagiarism using a plagiarism screening program).