

İnovasyon Süreçlerine Analitik Yaklaşım: İnovasyon Analitiği

Eyüp ÇALIK*

ÖZ

Amaç: Bu çalışma, inovasyon analitiğinin ne olduğunu irdeleyerek, inovasyon analitiği kavramının anlaşılmasını hedeflemekte ve analitik seviyelerinde inovasyon analitiğinin ne tür modellerle uygulama alanı bulacağını göstermeyi amaçlamaktadır.

Yöntem: İnovasyon analitiği için modelleme yapılmış ve veri analizi için temel çıkarımsal istatistiksel yöntemlerin yanı sıra yaygın olarak kullanılan veri analitiği ve makine öğrenmesi algoritmaları uygulanmıştır.

Bulgular: Fikirlerin seçiminden ticarileştirmeye kadar olan inovasyon süreçlerinin verimliliğini artırmak için birçok farklı inovasyon analitiği türünün modellenebileceği ve uygulanabileceği gösterilmiştir.

Sonuç ve Öneriler: İnovasyon analitiği türlerinin uygulanabilirliğinin gösterilmesinin, araştırmacılara, kurumsal inovasyon uygulayıcılara ve liderlerine farklı bir bakış açısı sunacağı düşünülmektedir.

Özgün Değer: İnovasyon analitiği kavramını ele alan ilk Türkçe çalışma olmanın yanı sıra 3 farklı inovasyon analitiği seviyesi için de uygulama içermektedir.

Anahtar Kelimeler: İnovasyon Analitiği, İnovasyon Süreci, Veri Analitiği, Makine Öğrenmesi, Yapay Zekâ

Jel Sınıflandırması: O31, O32, C10.

Analytical Approach to Innovation Processes: Innovation Analytics

ABSTRACT

Purpose: This study aims to understand the concept of innovation analytics and to show what kind of models can be used in analytical levels.

Methodology: Modeling was done and widely used data analytics and machine learning algorithms were used as well as basic inferential statistical methods.

Findings: It has been shown that many different types of innovation analytics can be modeled and applied to increase efficiency in innovation processes beginning from idea selection to commercialization.

Practical Implications: Demonstrating the applicability of innovation analytics types will offer a different perspective to researchers, corporate innovation practitioners, and leaders.

Originality: This is the first Turkish study to handle the concept of innovation analytics and includes applications for 3 innovation analytics levels.

Keywords: Innovation Analytics, Innovation Process, Data Analytics, Machine Learning, Artificial Intelligence

Jel Codes: O31, O32, C10.

* Dr. Öğr. Üyesi, Yalova Üniversitesi, Türkiye, ecalik@yalova.edu.tr, ORCID: 0000-0002-1653-4598. (Sorumlu Yazar-Corresponding Author). (Sorumlu yazar)

1. Giriş

İnovasyon yeteneği, kurumların sürdürülebilir bir rekabet üstünlüğü sağlayabilmeleri için göz önünde bulundurulması gereken en önemli dinamiklerden biridir. İnovasyon süreçlerinin etkinliği ve verimliliğini artırmak amacıyla alınan kararların veriye dayalı olarak yapılması stratejik bir yaklaşım olarak görülmelidir. Veriye dayalı olmanın yanı sıra bu verileri kullanarak tahmin odaklı bir yaklaşım geliştirilerek, inovasyon kaynak ve süreç verimliliğini artırmak, inovasyon yöneticilerinin stratejik öncelik olarak geliştirmesi gereken bir dönüşümdür. Bu bağlamda inovasyon analitiği, veriye dayalı ve tahmin odaklı yaklaşımıyla inovasyon süreçlerinin verimliliğini artıracak şekilde kullanılan ve gelişmekte olan bir paradigmadır. Bu kavramın temelinde yer alan ve veri analizinin iş değeri oluşturmak amacıyla gerçekleştirilmesi olarak tanımlanabilecek veri analitiği kavramı, gün geçtikçe popülerliğini artırmakta ve müşteri analitiği, finans analitiği, risk analitiği, insan kaynakları analitiği vb. birçok alanda uygulanmasıyla o alana uyumlu bir isimle kavramsallaştırılmaktadır. Bu analitik türlerine göre daha yeni bir kavram olan inovasyon analitiği, inovasyon sürecinde bilgisayar destekli, veriye dayalı öngörülerin, modellerin ve görselleştirmelerin üretilmesini tanımlamak için kullanılan bir kavram olarak ele alınmaktadır (Kakatkar vd., 2020). İnovasyon analitiğini, "Ar-Ge ve inovasyon süreçlerinin iyileştirilmesi için veri analitiği yöntemlerinin kullanılarak bu süreçlerle ilgili verilerin özellikle geleceğe yönelik tahminler için analizinin yapılarak iş değeri oluşturulması" şeklinde tanımlamak mümkündür. Bu tanımda tahmin odaklı yaklaşımın ön plana çıkarılmasıyla yapay zekânın alt bir alanı olan makine öğrenmesi algoritmaları kullanılarak analitiğin bu kısmı tahmin odaklı bir yapıya bürünürken, yapay zekânın doğal dil işleme, örüntü tanımlama vb. diğer uygulamalarının da inovasyon süreçlerinde kullanılarak elde edilecek iş değerini daha geniş bir boyuta taşımak mümkündür. Çünkü yapay zekâ, şirketleri ve inovasyon yönetiminin nasıl organize edildiğini yeniden şekillendirmekte olduğundan ve yapay zekânın hızlı teknolojik gelişmelerle insanların yerini almasıyla, şirketleri tüm inovasyon sürecini yeniden kurgulamaya zorlayabilecektir (Haefner vd., 2021). Ayrıca, mevcut literatür ve uygulayıcıların deneyimleri birleştiğinde, yapay zekânın inovasyon sürecinde, son derece inovatif görevleri tamamen üstlenmeye hazır olmasa da inovasyon yöneticilerine önemli bir destek olarak umut vaat ettiği ifade edilmektedir (Kakatkar vd., 2020). Buradaki tanımlamalarda dikkat edilmesi gereken bir husus, veri analitiğini inovasyon yapmak için kullanmak değil, fikir geliştirmekten fayda elde edilmesine kadarki inovasyon süreçlerinde veri analitiğini kullanarak inovasyon süreçlerinde bir iş değeri oluşturmaktır. Çünkü ilk yaklaşımda veri ana-

litiği yöntemleri kullanılarak -inovasyon süreçlerinde hiçbir değişiklik yapılmadan-süreç iyileştirmesi veya ürün farklılaştırılması yapılabilir ki, bu yıllardır yapılan ve yapılmaya devam eden bir konudur. Ancak inovasyon süreçlerinde veri analitiği ve yapay zekâ kullanılarak bir iş değeri oluşturulması göreceli olarak yeni gelişen bir paradigmadır. Yani bir anlamda inovasyon süreçlerinin inovasyonunu, veri analitiği ile sağlamak şeklinde ifade edilebilir.

Öte yandan, inovasyon analitiği konusunda firmalar tarafından gerçekleştirilen uluslararası uygulamalar raporlanmaya başlamış olmakla beraber ülkemizde henüz paylaşılmış bir uygulamaya rastlanmamaktadır. Ancak çok da uzak olmayan bir gelecekte, bu kavramın yaygınlaşacağı ve şirketlerin inovasyon stratejilerinde kendisine yer edineceği, iş analitiğin diğer uygulama alanlarındaki gelişmelerinden esinlenerek söylenebilir. Bu konuda Serrallonga (2019) inovasyon analitiğinin geleceğini irdelediği makalesinde, inovasyon analitiği için geliştirilen bir kısım yazılımlardan örnekler vermekte ve bu yazılımların daha çok açıklayıcı ve teşhis edici analitiklere odaklandığını vurgulamaktadır. Bununla birlikte, inovasyon analitiği pazarının gelişmeye devam edeceğini, farklı paradigmaları benimseyen ve daha fazla değer oluşturan tahminleyici ve kuralcı güçlerine göre rekabet edecek yazılımların artacağını ve bu pazarın 2026 yılına kadar konsolide olacağını öngörmektedir. Dolayısıyla bu şekilde gelişmekte olan bir paradigmanın Türkiye’de farkındalığının artması ve yaygınlaşması, ülkemizin küresel rekabetçiliği için de oldukça önemlidir. Bu bağlamda, çalışma kapsamında inovasyon analitiği kavramının anlaşılması ve ne tür modellerle uygulama alanı bulacağını hem akademik alanda hem de sektör profesyonelleri açısından farkındalığın artırılması hedeflenmektedir.

Bu doğrultuda yapılan tarama kapsamında, uluslararası literatürde doğrudan inovasyon analitiği kavramını kullanan az sayıda çalışma bulunmakta iken özellikle yeni ürün geliştirme süreçlerinde büyük veri ve doğal dil işleme vb. yapay zekâ uygulamalarının kullanılması konusunda yapılan çalışmalar daha yaygındır. Bunun nedeni, fikirlerin inovasyonun tohumları ve inovasyonu yönetmede başarının önemli bir belirleyicisi olmasından ötürü odak noktanın burada yoğunlaşması ve özellikle müşteri veya çalışan verilerin alınabildiği platformlardaki verinin yapılandırılmamış veri yapısında olmasıdır (Christensen vd., 2017). Ayrıca, bu tür platformlar daha çok müşteriye yönelik tasarlandığından yapılan çalışmalarda genellikle inovasyon süreçlerine girdi sağlayan müşteri önerileri göz önünde bulundurulmakta ve genelde çalışanlardan gelen fikirlerin değerlendirilmesi ve

çalışanlar ile ilgili verilerin analizi konusuna vurgu yapılmamaktadır. Bu çalışmada diğer analitik türlerinin yanı sıra özellikle tahmin edici analitik üzerinde durulmuş ve çalışan fikirlerini ve verilerini göz ardı etmeksizin nasıl modellerin kurgulanabileceğine yoğunlaşmıştır. Ayrıca son güncel çalışmalarda, (Örneğin, Mariani ve diğerleri, 2022; Pietronudo ve diğerleri, 2022) yapay zekânın inovasyon yönetiminde nasıl uygulanabileceği ile ilgili sistematik literatür çalışmalarının yardımıyla kavramsal çerçevelerin ve modellerin önerilerek gelecek projeksiyonun çizilmeye çalışılması, konunun kavramsal çerçeveye oturtulmaya çalışıldığını ve bu alanda yapılacak çalışmaların önemli olduğunu göstermektedir. Yapılan bu çalışmada doğrudan inovasyon süreçlerinin analitik türlerine göre nasıl modellenebileceğine örnek vakalar ile odaklanıldığı için literatüre katkı yapacağı düşünülmektedir.

Diğer yandan, ulusal literatürde doğrudan inovasyon analitiği kavramını kullanarak yapılmış bir çalışmaya rastlanmamıştır. Henüz bu tarz çalışmaların literatürde yer bulmaması, inovasyon analitiğinin yeni kavramsallaşması ve diğer analitik türlerine göre firmaların elindeki kayıtlı veri miktarının az olması ile açıklanabilir. Yapılan bu çalışma ile literatürdeki bu boşluk doldurularak hem kavramın yaygınlaşması hem de sektörel uygulamaların yapılması açısından bir farkındalık oluşturması hedeflenmektedir.

Çalışmanın kalan kısmında, öncelikle konu ile ilgili literatür aktarılacak ve analitik olgunluk seviyelerinden bahsedilecektir. Sonrasında çalışmanın metodolojisi, bu seviyelere göre ne tür inovasyon analitiği modellerinin kurgulanabileceğiyle birlikte aktarılacaktır. Daha sonra hazır bir veri seti üzerinden analitik türlerine göre uygulamalar gerçekleştirilecek ve bulgular verilecektir. Son olarak sonuçlar tartışılacak, çalışmanın kısıtları ve gelecekte yapılacak araştırmalar irdelenecektir.

2. Literatür Taraması

Konu ile ilgili literatür aktarılırken, inovasyon analitiği terimini kullanarak yapılan çalışmalara odaklanmakla beraber, bu terimi doğrudan kullanmasa da veri analitiği yöntemlerini inovasyon süreçlerine uygulayan çalışmalardan öne çıkanlara da değinilmiştir. Son zamanlarda, yönetim alanında, özellikle iş araştırması ve yenilik analizinin geliştirilmesinde makine öğrenmesi yöntemlerinin kullanımının hala gelişmekte olmakla beraber yaygınlaştığı ve ülke veya teknoloji seviyesinde olmak üzere iki önemli uygulama alanı olduğu ifade edilmektedir (Ponta vd., 2022). Bu bağlamda literatürden aktarılacak çalışmaların bazıları

doğrudan firma içi inovasyon süreçleri ile ilgili olmakla beraber bir kısmı da tek bir firma özelinde olmayıp, firmalardan elde edilen inovasyon verileriyle yapılan araştırmalardır.

İnovasyon analitiği terimini tanımlayıp, net olarak kullanarak nitelikli bir makale yayınında deklare eden ilk araştırmacının 2020 yılında Kakatkar ve diğerleri tarafından gerçekleştirildiği görülmektedir. Daha önce yapılan birkaç uluslararası bildiri çalışmasında (Maher ve Mahzoon, 2015; Shalaby ve Zadrozny, 2016; Shalaby ve diğerleri, 2016) kavram kullanılmış ancak tanımlanması ve bu tanımlamanın neye tekabül ettiği üzerinde yeterince durulmayarak geliştirilen bilgisayar tabanlı uygulama örnekleri üzerinden konu aktarılmıştır. Bundan dolayı inovasyon analitiği kavramını ele alırken Kakatkar ve diğerleri (2020) tarafından yapılan çalışmanın dikkate alınması daha anlamlı olacaktır. Bahsi geçen çalışmada çift elmas modeli referans alınarak yapay zekânın inovasyon sürecinde inovasyon analitiğini nasıl etkinleştirebileceğini, modelin her aşamasına atıf yapılan 4 farklı vaka çalışması sunularak ortaya konulmuştur. Diğer bir çalışmada ise, inovasyon analitiği ve dijital inovasyon denemeleri, dijital çağda inovasyon yapmak için nasıl geliştiriliyor ve kullanılıyor? Sorusunu cevaplamak amacıyla, nitel araştırma tasarımı ve boylamsal vaka analizi (longitudinal case study) yöntemi kullanılarak, birden çok gerçek dünya vaka çalışması incelenip, yapay zekâ destekli büyük veri analitiği yetenekleri kullanan araştırma tabanlı çevrimiçi inceleme platformu (Research-driven online review platform-RORP) olarak isimlendirilen yeni bir çevrimiçi inceleme platformu türünün kavramsal tanımlaması yapılmıştır. Bu önerilen platformun inovasyon analitiği aracılığıyla nasıl çalıştığını ve değer sağladığını gösteren ve dijital inovasyon deneyleri için güçlü bir araç olarak hizmet ederek, firmaların daha etkili bir şekilde inovasyon yapmalarını ve iş modellerini hızla değişen piyasa koşullarına uyum sağlayacak şekilde dönüştürmelerini sağlama hedefiyle ortaya konulabileceği öne sürülmüştür (Mariani ve Nambisan, 2021). Ancak değinilen bu çalışmada doğrudan bir inovasyon analitiği uygulaması yapılmamıştır. Zabalawi ve Al Jammal (2021) inovasyon analitiği terimini, yeni ürün geliştirme analitiği ile birlikte ele almış ve başarılı inovasyonlar için kritik bir başarı faktörü olarak inovasyon analitiğine odaklanılması gerektiğini, analitiğin kuruluşların ve yöneticilerin verileri, analitiği ve bilgileri nasıl dönüştürdüğüne bağlı olarak zorlukları fırsatlara dönüştürmek için bir fark oluşturduğunu ifade etmişlerdir. Bir başka çalışmada, doğrudan inovasyon analitiği terimi kullanılmasa da yeni ürün geliştirme için çevrimiçi topluluk verilerini makine öğrenmesi ve metin

madenciligi yöntemleri ile analiz ederek gelen fikirleri belirlemeye odaklanılmış ve bu bağlamda elde edilen modellerle fikirlerin belirlenmesi maliyetinde oldukça iyi bir iyileştirme sağlandığı ifade edilmiştir (Christensen vd., 2017).

İnovasyon çerçevesinde doğrudan veri analitiği yöntemlerinin kullanılması ile ilgili çalışmalar bu şekilde iken, bir başka çalışmada yapay zekânın şirketlerin inovasyon süreçleri boyunca kullanımını inceleyen kavramsal bir model önerilmekte ve inovasyon yöneticilerinin karar verme şeklini değiştirme potansiyelinde olan yapay zekânın farklı düzeylerde yeniliği nasıl dönüştüreceği irdelenmekte ve yapay zekâya dayalı uygulamaların bilgi arama, fikir üretme ve değer oluşturma için kullanılabileceği ifade edilmektedir. Bu bağlamda ilk aşama olan inovasyon hunisine girdi sağlanması, patent ve bilimsel yayınlardaki bilgilerin analizi, sosyal medya, blog vb. kaynaklardan gelen müşteri verilerinin derlenmesiyle müşteri ihtiyaçların belirlenmesi şeklinde ele alınabilecektir. İkinci aşama, inovasyon hunisinde birçok fikir olduğu için yalnızca geleneksel yöntemler kullanıldığında karar verme karmaşık haline geleceğinden, hangi fikirlerin uygulanacağına karar vermek için inovasyon hunisinde özellik seçiminin kullanılmasıyla ilgilidir. Son olarak da inovasyon girdisi ve fikir seçilimin yanı sıra yapay zekâ teknolojilerinin dijital doğası, yeni ürünlerin ticarileştirilmesi sürecine de önemli katkılar sunacağı ifade edilmiştir (Brem vd., 2021). Diğer bir çalışmada, yapay zekânın inovasyon başarısı için kullanılması açısından ampirik kanıtların yetersiz olduğu vurgulanmış ve yeni ürün geliştirme süreçlerindeki 7 aşamada yapay zekânın yayılımının nasıl olabileceği ve ne gibi fırsatlar sunduğu 18 tane vaka çalışması üzerinden aktarılmıştır (Zhang vd., 2021). Bu konudaki oldukça güncel bir diğer araştırmada, yapay zekânın inovasyon yönetiminde nasıl bir devrim yapacağı, algılanan kullanım, uygulama öncelikleri ve organizasyonel biçim üzerinden ele alınıp, inovasyon yöneticilerinden elde edilen anket verileri analiz edilerek incelenmiştir (Füller vd., 2022). Güncel başka bir çalışmada ise büyük veri analitiğinin inovasyon süreçlerinde kullanımı dinamik yetenekler bağlamında incelenmiş ve yönetici pozisyonunda bulunan 25 büyük veri uzmanıyla yapılan yarı yapılandırılmış mülakat ile bu bağlamda ne tür yeteneklerin geliştirilmesi gerektiği irdelenmiştir (Capurro vd., 2021). Son olarak davranışsal teoriden alınan çeşitli fikirleri kullanarak, yapay zekâ teknolojilerinin ve makine öğrenimi tabanlı yapay zekâ sistemlerinin inovasyon yönetimi üzerindeki etkilerini ve yapay zekânın insanların yerine ne ölçüde geçebileceğini gösteren bir çerçeve çizen bir çalışmada, literatür taraması yapılarak inovasyonun dijital organizasyonuna geçişte nelerin dikkate alınmasının önemli olduğu açıklanmakta

ve gelecekteki araştırmalar için bazı öneriler sıralanmaktadır (Haefner vd., 2021). Benzer şekilde sistematik literatür taraması yapan oldukça güncel 2 çalışmada da yapay zekâ uygulamalarının, inovasyon araştırmalarında nasıl uygulanabileceği (Mariani ve diğerleri, 2002) ve inovasyon süreçlerindeki karar verme mekanizmalarına nasıl adapte edilebileceği (Pietronudo ve diğerleri, 2022) ile ilgili kavramsal modeller geliştirilmiştir.

İnovasyon analitiğini kullanan veya yapay zekâ bağlamında inovasyon yönetimi çerçevesi sunan bu çalışmaların yanı sıra doğrudan inovasyon analitiği terimini kullanmayan ve firma içi inovasyon süreçlerine odaklanmayan ancak bu kavram çerçevesinde değerlendirilebilecek çalışmalar da mevcuttur. Bu bağlamda yapılan bir çalışmada, inovasyonun varlığı için en önemli finansal değişkenlerinin ne olduğunu belirlemek amacıyla, Kolombiya’da faaliyet gösteren küçük ve orta ölçekli işletmelerden elde edilen veriler, makine öğrenmesi algoritmalarından topluluk sinir ağı modeline dayalı olarak analiz edilmiştir. Sonuçlara bakıldığında, inovasyon yapma kararına ilişkin olarak, şirketin özellikleri veya kredisi ile ilişkili değişkenlerin değil, finansman kaynakları ve kullanımlarıyla ilişkili değişkenlerin baskın olduğu ve ayrıca yöneticilerle ilgili değişkenlerin ikincil olduğunu görülmektedir (Padilla-Ospina vd., 2021). Bahsi geçen bu çalışma firma içi inovasyon süreçleriyle doğrudan ilgili olmasa da farklı bir açıdan inovasyon analitiği uygulamasına örnek olarak verilebilir. Benzer şekilde, Arabshahi ve Fazlollahtabar (2018) yapmış oldukları çalışmada, risk yoğunluğuna dayalı olarak üretim sistemlerindeki yenilikçi faaliyetlerin sınıflandırılması için literatürden topladıkları yenilikçi faaliyetleri, inovasyon türü, endüstri tipi ve karmaşıklık düzeyine göre risk yoğunluğunu tahmin edecek Gini indeksine dayalı bir karar ağacı modeli kullanmış ve karar kurallarını çıkarmışlardır. Diğer bir çalışmada ise, makine öğrenimi algoritmalarının firmaların inovasyon yeteneklerinin geliştirilmesi için nasıl bir katkı sağlayabileceğini göstermek için 2005-2018 yılları arasında 32 ülkeden toplanan patent ile ilgili 24 adet öznitelik değişkeni kullanılarak, atf yapılan patentlerin sayısı -inovasyon yeteneğinin göstergesi olarak- tahmin edilmeye çalışılmıştır (Ponta vd., 2022). Bahsi geçen bu çalışmalarda da inovasyon analitiği terimi kullanılmamış ve firma içi inovasyon süreçlerine yönelik bir araştırma ve uygulama gerçekleştirilmemiştir.

Literatürde inovasyon analitiği ile ilgili yapılan çalışmalar bu şekilde aktarıldıktan sonra inovasyon analitiğinde hangi olgunluk seviyelerinde ne tür modellerin kurgulanabileceğinin anlaşılması için, analitik seviyelerinden bahsedilecektir.

Kakatkar ve diğerleri (2020) belirli bir durumda inovasyon analitiğini kullanma hedefleri, genellikle dört kategoriye ayrılabilen, yapay zekâ destekli somut analizlerle eşleştirilebileceğini ifade ederek Wedel ve Kannan, (2016)'dan referansla bu analitik türlerini tanımlamışlardır. Yaygın olarak paylaşılan modellerde de bu 4 seviyeden bahsedilmektedir.

1. **Tanımlayıcı Analitik**, doğası gereği keşif amaçlıdır ve tarihsel verilerin özetlenmesi ve görselleştirilmesi ile ilgilidir.
2. **Teşhis Edici Analitik**, farklı kavramlar veya olaylar arasında bağlantılar kurmak için geçmiş verileri kullanır; bu, inovasyon yöneticisinin verilerin belirli bölümlerine inmesine ve hipotezler geliştirerek test etmek için bunları birleştirmesine olanak tanır.
3. **Tahminleyici Analitik**, inovasyon yöneticisinin ilgilenebileceği değişkenlerin gelecekteki durumunu tahmin edebilen modeller oluşturmak için geçmiş ve hatta gerçek zamanlı verileri sentezler.
4. **Reçeteli (Kuralcı) Analitik**, sadece geleceği tahmin etmekle kalmaz, aynı zamanda gelecekte ne yapılması ve nasıl yapılması gerektiği konusunda tavsiyelerde bulunabilmesi anlamında bir reçete sunar.

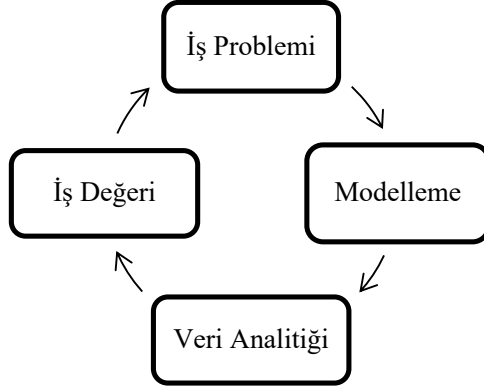
3. Yöntem

Çalışma metodolojisi olarak, öncelikle inovasyon analitiği için modelleme yapılmış ve ilk 3 tür analitik için modeller önerilmiştir. Daha sonra bu modellerde kullanılacak yöntemlerden bahsedilmiştir. Reçeteli analitik türü ise, sadece modelleme yapılmasından öte, tahmin edilen değerlerin birden çok sonuca uyacak şekilde iş uygulamalarının özellikle nasıl optimize edileceğine odaklanmasından dolayı, ulaşılabilir spesifik bir firma vakası ve iş uygulaması örneği olmadığından kapsam dışında tutulmuştur.

3.1. *Inovasyon Analitiği Modelleri*

Bu aşamada, reçeteli analitik türü hariç diğer 3 tür analitik için modelleme adımlarından ve potansiyel modellerden bahsedilecektir. Çalışmanın odak noktası, tahminleyici analitik için örnek modellemelerin aktarılması olsa da açıklayıcı ve teşhis edici analitik seviyeleri için de bazı örnek modeller ve araştırma soruları verilecektir. Tüm bu seviyeler ile ilgili inovasyon analitiği süreci, Şekil 1'de

görüreceği üzere inovasyon ile ilgili iş probleminin belirlenmesi ile başlayıp, iş değeri oluşturma hedefiyle modelleme yapılması ve veri analitiği yöntemlerinin kullanılarak inovasyon için bir iş değeri oluşturması safhalarını içermektedir. Her bir aşamada yapılacak modelleme ve kullanılacak veri analitiğinin türü, içeriği ve kapsamı değişmekle beraber metodolojik olarak benzer bir işleyiş bulunmaktadır.



Şekil 1. İnovasyon analitiği süreci

İlk seviye olan, açıklayıcı inovasyon analitiği aşamasında, inovasyon süreçlerinin etkinliğinin ölçümü için kullanılan metrikler ve ölçümlerin tanımlayıcı analizlerinin izlenmesi temel bir yaklaşım olarak ele alınabilir. İnovasyon süreçlerinin etkinliğinin ölçülmesi ve izlenmesi amacıyla genel olarak aşağıdaki adımlar takip edilebilir:

- Kurumsal İnovasyon Modelinin Oluşturulması
- Model Göstergelerinin Belirlenmesi
- Model Göstergelerinin Ağırlıklandırılması
- Skor Hesaplamalarının Yapılması
- Gösterge Skorlarının Karşılaştırılması ve Yorumlanması

Bu analitik bağlamında matematiksel bazı oranlamalar ve ağırlıklandırma için çok kriterli karar verme teknikleri kullanılabilir. Belli periyotlarla izlenme gerçekleştirilerek, gelişmiş ve gelişmeye açık alanlar belirlenerek kurumsal inovasyon stratejileri için girdi oluşturulur.

İkinci aşama olan teşhis seviyesi için bahsi geçen model göstergelerinin kullanılmasının yanı sıra temel seviyedeki ilişki ve farklılık analizleri yapılarak inovasyon süreçlerinin teşhisleri gerçekleştirilebilir. Teşhis edici inovasyon analitiği seviyesi için örnek olabilecek araştırma soruları Tablo 1’de verilmiştir. Bu araştırma sorularının odak noktası yine inovasyon süreçleri ve inovasyon çalışanlarıdır. Soruların bir kısmı firma özeline göre rahatlıkla müşteri önerileri ve müşteri bilgileri üzerinden benzer değişkenlerle oluşturulabilir.

Tablo 1. Örnek araştırma soruları

N	Araştırma Sorusu
1	Öneri sayısı (Yaş gruplarına, cinsiyete, öğrenim, birime vb.) göre farklılık gösteriyor mu?
2	Verilen bir eğitim sonrasında öneri sayılarında anlamlı bir değişiklik var mı?
3	Verilen eğitim saati ile inovasyon projelerinin başarısı arasında pozitif bir ilişki var mı?
4	Çalışanın kıdeminin artması Ar-Ge performansını artırıyor mu?
5	Öneri sayısı ile çalışan memnuniyeti arasında pozitif bir ilişki var mı?
6	Fikirlerin başarılı olup olmaması ile cinsiyetin bir ilişkisi var mı?
7	Fikrin kabul edilip edilmeme kararı ile kıdem arasında bir ilişkisi var mı?

Bu bağlamda inovasyon süreçlerinde özellikle fikir seçiminde çok kriterli karar verme yöntemlerinin kullanılması (Çubukçu, 2022) hem tanımlayıcı hem de teşhis edici inovasyon analitiğine örnek verilebilir. Ayrıca, patent belgelerinden doğal dil işleme ve birliktelik kuralları ile semantik analiz (Shalaby ve Zadrozny, 2016; Shalaby ve diğerleri, 2016) ve örneğin benzer inovasyon fikirlerini gruplamak için kullanılabilecek kümeleme analizi yöntemleri de denetimsiz öğrenme türlerinden olduğu için (Kakatkar ve diğerleri, 2020) teşhis edici inovasyon analitiği bağlamında ele alınabileceği göz önünde bulundurulmalıdır.

Diğer yandan, çalışmanın ana hedefindeki tahminleyici inovasyon analitiği seviyesinde, bir çok farklı modelleme içerisinden özellikle çalışan fikirlerinin değerlendirilmesi, gelen fikirlerden değerli olanlarının, bir başka deyişle inovasyona dönüşme ihtimali yüksek olan fikirlerin tahmin edilmesi, başarılı inovasyon projelerindeki başarı faktörlerinin neler olduğu gibi inovasyon süreçlerindeki maliyet

azaltma ve verimlilik artışı gibi iş değeri oluşturabilecek tahminlerin yapılması için modeller kurulabilir. Bu ve benzeri tahminlerin yapılabileceği fikir seçimi modellemesi için aşağıda örnek olması açısından, iş problemlerini tanımlamaya götüren 3 farklı iş sorusu (business question) verilmiştir.

İş Sorusu_1: Hangi fikirlerin daha değerli olduğunu tahmin edebilir miyim?

İş Sorusu_2: Gelen fikirlerin başarılı bir inovasyona dönüşüp dönüşmeyeceğini tahmin edebilir miyim?

İş Sorusu_3: Fikir seçim sürecini etkileyen faktörler nelerdir ve hangi faktörler daha önemlidir?

Fikir seçimi ile ilgili bu ve benzeri iş sorularını referans alan birçok farklı model kullanılabilir. Bu ve benzeri iş soruları modellenirken, Tablo 2’de verilen öznitelikler ve hedef değişkenler kullanılabilir. Bu tabloda modellemelerde kullanılacak öznitelikler, iş değişkenleri, inovasyon süreci ile ilgili değişkenler, demografik değişkenler olarak 3 grupta toplanmış ve potansiyel hedef değişkenlere yer verilmiştir.

Tablo 2. Modellemelerde kullanılacak değişkenler

İş Değişkenleri	Süreç Değişkenleri	Demografik Değişkenler	Hedef Değişken
Maaş	Fikir Sayısı	Yaş	İnovasyona Dönüşme Oranı
Departman	Fikir Türü	Eğitim	Proje Başarısı
İş Performansı	Tahmini Maliyet	Cinsiyet	Değerli Fikir
Verilen Eğitim	Tahmini Değer	Medeni Durum	İnovasyon Kabul Düzeyi
Terfi Durumu	Daha Önce Öneri Sunup/ Sunmaması		
Ödül	Öneri Başarı Yüzdesi		
Mesleki Deneyim	Öneri Sayısı		
Organizasyonel Bağlılık	İnovasyon Eğitimi Alıp Almaması veya Skoru		
Devamlılık	Değerlendirici Türü		
Mesleki Tatmin	Değerlendirme Süresi		

3.2. İnovasyon Analitiği İçin Kullanılabilecek Yöntemler

Bu kapsamda açıklayıcı analitik seviyesinde önerilen modellerde daha çok matematiksel bazı oranlamalar, basit tablo ve sorgulamaların yanı sıra ağırlıklandırma için çok kriterli karar verme teknikleri kullanılabilir. İkinci seviye inovasyon teşhis analitiği gerçekleştirmek için ki-kare, t-testi, ANOVA, korelasyon ve basit regresyon gibi temel istatistiksel analizleri içeren veri analitiği yöntemleri kullanılabilir. Bu bağlamda grup farklılıkları için ki-kare, t testi ve ANOVA, değişkenler arası ilişkiler için ki-kare ve diğer korelasyon katsayıları, nedensellik ilişkileri için de basit regresyon analizleri kullanılmıştır. Bu yöntemler çok temel ve klasik istatistiksel yöntemler olduğu için yöntemlerin detaylarından bahsedilmemiştir.

Üçüncü seviye olan tahminleyici analitik için modelleme yapıldıktan sonra, veri analitiği aşamasında bu tahminlerin yapılması için gerek sınıf tahmini ve gerekse değer tahmini yapan birçok farklı makine öğrenmesi algoritmaları kullanılabilir. Bu tamamen karar vericinin nasıl bir tahmin modeli tasarlamak istediği ile ilgilidir. Aynı değişkenleri kullanarak her iki tahmin modelinin de çalıştırılması mümkündür. Örneğin regresyon temelli değer tahmini yapılmak istenen bir modelde, hedef değişken fikir başarı oranı olarak sayısal bir değişken şeklinde alınabilecekken, sınıflandırma yapılmak istenen bir modelde hedef değişken, fikrin başarılı olup olmadığını veya başarı düzeyi şeklinde kategorik bir değişken ile modellenebilir. Her iki modelde de aynı öznelilikler kullanılarak tahmin modeli oluşturulabilir. Ancak burada dikkat edilmesi gereken konu ise hedef değişkenin sayısal veya kategorik olma durumuna göre kullanılacak veri analitiği yöntemlerinin değişecek olmasıdır. Bu bağlamda yorumlanan değerler farklılaşmakla beraber izlenecek adımlar temelde aynı olmaktadır. Bu çalışma kapsamındaki örnek uygulamada hedef değişken kategorik olarak ele alındığı için, sınıflandırma analizleri gerçekleştirilecektir. Bu doğrultuda sınıflandırma için her yöntemi kullanmak ve raporlamak doğrudan çalışmanın amacı olmadığından, analizlerde kullanılabilecek her yöntemden bahsetmek de anlamlı olmayacaktır.

Bu amaçla, çalışma kapsamında, literatürde yaygın olarak kullanılan Rassal Orman (Random Forest) ve Gradyan Artırımlı Ağaçlar (Gradient Boosted Trees-GBT) olmak üzere 2 tane topluluk modellerinden; Naif Bayes (Naive Bayes) ve Lojistik Regresyon olmak üzere 2 tane de tekil yöntemlerden olmak üzere 4 farklı makine öğrenmesi algoritması kullanılmıştır. Bu yöntemler yaygın olarak kullanıldığı için detaylı açıklanmamış, Han vd., (2012) ve James vd., (2013)'dan yararlanılarak kısaca bahsedilmiştir. Bu açıklamalar ışığında, Naif Bayes, Bayes te-

oremını temel alan, her bir sınıf için koşullu olasılıklar hesaplayan ve sınıflardan olasılığı en yüksek olana atama yapan bir analiz türüdür. Lojistik regresyon ise hedef değişkenin kategorik olduğu durumlarda kullanılan bir regresyon türüdür ve veri analitiği tahmin modellerinde yaygın olarak kullanılmaktadır. Rassal orman ve GBT çok sayıda karar ağacını bir arada kullanan topluluk modellerinden olup, yaygın olarak kullanılan algoritmalarıdır. Rassal orman ağaçları rastgele veri setleri oluşturularak elde edilen modelleri paralel olarak eğitirken, GBT yönteminde sıralı bir eğitim işlemi her model bir önceki model sonucunu da dikkate alarak iteratif bir öğrenme gerçekleşir.

4. Bulgular

Bu aşamada inovasyon analitiğinin 3 analitik türünü içerecek şekilde yapılan örnek uygulamalar aktarılacaktır. Buradaki temel amaç, yukarıda bahsedilen modellerin ve analitik türlerinin daha anlaşılır olması için bir vaka üzerinden somut hale getirilmesidir. Ar-Ge ve inovasyon süreçleri ile ilgili veriler genellikle şirketler tarafından paylaşılmadığı için doğrudan konu özelinde uygulama yapılacak bir veri seti bulunamamakla beraber, analizlerde kullanılan veri seti, kaggle web sitesi üzerinden elde edilip, değişkenler uyarlanarak inovasyon analitiği vakası şeklinde kurgulanmıştır (2022). Veri seti, içerisinde çalışanların demografik bilgilerinin yanı sıra, performansları, aldıkları eğitim sayısı, eğitim puanları ve ödül sayısı gibi inovasyon analitiği modellemelerinde kullanabileceğimiz değişkenleri içermektedir. Orijinal veri setindeki 'employee ID' değişkeni doğrudan kayıt numarasına çevrilerek kullanılmış ve çok fazla bölge olduğundan ve bölge isimleri ile ilgili bir detay da verilmediğinde analizlerde ve yorumlamalarda kolaylık olması açısından 'region' değişkeni alınmamıştır. Veri setinde toplamda 54.808 satır veri bulunmakla beraber, yapılan ön işleme adımlarında kayıp veriler çıkarılmış ve 48.660 veri ile analizler gerçekleştirilmiştir. Veri setindeki değişkenler, tanımlamaları, nasıl ölçüldükleri ve ilgili oldukları alan ile ilgili bilgiler Tablo 3'te görülmektedir.

Tablo 3. Veri setindeki değişkenlerin tanımlamaları

Değişkenler	Orijinal Adı	Değişken Açıklaması ve Nasıl Ölçüldüğü	Ölçeği	İlgi	
1	Departman	department	Çalışanın görev aldığı birim	Polinomial	Demografik
2	Mezuniyet	education	Çalışanın en son mezun olduğu eğitim seviyesi (Lise/Lisans/Lisansüstü)	Polinomial	Demografik
3	Cinsiyet	gender	Çalışanın cinsiyeti (Erkek/Kadın)	Binominal	Demografik
4	Yaş	age	Çalışanın yaşı	Sürekli	Demografik
5	Kıdem	length_of_service	Çalışanın şirketteki çalışma yılı	Sürekli	Demografik
6	Performans	previous_year_rating	Çalışanın önceki yıl genel performans puanı (1-5 Skalası)	Sürekli	Diğer
7	Eğitim Sayısı	no_of_trainings	Çalışanın şirkette aldığı inovasyon eğitimi sayısı	Sürekli	İnovasyon
8	Eğitim Puanı	avg_training_score	Çalışanın inovasyon eğitimlerinden aldığı ortalama eğitim puanı (100 puan)	Sürekli	İnovasyon
9	Ödül	awards_won?	Çalışanın mesleki kariyeri boyunca inovasyon ödülü alıp almadığı (Yok/Var)	Binominal	İnovasyon
10	Yenilik derecesi	KPIs_met >80%	Fikrin artımsal radikal ayrımı (%80'i karşılayan radikal, değilse artımsal)	Binominal	İnovasyon
11	İnovasyon	is promoted	Fikrin inovasyona dönüşüp dönüşmediği (Dönüşmedi/Dönüştü)	Binominal	İnovasyon

İlk iki seviye analitik, daha esnek olması açısından Jamovi 2.0 yazılımı kullanılarak yapılmış, tahminleyici analitik aşamasında ise Knime 4.5.2 yazılımından yararlanılmıştır. Değişkenlerin Jamovi yardımıyla elde edilen açıklayıcı istatistikleri ve dağılımları Tablo 4 ve Tablo 5'te verilmiştir. Tablo 4'e bakıldığında, en fazla Satış&Pazarlama ve operasyon birimlerinde çalışan gözükürken, en az işgören, %1,8 ile Ar-Ge ve Hukuk departmanlarında bulunmaktadır. Mezuniyet açısından bakıldığında büyük oranda lisans mezunu çalışan bulunurken, lise mezunu sayısı oldukça azdır. Cinsiyet açısından her 10 çalışandan 7'sinin erkek çalışarlardan oluştuğu görülmektedir. İnovasyon ile ilgili değişkenlerin dağılımına bakıldığında ise ortaya konulan fikirlerin yaklaşık 2/3'ünü artımsal, üçte birini de radikal fikirler oluşturmaktadır. İnovasyon ödülü açısından ele alındığında, çalışanların çok az

bir kısmının (%2,3) kariyerleri boyunca inovasyon ödülü aldıkları görülmektedir. Son olarak inovasyona dönüşen fikirlerin oranına bakıldığında beklendiği gibi az sayıda fikir inovasyona dönüşürken, fikirlerin %90'dan fazlasının inovasyona dönüşmediği görülmektedir.

Tablo 4. Kategorik değişkenlerin dağılımları

Değişken	Kategori	Sayı	Yüzde
Departman	Analitik	4.610	%9,5
	Ar-Ge	893	%1,8
	Finans	2.219	%4,6
	Hukuk	867	%1,8
	Operasyon	10.547	%21,7
	Satınalma	6.641	%13,6
	Satış&Pazarlama	14.239	%29,3
	Teknoloji	6.502	%13,4
	İK	2.142	%4,4
Mezuniyet	Lise	458	%0,9
	Lisans	33.404	%68,6
	Lisansüstü	14.798	%30,4
Cinsiyet	Erkek	33.852	%69,6
	Kadın	14.808	%30,4
Yenilik Derecesi	Artımsal	31.314	%64,4
	Radikal	17.346	%35,6
İnovasyon Ödülü	Yok	47.534	%97,7
	Var	1126	%2,3
İnovasyon	Dönüşmedi	44.428	%91,3
	Dönüştü	4.232	%8,7

Diğer yandan Tablo 5'teki sayısal değişkenlerin istatistiksel dağılımına bakıldığında, ortalama eğitim sayısı 1,25 iken, bir çalışanın aldığı maksimum eğitim sayısı 10 olmaktadır. Bununla beraber bu eğitimlerden alınan ortalama puanlara bakıldığında bunun 63,6 olduğu gözükürken, maksimum puan 99 minimum puan ise 39 olduğu göze çarpmaktadır. Yaş değişkenine bakıldığında ortalama yaş 35,6 iken medyan değeri de ortalama değere yakındır. En fazla 32 yaşında

olan bireylerin olduğu gözükürken en geç çalışan 20, en yaşlı çalışan ise 60 yaşındadır. Kıdeme bakıldığında ise ortalama kıdemin 6,3 yıl ve firmada en uzun süre görev yapan kişinin ise 37 yıldır çalışmakta olduğu gözükmektedir. Son olarak önceki yıl performans skorlarına bakıldığında, 5 üzerinden değerlendirilen performanslarda, ortalama performans puanının 3,34 olduğu ve en fazla tekrar eden değerin, ortanca değer olan 3 puana denk geldiği görülmektedir.

Tablo 5. Sayısal değişkenlerin açıklayıcı istatistikleri

Gösterge	Değişken				
	Eğitim sayısı	Yaş	Performans	Kıdem	Ort. Eğitim Puanı
Ortalama	1,25	35,6	3,34	6,31	63,6
Medyan	1,00	34,0	3,00	5,00	60,0
Mod	1,00	32,0	3,00	3,00	50,0
Standart Sapma	0,605	7,53	1,26	4,20	13,3
Minimum	1	20	1	1	39
Maksimum	10	60	5	37	99

4.1. Açıklayıcı İnovasyon Analitiği Uygulaması

Bu analitik aşamasında verilerin açıklayıcı istatistikleri, çapraz tablolar kullanılarak yorumlanabilir. Bununla birlikte, bu analitik seviyesinde her detayı vermek anlamsız olacağı için sadece inovasyon ile ilgili değişkenlerin demografik değişkenlere göre nasıl dağıldığını gösteren 2 tane tabloyla örnek verilip, değerlerin yorumlanmasıyla yetinilmiştir. Bu bağlamda Tablo 6'ya bakıldığında çalışanlar, buldukları departman, mezuniyet durumları ve cinsiyetlerine göre aldıkları inovasyon eğitim sayıları ve bu eğitimlerde aldıkları puanların ortalama skorları üzerinden karşılaştırılabilir.

Tablo 6. Sürekli inovasyon değişkenlerinin demografik değişkenlere göre dağılımı

Değişken	Kategori	Ortalama Eğitim Sayısı	Ortalama Eğitim Puanı
Departman	Analitik	1,34	84,6
	Ar-Ge	1,40	84,6
	Finans	1,30	60,3
	Hukuk	1,09	59,8
	Operasyon	1,16	60,3
	Satınalma	1,31	70,1
	Satış&Pazarlama	1,28	50,3
	Teknoloji	1,26	79,9
	İK	1,05	50,0
Mezuniyet	Lise	1,28	64,8
	Lisans	1,27	63,4
Cinsiyet	Lisansüstü	1,22	64,0
	Erkek	1,29	63,4
	Kadın	1,17	64,0

Bu analizlerde ilk göze çarpan husus, Analitik ve Ar-Ge birimlerinin eğitim puan notlarının diğer birimlerden oldukça yüksek olmasıdır. Onları az bir farkla teknoloji birimi çalışanları takip etmektedir. Bu departmanların işleri gereği bu tarz eğitimlere daha yatkın olduğu şeklinde bir yorumlama yapılabilir. Mezuniyet ve cinsiyete göre küçük farklılıklar olmakla beraber lise mezunu olanların puan olarak diğer mezunlardan daha yüksek bir puan ortalaması alması not edilebilir bir gözlemdir. Diğer yandan, eğitimlerin en az İK ve Hukuk birimlerine, en fazla Ar-Ge birimi çalışanlarına verildiği görülmektedir. Diğer yandan demografik değişkenlere göre, inovasyon ile ilgili kategorik değişkenlerin yüzdesel dağılımına Tablo 7’de bakıldığında, artımsal fikir önerilerinin en fazla Satış&Pazarlama biriminden gelirken radikal fikir önerilerinin ise en fazla operasyon departmanından iletildiği görülmektedir. Mezuniyet açısından her iki kategoride de lisans mezunlarının dağılımın fazla olduğu, cinsiyet bakımından erkeklerin bu dağılımda daha yüksek oranda olduğu gözükmemektedir. İnovasyon ödülü ve inovasyona dönüşüp dönüşmemeye değişkenleri de benzer şekilde yorumlanabilir. Öte yandan, bu tablonun doğrudan sayılar üzerinden veya çalışan sayısına oranlanacak şekilde kur-

gulanıp yorumlanabileceği unutulmamalıdır. Bununla birlikte veri setinde tek bir yıla ait veri olduğu için yıllar boyunca bir karşılaştırma yapmak mümkün değildir.

Tablo 7. Kategorik inovasyon değişkenlerinin demografik değişkenlere göre % dağılımı

Değişken	Kategori	Yenilik Derecesi		Ödül		İnovasyon	
		Artımsal	Radikal	Yok	Var	Yok	Var
Departman	Analitık	5,59	3,85	9,21	0,22	8,52	0,91
	Ar-Ge	1,04	0,78	1,79	0,04	1,71	0,12
	Finans	2,66	1,88	4,42	0,12	4,17	0,37
	Hukuk	1,18	0,59	1,73	0,05	1,69	0,09
	Operasyon	12,16	9,42	21,07	0,51	19,58	2,00
	Satınalma	8,44	5,15	13,26	0,33	12,26	1,33
	Satış&Pazarlama	21,31	7,83	28,53	0,61	26,97	2,17
	Teknoloji	8,75	4,55	12,97	0,34	11,89	1,42
	İK	2,95	1,44	4,30	0,08	4,14	0,25
	Lise	0,56	0,38	0,91	0,02	0,86	0,07
Mezuniyet	Lisans	44,15	24,22	66,77	1,59	62,77	5,59
	Lisansüstü	19,38	10,91	29,60	0,69	27,29	2,99
Cinsiyet	Erkek	45,42	23,86	67,66	1,62	63,41	5,87
	Kadın	18,67	11,64	29,62	0,69	27,52	2,79

Açıklayıcı inovasyon analitiği için bu iki örnek tablo üzerinden görülebileceği gibi oldukça detaylı çıkarımlar, kategorilerin alt kırılımlarına göre bakılabilir. Bu seviye analitik türünde diğer tüm kırılımlar, yöneticiler tarafından özellikle iş zekâsı yazılımları kullanılarak analiz edilebilir ve görselleştirme araçları sayesinde inovasyon süreçlerinin izlenebilirliği daha etkin hale getirilebilir.

4.2. Teşhis Edici İnovasyon Analitiği Uygulaması

Açıklayıcı inovasyon analitiği kapsamında elde edilecek bilgiler her ne kadar veriye dayalı olsa da bu farklılıkların, değişimlerin ve karşılaştırmaların anlamlı olup olmadıkları ancak teşhis edici analitikler yardımıyla daha gerçekçi yorumlanabilir. Bunun yanı sıra değişkenler arası ilişkilerin var olup olmadığı da yine bu seviye bir analitikle yorumlanabilir duruma gelecektir. Örneğin, Tablo 6'daki

açıklayıcı analitiklerde ortalama eğitim saatleri açısından bazı birimlerin birbirinden farklılaştığı gözlemlenmişti. Bu bağlamda bu farklılığın anlamlı olup olmadığı ANOVA analizi yardımıyla görülebilir. Benzer şekilde cinsiyet açısından fazla bir fark olmasa da yine anlamlı bir fark var mı yok mu sorusunun cevabı, t-testi yapılarak değerlendirilebilir. Bir başka araştırma sorusu olarak inovasyon eğitimlerinden alınan ortalama puan ile alınan eğitim sayısı arasında bir ilişki var mıdır? Veya cinsiyetin fikrin inovasyona dönüşüp dönüşmemesi ile bir ilişkisi var mıdır? Gibi soruların cevabı yine teşhis edici analitik yardımı ile cevaplanabilir. Bu bağlamda yine örnek olması açısından bazı araştırma soruları, yapılan analizin türü ve elde edilen sonuçlar -analizlerin detayına girilmeden- Tablo 8’de verilmiştir.

Tablo 8. Teşhis edici analitik uygulaması sonuçları

	Araştırma Sorusu	Yapılan Analiz	Sonuç
1	Mezuniyet derecesi ile önerilen fikrin yenilik derecesi arasında bir ilişki var mıdır?	Kıkare testi	Anlamlı bir ilişki görülmemektedir.
2	Fikirlerin inovasyona dönüşüp dönüşmemesi cinsiyete göre farklılaşıyor mu?	Kıkare testi	Anlamlı bir farklılaşma var ve kadınlarda bu oran daha yüksek.
3	İnovasyon ödülü alıp almama konusunda departmanlara göre bir farklılık var mı?	Kıkare testi	Anlamlı bir farklılık bulunmamaktadır.
4	Ortalama eğitim puanı, departmana, cinsiyete, mezuniyete göre farklılık gösteriyor mu?	ANOVA ve T testi	Anlamlı farklılık göstermektedir.
5	Verilen eğitim sayısı ile ortalama eğitim puanı arasında pozitif bir ilişki var mı?	Korelasyon	Çok zayıf pozitif bir ilişki var.
6	Çalışan performans puanı yüksek olanların inovasyon eğitim puanları da yüksek mi?	Korelasyon	Zayıf da olsa daha yüksek olduğunu söylenebilir.
7	Fikirlerin yenilik derecesi eğitim puanına göre farklılık gösteriyor mu?	T Testi	Farklılık göstermektedir. Radikal fikir önerisi getirenlerin eğitimlerden aldıkları puanlar daha yüksektir.
8	Çalışanın kıdeminin artması ile inovasyon eğitim puanı artıyor mu?	Basit regresyon	Artmıyor. Aksine kıdem arttıkça puan düşüyor.

Sonuç olarak, bunlara benzer araştırma soruları geliştirilebilir ve benzer analizler uygulanarak elde edilen sonuçlardan, Ar-Ge ve inovasyon süreçleriyle ilgili iş değeri oluşturabilmek amacıyla çıkarımlar yapılabilir.

4.3. Tahminleyici İnovasyon Analitiği Uygulaması

Bu aşamada tahminleyici analitik için fikirlerin inovasyona dönüşüp dönüşmediğinin tahmin edileceği bir model kurgulanacaktır. Modeldeki hedef değişken, araştırma sorusuna uygun olarak, "inovasyon" değişkenidir ve Tablo 3'te belirttiği gibi "Fikrin inovasyona dönüşüp dönüşmediği (Dönüştü/Dönüşmedi)" şeklinde ikili kategorili olarak ölçülmektedir. Dolayısıyla firmada çalışanlar tarafından bir fikir ortaya konulduğunda, çalışan ile ilgili diğer değişkenler de kullanılarak, önerilen fikrin inovasyona dönüşüp dönüşmediğini tahmin edecek bir model kurulmuştur. Gerekli ön işleme adımları gerçekleştirildikten sonra, veriler, Knime Analytics yazılımı üzerinden modellenmiş ve yöntem kısmında değinildiği üzere topluluk modellerinden Rassal Orman ve Gradyan Artırmalı Ağaçlar; tekil yöntemlerden Naif Bayes ve Lojistik Regresyon olmak üzere 4 farklı makine öğrenmesi algoritması ile model çalıştırılmıştır. Çapraz doğrulama yönteminde veri seti 80:20 eğitim ve test verisi olarak ayrılmış ve sınıflandırma sonuçları, karışıklık matrisleri kullanılarak elde edilen ve yaygın olarak raporlanan, Doğruluk (Accuracy), Kesinlik (Precision), Duyarlılık (Recall-Sensitivity), Özgünlük (Specificity) ve Cohen's Kappa ölçütleri Tablo 9'da sunulmuştur. Knime yazılımı kullanılarak veri analizi yapılırken kullanılan algoritmalar ve ölçütlerin teorik altyapısı için (Han vd., 2012)'dan yararlanılmıştır.

Tablo 9. Sınıflandırma ölçütlerine göre algoritma sonuçları

	Doğruluk	Kesinlik	Duyarlılık	Özgünlük	Cohen's Kappa
Rassal Orman	0,940	0,941	0,997	0,339	0,472
GBT	0,943	0,943	0,998	0,361	0,499
Naif Bayes	0,907	0,926	0,976	0,117	0,207
Lojistik Regresyon	0,925	0,946	0,973	0,417	0,453

Bu sonuçlara bakıldığında beklendiği gibi topluluk modelleri algoritmaları birbirine yakın olmakla beraber tekli yöntemlere göre daha iyi sonuç vermiştir ve Naif Bayes göreceli olarak daha zayıf bir öğrenme gerçekleştirmiştir. Böylelik-

le fikirlerin inovasyona dönüşüp dönüşmeyeceğinin tahmin edildiği bir modelde, topluluk algoritmalarından herhangi biri kullanılarak %94 doğruluk ile bu tahminin gerçekleştirilebileceği görülmüştür. Ancak dikkat edilmesi gereken bir nokta tüm modellerde özgünlük değerlerinin oldukça düşük olmasıdır. Karışıklık matrislerinde, hedef değişkenin “inovasyona dönüşmeme” kategorisi, referans değer olarak alındığı için, özgünlük değerinin düşük olması inovasyona dönüşen fikirlerin tahmininde modelin daha başarısız olduğunu göstermektedir. Bu hususa dikkat etmekle beraber, sonuç olarak, çalışanın ortaya koyduğu bir fikrin, çalışan ile ilgili diğer değişkenler de göz önünde bulundurulup, inovasyona dönüşüp dönüşmeyeceği tahmin edilerek, Ar-Ge ve inovasyon süreçleri için bir değer ortaya konulmuş olacaktır.

5. Tartışma ve Sonuç

Bu araştırma kapsamında, inovasyon süreçlerinde veri analitiği uygulamaları ile hangi modellerin kullanılabilirliği ve onlardan elde edilebilecek potansiyel faydalar hazır bir veri seti üzerinde analizler yapılarak gösterilmiştir. Ayrıca, 3 tür analitik seviyesi kapsamında inovasyon analitiği uygulamaları ile asıl hedef olan inovasyon süreçlerine katma değer sağlayarak bir iş değeri oluşturmaya yönelik adımların nasıl gerçekleştirildiği de aktarılmıştır. Özellikle tahminleyici analitik bağlamında fikirlerin inovasyona dönüşüp dönüşmeyeceğinin tahmin edildiği örnek modelde, topluluk algoritmalarından herhangi biri kullanılarak %94 doğruluk ile bu tahminin gerçekleştirilebileceği görülmüştür. Dolayısıyla inovasyon analitiği türleri ve özellikle tahminleyici analitik yardımıyla inovasyon süreçlerinin iş değerini artırma potansiyeli olduğu ortaya konulmuştur. Bununla birlikte, yapay zekâ, inovasyon analitiğinin birçok yönünü yönlendirerek inovasyon sürecinde önemli bir rol oynayabilir (Kakatkar vd., 2020). Bu bağlamda özellikle tahminleyici analitik modelleri ve diğer yapay zekâ uygulamaları kullanılarak oluşturulacak potansiyel iş değerlerinden bazılarını aşağıda özetlemek mümkündür:

- Sadece inovasyona dönüşeceği tahmin edilen fikirleri, değerlendirme sürecine almak.
- Finansal getirisi yüksek olacağı tahmin edilen projeleri önceliklendirmek.
- Fikir ön değerlendirme süreçlerini yapay zekâ destekli, özellikle doğal dil işleme yöntemlerini kullanarak olarak otomatikleştirmek.

- Yazılım altyapısı ile başvuru anında fikir sahibine dönüt vermek.
- Başarılı/başarısız odak grupları tahmin edip, inovasyon yetkinliklerini geliştirmek.
- İnovasyon eğitimlerin etkinliğini ölçmek ve eğitim programlarını hedef gruba yönelik planlamak.

Öte yandan çalışmanın diğer önemli sonuçlardan biri, inovasyon analitiği konusundaki farkındalığı artırmasıdır. Ar-Ge ve inovasyon süreçlerinde, inovasyon analitiği bağlamında değerlendirilebilecek uygulamalar yapılmakla beraber, inovasyon analitiği terimi kullanılarak bu çalışmaların yayınlanmasının son birkaç yılda başladığı ve arttığı gözükmektedir. Bu bağlamda, firmaların yapacakları uygulamaları, bu kavram ışığında bütünsel bir bakış açısıyla ve bir strateji çerçevesinde değerlendirmeleri anlamlı olacaktır. Her ne kadar inovasyon süreçleriyle ilgili yeterli verisi olmayan firmalar için tahminleyici analitik seviyesinde analizler yapmak mümkün olmasa bile en azından bu konudaki seviyelerini anlamaları ve ileriye dönük bir yol haritası belirlemeleri başlangıç açısından oldukça önemlidir. Bu doğrultuda *Kurumsal İnovasyon Analitiği Yol Haritası*'nın belirlenmesi için aşağıdaki adımlar gerçekleştirilebilir:

- Mevcut Analitik Olgunluk Düzeyinin Belirlenmesi
- Hedef Analitik Düzeyin Seçilmesi
- İhtiyaç Duyulan Modellerin Belirlenmesi
- Analizler için Gerekli Verilerin Belirlenmesi
- İhtiyaç Duyulan Yetkinliklerin Geliştirilmesi
- Analitik Kültürünün Oluşturulması

Bu adımlar içerisinde analitik kültürün oluşturulması diğerlerinden farklı olarak konumlandırılmalıdır. Bu noktada atlanmaması gereken diğer bir husus ise geleneksel inovasyon takımlarının gerek makine öğrenmesi ve gerekse diğer yapay zekâ algoritmaları konusunda modelleme ve uygulama yetkinliklerine sahip olmayabileceğidir. Bu takımların veri bilimciler ile yakın çalışması gerekir ve ideal olan ise, veri bilimcilerin bu takımların çekirdek bir üyesi olarak başlangıcından itibaren projelerde yer almasıdır (Kakatkar ve diğerleri, 2020).

Öte yandan sadece firma düzeyinde değil inovasyon ekosistemi açısından, özellikle teknoloji araştırma ve kamu destek kurumları da inovasyon analitiği

yaklaşımını kullanarak değer oluşturabilirler. Bu bağlamda inovasyon projelerine verdikleri destekleri ve elde edilen sonuçları içerecek tahmin modelleri kurarak, verilecek desteklerin başarısına etki eden faktörleri belirleyerek ve bu faktörleri kullanarak destek politikalarını gözden geçirebilirler. Ayrıca proje başvurusu yapan firma veya araştırmacıların özneliklerini kullanarak proje başarısı tahmini yapıp, başvuranlara anında dönüt vererek, fikir sahiplerine proje başvurularını yenileme imkânı sağlayabilirler. Böylelikle hem başarı oranı yüksek projeler desteklenerek araştırma bütçeleri daha verimli kullanılmış olacak hem de başvuranların gereksiz beklemesinin önüne geçilmiş olacaktır.

Çalışmanın literatüre yapacağı tüm bu katkılarının yanı sıra en önemli kısıtı gerçek vakalar üzerinde bu modellerin uygulanamamasıdır. Bu durum aynı zamanda ileriki çalışmalar için bir araştırma önerisi içermekte ve bu alanda büyük bir potansiyelin olduğunu göstermektedir. Ülkemizde inovasyona yönelik araştırmalara öncülük eden ve inovasyonun, fikirlerin elde edilmesinden finansal kazanca kadarki tüm süreçlerinde üretilen veriyi kayıt altına alan kurumların bu konuda yapacakları çalışmalar, hem kendi inovasyon süreçlerinin verimliliğini artıracak hem de literatüre önemli katkılar sunacaktır. Aynı zamanda tahmin seviyesindeki inovasyon analitiği uygulamalarının yaygınlaşması ve sonuç alınmasıyla -bu çalışmanın kısıtlarından biri olan- reçeteli inovasyon analitiğini için de uygun doğrultuda uygulama imkânı sağlanmış olacak ve bu analitik türü için de potansiyel araştırma alanlarını ortaya çıkaracaktır.

Kaynakça

Arabshahi, H. ve Fazlollahtabar, H. (2018), "Classifying Innovative Activities Using Decision Tree and Gini Index", *International Journal of Innovation and Technology Management*, 15(3), 1850025.

Brem, A., Giones, F. ve Werle, M. (2021), "The AI Digital Revolution in Innovation: A Conceptual Framework of Artificial Intelligence Technologies for the Management of Innovation", *IEEE Transactions on Engineering Management*.

Capurro, R., Fiorentino, R., Garzella, S. ve Giudici, A. (2021), "Big data analytics in innovation processes: which forms of dynamic capabilities should be developed and how to embrace digitization?", *European Journal of Innovation Management*, 25(6), 273–294.

Christensen, K., Nørskov, S., Frederiksen, L. ve Scholderer, J. (2017), "In Search of New Product Ideas: Identifying Ideas in Online Communities by Machine Learning and Text Mining", *Creativity and Innovation Management*, 26(1), 17–30.

Çubukçu, A. (2022), *Yöneticiler İçin İnovasyon Kararlarının Verilmesi*, 1. Basım, Ankara: Nobel Bilimsel Eserler.

Füller, J., Hutter, K., Wahl, J., Bilgram, V. ve Tekic, Z. (2022), "How AI revolutionizes innovation management – Perceptions and implementation preferences of AI-based innovators", *Technological Forecasting and Social Change*, 178, 121598.

Haefner, N., Wincent, J., Parida, V. ve Gassmann, O. (2021), "Artificial intelligence and innovation management: A review, framework, and research agenda", *Technological Forecasting and Social Change*, 162, 12392.

Han, J., Kamber, M. ve Pei, J. (2012), *Data Mining Concepts and Techniques*, Third Edit, Elsevier.

James, G., Witten, D., Hastie, T., ve Tibshirani, R. (2013), *An introduction to statistical learning*. New York: Springer.

Kaggle Veriseti, (2022), HR Analytics classification, <https://www.kaggle.com/bhrt97/hr-analytics-classification>. (Erişim: 10.06.2022).

Kakatkar, C., Bilgram, V. ve Füller, J. (2020), "Innovation analytics: Leveraging artificial intelligence in the innovation process", *Business Horizons*, 63(2), 171–181.

Maher, M. L. ve Mahzoon, M. J. (2015), "Finding unexpected patterns in citizen science contributions using innovation analytics", *Proceedings of Collective Intelligence*, 31.

Mariani, M. M. ve Nambisan, S. (2021), "Innovation Analytics and Digital Innovation Experimentation: The Rise of Research-driven Online Review Platforms", *Technological Forecasting and Social Change*, 172, 121009.

Mariani, M. M., Machado, I., Magrelli, V., ve Dwivedi, Y. K. (2022). "Artificial intelligence in innovation research: a systematic review, conceptual framework, and future research directions", *Technovation*, 102623.

Padilla-Ospina, A.M., Medina-Vásquez, J.E. ve Ospina-Holguín, J.H. (2021), "Financial Determinants of Innovation in SMEs: A Machine Learning Approach", *Journal of Small Business Strategy*, 31(5), 117–131.

Pietronudo, M. C., Croidieu, G., ve Schiavone, F. (2022). "A solution looking for problems? A systematic literature review of the rationalizing influence of artificial intelligence on decision-making in innovation management", *Technological Forecasting and Social Change*, 182, 121828.

Ponta, L., Puliga, G., Oneto, L. ve Manzini, R. (2022), "Identifying the determinants of innovation capability with machine learning and patents", *IEEE Transactions on Engineering Management*. 69(5), 2144-2154

Serrallonga, R. (2019), The Future of Innovation Analytics. <https://www.datasciencecentral.com/the-future-of-innovation-analytics>. (Erişim: 14.04.2022).

Shalaby, W., ve Zadrozny, W. (2016), "Innovation analytics using mined semantic analysis", In The Twenty-Ninth International Flairs Conference.

Shalaby, W., Rajshekhar, K., ve Zadrozny, W. (2016). "A visual semantic framework for innovation analytics", In Proceedings of the AAAI Conference on Artificial Intelligence.

The jamovi project (2021), jamovi. (Version 2.0) [Computer Software]. Retrieved from <https://www.jamovi.org>.

Wedel, M. ve Kannan, P.K. (2016), "Marketing analytics for data-rich environments", *Journal of Marketing*, 80(6), 97–121.

Zabalawi, E., ve Al Jammal, A. (2021), "Innovation Analytics", In Data Analytics in Marketing, Entrepreneurship, and Innovation (pp. 15-30). Auerbach Publications.

Zhang, H., Zhang, X. ve Song, M. (2021), "Deploying AI for New Product Development Success: By embracing and incorporating AI in all stages of NPD, companies can increase their success rate of NPD projects", *Research Technology Management*, 64(5), 50–57.