

Yapay Zekânın Türkiye Startup Ekosistemindeki İstihdam ve Fonlama Dinamikleri Üzerindeki Etkisi: Crunchbase Verisiyle Ampirik Bir İnceleme

<https://doi.org/10.31006/gipad.1941321>

Alperen KARAMAN*, Hasan ŞAHİN**

Öz

Yapay zekâ (YZ) teknolojileri girişimcilik ekosistemini dönüřtürmekte; ancak bu dönüřümün geliřmekte olan ekonomilerdeki ampirik yansımaları sınırlı kalmaktadır. Türkiye özelinde girişimlerin YZ kullanımı, istihdam ve fonlama dinamiklerini birlikte ele alan sistematik bir analiz bulunmamakta; ayrıca uluslararası literatürde giderek merkezi bir kavram haline gelen “solopreneur” kavramının Türkçe karşılığı literatürde yer almamaktadır. Bu çalıřma, söz konusu boşlukları gidermeyi amaçlayarak Türkiye startup ekosisteminde YZ kullanımının istihdam yapısı ve fonlama üzerindeki etkilerini incelemektedir. Arařtırma kapsamında 2015–2025 döneminde kurulan 801 girişime ait Crunchbase verisi analiz edilmiřtir. YZ kullanımı anahtar kelime temelli sınıflandırma ile belirlenmiř; analizlerde Ki-Kare, Welch t-testi ve çok deęişkenli OLS regresyon yöntemleri kullanılmıřtır. Bulgular, YZ kullanan girişimlerin, kullanmayanlara kıyasla ortalama 2,3 kat daha az çalıřanla faaliyet gösterdiğini; buna karşın iki grup arasında fonlama düzeyi bakımından istatistiksel olarak anlamlı bir fark bulunmadığını ($p=0,065$) ortaya koymuřtur. 2030 projeksiyon modelleri, YZ kullanan girişimlerin %75,7’sinin mikro girişim yapısına evrileceğini öngörmektedir. Çalıřma, “birışimcilik” kavramını literatüre kazandırmaktadır.

Anahtar Kelimeler: Birışimcilik, yapay zekâ, startup ekosistemi, istihdam verimlilięi, crunchbase.

The Impact Of Artificial Intelligence On Employment And Funding Dynamics In The Turkish Startup Ecosystem: An Empirical Investigation Using Crunchbase Data

Abstract

Artificial intelligence (AI) technologies are transforming the entrepreneurial ecosystem; however, the empirical manifestations of this transformation in developing economies remain limited. In the context of Türkiye, there is no systematic analysis that jointly examines firms’ AI adoption, employment structures, and funding dynamics; moreover, the concept of “solopreneur,” which has become increasingly central in the international literature, lacks a corresponding term in Turkish academia.

* Öğr. Gör. Milli Savunma Üniversitesi, Hava Harp Okulu, Endüstri Mühendislięi Bölümü,
alperen.karaman@msu.edu.tr ORCID: 0009-0009-5244-9380

** Doç. Dr. Bursa Teknik Üniversitesi, Mühendislik ve Doęa Bilimleri Fakültesi, Endüstri Mühendislięi Bölümü,
h.sahin@btu.edu.tr ORCID: 0000-0002-8915-000X

This study aims to address these gaps by investigating the effects of AI adoption on employment structure and funding outcomes within the Turkish startup ecosystem. The analysis is based on Crunchbase data covering 801 startups founded between 2015 and 2025. AI adoption is identified through a keyword-based classification approach, and the empirical strategy employs Chi-square tests, Welch's t-test, and multivariate OLS regression models. The findings indicate that AI-adopting startups operate with, on average, 2.3 times fewer employees compared to Non-AI firms, while no statistically significant difference is observed in funding levels between the two groups ($p = 0.065$). Projection models for 2030 suggest that 75.7% of AI startups will evolve into micro enterprise structures. The study contributes to the literature by introducing the term "biriřimcilik" as a Turkish equivalent of "solopreneurship."

Keywords: Artificial intelligence, startup ecosystem, solopreneurship, employment efficiency, crunchbase.

Extended Abstract

Research Purpose:

The proliferation of artificial intelligence (AI) technologies is reshaping the organizational architecture of entrepreneurial ventures worldwide. Recent theoretical and empirical studies (Fossen et al., 2024; Babina et al., 2024; Schulte-Althoff et al., 2021) have established that AI-enabled ventures exhibit distinctive scaling behaviors compared to traditional startups. However, two critical gaps persist in the literature: (1) empirical evidence on AI's transformative impact on employment and funding dynamics in emerging market ecosystems—particularly Türkiye—is scarce; and (2) despite the growing centrality of the "solopreneur" concept in international entrepreneurship discourse, no Turkish terminological equivalent has been proposed in academic literature. This study simultaneously addresses both gaps.

Methodology:

The empirical analysis is conducted on a sample of 801 Türkiye based startups founded between 2015 and 2025, extracted from the Crunchbase database. AI classification is implemented through rule-based keyword analysis on company description texts (rather than Crunchbase's own industry tags), following Weber et al. (2022), with a word-boundary operator (\bAI\b) added to prevent false positives. Funding amounts were standardized to USD using annual average exchange rates and $\log_{10}$ -transformed to address right-skewness. Three hypotheses were tested using Chi-square tests and Mann-Whitney U (H1: employment differences), Welch's t-test (H2: funding similarity), and multivariate OLS regression (H3: AI's independent effect when employment is controlled). K-Means clustering ($k=3$, Silhouette=0.4357) and a consensus projection model combining four machine learning algorithms (Logistic Regression, Gradient Boosting, Random Forest, SVM), validated by Leave-One-Out Cross-Validation, were employed for structural and forward-looking analyses.

Findings:

Of the 801 ventures, 176 (22.0%) are classified as AI-using and 625 (78.0%) as Non-AI. AI ventures operate with an average of 23 employees compared to 54 for Non-AI ventures (2.3× fewer), yet the two groups exhibit statistically similar funding levels ($\log_{10}$ means 5.540 vs. 5.656; Welch $t=-1.850$, $p=0.065$; Cohen's $d=-0.137$). The OLS regression reveals a super-

linear scaling coefficient of $\beta=0.914$ ($p<0.001$) for $\log_{10}(\text{employees})$ on $\log_{10}(\text{funding})$, while the AI indicator is statistically insignificant ($\beta=-0.051$, $p=0.383$). Clustering identifies three distinct ecosystem segments: an "AI-Pioneer" cluster (K0: 100% AI, 21 employees avg., \$830,500 avg. investment), a "Traditional Micro Enterprise" cluster (K1: 84% Non-AI, 9 employees avg.), and a "Mature Traditional" cluster (K2: 94% Non-AI, 115 employees avg.). Sectoral analysis shows 3.2 $\times$ (Finance), 2.1 $\times$ (Health), and 0.8 $\times$ (Software) ratios in employee counts. The AI adoption rate jumped from 16.6% pre-2022 to 35.6% post-ChatGPT. The 2030 AUC-weighted consensus projection estimates that 75.7% (± 18.6) of AI ventures will operate as solopreneurs.

Originality and Contribution:

This research offers three distinctive contributions to the literature. First, it provides the first empirical validation of the super-linear funding-employment scaling pattern—documented globally by Schulte-Althoff et al. (2021)—in the Turkish ecosystem. Second, it replicates Gahtow's (2025) global finding of funding similarity ($p=0.074$) with remarkable consistency ($p=0.065$), demonstrating the regional generalizability of this structural pattern. Third, it proposes "biriřimcilik" as the Turkish conceptual equivalent of "solopreneurship", derived from the linguistic synthesis of "bir" (one), "biliřim" (informatics), and "giriřim" (enterprise). This terminological contribution enriches both academic discourse and policy frameworks in a context where AI-driven micro-entrepreneurship is projected to become dominant.

Practical Implications:

For entrepreneurs, the findings suggest abandoning headcount as a growth metric in favor of per-employee technological value creation. For investors, AI-labeled ventures should be evaluated not on marketing framing but on operational integration of AI as a cost-reduction engine. For policymakers, educational and incentive frameworks must adapt to a structural labor transformation where AI-enabled micro-ventures emerge as the dominant entrepreneurial form. The study documents the end of the traditional "growth = headcount" paradigm in the Turkish startup ecosystem.

1. Giriř

Dijital teknolojiler giriřimcilik ekosistemini yapay zekanın (YZ) geliřimiyle birlikte köklü biçimde dönüřtürmüřtür. 2022 yılında ChatGPT'nin kamuoyuna açılmasıyla bařlayan üretken yapay zekâ çaęı, söz konusu dönüřümün hızını ve derinlięini arttırmıřtır. Bergmann vd. (2026), üretken yapay zekâ sistemlerinin artan etkisinin giriřimcilik ekosisteminde önemli deęiřimlere yol açtıęını; üretken yapay zekâ araçlarına eriřimi olan giriřimlerin daha az çalışanla faaliyet gösterebildięini ve özellikle tohum yatırım elde etme gibi kritik kilometre taşlarına daha kısa sürede ulařtıęını ortaya koymaktadır. Weber vd. (2022), ChatGPT ve benzeri araçların hızlı yayılımının özellikle Amerika Birleřik Devletleri'nde giriřimcilik faaliyetlerini ve risk sermayesi yatırımlarını artırdıęını, bu kapsamda yapay zekâ odaklı yatırımların toplam giriřim sermayesi içindeki payının 2022'de %12'den 2023'te %25'e yükseldięini belirtmektedir. Fossen vd. (2024), vurguladıęı üzere, yapay zekâ alanındaki geliřmeler, dünyayı önemli yeni teknolojik atılımların eřięine getirmiřtir.

Geçmişte çok sayıda insan gücü gerektiren işler artık yerini yapay zekaya bırakmaktadır. Günümüzde daha yalın, çevik ve bireysel girişim modelleri ortaya çıkmakta, küçük ekipli girişimler giderek daha fazla görünürlük kazanmaktadır. OECD (2020) sınıflandırmasına göre çalışan sayısı 10'dan küçük olan girişimler mikro girişim olarak ifade edilmektedir. Giriřimcilik dünyasındaki dönüşümün en çarpıcı göstergesi, geleneksel olarak onlarca çalışan gerektiren iş süreçlerinin tek bir bireyin yapay zekâ araçlarıyla donatılmış çalışmasıyla yürütülebilmesidir. Oxford Sözlüğü'ne göre girişimini tek başına kuran ve yöneten kişilere "solopreneur" denilmektedir ve son yirmi yılda bu girişimcilik türüne olan ilgi belirgin şekilde artmıştır (Piccoli vd., 2021).

Startupların yapay zekâ etkisiyle geçirdiği dönüşümün ampirik boyutunu inceleyen uluslararası çalışmalar çarpıcı bulgular sunmaktadır. Schulte-Althoff vd. (2021), YZ startup'larında fonlamanın çalışan sayısına göre süper-doğrusal büyüme sergilediğini ortaya koymuştur. Babina vd. (2024), YZ yatırımlarının firma büyümesini ürün inovasyonu kanalıyla hızlandırdığını belgelemiştir. Ancak küresel ölçekte elde edilen bu bulgular, gelişmekte olan pazar ekonomilerinde ve özellikle kendine özgü makroekonomik dinamiklere sahip Türkiye'de yeterince test edilmemiştir. Uluslararası finans ve teknoloji metropollerinde geçerli olan örüntülerin bölgesel yansımaları netleştirilmemiş, Türkiye özelindeki çalışmalar ekseriyetle kavramsal tartışmalar veya küçük örneklemli tanımlayıcı analizlerle sınırlı kalmaktadır.

Literatürdeki ikinci ve daha kritik bir boşluk ise terminolojik niteliktedir. Solopreneur olarak adlandırılan tek kişilik girişimcilik biçimi, gelişmiş ekonomilerde hızla büyüyen bir profil olarak akademik literatürde ele alınmaya başlanmıştır. Amerika Birleşik Devletleri'nde çalışanı olmayan tek sahipli işletmelerin toplam işletmeler içindeki payı 1997'de %76 iken 2024 itibarıyla %84 seviyesine ulaşmış ve bu eğilim bağımsız çalışmaya yönelik uzun vadeli yapısal bir dönüşümü ortaya koymuştur (Peng, 2026). Fossen vd. (2024), 2024 itibarıyla solo çalışanların yaklaşık %14'ünün YZ araçlarını aktif olarak kullandığını belgelemekte ve bu oranın hızla artacağını öngörmektedir. Vu (2025), ise solopreneur'lerin sosyal medya pazarlama faaliyetlerinde üretken yapay zekâ araçlarını kullanım örüntülerini karma yöntemle inceleyerek, bu profilin operasyonel verimlilik kazanımı açısından geleneksel küçük işletmelerden belirgin biçimde farklılaştığını ortaya koymuştur. Söz konusu bulgular bir araya geldiğinde, solopreneur olgusunun ekosistemin marjinal bir aktöründen ekonomik dönüşümün belirleyici bir aktörüne dönüştüğü görülmektedir.

Hızla yaygınlaşmasına rağmen "solopreneur" kavramının Türkçe akademik literatürde kabul görmüş tek kelimelik bir karşılığı bulunmamaktadır. İlgili olgu genellikle "tek başına çalışan girişimci" veya benzeri uzun betimleyici ifadelerle aktarılmaktadır. Burada vurgulanması gereken kritik bir nokta, söz konusu betimleyici ifadelerin kavramın tanımını sunmakla birlikte akademik söylemde işlevsel bir terim niteliği taşınamamasıdır. Tanımlar kavramların açıklayıcı betimlemeleri iken; terimler tek bir sözcükle teorik bir çerçeveyi çağrıştıran kavramsal araçlardır. Bu ayrım akademik terminoloji üretiminin temelinde yer almakta olup "yapay zekâ" (terim) ile "insan benzeri akıl yürütme yapabilen bilgisayar sistemleri" (tanım) farkı gibi pek çok örnekte görünür hale gelmektedir. Türk akademisinde yabancı kökenli kavramlara tek kelimelik karşılık üretme geleneği uzun ve verimli bir tarihe sahiptir. Köksal, A. (1971) tarafından "computer" kavramı için önerilen "bilgisayar" terimi, "software" için "yazılım" ve "hardware" için "donanım" gibi türetilmiş kavramlar bugün hem

akademik literatürün hem de günlük dilin ayrılmaz parçaları haline gelmiştir. Söz konusu terim önerilerinin ortak özelliđi, betimleyici ifadelerin yerine tek bir sözcükle kavramı çağrıştıran ve standartlaştıran araçlar sunmalarıdır. Bilim dilinin yapı taşları olarak kabul edilen terimler, bilimsel bilginin aktarılabilir ve sürdürülebilir olmasında kritik bir rol üstlenmektedir. Terimlerin doğru ve işlevsel tanımlarla desteklenmesi, terminolojik tutarlılığın sağlanmasına katkıda bulunmakta; bu doğrultuda terim ve tanımlara ilişkin çalışmalar bilim dünyası açısından önemli bir değer taşımaktadır (Girişen, 2020). Bu bağlamda değerlendirildiğinde Türkçe akademik dilde solopreneur kavramına özgü bir karşılığın bulunmaması yalnızca dilbilimsel bir boşluk değil; gelecek on yılda iş modelini bu profile göre kuracak Türk girişimcilerin ulusal akademik söylemde ve politika belgelerinde sistematik biçimde ele alınamamasına yol açan kurumsal bir boşluktur. Yasal mevzuatlarda ilgili kategorilerin tanımlanması, KOSGEB ve TÜBİTAK gibi destek kurumlarının programlarında ortak terminolojinin kullanılması, üniversitelerde ilgili dersler ve eğitim materyallerinin standartlaştırılması ve politika belgelerinde tutarlı ifadelerin oluşturulması ortak bir terimin varlığını gerektirmektedir. Politika yapımcıların, akademisyenlerin ve girişimcilik aktörlerinin aynı kavramsal zeminde konuşabilmesi için söz konusu terminolojik boşluğun doldurulması ivedi bir gereklilik olarak öne çıkmaktadır.

Mevcut çalışma, söz konusu iki boşluğu aynı anda doldurmayı hedefleyen ilk ampirik araştırma olarak tasarlanmıştır. Araştırmanın temel sorusu şudur: Yapay zekâ teknolojileri Türkiye startup ekosistemindeki istihdam ve fonlama dinamiklerini nasıl dönüştürmektedir ve bu dönüşümün kavramsal karşılığı ne olmalıdır? Bu soru etrafında üç özgül hipotez geliştirilmiştir. İlk hipotez (H1), Fossen vd. (2024), vurguladığı üzere yapay zekânın bilgi ve hizmet işlerinde otomasyon ve insan-YZ iş birliği yoluyla işgücü ikame mekanizması yarattığına dair bulgusundan hareketle, YZ kullanan startup'ların YZ kullanmayanlara kıyasla daha küçük çalışan yapısına sahip olduğunu öne sürmektedir. İkinci hipotez (H2), Gahtow (2025), küresel Crunchbase verisinde elde ettiği $p=0,074$ değeriyle ortaya koyduğu "benzer fonlama" bulgusunun Türkiye ekosisteminde de geçerli olduğunu; yani iki grubun fonlama düzeylerinin istatistiksel olarak anlamlı biçimde farklılaşmadığını savunmaktadır. Üçüncü hipotez (H3), Schulte-Althoff vd. (2021), YZ startup fonlamasının çalışan sayısına göre süper-doğrusal büyüme örüntüsü sergilediğine dair bulgusundan hareketle, çalışan büyüklüğü kontrol edildiğinde YZ kullanımının fonlama üzerinde bağımsız bir etki üretmediğini ileri sürmektedir.

Çalışma, söz konusu hipotezleri 2015–2025 dönemini kapsayan 801 Türkiye merkezli girişimin Crunchbase verisi üzerinde sınamakta; ayrıca K-Means kümeleme analiziyle ekosistemin yapısal segmentasyonunu ortaya koymakta ve dört makine öğrenmesi modelini birleştiren projeksiyonuyla 2030 yılı mikro girişim oranını öngörmektedir. Çalışmanın devamında ikinci bölümde ilgili literatürü incelenerek araştırma boşluğu sistematik biçimde konumlandırılmıştır. Üçüncü bölüm veri seti, sınıflandırma yöntemi ve istatistiksel analizlerin ayrıntılarını sunmaktadır. Dördüncü ve beşinci bölümde ise bulgular dört alt başlıkta raporlanarak uluslararası literatürle karşılaştırmalı olarak ele alınmaktadır. Altıncı bölüm sonuçları, teorik ve uygulamalı katkıları ile sınırlılıkları ortaya koymaktadır.

2. Literatür Taraması

2.1. YZ Giriřimciliđi ve Organizasyonel Dönüşüm

Günümüz iş dünyası, dijital teknolojilerin mevcut endüstrileri dönüştürmesi ve dijital temelli yeni aktörler etrafında tamamen yeni iş kollarının oluşmasıyla köklü bir değişim sürecinden

geçmektedir (Simsek vd., 2024). Zhu vd. (2025), ortaya koyduđu üzere, dijital teknolojik inovasyon girişimcilik faaliyetlerini anlamlı biçimde artırmakta; inovasyon seviyesi yükseldikçe bu olumlu etki daha da güçlenmektedir. Bu dönüşümün son halkası olan yapay zekâ teknolojileri ise yalnızca bir teknolojik alan olmanın ötesine geçerek, sosyal yaşamdan endüstriyel süreçlere kadar birçok yapıyı yeniden tanımlamakta; girişimciliđi yapay zekâ tarafından şekillendirilen yeni bir döneme taşımaktadır (Obschonka vd., 2025).

Yeni dönemin organizasyonel yapılar üzerindeki etkisi özellikle çarpıcıdır. Yapay zekâ uygulamaları; veri analizi, tahminleme, otomasyon ve kişiselleştirme gibi yetenekleri sayesinde iş dünyasında merkezi bir rol üstlenmeye başlamıştır. Bu gelişmeler yalnızca büyük ölçekli kurumların değil, küçük işletmelerin ve bireysel girişimcilerin de teknolojik olanaklara erişimini kolaylaştırmış; daha önce yüksek maliyet ve uzmanlık gerektiren birçok süreç düşük bütçelerle ve sınırlı insan kaynağıyla yürütülebilir hâle gelmiştir. Vu (2025), yapay zekâ araçlarının tekrarlayan görevleri otomatikleştirerek, içerik oluşturma süresini kısaltarak ve iş akışlarını standartlaştırarak operasyonel verimliliđi önemli ölçüde artırdığını doğrulamaktadır. Söz konusu verimlilik kazanımları, girişimlerin geleneksel ölçek-istihdam ilişkisinden farklılaşmasına ve daha çevik organizasyonel yapılar oluşturabilmesine zemin hazırlamaktadır.

Organizasyonel dönüşümün erişilebilirlik boyutunu güçlendiren bir diğer gelişme, düşük kod (low-code) ve kodsuz (no-code) platformlarının yaygınlaşmasıdır. Geleneksel olarak otomasyon çözümleri özel programlama becerileri ve kapsamlı geliştirme çabası gerektirdiğinden küçük işletmeler ve bireysel kullanıcılar için erişimi sınırlamaktaydı. Amir ve Atif (2026), belirttiđi üzere, düşük kod ve kodsuz platformların ortaya çıkışı, kullanıcıların görsel arayüzler ve yeniden kullanılabilir bileşenler aracılığıyla iş akışları tasarlamalarına imkân vererek bu engeli önemli ölçüde azaltmıştır. Bu durum, küçük ekiplerin daha önce yalnızca büyük teknoloji ekiplerinin gerçekleştirebileceđi projeleri hayata geçirmesini mümkün kılmakta; girişim ekosisteminde organizasyonel ölçeğin geleneksel başarı belirleyiciliđini sorgulanır hâle getirmektedir.

2.2. YZ Yatırımlarının Makroekonomik Etkileri

Babina vd. (2024), 535 milyon kişinin iş geçmişini içeren Cognism ve Burning Glass veri setlerini birleştirerek halka açık firmaların YZ yatırımlarını ölçmüş; YZ yatırımı yapan firmalarda satışların %19,5, istihdamın %18,1 ve piyasa değerin %22,3 oranında arttığını belgelemişlerdir. Ancak yazarlar bu büyümenin esas olarak ürün inovasyonu kanalıyla gerçekleştiđini; süreç otomasyonu veya maliyet azaltma etkilerinin ise sınırlı kaldığını vurgulamıştır. Söz konusu bulgu halka açık olgun firmalara odaklandığından, erken aşama YZ startup'larındaki dinamiklerin farklı işleyip işlemediđi açık bir soru olarak kalmaktadır.

Montanaro vd. (2024), 2000–2019 dönemini kapsayan ve 5.235 YZ yatırımı ile 9.215 NonYZ yatırımı içeren bir veri seti üzerinde yaptıkları analizde, YZ girişimlerine yapılan yatırımın NonYZ girişimlere kıyasla ortalamada daha düşük olduğunu; ancak bu negatif ilişkinin girişim gelişim aşaması, yatırımcı deneyimi ve ülkenin YZ gelişmişlik düzeyi gibi moderatör değişkenlerle önemli ölçüde değiştiđini raporlamıştır. Gahtow (2025), küresel Crunchbase verisi üzerinde log₁₀ dönüşümü ve Welch t-testi uygulayarak YZ ve NonYZ startup'ların fonlamasının istatistiksel olarak anlamlı biçimde farklılaşmadığını (p=0,074) göstermiştir. Söz konusu bulgunun Türkiye gibi gelişmekte olan pazar ekonomilerinde de geçerli olup olmadığı, mevcut çalışmanın H2 hipotezinin çıkış noktasını oluşturmaktadır.

2.3. Solopreneur Kavramı ve Kavramsal Bořluk

Uluslararası literatürde solopreneur, geleneksel olarak bir ekip gerektiren iş yüklerini tek başına üstlenebilen girişimciyi tanımlamaktadır. (Piccoli vd., 2021). Vu (2025), solopreneur'ların sosyal medya pazarlama faaliyetlerinde üretken yapay zekâ araçlarını kullanım örüntülerini inceleyerek bu profilin mikro düzeydeki operasyonel verimliliğini belgelemiştir. Özellikle 2022 sonrası dönemde üretken yapay zekâ araçlarının erişilebilir hale gelmesi, daha önce uzmanlık ekipleri gerektiren yazılım geliştirme, içerik üretimi, veri analizi ve müşteri ilişkileri yönetimi gibi süreçlerin tek bir bireyin sorumluluğunda yürütülebilir hale gelmesini sağlamıştır. Bununla birlikte söz konusu kavramın Türkçe akademik yazında kabul görmüş bir karşılığı bulunmamaktadır. Mevcut çalışmalarda kavram ya İngilizce orijinaliyle kullanılmakta ya da "tek kişilik girişimci" gibi uzun ve deskriptif ifadelerle çevrilmektedir. Bu eksiklik, gelecek akademik çalışmaların, politika belgelerinin ve girişimcilik eğitimi materyallerinin ortak bir terminolojide buluşamamasına yol açmaktadır.

2.4. Kural Tabanlı Metin Sınıflandırması

Girişim (startup) açıklama metinleri üzerinde yapay zekâ kullanımının tespit edilmesinde kural tabanlı anahtar kelime yöntemleri literatürde yaygın biçimde uygulanmaktadır. Felgueiras vd. (2020), Crunchbase'deki 600.000'den fazla şirket açıklamasına SVM ve bulanık parmak izi teknikleri uygulayarak yaklaşık %70 hassasiyet elde etmiştir. Kaiser ve Kuhn (2020), çalışmalarında kamuya açık metinsel ve metinsel olmayan bilgilerin startup performans tahminindeki değerini sözlük tabanlı bir yaklaşımla incelemiş; bu yöntemin makine öğrenmesi modellerine kıyasla kabul edilebilir sonuçlar ürettiğini göstermiştir. Savin vd. (2022), çalışmasının ana bulgusu, küresel düzeyde 45 farklı konu kümesinin tespit edilmesi ve startup ekosisteminin metin tabanlı sınıflandırma paradigmasıyla sistematik biçimde haritalanabilir olduğunun gösterilmesidir. Çalışma, LDA gibi gözetimsiz konu modelleme yöntemlerinin Crunchbase ölçeğinde büyük metin verilerine uygulanabilirliğini kanıtlamış ve startup taksonomisi arařtırmaları için önemli bir metodolojik referans oluřturmuřtur.

Yapılan çalışmalar genellikle küresel veri üzerinden yürütölmüş olup, Türkiye gibi gelişmekte olan pazar ekonomilerine özgü dinamiklerin (bölgesel ekosistem yapısı, yerel yatırımcı davranışı, ülkeye özgü makroekonomik koşullar) sistematik biçimde ele alınmadığı görölmektedir. Bu durum, metin tabanlı startup sınıflandırma yaklaşımlarının Türkiye özelinde uygulanmasında somut bir literatür boşluğu oluřturmakta ve mevcut çalışmanın özgün katkısının temelini sağlamaktadır. İlgili metodolojik çalışmaların karşılařtırılmalđ özetı Tablo 1'de sunulmaktadır.

Tablo 1: YZ Startup Sınıflandırmasına İliřkin Temel Akademik Çalışmalar

Yazarlar	Yıl	Yöntem / Veri Seti	Temel Bulgular
Felgueiras vd.	2020	SVM + Bulanık Parmak İzi / 600.000+ Crunchbase řirketi	~%70 hassasiyet; öniřleme adımlarının kritik rolü vurgulanmıřtır.
Kaiser & Kuhn	2020	Sözlük Tabanlı NLP / Crunchbase metinsel ve metinsel olmayan veriler	ML'ye kıyasla kabul edilebilir performans; yüksek yorumlanabilirlik.
Weber vd.	2022	Taksonomi + 'AI' ve 'ML' terim taraması / 100 Crunchbase YZ startup	4 arketipik iř modeli tanımlanmıřtır; mevcut çalışmanın ana metodolojik referansı.
Savin vd.	2022	LDA Konu Modelleme / 250.000+ Crunchbase açıklama	45 konu kümesi tespit edilmiřtir; metin tabanlı paradigma.

Tablo 1’de yer alan çalışmalar, YZ startup’larının sınıflandırılmasında kullanılan yöntemlerin ağırlıklı olarak doğal dil iřleme (NLP), makine öğrenmesi ve metin madencilięi temelli yaklařımlara dayandığını göstermektedir. Özellikle Crunchbase veri seti üzerinden gerekleřtirilen arařtırmalar, YZ odaklı girişimlerin tespitinde metinsel açıklamaların önemli bir veri kaynaęı olduğunu ve farklı yöntemlerin yorumlanabilirlik ile doğruluk arasında eřitli avantajlar sunduğunu ortaya koymaktadır.

2.5. Arařtırma Bořluğu ve Özgün Katkı

Önceki bölümlerde sunulan literatür incelemesi, yapay zekânın startup ekosistemleri üzerindeki etkilerine yönelik küresel düzeyde önemli bir arařtırma birikiminin oluştuğunu ortaya koymaktadır. Bu çalışmanın odaklandığı istihdam ve fonlama dinamikleri ekseninde literatür deęerlendirildiğinde ise üç ana ekseninde belirgin arařtırma bořluklarının bulunduęu görölmektedir: coęrafi kapsam, metodolojik bütünleşme ve kavramsal terminoloji boyutları. Türkiye startup ekosisteminde yapay zekâ kullanımının istihdam yapısı ve fonlama erişimi üzerindeki etkilerini Crunchbase verisi üzerinden ampirik biçimde inceleyen mevcut çalışma, söz konusu bořlukları doldurmayı amaçlamaktadır. İlgili literatür konumlandırması Tablo 2’de sunulan karşılařtırmalı literatür haritası üzerinden detaylandırılmıřtır.

Tablo 2: Literatürdeki Konum ve Mevcut Çalışmanın Özgün Katkısı

Yazarlar	Yıl	Yöntem / Veri Seti	Temel Bulgular	Coęrafi Odak	Eksik Kalan Boyut
Savin vd.	2022	LDA Konu Modelleme / 250.000+ Crunchbase açıklama.	Küresel düzeyde 45 farklı konu kümesi tespit edilmiř; metin tabanlı startup sınıflandırmasının küresel ölçekte uygulanabilirlięi kanıtlanmıřtır.	Küresel	Türkiye gibi geliřmekte olan pazarlara özgü dinamikler ele alınmamıř; istihdam-fonlama iliřkisi incelenmemiřtir.

Tablo 2 (Devam): Literatürdeki Konum ve Mevcut Çalışmanın Özgün Katkısı

Yazarlar	Yıl	Yöntem / Veri Seti	Temel Bulgular	Coğrafi Odak	Eksik Kalan Boyut
Weber vd.	2022	Kural tabanlı taksonomi / 100 YZ startup.	Dört arketipik iş modeli kategorisi (YZ-Güçlendirilmiş Ürün/Hizmet Sağlayıcı, YZ Geliştirme Kolaylaştırıcısı, Veri Analitiği Sağlayıcısı, Derin Teknoloji Arařtırmacısı) belirlenmiştir.	Küresel	Yerel ekosistem dinamikleri ve hipotez testleri içermemektedir.
Felgueiras vd.	2020	SVM ve bulanık parmak izi / 600.000+ Crunchbase açıklama.	Metin tabanlı sınıflandırma yaklaşımıyla yaklaşık %70 hassasiyet düzeyi elde edilmiştir.	Küresel	İş modeli analizi ve istihdam dinamiklerine odaklanmamıştır.
Schulte-Althoff vd.	2021	Ölçekleme analizi / YZ ve NonYZ startup karşılaştırması.	YZ startup'larında fonlamanın çalışan sayısına göre süper-doğrusal büyüme örüntüsü sergilediği belgelenmiştir.	Küresel	Bölgesel ekosistem farklılıkları sınanmamıştır.
Gahtow	2025	Welch t-testi / Küresel Crunchbase verisi.	YZ ve NonYZ startup'ların fonlamanın istatistiksel olarak anlamlı biçimde farklılaşmadığı ($p=0,074$) gösterilmiştir.	Küresel	Gelişmekte olan pazarlardaki yansımalar incelenmemiştir.
Babina vd.	2024	Cognism ve Burning Glass / 535 milyon kişinin iş geçmiři.	YZ yatırımı yapan firmalarda satışların %19,5, istihdamın %18,1, piyasa değeri %22,3 arttığı belgelenmiştir.	Küresel (halka açık olgun firmalar)	Erken aşama startup dinamikleri incelenmemiştir.
Montanaro vd.	2024	2000-2019 yatırım analizi / 5.235 YZ + 9.215 NonYZ yatırımı.	YZ girişimlerine yapılan yatırımın daha düşük olduğu; ancak moderatör değişkenlerle bu ilişkinin değiştiği raporlanmıştır.	Küresel	Türkiye gibi gelişmekte olan pazarlardaki uygulanabilirlik test edilmemiştir.
Fossen vd.	2024	German Socio-economic Panel / Kapsamlı derleme.	YZ'nin işgücü piyasasında hem ikame hem tamamlayıcılık etkileri yarattığı; solo serbest çalışanların %14'ünün YZ araçlarını aktif kullandığı belgelenmiştir.	Almanya / Küresel	Türk girişimcilik ekosistemindeki yansımaları araştırılmamıştır.
Mevcut Çalışma	2026	Kural tabanlı sınıflandırma + K-Means + Hipotez testleri + Topluluk modeli projeksiyonu / 801 Türkiye startup'ı.	Türkiye startup ekosisteminde YZ kullanan ve kullanmayan girişimlerin istihdam-fonlama dinamiklerinin sistematik karşılaştırması; 2030 mikro girişim projeksiyonu; "birışimcilik" kavramsal önerisi.	Türkiye	Belirtilen üç boşluğun bütüncül olarak doldurulması.

Tablo 2’de sunulan coğrafi odak sütunu incelendiğinde, alandaki öncü çalışmaların çoğunluğunun küresel veri setleri veya gelişmiş ekonomilere odaklandığı görülmektedir. Savin vd. (2022), 250.000’i aşkın küresel Crunchbase açıklamasını analiz ederek metin tabanlı sınıflandırmanın küresel ölçekte uygulanabilirliğini ortaya koymuştur ancak çalışmanın bulguları küresel ortalama eğilimlerini yansıtmakta olup gelişmekte olan pazar ekonomilerine

özgü yapısal dinamikleri ele almamaktadır. Benzer biçimde Felgueiras vd. (2020), Weber vd. (2022), ve Schulte-Althoff vd. (2021) gibi çalışmalar küresel Crunchbase verisi üzerinden önemli metodolojik ve teorik katkılar sunmakla birlikte; Türkiye gibi gelişmekte olan pazarların ekonomik koşulları, yatırım ekosistemi ve istihdam yapısı bu çalışmaların kapsamı dışında kalmıştır. Söz konusu coğrafi kapsam boşluğu, küresel literatürde belgelenen örüntülerin Türkiye gibi gelişmekte olan pazar ekonomilerinde geçerli olup olmadığının sistematik biçimde sınanmasını gerekli kılmaktadır. Mevcut çalışma bu boşluğu Türkiye merkezli 801 girişimi kapsayan kapsamlı bir veri seti üzerinde küresel literatürün metodolojik çerçevesini sınavarak doldurmaktadır.

Literatürdeki ikinci belirgin boşluk metodolojik nitelikte olup, alandaki çalışmaların ağırlıklı olarak tek bir analitik yaklaşıma odaklandığını ortaya koymaktadır. Savin ve ark. (2022), LDA konu modelleme ile sınıflandırma yaparken; Schulte-Althoff vd. (2021), ölçekleme analizi; Gahtow (2025) tek değişkenli karşılaştırma testleri; Babina vd. (2024) ise yatırım-firma büyüme analizleri yürütmüştür. Söz konusu çalışmaların her biri kendi metodolojik perspektifinde katkılar sunmakla birlikte; sınıflandırma, hipotez testleri, kümeleme analizi ve makine öğrenmesi tabanlı projeksiyon modellerini bütüncül bir analitik çerçevede birleştiren bir çalışmaya literatürde rastlanmamıştır. Bu durum, yapay zekânın startup ekosistemi üzerindeki etkisinin yalnızca tek bir boyutta değil; tanımlayıcı, çıkarımsal ve öngörücü düzeylerde eş zamanlı olarak incelenmesi ihtiyacını doğurmaktadır. Mevcut çalışma bu boşluğu, kural tabanlı anahtar kelime analiziyle başlayan ve K-Means kümeleme, çok değişkenli OLS regresyon ve AUC-ağırlıklı topluluk projeksiyon modelleriyle ilerleyen bütünleşmiş bir analitik çerçeve sunarak doldurmaktadır.

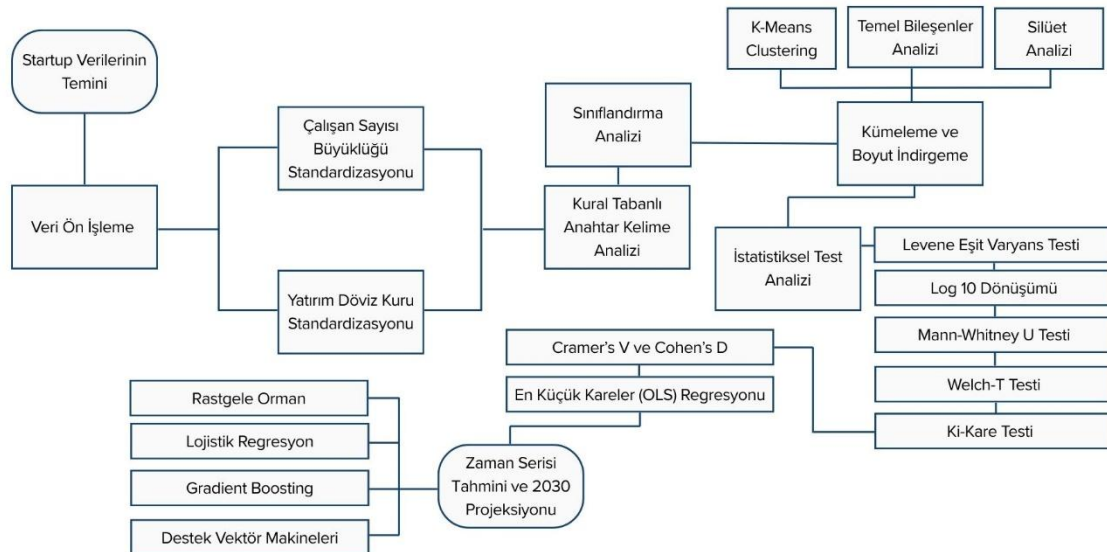
Literatürdeki üçüncü ve daha kritik boşluk terminolojik niteliktedir. Uluslararası akademik söylemde "solopreneur" olarak adlandırılan yapay zekâ destekli tek kişilik girişimci profili Türkçe akademik literatürde kabul görmüş tek kelimelik bir karşılığa sahip değildir. Mevcut çalışmalarda kavram ya İngilizce orijinaliyle kullanılmakta ya da "tek başına çalışan girişimci" gibi uzun ve betimleyici ifadelerle aktarılmaktadır. Söz konusu durum yalnızca dilbilimsel bir boşluk değil; aynı zamanda gelecek on yılda iş modelini bu profile göre kuracak Türk girişimcilerin ulusal akademik söylemde ve politika belgelerinde sistematik biçimde ele alınamamasına yol açan kurumsal bir boşluktur. Mevcut çalışma bu kavramsal boşluğu "biriřimcilik" kavramını önererek doldurmaktadır; terim "bir" (sayısal teklik ve güç), "biliřim" (teknolojik altyapı) ve "giriřim" (ekonomik teşebbüs) sözcüklerinin dilbilgisel sentezi olarak tasarlanmış olup, yapay zekâ destekli yeni nesil bireysel girişimci profilini Türkçe akademik söyleme entegre etmeyi amaçlamaktadır. Kavramın Türkçeye uygunluğu, alanında uzman akademisyenlerle yapılan sözlü değerlendirmeler doğrultusunda ele alınmıştır. Yapılan değerlendirmelerde kavramın Türkçenin sözcük türetme yapısıyla uyumlu olduğu yönünde görüş bildirilmiştir.

Yukarıda detaylandırılan üç araştırma boşluğu çerçevesinde mevcut çalışmanın özgün katkısı dört düzlemde özetlenebilir. Birinci düzeyde çalışma, küresel literatürde belgelenen istihdam-fonlama örüntülerinin Türkiye ekosisteminde ilk sistematik ampirik doğrulamasını gerçekleştirmekte; küresel bulguların bölgesel tutarlılığını test etmektedir. İkinci düzeyde çalışma, kural tabanlı sınıflandırma, çok değişkenli hipotez testleri, kümeleme analizi ve makine öğrenmesi tabanlı projeksiyon modellerini birleştiren bütünleşmiş bir analitik çerçeve sunmakta; bu yönüyle alandaki metodolojik bütünleşme ihtiyacını karşılamaktadır. Üçüncü düzeyde çalışma, uluslararası "solopreneur" kavramına Türkçe karşılık olarak "biriřimcilik" terimini önererek terminolojik standartlaştırma boşluğunu doldurmaktadır. Dördüncü düzeyde

ise alıřma, drt makine ğrenmesi modelinin AUC-ağırlıklı birleřtirilmesiyle Trkiye startup ekosisteminin 2030 yapısal grnmne dair sayısal bir projeksiyon sunmakta; politika yapıcılar, akademisyenler ve yatırımcılar iin yn gsterici bir analitik ara oluřturmaktadır. Bu drt dzlemli katkı yapısı, alıřmanın hem yerel hem kresel akademik syleme blgesel zenginleřme ile metodolojik btnleřme sunan zgn bir nitelik kazanmasını saėlamaktadır.

3. Materyal ve Metot

alıřmada izlenen metodolojik sre, veri teminden 2030 projeksiyonuna uzanan ok ařamalı bir analiz hattı řeklinde tasarlanmıřtır. Bu sre; (i) startup verilerinin temini ve n iřlenmesi, (ii) alıřan sayısı byklė ile yatırım/dviz kuru deėerlerinin standardizasyonu, (iii) anahtar kelime tabanlı kural setleri ile sınıflandırma analizi, (iv) K-Means kmeleme, temel bileřenler analizi (PCA) ve Silet analizini ieren kmeleme ve boyut indirgeme ařaması, (v) varsayım kontrolleri (Levene testi, log10 dnřm) sonrasında uygulanan Ki-Kare, Mann-Whitney U ve Welch-t testlerinden oluřan istatistiksel test analizi, (vi) Cramr's V ve Cohen's d etki byklė hesaplamaları ile en kk kareler (OLS) regresyonu ve (vii) drt farklı makine ğrenmesi modelinin (lojistik regresyon, rastgele orman, gradient boosting, destek vektr makineleri) birleřtirildiėi zaman serisi tahmini ve 2030 projeksiyonu ařamalarından oluřmaktadır. Bu ařamaların birbiriyle iliřkisi ve genel analiz akıřı řekil 1'de zetlenmektedir.



řekil 1: alıřmanın Metodolojik Akıř řeması.

řekil 1'de grldė zere, alıřmanın metodolojik tasarımı doėrusal deėil, dallanan bir yapıya sahiptir; veri n iřleme ařamasında ayrıřtırılan standardizasyon sreleri, sınıflandırma analizinde yeniden birleřtirilerek hem kmeleme hem de istatistiksel test kollarını beslemektedir. Bu yapı, alıřmanın tek bir analiz yntemine deėil, birbirini tamamlayan oklu yntemlere (kmeleme, hipotez testleri, regresyon ve makine ğrenmesi tabanlı tahminleme) dayandıėını gstermektedir. zellikle kmeleme ve boyut indirgeme ile istatistiksel test analizi

kollarının ortak bir kümeleme/boyut indirgeme ıktısından beslenmesi, K-Means sonuçlarının yalnızca tanımlayıcı bir grupta olarak deęil, sonraki hipotez testlerinin ve etki büyüklüęü hesaplamalarının (Cramér's V, Cohen's d) girdisi olarak da kullanıldığını ortaya koymaktadır. Benzer şekilde, OLS regresyon analizinin zaman serisi tahmini ve 2030 projeksiyonu aşamasıyla doğrudan ilişkilendirilmesi, alışmanın betimsel bulgularla sınırlı kalmayıp, dört farklı makine öğrenmesi modelinin (lojistik regresyon, rastgele orman, gradient boosting, destek vektör makineleri) ağırlıklandırılmasıyla ileriye dönük bir tahminleme çerçevesine taşındığını göstermektedir.

alışmanın hazırlık sürecinde, üretken yapay zekâ araçlarından yararlanılmıştır. Bu kapsamda, Google Colab, Claude ve ChatGPT başta olmak üzere ilgili araçlar; metinlerin dil ve anlatım açısından düzenlenmesi, istatistiksel analizlerde kullanılan kodların oluşturulması ve iyileştirilmesi, bazı şekil ve grafiklerin hazırlanması ile belirli bölümlere ilişkin ilk taslak metinlerin geliştirilmesi süreçlerinde destekleyici amaçla kullanılmıştır. Bununla birlikte, söz konusu araçlardan elde edilen tüm ıktılar eleştirel bir bakış açısıyla gözden geçirilmiş, doğruluk ve uygunluk açısından değerlendirilmiş ve gerekli görülen düzeltmeler yapılarak nihai hâline getirilmiştir. Araştırmanın kavramsal çerçevesinin oluşturulması, araştırma tasarımının geliştirilmesi, veri toplama ve analiz süreçlerinin yürütülmesi, bulguların yorumlanması ve sonuçlara ulaşılması tamamen yazarın sorumluluğunda gerçekleştirilmiştir. Dolayısıyla, yapay zekâ araçları bu alışmada karar verici veya bağımsız içerik üretici olarak deęil, araştırma sürecini destekleyen yardımcı araçlar olarak kullanılmıştır. alışma kapsamında izlenen her bir analiz adımına ait yöntemsel detaylar, kullanılan testler, varsayım kontrolleri ve elde edilen bulgular, izleyen alt başlıklarda ayrı ayrı ele alınmaktadır.

3.1. Veri Kaynağı ve Örneklem

alışmada kullanılan veriler, küresel ölçekte girişim sermayesi faaliyetlerini takip eden Crunchbase platformundan temin edilmiştir. Örneklem, Türkiye merkezli ve 2015–2025 yılları arasında kurulmuş, fonlama bilgisi mevcut startup'larla sınırlı tutulmuştur. Bu kriterleri karşılayan 807 şirkete ulaşılmış; veri ön işleme aşamasında eksik alışan büyüklüęü kaydı bulunan 6 gözlem ıkarılarak nihai örneklem $n=801$ girişim olarak belirlenmiştir.

3.2. Veri Ön İşleme

Ham verilerin istatistiksel analizler için uygun hale getirilmesi amacıyla kapsamlı bir ön işleme süreci yürütülmüştür. Fonlama miktarları farklı para birimlerinde raporlandığından tüm deęerler, şirketin kuruluş yılına ait yıllık ortalama döviz kurları kullanılarak ABD dolarına (USD) dönüştürülmüştür.

Mevcut alışmada hem fonlama miktarı hem de alışan sayısı deęişkenleri logaritmik ölçeğe dönüştürülerek ($\log_{10}$) analizlere dahil edilmiştir. Söz konusu dönüşüm tercihi, iki deęişkenin farklı yapısal özelliklerinden kaynaklanan birbirinden bağımsız gerekçelere

dayanmakta olup, bu gerekelerin sistematik biimde ayrıştırılması analizin teorik tutarlılıđı aısından önem taşımaktadır. Fonlama miktarına uygulanan logaritmik dönüşüm, deđiřkenin dađılımındaki yüksek arpıklık nedeniyle istatistiksel testlerin güvenilirliđini sađlama amacı taşımaktadır. Ham fonlama verisinin arpıklık katsayıları YZ kullanan grupta 5,8 ve NonYZ grupta 16,5 olarak hesaplanmış olup; söz konusu deđerler normal dađılım eřiđinin oldukça üzerinde konumlanmaktadır. Bu durum Welch t-testi ve OLS regresyon analizi gibi yöntemlerin güvenilirliđini dođrudan tehdit etmektedir. West (2022), klinik biyokimya ve finansal arařtırmalardaki uygulamalar üzerinden arpık dađılım gösteren sürekli deđiřkenlere $\log_{10}$ dönüşümü uygulanmasının dađılımı normale yaklařtırdıđını ve istatistiksel analizlerin geçerliliđini güçlendirdiđini metodolojik bir standart olarak ortaya koymuřtur. alıřmadaki fonlama dönüşümü bu ereveye uyumlu biimde uygulanmış olup, dönüşüm sonrasında elde edilen dađılımın istatistiksel sınamalara elveriřli hale geldiđi gözlemlenmiştir.

alıřan sayısı deđiřkenine uygulanan logaritmik dönüşümün gerekesi ise yapısal olarak farklılaşmaktadır ve deđiřkenin Crunchbase veri tabanındaki kategorik yapısı ile uluslararası literatürdeki teorik temelleri üzerinden gerekelendirilmektedir. Crunchbase alıřan sayısını sürekli bir deđiřken olarak deđil; 1-10, 11-50, 51-100, 101-250, 251-500, 501-1.000, 1.001-5.000, 5.001-10.000 ve 10.000+ řeklinde logaritmik olarak geniřleyen kategorik aralıklarla raporlamaktadır. Söz konusu veri yapısı kategoriler arası geiřlerin dođrusal deđil arpansal bir mantıkla iřlediđini göstermektedir; örneđin 11-50 kategorisinden 51-100 kategorisine geiř yaklaşık 3 katlık, 51-100'den 101-250'ye geiř ise yaklaşık 2,5 katlık bir geniřlemeye karřılık gelmektedir. Bu örüntü alıřan sayısı verisinin dođası geređi logaritmik bir ölekte yapılandırıldıđını ortaya koymakta; ham deđerlerin dođrusal regresyon modellerine dođrudan dahil edilmesi durumunda büyük ölekli giriřimlerin orantısız ađırlık kazanması ve modelin küçük ve orta ölekli giriřimleri yansıtmı gücünün zayıflaması riskini dođurmaktadır. Söz konusu tercihin teorik dayanađı uluslararası literatürde de güçlü biimde belgelenmiştir. Schulte-Althoff vd. (2021), startup ekosistemlerinde fonlama-istihdam iliřkisinin süper-dođrusal ölekleme örüntüsü sergilediđini ortaya koymuř; söz konusu ölekleme dinamiđinin dođru biimde modellenebilmesi için her iki deđiřkenin de logaritmik bir erevede ele alınmasının gerekli olduđunu vurgulamıştır. Yazarların ortaya koyduđu süper-dođrusal ölekleme örüntüsünün analitik yansıması log-log regresyon modeli olup; bu modelde elde edilen katsayı dođrudan yorumlanabilir bir esneklik deđerı sunmaktadır. Mevcut alıřmanın OLS regresyon analizinde $\log_{10}(\text{Fonlama})$ bađımlı deđiřken, $\log_{10}(\text{alıřan})$ ise temel aıklayıcı deđiřken olarak konumlandırılmış; elde edilen katsayı ($\beta=0,914$; $p<0,001$) alıřan sayısındaki yüzde deđiřimin fonlamadaki yüzde deđiřimi neredeyse birebir yansıttıđını ortaya koymuřtur. Bu sonuç Schulte-Althoff vd. (2021), küresel düzeyde belgelediđi örüntünün Türkiye ekosistemindeki yansımasını oluřturmakla birlikte, dönüşüm tercihinin teorik geçerliliđini de dođrulamaktadır.

Sonuç olarak, alıřmadaki iki ayrı logaritmik dönüşüm tercihi birbirinden farklı ancak birbirini tamamlayan gerekelere dayanmaktadır: fonlama dönüşümü arpık dađılım gösteren sürekli verinin istatistiksel testlere uyumunu sađlama amacını taşıırken; alıřan sayısı dönüşümü

hem verinin kategorik logaritmik yapısının doğru yansıtılmasını hem de süper-doğrusal ölçekleme teorisinin test edilebilirliğini mümkün kılmaktadır.

3.3. Yapay Zekâ Sınıflandırma Yöntemi

YZ kullanımı göstergesi, çalışmadaki tek ikili bağımsız değişken olup her girişimin yapay zekâ kullanım durumunu sayısal olarak ifade eden kategorik bir göstergedir. Söz konusu değişkenin oluşturulmasında kural tabanlı anahtar kelime analizi uygulanmıştır. Crunchbase'ten elde edilen her girişimin şirket açıklama metni (Description) ve sektör bilgisi (Industries) alanları birleştirilerek Python programlama dilinin yerleşik re (regular expressions) modülü kullanılarak sistematik biçimde taranmıştır.

Taramada Weber vd. (2022), uyguladığı iki anahtar terim taraması yaklaşımı genişletilerek toplam 18 yapay zekâ ilişkili terim kullanılmıştır: "Artificial Intelligence", "Machine Learning", "Deep Learning", "Generative AI", "LLM", "GPT", "NLP", "Natural Language Processing", "Computer Vision", "Neural Network", "ChatGPT", "Gemini", "Bard", "Copilot", "OpenAI", "Anthropic", "Claude" ve "Autonomous". Söz konusu liste yalnızca temel yapay zekâ kavramlarını değil; aynı zamanda son dönemde yaygınlaşan üretken yapay zekâ araçlarını (ChatGPT, Gemini, Bard, Copilot) ve önemli yapay zekâ şirketlerini (OpenAI, Anthropic) de kapsamakta olup, 2022 sonrası dönemdeki teknolojik kırılmayı yansıtan bütüncül bir tarama çerçevesi sunmaktadır.

Tarama iki kademeli bir mantıkla işletilmiştir: birinci kademede her anahtar terim, sözcük sınırı operatörü (\b) kullanılarak tam kelime eşleşmesi mantığıyla taranmıştır; ikinci kademede ise "AI" kısaltması için özel bir kontrol uygulanarak "AI", "AI-powered", "AI-driven", "(AI)", "AI/" gibi bağımsız sözcük formları yakalanırken; "Training", "Gain", "Strain" gibi sözcüklerin içinde geçen "AI" hecesi dışlanmıştır. Bu iki kademeli yapı, yanlış pozitif eşleşmelerin önüne geçerek sınıflandırma hassasiyetini önemli ölçüde artırmıştır. Tarama mantığı şu şekilde işletilmiştir: bir girişimin birleştirilmiş metninde belirtilen 18 anahtar terimden en az biri eşleşirse yapay zekâ kullanım göstergesi 1 (YZ kullanan); hiçbir terim eşleşmezse 0 (YZ Kullanan/NonYZ) olarak kodlanmıştır. Bu yöntem sonucunda örneklemin %22'si (n=176) YZ kullanan, %78'i (n=625) NonYZ olarak sınıflandırılmıştır.

3.4. İstatistiksel Analiz Yöntemleri

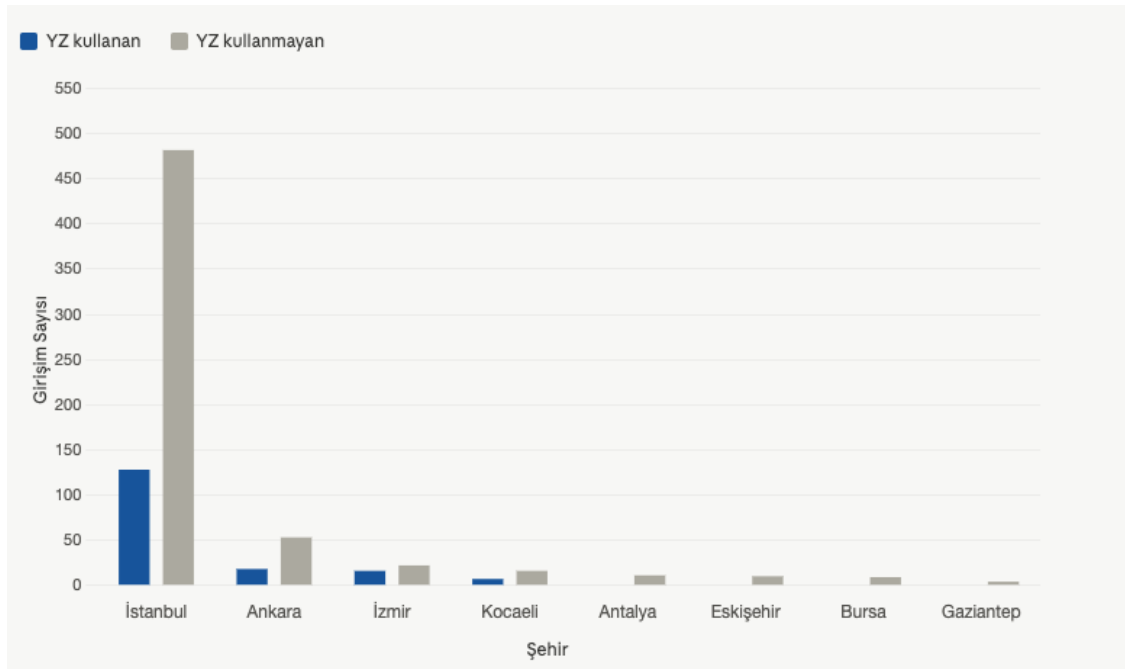
Üç araştırma hipotezi veri yapısına uygun farklı testlerle sınanmıştır. H1 için çalışan büyüklüğü ordinal ölçekte sunulduğundan Ki-Kare bağımsızlık testi ve Mann-Whitney U testi uygulanmış; etki büyüklüğü Cramér's V ile raporlanmıştır. H2 için log₁₀ dönüşümü sonrası Levene testi ile varyans eşitliği kontrol edilmiş ve Welch t-testi uygulanmıştır. H3 için çok değişkenli OLS doğrusal regresyon modeli kurulmuştur: $\log_{10}(\text{Fonlama}) = \beta_0 + \beta_1 \cdot \text{YZ_Binary} + \beta_2 \cdot \log_{10}(\text{Çalışan}) + \beta_3 \cdot \text{Yıl} + \beta_4 \cdot \text{Kurucu} + \varepsilon$. Tüm analizlerde $\alpha=0,05$ anlamlılık düzeyi esas alınmıştır. Ayrıca K-Means kümeleme analizi (k=3, Silhouette=0,4357) ve dört makine

öğrenmesi modelinden (Lojistik Regresyon, GBM, Random Forest, SVM) oluşan AUC-ağırlıklı tahminleme projeksiyonu yürütölmüřtür.

4. Bulgular

4.1. Betimsel İstatistikler ve Zamansal Eğilim

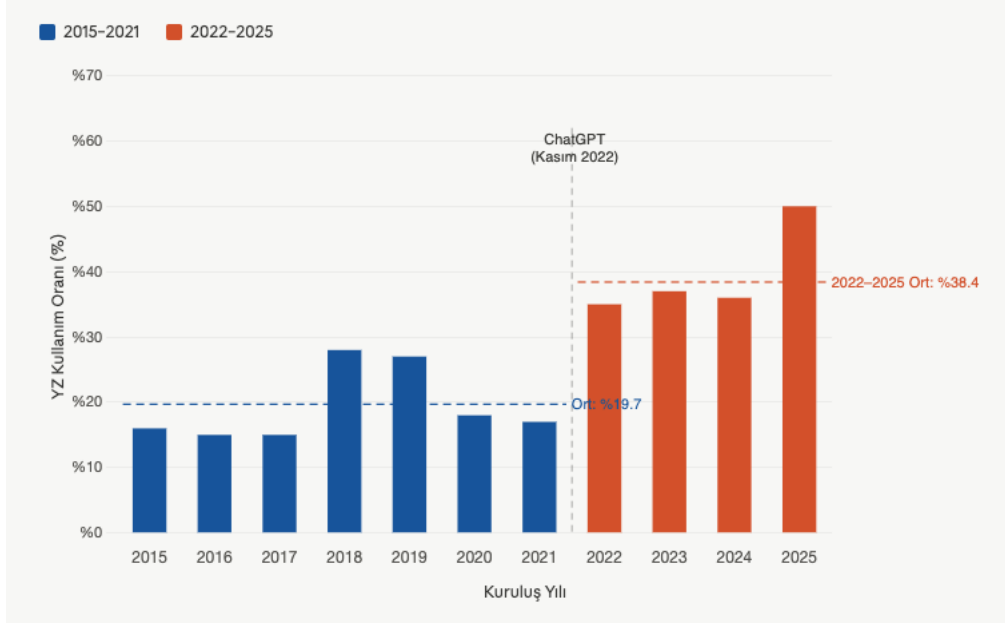
Uygulanan kural tabanlı sınıflandırma yöntemiyle 801 girişimin %22,0'ı (n=176) yapay zekâ kullanan (YZ), %78,0'ı (n=625) ise yapay zekâ kullanmayan (NonYZ) olarak etiketlenmiştir. Ekosistemin coğrafi dağılımı incelendiğinde elde edilen bulgular, girişimlerin önemli ölçüde İstanbul'da yoğunlaştığını göstermektedir. Giriřimlerin řehir dağılımı řekil 2'de gösterilmiştir.



řekil 2: Giriřimlerin řehir Dağılımı.

Toplam girişimlerin %67,9'unun İstanbul merkezli olması, kentin startup ekosistemindeki baskın konumunu ortaya koymaktadır. İstanbul'u sırasıyla %13,9 ile Ankara ve %6,4 ile İzmir izlemektedir. Bu durum, söz konusu řehirlerin güçlü üniversite yapıları ve gelişmiş Teknokent ekosistemleri sayesinde girişimcilik faaliyetleri açısından önemli merkezler hâline geldiğine işaret etmektedir. Öte yandan, sanayi altyapısıyla öne çıkan Kocaeli ve Bursa'nın toplam girişimler içerisindeki %5,2'lik payı, teknoloji odaklı girişimciliğin sanayi bölgeleriyle giderek daha fazla bütünleştiğini göstermektedir. Bununla birlikte, girişim sayısı bakımından İstanbul'un gerisinde kalmasına rağmen İzmir'in %37,2 ile en yüksek yapay zekâ kullanım oranına sahip olduğu görölmektedir. İzmir'i %31,8 ile Kocaeli takip ederken, bu oranlar İstanbul'daki (%20,9) ve Ankara'daki (%26,4) yapay zekâ kullanım düzeylerinin üzerinde gerçekleşmiştir.

2015–2021 döneminde ortalama %16,6 olan YZ kullanım oranının 2022'den itibaren %35,6'ya sıçradığı tespit edilmiş olup, bu artış ChatGPT'nin kamuoyuna açılmasının ardından ekosistemde yaşanan kırılmanın yansıması olarak yorumlanmaktadır. Söz konusu kırılma Şekil 3'te görsel olarak sunulmaktadır.



Şekil 3: Kuruluş Yılına Göre YZ Kullanım Oranı (2015–2025).

Şekil 3 incelendiğinde, 2018–2019 yıllarında gözlemlenen kısa süreli yükselişin ardından 2020–2021 döneminde oranın yeniden gerilediği, buna karşın 2022 itibarıyla başlayan artışın istikrarlı biçimde sürdüğü görülmektedir. 2022–2025 dönemine ait dört yıllık ortalama (%38,4), bir önceki dönemin yaklaşık 2,3 katına ulaşmış olup bu oran yalnızca anlık bir tepkiyi değil, yapısal bir dönüşümü işaret etmektedir. Nitekim en yüksek değer 2025 yılına ait olup %50'yi aşmaktadır; bu bulgu, YZ araçlarının girişim ekosisteminde giderek olağanlaştığına ve benimseme eğiliminin henüz doyum noktasına ulaşmadığına işaret etmektedir. İki grubun temel değişkenler üzerindeki karşılaştırmaları Tablo 3'te sunulmaktadır.

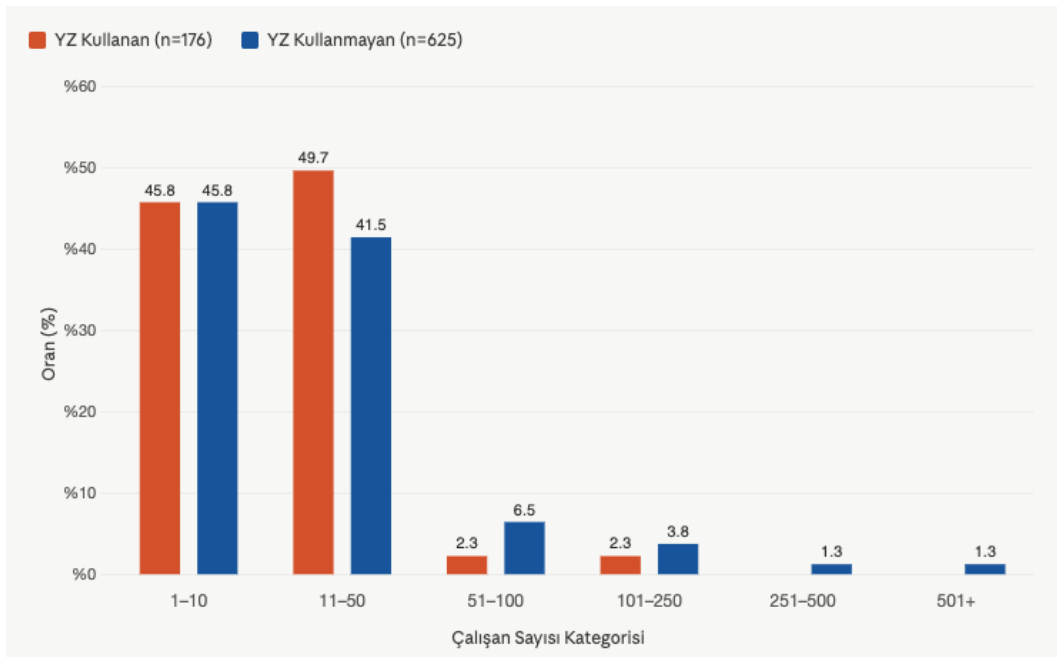
Tablo 3: YZ Kullanan ve Kullanmayan Giriřimlerin Betimsel Karşılařtırması

İstatistik	YZ Kullanan / YZ (n=176)	YZ Kullanmayan / NonYZ (n=625)	Fark
Ortalama Çalışan Sayısı	23,0	54,0	%57 daha az
Medyan Çalışan	30	30	—
Medyan Fonlama (USD)	\$372.000	\$450.000	%17 daha az
log ₁₀ (Fonlama) Ortalama	5,540	5,656	0,116
log ₁₀ (Fonlama) Std. Sapma	0,687	0,886	Daha düşük varyans
Ortalama Kurucu Sayısı	1,95	1,94	Neredeyse eşit
Mikro Giriřim Oranı (%)	45,5	45,9	Neredeyse eşit

Tabloda dikkat çeken bulgu, yapay zekâ kullanan girişimlerin ortalama çalışan sayısının (23,0) YZ kullanmayan girişimlerin çalışan sayısının (54,0) yaklaşık yarısı kadar olmasıdır. Buna karşın, medyan fonlama değerleri arasında yalnızca %17'lik bir fark bulunmakta; kurucu sayısı ve mikro girişim oranı her iki grupta da neredeyse özdeş değerler sergilemektedir.

4.2. Hipotez Test Sonuçları

Üç hipotezin test sonuçları Tablo 3'te karşılaştırmalı biçimde sunulmaktadır. H1 hipotezinin sınanmasında Ki-Kare testi $\chi^2(5)=11,049$ ($p=0,050$, Cramér's $V=0,118$) değeriyle iki grubun çalışan dağılımının sınırda anlamlı farklılık gösterdiğini ortaya koymuştur. Söz konusu yapısal farklılık Şekil 4'te kategorik dağılım olarak görselleştirilmektedir.

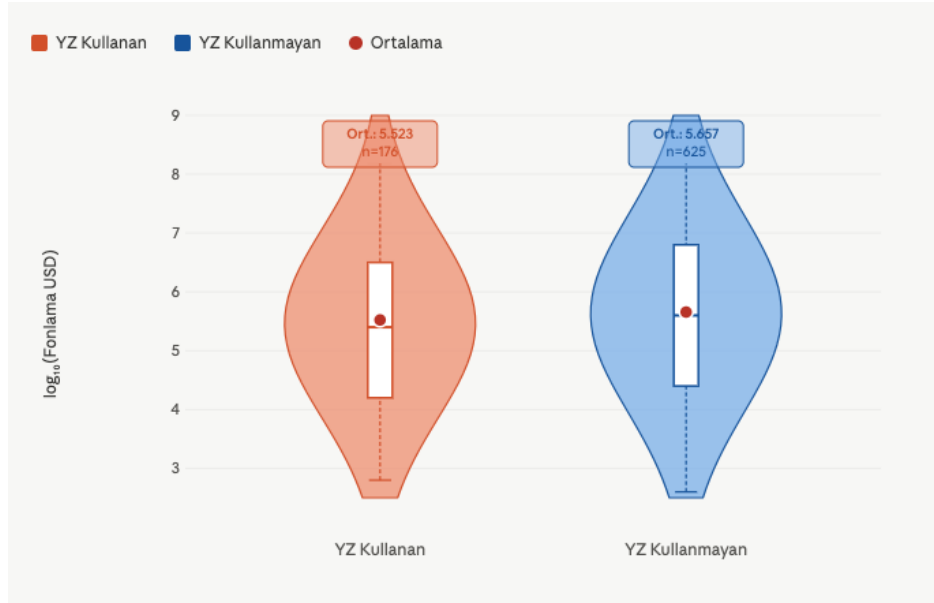


Şekil 4: YZ Kullanım Durumuna Göre Çalışan Büyüklüğü Dağılımı.

Şekil 4'te YZ kullanım durumuna göre çalışan büyüklüğü dağılımı sunulmaktadır. Görsel incelendiğinde iki grubun 1-10 çalışan kategorisinde benzer oranlarda temsil edildiği (YZ kullanan %45,5; NonYZ %45,9), ancak 11-50 çalışan kategorisinde YZ kullanan girişimlerin daha yoğun biçimde yer aldığı (%52,3'e karşı %47,5) görülmektedir. En belirgin fark 51 ve üzeri çalışan kategorilerinde ortaya çıkmaktadır; bu kategorilerde YZ kullanan girişimler yalnızca %2,3 oranında temsil edilirken, NonYZ girişimler %6,5 oranında temsil edilmektedir. Diğer bir ifadeyle YZ kullanan girişimler çoğunlukla mikro ve küçük ölçekli (1-50 çalışan) yapılarda yoğunlaşırken; NonYZ girişimler büyük ölçekli yapılarda göreceli olarak daha güçlü temsil edilmektedir. Bu örüntü Ki-Kare bağımsızlık testinin sınırda anlamlı sonucunu ($\chi^2(5)=11,049$; $p=0,050$) görsel olarak desteklemekte; istatistiksel eğilimin yönünün YZ kullanan girişimlerin daha küçük ölçekli yapıda yoğunlaşması lehine olduğunu işaret

etmektedir. Söz konusu örüntü, çalışmanın H1 hipotezini sınırda anlamlı düzeyde destekleyen yapısal bir gözlem niteliği taşımaktadır.

YZ kullanan girişimler küçük ekip kategorilerinde, YZ kullanmayan girişimler ise büyük ekip kategorilerinde daha yoğun biçimde kümelenmektedir. H2 hipotezini sınyayan Welch t-testi ($t=-1,850$; $p=0,065$; Cohen's $d=-0,137$) iki grubun fonlamasının anlamlı biçimde farklılaşmadığını göstermiş ve söz konusu bulgu Gahtow (2025), küresel veriyle elde ettiğı $p=0,074$ sonucuyla örtüşmektedir. İki grubun fonlama dağılımları $\log_{10}$ ölçeğinde Şekil 5'te sunulmaktadır; violin grafikleri iki dağılımın biçimsel benzerliğini ortaya koymaktadır.



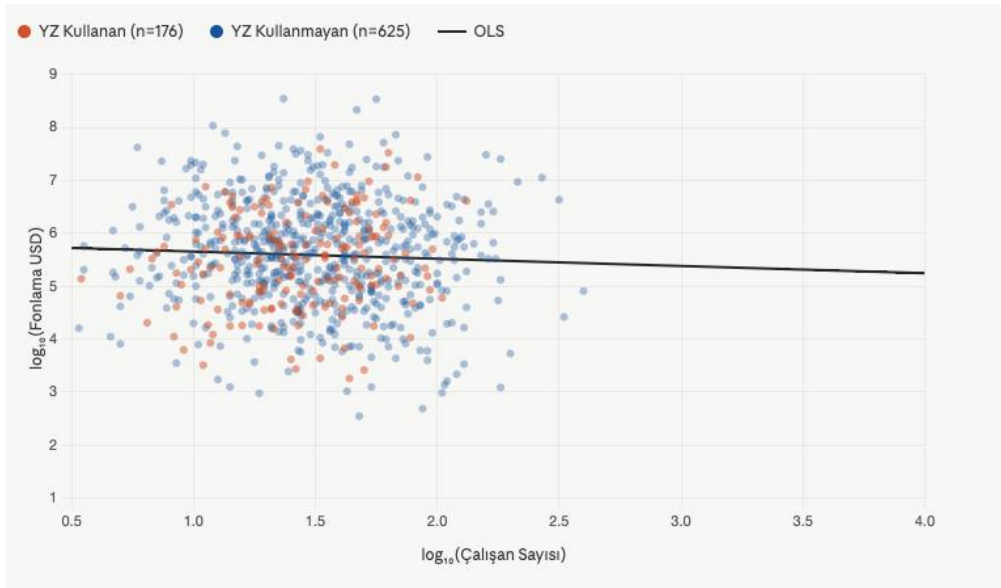
Şekil 5: Fonlama Miktarının Log₁₀ Dağılımı.

Şekil 5'te görüldüğü üzere iki grubun dağılımları istatistiksel olarak anlamlı biçimde farklılaşmamaktadır ($p=0,065$); dağılım şekilleri birbirine oldukça yakındır. Hipotez test sonuçlarının karşılaştırmalı özeti Tablo 4'te sunulmaktadır.

Tablo 4: Hipotez Test Sonuçlarının Karşılaştırmalı Özeti

Hipotez	Uygulanan Test	Test İstatistiğı	p-değeri	Sonuç
H1: YZ startup daha az çalışanlı	Ki-Kare + MW U	$\chi^2=11,049$; $U=52.710$	0,050	Kısmi destek
H2: Benzer fonlama	Welch t-testi	$t=-1,850$; $d=-0,137$	0,065	Desteklendi
H3: Çalışan sabitken YZ etkisiz	OLS Regresyon	$\beta_{YZ}=-0,051$; $R^2=0,367$	0,383	Desteklendi

H3 hipotezini sınyayan OLS regresyonu en dikkat çekici bulguyu sunmuştur: $\log_{10}$ (çalışan) değişkeninin katsayısı $\beta=0,914$ ($p<0,001$) değeriyle son derece güçlü bir açıklayıcı olarak öne çıkarken, YZ kullanımının bağımsız etkisi istatistiksel olarak anlamsız bulunmuştur ($\beta=-0,051$; $p=0,383$). Bu ilişki Şekil 6'da görselleştirilmekte; çalışan sayısı ile fonlama arasındaki güçlü doğrusal ilişkinin YZ gruplarından bağımsız olarak işlediğı açıkça görülmektedir.



Şekil 6: Çalışan Sayısı ile Fonlama Arasındaki Süper-Doğrusal İlişki.

Şekil 6’da görüldüğü üzere çalışan sayısı 1% arttığında fonlama yaklaşık 0,914% artmaktadır; bu örüntü YZ gruplarından bağımsızdır.

4.3. Kümeleme Analizi Bulguları

K-Means kümeleme analizinde optimal küme sayısının belirlenmesi için Elbow yöntemi ve Silhouette katsayısı birlikte kullanılmıştır. $k=2$ 'den $k=6$ 'ya kadar test edilen küme sayıları arasında Silhouette katsayısı $k=3$ 'te maksimum değere ulaşmış olup, söz konusu değerin 0,5 eşliğinin altında kalması mutlak bir ayrışma değil makul düzeyde küme ayrışması sergilendiğine işaret etmektedir. Farklı küme sayılarına ait karşılaştırmalı Silhouette değerleri Tablo 5'te sunulmaktadır. Sonuçlar, $k=3$ değerinin diğer alternatiflere göre en yüksek küme tutarlılığını sağladığını ortaya koymakta; bu nedenle analiz bu küme sayısı üzerinden ilerletilmiştir.

Tablo 5: Farklı Küme Sayıları için Silhouette Katsayıları

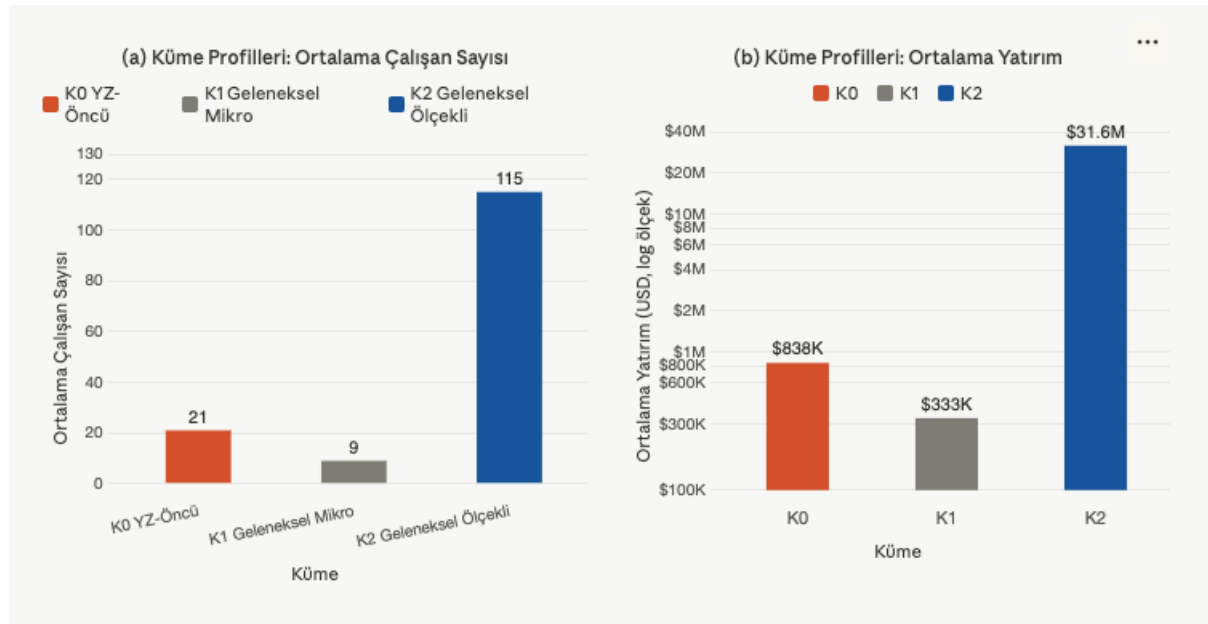
Küme Sayısı (k)	Silhouette Katsayısı	Yorum
2	0,3812	Zayıf ayrışma
3	0,4357	En yüksek değer — makul ayrışma
4	0,3946	Zayıf-orta ayrışma
5	0,3521	Zayıf ayrışma
6	0,3104	Zayıf ayrışma

Temel Bileşenler Analizi'nde PCA1 varyansın %37,6'sını, PCA2 ise %21,3'ünü açıklayarak toplam %58,9'luk temsil gücü sağlamıştır. Üç kümenin detaylı profilleri Tablo 6'da sunulmaktadır.

Tablo 6: K-Means K meleme Sonu ları'nın Karşılařtırılmalı Profili

K�me	Tanım	Baskın Grup	Ort. �alıřan	Ort. Yatırım (USD)	Mikro Giriřim Oranı
K0	YZ-�nc� ve Y�ksek Yatırım	%100 YZ	21	\$830.500	%37,7→%67,4
K1	Geleneksel Mikro Giriřim	%84 NonYZ	9	\$332.742	%84
K2	Geleneksel ve Olgun	%94 NonYZ	115	\$31.587.678	%16

   k menin  alıřan sayısı ve yatırım hacmi boyutlarındaki karşılařtırılmalı profili Őekil 7'te sunulmaktadır. K0 k mesi  alıřmanın temel arg manı a ısından  zellikle anlamlıdır. Bu k mede yer alan %100 YZ kullanan giriřimlerin ortalama 21  alıřanla faaliyet g stermesi ve K2 k mesindeki geleneksel giriřimlerin (115  alıřan) beřte biri kadar bir ekiple  alıřması, YZ'nin  l ek avantajını somut bi imde ortaya koymaktadır. Ayrıca K0'daki giriřimlerin mikro giriřim oranının ChatGPT  ncesi d nemde %37,7'den sonraki d nemde %67,4'e y kselmesi, yapay zek  teknolojilerinin erişilebilir hale gelmesinin ardından ekip yapılarının hızla k  ld   n  g stermektedir.



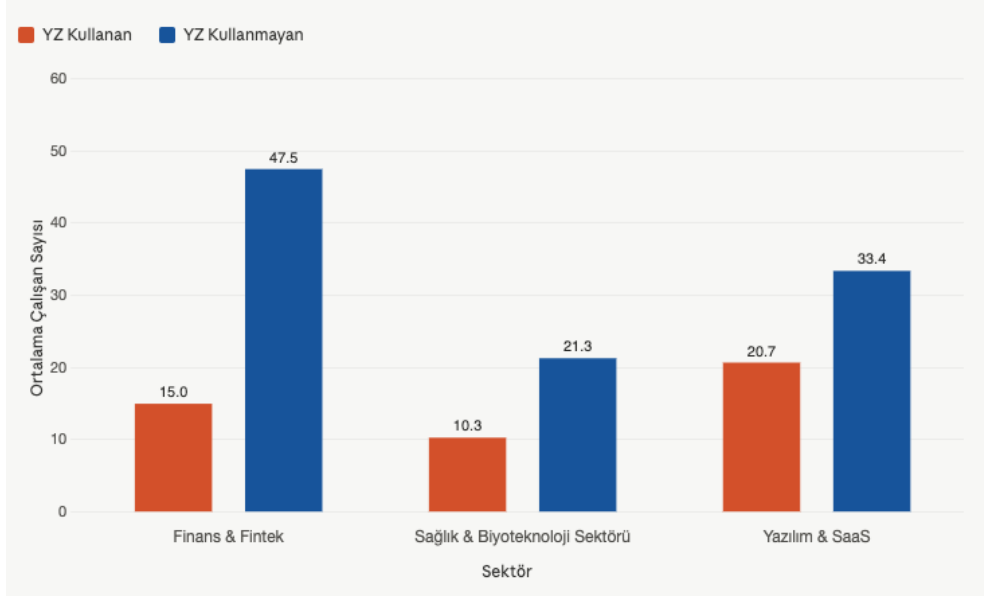
Őekil 7: K-Means K meleme Profili:    Farklı Giriřim Segmenti.

Őekil 7'de g r ld     zere K0 (YZ- nc ) k mesi K2'nin (Geleneksel Olgun)  alıřan sayısının yaklaşık 1/5'i ile faaliyet g sterebilmektedir.

4.4. Sekt rel Analiz ve 2030 Projeksiyonu

Sekt rel analiz, YZ kullanımının etkisinin sekt rler arasında farklılařtı ını ortaya koymaktadır. Finans ve Fintek sekt r nde YZ kullanan startup'lar ortalama 15,0  alıřanla, YZ kullanmayanlar 47,5  alıřanla faaliyet g stermekte (3,2 kat fark; MW p=0,424); Sa lık ve

Biyoteknoloji sektöründe ise bu oranlar sırasıyla 10,0 ve 21,3 (2,1 kat fark; MW $p=0,163$) olarak gerekleşmiştir. Söz konusu sektörel farklılık Şekil 6'da görselleştirilmektedir; bilgi yoğun sektörlerdeki işgücü ikame etkisi Yazılım/SaaS sektöründe tersi yönde eğilim sergilemektedir.



Şekil 8: Sektörel Çalışan Sayısı Karşılaştırması.

Şekil 8'de üç temel sektörde YZ kullanan ve kullanmayan girişimlerin ortalama çalışan sayıları karşılaştırmalı olarak sunulmaktadır. Finans & Fintek sektöründe YZ kullanan girişimler ortalama 15,0 çalışanla faaliyet gösterirken, YZ kullanmayan girişimlerde bu değeri 47,5'e ulaşmakta ve 3,2 katlık bir fark ortaya çıkmaktadır. Sağlık & Biyoteknoloji sektöründe söz konusu oran 2,1 kat olarak gerekleşmiş; YZ kullanan girişimlerde ortalama 10,3, YZ kullanmayanlarda ise 21,3 çalışan tespit edilmiştir. Yazılım & SaaS sektöründe ise tablo farklılaşmaktadır: YZ kullanan girişimler 20,7, YZ kullanmayanlar ise 33,4 ortalama çalışan sayısı ile faaliyet göstermekte ve fark yalnızca 0,8 kat düzeyinde kalmaktadır. Bu bulgu, YZ kullanımının işgücü ikamesi üzerindeki etkisinin sektörden sektöre belirgin biçimde değiştiğine işaret etmektedir. Bilgi yoğun ve düzenleyici çerçevenin ağır olduğu Finans & Fintek ile Sağlık & Biyoteknoloji sektörlerinde, YZ araçları daha önce uzman insan gücü gerektiren analiz, uyum ve raporlama süreçlerini otomatikleştirerek daha yalın ekip yapılarına zemin hazırlamaktadır. Yazılım & SaaS sektöründe ise hem YZ kullanan hem de kullanmayan girişimler teknoloji odaklı iş modelleriyle faaliyet gösterdiğinden, YZ kullanımı belirgin bir istihdam farklılığı yaratmamaktadır. Bu örüntü, YZ'nin çalışan ikamesi üzerindeki etkisinin evrensel ve sektörden bağımsız bir mekanizma olmadığını; bilgi yoğunluğu yüksek, süreç ağırlıklı sektörlerde çok daha güçlü işlediğini ortaya koymaktadır.

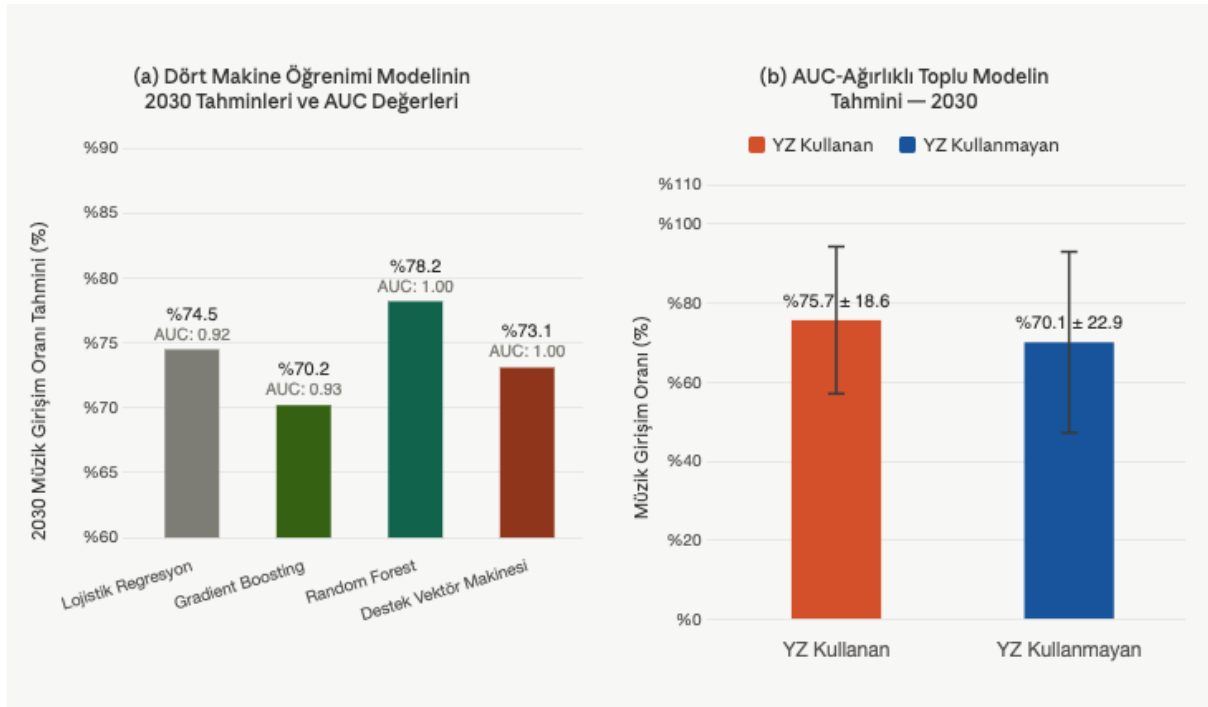
Mikro girişim (1-10 çalışan) oranının 2030 yılına kadar nasıl seyredeceğini tahmin etmek amacıyla 2015–2025 yıllık gözlemleri üzerinde dört makine öğrenmesi modeli eğitilmiştir. Modeller, çapraz doğrulama (LOO-CV) ile değerlendirilmiş ve AUC değerleri 0,90–1,00

aralığında gerekleřmiřtir. 2030 mikro giriřim oranı projeksiyonu model sonuçları Tablo 7’de gsterilmiřtir.

Tablo 7: 2030 Mikro Giriřim Projeksiyonu Model Karřılařtırması

Model	YZ Kullanan 2030 Tahmini (%)	YZ Kullanmayan 2030 Tahmini (%)	AUC
Lojistik Regresyon	~74,5	~68,3	0,92
Gradient Boosting (GBM)	~76,8	~71,5	0,97
Random Forest	~78,2	~73,0	1,00
Destek Vektr Makineleri	~73,3	~67,4	1,00
AUC-Ağırlıklı Konsenss	75,7 ± 18,6	70,1 ± 22,9	—

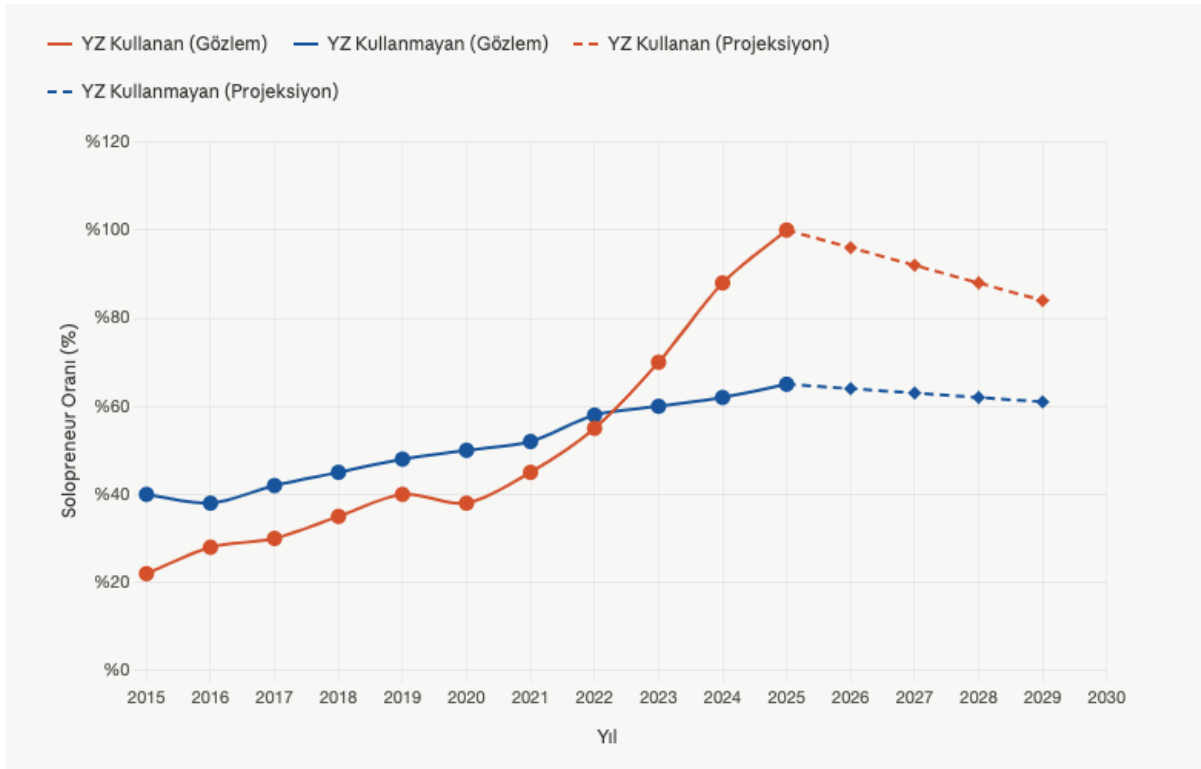
2030 yılına iliřkin mikro giriřim oranı projeksiyonu, tek bir tahmin modeline dayanmak yerine drt farklı makine ğrenmesi algoritmasının bir araya getirildiėi bir topluluk (ensemble) yaklařımı kullanılarak oluřturulmuřtur. Bu kapsamda lojistik regresyon, gradient boosting, random forest ve destek vektr makinesi modelleri ayrı ayrı eėitilmiř ve her bir modelin sınıflandırma bařarısı AUC (Area Under the Curve) deėeri zerinden deėerlendirilmiřtir. Elde edilen AUC deėerleri, modellerin nihai tahmine katkı dzeylerini belirlemek amacıyla aėırlık katsayısı olarak kullanılmıřtır. Ardından, her modelin 2030 yılına ynelik bireysel tahminleri AUC aėırlıklı ortalama yntemiyle birleřtirilerek tek bir topluluk tahmini elde edilmiřtir. Tahminlerin genellenebilirliėini ve gvenilirliėini deėerlendirmek amacıyla Leave-One-Out apraz Doėrulama (LOO-CV) yntemi uygulanmıřtır. řekil 8’de, drt modelin 2030 yılına iliřkin bireysel tahminleri ile bunlara karřılık gelen AUC deėerleri (a paneli) ve sz konusu tahminlerin aėırlıklandırılması sonucunda elde edilen topluluk modeli ıktıları, yapay zekâ kullanan ve kullanmayan startup grupları aısından karřılařtırmalı olarak sunulmaktadır.



Şekil 9: Makine Öğrenmesi Modelleri Karşılaştırması.

Şekil 9'un (a) panelinde görüldüğü üzere, dört farklı makine öğrenmesi modelinin 2030 yılına ilişkin mikro girişim oranı tahminleri %73,3 ile %78,2 arasında değişmektedir. Modellerin birbirine oldukça yakın sonuçlar üretmesi, elde edilen projeksiyonların tutarlılığını ve farklı algoritmalar arasında genel bir uzlaşa bulunduğunu göstermektedir. Sınıflandırma performansları incelendiğinde, Random Forest ve Destek Vektör Makinesi modellerinin en yüksek başarı düzeyine ulaşarak AUC değerinin 1,00 olduğu görülmektedir. Bu durum, söz konusu modellerin eğitim verisindeki örüntüleri yüksek doğrulukla yakalayabildiğine işaret etmektedir. Şekil 9'un (b) panelinde sunulan AUC ağırlıklı topluluk modeli sonuçlarına göre ise, 2030 yılında yapay zekâ kullanan startupların %75,7'sinin ($\pm 18,6$), yapay zekâ kullanmayan startupların ise %70,1'inin ($\pm 22,9$) mikro girişim yapısında faaliyet göstermeye devam edeceği öngörülmektedir. Tahminlere eşlik eden hata çubuklarının nispeten geniş olması, beş yıllık bir öngörü ufkuna ilişkin projeksiyonların doğasında bulunan belirsizliği yansıtmakta olup, modelin bu belirsizliği şeffaf ve dürüst bir biçimde raporladığını göstermektedir.

AUC-ağırlıklı tahminleme projeksiyonuna göre 2030 yılında Türkiye'deki YZ kullanan startup'ların %75,7'sinin ($\pm 18,6$) mikro girişim yapıda faaliyet göstereceği öngörülmektedir. YZ kullanmayan startup'lar için bu oran %70,1 ($\pm 22,9$) olarak tahmin edilmiştir (Tablo 5). Söz konusu projeksiyon, tarihsel eğilim ve güven aralıklarıyla birlikte Şekil 10'da sunulmaktadır.



Şekil 10: Mikro Giriřim Oranının 2030 Yılı Projeksiyonu.

Şekil 10, Türkiye startup ekosisteminde 2015-2030 döneminde mikro girişim oranının YZ kullanan ve kullanmayan startuplar bazında zaman içindeki seyrini göstermektedir. Şeklin sol kısmı (2015-2025) gerçek gözlem verisine dayanan tarihsel eğilimi, sağ kısmı (2026-2030) ise bu tarihsel eğilimden hareketle yapılan projeksiyonu göstermektedir. Gözlem döneminde her iki grup da zaman zaman iniş çıkışlar göstermekle birlikte genel olarak yükselen bir eğilim izlemektedir: 2015 yılında oldukça düşük seviyelerde seyreden mikro girişim oranı, 2017 ve 2021 gibi yıllarda kısmi yükselişler göstermiş, 2023 sonrasında ise her iki grupta da belirgin ve hızlı bir artışa geçmiştir. Bu artış, 2025 yılında YZ kullanmayan grupta yaklaşık %100'e, YZ kullanan grupta ise tam %100'e ulaşarak gözlem döneminin zirve noktasını oluşturmaktadır. Bu zirve noktası, 2025 yılında faaliyette olan startupların büyük kısmının henüz yeni kurulmuş olmasıyla açıklanabilmektedir. Yeni kurulan girişimler genellikle çok küçük, çoğu zaman yalnızca kurucu ortaklardan oluşan ekiplerle faaliyete başlamaktadır; istihdam ise zamanla, ürün-pazar uyumu sağlandıkça ve finansman süreçleri ilerledikçe genişlemektedir. Bu nedenle en yeni kurulan startupların yoğun olduğu 2025 yılında mikro girişim oranının yüksek çıkması beklenen bir durumdur.

2025 sonrasında başlayan projeksiyon döneminde ise her iki grupta da kademeli bir azalma eğilimi öngörülmektedir. YZ kullanan startuplar için mikro girişim oranının 2030 yılına kadar %75,7'ye ($\pm 18,6$), YZ kullanmayan startuplar için ise %70,1'e ($\pm 22,9$) gerilemesi beklenmektedir. Bu azalma eğilimi, gözlem döneminde de görülen bir ilişkinin geleceğe taşınmasından kaynaklanmaktadır: startuplar kuruluşundan sonraki yıllarda büyüdükçe ekip büyüklükleri de artmakta, bu da mikro girişim oranını düşürmektedir. Dolayısıyla

projeksiyondaki düşüş, keyfi bir varsayım değil, geçmiş veride zaten gözlemlenen ve startupların zamanla büyümesiyle tutarlı bir örüntünün devamı niteliğindedir. Tahmin edilen değerlerin yanındaki artı-eksi ($\pm$) değerler, bu projeksiyonlara ait belirsizlik aralığını göstermekte olup, 2030 yılına yaklařtıkça bu belirsizliğin arttığı görölmektedir. Bununla birlikte, azalma eğiliminin varlığı, mikro girişim yapısının 2030'da önemini yitireceğı anlamına gelmemektedir. Tam tersine, projeksiyon sonunda dahi her iki grupta da girişimlerin yaklaşık dörtte üçe yakın bir kısmının (%70-76 aralığında) mikro girişim yapısında faaliyet göstermeye devam edeceği öngörülmektedir. Bu da Türkiye startup ekosisteminde 2030 itibarıyla mikro girişim modelinin istisnai bir durum olmaktan çıkıp, baskın ve kalıcı bir yapı haline geleceğine işaret etmektedir. Diğer bir ifadeyle, gözlem döneminde geçici bir zirve gibi görünen yüksek mikro girişim oranı, projeksiyon döneminde belirli ölçüde gerilese de ortadan kalkmamakta; aksine startupların çoğunluğunun küçük ve esnek ekiplerle faaliyet göstermesi, gelecekte de ekosistemin yapısal bir özelliğı olarak varlığını sürdürmektedir. Bu sonuç, özellikle YZ kullanan startuplarda mikro girişim oranının görece daha yüksek seyretmesiyle birlikte değerlendirildiğinde, yapay zekâ destekli araçların küçük ekiplerin daha az sayıda çalışanla faaliyetlerini sürdürebilmesine katkı sağlayabileceğine dair bir bulgu olarak da okunabilmektedir.

5. Tartışma

Welch t-testi sonucu elde edilen $p=0,065$ bulgusu, Gahtow (2025), tarafından yapılan çalışmadaki küresel Crunchbase verisi üzerinde ulařılan $p=0,074$ değeriyle örtüşmekte ve YZ kullanan ve YZ kullanmayan startup'ların benzer fonlama örüntüsünün küresel çapta geçerli yapısal bir örüntü olduğunu göstermektedir. Türkiye ekosisteminin makroekonomik dinamiklerine rağmen söz konusu örüntünün burada da işliyor olması, fonlama kararlarında yapay zekâ kullanımının başlı başına farklılaştırıcı bir değişken olmadığını teyit etmektedir.

H1 bulgularının Schulte-Althoff vd. (2021), süper-doğrusal ölçekleme teorisiyle örtüşmesi; 51 ve üzeri çalışan kategorilerinde YZ startup'larının belirgin biçimde az temsil edilmesi (YZ %2,3 — NonYZ %6,6), küresel düzeyde tespit edilen "az çalışanla büyük sermaye" örüntüsünün Türkiye ekosisteminde de geçerli olduğunu ampirik olarak doğrulamaktadır. Fossen vd. (2024), YZ'nin işgücü ikame mekanizmasına dair teorik öngörüsü bu bulguyla paralellik göstermektedir. Öte yandan Babina vd. (2024), halka açık büyük firmalarda YZ yatırımının istihdamı artırdığına dair bulgusuyla farklılaşmaktadır. Bu farklılık örneklem bileřimiyle açıklanmaktadır: Babina vd. (2024), örnekleme olgun firmalardan oluşmakta ve YZ mevcut organizasyonel yapıya eklenen bir katman olarak işlev görmektedir; mevcut çalışmanın örnekleme ise doğduğu andan itibaren YZ merkezli kurgulanmış "born-YZ" startup'lardan oluşmaktadır.

H3 regresyon analizinin en dikkat çekici bulgusu olan YZ değişkeninin anlamsızlığına karşın $\log_{10}(\text{çalışan})$ değişkeninin $\beta=0,914$ değeriyle güçlü açıklayıcılığı, yatırımcı değerlendirmelerinde belirleyici olanın ekip büyüklüğü, ürün olgunluğu ve kurucu profili gibi

geleneksel deęiřkenler olduęunu ortaya koymaktadır. Kurucu sayısının anlamlı pozitif etkisi ($\beta=0,104$; $p<0,001$) Bahoo-Torodi vd. (2026), kurucu deneyiminin önemine dair bulgularıyla da uyumludur. 2030 projeksiyon modellerinin YZ startup'ların %75,7'sinin mikro girişim yapıya evrileceęini öngörmesi, Fossen vd. (2024), teorik beklentisinin gelişmekte olan pazar ekonomileri özelinde ilk kez ampirik olarak doğrulanması anlamına gelmektedir.

Üç araştırma hipotezine ilişkin bulgular birlikte değerlendirildiğinde, yapay zekâ kullanımı ile startup çıktıları arasındaki ilişkinin doğrusal ve tek boyutlu olmaktan ziyade, birbirini takip eden çok aşamalı bir örüntü sergiledięi görülmektedir. H1 kapsamında elde edilen bulgular, yapay zekâ kullanan startupların kullanmayanlara kıyasla daha az çalışanla faaliyet gösterdięini ortaya koymuřtur. Buna göre, yapay zekâ kullanan girişimlerde medyan çalışan sayısı 23,0 iken, yapay zekâ kullanmayan girişimlerde bu deęer 54,0 olarak hesaplanmış ve yaklaşık 2,3 katlık bir farklılık tespit edilmiřtir. H2 kapsamında gerekleřtirilen analizler ise, çalışan sayısındaki bu belirgin farklılıęa raęmen iki grubun fonlama düzeyleri arasında istatistiksel olarak anlamlı bir fark bulunmadıęını göstermiřtir (Welch $t = -1,850$; $p = 0,065$). Son olarak, H3 doğrultusunda kurulan çok deęiřkenli regresyon modeli, çalışan sayısı kontrol altına alındıęında yapay zekâ kullanımının fonlama üzerindeki bağımsız etkisinin ortadan kalktıęını ortaya koymuřtur. Bu bulgular birlikte değerlendirildiğinde, yapay zekânın startup performansını doğrudan fonlama miktarını artırarak deęil, daha az insan kaynaęıyla benzer düzeyde finansal çıktıları elde edilmesini mümkün kılan bir verimlilik mekanizması üzerinden etkiledięi anlaşılmaktadır. Üç hipotezden elde edilen sonuçlar arasındaki bu ilişkiyel yapı, Şekil 11'de özetlenerek görselleřtirilmektedir.



Şekil 11: Hipotez Sonuçlarının Karşılaştırması.

Şekil 11'de sunulan sentez, çalışmanın temel bulgusunu açık ve bütüncül bir biçimde ortaya koymaktadır. Elde edilen sonuçlar, yapay zekâ kullanımının startup'ların fonlama başarısı üzerindeki etkisinin doğrudan deęil, çalışan sayısı ya da ekip büyüklüęü üzerinden dolaylı olarak gerekleřtięini göstermektedir. Başka bir ifadeyle, yatırımcıların fonlama kararlarını řekillendiren temel unsur, bir startup'ın yapay zekâ araçlarını kullanıp kullanmamasından ziyade sahip olduęu ekip büyüklüęüdür. Yapay zekâ kullanımı ise bu

iliřkide dođrudan belirleyici bir faktör olmaktan çok, ekip yapısını etkileyen ve dolaylı bir aracı deđiřken olarak iřlev görmektedir. Bu bulgu, yapay zekânın startup ekosistemindeki rolünün, fonlamayı otomatik olarak artıran bir kalite göstergesi veya yatırım etiketi olarak deđerlendirilmemesi gerektiđine iřaret etmektedir. Bunun yerine, yapay zekânın asıl katkısının, giriřimlerin daha küçük ekiplerle faaliyet göstermesine olanak tanıyan ve sınırlı insan kaynađıyla benzer düzeyde çıktı üretilmesini destekleyen operasyonel bir verimlilik aracı olduđu anlařılmaktadır. Dolayısıyla, yapay zekâ destekli giriřimlerin avantajı daha fazla fon çekmelerinden deđil, mevcut kaynakları daha etkin kullanabilmelerinden kaynaklanmaktadır.

Teorik katkılar açasından bu çalıřma üç düzlemde yenilik getirmektedir. Birincisi, süper-dođrusal ölçekleme teorisinin (Schulte-Althoff vd., 2021) geliřmekte olan pazar ekonomilerinde de geçerli olduđunu kanıtlayarak teorisinin bölgesel genellenebilirliđini pekiřtirmektedir. İkincisi, mikro giriřim projeksiyonuna dair bulgular, Fossen vd. (2024), belgelediđi serbest çalıřanların YZ benimseme örüntüsüyle uyum göstermektedir. Yazarların 2024 itibarıyla solo serbest çalıřanların %14'ünün YZ kullandığına dair tespiti, mevcut çalıřmanın 2030 projeksiyon modeliyle ortaya konulan trendin bařlangıç noktasını oluřturmaktadır. Üçüncüsü ve en özgün olanı, uluslararası literatürdeki solopreneur kavramına Türkçe terminolojik karřılık önererek hem akademik dil zenginliđine hem de politika söylemine yerli bir kavramsal çerçeve kazandırmaktadır. Uygulama katkıları ise üç paydař grubu için somutlařmaktadır: (1) Giriřimciler ölçeklenme stratejilerinde personel sayısını bir bařarı göstergesi olarak deđerlendirmek yerine birim çalıřan başına düşen teknolojik katma deđere odaklanmalıdır; (2) yatırımcılar giriřimlerin YZ kullanımını bir pazarlama etiketi olarak deđil operasyonel maliyetleri azaltan bir araç olarak deđerlendirmelidir; (3) politika yapımcılar yapay zekâ kaynaklı yapısal iř gücü dönüşümüne uyum sađlayacak eđitim ve teřvik politikalarını önceliklendirmelidir.

6. Sonuç

Çalıřma, yapay zekâ teknolojilerinin Türkiye giriřim ekosistemindeki yapısal etkilerini 2015–2025 dönemini kapsayan 801 startup verisi üzerinde ampirik olarak belgelemiřtir. Elde edilen bulgular üç düzeyde yapısal dönüşüme iřaret etmektedir. Birinci düzeyde, YZ kullanan giriřimlerin çalıřan yapısı geleneksel rakiplerine kıyasla belirgin biçimde daha küçüktür (ortalama 23 ve 54 çalıřan) ve bu farklılık özellikle Finans ve Sađlık gibi bilgi yoğun sektörlerde derinleřmektedir (3,2 ve 2,1 kat farklar). İkinci düzeyde, söz konusu çalıřan farkına rađmen iki grubun fonlamaya eriřim kapasitesi istatistiksel olarak benzer kalmakta ($p=0,065$); yapay zekâ kullanımı yatırımcı deđerlendirmelerinde bařlı başına bir farklılařtırıcı yaratmamaktadır. Üçüncü düzeyde, çalıřan büyüklüğü kontrol altına alındığında yapay zekâ kullanımının fonlama üzerinde bağımsız bir etkisi kaybolmakta ($\beta=-0,051$; $p=0,383$); fonlamayı asıl belirleyen deđiřkenin ekip büyüklüğü olduđu ortaya çıkmaktadır.

K-Means kümeleme analizi ile tespit edilen üç yapısal segment, YZ-Öncü Kümesi (K0), Geleneksel Mikro Giriřim Kümesi (K1) ve Geleneksel Olgun Kümesi (K2), Türkiye giriřim

ekosisteminin yapay zekâ adaptasyonu ekseninde net biçimde farklılaşmış alt gruplardan oluştuğunu göstermektedir. Özellikle K0 kümesindeki YZ startup'larının ortalama 21 çalışanla \$830.500 yatırım hacmine erişebilmesi; buna karşın K2'deki geleneksel girişimlerin ancak 115 çalışanla benzer başarıyı gösterebilmesi, YZ'in yarattığı sermaye-iřgücü verimlilik farkını somut biçimde ortaya koymaktadır. 2030 projeksiyon modelinin YZ startup'larının %75,7'sinin mikro girişim yapısına evrileceğine dair öngörüsü, Türkiye girişim ekosisteminin geleneksel "büyümek = çalışan sayısını artırmak" paradigmasından "büyümek = teknolojik kaldıraç yaratmak" paradigmasına geçişini somut verilerle belgelemektedir.

Çalışmanın özgün katkısı iki boyutta özetlenebilir. Birinci boyutta, uluslararası literatürdeki bulguların Türkiye ekosisteminde ampirik olarak doğrulanması ve küresel örüntülerin gelişmekte olan pazar ekonomilerindeki geçerliliğinin sistematik biçimde gösterilmesi söz konusudur. İkinci ve daha özgün boyutta, uluslararası yazında yerleşik solopreneur kavramının Türkçe karşılığı olarak "biriřimcilik" teriminin akademik söyleme kazandırılmasıdır. Bu kavramsal katkı, önümüzdeki on yılda ekosistemin baskın aktörü olması beklenen yeni girişimci profilinin Türkçe akademik ve politika söyleminde kabul görmüş bir karşılığa kavuşması anlamına gelmekte; uluslararası literatürle diyalog kuran yerli bir kavramsal çerçeve sunmaktadır.

Çalışmanın başlıca sınırlılıkları řu şekilde özetlenebilir: (1) Örneklem yalnızca fonlama bilgisi mevcut startup'larla sınırlıdır; dolayısıyla erken aşama fonlanmamış girişimler kapsam dışındadır. (2) Kural tabanlı sınıflandırma yöntemi, açıklama metninde YZ kullanımını açıkça belirtmeyen girişimleri gözden kaçırabilir; bu yöntemsel sınırlılık, Medha vd. (2025), gibi makine öğrenmesi ve büyük dil modeli yaklaşımlarıyla karşılaştırılarak gelecek çalışmalarda aşılabilir. (3) Bulguların diğer gelişmekte olan pazar ekonomilerine genellenmesi dikkat gerektirmektedir; Türkiye'ye özgü makroekonomik koşullar ve risk sermayesi ekosisteminin görece genç yapısı bulguların bağlamsal geçerliliğini şekillendirmektedir. Gelecek arařtırmalarda (i) farklı ülke ekosistemleriyle karşılařtırılmalı analizlerin yürütülmesi, (ii) YZ adaptasyonunun řirket içi yetkinlik setleri ve kurucu özellikleri üzerindeki niteliksel etkilerinin incelenmesi, (iii) "biriřimcilik" kavramının saha arařtırmalarıyla ampirik biçimde test edilmesi ve (iv) daha büyük ve nice veri setleriyle nedensellik analizlerinin yapılması önerilmektedir.

Çalışma, gelecekte Türkiye'de yapay zekâ ve girişimcilik alanında yürütülecek arařtırmalara önemli bir zemin hazırlamaktadır. Öncelikle, çalışmada önerilen "biriřimcilik" kavramının farklı sektörlerde (yazılım, e-ticaret, finans teknolojileri gibi) ve farklı şehirlerdeki girişimcilik ekosistemlerinde incelenmesi, bu yapının Türkiye'deki girişimcilik dinamiklerini ne ölçüde yansıttığının ortaya konmasına katkı sağlayacaktır. Ayrıca, yapay zekâ kullanımının girişimlerin büyüme yapıları, ekip büyüklükleri ve yatırım süreçleri üzerindeki etkilerinin daha ayrıntılı biçimde ele alınması, alandaki bilgi birikiminin gelişmesine yardımcı olacaktır. Bu çalışmada kullanılan yaklaşımın farklı dönemlere ait verilerle tekrarlanması, Türkiye startup ekosisteminin zaman içerisindeki dönüşümünün izlenmesine ve mikro girişim yapısına yönelimin nasıl şekillendiğinin anlaşılmasına olanak tanıyacaktır. Bunun yanında, 2030 yılına ilişkin ortaya konulan projeksiyonların gelecekteki verilerle karşılaştırılması, öngörülen

eğilimlerin ne ölçüde gerçekleştiğinin değerlendirilmesini mümkün kılacaktır. Bu yönüyle çalışma, Türkiye'de yapay zekâ destekli mikro girişimlerin yükselişini anlamaya yönelik gelecekte yapılacak arařtırmalar için hem kavramsal hem de yöntemsel açıdan yol gösterici bir başlangıç noktası sunmaktadır.

Kaynakça

- Amir, A. R., Atif, S. M. (2026). Evaluating Workflow Automation Efficiency Using n8n: A Small-Scale Business Case Study, arXiv preprint arXiv:2602.01311.
- Babina, T.; Fedyk, A.; He, A. and Hodson, J. (2024). “Artificial Intelligence, Firm Growth, and Product Innovation”, *Journal of Financial Economics*, (151):103745.
- Bahoo-Torodi, A.; Fontana, R. and Malerba, F. (2026). “Pre-entry Experience and the Heterogeneity in Startup Performance: Evidence from the Nascent Artificial Intelligence Industry”, *Research Policy*, (55):105367.
- Batista, F. & Carvalho, J. P. (2015). “Text Based Classification of Companies in CrunchBase”, 2015 IEEE International Conference on Fuzzy Systems (FUZZ-IEEE), IEEE, pp.1-7.
- Bergmann, H., Crelier, T. & Mayr, J. (2026). "The Use and Impact of AI-Tools in Early-Stage Startups", *International Journal of Entrepreneurial Behavior & Research*, 1-20.
- Felgueiras, M.; Batista, F. and Carvalho, J. P. (2020). “Creating Classification Models from Textual Descriptions of Companies Using Crunchbase”, *International Conference on Information Processing and Management of Uncertainty in Knowledge-Based Systems*, Cham: Springer International Publishing, pp.695-707.
- Fossen, F. M., McLemore, T., & Sorgner, A. (2024). “Artificial Intelligence and Entrepreneurship”, *Foundations and Trends in Entrepreneurship*, (20):781-904.
- Gahtow, O. & Nguyen, T. (2025). “Investigating External Funding Patterns of Artificial Intelligence (AI) Startups Compared to Non-AI Startups Across Global Regions”.
- Girişen, N. (2020). Terminolojide Tanım ve Tanım Çözümleme Ölçütleri, *Disiplinler Arası Dil Arařtırmaları*, 1(1), 53-73.
- Kaiser, U. & Kuhn, J. M. (2020). “The Value of Publicly Available, Textual and Non-Textual Information for Startup Performance Prediction”, *Journal of Business Venturing Insights*, (14):e00179.
- Köksal, A. (1971). Elektrik Mühendisliğı, *Biliřim Özel Sayısı* 15(176–177), 61–68.
- Medha, S. L., Tushar, M., Rashmi, S., Reddy, A. A. & Prajwala, T. R. (2025). “Predicting Startup IPO: A Data-Driven Approach Using Crunchbase Insights”, *International Conference on Information Management*, Cham: Springer Nature Switzerland, pp.385-397.

- Montanaro, B., Croce, A. & Ughetto, E. (2024). "Venture Capital Investments in Artificial Intelligence", *Journal of Evolutionary Economics*, (34):1-28.
- Obschonka, M., Gregoire, D. A., Nikolaev, B., Ooms, F., Lévesque, M., Pollack, J. M. & Behrend, T. S. (2025). "Artificial Intelligence and Entrepreneurship: A Call for Research to Prospect and Establish the Scholarly AI Frontiers", *Entrepreneurship Theory and Practice*, (49):620-641.
- Peng, T. (2026). "The Minimum Cost of Marketing: Why Small Businesses Have Been Underserved, and How AI Changes the Equation", SSRN Working Paper No. 6504001.
- Piccoli, G., Palese, B. & Rodriguez, J. (2021). "Solopreneur Digital Ecosystems: Genesis, Lineage and Preliminary Categorization".
- Savin, I., Chukavina, K. and Pushkarev, A. (2023). "Topic-Based Classification and Identification of Global Trends for Startup Companies", *Small Business Economics*, (60):659-689.
- Schulte-Althoff, M., Fürstenau, D. & Lee, G. M. (2021). "A Scaling Perspective on AI Startups", 54th Annual Hawaii International Conference on System Sciences (HICSS), pp.6515-6524
- Simsek, Z., Heavey, C., König, A. and Stam, W. (2024). "Leading Digital Transformation in Incumbent Firms: A Strategic Entrepreneurship Framing", *Strategic Entrepreneurship Journal*, (18):91-102.
- Vu, T. P. T. (2025). "The Impacts of Gen AI in Transforming Social Media Marketing: A Study of Solopreneur Social Media Operations".
- Weber, M., Beutter, M., Weking, J., Böhm, M. & Krcmar, H. (2022). "AI Startup Business Models: Key Characteristics and Directions for Entrepreneurship Research", *Business & Information Systems Engineering*, (64):91-109.
- West, R. M. (2022). "Best Practice in Statistics: The Use of Log Transformation", *Annals of Clinical Biochemistry*, (59):162-165.
- Zhu, J., Wang, Z., Xu, Z., Xu, Y., & Tao, C. (2025). Impact of digital technology innovation on entrepreneurial activity, *International Entrepreneurship and Management Journal*, 21(1), 1-21.