

Dijital para yarışında söylemsel hegemonya: Fed, ECB ve PBoC'nin CBDC stratejileri üzerine karşılaştırmalı bir FinBERT ve HAC regresyon analizi

Discursive hegemony in the digital currency race: A comparative FinBERT and HAC regression analysis of Fed, ECB, and PBoC's CBDC strategies

Sebahattin Koç¹ 

Öz

Bu çalışmada, ECB, Fed ve PBoC'nin CBDC'ye ilişkin cümleleri FinBERT ile karşılaştırılmış; kurumların daha geniş metinlerdeki genel iletişim tonu ile seçilmiş piyasa göstergeleri arasındaki ilişki ayrıca incelenmiştir. Haziran 2020–Aralık 2025 döneminde CBDC anahtar kelimeleriyle seçilen 1.947 cümlelerin 1.345'i ECB'ye, 557'si Fed'e ve 45'i PBoC'ye aittir. Pozitif etiketli cümlelerin payı ECB'de %21,04, PBoC'de %17,78 ve Fed'de %15,44'tür. Çalışmaya özgü Hegemonik Kararlılık Skoru, ana ağırlıklarla PBoC'de 0,8287, ECB'de 0,7768 ve Fed'de 0,5425 olarak hesaplanmıştır. Hacim bileşeninin ağırlığı artırıldığında ise ECB ilk sıraya geçmektedir. CBDC filtresi uygulanmamış kurumsal metinlerden elde edilen 66 aylık genel duygu serisi Newey–West HAC yöntemiyle incelendiğinde, PBoC düzey modelinde Nasdaq ile pozitif, Bitcoin ile negatif ve istatistiksel olarak anlamlı ilişkiler bulunmuştur. Ancak bu ilişkiler birinci fark modelinde anlamlılığını korumamıştır. Fed modelinde anlamlı bir ilişki saptanmamış; ECB modelinde Bitcoin katsayısı bireysel olarak anlamlı olsa da değişkenlerin ortak testi %5 düzeyinde anlamlı çıkmamıştır. Bulgular, CBDC cümlelerinin söylem özelliklerinin kurumlara göre farklılaştığını ve genel iletişim tonuna ilişkin regresyon sonuçlarının model seçimine duyarlı olduğunu göstermektedir.

Anahtar Kelimeler: CBDC, Söylemsel Hegemonya, Finbert, Pboc, HAC Regresyonu

JEL Kodları: E52, E58, E59

Abstract

This study compares CBDC-related sentences published by the ECB, Fed and PBoC using FinBERT. It separately examines the relationship between the institutions' overall communication tone in a broader text corpus and selected market indicators. Of the 1,947 CBDC-related sentences identified for June 2020–December 2025, 1,345 belong to the ECB, 557 to the Fed and 45 to the PBoC. The share of positive-labelled sentences is 21.04% for the ECB, 17.78% for the PBoC and 15.44% for the Fed. Under the study's main weights, the Hegemonic Stability Score is 0.8287 for the PBoC, 0.7768 for the ECB and 0.5425 for the Fed. The ECB ranks first when greater weight is assigned to communication volume. Newey–West HAC analysis of 66 monthly observations derived from the broader institutional corpus finds a positive association with Nasdaq and a negative association with Bitcoin in the PBoC level model. Neither association remains statistically significant in the first-difference model. No significant association is detected in the Fed model. In the ECB model, the Bitcoin coefficient is individually significant, while the joint test does not reach the 5% significance level. These findings show differences in the institutions' CBDC-related language and indicate that the regression results for overall communication tone are sensitive to model specification.

Keywords: CBDC, Discursive Hegemony, Finbert, Pboc, HAC Regression

JEL Codes: E52, E58, E59

¹ Dr. Öğr. Üyesi, Bitlis Eren Üniversitesi, İktisadi ve İdari Bilimler Fakültesi, İktisat Bölümü, Bitlis, Türkiye, skoc@beu.edu.tr

ORCID: 0000-0002-1911-445X

Başvuru/Submitted: 20/05/2026

Revizyon/ Revised: 18/08/2026

Kabul/Accepted: 10/09/2026

Yayın/Online Published: 25/09/2026

Atıf/Citation: Koç, S., Dijital para yarışında söylemsel hegemonya: Fed, ECB ve PBoC'nin CBDC stratejileri üzerine karşılaştırmalı bir FinBERT ve HAC regresyon analizi, bmij (2026) 14 (3): 1831-1850, doi: <https://doi.org/10.15295/bmij.v14i3.2790>

Extended Abstract

Discursive hegemony in the digital currency race: A comparative FinBERT and HAC regression analysis of Fed, ECB, and PBoC's CBDC strategies

Literature

The digital transformation of money and the rise of Central Bank Digital Currencies (CBDCs) have become prominent topics in the literature, driven by competition from crypto assets and the expansion of digital payments (Koç, 2020; Guo et al., 2025; Kaur, 2025; Duğru, 2024). Existing studies examine CBDC design, monetary policy transmission, and implications for financial stability and inclusion (Davoodalhosseini, 2022; Paul et al., 2025; Tang & Si, 2025). Central bank communication also shapes market expectations, while Natural Language Processing (NLP) methods provide opportunities to analyse institutional narratives (Araci, 2019; Alonso-Robisco & Carbo, 2023). However, comparative evidence on the discourse characteristics of major central banks and their associations with global financial markets remains limited.

This study compares CBDC-related sentence profiles across the People's Bank of China (PBoC), Federal Reserve (Fed) and European Central Bank (ECB). Separately, it examines monthly overall institutional tone and selected financial-market indicators.

Research purpose and importance

The aim is to quantify differences in CBDC-related language, summarise them through a study-specific composite indicator, and examine conditional associations between broader institutional tone and market series. The two text scopes are reported separately.

Contribution of the article to the literature

The study combines a CBDC-keyword-filtered sentence analysis with a composite discourse score and a separate monthly analysis of overall institutional tone using Newey–West HAC inference. The composite score summarises the selected sentences rather than geopolitical power.

Research type

The design is comparative and observational. The CBDC-specific analysis covers sentiment, contrast markers, lexical certainty and TF-IDF similarity; the monthly regressions use the broader corpus. Neither component identifies causal effects or strategic intent.

Research problems

The study asks how CBDC-related sentence profiles differ among the three banks, how the differences vary under alternative composite-score weights, and whether broader monthly institutional tone is conditionally associated with Nasdaq, Bitcoin and DXY.

Data collection method

The scored source file contains 20,889 sentence rows from BIS-indexed institutional texts. A June 2020–December 2025 date restriction and seven CBDC-related keywords select 1,947 sentences (ECB 1,345; Fed 557; PBoC 45) for descriptive analysis. For the separate monthly analysis, all institutional sentences in the source file are aggregated by institution and month. Missing monthly means are linearly interpolated on the complete source timeline before restricting the series to June 2020–December 2025. The level-model sample uses July 2020–December 2025 (66 observations); the subsequent first-difference specification has 65 observations.

Quantitative / qualitative analysis

Sentence scores are derived from the yiyanghkust/finbert-tone checkpoint on a 0–1 scale, with 0.5 as the neutral reference. Positive sentences have scores above 0.60 and negative sentences below 0.40. Contrast markers and predefined certainty and uncertainty lexicons describe surface language features. Institutional texts are also compared using TF-IDF cosine similarity.

The HSS combines sentiment dominance (S), complexity-consistency (C), and relative communication volume (V):

$$\text{HSS} = 0.50S + 0.30C + 0.20V.$$

The weights reflect the theoretical priorities adopted in this study and should not be interpreted as statistically optimal or universally applicable. The volume component is logarithmically normalised to reduce the influence of differences in publication frequency.

Research model

The dependent variable in each monthly OLS model is the institution's general discourse score, obtained by averaging the available sentence scores within a month and linearly interpolating missing monthly values. Explanatory variables are log monthly values of Nasdaq, Bitcoin and DXY. Newey–West HAC standard errors allow inference robust to heteroskedasticity and serial dependence; the reported relations remain observational.

Research hypotheses

The monthly models examine whether the selected market indicators are jointly and individually associated with overall institutional tone. HAC-adjusted coefficient and joint Wald tests are distinguished from the CBDC-specific descriptive comparisons.

Findings

In the restricted CBDC corpus, the ECB has the highest positive-label share (21.04%), followed by the PBoC (17.78%) and Fed (15.44%). Under the main composite weights, HSS values are 0.8287 for the PBoC, 0.7768 for the ECB and 0.5425 for the Fed; increasing the volume weight places the ECB first. On the same restricted texts, ECB–PBoC TF-IDF cosine similarity is 0.7486, Fed–PBoC is 0.4682 and ECB–Fed is 0.3066. These descriptive measures do not identify institutional intention.

Hypothesis test results

In the distinct 66-month model of broader PBoC communication, Nasdaq has a positive coefficient ($\beta = 0.4697$; $p = 0.0042$) and Bitcoin a negative coefficient ($\beta = -0.0927$; $p = 0.0344$); DXY is not significant. The joint HAC-Wald test is significant ($p = 0.007$). The Nasdaq and Bitcoin coefficients lose significance when the model is estimated in first differences, indicating specification sensitivity.

In the broader Fed communication model, none of the three individual market coefficients is statistically significant, and the HAC-Wald joint test is not significant ($p = 0.540$). This is a sample-specific absence of a detected conditional association.

In the broader ECB communication model, the Bitcoin coefficient is positive ($\beta = 0.0291$; $p = 0.0307$), but the joint HAC-Wald test does not reach the 5% level ($p = 0.091$). The individual coefficient and overall model evidence are therefore reported separately.

Discussing the findings with the literature

The CBDC-specific positive-label share is highest for the ECB, whereas the PBoC has the largest composite score under the principal weights. These are distinct measures, and the latter ranking is weight-sensitive. The 45 PBoC sentences occur in only four observed months, which limits temporal interpretation of that restricted subset.

Conclusions

The CBDC-filtered analysis finds differences in class shares, lexical markers and TF-IDF similarity. Its study-specific composite ranking depends on the weighting scheme. In a separate broader corpus, monthly institutional tone shows heterogeneous associations with the selected market indicators; the PBoC level-model associations are not robust to first differencing. These findings are descriptive and observational rather than causal or geopolitical evidence.

Suggestions based on results

Central banks may benefit from communication strategies that emphasise clarity, consistency, and transparency while remaining sensitive to institutional and market-specific conditions.

For emerging-market central banks, including the Central Bank of the Republic of Türkiye, the findings may provide comparative insights rather than a prescriptive policy model.

Future research may extend the analysis to additional institutions, longer periods, alternative NLP models, and different specifications of composite discourse indicators.

Limitations of the article

The CBDC-specific corpus is uneven across institutions, especially for the PBoC (45 sentences in four observed months). Class shares and dictionary matches are sensitive to small counts, and composite-score ranks depend on researcher-defined weights. The monthly analysis uses a broader text scope and interpolated gaps. HAC adjustment does not resolve endogeneity or model specification concerns.

Giriş

Gelişen teknolojilere kayıtsız kalamayan ekonomiler, paranın geçirdiği değişimleri de yakından takip etmektedir. Fiziksel sınırların giderek ortadan kalktığı ve kavramsal karmaşanın yaşandığı bu dönemde, yenilikçi ürün ve hizmetlerin sayısı giderek artmaktadır (Duğru, 2024). Dijital teknolojiler, finans piyasalarında yaşanan köklü değişimin kritik unsurlarından biri hâline gelmiş ve dünya genelindeki merkez bankaları için hem yeni fırsatlar hem de çeşitli zorluklar ortaya çıkarmıştır. Merkez bankacılığı açısından son yıllardaki en önemli gelişmelerden biri, merkez bankalarının ihraç ettikleri itibari paranın dijital bir biçimi olan merkez bankası dijital parasının (CBDC) ortaya çıkmasıdır. Finansal kapsayıcılık ve ödeme sistemleri üzerindeki potansiyel etkileri nedeniyle CBDC'ler, son yıllarda politika yapımcıların, ekonomistlerin ve teknoloji uzmanlarının önemli gündem maddelerinden biri hâline gelmiştir (Sanjaya, 2024; Hofmann vd., 2025).

Özellikle COVID-19 pandemisi, nakit kullanımında yaşanan dramatik düşüşlerle –örneğin Birleşik Krallık'ta 2020 yılında nakit ödemelerinde görülen %35'lik azalma gibi– dijital ödeme araçlarına geçişi hızlandırarak merkez bankalarını bu alanda reaktif bir konumdan stratejik birer aktör olmaya zorlamıştır (Kaur, 2025). Çin'deki CBDC çalışmalarının kurumsal başlangıcı, dönemin Çin Halk Bankası (PBoC) Başkanı Zhou Xiaochuan'ın dijital itibari paranın potansiyelinin araştırılması gerektiğini vurguladığı döneme dayandırılabilir. PBoC, bu doğrultuda 2014 yılında dijital itibari paranın ihraç çerçevesini, temel teknolojilerini, ihraç ve dolaşım ortamlarını incelemek amacıyla özel bir görev gücü oluşturmuştur (Allen vd., 2022). Bu stratejik girişim, PBoC'yi CBDC araştırma ve geliştirme faaliyetlerini erken bir aşamada kurumsal ve sistematik biçimde yürüten öncü merkez bankalarından biri hâline getirmiştir. Kurum, 2016 yılında Dijital Para Enstitüsünü (DCI) kurarak ilk nesil dijital itibari para prototipini geliştirmiş ve 2017 sonunda e-CNY'nin (dijital Yuan) geliştirilmesi ve test edilmesi için ticari kurumlarla iş birliğine başlamıştır (Working Group on E-CNY Research and Development of the People's Bank of China [Working Group on E-CNY], 2021).

Bu noktada Çin'in küresel ticaretteki önemli payı, mBridge gibi çok uluslu sınır ötesi testlerdeki rolü (Tang ve Si, 2025) ve e-CNY projesi kapsamında Kasım 2025 sonu itibarıyla kümülatif 16,7 trilyon yuana (yaklaşık 2,37 trilyon dolar) ulaşan işlem hacmi (Xinhua, 2025), dijital yuanın uluslararası para sistemindeki potansiyel rolüne ilişkin tartışmaları güçlendirmektedir. Modern merkez bankacılığında iletişim, sadece bir bilgilendirme aracı değil, aynı zamanda bilgi asimetrisini yöneten ve piyasa beklentilerini şekillendiren stratejik bir ileri dönük rehberlik (forward guidance) kanalıdır (Hofmann vd., 2025). CBDC gibi yüksek düzeyde teknolojik belirsizlik içeren bir alanda, merkez bankalarının söylemlerinde benimsedikleri ton, kurumların CBDC'ye yönelik tutumlarının ve olası politika yönelimlerinin anlaşılmasına katkı sağlayabilmektedir (Alonso-Robisco ve Carbó, 2023). Bu bağlamda söylemsel hegemonya, bir merkez bankasının kendi dijital para vizyonunu küresel anlatıda baskın hâle getirme kapasitesini ifade eden analitik bir kavram olarak ele alınmaktadır (Silva vd., 2025).

Mevcut literatür CBDC tasarımını, finansal istikrarı ve merkez bankası iletişiminin piyasa değişkenleriyle ilişkisini farklı açılardan incelemektedir. Bu çalışma, CBDC anahtar kelimeli cümlelerin betimsel karşılaştırmasını ve daha geniş kurumsal metinlerden elde edilen aylık tonun seçili piyasa göstergeleriyle istatistiksel ilişkisini iki ayrı veri kapsamında bir araya getirmektedir.

Çalışmanın geri kalanı; literatürün tartışıldığı ikinci bölüm, FinBERT tabanlı metodolojinin açıklandığı üçüncü bölüm ve ampirik bulgular ile sonuçların değerlendirildiği takip eden bölümlerden oluşmaktadır.

Literatür taraması ve kavramsal çerçeve

Küresel finansal mimari ve CBDC'lerin stratejik konumu

Gelişen teknoloji ile birlikte merkez bankası dijital paraları (CBDC), para politikasının ve finansal altyapının en çok tartışılan konularından biri haline gelmiştir. Davoodalhosseini (2022), CBDC'nin para politikası ve refah üzerindeki etkilerinin kullanım maliyetine ve nakitle birlikte sunulup sunulmamasına bağlı olduğunu kuramsal olarak göstermektedir. Auer vd. (2020) CBDC'lere olan ilginin artışı sadece teknolojik bir zorunluluk olarak değil, ülkelerin ekonomik gelişmişlik düzeylerine, dijitalleşme oranlarına ve mevcut ödeme sistemlerindeki verimlilik açıklarına dayandırmaktadır. Özellikle gelişmiş ekonomilerde nakit kullanımının azalması ve özel sektör tarafından ihraç edilen stabil coinlerin yarattığı rekabet, merkez bankalarını egemen para biriminin dijital versiyonlarını ihraç etmeye iten temel motivasyonlar arasındadır. Bu motivasyonlar, CBDC'lerin sadece teknik bir araç olmanın ötesinde çok boyutlu bir tanıma sahip olduğunu göstermektedir. CBDC ve kripto para birimleri arasındaki ilişkiyi değerlendiren Köse ve Köstekçi (2024), merkez bankası dijital paralarını finansal sistemin 'dönüm noktası' olarak tanımlamakta ve bu teknolojinin yasal bir zeminde

sunduğu fırsatların, kripto varlıkların spekülatif yapısından kaynaklanan riskleri dengeleyebileceğini ileri sürmektedir.

Özellikle Facebook'un Libra projesi ile Bitcoin gibi özel kripto paraların yükselişine vurgu yapan Allen vd. (2022), bu gelişmelerin merkez bankaları açısından önemli bir uyarı sinyali oluşturduğunu ve küresel ölçekte CBDC araştırmalarını hızlandırdığını belirtmişlerdir. Bu hızlanmanın bir sonucu olarak, 2024 yılı itibarıyla küresel GSYH'nin %98'ini temsil eden 134 ülke CBDC araştırmalarını sürdürmekte, pilot uygulamalar yürütmekte veya tam ölçekli lansman aşamasına geçmektedir. Bu görünüm, dijital paraların küresel finansal mimari içerisindeki öneminin giderek arttığına işaret etmektedir (Bolcan, 2026; Paul vd., 2025).

Ancak bu küresel yayılım, yalnızca teknolojik gelişmeler bağlamında değil, aynı zamanda jeopolitik rekabet çerçevesinde de tartışılmaktadır. Egel vd. (2024), ABD'nin CBDC tasarım tercihlerinin ulusal güç ve stratejik rekabet bağlamında nasıl değerlendirilebileceğini ele almaktadır. Bu çerçevede PBoC öncülüğündeki e-CNY stratejisi ve Project mBridge gibi çok uluslu girişimler, dolar merkezli uluslararası finansal yapı ve yaptırım mekanizmaları karşısında alternatif ödeme kanalları oluşturma potansiyelleri bakımından literatürde tartışılmaktadır (Ozili, 2024; Tharappel, 2023). Özellikle gelişmekte olan ülkeler açısından bu girişimler, de-dolarizasyon ve sermaye hareketlerinin yönetimi bağlamındaki olası rolleri üzerinden değerlendirilmektedir (Tharappel, 2023).

Finansal söylem analizinde NLP ve LLM dönüşümü

Son yıllarda merkez bankası iletişiminin dijital para birimleri gibi stratejik alanlara kaydığı görülmektedir. Bu bağlamda yapılan çalışmalar, politika metinlerindeki duygu analizinin (sentiment analysis) iyileştirilmesinde yapay zekâ modellerinin kritik bir araç haline geldiğini ve bu modellerin politika yapıcılarının niyetlerini anlamada geleneksel yöntemlerden daha düşük gürültülü sonuçlar verdiğini göstermektedir. Hansen ve Kazinnik (2024), Fed iletişimini ChatGPT modelleriyle analiz ederek bu modellerin politika sinyallerini anlamlandırmadaki başarısını ortaya koymuşlardır. Finansal metinlerin kendine özgü terminolojisi ve muğlak ifadeleri nedeniyle genel amaçlı modellerin bu alanda yeterince etkili olamadığını belirten Araci (2019), bu eksikliği gidermek için geliştirdiği FinBERT modeliyle sınıflandırma görevi için en son teknoloji ürünü sonuçların değerlendirilen ölçütlerde mevcut yöntemlerden daha yüksek performans gösterdiğini ortaya koymuştur. Yazar, daha küçük bir eğitim setiyle ve modelin yalnızca bir kısmına ince ayar yapılmasıyla bile FinBERT'in, geleneksel makine öğrenmesi yöntemlerinden daha iyi performans gösterdiğini vurgulayarak, modelin finansal duygu analizi için sağladığı operasyonel verimliliği ortaya koymuştur.

Ancak standart finansal modellerin bile bazı dilbilimsel karmaşıklıklar karşısında yetersiz kalabildiği literatürde tartışılan bir diğer konudur. Bu noktada Gössi vd. (2023), standart FinBERT modelinin çelişkili duygular barındıran 'ama', 'iken' ve 'rağmen' gibi bağlaçlar içeren karmaşık cümlelerle mücadele ettiğini saptamışlardır. Hilscher vd. (2026), Fed ve ECB iletişimini FinBERT kullanarak doğrudan karşılaştırarak yaptıkları çalışmada iki bankanın küresel ekonomiye benzer tepkiler verip vermediğini sorgulamışlardır. Çalışmada, ECB Başkanı Lagarde'ın kurumunun "Fed-bağımlı değil, veri-bağımlı" olduğu yönündeki söylemi, iki bankanın duygu tonu (sentiment) üzerinden ampirik olarak test edilmektedir. Ayrıca Bernoth (2025), ECB iletişimini 2019-2025 periyodunda AI modelleriyle analiz ederek, bankanın tonunu "kısıtlayıcı", "genişlemeci" veya "nötr" olarak sınıflandırmış ve bu iletişimin faiz kararlarını öngörmedeki gücünü vurgulamıştır.

Teknolojik evrimle birlikte, LLM tabanlı analizlerin kapsamı sadece duygu tespitiyle sınırlı kalmayıp, analiz düzeyinin derinleşmesine de olanak tanımıştır. Silva vd. (2025), politika dilini sistematik ve ölçülebilir verilere dönüştürmek amacıyla geliştirdikleri LLM tabanlı sınıflandırma çerçevesinde, analizi belge düzeyinden cümle düzeyine (sentence-level) indirgeyerek içerik kaymalarını daha esnek bir şekilde yakalamışlardır.

Akademik literatürdeki bu teknik ilerlemeler, kamuoyu söylemlerinin ve sosyal medya tepkilerinin analiz edilmesinde de karşılık bulmaktadır. Alamsyah ve Astuti (2025), merkeziyetsiz finans (DeFi) ve CBDC üzerine yürütülen kamuoyu söylemlerini gelişmiş NLP teknikleriyle analiz ettikleri çalışmalarında, RoBERTa modelinin BERT modelinden daha yüksek performans sergilediğini saptamışlardır. Benzer şekilde Kaur (2025), Birleşik Krallık'ın "Dijital Sterlin" projesine yönelik sosyal medya söylemlerini analiz ettiği çalışmada, ince nüanslı tartışmaları sınıflandırmak için RoBERTa modelinin en uygun araç olduğunu ortaya koymuştur. Kamuoyundaki bu tepki süreçlerinin kurumsal iletişim ayağını inceleyen Görgün vd. (2025) ise TCMB'nin para politikası duyurularının teknik düzeyde karmaşık olduğunu ve kamuoyu için anlaşılabilirliğinin sınırlı olduğunu ortaya koymuşlardır. Ferrara ve Angino (2022) da ECB iletişiminde netlik ve okunabilirlik analizleri yaparak, dijital iletişim ile sosyal etkileşim arasındaki güçlü bağı göstermişlerdir. Aynı şekilde Evdokimova vd. (2023)

çalışmalarında, gelişmekte olan piyasa merkez bankalarının son yirmi yılda politika ve iletişim çerçevelerini iyileştirme konusundaki gelişimini, yenilikçi doğal dil işleme (NLP) teknikleri aracılığıyla Federal Rezerv (Fed) ve Avrupa Merkez Bankası (ECB) ile kıyaslamakta; bu bankaların özellikle pandemi sonrası enflasyonist baskıları zamanında yönetme ve parasal sıkılaşma döngüsünde bankacılık sektörü istikrarını koruma hususlarında rol modelleri olarak görülen gelişmiş ülke muadillerini geride bıraktığını ampirik olarak belgelemektedir.

Kavramsal çerçeve: tasarım, güven ve anlatı savaşı

Uluslararası Ödemeler Bankası (Bank for International Settlements [BIS], 2020) tarafından belirlenen temel ilkelere göre CBDC'ler, geleneksel rezerv veya takas hesaplarından farklı olarak, halkın kullanımına açık dijital bir merkez bankası parası biçiminde tanımlanmaktadır. Başçı ve Korkmaz (2024) CBDC'leri, genel itibarıyla, bir ülkenin merkez bankası tarafından çıkarılan bir dijital para birimi biçimi olarak veya egemen bir ülkenin parasının dijital biçimi olarak tanımlamaktadır. Ozili (2024) ise, CBDC'leri merkez bankası tarafından ihraç edilen ve desteklenen dijital tokenler olarak tanımlamış ve bu enstrümanların finansal kapsayıcılığı artırma potansiyeline değinmiştir. Yazar ayrıca, Fed'in CBDC konusunda henüz bir karar vermediğini, ancak potansiyel riskleri ve faydaları izlemeye devam ettiğini belirtmektedir. Buna karşılık ECB'nin, dijital euro için çoktan kamuoyu konsültasyonlarını ve teknik analiz fazlarını tamamladığını vurgulayarak iki banka arasındaki hız ve söylem kararlılığı farkını ortaya koymaktadır. Çin'in CBDC alanındaki öncü rolünü ve bu süreçteki stratejik motivasyonlarını derinlemesine inceleyen Foo vd. (2024), Çin hükümetinin proaktif yaklaşımının temelinde; teknolojik inovasyonun teşvik edilmesi, finansal kapsayıcılığın artırılması ve dijitalleşen küresel ekonomide ulusal ekonomik egemenliğin korunması hedeflerinin yattığını saptamışlardır. Hofmann vd. (2025) tarafından hazırlanan BIS çalışması, 15 ekonomideki merkez bankası ve medya söylemlerini karşılaştırarak, merkez bankaları ile medya arasında CBDC'ye ilişkin söylem ve duyarlılık bakımından belirgin farklılıklar bulunduğunu ortaya koymaktadır.

Koç (2020), Bitcoin gibi algoritmik dijital paraların, merkez bankası itibari para birimi için uygun rakipler gibi görüldüğünü ve bu paraların piyasadaki varlıkları, merkez bankalarını daha sıkı para politikası izlemeye zorladığını belirtmiştir. Bu bağlamda CBDC'ler, kamu parasının dijital çağda meşruiyetinin korunmasını sağlayacak stratejik bir araç olarak yeniden tanımlanmaktadır (Alonso-Robisco ve Carbó, 2023; Koç, 2020). Glas ve Müller (2021), ECB Yönetim Kurulu üyelerinin konuşmalarını inceleyerek, bilgi sunumunun sıklığı ve açıklığının zaman içinde iyileştiğini, ancak iletişimin genel kamuoyu açısından hâlen önemli ölçüde karmaşıklık taşıdığını ortaya koymuşlardır.

Süreç, teknik altyapının yanı sıra kurumsal anlatılar bağlamında da tartışılmaktadır (Bolcan, 2026; Peša vd., 2026). Çin'in e-CNY girişimi, uluslararası ödemelerdeki olası rolü bakımından tartışılmaktadır (Allen vd., 2022; Tharappel, 2023). Fed'in CBDC değerlendirmesi ise olası fayda ve riskleri ele alırken bir ihraç kararı bildirmemektedir (Board of Governors of the Federal Reserve System, 2022). Krejcar (2024), Fed ve ECB açıklamalarının Bitcoin volatilitesi üzerindeki etkisini inceleyerek, merkez bankası iletişimindeki duygu tonunun Bitcoin volatilitesiyle ilişkili olduğunu ve özellikle pandemi döneminde negatif ECB duyarlılığının volatilitedeki artışlarla bağlantılı olduğunu göstermiştir. Koç (2020), merkez bankalarının kendi dijital paralarını çıkarmalarının hem geç kalma maliyetlerini azaltacağını hem de gelişen teknoloji çağına ayak uydurmalarını sağlayacağını belirterek, para otoritelerinin dijitalleşme sürecindeki parasal gelişmelere duyarsız kalmaması gerektiği sonucuna varmıştır. Köse ve Köstekçi (2024), kripto paraların riskleri ile CBDC'lerin sunduğu fırsatların hukuki çerçevede değerlendirilmesini finansal sistem açısından önemli bir dönüm noktası olarak nitelendirmişlerdir.

Alonso-Robisco ve Carbó (2023), kullandıkları yöntemler arasında özellikle ChatGPT ile elde edilen duygu skorlarının insan uzmanlar tarafından yapılan değerlendirmelere en yakın sonuçları verdiğini saptamışlardır. Günver (2024) ise Türkiye özelinde CBDC'lerin yasal para niteliğini tartışarak, bunun bir kripto varlık olmadığını, aksine sağlam bir hukuki altyapıya ihtiyaç duyan egemen bir para birimi olduğunu vurgulamaktadır.

Tasarım parametreleri ve gizlilik ikilemi: Eleştirel perspektifler

Söylem ve teknoloji odaklı çalışmaların ötesinde, Batı literatüründe CBDC'lerin demokratik özgürlükler ve bireysel mahremiyet üzerindeki etkileri "gözetim toplumu" ve "gizlilik paradoksu" kavramları çerçevesinde yoğun bir şekilde tartışılmaktadır. ECB'nin 2021 yılı kamuoyu istişaresine katılanlar, mahremiyeti dijital euronun en önemli özelliği olarak değerlendirmiştir (European Central Bank, 2021). Kaur (2025), bu durumu "Gizlilik Çerçeveleme Açığı" kavramıyla kavramsallaştırmaktadır. İngiltere Merkez Bankası (BoE) örneği üzerinden yapılan analizde bankanın, gizliliği yalnızca teknik bir veri koruma meselesi olarak kurguladığı; ancak kamuoyunun bu girişimi sosyopolitik bir gözetim ve devletin aşırı yetki kullanımı olarak algıladığı saptanmıştır. Ampirik bulgular, resmi politika belgeleri

yayımlandıktan sonra toplumsal korku ve öfke duygularının arttığını, bu durumun ise kurumsal güveni zedelediğini göstermektedir.

Bu eleştirel çizgiyi destekleyen White (2018), finansal mahremiyetin ortadan kalkmasının bireysel ekonomik kararları baskılayarak uzun vadede ekonomik büyümeyi tehdit edebileceğini savunmaktadır. Bolcan (2026) ise gözetim kaygılarının, bireylerin fonlarını CBDC ekosistemine dahil etmek yerine geleneksel ticari bankalarda veya fiziksel nakit parada tutma eğilimini tetikleyebileceğini vurgulamaktadır. Söylemsel düzeyde yaşanan bu çatışma, Peša vd. (2026) tarafından CBDC'lerin sunduğu finansal istikrar vaadi ile gözetim kapitalizmi ve coğrafi kısıtlama gibi distopik anlatılar arasındaki bir anlatı savaşı olarak tanımlanmaktadır.

Söylemin piyasa değişkenleri üzerindeki ampirik etkisi

Merkez bankası iletişimi, para politikası beklentileri ve finansal piyasalarla ilişkili bir araç olarak incelenmektedir (Blinder vd., 2008). Bernoth (2025), RoBERTa modellerini kullanarak gerçekleştirdiği analizde, Avrupa Merkez Bankası (ECB) açıklamalarının duygu tonunun, bir sonraki dönemdeki faiz kararlarını öngörmeye açıklayıcı bilgi taşıdığını raporlamıştır. Benzer şekilde Silva vd. (2025), cümle düzeyinde analizle elde edilen ileri yönlü net politika duyarlılığının piyasa bazlı faiz oranları üzerinde ilişkili olduğunu ortaya koymuştur.

Döviz piyasaları özelinde Tadle (2022), şahin (hawkish) tondaki Fed tutanaklarının yayımlanmasını takiben ABD dolarının diğer para birimleri karşısında anlamlı şekilde güçlendiğini saptamıştır. Nabors (2024) ise Fed ve ECB söylem duyarlılığının sonraki dönem politika faizleri ve Taylor Kuralı ile ilişkili olduğunu, buna karşılık hisse senedi piyasası getirilerinin merkez bankası söylem duyarlılığını öncelediğini belirlemiştir. CBDC özelindeki haber ve söylemlerin yarattığı belirsizlik, Wang vd. (2022) tarafından geliştirilen belirsizlik endeksleri aracılığıyla ölçülmüş; bu endekslerin kripto paralar, döviz kurları ve Korku Endeksi (VIX) üzerinde pozitif bir volatilité şoku yarattığı saptanmıştır. Son olarak Hofmann vd. (2025), olay çalışmasında merkez bankalarının CBDC açıklamaları ile kripto para getirileri ve ödeme şirketlerinin hisse performansı arasında ilişkiler raporlamıştır. Kripto varlık piyasaları ile merkez bankası dijital paraları arasındaki küresel etkileşimi test eden Guo vd. (2025), ampirik kanıtlarını oluştururken temel piyasa göstergelerini bağımsız değişken olarak kurguladıkları başlangıç OLS modellerinden yararlanmışlardır.

Bu çalışma, CBDC ile ilgili cümlelerdeki kurumsal söylem özelliklerini ölçmekte ve bundan ayrı olarak daha geniş kurumsal metinlerin aylık genel duygu tonuyla piyasa göstergeleri arasındaki koşullu ilişkileri incelemektedir.

Araştırmanın amacı ve önemi

Araştırmanın amacı, ECB, Fed ve PBoC'nin CBDC ile ilgili cümlelerini betimsel olarak karşılaştırmak ve üç kurumun daha geniş resmî metinlerinden elde edilen aylık genel duygu tonu ile küresel piyasa göstergeleri arasındaki istatistiksel ilişkileri ayrı bir modelde incelemektir. CBDC alt korpusu ile genel iletişim serisi aynı bağımlı değişken olarak değerlendirilmemektedir.

Bu temel amaç doğrultusunda araştırmanın alt amaçları şunlardır:

- FinBERT tabanlı modellerle CBDC anahtar kelimeli cümlelerin duygu skorlarını, zıtlık işaretçilerini ve sözcük düzeyindeki kesinlik göstergelerini hesaplamak;
- Merkez bankalarının söylemsel kararlılık düzeylerini karşılaştırılabilir hâle getirmek amacıyla Hegemonik Kararlılık Skoru (HKS) olarak adlandırılan bileşik bir gösterge oluşturmak ve bu göstergenin kurumlar arasındaki görece farklılıkları ne ölçüde yansıttığını incelemek;
- Daha geniş kurumsal metin korpusundan elde edilen aylık genel duygu tonu ile Nasdaq, Bitcoin ve DXY arasındaki koşullu ilişkileri Newey–West HAC standart hatalı modellerle incelemek;

Çalışma, CBDC'ye ilişkin cümlelerin kurumsal dağılımını, bileşik söylem göstergesini ve sözcüksel benzerliğini sunarken, daha geniş merkez bankası iletişiminin seçilmiş piyasa değişkenleriyle birlikte hareketini ayrı bir ekonometrik çerçevede ele almaktadır. İlk bileşen CBDC'ye özgü, ikinci bileşen ise genel kurumsal iletişime ilişkindir; iki bileşen arasında doğrudan bir nedensel aktarım varsayılmamaktadır.

Bulgular, seçilen CBDC cümlelerinde kurumlar arası dilsel farklılıkları görünür kılmakta ve genel merkez bankası iletişiminin piyasa göstergeleriyle birlikte hareketini örneklem kapsamında incelemektedir. Sonuçlar, TCMB dâhil başka kurumlar için doğrudan politika önerisi veya nedensel piyasa etkisi olarak genellenmemelidir.

Araştırma metodolojisi ve veri seti

Bu çalışmada, geleneksel sözlük tabanlı yöntemlerin kısıtlılıklarını aşmak amacıyla, finansal terminolojiye duyarlı ve bağlamsal anlamı yakalamada üstün başarı gösteren önceden eğitilmiş FinBERT modeli ile ileri Doğal Dil İşleme (NLP) teknikleri tercih edilmiştir.

Veri kaynağı ve veri toplama

Veri seti, BIS kaynaklı kurumsal metinlerden cümle düzeyinde oluşturulmuş ve FinBERT ile skorlanmış 20.889 satır içermektedir. CBDC betimsel analizi için ECB, Fed ve PBoC kayıtları 1 Haziran 2020–31 Aralık 2025 dönemine ve aşağıdaki yedi anahtar kelimeye göre filtrelenmiş; 1.947 cümle seçilmiştir (ECB 1.345, Fed 557, PBoC 45). Ayrı ekonometrik analiz için aynı kaynak dosyadaki tüm kurumsal cümleler, CBDC filtresi uygulanmadan kurum ve ay bazında aritmetik ortalamaya dönüştürülmüştür. Tüm kaynak zaman ekseninde gözlemsiz aylar iki komşu gözlem arasında doğrusal ara değerlendirme ile doldurulmuştur. Haziran 2020–Aralık 2025 dönemindeki 67 aylık serinin Temmuz 2020–Aralık 2025 kesiti düzey modellerinde ortak 66 gözlem olarak kullanılmış; ilk fark modelinde bir gözlem daha kaybedilmiştir. Veri kesim tarihi Aralık 2025'tir.

- CBDC alt korpusu için dâhil etme ölçütleri kurumun ECB, FED veya PBOC olması, tarihin 1 Haziran 2020–31 Aralık 2025 arasında bulunması ve cümlenin büyük/küçük harf duyarsız sözcük sınırı eşleştirmesiyle “cbdc”, “central bank digital currency”, “digital euro”, “digital dollar”, “e-cny”, “digital currency” veya “stablecoin” ifadelerinden en az birini içermesidir (Tablo 1).
- Duygu skorları “yiyanghkust/finbert-tone” checkpoint’i ile üretilmiştir (Huang vd., 2023). Metinler nokta karakterinden bölünmüş, 30 karakterden uzun parçalar korunmuş ve model girişine her parçanın ilk 512 karakteri verilmiştir. Modelin en yüksek olasılıklı sınıfı Positive ise kayıtlı skor sınıf güveni, Neutral ise 0,5, Negative ise 1 eksi sınıf güvenidir. Böylece skor 0–1 aralığındadır; sınıf etiketlemesinde 0,40 altı negatif, 0,60 üstü pozitif ve aradaki değerler nötrdür. Aylık değer, aynı kurum ve aydaki kayıtlı cümle skorlarının aritmetik ortalamasıdır.

Tablo 1: Veri Seti Filtreleme İstatistikleri

İşlem Adımı	Tanım	Satır/Cümle Sayısı
Ham Veri Seti	BIS Veri Tabanı (Toplam)	20.889
Kurumsal Filtreleme	ECB, FED, PBoC Segmentasyonu	20.889
Tematik Filtreleme	CBDC Anahtar Kelime (Regex)	2.015
Final Veri Seti	1 Haziran 2020–31 Aralık 2025	1.947

Teknolojik Altyapı ve Sistem Mimarisi:

Çalışmanın tüm veri işleme ve ampirik test süreçleri, akademik şeffaflık ve yinelenebilirlik ilkeleri uyarınca açık kaynaklı yazılım kütüphaneleri kullanılarak yürütülmüştür. Kullanılan teknolojik yığın Tablo 2’de detaylandırılmıştır.

Tablo 2: Araştırmada Kullanılan Yazılımsal Altyapı ve Kütüphane Tanımlamaları

Kategorik Grup	Kullanılan Araç/ Kütüphane	Kullanım Amacı ve Fonksiyonu
Geliştirme Ortamı	Google Colab Enterprise	GPU destekli bulut hesaplama ve büyük veri (Big Data) işleme.
Programlama Dili	Python (v3.10+)	Analiz kodlarının yazımı ve veri hattının (pipeline) yönetimi.
Veri Manipülasyonu	Pandas ve NumPy	BIS veri setinin temizlenmesi, filtreleme ve matris tabanlı hesaplamalar.
Derin Öğrenme / NLP	Hugging Face (Transformers)	FinBERT modelinin mimariye entegrasyonu ve metinlerin tokenizasyonu.
Ekonometrik Analiz	Statsmodels	OLS Regresyonu, Newey-West (HAC) düzeltmesi ve varsayımsal testler.
Görselleştirme	Matplotlib ve Seaborn	Kurumsal duygu dağılımının grafikte gösterimi.

Ekonometrik model: OLS regresyonu ve doğrulama

Ekonometrik modellerin bağımlı değişkeni, anahtar kelime filtresinden bağımsız biçimde tüm kurumsal cümlelerden elde edilen aylık genel duygu tonudur. Açıklayıcı değişkenler Yahoo Finance kaynaklı [^]IXIC, BTC-USD ve DX-Y.NYB serilerinin aylık ortalama kapanış değerlerinin doğal logaritmalarıdır. Kurumlar için ayrı OLS modelleri Temmuz 2020–Aralık 2025 dönemindeki 66 ortak ayda tahmin edilmiş, çıkarımlarda Bartlett çekirdeği ve dört gecikmeli Newey–West HAC standart hataları kullanılmıştır. Sonuçlar koşullu birliktelik olarak yorumlanmaktadır.

Serilerin durağanlığı ADF ve PP Testleriyle; artık seri korelasyonu Breusch-Godfrey LM Testiyle; fonksiyonel biçim Ramsey RESET Testiyle değerlendirilmiş, aynı dereceden bütünleşik PBoC ve piyasa serileri arasındaki uzun dönem ilişkisi Johansen Eşbütünleşme Testiyle sınanmıştır. Ekonometrik modelde kullanılan değişkenlerin operasyonel tanımları, veri kaynakları ve teorik beklentileri Tablo 3'te sunulmaktadır.

Tablo 3: OLS Modelinde Kullanılan Değişkenler: Operasyonel Tanımlar, Veri Kaynakları ve Teorik Beklentiler

Değişken Türü	Değişken İsmi	Operasyonel Tanım	Veri Kaynağı	Beklenen Teorik İlişki
Bağımlı Değişken (Y)	Aylık Genel Kurumsal Duygu Skoru	Üç kurumun CBDC filtresi uygulanmamış tüm metinlerinden hesaplanan aylık cümle skoru ortalaması; gözlemsiz aylarda doğrusal ara değerlendirme; 0–1 ölçeği ve nötr dayanak 0,5.	BIS kaynaklı üç kurumun genel resmi metinleri	-
Bağımsız Değişken (X1)	Nasdaq Endeksi	Küresel teknoloji hisselerinin performansını temsil eden bileşik endeks değeri.	Yahoo Finance	Teknolojik ivme ile söylem pozitifliği arasında doğru orantı.
Bağımsız Değişken (X2)	Bitcoin Fiyatı	Dijital varlık piyasasındaki rekabeti ve spekülasyon oynaklığı temsil eden BTC/USD fiyatı.	Yahoo Finance	Kripto varlık tehdidine karşı "savunmacı" veya "reaktif" söylem artışı.
Bağımsız Değişken (X3)	Dolar Endeksi (DXY)	ABD dolarının diğer majör para birimleri karşısındaki gücünü ölçen endeks.	Yahoo Finance	Rezerv para statüsü ve hegemonik korunma motivasyonu ile ilişki.

Çalışmada kullanılan Söylemsel Karmaşıklık değişkenleri, hesaplamalı dilbilim standartlarına uygun olarak şu şekilde operasyonelleştirilmiştir:

- Karmaşık Cümle (Zıtlık Yapıları): İngilizce “but”, “however”, “although”, “despite”, “nevertheless”, “though”, “while”, “yet” ve “albeit” işaretçilerinden en az birini içeren CBDC cümleleri bu işlemsel sınıfa alınmıştır.
- Söylemsel Karmaşıklık Oranı (%):** İlgili merkez bankasının CBDC söylemindeki yapısal karmaşıklığı ölçmek amacıyla, belirlenen karmaşık cümle sayısının toplam CBDC cümle hacmine oranlanmasıyla hesaplanmaktadır:

$$\text{Söylemsel Karmaşıklık Oranı}(\%) = \frac{\text{Karmaşık CBDC Cümle Sayısı}}{\text{Toplam CBDC Cümle Sayısı}} * 100 \quad (1)$$

Bulgular ve tartışma

Kurumsal söylem profilleri ve karmaşıklık analizi

CBDC anahtar kelimeli cümlelerde söylem hacmi, zıtlık işaretçisi oranı ve dönüştürülmüş duygu skoru kurumlar arasında karşılaştırılmıştır (Tablo 4).

Söylemsel karmaşıklık, önceden tanımlanmış zıtlık işaretçilerinin cümlelerdeki varlığıyla işlemsel olarak ölçülmüştür. “but”, “however”, “although”, “despite”, “nevertheless”, “though”, “while”, “yet” ve “albeit” ifadelerinden en az birini içeren CBDC cümleleri sayılmış; oran ilgili kurumun toplam CBDC cümlesine bölünerek hesaplanmıştır. Sözcük eşleşmesi cümlelerin bağlamsal veya anlamsal karmaşıklığını bütünüyle temsil etmez.

Tablo 4: Söylemsel Karmaşıklık ve Bağlam Analizi Bulguları

Merkez Bankası	Toplam CBDC Cümlesi	Karmaşık Cümle Sayısı	Karmaşıklık Oranı (%)	Ortalama Duygu Skoru
ECB (Avrupa)	1.345	92	%6,84	0,56
FED (ABD)	557	56	%10,05	0,50
PBoC (Çin)	45	5	%11,11	0,57

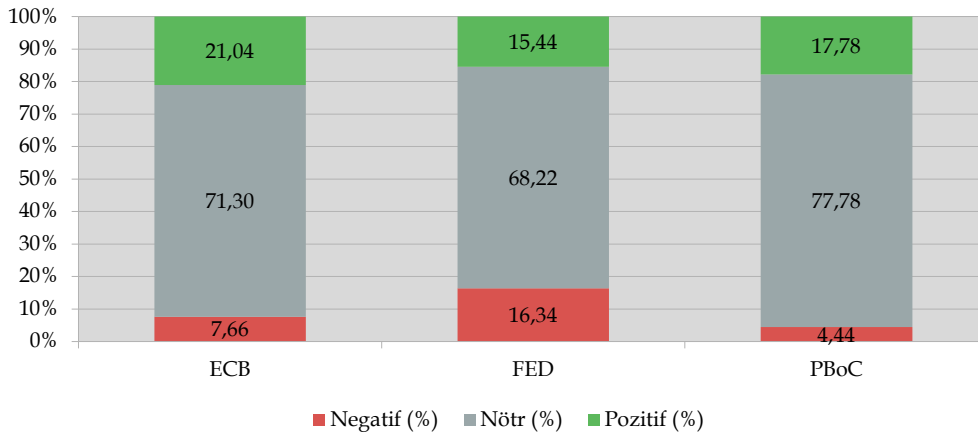
PBoC'nin seçilen 45 CBDC cümlesinin 5'i (%11,11) zıtlık işaretçisi içermektedir; genel ortalama duygu skoru 0,57'dir. Pozitif etiketli 8 (%17,78), nötr 35 (%77,78), negatif 2 (%4,44) cümle bulunmaktadır.

Fed'in 557 CBDC cümlesinden 56'sı (%10,05) zıtlık işaretçisi içermektedir; ortalama dönüştürülmüş skor 0,50'dir. Pozitif 86 (%15,44), nötr 380 (%68,22), negatif 91 (%16,34) cümle etiketlenmiştir.

ECB'nin 1.345 CBDC cümlesinden 92'si (%6,84) zıtlık işaretçisi içermektedir; ortalama dönüştürülmüş skor 0,56'dır. Pozitif etiketli 283 cümlelerin payı (%21,04), incelenen üç kurumun en yükseğidir.

Kurumsal duygu dağılımı ve söylemsel hegemonya analizi

FinBERT modeli ile gerçekleştirilen analiz sonuçları, incelenen merkez bankalarının CBDC söylem profilleri arasındaki farklılıkları ortaya koymaktadır.

**Şekil 1:** Merkez Bankası CBDC Söylem Profilleri

Haziran 2020–Aralık 2025 dönemindeki CBDC anahtar kelimeli cümlelerde pozitif etiket payı ECB için 283/1.345 = %21,04, PBoC için 8/45 = %17,78 ve Fed için 86/557 = %15,44'tür (Şekil 1). Oranlar 0–1 skoruna uygulanan >0,60 eşliğiyle sınıflanan cümle sayısından hesaplanmıştır.

Nötr etiketli cümle payı PBoC için 35/45 = %77,78, ECB için 959/1.345 = %71,30 ve Fed için 380/557 = %68,22'dir. Nötr sınıf skorun 0,40–0,60 aralığında kalmasıyla tanımlanmıştır.

Hegemonik kararlılık skoru (HKS) ve bileşenleri

HKS endeksi, merkez bankalarının CBDC iletişimindeki pozitiflik baskınlığı, karmaşıklık içindeki anlamsal tutarlılık ve göreceli iletişim hacmini tek bir bileşik gösterge altında değerlendirmek üzere aşağıdaki ağırlıklandırma ile formüle edilmiştir:

$$HKS = (S \times 0,5) + (C \times 0,3) + (V \times 0,2) \quad (2)$$

HKS endeksinin oluşturulmasında kullanılan ağırlık katsayıları, merkez bankası iletişiminin bilgi aktarım önceliklerine dayanan teorik bir hiyerarşiye göre belirlenmiştir:

- **S (Sentiment Dominance - Pozitiflik Baskınlığı - %50 Ağırlık):** Kurumun toplam söylemi içindeki proaktif pozitif cümlelerin oranını temsil eder. Literatürde merkez bankası duygu tonunun ileriye dönük politika iletişimi ve piyasa beklentileriyle ilişkili önemli bir gösterge olarak ele alınması nedeniyle (Alonso-Robisco ve Carbó, 2023; Hilscher vd., 2026; Silva vd., 2025), endekste en yüksek ağırlık katsayısı (%50) bu bileşene verilmiştir.
- **C (Complexity Consistency - Karmaşıklık Tutarlılığı - %30 Ağırlık):** Kurumun karmaşık cümleler kurarken sergilediği duygu kararlılığını ölçer. Merkez bankacılığında teknik ve yasal netlik, kurumsal şeffaflık ile kamuoyu güven inşasının asli unsuru kabul edildiğinden (Ferrara

ve Angino, 2022; Glas ve Müller, 2021); söylemsel tutarlılık %30 ağırlıkla endeksin ikinci ana bileşeni olarak kurgulanmıştır.

- **V (Relative Volume - Göreceli Hacim - %20 Ağırlık):** Kurumun küresel CBDC tartışmasındaki sıklık ve ağırlığıdır. İletişim hacmi kurumsal gündem belirleme gücüne işaret etse de, anlamsal netlikten yoksun aşırı yayın hacminin piyasada bilgi kirliliği ve gürültü (noise) yaratma riski bulunduğundan (Hofmann vd., 2025), bu bileşene %20 ağırlık verilmiş ve veri sapmasını dengelemek adına logaritmik normalizasyon uygulanmıştır.

HKS bileşenlerinin hesaplanması ve ölçeklendirilmesi

HKS'nin oluşturulmasında kullanılan S, C ve V bileşenleri farklı ölçüm özelliklerine sahip olduğundan, ağırlıklı bileşik skora dâhil edilmeden önce karşılaştırılabilir ölçeklere dönüştürülmüştür. Bileşik göstergelerin oluşturulmasında farklı ölçeklerdeki bileşenlerin normalizasyon yoluyla karşılaştırılabilir hâle getirilmesi ve ardından teorik çerçeve doğrultusunda ağırlıklandırılarak birleştirilmesi önerilmektedir (OECD/European Union/EC-JRC, 2008). Bu doğrultuda HKS bileşenleri aşağıdaki şekilde operasyonelleştirilmiştir.

Pozitiflik baskınlığı (S_i), her kurumun toplam CBDC söylemi içerisindeki pozitif cümle oranının (P_i), incelenen üç kurum arasında gözlenen en yüksek pozitif cümle oranına ($P_{\max}$) bölünmesiyle hesaplanmıştır:

$$S_i = \frac{P_i}{P_{\max}} \quad (3)$$

Bu ölçekte $P_{\max} = 283/1.345 = 0,2104$ olup örneklemin en yüksek pozitif cümle payı ECB'ye aittir. Dolayısıyla ECB için $S = 1,0000$; PBoC için $S = 0,8449$ ve Fed için $S = 0,7338$ elde edilmektedir. Hesaplama yüzdeye yuvarlanmış değerler yerine cümle sayıları kullanılmıştır.

Karmaşıklık tutarlılığı (C_i) iki aşamada hesaplanmıştır. İlk aşamada, her kurumun karmaşık cümlelerine ait ortalama FinBERT duygu skoru (CS_i), aynı kurumun tüm CBDC cümlelerine ait genel ortalama duygu skoruna (OS_i) oranlanarak ham karmaşıklık-tutarlılık göstergesi (C_i^*) elde edilmiştir:

$$C_i^* = \frac{CS_i}{OS_i} \quad (4)$$

İkinci aşamada C_i^* değerleri, kurumlar arasında karşılaştırılabilir hâle getirilmek amacıyla Min-Max normalizasyonuna tabi tutulmuştur:

$$C_i = \frac{C_i^* - C_{\min}^*}{C_{\max}^* - C_{\min}^*} \quad (5)$$

Karmaşık cümlelerin gözlenen ortalamasının genel ortalamaya oranından hesaplanan C_i^* değerleri PBoC için 1,2240, ECB için 0,9502 ve Fed için 0,8561'dir. Min-Max normalizasyonunda $C_{\min}^* = 0,8561$ ve $C_{\max}^* = 1,2240$ kullanılmıştır.

Göreceli hacim bileşeni, her kuruma ait CBDC cümle sayısının logaritmik dönüşümüyle $V_i = \ln(1+N_i)/\ln(1+N_{\max})$ biçiminde hesaplanmıştır. Bu korpusta $N_{\max} = 1.345$ ECB'ye aittir.

$$V_i = \frac{\ln(1+N_i)}{\ln(1+N_{\max})} \quad (6)$$

Son aşamada ölçeklendirilmiş S_i , C_i ve V_i değerleri sırasıyla %50, %30 ve %20 ağırlıklarla birleştirilerek nihai HKS hesaplanmıştır:

$$HKS_i = (0,50 \times S_i) + (0,30 \times C_i) + (0,20 \times V_i) \quad (7)$$

HKS'nin kurum bazında yeniden üretilebilirliğini göstermek amacıyla hesaplamada kullanılan ham değerler, ara değerler ve ölçeklendirilmiş bileşenler Tablo 5'te birlikte sunulmuştur.

Tablo 5: HKS Bileşenlerinin Hesaplanması ve Nihai Skorlar

MB	P_i	S_i	CS_i	OS_i	C_i^*	C_i	N_i	V_i	HKS
PBoC	0,1778	0,8449	0,6992	0,5712	1,2240	1,0000	45	0,5314	0,8287
ECB	0,2104	1,0000	0,5352	0,5632	0,9502	0,2559	1345	1,0000	0,7768
FED	0,1544	0,7338	0,4241	0,4954	0,8561	0,0000	557	0,8778	0,5425

Not: MB: merkez bankası; P_i : pozitif etiketli cümle sayısının CBDC cümle sayısına oranı; S_i : örneklem maksimumuna göre ölçeklendirilmiş P_i ; CS_i : zıtlık işaretçisi içeren cümlelerin ortalama skoru; OS_i : tüm seçilen CBDC cümlelerinin ortalama skoru; C_i^* : CS_i/OS_i ; C_i : C_i^* için Min-Max skoru; N_i : CBDC cümle sayısı; V_i : logaritmik hacim bileşeni.

Hesaplamanın izlenebilirliğini göstermek açısından PBoC örneğinde nihai HKS şu şekilde elde edilmektedir:

$$\text{HKS(PBoC)} = (0,8449 \times 0,50) + (1,0000 \times 0,30) + (0,5314 \times 0,20) = 0,8287 \quad (8)$$

Ana ağırlıklarda ($S=0,50$; $C=0,30$; $V=0,20$) sıralama PBoC (0,8287), ECB (0,7768), Fed (0,5425) biçimindedir. Hacim bileşenine 0,50 ağırlık verildiğinde ($S=0,30$; $C=0,20$; $V=0,50$) sıralama ECB (0,8512), PBoC (0,7192), Fed (0,6590) olarak değişir. Bu nedenle HKS sıralaması alternatif ağırlıklarda sabit değildir; ağırlık seçimine duyarlıdır.

Fed'in ana ağırlıklı HKS değeri 0,5425 ile incelenen üç kurumun en düşüğüdür.

ECB'nin ana ağırlıklı HKS değeri 0,7768'dir. ECB, pozitif etiketli cümle payında ve cümle hacminde ilk sıradadır; hacim ağırlığı artırılan alternatif senaryoda bileşik sıralamada da ilk sıraya geçmektedir.

Genel olarak HKS bulguları, üç merkez bankasının CBDC iletişimlerinin pozitiflik, karmaşıklık-tutarlılığı ve söylem hacmi bakımından farklılaştığını göstermektedir. Bu farklılaşma, CBDC tartışmalarının teknik boyutlarının yanı sıra kurumsal iletişim ve politika anlatısı bağlamında da incelenebileceğini düşündürmektedir (Peša vd., 2026).

Belirsizlik ve kesinlik sözcüklerinin analizi

Belirsizlik ve kesinlik göstergeleri önceden belirlenmiş İngilizce sözcük listeleriyle hesaplanmıştır. Belirsizlik listesi might, could, possibly, perhaps, maybe, suggests, appears, seems, potential, likely ve unlikely; kesinlik listesi will, must, shall, clearly, certainly, definitely, ensure, guarantee, fact, necessary ve essential terimlerinden oluşmaktadır. Her terim cümle başına en fazla bir kez sayılmış; kurum indeksi terim eşleşmelerinin CBDC cümle sayısına bölünmesiyle bulunmuştur. Netlik oranı kesinlik indeksinin belirsizlik indeksine oranıdır.

Tablo 6: Belirsizlik ve Kesinlik Sözcük İndeksleri

Kurum	Belirsizlik	Kesinlik	Netlik	Betimleyici Yorum
PBoC	0,0222	0,0667	3,00	Sınırlı örneklem; 1 ve 3 eşleşme
ECB	0,1688	0,2000	1,19	En yüksek kesinlik indeksi
FED	0,3339	0,1221	0,37	En yüksek belirsizlik indeksi

PBoC'nin 45 CBDC cümlesinde belirsizlik sözlüğüyle 1, kesinlik sözlüğüyle 3 eşleşme bulunmuştur. Cümle başına indeksler sırasıyla 0,0222 ve 0,0667, oran ise 3,00'dır. Bu küçük eşleşme sayıları yüksek kurumsal kesinlik sonucunu desteklemez (Tablo 6).

Fed'in 557 CBDC cümlesinde belirsizlik indeksinin 0,3339, kesinlik indeksinin 0,1221 ve netlik oranının 0,37 olduğu görülmektedir. Belirsizlik sözlüğü eşleşme yoğunluğu üç kurumun en yükseğidir; yalnızca sözcük varlığı stratejik muğlaklık niyetini kanıtlamaz.

ECB'nin 1.345 CBDC cümlesinde belirsizlik indeksi 0,1688, kesinlik indeksi 0,2000 ve netlik oranı 1,19'dur. Kesinlik sözlüğü eşleşme yoğunluğu bu alt korpusta en yüksektir. Sözcük sayımı, cümlelerin bağlamsal anlamı veya kurumsal amaç hakkında doğrudan kanıt oluşturmaz.

Kurumlar arası sözcüksel benzerlik

Kurum başına seçilen CBDC cümleleri tek bir metinde birleştirilmiştir. İngilizce stop sözcükleri çıkarılarak 1-2 sözcüklü TF-IDF terimleri (en çok 5.000 özellik) üretilmiş ve kurum vektörleri arasında kosinüs benzerliği hesaplanmıştır. Uzaklık 1 eksi benzerliktir.

Aynı 1.947 CBDC cümlesiyle elde edilen en yüksek sözcüksel benzerlik ECB-PBoC çiftindedir (0,7486). Fed-PBoC benzerliği 0,4682 ve ECB-Fed benzerliği 0,3066'dır (Tablo 7). Değerler metin birleştirme ve TF-IDF ayarlarıyla tanımlanan sözcüksel yakınlığı göstermektedir.

Tablo 7: CBDC Metinlerinde TF-IDF Kosinüs Benzerliği

Kurum Çifti	Benzerlik Skoru	Uzaklık (1 - Benzerlik)	Akademik Yorum
ECB - FED	0,3066	0,6934	İncelenen çiftlerde en düşük benzerlik
FED - PBoC	0,4682	0,5318	Ara değer
ECB - PBoC	0,7486	0,2514	İncelenen çiftlerde en yüksek benzerlik

Aylık genel kurumsal duygu serisinin oluşturulması

Kurum ve ay bazında genel metin skorları ortalaması, kaynak dosyanın tam tarih aralığında hesaplanmıştır. Metin bulunmayan iç aylara doğrusal ara değerlendirme uygulanmış, ardından Haziran 2020–Aralık 2025 dönemi seçilmiştir. Bu yöntem PBoC için de dâhil olmak üzere üç kurumda aynıdır. Modelde Temmuz 2020–Aralık 2025 dönemindeki 66 ay kullanılmıştır.

Ekonometrik modellerin geçerliliğine yönelik ön tanısal testler

Serilerin durağanlığı Augmented Dickey-Fuller (ADF) ve Phillips-Perron (PP) Testleriyle incelenmiştir. Sabit terimli test spesifikasyonunda FED ve ECB söylem serileri düzeyde durağan [I(0)] bulunurken, PBoC söylem serisi ile LNNASDAQ, LNBTC ve LNDXY serilerinin birinci farklarında durağanlaştığı [I(1)] belirlenmiştir. Birim Kök Testi sonuçları Tablo 8’de sunulmaktadır.

Tablo 8: ADF ve PP Birim Kök Testi Sonuçları

Seri	ADF Düzey t (p)	PP Düzey t (p)	ADF Birinci Fark t (p)	PP Birinci Fark t (p)	Bütünleşme
PBoC	-1,4286 (0,5630)	-1,4739 (0,5405)	-8,1904 (<0,001)	-8,1888 (<0,001)	I(1)
FED	-3,6421 (0,0074)	-3,6391 (0,0075)	-9,3290 (<0,001)	-9,3160 (<0,001)	I(0)
ECB	-6,2174 (<0,001)	-6,2139 (<0,001)	-11,6163 (<0,001)	-23,5301 (0,0001)	I(0)
LNNASDAQ	-0,2180 (0,9302)	-0,3655 (0,9083)	-6,4606 (<0,001)	-6,4244 (<0,001)	I(1)
LNBTC	-2,0662 (0,2588)	-2,0649 (0,2593)	-4,5696 (0,0004)	-4,6336 (0,0003)	I(1)
LNDXY	-2,0297 (0,2737)	-1,5009 (0,5269)	-5,4225 (<0,001)	-5,2844 (<0,001)	I(1)

Not: ADF ve PP testleri sabit terimli spesifikasyona dayanmaktadır. Parantez içindeki değerler MacKinnon tek taraflı p-değerleridir. I(0) düzeyde, I(1) ise birinci farkta durağanlığı göstermektedir.

PBoC ile I(1) piyasa serileri arasındaki olası ortak trend Johansen Testiyle incelenmiş; Trace ($r=0$: 40,8193; $p=0,1945$) ve maksimum özdeğer (23,6728; $p=0,1466$) testleri %5 düzeyinde eşbütünleşme göstermemiştir. Dolayısıyla bu seriler arasında uzun dönemli bir denge ilişkisine ilişkin istatistiksel kanıt elde edilmemiştir.

Genel kurumsal söylem tonu ile piyasa göstergeleri: OLS ve HAC regresyonları

Bu bölümde, CBDC sözcük filtresinin dışında kalan cümleleri de içeren genel kurumsal iletişim tonu ile küresel piyasa göstergeleri arasındaki koşullu ilişkiler incelenmektedir. Bağımlı değişken üç kurumun aylık genel duygu skorudur. Açıklayıcı değişkenler Nasdaq Teknoloji Endeksi, Bitcoin fiyatı ve DXY’nin doğal logaritmalarıdır. Dolayısıyla regresyon katsayıları CBDC’ye özgü cümlelerin piyasalarla ilişkisi olarak yorumlanmamaktadır.

$$Y_t = \beta_0 + \beta_1 X_{1t} + \beta_2 X_{2t} + \beta_3 X_{3t} + \varepsilon_t \quad (9)$$

Burada;

- Y_t : Merkez Bankasının Aylık Genel Kurumsal Duygu Skoru
- β_0 : Sabit Terim
- $X_{1,2,3}$: Bağımsız Değişkenler (Nasdaq Teknoloji Endeksi, Bitcoin fiyatı ve Dolar Endeksi)
- ε_t : Hata terimi (modele dâhil edilmeyen diğer faktörleri) temsil etmektedir.

Modelin tahmininde, hata terimlerinin kareleri toplamını minimize ederek en iyi doğrusal sapmasız tahmin edicilere (BLUE) ulaşmayı hedefleyen En Küçük Kareler (OLS) yöntemi kullanılmıştır. İlk aşamada gerçekleştirilen baz model tahminleri ve modelin geçerliliğine yönelik tanısal test sonuçları aşağıda sunulmuştur.

Tablo 9: PBoC Genel Kurumsal Tonu Üzerine OLS Regresyon Analizi Sonuçları

Bağımsız Değişkenler	Katsayı (β)	Standart Hata	t-İstatistiği	p-Değeri
Sabit Terim	-3,2778	0,8863	-3,697	0,0005 ***
LNNASDAQ	0,4697	0,0969	4,845	<0,001 ***
LNBTC	-0,0927	0,0323	-2,865	0,0057 ***
LNDXY	0,0889	0,1374	0,647	0,5198
Model Tanısal Testleri				
R ²	0,411	Durbin-Watson	0,527	
Düzeltilmiş R ²	0,383	Jarque-Bera (p)	0,396	
F-İstatistiği (p)	14,44 (p<0,001)	Gözlem Sayısı (N)	66	

Not: *** p < 0,01, ** p < 0,05 düzeyinde anlamlılığı ifade etmektedir.

Tablo 9, genel kurumsal PBoC söyleminin aylık ortalama skoru ile piyasa değişkenleri arasındaki OLS düzey ilişkilerini göstermektedir. Nasdaq katsayısı pozitif, Bitcoin katsayısı negatiftir. Modelin seviye serilerindeki durağanlık ve artık bağımlılığına ilişkin sınamaları aşağıda ayrıca raporlanmıştır.

Modelde saptanan 0,5275'lik düşük Durbin-Watson istatistiği, hata terimlerinde pozitif seri korelasyon olasılığına işaret etmektedir. Bu nedenle klasik OLS tahminlerine ilişkin çıkarımların seri korelasyon ve değişen varyansa karşı daha dirençli standart hatalar altında değerlendirilmesi amacıyla HAC (Heteroskedasticity and Autocorrelation Consistent) prosedürü uygulanmıştır.

PBoC söylemi ile piyasa göstergeleri arasındaki ilişkiler: Newey-West (HAC) düzeltilmiş regresyon sonuçları

Değişen varyans ve seri bağımlılık altında çıkarım için Bartlett çekirdeği ve dört gecikmeli Newey-West HAC standart hataları kullanılmıştır (Newey ve West, 1987; Gujarati ve Porter, 2012).

Tablo 10: PBoC Genel Kurumsal Tonu Üzerine Newey-West (HAC) Regresyon Sonuçları

Bağımsız Değişkenler	Katsayı (β)	Standart Hata (HAC)	t-İstatistiği	p-Değeri
Sabit Terim	-3,2778	1,3088	-2,504	0,0149 **
LNNASDAQ	0,4697	0,1582	2,969	0,0042 ***
LNBTC	-0,0927	0,0428	-2,163	0,0344 **
LNDXY	0,0889	0,2006	0,443	0,6589
Model Tanısal Testleri				
R ²	0,411	Durbin-Watson	0,527	
		Jarque-Bera (p)	0,396	
Düzeltilmiş R ²	0,383	HAC-Wald F-İstatistiği	4,43 (p=0,007)	
Klasik OLS F-İstatistiği (p)	14,44 (p<0,001)	Gözlem Sayısı (N)	66	

Not: *** p < 0,01 (%1 anlamlı), ** p < 0,05 (%5 anlamlı), * p < 0,10 (%10 anlamlı). β sembolü standartlaştırılmış katsayı anlamına gelmemektedir. Standart hatalar, Bartlett çekirdeği ve Newey-West sabit bant genişliği 4 kullanılarak hesaplanan HAC prosedürüyle düzeltilmiştir.

Nasdaq katsayısı HAC standart hataları altında pozitifdir ($\beta=0,4697$; p=0,0042). Bu, genel PBoC kurumsal tonu ile Nasdaq arasında incelenen aylık örnekleme koşullu bir ilişki bulunduğunu gösterir.

Bitcoin katsayısı negatiftir ($\beta=-0,0927$; p=0,0344). Katsayı, PBoC'nin genel aylık kurumsal tonu ve Bitcoin fiyatı arasındaki koşullu birlikteliği ifade eder.

Sabit terim %5 düzeyinde anlamlıdır (p=0,0149). Jarque-Bera testi (p=0,396), kalıntıların normal dağılım varsayımının reddedilemediğini göstermektedir.

Model tanısal testleri ve sağlamlık kontrolü

Ana düzey modellerde artık seri korelasyon Breusch-Godfrey LM (BG-LM) Testiyle, fonksiyonel biçim ise Ramsey RESET Testiyle sınanmıştır. Test sonuçları Tablo 11'de sunulmaktadır.

Tablo 11: Ana HAC Modellerine İlişkin Tanısal Test Sonuçları

Tanısal Gösterge	PBoC	FED	ECB
Durbin-Watson	0,5275	0,7547	1,5886
BG-LM(2) Gözlem $\times$ R ² (p)	35,9924 (<0,001)	24,9002 (<0,001)	2,6475 (0,2661)
Ramsey RESET F (p)	5,8466 (0,0186)	0,5338 (0,4678)	0,5058 (0,4797)
Seri korelasyon değerlendirmesi	Var	Var	Saptanmadı
RESET değerlendirmesi	Spesifikasyon duyarlılığı	Saptanmadı	Saptanmadı

Not: BG-LM(2) Testinde sıfır hipotezi ikinci gecikmeye kadar seri korelasyon bulunmadığıdır. RESET Testi, karesi alınmış tahmin değerinin eklenmesine dayanan fonksiyonel biçim kontrolüdür. $p < 0,05$ olması, ilgili sıfır hipotezinin %5 anlamlılık düzeyinde reddedildiğini göstermektedir.

Breusch-Godfrey LM Testi, PBoC ve FED modellerinde ikinci gecikmeye kadar artık seri korelasyon bulunduğunu göstermektedir (her iki model için $p < 0,001$); ECB modelinde ise seri korelasyona ilişkin istatistiksel kanıt elde edilmemiştir ($p = 0,2661$). Ramsey RESET Testi PBoC modelinde fonksiyonel biçime ilişkin spesifikasyon duyarlılığına işaret ederken ($p = 0,0186$), FED ($p = 0,4678$) ve ECB ($p = 0,4797$) modellerinde sıfır hipotezi reddedilememiştir. Bu sonuçlar, özellikle PBoC düzey modelinden elde edilen bulguların alternatif bir spesifikasyon altında sağlamlığının ayrıca değerlendirilmesini gerekli kılmaktadır.

PBoC genel kurumsal ton modeli için birinci fark sağlamlık kontrolü

PBoC genel tonunun düzey serisi ve piyasa değişkenleri için durağanlık, seri korelasyon ve model biçimi sorunları bulunduğundan, birinci farklara dayanan alternatif regresyon tahmin edilmiştir. Aynı başlangıç veri setinin farkı alındığında Ağustos 2020–Aralık 2025 döneminde 65 aylık gözlem kalmaktadır. Bartlett çekirdekli dört gecikmeli Newey–West HAC standart hataları uygulanmıştır.

Tablo 12: PBoC İçin Durağanlaştırılmış Alternatif Newey–West (HAC) Regresyon Sonuçları

Bağımsız Değişkenler	Katsayı (β)	Standart Hata (HAC)	t-İstatistiği	p-Değeri
Sabit Terim	0,0007	0,0052	0,1318	0,8956
DLNNASDAQ	0,1847	0,1287	1,4348	0,1565
DLNBTC	0,0030	0,0443	0,0686	0,9456
DLNDXY	0,4054	0,2801	1,4475	0,1529
Model Tanısal Testleri				
R ²	0,0524	Durbin-Watson	2,1348	
HAC-Wald F-İstatistiği (p)	1,3022 (0,2819)	BG-LM(2) Obs $\times$ R ² (p)	0,3312 (0,8474)	
Gözlem Sayısı (N)	65	Örneklem	2020M08-2025M12	

Not: D birinci fark operatörünü göstermektedir. Standart hatalar Bartlett çekirdeği ve Newey–West sabit bant genişliği 4 kullanılarak HAC yöntemiyle hesaplanmıştır. BG-LM(2) p-değeri ikinci gecikmeye kadar artık seri korelasyonu bulunmadığı sıfır hipotezine ilişkindir.

Alternatif PBoC modelinde DLNNASDAQ ($\beta = 0,1847$; $p = 0,1565$), DLNBTC ($\beta = 0,0030$; $p = 0,9456$) ve DLNDXY ($\beta = 0,4054$; $p = 0,1529$) katsayıları istatistiksel olarak anlamlı değildir. HAC-Wald Testi de açıklayıcı değişkenlerin ortak anlamlılığını desteklememektedir ($F = 1,3022$; $p = 0,2819$). Durbin-Watson istatistiğinin 2,1348 ve BG-LM(2) Testinin p-değerinin 0,8474 olması, durağanlaştırılmış alternatif modelde ikinci gecikmeye kadar artık seri korelasyona ilişkin istatistiksel kanıt bulunmadığını göstermektedir.

PBoC genel tonunun düzey modelindeki Nasdaq ve Bitcoin katsayıları birinci fark modelinde anlamlılığını korumamaktadır. Bu nedenle düzey bulguları uzun dönem veya nedensel etkiler olarak değil, spesifikasyona duyarlı koşullu istatistiksel ilişkiler olarak değerlendirilir.

Genel kurumsal ton modellerinin karşılaştırılması

Üç merkez bankası için genel kurumsal söylem tonu üzerinde tahmin edilen Newey–West HAC modelleri Tablo 13'te karşılaştırılmıştır.

Tablo 13: Merkez Bankalarının Genel Kurumsal Tonu Karşılaştırmalı (HAC) Regresyon Özeti

Bağımsız Değişkenler	PBoC	FED	ECB
Sabit Terim (C)	-3,2778 (0,0149)**	0,7240 (0,370)	1,4439 (0,002)***
LNNASDAQ	0,4697 (0,0042)***	0,0922 (0,340)	-0,0733 (0,090)*
LNDXY	0,0889 (0,6589)	-0,1554 (0,266)	-0,1124 (0,108)
LNBTC	-0,0927 (0,0344)**	-0,0314 (0,286)	0,0291 (0,0307)**
Model Tanısal Testleri			
Belirlilik Katsayısı (R ²)	0,4113	0,0754	0,0687
Durbin-Watson İstatistiği	0,5275	0,7547	1,5886
HAC-Wald F-İstatistiği (p)	4,43 (0,007)***	0,73 (0,540)	2,25 (0,091)*

Not: Parantez içindeki değerler p-değerlerini temsil eder. *** p < 0,01, ** p < 0,05, * p < 0,10. Standart hatalar Newey ve West'in (1987) yöntemiyle otokorelasyon ve değişen varyans riskine karşı dirençli hâle getirilmiştir. Model geneli sonuçları, üç eğitim katsayısının ortak anlamlılığını sınavan HAC-Wald F-istatistikleridir.

Tablo 13, seçilen dönemde üç kurumun genel aylık söylem tonu ile piyasa göstergeleri arasındaki koşullu ilişkilerin aynı düzeyde olmadığını göstermektedir.

PBoC genel söylem tonu: Düzey-HAC modelinde Nasdaq ile pozitif ($\beta=0,4697$; $p=0,0042$), Bitcoin ile negatif ($\beta=-0,0927$; $p=0,0344$) ilişkiler bulunmuştur. Model R² değeri 0,4113'tür. Ancak birinci fark sağlamlık modelinde bu katsayılar anlamlılığını yitirdiğinden düzey ilişkileri dikkatle yorumlanmalıdır.

Fed genel söylem tonu: Nasdaq, DXY ve Bitcoin katsayıları bireysel olarak anlamlı bulunmamış, ortak HAC-Wald testi de %5 düzeyinde anlamlılık göstermemiştir ($p=0,540$). Bu, incelenen model ve dönemde anlamlı koşullu ilişki saptanmadığını gösterir.

ECB genel söylem tonu: Bitcoin katsayısı pozitif ve %5 düzeyinde anlamlıdır ($\beta=0,0291$; $p=0,0307$). Nasdaq yalnızca %10 düzeyinde, DXY ise anlamlı değildir. Modelin ortak HAC-Wald testi %5 düzeyinde anlamlılığa ulaşmamıştır ($p=0,091$).

Sonuç ve öneriler

Bu çalışma, üç merkez bankasının CBDC anahtar kelimeli cümlelerinin betimsel özelliklerini ve ayrı bir veri kapsamında genel kurumsal iletişim tonlarının piyasa göstergeleriyle ilişkilerini incelemiştir.

CBDC alt korpusunda pozitif etiketli cümle payları ECB için %21,04, PBoC için %17,78 ve Fed için %15,44'tür. Nötr paylar sırasıyla %71,30, %77,78 ve %68,22'dir. Aynı korpustan hesaplanan ana ağırlıklı HKS PBoC için 0,8287, ECB için 0,7768 ve Fed için 0,5425'tir. Hacim bileşeninin ağırlığı 0,50'ye çıkarıldığında ECB ilk sıraya geçtiğinden bileşik sıralama ağırlık tercihine duyarlıdır. Seçilen CBDC cümlelerinde TF-IDF benzerliği en yüksek ECB-PBoC çiftindedir (0,7486).

Kesinlik ve belirsizlik sözlükleri, kurumların CBDC cümlelerindeki seçili sözcük eşleşmelerini betimlemektedir. PBoC'nin 45 cümlesindeki ilgili eşleşme sayıları çok düşüktür.

PBoC genel aylık ton modelinde Nasdaq katsayısı pozitif, Bitcoin katsayısı negatif ve düzeyde anlamlıdır; ancak birinci fark modelinde bu anlamlılık korunmamaktadır.

ECB genel aylık ton modelinde Bitcoin katsayısı bireysel olarak pozitif ve anlamlıdır ($\beta=0,0291$; $p=0,0307$); modelin ortak HAC-Wald testi %5 düzeyinde anlamlı değildir ($p=0,091$).

Fed genel aylık ton modelinde üç piyasa değişkeninin katsayıları ve ortak HAC-Wald testi anlamlı değildir ($p=0,540$).

Merkez bankalarının dijital para projelerinde karşılaştıkları bilgi açığını azaltmak amacıyla kamuoyunun endişe ve beklentilerini veri odaklı yöntemlerle analiz etmeleri yararlı olabilir (Alamsyah ve Astuti, 2025). Bu bağlamda, politika yapıcılarının teknik ayrıntıların yanı sıra anlaşılabilirlik, güven ve şeffaflığı gözeterek iletişim yaklaşımları geliştirmeleri önerilmektedir. Türkiye Cumhuriyet Merkez Bankası (TCMB) gibi dijital para çalışmalarını sürdüren kurumlar açısından bulgular, doğrudan bir politika reçetesinden ziyade, farklı merkez bankalarının iletişim stratejilerini karşılaştırmaya yönelik çıkarımlar sunmaktadır (Görgün vd., 2025).

Çalışmanın başlıca sınırlılıkları, CBDC alt korpusunun kurumlar arasında dengesiz olması, özellikle PBoC'nin 45 cümlesinin dört ayrı ayda yer alması, HKS ağırlıklarının araştırmacı tarafından belirlenmesi ve sözcük listelerinin bağlamı tam olarak ölçmemesidir. Aylık genel kurumsal ton serisinde gözlemlenen aylar doğrusal ara değerlendirme ile doldurulmuştur. Düzey modellerindeki artış

bağımlılığı, durağanlık ve tanımlama sorunları HAC ayarlamasıyla ortadan kalkmaz; PBoC birinci fark kontrolü de bulguların model seçimine duyarlılığını gösterir.

Sonuçlar, CBDC'ye ilişkin seçilen cümlelerde kurumlar arasında farklı dilsel profiller bulunduğunu ve daha geniş kurum metinlerinin aylık tonunun seçili piyasa göstergeleriyle ilişkilerinin kurumdan kuruma değiştiğini göstermektedir.

Gelecek araştırmalarda daha geniş ve kurumlar arasında dengeli CBDC metin korpusları kullanılarak bulgular farklı NLP modelleri ve alternatif HKS ağırlıklılarıyla sınanabilir. Aylık genel kurumsal ton ile piyasa göstergeleri arasındaki ilişkiler de farklı ekonometrik tanımlamalarla yeniden incelenebilir.

Hakem Değerlendirmesi / Peer-review:

Dış bağımsız

Externally peer-reviewed

Çıkar Çatışması / Conflict of interests:

Yazar çıkar çatışması bildirmemiştir.

The author has no conflict of interest to declare.

Finansal Destek / Grant Support:

Yazar bu çalışma için finansal destek almadığını beyan etmiştir.

The author declared that this study has received no financial support.

Etik Beyan / Ethical Statement:

Bu çalışma, kamuya açık kurumsal konuşma metinleri ve piyasa verilerine dayanmaktadır. Araştırma; insan katılımcılarla yürütülen herhangi bir uygulama, kişisel veri toplama, anket veya deneysel süreç içermediğinden etik kurul onayı gerektirmemektedir.

This study is based on publicly available institutional speech transcripts and market data. Since the research does not involve human participants, the collection of personal data, surveys, or experimental procedures, ethics committee approval was not required.

Veri Erişilebilirliği Beyanı / Data Availability Statement:

Kaynak konuşma metinlerine BIS bağlantılarından erişilebilir. Çalışma kapsamında oluşturulan işlenmiş cümle korpusu, aylık analiz verisi ve çalışmaya ait ayrıştırılmış analiz kodu, makul talep üzerine sorumlu yazar tarafından sağlanacaktır.

The source speech transcripts used in this study are accessible through links provided by the Bank for International Settlements (BIS). The processed sentence corpus, monthly analysis dataset, and modular analysis code generated within the scope of the study are available from the corresponding author upon reasonable request.

Yapay Zeka Kullanım Bilgisi / Use of Artificial Intelligence:

FinBERT, metinlerin duygu sınıflandırmasında analitik araç olarak kullanılmıştır. OpenAI ChatGPT'den dilsel düzenleme ve kodlama desteği için yararlanılmıştır. Araştırmanın bilimsel içeriği ve nihai metnine ilişkin sorumluluk yazara aittir.

FinBERT was employed as an analytical tool for sentiment classification of the texts. OpenAI ChatGPT was used for language editing and coding assistance. Generative artificial intelligence tools were not used to independently generate the scientific interpretations, findings, or conclusions of the study. The author assumes full responsibility for the scientific content, the validity of the analyses, and the final version of the manuscript.

Kaynakça / References

- Alamsyah, A., & Astuti, R. F. (2025). Analyzing public discourse on DeFi and CBDC using advanced NLP techniques: Insights for financial policy and innovation. *Digital Policy, Regulation and Governance*, 27(6), 703–723. <https://doi.org/10.1108/DPRG-09-2024-0240>
- Allen, F., Gu, X., & Jagtiani, J. (2022). Fintech, cryptocurrencies, and CBDC: Financial structural transformation in China. *Journal of International Money and Finance*, 124, Article 102625. <https://doi.org/10.1016/j.jimonfin.2022.102625>
- Alonso-Robisco, A., & Carbo, J. M. (2023). Analysis of CBDC narrative by central banks using large language models. *Finance Research Letters*, 58, Article 104643. <https://doi.org/10.1016/j.frl.2023.104643>
- Araci, D. (2019). *FinBERT: Financial sentiment analysis with pre-trained language models* (arXiv:1908.10063). arXiv. <https://doi.org/10.48550/arXiv.1908.10063>
- Auer, R., Cornelli, G., & Frost, J. (2020). *Rise of the central bank digital currencies: Drivers, approaches and technologies* (BIS Working Papers No. 880). Bank for International Settlements. <https://www.bis.org/publ/work880.pdf>
- Bank for International Settlements. (2020). *Central bank digital currencies: Foundational principles and core features*. <https://www.bis.org/publ/othp33.pdf>
- Başçı, E., & Korkmaz, S. S. (2024). Merkez bankası dijital parası: Yeni gelişmeler ve sınır ötesi ödemelerde kullanımı. *Bankacılar Dergisi*, 35(130), 17–38.
- Bernoth, K. (2025). Analyzing ECB communications improves forecasting of interest rate decisions. *DIW Weekly Report*, 15(16/17), 99–105. https://doi.org/10.18723/diw_dwr:2025-16-1
- Blinder, A. S., Ehrmann, M., Fratzscher, M., De Haan, J., & Jansen, D. J. (2008). Central bank communication and monetary policy: A survey of theory and evidence. *Journal of Economic Literature*, 46(4), 910–945. <https://doi.org/10.1257/jel.46.4.910>
- Board of Governors of the Federal Reserve System. (2022). *Money and payments: The U.S. dollar in the age of digital transformation*. Federal Reserve Board Publications. <https://www.federalreserve.gov/publications/january-2022-cbdc.htm>
- Bolcan, A. Z. (2026). Central bank digital currencies: A systematic literature review. *İktisat Politikası Araştırmaları Dergisi – Journal of Economic Policy Researches*, 13(1), 193–220. <https://doi.org/10.26650/JEPR1767718>
- Davoodalhosseini, S. M. (2022). Central bank digital currency and monetary policy. *Journal of Economic Dynamics and Control*, 142, Article 104150. <https://doi.org/10.1016/j.jedc.2021.104150>
- Duğru, M. (2024). Preparing for the future of central bank digital money in Türkiye. In P. K. Ozili (Ed.), *Global developments in central bank digital currency* (pp. 146–159). IGI Global. <https://doi.org/10.4018/979-8-3693-5588-6.ch010>
- Egel, D., Mignano, J., Lilly, S., Marrone, J. V., Rangeley, M., Ries, C. P., Wang, J., & Woods, D. (2024). *Central bank digital currencies and U.S. strategic competition with China* (Report No. RR-A2911-1). RAND Corporation. <https://doi.org/10.7249/RRA2911-1>
- European Central Bank. (2021). *Eurosystem report on the public consultation on a digital euro*. https://www.ecb.europa.eu/pub/pdf/other/Eurosystem_report_on_the_public_consultation_on_a_digital_euro~539fa8cd8d.en.pdf
- Evdokimova, T., Mohácsi, P. N., Ponomarenko, O., & Ribakova, E. (2023). *Central banks and policy communication: How emerging markets have outperformed the Fed and ECB* (Working Paper No. 23-10). Peterson Institute for International Economics. <https://www.piie.com/publications/working-papers/central-banks-and-policy-communication-how-emerging-markets-have>
- Ferrara, F. M., & Angino, S. (2022). Does clarity make central banks more engaging? Lessons from ECB communications. *European Journal of Political Economy*, 74, Article 102146. <https://doi.org/10.1016/j.ejpoleco.2021.102146>
- Foo, L. P., Ooi, D. B. Y., & Chang, K. (2024). Central bank digital currency: A case study in China. In P. K. Ozili (Ed.), *Global developments in central bank digital currency* (pp. 84–95). IGI Global Scientific Publishing. <https://doi.org/10.4018/979-8-3693-5588-6.ch006>

- Glas, A., & Müller, L. S. (2021). Talking in a language that everyone can understand? Transparency of speeches by the ECB Executive Board. *SSRN Electronic Journal*. <https://doi.org/10.2139/ssrn.3790506>
- Görgün, M. F., Demireli, E., & Ural, M. (2025). TCMB iletişimde metin yapısı ve okunabilirlik analizi: Para politikası basın duyuruları üzerine bir inceleme. *Uluslararası Sosyal ve Ekonomik Çalışmalar Dergisi*, 6(1), 110–123. <https://doi.org/10.62001/gsijses.1667620>
- Gössi, S., Chen, Z., Kim, W., Bermeitinger, B., & Handschuh, S. (2023). FinBERT-FOMC: Fine-tuned FinBERT model with sentiment focus method for enhancing sentiment analysis of FOMC minutes. In *Proceedings of the Fourth ACM International Conference on AI in Finance* (pp. 357–364). <https://doi.org/10.1145/3604237.3626843>
- Gujarati, D. N., & Porter, D. C. (2012). *Temel ekonometri* (Ü. Şenesen & G. Günlük Şenesen, Çev.; 5. baskıdan çev.). Literatür Yayıncılık.
- Guo, Y., Yousef, E., & Naseer, M. M. (2025). Cryptocurrencies and central bank digital currencies in global perspective. *Journal of Risk and Financial Management*, 18(11), Article 644. <https://doi.org/10.3390/jrfm18110644>
- Günver, O. R. (2024). Para hukuku açısından merkez bankası sayısal (dijital) parası. *Bankacılar Dergisi*, 35(130), 65–90.
- Hansen, A. L., & Kazinnik, S. (2024). Can ChatGPT decipher fedspeak? *SSRN*. <https://doi.org/10.2139/ssrn.4399406>
- Hilscher, J., Nabors, K., & Raviv, A. (2026). Information in central bank sentiment: An analysis of Fed and ECB communication. *Journal of International Financial Markets, Institutions and Money*, 110, 102335. <https://doi.org/10.1016/j.intfin.2026.102335>
- Hofmann, B., Tang, X., & Zhu, F. (2025). *Central bank and media sentiment on central bank digital currency: An international perspective* (BIS Working Papers No. 1279). Bank for International Settlements. <https://www.bis.org/publ/work1279.htm>
- Huang, A. H., Wang, H., & Yang, Y. (2023). FinBERT: A large language model for extracting information from financial text. *Contemporary Accounting Research*, 40(2), 806–841. <https://doi.org/10.1111/1911-3846.12832>
- Kaur, G. (2025). *Machine learning-driven sentiment analysis of UK CBDC tweets versus thematic evaluation of public and institutional perspectives: A comprehensive study on the digital pound* [Professional doctorate thesis, University of Stirling]. Stirling Online Research Repository. <https://hdl.handle.net/1893/37134>
- Koç, S. (2020). Paranın dijitalleşmesi ve merkez bankası dijital para olasılığı. *Akademik İzdüşüm Dergisi*, 5(2), 196–204.
- Köse, M. Y., & Köstekçi, A. (2024). The relationship between the development of central bank digital currencies and cryptocurrencies: Risks and opportunities. In P. K. Ozili (Ed.), *Global developments in central bank digital currency* (pp. 13–31). IGI Global Scientific Publishing. <https://doi.org/10.4018/979-8-3693-5588-6.ch002>
- Krejcar, V. (2024). *Impact of European Central Bank and Federal Reserve System statements on cryptocurrency markets via sentiment analysis* [Master's thesis, Charles University]. CU Digital Repository. <https://dspace.cuni.cz/handle/20.500.11956/191388>
- Nabors, K. (2024). *Information in central bank sentiment: An analysis of Fed and ECB communication* [Master's thesis, University of California, Davis]. UC Davis Electronic Theses and Dissertations. <https://escholarship.org/uc/item/1vf048kg>
- Newey, W. K., & West, K. D. (1987). A simple, positive semi-definite, heteroskedasticity and autocorrelation consistent covariance matrix. *Econometrica*, 55(3), 703–708. <https://doi.org/10.2307/1913610>
- OECD/European Union/EC-JRC. (2008). *Handbook on constructing composite indicators: Methodology and user guide*. OECD Publishing. <https://doi.org/10.1787/9789264043466-en>
- Ozili, P. K. (Ed.). (2024). *Global developments in central bank digital currency*. IGI Global Scientific Publishing. <https://doi.org/10.4018/979-8-3693-5588-6>

- Paul, P., Ulate, M., & Wu, J. C. (2025). *A macroeconomic model of central bank digital currency* (NBER Working Paper No. 33968). National Bureau of Economic Research. <https://doi.org/10.3386/w33968>
- Peša, A., Brlečić Valčić, S., & Bubaš, Z. (2026). Positive and negative narratives in the service of digital currencies as disruptive innovation. *Journal of Open Innovation: Technology, Market, and Complexity*, 12(1), Article 100723. <https://doi.org/10.1016/j.joitmc.2026.100723>
- Sanjaya, K. (2024). Central bank digital currency and its implications for global financial systems. In P. K. Ozili (Ed.), *Global developments in central bank digital currency* (pp. 1–12). IGI Global. <https://doi.org/10.4018/979-8-3693-5588-6.ch001>
- Silva, T. C., Moriya, K., & Veyrune, R. M. (2025). *From text to quantified insights: A large-scale LLM analysis of central bank communication* (IMF Working Paper No. WP/25/109). International Monetary Fund. <https://doi.org/10.5089/9798229013802.001>
- Tadle, R. C. (2022). FOMC minutes sentiments and their impact on financial markets. *Journal of Economics and Business*, 118, Article 106021. <https://doi.org/10.1016/j.jeconbus.2021.106021>
- Tang, Q., & Si, Y.-W. (2025). Central bank digital currencies: A survey. *arXiv*. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2507.08880>
- Tharappel, J. (2023). How Chinese fintech threatens US dollar hegemony. *Frontiers in Blockchain*, 6, Article 1148315. <https://doi.org/10.3389/fbloc.2023.1148315>
- Wang, Y., Lucey, B. M., Vigne, S. A., & Yarovaya, L. (2022). The effects of central bank digital currencies news on financial markets. *Technological Forecasting and Social Change*, 180, Article 121715. <https://doi.org/10.1016/j.techfore.2022.121715>
- White, L. H. (2018, December 4). Central bank digital currency threatens financial privacy and economic growth. *Alt-M: Ideas for an Alternative Monetary Future*. <https://www.alt-m.org/2018/12/04/central-bank-digital-currency-threatens-financial-privacy-and-economic-growth/>
- Working Group on E-CNY Research and Development of the People's Bank of China. (2021, July). *Progress of research & development of e-CNY in China* [White paper]. People's Bank of China. <http://www.pbc.gov.cn/en/3688110/3688172/4157443/4293696/2021071614584691871.pdf>
- Xinhua. (2025, December 29). China to enhance digital yuan management with deposit features starting 2026. *The State Council of the People's Republic of China*. https://english.www.gov.cn/news/202512/29/content_WS69526d4ec6d00ca5f9a08511.html