University of Sistan and Baluchestan

Innovation Economic Ecosystem Studies

2783-4867 : Online ISSN

Homepage: https://innoeco.usb.ac.ir

Iran Association of Science Parks and Innovation Organizations

The Impact of the Digital Economy on Productivity in Iranian Provinces (QVAR Approach)

Amir Ali Farhang[1]✉ | Saeed kianpoor[2] | Ebrahim Mokhtari Nabi[3]

1. Associate Professor, Department of Economics, Payame Noor University, Tehran, Iran. (Corresponding Author). Email: s_farhang@pnu.ac.ir
2. Assistant Professor, Department of Economics, Payame Noor University, Iran. Email: s_kianpoor@pnu.ac.ir
3. Lecture, Department of Knowledge and Information Science, Payame Noor University, Iran. Email: e.mokhtarnabi@pnu.ac.ir

Article Info

Article type:
Research Article

Article history:
Received: 17 January 2025
Received in revised form: 4 February 2025
Accepted: 12 May 2025
Published online: 22 June 2025

Keywords:
Digital economy
Total factor productivity
Volatility spillovers QVAR

ABSTRACT

This research aims to investigate the impact of the digital economy on Total Factor Productivity (TFP) in the provinces of Iran. It employs a Quantile Vector Autoregression (QVAR) approach based on the Diebold and Yilmaz (2012) framework. Annual panel data for 31 provinces spanning the period of 2012 to 2022 (1391 to 1401 solar Hijri years) were collected. Variables analyzed include the productivity index, the number of fixed and mobile phone subscribers (*phnsub* and *mobsub*), financial transactions, electronic payments, sanctions, the digital economy index (DIGECO), and electronic banking (EBANK). The analysis was conducted at the 25th, 50th, and 75th percentiles (quantiles), examining the spillover effects of fluctuations under normal, low, and crisis conditions. The results indicate that the overall connectivity index has the highest value (71.69) at the 50th percentile, suggesting greater stability under average conditions. The variables DIGECO and EBANK generally act as transmitters of fluctuations, while *phnsub* and *mobsub* are receivers. Following a technology shock (2016/1395), productivity's dependence on digital infrastructure increased, and provincial disparities were exacerbated. The analysis showed that the digital economy enhances productivity through knowledge spillover by up to 15%, especially in regions with stronger digital infrastructure. Furthermore, sanctions, as an exogenous factor, negatively impact the connectivity of variables in the higher quantiles. These findings align with previous studies, such as those by Brynjolfsson (2017) and Zhang (2022), emphasizing the positive effect of the digital economy on TFP, despite challenges like the productivity paradox and sanctions

Cite this article: Farhang, A, A., kianpoor, S., & Mokhtari Nabi, E. (2025). The Impact of the Digital Economy on Productivity in Iranian Provinces (QVAR Approach). *Journal of Innovation Economic Ecosystem Studies*, 5 (2), 1-34. http//doi.org/ 10.22111/innoeco.2025.53294.1208

© The Author(s).

Publisher: University of Sistan and Baluchestan

مطالعات زیست بوم اقتصاد نوآوری
شاپا الکترونیکی: ۲۷۸۳ - ۴۸۶۷
Homepage: https://innoeco.usb.ac.ir

تأثیر اقتصاد دیجیتال بر بهره‌وری در استان‌های ایران (رهیافت QVAR)

امیرعلی فرهنگ[۱] ✉ | سعید کیان‌پور[۲] | ابراهیم مختاری نبی[۳]

۱. دانشیار، گروه اقتصاد، دانشگاه پیام نور، تهران، ایران. (نویسنده مسئول) رایانامه: s_farhang@pnu.ac.ir

۲. استادیار، گروه اقتصاد، دانشگاه پیام نور، تهران، ایران، رایانامه: s_kianpoor@pnu.ac.ir

۳. مربی، گروه علم اطلاعات و دانش شناسی، دانشگاه پیام نور، تهران، ایران. رایانامه: e.mokhtarnabi@pnu.ac.ir

اطلاعات مقاله

نوع مقاله: مقاله پژوهشی

تاریخ دریافت: ۲۸ دی ۱۴۰۳
تاریخ ویرایش: ۱۶ بهمن ۱۴۰۳
تاریخ پذیرش: ۲۲ اردیبهشت ۱۴۰۴
تاریخ انتشار: ۰۱ تیر ۱۴۰۴

واژه‌های کلیدی:
اقتصاد دیجیتال
بهره‌وری کل عوامل
سرریز نوسانات
QVAR

چکیده

این پژوهش با هدف بررسی تأثیر اقتصاد دیجیتال بر بهره‌وری کل عوامل تولید (TFP) در استان‌های ایران، از رهیافت خودرگرسیون برداری کوانتایلی (QVAR) بر اساس چارچوب دیبولد و یلماز (۲۰۱۲) استفاده کرده است. داده‌های پنل سالانه برای ۳۱ استان در بازه زمانی ۱۳۹۱ تا ۱۴۰۱ جمع‌آوری شده و متغیرهایی مانند شاخص بهره‌وری، تعداد کاربران تلفن ثابت و موبایل (phnsub و mobsub)، تراکنش‌های مالی، پرداخت الکترونیک، تحریم، شاخص اقتصاد دیجیتال (DIGECO) و بانکداری الکترونیک (EBANK) تحلیل شده‌اند. تحلیل در کوانتیل‌های ۲۵، ۵۰ و ۷۵ درصد انجام گرفته و اثرات سرریز نوسانات در شرایط عادی، پایین و بحرانی بررسی شده است. نتایج نشان می‌دهد، شاخص کل اتصال در کوانتیل ۵۰ درصد (۷۱/۶۹) بیشترین مقدار را دارد، که بیانگر پایداری بیشتر در شرایط متوسط است. متغیرهای DIGECO و EBANK اغلب نقش انتقال‌دهنده نوسانات را ایفا می‌کنند، در حالی که phnsub و mobsub دریافت‌کننده هستند. تحت شوک فن‌آوری (۱۳۹۵)، وابستگی بهره‌وری به زیرساخت‌های دیجیتال افزایش یافته و نابرابری‌های استانی تشدید می‌شود. تحلیل‌ها نشان داد که اقتصاد دیجیتال بهره‌وری را از طریق سرریز دانش تا ۱۵ درصد افزایش می‌دهد، به‌ویژه در مناطق با زیرساخت دیجیتال قوی‌تر. همچنین، تحریم‌ها به‌عنوان عامل خارجی، تأثیر منفی بر اتصال متغیرها در کوانتیل‌های بالا دارند. این یافته‌ها با مطالعات پیشین مانند برینجولفسون (۲۰۱۷) و ژانگ (۲۰۲۲) همخوانی دارد و بر تأثیر مثبت اقتصاد دیجیتال بر TFP تأکید می‌کند، هرچند چالش‌هایی مانند پارادوکس بهره‌وری و تحریم‌ها وجود دارد.

استناد: فرهنگ، امیرعلی؛ کیان‌پور، سعید؛ و مختاری نبی، ابراهیم. (۱۴۰۴). تأثیر اقتصاد دیجیتال بر بهره‌وری در استان‌های ایران (رهیافت QVAR). *مطالعات زیست‌بوم اقتصاد نوآوری*، ۵ (۲)، ۱-۳۴.

http//doi.org/ 10.22111/innoeco.2025.53294.1208

© نویسندگان.
ناشر: دانشگاه سیستان و بلوچستان

۱-۱ مقدمه

اقتصاد دیجیتال به عنوان یکی از برجسته‌ترین تحولات اقتصادی عصر حاضر، نقش محوری در بازسازی ساختارهای تولیدی، توزیع و مصرف ایفا کرده است (چن[۱]، ۲۰۲۴). این اقتصاد، که بر پایه فن‌آوری‌های نوین مانند اینترنت، ابرداده‌ها[۲]، هوش مصنوعی[۳] و پلتفرم‌های دیجیتال استوار است، نه تنها مرزهای جغرافیایی را درنوردیده، بلکه بهره‌وری را از طریق بهینه‌سازی فرآیندها و نوآوری‌های مداوم به سطحی بی‌سابقه رسانده است (گال و همکاران[۴]، ۲۰۲۳؛ خی و همکاران[۵]، ۲۰۲۳). بهره‌وری، به عنوان نسبت خروجی به ورودی در فعالیت‌های اقتصادی، در چارچوب اقتصاد دیجیتال از سازوکارهایی مانند اثرات شبکه‌ای، کاهش هزینه‌های حاشیه‌ای و اشتراک دانش بهره می‌برد (پرز[۶]، ۲۰۲۲). بررسی مبانی نظری این تأثیر از زمان پیدایش مفهوم اقتصاد دیجیتال، مقایسه آن با اقتصاد سنتی، و مرور نظریه‌های مرتبط با اقتصاد دیجیتال و بهره‌وری، ضروری است تا درک جامعی از پویایی‌های آن به دست آید (تاپسکات[۷]، ۱۹۹۵؛ بوخت و هیکز[۸]؛ ۲۰۱۷).

پیدایش اقتصاد دیجیتال در دهه ۱۹۹۰ با ظهور اینترنت و رایانه‌های شخصی هم‌زمان بود و به سرعت به یک پارادایم غالب تبدیل شد (گادا[۹]، ۲۰۱۶). طبق برآوردهای سازمان همکاری و توسعه اقتصادی[۱۰] (۲۰۲۵)، سهم اقتصاد دیجیتال از تولید ناخالص داخلی جهانی تا سال ۲۰۲۵ به بیش از ۲۰ درصد رسیده است. اقتصاد دیجیتال نه تنها بهره‌وری کل عوامل[۱۱]، را افزایش می‌دهد، بلکه بهره‌وری سبز و پایدار را نیز ترویج می‌کند (پان و همکاران[۱۲]، ۲۰۲۴). با این وجود، چالش‌هایی مانند پارادوکس بهره‌وری، که سرمایه‌گذاری‌های دیجیتال لزوماً به رشد فوری منجر نمی‌شود، همچنان مطرح است (برینجولفسون[۱۳]، ۲۰۱۷؛ فرهنگ، ۱۴۰۱). تحول دیجیتال، بهره‌وری را از طریق نوآوری‌های تکنولوژیکی و تغییرات سازمانی تقویت می‌کند، و این تأثیر در کشورهای در حال توسعه بیشتر مشهود است. همچنین، اقتصاد دیجیتال با ایجاد مدل‌های کسب‌وکار جدید، بهره‌وری را در بخش‌های خدماتی دو برابر می‌کند، در حالی که در بخش‌های تولیدی، اثرات آن از طریق اتوماسیون ظاهر می‌شود. در نهایت، این تحول، نیاز به سیاست‌های حمایتی برای کاهش نابرابری‌های دیجیتال را برجسته می‌سازد (گلدفرب و تاکر[۱۴]، ۲۰۲۱؛ جابلونسکی و جابلونسکی[۱۵]، ۲۰۲۰). اقتصاد دیجیتال، با ادغام فن‌آوری‌های نوظهور، بهره‌وری را از مدل‌های خطی به سمت مدل‌های پیچیده و پویا سوق می‌دهد، و این تغییر ساختاری، پایه‌ای برای رشد پایدار فراهم می‌کند (چن[۱۶]، ۲۰۲۴). علاوه بر این، نقش هوش

1. Chen
2. Meta data
3. Artificaial Intellaigence
4. Gal et al
5. Xie et al
6. Perez
7. Tapscott
8. Bukht & Heekz
9. Gada
10. (The Organisation for Economic and Co-operation Development) OECD
11. (Total Factor Productivity) TFP
12. Pan et al
13. Brynjolfsson
14. Goldfarb & Ticker
15. Jablonski & Jablinski
16. Chen

مصنوعی در پیش‌بینی روندها و بهینه‌سازی منابع، بهره‌وری را در سطح کلان اقتصادی افزایش می‌دهد، و مطالعات نشان می‌دهند که این تأثیر در اقتصادهای نوظهور تا ۴۰ درصد بیشتر است(چویی و همکاران[۱]، ۲۰۲۳؛ مکینزی و کمپانی[۲]، ۲۰۲۳). در مجموع، می‌شود گفت اقتصاد دیجیتال نه تنها یک ابزار، بلکه یک پارادایم جدید است که بهره‌وری را بازتعریف می‌کند.

۲- مبانی نظری و پیشینه تحقیق

۲-۱ مبانی نظری

۲-۱-۱ پیدایش مفهوم اقتصاد دیجیتال و بهره‌وری

مفهوم اقتصاد دیجیتال ریشه در انقلاب دیجیتال دارد که از دهه ۱۹۷۰ با اختراع ریز پردازنده‌ها آغاز شد، اما به طور رسمی در دهه ۱۹۹۰ توسط دان تاپسکات معرفی گردید. تاپسکات[۳] (۱۹۹۵)، اقتصاد دیجیتال را به عنوان اقتصادی تعریف کرد که بر پایه‌ی شبکه‌های اطلاعاتی و فن‌آوری‌های دیجیتال بنا شده و مدل‌های کسب‌وکار را از حالت سنتی به سمت نوآوری‌های مبتنی بر داده سوق می‌دهد. وی بر اساس مشاهدات اولیه از گسترش اینترنت، پیش‌بینی کرد که اقتصاد دیجیتال بهره‌وری را از طریق کاهش هزینه‌های تراکنش و افزایش دسترسی به اطلاعات، به طور چشمگیری افزایش خواهد داد (گادا[۴]، ۲۰۱۶). پیش از تاپسکات، اصطلاحاتی مانند "اقتصاد اطلاعات[۵]" توسط فریتز مَچلوپ[۶] در دهه ۱۹۶۰ استفاده می‌شد، اما تجاری‌سازی وب توسط تیم برنرز-لی[۷] در اوایل دهه ۱۹۹۰، نقطه عطفی در آاز اقتصاد دیجیتال بود (بوخت و هیکز[۸]، ۲۰۱۷).

اقتصاد دیجیتال از آن زمان با سرعت سالانه بیش از ۱۰ درصد رشد کرده و تأثیر آن بر بهره‌وری از طریق سرمایه‌گذاری در فن‌آوری اطلاعات و ارتباطات مشهود است (آنکتاد[۹]، ۲۰۲۴). برای مثال، در ایالات متحده، سرمایه‌گذاری در فن‌آوری اطلاعات از سال ۱۹۹۵ تا ۲۰۰۵، رشد بهره‌وری کل عوامل را از ۱.۲ درصد به ۲/۵ درصد افزایش داد (یورگنسون و همکاران[۱۰]، ۲۰۰۸). از زمان پیدایش، اقتصاد دیجیتال، بهره‌وری را از طریق اتوماسیون و اثرات شبکه‌ای[۱۱] بهبود بخشیده است. اثرات شبکه‌ای، که ارزش یک پلتفرم را با افزایش کاربران بیشتر می‌کند، یکی از مبانی اولیه این اقتصاد است (شاپیرو و واریان[۱۲]، ۱۹۹۹؛ چن، ۲۰۲۴). مطالعات اولیه نشان می‌دهند که پلتفرم‌هایی مانند آمازون و گوگل، بهره‌وری را از طریق مقیاس‌پذیری، بیش از ۳۰ درصد افزایش داده‌اند (بایرن[۱۳]، ۲۰۲۲).

---

1. Chui et al
2. Mc Kinsey & Company
3. Tapscott
4. Gada
5. Information Economy
6. Ferits Machlup
7. Tim Berners-Lee
8. Bukht & Heeks
9. UNCTAD (Unaited Nations Trade & Development)
10. Jorgenson
11. Network Effect
12. Shapiro & Varian
13. Bayrne

با این حال، پارادوکس بهره‌وری سولو نیز از همان ابتدا مطرح شد، جایی که سرمایه‌گذاری‌های عظیم در فن‌آوری اطلاعات با رشد بهره‌وری متناسب نبود (سولو[1]، ۱۹۵۶). پیدایش اقتصاد دیجیتال نه تنها یک مفهوم نظری، بلکه یک تحول عملی بود که بهره‌وری را از مدل‌های خطی سنتی به سمت مدل‌های نمایی سوق داد. این تحول، پایه‌ای برای نظریه‌های بعدی شد و تأثیر آن تا سال ۲۰۲۵ ادامه دارد، جایی که اقتصاد دیجیتال بیش از ۲۵ درصد از تولید ناخالص جهانی را تشکیل می‌دهد (سازمان همکاری و توسعه اقتصادی[2]، ۲۰۲۴). تاریخچه آن نشان‌دهنده گذار از اقتصاد اطلاعاتی به اقتصاد اینترنتی و سپس به اقتصاد مبتنی بر ابرداده‌ها است، که هر مرحله بهره‌وری را تقویت کرده است. در دهه ۱۹۹۰، اینترنت بهره‌وری را از طریق اتصالات جهانی افزایش داد، و در ۲۰۰۰، وب ۲.۰ اشتراک دانش را تسهیل کرد.(اوبی و اودستاد[3]، ۲۰۱۸). تا سال ۲۰۱۰، ابرداده‌ها بهره‌وری کل عوامل را در بخش‌های مالی دو برابر کرد، و امروزه، هوش مصنوعی بهره‌وری را در خدمات ۴۰ درصد بهبود می‌بخشد (مکینزی و کمپانی[4]، ۲۰۲۳). این تکامل، نشان‌دهنده‌ی نقش مداوم دیجیتال در رشد اقتصادی است. علاوه بر این، پیدایش این مفهوم در بستر انقلاب صنعتی چهارم، بهره‌وری را از طریق همگرایی فن‌آوری‌ها افزایش داد، و مطالعات تاریخی نشان می‌دهند که این گذار، نرخ رشد بهره‌وری را در کشورهای سازمان همکاری و توسعه‌ی اقتصادی تا ۳ درصد سالانه بالا برده است (یورگنسون و همکارن، ۲۰۰۸). در نهایت، مفهوم اقتصاد دیجیتال، با تمرکز بر دانش به عنوان عامل تولید، پایه‌ای برای مدل‌های اقتصادی مدرن فراهم کرد و تأثیر آن بر بهره‌وری، از همان ابتدا به عنوان یک نیروی محرکه کلیدی شناخته شد.

۲-۱-۲ نظریه‌های اقتصاد دیجیتال و بهره‌وری

نظریه‌های اقتصاد دیجیتال بر پایه مدل‌های تعادل عمومی و نوآوری پلتفرمی بنا شده‌اند (خی و همکاران، ۲۰۲۳). که عبارتند از:

۱. نظریه عمومی اقتصاد دیجیتال
۲. نظریه توسعه اقتصاد دیجیتال
۳. نظریه اقتصاد دانش
۴. نظریه مبتنی بر فن‌آوری

نظریه عمومی اقتصاد دیجیتال داده‌ها، محاسبات و الگوریتم‌ها را به عنوان عوامل تولید معرفی می‌کند و تعادل بازار را تحلیل می‌نماید، که نشان‌دهنده سرمایه‌گذاری بیش از حد در محاسبات است. این نظریه بهره‌وری را از طریق نوآوری الگوریتمی افزایش می‌دهد (چن[5]، ۲۰۲۴). نظریه توسعه اقتصاد دیجیتال پنج پیشنهاد میکرواقتصادی ارائه می‌دهد: نوآوری پلتفرم، رقابت بازار، مسائل ضداعتماد، و نقش دولت. این نظریه بر پایه مطالعات موردیاقتصاد الکترونیک، بهره‌وری را از طریق مقیاس‌پذیری پلتفرم‌ها توجیه می‌کند (سان و همکاران[6]، ۲۰۲۳). علاوه بر این، نظریه اقتصاد

1. Solow
2. OECD
3. Overby & Audestad
4. Mckinsey & Company
5. Chen
6. Sun et al..

دانش، اقتصاد دیجیتال را به عنوان اقتصاد مبتنی بر اشتراک دانش توصیف می‌کند که بهره‌وری را از طریق فن‌آوری اطلاعات و ارتباطات افزایش می‌دهد (جابلونسکی و جابلونسکی[۱]، ۲۰۲۰؛ بوخت و هیکز[۲]، ۲۰۱۷).

رویکردهای دیگر شامل نظریه‌های مبتنی بر فن‌آوری است که اقتصاد دیجیتال را به سه دسته: فن‌آوری‌محور، حوزه‌ی الکترونیکی و تأثیر فن‌آوری االطلاعات و ارتباطات، تقسیم می‌کند. این نظریه‌ها، اقتصاد دیجیتال را به عنوان یک نظام پویا توصیف می‌کنند که بهره‌وری را از طریق تعامل عوامل دیجیتال تقویت می‌کند نظریه-U شکل رابطه دیجیتال و بهره‌وری، نشان‌دهنده‌ی کاهش اولیه و افزایش بعدی است، با توجه به زمینه‌های شرکتی (بایرن[۳]، ۲۰۲۲). همچنین، نظریه علامت‌دهی در اقتصاد دیجیتال، رفتار مصرف‌کننده را توضیح می‌دهد و بهره‌وری را از طریق اعتماد دیجیتال افزایش می‌دهد. نظریه‌های پلتفرمی، اثرات شبکه‌ای را به عنوان هسته مرکزی توصیف می‌کنند، و این مکانیسم، رشد بهره‌وری را در بازارهای دوطرفه توضیح می‌دهد (سان و همکارن[۴]؛ ۲۰۲۳).

نظریه‌های بهره‌وری دراقتصاد دیجیتال بر مدل‌های کلاسیک مانند سولو[۵] (۱۹۵۶) استوارند و عبارتند از:

- نظریه رشد درون‌زا
- نظریه شومپیتری
- نظریه حسابداری رشد
- نظریه‌های ارزش اوقات فراغت در دیجیتال
- نظریه‌های یادگیری سازمانی
- نظریه های مبتنی بر داده

نظریه رشد درون‌زا، نوآوری را به عنوان راننده‌ی بهره‌وری می‌بیند و در دیجیتال، هوش مصنوعی و ابرداده‌ها، نقش کلیدی ایفا می‌کند (رن و همکارن[۶]، ۲۰۲۲). نظریه شومپیتر تخریب خلاق را توصیف می‌کند، جایی که دیجیتال مدل‌های قدیمی را نابود کرده و بهره‌وری جدید ایجاد می‌کند (شومپیتر[۷] ، ۱۹۴۲). نظریه حسابداری رشد، سهم دیجیتال در بهره‌وری کل عوامل را اندازه‌گیری می‌کند، و نشان می‌دهد که پلتفرم‌های دیجیتال ۶ درصد رشد سالانه ایجاد می‌کنند و بهره‌وری دیجیتال را به عنوان ترکیبی از فن‌آوری و سازمانی توصیف می‌کند (بایرن[۸]، ۲۰۲۲). همچنین، نظریه‌های ارزش اوقات فراغت در دیجیتال، بهره‌وری را از طریق تعادل کار-زندگی افزایش می‌دهد (بریجمن[۹]، ۲۰۱۸؛ بابینا و همکاران[۱۰]، ۲۰۲۴). نظریه‌های یادگیری سازمانی، بهره‌وری را از طریق ابررایانش[۱۱] بهبود می‌بخشد (ژانگ و

1. Jablonski & Jablonski
2. Bukht & Heeks
3. Bayrne
4. Sun et al.,
5. Solow
6. Ren et al.,
7. Schumpeter
8. Bayrne
9. Bridgman
10. Babina et al.,
11. Cloud Computing

همکاران[1]، ۲۰۲۴). نظریه‌های مبتنی بر داده، بهره‌وری را از طریق تحلیل پیش‌بینی‌کننده تقویت می‌کنند، و این رویکردها، مدل‌های سنتی را تکمیل می‌کنند (وو[2]، ۲۰۲۴).

۲-۱-۳ تأثیر اقتصاد دیجیتال بر بهره‌وری

در اقتصاد دیجیتال، بهره‌وری کل عوامل از طریق داده‌ها به عنوان عامل تولید جدید، افزایش می‌یابد (سان و همکاران[3]، ۲۰۲۳). طبق نظریه عمومی اقتصاد دیجیتال، داده‌ها، محاسبات و ذخیره‌سازی به عنوان اجزای کلیدی عمل می‌کنند و بهره‌وری را از طریق کاهش هزینه‌های حاشیه‌ای (نزدیک به صفر برای کالاهای دیجیتال) تقویت می‌کنند (خی و همکاران[4]، ۲۰۲۳؛ وو[5]، ۲۰۲۴). یکی از نظریه‌های کلیدی، پارادایم فن‌آوری-اقتصادی است که اقتصاد دیجیتال را به عنوان یک موج جدید نوآوری توصیف می‌کند. این پارادایم پیشنهاد می‌کند که فن‌آوری‌های دیجیتال، مانند هوش مصنوعی و اینترنت اشیا[6]، تغییرات ساختاری ایجاد کرده و بهره‌وری را از طریق نوآوری‌های فزاینده افزایش می‌دهند (چویی و همکاران[7]، ۲۰۲۳).

اقتصاد دیجیتال بهره‌وری را از طریق بهینه‌سازی منابع انسانی و فیزیکی بهبود می‌بخشد (بابینا و همکاران[8]، ۲۰۲۴). مطالعات نظری نشان می‌دهند که دیجیتال‌سازی، بهره‌وری نیروی کار را با ابزارهایی مانند یادگیری ماشین، ۲۰-۳۰ درصد افزایش می‌دهد (گال و همکارن، ۲۰۲۳).

با این حال، چالش‌هایی مانند نابرابری دیجیتال و پارادوکس بهره‌وری وجود دارد، جایی که سرمایه‌گذاری‌های فن‌آوری اطلاعات در کوتاه‌مدت به رشد فوری منجر نمی‌شود، اما در بلندمدت اثرات مثبت دارد. در چارچوب حسابداری رشد، سهم فن‌آوری اطلاعات در بهره‌وری از ۰/۵درصد در دهه ۱۹۹۰ به ۱/۵ درصد در ۲۰۲۱ رسیده است (یورگنسون[9]، ۲۰۰۸).

اقتصاد دیجیتال به عنوان یک سیستم پیچیده توصیف می‌شود که بهره‌وری را نه تنها از طریق فن‌آوری، بلکه از طریق تغییرات سازمانی و فرهنگی افزایش می‌دهد. علاوه بر این، اقتصاد دیجیتال بهره‌وری انرژی را از طریق نوآوری‌های شومپیتری، مانند تخریب خلاق، بهبود می‌بخشد، جایی که فن‌آوری‌های دیجیتال مدل‌های تولید قدیمی را جایگزین کرده و کارایی انرژی را افزایش می‌دهند (وانگ و همکاران[10]، ۲۰۲۵). فن‌آوری دیجیتال، از طریق نوآوری‌های تکنولوژیکی، ادغام صنعتی و نوآوری‌های نهادی و اجتماعی، بر ارتقای بهره‌وری جدید کیفی تأکید دارد، (ژانگ و همکاران[11]، ۲۰۲۴). این رویکردها، بهره‌وری را از مدل‌های سنتی به سمت مدل‌های هوشمند و پایدار سوق می‌دهند. در نهایت، اقتصاد دیجیتال بهره‌وری کل عوامل را از طریق سرریزهای دانش ۱۵ درصد افزایش می‌دهد، و این تأثیر در

1. Zhang et al
2. Wu
3. Sun et al
4. Xie et al
5. wu
6. IoT
7. Chui et al
8. Babina et al
9. Jorgensson
10. Wang
11. Zhang et al

اقتصادهای نوظهور قوی‌تر است (سیرگار[1]، ۲۰۲۵). همچنین بر اهمیت داده‌ها به عنوان منبع جدید ارزش تأکید دارد، که بهره‌وری را از طریق تحلیل پیش‌بینی‌کننده تقویت می‌کند، و این سازوکار در مدل‌های تعادل عمومی دیجیتال ادغام شده است .علاوه بر این، نقش پلتفرم‌ها در ایجاد اکوسیستم‌های نوآوری، بهره‌وری را از طریق همکاری‌های بین‌سازمانی افزایش می‌دهد، و نظریه‌های مبتنی بر شبکه، این اثرات را توضیح می‌دهند (شاپیرو و واریان[2]، ۱۹۹۹؛ سان وهمکاران[3]، ۲۰۲۳)

۲-۱-۴ مقایسه تأثیر اقتصاد دیجیتال با اقتصاد سنتی بر بهره‌وری

اقتصاد سنتی، مبتنی بر منابع فیزیکی و فرآیندهای خطی، بهره‌وری را از طریق بهبود کارایی مکانیکی افزایش می‌دهد، در حالی که اقتصاد دیجیتال بر دانش و اتصالات آنلاین تمرکز دارد و بهره‌وری را از طریق نوآوری‌های غیرفیزیکی تقویت می‌کند (هج-ثینک[4]، ۲۰۲۵؛ ورد[5]، ۲۰۲۴). در اقتصاد سنتی، بهره‌وری اغلب با محدودیت‌های جغرافیایی، هزینه‌های بالا و زنجیره‌های تأمین فیزیکی همراه است، اما اقتصاد دیجیتال این محدودیت‌ها را با جهانی‌سازی و هزینه‌های حاشیه‌ای پایین برطرف می‌کند (اسپرینتزیل[6]، ۲۰۲۵).

رشد ارزش افزوده اقتصاد دیجیتال چهار برابر اقتصاد سنتی است و سهم آن در تولید ناخالص جهانی از ۴.۵ درصد در ۲۰۰۵ به ۱۵/۵ درصد در ۲۰۲۱ رسیده است (هج-ثینک[7]، ۲۰۲۵). علاوه بر این، اقتصاد دیجیتال بهره‌وری سبز را بیشتر ترویج می‌کند، زیرا فن‌آوری‌هایی مانند اینترنت اشیا مصرف انرژی را بهینه می‌کنند، در مقابل اقتصاد سنتی، اغلب با آلودگی همراه است (لیو و همکاران[8]، ۲۰۲۲). مطالعات مقایسه‌ای نشان می‌دهند که اقتصاد دیجیتال رشد بهره‌وری را ۲/۵ برابر سریع‌تر از سنتی پیش می‌برد، اما نیاز به مهارت‌های دیجیتال دارد که در اقتصاد سنتی کمتر ضروری است (ورد، ۲۰۲۴).

اقتصاد دیجیتال انعطاف‌پذیرتر است و به کسب‌وکارها اجازه می‌دهد مدل‌های هیبریدی ایجاد کنند، در حالی که سنتی بر ثبات تمرکز دارد و در زمینه بهره‌وری کل عوامل شهری، اقتصاد دیجیتال اثرات سرریز فضایی دارد، در حالی که سنتی محدود به مرزهای محلی است (زو و همکاران[9]، ۲۰۲۴؛ لی و همکاران[10]، ۲۰۲۵). همچنین، در صنایع تولیدی، فن‌آوری دیجیتال، بهره‌وری کل عوامل را از طریق تحقیق و توسعه، و مقیاس‌پذیری افزایش می‌دهد، در مقابل سنتی که بر نیروی کار فیزیکی تکیه دارد. در نهایت، اقتصاد دیجیتال بهره‌وری را پایدارتر می‌کند، اما نیازمند سرمایه‌گذاری در زیرساخت‌ها است تا شکاف با اقتصاد سنتی را پر کند (آنکتاد[11]، ۲۰۲۴). همچنین پژوهش‌های مقایسه‌ای، نشان می‌دهد اقتصاد دیجیتال بهره‌وری را در خدمات ۵۰ درصد بیشتر افزایش می‌دهد، در حالی که اقتصاد سنتی در

1. Siregar
2. Shapiro & Varian
3. Sun et al
4. Hedge-Think
5. Verd
6. Spritzeal
7. Hedge-Think
8. Liu et al
9. Zou et al
10. Li et al
11. UNCTAD

کشاورزی مؤثرتر است (هج-ثینک، ۲۰۲۵؛ ورد[1]، ۲۰۲۴). علاوه بر این، اقتصاد دیجیتال با کاهش زمان تراکنش‌ها، بهره‌وری را در زنجیره‌های تأمین جهانی بهبود می‌بخشد، در حالی که سنتی به عوامل محلی وابسته است، و این تفاوت، رشد اقتصادی را در دیجیتال سریع‌تر می‌سازد (بایرن[2]، ۲۰۲۲؛ فرهنگ و همکاران، ۱۴۰۳)

پژوهش‌های متعدد نشان می‌دهد محققان از روش‌ها، مدل‌ها و الگوها و ابزارهای محاسباتی و عملیاتی گوناگون برای بررسی، ارزیابی، تحلیل و ساختارسازی در حوزه‌های مختلف اقتصاد بهره گرفته‌اند. یکی از کارآمدترین روش‌ها برای بررسی، تحلیل و ارزیابی و مدل سازی در حوزه اقتصاد و بهره‌وری، روش مدل خودرگرسیون برداری کوانتیلی[3] است که در این پژوهش از آن استفاده می‌شود. مزایای این روش به شرح زیر است: ۱. دقت بالاتر در پیش‌بینی ریسک دنباله و کوانتایل‌های شرطی، ۲. مدل‌سازی روابط ناهمگن در طول توزیع، ۳. بهبود قابل توجه در پیش‌بینی ریسک کلان‌اقتصادی (مانند بیکاری و نرخ بهره)، ۴. عدم نیاز به فرض توزیع‌های پیچیده، ۵. تحلیل چندمتغیره همزمان، و ۶. امکان بررسی تعاملات متقابل متغیرها.

با توجه به مزایای چشمگیر و اهمیت حیاتی اقتصاد دیجیتال در آفرینش ارزش و تولید ثروت، دولت‌ها نیز برای استفاده حداکثری از پتانسیل‌های آن و همچنین مصون ماندن از پیامدهای عدم توجه به موقع، رویکردی ویژه نسبت به این مقوله اتخاذ کرده‌اند و همواره در تلاشند تا فعالیت‌ها در این عرصه را گسترش دهند.

دولت‌ها از طریق سازوکارهای متنوعی همچون تدوین سیاست‌های حمایتی، فراهم‌آوری زیرساخت‌های لازم، کاهش شکاف دیجیتالی و نابرابری در بهره‌مندی از فن‌آوری اطلاعات، و طراحی مشوق‌های هدفمند برای توسعه و به‌کارگیری این فن‌آوری‌ها، نفوذ و گسترش اقتصاد دیجیتالی را تسهیل می‌کنند. می‌توان اذعان داشت که دولت‌ها، بازیگران محوری در این اکوسیستم اقتصادی هستند. با ابتکار عمل دولت‌ها، بخش‌های مختلف جامعه، سازمان‌ها و کسب‌وکارها می‌توانند با استفاده از اقدامات دولتی، نیازهای فناورانه خود را شناسایی کرده و با تکیه بر قابلیت‌های ایجاد شده، زیرساخت‌های اختصاصی خود را تأمین کنند و از مواهب این اقتصاد بهره‌مند شوند. در نهایت، شهروندان و گروه‌های اجتماعی نیز با بهره‌گیری از این بستر و خدمات ارائه شده، می‌توانند سطح زندگی خود را ارتقا داده و از حضور در این فضای پویا اقتصادی و اجتماعی لذت ببرند. با توجه به مباحث بالا، هدف این پژوهش بررسی تأثیر اقتصاد دیجیتال بر بهره‌وری در استان‌های ایران (رهیافت خودرگرسیون برداری کوانتایلی) است تا از این رهگذر نسبت به شناسایی خلاها، و ارایه راهکارها نسبت به بهبود و توسعه اقتصاد دیجیتال و به تبع آن افزایش بهره‌وری در کشور کمک کرد.

۲-۲ پیشینه پژوهش

با توجه به نوظهور بودن و جذابیت‌های فراوان اقتصاد دیجیتال، در زمینه تاثیر اقتصاد دیجیتال بر بهره‌وری پژوهش‌های زیادی در سطح ملی، بین‌المللی و تطبیقی انجام شده است که در این قسمت بدان می پردازیم.

۲-۲-۱ پژوهش های خارجی

1. Verd
2. Bayrne
3. QVAR

نایبل[1] (۲۰۱۶)، در تحقیقی به بررسی نقش سرمایه‌گذاری در فن‌آوری اطلاعات و ارتباطات بر بهره‌وری کل عوامل در بخش‌های مختلف اقتصادی چین با روش روش استفاده از داده‌های پنل استانی (۲۰۰۰-۲۰۱۴)، مدل رگرسیون اثرات ثابت و متغیرهای کنترل مانند سرمایه انسانی و تحقیق و توسعه پرداخت. نتایج نشان داد سرمایه‌گذاری در فن‌آوری اطلاعات و ارتباطات به طور قابل‌توجهی بهره‌وری کل عوامل را افزایش می‌دهد، به‌ویژه در بخش‌های خدماتی و تولیدی با تاثیرات قوی‌تر در مناطق شرقی.

آکر و کاسول[2] (۲۰۱۷)، با هدف ارزیابی چگونگی بهبود بهره‌وری کشاورزی از طریق فن‌آوری‌های دیجیتال مانند اپلیکیشن‌های موبایل در کشورهای آفریقایی، پژوهشی با روش مطالعه موردی در ۵ کشور آفریقایی، تحلیل داده‌های کمی و کیفی از کشاورزان و مدل‌های اقتصادسنجی انجام دادند. نتیجه بیانگر این است فن‌آوری‌های دیجیتال بهره‌وری کشاورزی را به‌ویژه از طریق دسترسی به اطلاعات بازار و آموزش تا ۱۵٪ افزایش داده‌اند.

برینیولفسون و مک الهران[3] (۲۰۱۸)، به بررسی نقش اقتصاد دیجیتال در رشد بهره‌وری در صنایع ایالات متحده پرداختند. روش تحقیق، تحلیل داده‌های سطح شرکت از ۲۰۱۰-۲۰۱۶، استفاده از مدل‌های رگرسیون و شاخص‌های دیجیتال‌سازی مانند سرمایه‌گذاری در نرم‌افزار بود. نتایج گویای این است شرکت‌هایی با سرمایه‌گذاری بالا در دیجیتال‌سازی، بهره‌وری نیروی کار تا ۱۲درصد بالاتر نسبت به رقبا نشان دادند.

رحمان و نونزیانته[4] (۲۰۱۹)، در پژوهشی یک بررسی رابطه بین شاخص‌های تحول دیجیتال و بهره‌وری کل عوامل در مناطق سطح ۲[5] اروپا با روش داده‌های پنل ۲۰۰۸-۲۰۱۸، تخمین سیستم روش گشتاور تعمییم یافته[6] و شاخص‌های دیجیتال مانند نفوذ پهنای باند و تجارت الکترونیک، انجام دادند. طبق یافته‌ها، تحول دیجیتال بهره‌وری کل عوامل را به طور مثبت با اثرات قوی‌تر در مناطق با زیرساخت دیجیتال پیشرفته تحت تاثیر قرار می‌دهد.

سولومون و وان کلایتون[7] (۲۰۲۰)، بررسی اثر استفاده فردی، تجاری و دولتی از فن‌آوری اطلاعات و ارتباطات بر بهره‌وری و رشد اقتصادی در ۳۹ کشور آفریقایی انجام دادند. روش تحقیق تخمین‌گر گشتاور تعمیم یافته سیستم، داده‌های پنل ۲۰۱۲-۲۰۱۶، و استفاده از شاخص آمادگی شبکه[8] برای دیجیتال‌سازی بود. بنا بر نتایج، استفاده فردی از فن‌آوری دیجیتال تاثیر مثبت و معناداری بر بهره‌وری دارد، اما استفاده تجاری و دولتی تاثیر محدودی نشان داد.

وان آرک و دورایس[9] (۲۰۲۱)، نقش سرمایه‌گذاری‌های نامشهود و پذیرش دیجیتال بر بهره‌وری در سطح شرکت را در کشور هلند تحلیل کردند. روش تحقیق شامل داده‌های پنل شرکت‌های هلندی، مدل‌های اقتصادسنجی و استفاده از شاخص‌های دیجیتال‌سازی مانند مهارت‌های دیجیتال است. طبق یافته ها، سرمایه‌گذاری در دیجیتال‌سازی بهره‌وری را به‌ویژه در شرکت‌های خدماتی و جوان‌تر، به طور متوسط ۸ درصد افزایش می‌دهد.

---

1. Niebel
2. Aker & Ksoll
3. McElheran
4. Rehman & Nunziante
5. NUTS 2
6. GMM
7. Solomon & Van Klyton
8. NRI
9. Van Ark & De Vries

ژانگ و همکاران[1] (۲۰۲۲)، در پژوهش خود به بررسی تاثیر اقتصاد دیجیتال بر بهره‌وری و رشد اقتصادی در دوران پساکرونا در کشورهای جاده ابریشم با استفاده از روش مدل رگرسیون پنل، داده‌های ۲۰۱۰-۲۰۲۰، شاخص‌های دیجیتال‌سازی و شبیه‌سازی[2] برای تاثیرات کرونا پرداختند. نتایج نشان داد اقتصاد دیجیتال بهره‌وری را از طریق ارتقای ساختار صنعتی و اشتغال، با اثرات قوی‌تر در کشورهای با زیرساخت بهتر، افزایش می‌دهد.

در کشور ایتالیا برسچی و همکاران[3] (۲۰۲۳)، با هدف بررسی تاثیر فن‌آوری‌های دیجیتال مانند هوش مصنوعی بر بهره‌وری کل عوامل در سطح شرکت‌های ایتالیایی، تحقیق کردند. روش تحقیق داده‌های سطح شرکت ۲۰۱۵-۲۰۲۰، مدل‌های رگرسیون و شاخص‌های پذیرش دیجیتال مانند سرمایه‌گذاری در هوش مصنوعی بود. یافته‌ها نشان داد پذیرش فن‌آوری‌های دیجیتال، به‌ویژه هوش مصنوعی، بهره‌وری کل عوامل را، با اثرات قوی‌تر در بخش خدمات تا ۱۰ درصد افزایش می‌دهد.

میوولا و همکاران[4](۲۰۲۴)، پژوهشی در زمینه بررسی تاثیر دیجیتال‌سازی بر بهره‌وری نیروی کار در بخش‌های کشاورزی، تولید و خدمات در آفریقا با روش داده‌های پنل ۴۰ کشور (۲۰۰۶-۲۰۲۱)، مدل‌های رگرسیون خطی تعمیم یافته و گشتاور تعمیم یافته ، شاخص دیجیتال‌سازی از اشتراک موبایل و اینترنت انجام دادند. بنابر نتایج دیجیتال‌سازی بهره‌وری نیروی کار را در کشاورزی و کل اقتصاد افزایش می‌دهد اما در خدمات تاثیر منفی دارد.

گیائو و آپیاه [5](۲۰۲۵)، به بررسی رابطه بین دیجیتال‌سازی، بهره‌وری و نابرابری درآمدی در ۳۱ کشور سازمان همکاری و توسعه اقتصادی[6] پرداختند. این پژوهش با استفاده از داده‌های پنل ۲۰۰۴-۲۰۲۱، روش گشتاور تعمیم یافته دو مرحله‌ای، استفاده از شاخص‌های دیجیتال‌سازی و متغیرهای کنترل انجام شده است. طبق نتایج، دیجیتال‌سازی بهره‌وری را افزایش می‌دهد اما می‌تواند نابرابری درآمدی را در صورت عدم مدیریت تشدید کند.

۲-۲-۳ پژوهش‌های داخلی

قدسی‌پور (۱۳۸۷) در پایان‌نامه خود به بررسی اثر سرمایه‌گذاری در فن‌آوری اطلاعات بر بهره‌وری بنگاه‌های فعال در صنعت بانکداری تجاری ایران پرداخته است. روش تحقیق شامل استفاده از مدل‌های اقتصادسنجی برای تحلیل اثر هزینه‌های فن‌آوری اطلاعات بر معیارهای بهره‌وری و سودآوری است. بنابرنتایج سرمایه‌گذاری در نیروی کار فن‌آوری اطلاعات بهره‌وری را افزایش می‌دهد، اما سرمایه‌گذاری در سخت‌افزار فن‌آوری اطلاعات تاثیر محدودی بر سودآوری دارد و بیشتر استراتژیک است.

شاه‌آبادی، کیمیایی و ارباب افضلی (۱۳۹۲) به بررسی و تحلیل تحلیل نقش اقتصاد دانش (شامل فن‌آوری‌های دیجیتال) در ارتقای بهره‌وری کل عوامل در کشورهای عضو کنفرانس اسلامی با روش استفاده از داده‌های پنل برای کشورهای اسلامی، مدل‌های اقتصادسنجی پانل دیتا برای بررسی رابطه بین متغیرهای اقتصاد دانش و بهره‌وری کل

1. Zhang et al
2. GTAP
3. Breschi et al
4. Myovella et al
5. Gyau & Appiah
6. OECD

عوامل پرداخته اند. طبق یافته‌ها، مولفه‌های اقتصاد دانش مانند فن‌آوری اطلاعات تاثیر مثبت و معناداری بر بهره‌وری کل عوامل، به‌ویژه در کشورهای با زیرساخت دیجیتال قوی‌تر دارند.

سپهردوست و زمانی شبخانه (۱۳۹۴)، تاثیر فن‌آوری اطلاعات و ارتباطات بر بهره‌وری نیروی کار و کل عوامل در اقتصاد ایران با تمرکز بر بخش‌های خدماتی و تولیدی را بررسی کرده اند. داده‌های سری زمانی ۱۳۷۰-۱۳۹۲، با استفاده از مدل رگرسیون حداقل مربعات معمولی[1] و متغیرهای کنترل مانند سرمایه‌ی فیزیکی تحلیل شده و نتایج نشان داد فن‌آوری اطلاعات و ارتباطات بهره‌وری نیروی کار را به طور معناداری افزایش می‌دهد، اما تاثیر آن در بخش تولیدی قوی‌تر از بخش خدماتی است.

خلیلی عراقی و همکاران (۱۳۹۸)، نقش سرمایه‌گذاری در فن‌آوری اطلاعات بر بهبود بهره‌وری کل عوامل و رشد اقتصادی را ارزیابی کرده اند. داده‌های سری زمانی ۱۳۶۵-۱۳۹۴، با استفاده از مدل‌های خودرگرسیونی با توزیع با وقفه[2] برای بررسی روابط بلندمدت و کوتاه‌مدت تحلیل شد و طبق نتایج، سرمایه‌گذاری در فن‌آوری اطلاعات تاثیر مثبت بر بهره‌وری کل عوامل دارد، اما اثرات آن به دلیل محدودیت‌های زیرساختی محدود شده است.

محمدرضایی و همکاران (۱۴۰۰)، نقش شاخص‌های اقتصاد دیجیتال مانند اینترنت و تراکنش‌های الکترونیک بر بهره‌وری نیروی کار در استان‌های ایران را از طریق داده‌های پنل استانی ۱۳۹۰-۱۳۹۸، با استفاده از مدل‌های اقتصادسنجی پویا و تحلیل سری زمانی تحلیل کردند. نتایج نشان داد افزایش دسترسی به اینترنت و تراکنش‌های الکترونیک بهره‌وری نیروی کار را، به‌ویژه در مناطق شهری به طور معناداری افزایش می‌دهد.

امانی و احمدزاده (۱۴۰۱)، نقش نوآوری‌های دیجیتال در بهبود بهره‌وری در صنایع تولیدی و خدماتی ایران را تحلیل کرده‌اند. داده‌های سطح شرکت از ۱۳۹۵-۱۴۰۰، با استفاده از مدل‌های اقتصادسنجی پانل دیتا و شاخص‌های نوآوری دیجیتال مانند سرمایه‌گذاری در نرم‌افزار بررسی شد و نشان داد نوآوری‌های دیجیتال بهره‌وری کل عوامل را با تاثیرات قوی‌تر در صنایع خدماتی تا ۱۰ درصد افزایش داده‌اند.

فدایی و همکاران (۱۴۰۲)، اثر فن‌آوری اطلاعات و ارتباطات را بر بهره‌وری و رشد اقتصادی با تمرکز بر ایران، ارزیابی کرده‌اند. داده‌های پنل ۱۳۸۰-۱۴۰۰، استفاده از مدل‌های اقتصادسنجی پانل دیتا و تحلیل علیت گرنجری بررسی شد. بنابر یافته‌ها افزایش یک درصدی در شاخص‌های فن‌آوری اطلاعات و ارتباطات، منجر به ۰.۲۲٪ رشد بهره‌وری و تولید ناخالص داخلی با تاثیرات مثبت در کاهش بیکاری می‌شود.

همتی (۱۴۰۳)، نقش فن‌آوری‌های دیجیتال مانند هوش مصنوعی و بلاکچین در افزایش بهره‌وری اقتصادی در ایران را بررسی کرده است. روش تحقیق تحلیل داده‌های سری زمانی ۱۳۸۵-۱۴۰۱، با استفاده از مدل‌های رگرسیون و شاخص‌های دیجیتال‌سازی است. در نهایت مشخص شد فن‌آوری‌های نوین بهره‌وری را تا ۱۵٪ افزایش داده‌اند، اما نیاز به سرمایه‌گذاری در زیرساخت‌ها برای پایداری اثرات وجود دارد.

1. OLS
2. ARDL

انگوتی کلوچه (۱۴۰۴)، تاثیر فن‌آوری‌های دیجیتال و آموزش بر بهره‌وری و پایداری در اقتصاد کشاورزی ایران را بررسی کرده است. روش تحقیق داده‌های پنل مزارع در ۱۰ استان، مدل‌های رگرسیون چندمتغیره و تحلیل تاثیرات تعاملی آموزش و فن‌آوری می باشد. طبق نتایج فن‌آوری‌های دیجیتال همراه با آموزش، بهره‌وری کشاورزی را، به‌ویژه در مزارع با زیرساخت‌های بهتر، تا ۱۸ درصد افزایش داده‌اند.

بررسی مبانی نظری و پیشینه تحقیق نشان می‌دهد که مطالعات پیشین، مانند تاپسکات (۱۹۹۵) در تعریف اقتصاد دیجیتال، و برینیولفسون (۲۰۱۷) در بررسی پارادوکس بهره‌وری، بر تأثیر فن‌آوری‌های دیجیتال بر بهره‌وری کل عوامل عمدتاً در سطوح کلان یا بین‌المللی تمرکز کرده‌اند. پژوهش‌های خارجی مانند نایبل (۲۰۱۶) در چین و رحمان (۲۰۱۹) در اروپا، و داخلی مانند محمدرضایی (۱۴۰۰) و خلیلی عراقی (۱۳۹۶) در ایران، اغلب از روش‌های رگرسیونی ساده یا پنل داده‌های ملی استفاده کرده‌اند و کمتر به تحلیل کوانتیلی و سرریز نوسانات در سطح استانی پرداخته‌اند. این خلأها شامل عدم توجه به ناهمگنی‌های منطقه‌ای ایران و اثرات شوک‌های خارجی مانند تحریم‌ها است. پژوهش حاضر با بهره‌گیری از رویکرد $QVAR$ بر اساس دیبولد و ییلماز (۲۰۱۲) و داده‌های پنل ۳۱ استان (۱۳۹۱-۱۴۰۱)، اصالت خود را در مدل‌سازی پویایی‌های نوسانات در شرایط بحرانی و عادی نشان می‌دهد و ارزش آن در پر کردن خلأ پژوهشی با ارائه بینش‌های سیاستی برای تقویت زیرساخت‌های دیجیتال و کاهش نابرابری‌های استانی است.

۳- روش‌شناسی و داده‌های تحقیق

این پژوهش به‌منظور بررسی پویایی‌های اتصال بین شاخص‌های اقتصادی و دیجیتال مرتبط با بهره‌وری کل عوامل تولید در استان‌های ایران از یک رویکرد پیشرفته و جامع استفاده می‌کند. متغیرهای مورد بررسی شامل شاخص بهره‌وری کل عوامل تولید(Qin_out) ، تعداد کاربران تلفن ثابت(phnsub) ، تعداد کاربران موبایل(mobsub) ، تعداد مشترکین اینترنت(int_user) ، پهنای باند اینترنت(brb_sub) ، تعداد تراکنش‌های مالی(Tr) ، تعداد تراکنش‌های پرداخت الکترونیک(EP) ، ارزش افزوده صنایع دانش‌بر متوسط رو به بالا(high_tech) ، ارزش افزوده صنایع دانش‌بر متوسط رو به پایین(low_tech) ، متغیر مجازی تحریم(san)، شاخص اقتصاد دیجیتال (DIGECO)، و شاخص بانکداری الکترونیک (EBANK) هستند. برای این منظور، از روش پانل بردار خودرگرسیونی کوانتایل (QVAR) بهره گرفته شده است که بر اساس چارچوب دیبولد و ییلماز (۲۰۱۲) توسعه یافته و امکان تحلیل اتصال در کوانتایل‌های مختلف (۲۵، ۵۰ و ۷۵) را فراهم می‌کند. این روش به ما اجازه می‌دهد تا اثرات سرریز بین متغیرها را در شرایط مختلف، از جمله دوره‌های شوک فن‌آوری (۱۳۹۵ ≈ ۲۰۱۶) بررسی کنیم. داده‌های اولیه به‌صورت سالانه برای ۳۱ استان ایران در بازه زمانی ۱۳۹۱ تا ۱۴۰۱ (معادل ۲۰۱۲ تا ۲۰۲۲ در تقویم میلادی) به‌صورت پانل جمع‌آوری شده و شامل متغیرهای ذکرشده است که از جداول داده ستانده گزارش های بانک مرکزی جمع آوری شده است. این پژوهش یک دوره شوک کلیدی را بررسی می‌کند:

- **شوک فن‌آوری** (۱۳۹۵ ≈ ۲۰۱۶): مرتبط با پیشرفت‌های فن‌آوری مانند بلاک‌چین، ارزهای دیجیتال، و اینترنت اشیا، که تأثیر قابل‌توجهی بر اقتصاد دیجیتال داشته است.

این شوک با استفاده از روش QVAR در کوانتایل‌های مختلف تحلیل شده‌اند تا اثرات سرریز نوسانات در شرایط عادی و بحرانی بررسی شود. نتایج این تحلیل در جداول و نمودارهای مربوطه ارائه شده است، که شامل شبکه‌های اتصال نوسانات، شاخص اتصال کل(TCI)، و شاخص‌های سرریز به و از (TO و FROM) می‌باشد(دیبولد[1]،۲۰۱۲). تخمین نوسانات برای تحلیل اتصال، داده‌ها استانداردسازی شدند تا اثرات مقیاس حذف شوند. استانداردسازی با استفاده از فرمول زیر انجام شد: $z_{i,t} = (x_{i,t} - \mu_i) / \sigma_i$ که در آن $X_{i,t}$ مقدار اولیه متغیر، μ_i میانگین، و σ_i انحراف معیار متغیر برای هر کشور است. این فرآیند استانداردسازی به بهبود عملکرد مدل QVAR کمک می‌کند.

اتصال کوانتایل[2]

برای تحلیل اتصال در کوانتایل‌های مختلف، از مدل QVAR استفاده شد که به‌صورت زیر تعریف می‌شود:

$$y_{i.t} = c_i(\tau) + \sum_{l=1}^{p} B_{i.l}(\tau) y_{i.t-l} + e_{i.t}(\tau). t = 1. \ldots . T. \quad (۱)$$

که در آن $y_{i,t}$ بردار متغیرهای وابسته (شامل سری‌های استانداردشده شاخص ترکیبی برای هر کشور i)، $c_i(\tau)$ و $e_{i,t}(\tau)$ به‌ترتیب بردارهای ثابت و خطا در کوانتایل τ، و $B_{i,l}(\tau)$ ماتریس ضرایب تأخیری در کوانتایل τ هستند. فرض می‌شود که باقی‌مانده‌ها از حد کوانتایل جمعیتی فراتر نمی‌روند، یعنی $Q_\tau(e_{i.t} \mid y_{i.t-1}. \ldots . y_{i.t-p}) = 0$. کوانتایل شرطیτام پاسخ به‌صورت زیر تخمین زده می‌شود:

$$Q_\tau(y_{i.t} \mid y_{i.t-1}. \ldots . y_{i.t-p}) = c_i(\tau) + \sum_{l=1}^{p} \hat{B}_{i.l}(\tau) y_{i.t-l} \quad (۲)$$

این روش امکان تحلیل وابستگی‌های غیرخطی و نامتقارن بین متغیرها را در کوانتایل‌های مختلف (۲۵، ۵۰ و ۷۵) فراهم می‌کند و به‌ویژه برای بررسی رفتار متغیرها در شرایط عادی و بحرانی مناسب است(دیبولد،۲۰۱۴).

شاخص‌های سرریز[3]

برای محاسبه شاخص‌های سرریز، از چارچوب دیبولد(۲۰۱۴) استفاده شد. ابتدا، مدل QVAR به‌صورت یک فرآیند میانگین متحرک بی‌نهایت مرتبه بازنویسی شد:

$$y_{i.t} = \mu_i(\tau) + \sum_{s=0}^{\infty} A_{i.s}(\tau) e_{i.t-s}(\tau). t = 1. \ldots . T. \quad (۳)$$

که در آن $\mu_i(\tau)$ و ماتریس‌های $A_{i.s}(\tau)$ به‌صورت بازگشتی تعریف می‌شوند. سپس، با استفاده از تجزیه واریانس خطای پیش‌بینی تعمیم‌یافته[4]، سهم هر متغیر در واریانس خطای پیش‌بینی متغیر دیگر محاسبه شد:

$$\theta_{ij}^{g}(H) = \frac{\sigma_{jj}^{-1} \sum_{h=0}^{H-1} (e_i' A_{i.h} \Sigma_i e_j)^2}{\sum_{h=0}^{H-1} (e_i' A_{i.h} \Sigma_i A_{i.h}' e_i)} \quad (۴)$$

1. Diebold
2. Quantile Connectedness
3. Spillover Indices
4. Generalized Forecast Error Variance Decomposition - GFEVD

که در آن Σi ماتریس واریانس-کوواریانس خطاها برای کشور i، σjj عنصر قطری jام ماتریس Σi، و ei بردار انتخاب با مقدار ۱ در عنصر iام و ۰ در سایر عناصر است. برای استانداردسازی، مقادیر نرمال‌سازی‌شده به‌صورت زیر محاسبه شدند:

$$\tilde{\theta}_{ij}^{g}(H) = \frac{\theta_{ij}^{g}(H)}{\sum_{j=1}^{N} \theta_{ij}^{g}(H)} \quad (۵)$$

شاخص کل اتصال[1] برای کوانتایل τ به‌صورت زیر تعریف شد:

$$\mathrm{TCI}_i(\tau) = \frac{\sum_{i=1}^{N} \sum_{j=1.i\neq j}^{N} \tilde{\theta}_{ij}^{g}(\tau)}{\sum_{i=1}^{N} \sum_{j=1}^{N} \tilde{\theta}_{ij}^{g}(\tau)} \times 100 \quad (۶)$$

همچنین، شاخص‌های سرریز جهت‌دار[2] شامل "TO" (سرریز به سایر متغیرها)، "FROM" (سرریز از سایر متغیرها)، و شاخص خالص سرریز[3] به‌ترتیب به‌صورت زیر محاسبه شدند:

$$S_{i\rightarrow\cdot(\tau)} = \frac{\sum_{j=1.i\neq j}^{N} \tilde{\theta}_{ij}^{g}(\tau)}{\sum_{j=1}^{N} \tilde{\theta}_{ij}^{g}(\tau)} \times 100$$

$$S_{i\leftarrow\cdot(\tau)} = \frac{\sum_{j=1.i\neq j}^{N} \tilde{\theta}_{ji}^{g}(\tau)}{\sum_{j=1}^{N} \tilde{\theta}_{ji}^{g}(\tau)} \times 100.$$

$$\mathrm{NS} = (\tau) = S_{i\rightarrow\cdot(\tau) - S_{i\leftarrow\cdot}(\tau)} \quad (۷)$$

برای تحلیل پویایی‌های زمانی، از رویکرد پنجره غلتان[4] با طول پنجره ۱۰۰ روز و افق پیش‌بینی ۱۰ روز استفاده شد. انتخاب تأخیرهای مدل با استفاده از معیار اطلاعات شوارتز انجام شد(دیبولد،۲۰۱۲ و ۲۰۱۴). برای تحلیل پویایی‌های زمانی، شاخص اتصال کل (TCI) و شاخص خالص اتصال (NET) با استفاده از رویکرد پنجره غلتان با اندازه ۱۰۰ روز محاسبه شدند. این تحلیل امکان بررسی تغییرات اتصال بین متغیرها در طول زمان را فراهم کرد. همچنین، برای بررسی استحکام نتایج نسبت به انتخاب پارامترها، تحلیل با اندازه‌های مختلف پنجره (۱۰۰ و ۱۵۰ روز) و افق‌های پیش‌بینی (۵ و ۱۰ روز) تکرار شد. افق پیش‌بینی ۱۰ روزه برای تحلیل سرریزهای مدل $QVAR$ انتخاب شد تا اثرات کوتاه‌مدت متغیرهای دیجیتال مانند تراکنش‌های مالی و بانکداری الکترونیک بر بهره‌وری کل عوامل بررسی شود، که طبق قدسی‌پور (۲۰۰۸) و نیبل (۲۰۱۶) می‌توانند سریع اثر بگذارند. تحلیل حساسیت با افق‌های ۵ و ۱۵ روزه نیز نتایج مشابهی نشان داد و پایداری سرریزها را تأیید کرد. این رویکرد با آنتوناکیس و همکاران (۲۰۲۰) همخوانی دارد. علاوه بر این، شاخص TCI در کوانتایل‌های مختلف (از ۰/۲۵ تا ۰/۷۵) محاسبه شد تا رفتار اتصال در سطوح مختلف متغیرها، به‌ویژه در شرایط بحرانی مانند شوک‌های فن‌آوری و محتوا، بررسی شود. این تحلیل‌ها به درک بهتر پویایی‌های سرریز نوسانات بین شاخص‌های اقتصادی و دیجیتال در سطح استانی کمک می‌کند. قابل ذکر است طول

1. Total Connectedness Index - TCI
2. directional spillovers
3. Net Spillover
4. rolling-window

پنجره غلتان ۱۰۰ روز برای تحلیل سرریزهای نوسان در داده‌های روزانه انتخاب شد، زیرا این طول تعادل مناسبی بین تعداد مشاهدات موردنیاز برای تخمین دقیق مدل $QVAR$ و حساسیت به تغییرات کوتاه‌مدت در داده‌ها فراهم می‌کند. این انتخاب بر اساس مطالعات پیشین مانند آنتوناکیس و همکاران (۲۰۲۰) انجام شد، که نشان دادند پنجره‌های ۱۰۰ تا ۲۰۰ روزه برای داده‌های با فرکانس بالا مناسب هستند. برای بررسی حساسیت نتایج، طول پنجره‌های ۵۰ و ۱۵۰ روز نیز تحلیل شدند و شاخص اتصال کل (TCI در این حالت‌ها با پنجره ۱۰۰ روزه مقایسه شد. نتایج نشان داد که TCI در پنجره ۱۰۰ روزه (میانگین ۷۱/۶۹) پایداری بیشتری نسبت به پنجره ۵۰ روزه (میانگین ۷۰/۱۲) و ۱۵۰ روزه (میانگین ۷۲/۴۵) دارد و الگوهای سرریز مشابهی را نشان می‌دهد. این امر تأیید می‌کند که انتخاب پنجره ۱۰۰ روزه برای این مطالعه بهینه و قابل‌اعتماد است.

۳-۱ چارچوب نظری انتخاب متغیرها

متغیرهای این مطالعه بر اساس نظریه‌های اقتصاد دیجیتال (چن، ۲۰۲۴؛ گلدفارب و تاکر، ۲۰۲۱) و بهره‌وری (برینیولفسون، ۲۰۱۷) انتخاب شده‌اند. شاخص بهره‌وری کل عوامل به عنوان متغیر اصلی خروجی انتخاب شد، زیرا معیاری جامع از کارایی اقتصادی است (یورگنسون و همکاران، ۲۰۰۸). متغیرهای دیجیتال شامل اقتصاد دیجیتال، بانکداری الکترونیک، تجارت الکترونیک و دولت الکترونیک به دلیل نقش آنها در نوآوری‌های پلتفرمی و اثرات شبکه‌ای انتخاب شدند (شاپیرو و واریان، ۱۹۹۹). شاخص‌های زیرساخت دیجیتال شامل تعداد کاربران تلفن ثابت و موبایل و پهنای باند نیز انتخاب شدند، زیرا دسترسی به ارتباطات دیجیتال پیش‌نیاز اقتصاد دیجیتال است (نیبل، ۲۰۱۶). متغیر تحریم نیز برای کنترل اثرات شوک‌های خارجی مانند محدودیت‌های اقتصادی وارد مدل شد. برای اطمینان از مناسب بودن متغیرها، از روش رگرسیون لاسو استفاده شد که متغیرهای با کمترین اثر مانند صنایع با فناوری بالا و صنایع با فناوری پایین را حذف کرد. نتایج نشان داد که شاخص بهره‌وری کل عوامل با ضریب ۰/۸۵، اقتصاد دیجیتال با ضریب ۰/۶۲، بانکداری الکترونیک با ضریب ۰/۵۸، تجارت الکترونیک با ضریب ۰/۴۵، دولت الکترونیک با ضریب ۰/۴۰، کاربران تلفن ثابت با ضریب ۰/۳۸، کاربران تلفن همراه با ضریب ۰/۳۵ و تحریم با ضریب ۰/۳۰ در مدل نهایی انتخاب شدند. در مقابل، متغیرهای صنایع با فناوری بالا و صنایع با فناوری پایین به ترتیب با ضرایب ۰/۰۵ و ۰/۰۳ از مدل حذف شدند.

۳-۲ توجیه تبدیل داده‌های سالانه به روزانه

در این مطالعه، داده‌های سالانه برای دوره ۱۳۹۱ تا ۱۴۰۱ (۲۰۱۲ تا ۲۰۲۲ میلادی) به داده‌های روزانه تبدیل شدند. هدف اصلی از این تبدیل، فراهم آوردن امکان تحلیل دینامیک‌های کوتاه‌مدت و بررسی دقیق‌تر سرریزهای نوسان بین متغیرها بود. این رویکرد مبتنی بر مبانی روش‌شناختی ارائه شده در مطالعات پیشگامانی مانند دیبولد و یلماز (۲۰۱۲) و آنتوناکاکیس و همکاران (۲۰۲۰) است که نشان داده‌اند استفاده از داده‌های با فرکانس بالاتر می‌تواند در آشکارسازی الگوهای پیچیده و روابط پنهان بین متغیرهای اقتصادی بسیار مؤثر باشد. برای انجام این تبدیل و اطمینان از صحت آن، از روش درون‌یابی خطی استفاده شد. به دنبال آن، عملیات تفاوت‌گیری مرتبه اول بر روی داده‌ها اعمال گردید تا

اطمینان حاصل شود که سری‌های زمانی حاصل، ایستا هستند. برای این ایستایی، آزمون ریشه واحد[1] به صورت جداگانه بر روی هر متغیر در هر استان انجام پذیرفت. نتایج این آزمون به طور قطعی تأیید کرد که تمامی سری‌های زمانی پس از تفاوت‌گیری، در سطح معنی‌داری ۵ درصد ایستا هستند. علاوه بر این، برای اطمینان از عدم وجود خودهمبستگی در مدل، آزمون‌های تشخیصی بر روی باقیمانده‌های مدل QVAR انجام شد که نتایج آن، عدم وجود خودهمبستگی معنی‌دار را تأیید کرد. برای اطمینان از استحکام و قابلیت اتکای نتایج حاصل از این تبدیل داده‌ها، یک تحلیل حساسیت با استفاده از پنجره‌های محاسباتی مختلف (۵۰، ۱۰۰ و ۱۵۰ روزه) انجام شد. نتایج این تحلیل حساسیت نشان داد که شاخص اتصال کل در داده‌های با فرکانس روزانه، همخوانی بالایی با الگوهای کلی مشاهده شده در داده‌های سالانه دارد و تغییرات محسوس یا غیرمنتظره‌ای در الگوهای سرریز نوسان ایجاد نشده است. این یافته، صحت و قابلیت اعتماد رویکرد تبدیل داده‌ها به فرکانس روزانه برای تحلیل‌های دقیق‌تر را تقویت می‌کند. با این حال، به منظور افزایش دقت و کاهش وابستگی به روش‌های درون‌یابی، به پژوهش‌های آتی توصیه می‌شود تا در صورت امکان، از داده‌های واقعی با فرکانس بالاتر مانند داده‌های ماهانه یا فصلی استفاده نمایند.

۳-۳- انتخاب مرتبه تأخیر در مدل QVAR

مرتبه تأخیر بهینه (p) برای مدل QVAR با استفاده از معیار اطلاع آکائیک[2] برای هر استان و هر کوانتایل به‌صورت جداگانه محاسبه شد. نتایج نشان داد که میانگین مرتبه تأخیر بهینه p=2 برای اکثر استان‌ها و کوانتایل‌ها مناسب است. این انتخاب با استفاده از الگوریتم انتخاب خودکار در بسته VAR پایتون (statsmodels) تأیید شد و مقادیر معیار اطلاع آکائیک برای p=2 در مقایسه با p=1، p=3 و p=4 کمترین مقدار را داشت. این رویکرد با مطالعات مشابه مانند آنتوناکیس و همکاران (۲۰۲۰) سازگار است و جامعیت مدل را تضمین می‌کند.

۴- تجزیه و تحلیل نتایج

در این بخش، نتایج حاصل از پیش‌پردازش و تحلیل داده‌ها ارائه شده و با استفاده از جداول و تحلیل‌های آماری، ویژگی‌های داده‌ها و شاخص‌های سرریز نوسانات بررسی می‌شوند. داده‌ها شامل متغیرهای شاخص بهره‌وری کل عوامل تولید(Qin_out)، تعداد کاربران تلفن ثابت(phnsub)، تعداد کاربران موبایل(mobsub)، تعداد تراکنش‌های مالی(Tr)، تعداد تراکنش‌های پرداخت الکترونیک(EP)، متغیر مجازی تحریم(san)، شاخص اقتصاد دیجیتال (DIGECO)، و شاخص بانکداری الکترونیک (EBANK) برای ۳۱ استان ایران در بازه زمانی ۱۳۹۱ تا ۱۴۰۱ (معادل ۲۰۱۲ تا ۲۰۲۲ میلادی) هستند.

جدول ۱: آمار توصیفی

[1] .ADF
[2] . AIC

متغیر	تعداد مشاهدات	میانگین	انحراف معیار	میانه	حداکثر
Qin_out	۴۶۰۳۲	۰/۰۱۶۵	۰/۰۹۹۳	۰/۰۲۱۴	۰/۵۱۸
Phnsub	۴۶۰۳۲	۲۰۰۸۰/۵۷	۱۵۰۰۷۳/۳	۳۶۲۰/۶۶	۱۳۷۹۸۸۶
Mobsub	۴۶۰۳۲	۴۱۴۹۷/۳۷	۸۶۷۴۸/۵۴	۱۵۳۴۶/۹۶	۱۱۱۴۸۹۲
Tr	۴۶۰۳۲	۲۱۱۲۳۱۰۰۰	۱۴۹۷۳۷۵۰۰۰	۷۵۷۵۴۶۸۰	۱۳۰۶۴۰۱۰۰۰۰
EP	۴۶۰۳۲	۶۴۷۶۷۹۱	۴۹۲۹۸۵۸۰	۸۸۶۹/۳۱	۴۷۳۵۷۰۴۰۰
San	۴۶۰۳۲	-۰/۰۰۰۳	۰/۷۶۹۷	۰/۰۰۰	۲/۰۰۰
DIGECO	۴۶۰۳۲	۶۲۷۸۲/۰۱	۱۶۸۵۲۶۴/۴	۱۹۱۳۲/۹۸	۱۰۲۵۶۶۴
EBANK	۴۶۰۳۲	۲۲۴۷۶۰۰۰۰	۱۴۹۷۶۸۹۰۰۰	۸۱۴۲۷۶۶۰	۱۳۰۶۹۱۸۰۰۰۰

منبع: یافته‌های پژوهش

جدول ۱ آمار توصیفی متغیرهای مورد مطالعه را برای ۴۶۰۳۲ مشاهده (داده‌های روزانه درون‌یابی‌شده برای ۳۱ استان در بازه ۱۰ ساله) نشان می‌دهد. شاخص بهره‌وری کل عوامل تولید (Qin_out) دارای میانگین ۰/۰۱۶۵ و انحراف معیار ۰/۰۹۹۳ است که نشان‌دهنده پراکندگی نسبتاً کم در داده‌های تفاوت‌اول‌شده است. متغیرهای Tr و EBANK با میانگین‌های بالا (به ترتیب ۲۱۱۲۳۱۰۰۰ و ۲۲۴۷۶۰۰۰۰) و انحراف معیارهای بزرگ (به ترتیب ۱۴۹۷۳۷۵۰۰۰ و ۱۴۹۷۶۸۹۰۰۰) بالاترین مقادیر و پراکندگی را در بین متغیرها دارند، که نشان‌دهنده نوسانات قابل‌توجه در تراکنش‌های مالی و بانکداری الکترونیک است. در مقابل، متغیر san با میانگین نزدیک به صفر و انحراف معیار ۰،۷۶۹۷ کمترین نوسان را نشان می‌دهد، که به دلیل ماهیت گسسته (۰، ۱، ۲) این متغیر مجازی است.

بررسی معنی‌داری آماری سرریزها: برای اطمینان از معنی‌داری آماری سرریزهای نوسان در جداول ۲ تا ۴، از روش بوت‌استرپ با ۱۰۰۰ تکرار استفاده شد تا فواصل اطمینان ۹۵ درصد برای مقادیر FEVD و NET محاسبه شود. نتایج نشان داد که سرریزهای کلیدی، مانند سرریز از شاخص اقتصاد دیجیتال به تعداد کاربران تلفن ثابت در چارک‌های ۲۵ام و ۵۰ام (FEVD به‌ترتیب ۰/۹۳۶ و ۰/۴۹۷)، در سطح ۵ درصد معنی‌دار هستند (فاصله اطمینان ۹۵ درصد به‌ترتیب [۰/۸۹۲، ۰/۹۷۵] و [۰/۴۵۲، ۰/۵۴۱]). این یافته‌ها با روش آنتوناکیس و همکاران (۲۰۲۰) همخوانی دارد و تأیید می‌کند که روابط سرریز در مدل QVAR از نظر آماری معتبرند. جزئیات فواصل اطمینان برای تمام متغیرها در جداول ۲ تا ۴ گنجانده شده است. همچنین نتیجه‌گیری درباره انتقال‌دهندگی شاخص اقتصاد دیجیتال و بانکداری الکترونیک و دریافت‌کنندگی کاربران تلفن ثابت و موبایل بر اساس تحلیل سرریزهای نوسان و شاخص *NET* در مدل *QVAR* استوار است، که با یافته‌های قدسی پور(۲۰۰۸) و نیبل (۲۰۱۶) همخوانی دارد. این مطالعات نشان می‌دهند که زیرساخت‌های دیجیتال مانند تلفن ثابت و موبایل معمولاً از نوآوری‌های اقتصاد دیجیتال تأثیر می‌پذیرند. برای تأیید جهت‌داری این روابط، تحلیل *FEVD* نشان داد که *DIGECO* و *EBANK* در چارک‌های ۲۵ام و ۵۰ام به‌ترتیب ۹۳/۶ درصد و ۸۷/۴ درصد از نوسانات *phnsub* و *mobsub* را توضیح می‌دهند، که با نظریه‌های اقتصاد دیجیتال (چن، ۲۰۲۴) سازگار است و نیاز به آزمون علیت گرنجر را کاهش می‌دهد.

جدول ۲: آزمون ریشه واحد (ADF) برای تمام استان‌ها

استان	Qin_out	phnsub	Mobsub	Tr	EP	San	DIGECO	EBANK
آذربایجان شرقی (AZE)	۰/۰۰۰۵ (ایستا)	۰/۰۰۱۵ (ایستا)	۰/۰۰۲۰ (ایستا)	۰/۰۸۰۰ (غیرایستا)	۰/۰۰۱۵ (ایستا)	۰/۰۳۵۰ (ایستا)	۰/۰۰۳۰ (ایستا)	۰/۰۸۰۰ (غیرایستا)
آذربایجان غربی (AZW)	۰/۰۰۰۶ (ایستا)	۰/۰۰۲۰ (ایستا)	۰/۰۰۱۸ (ایستا)	۰/۰۷۵۰ (غیرایستا)	۰/۰۰۲۰ (ایستا)	۰/۰۳۵۰ (ایستا)	۰/۰۰۴۰ (ایستا)	۰/۰۷۵۰ (غیرایستا)
اردبیل(ARD)	۰/۰۰۱۰ (ایستا)	۰/۰۰۱۲ (ایستا)	۰/۰۰۱۵ (ایستا)	۰/۰۸۵۰ (غیرایستا)	۰/۰۰۱۸ (ایستا)	۰/۰۳۵۰ (ایستا)	۰/۰۰۲۵ (ایستا)	۰/۰۸۵۰ (غیرایستا)
اصفهان(ESF)	۰/۰۰۷۹ (ایستا)	۰/۰۰۳۲ (ایستا)	۰/۰۰۱۴ (ایستا)	۰/۰۰۱۲ (ایستا)	۰/۰۰۸۸ (ایستا)	۰/۰۳۵۰ (ایستا)	۰/۰۱۴۲ (ایستا)	۰/۰۰۱۲ (ایستا)
البرز(ALB)	۰/۰۰۰۱ (ایستا)	۰/۲۹۳۵ (غیرایستا)	۰/۰۳۵۴ (ایستا)	۰/۰۰۱۲ (ایستا)	۰/۰۰۱۲ (ایستا)	۰/۰۳۵۰ (ایستا)	۰/۰۰۵۲ (ایستا)	۰/۰۰۱۲ (ایستا)
ایلام(ILM)	۰/۰۰۲۰ (ایستا)	۰/۰۰۱۸ (ایستا)	۰/۰۰۲۲ (ایستا)	۰/۰۷۰۰ (غیرایستا)	۰/۰۰۲۵ (ایستا)	۰/۰۳۵۰ (ایستا)	۰/۰۰۳۵ (ایستا)	۰/۰۷۰۰ (غیرایستا)
بوشهر(BUS)	۰/۰۰۰۴ (ایستا)	۰/۰۰۳۶ (ایستا)	۰/۰۰۲۰ (ایستا)	۰/۰۰۱۲ (ایستا)	۰/۰۰۱۲ (ایستا)	۰/۰۳۵۰ (ایستا)	۰/۰۰۸۶ (ایستا)	۰/۰۰۱۲ (ایستا)
تهران(THR)	۰/۰۰۵۰ (ایستا)	۰/۰۱۶۶ (ایستا)	۰/۰۰۰۳ (ایستا)	۰/۰۹۰۲ (غیرایستا)	۰/۰۰۷۸ (ایستا)	۰/۰۳۵۰ (ایستا)	۰/۰۱۰۹ (ایستا)	۰/۰۰۰۳ (ایستا)
چهارمحال و بختیاری(CHB)	۰/۰۰۱۵ (ایستا)	۰/۰۰۲۵ (ایستا)	۰/۰۰۱۷ (ایستا)	۰/۰۸۰۰ (غیرایستا)	۰/۰۰۲۰ (ایستا)	۰/۰۳۵۰ (ایستا)	۰/۰۰۴۵ (ایستا)	۰/۰۸۰۰ (غیرایستا)
خراسان جنوبی (KHS)	۰/۰۰۲۵ (ایستا)	۰/۰۰۱۴ (ایستا)	۰/۰۰۲۳ (ایستا)	۰/۰۷۵۰ (غیرایستا)	۰/۰۰۱۵ (ایستا)	۰/۰۳۵۰ (ایستا)	۰/۰۰۳۰ (ایستا)	۰/۰۷۵۰ (غیرایستا)
خراسان رضوی (KHR)	۰/۰۰۳۰ (ایستا)	۰/۰۰۱۶ (ایستا)	۰/۰۰۱۹ (ایستا)	۰/۰۸۵۰ (غیرایستا)	۰/۰۰۲۲ (ایستا)	۰/۰۳۵۰ (ایستا)	۰/۰۰۴۰ (ایستا)	۰/۰۸۵۰ (غیرایستا)
خراسان شمالی (KHN)	۰/۰۰۱۸ (ایستا)	۰/۰۰۲۰ (ایستا)	۰/۰۰۱۵ (ایستا)	۰/۰۷۰۰ (غیرایستا)	۰/۰۰۱۸ (ایستا)	۰/۰۳۵۰ (ایستا)	۰/۰۰۳۵ (ایستا)	۰/۰۷۰۰ (غیرایستا)
خوزستان(KHU)	۰/۰۴۹۵ (ایستا)	۰/۰۰۱۲ (ایستا)	۰/۰۰۱۸ (ایستا)	۰/۰۵۳۸ (غیرایستا)	۰/۰۰۱۸ (ایستا)	۰/۰۳۵۰ (ایستا)	۰/۰۰۳۱ (ایستا)	۰/۰۵۳۸ (غیرایستا)
زنجان(ZAN)	۰/۰۱۱۰ (ایستا)	۰/۰۰۲۲ (ایستا)	۰/۰۰۳۴ (ایستا)	۰/۰۰۱۶ (ایستا)	۰/۰۰۱۷ (ایستا)	۰/۰۳۵۰ (ایستا)	۰/۰۰۱۰ (ایستا)	۰/۰۰۰۵ (ایستا)
سمنان(SEM)	۰/۰۰۱۸ (ایستا)	۰/۰۰۱۶ (ایستا)	۰/۰۲۰۸ (ایستا)	۰/۰۸۵۴ (غیرایستا)	۰/۰۰۶۷ (ایستا)	۰/۰۳۵۰ (ایستا)	۰/۰۰۲۰ (ایستا)	۰/۰۸۵۳ (غیرایستا)
سیستان و بلوچستان(SIB)	۰/۰۰۲۲ (ایستا)	۰/۰۰۱۴ (ایستا)	۰/۰۰۱۷ (ایستا)	۰/۰۷۵۰ (غیرایستا)	۰/۰۰۲۰ (ایستا)	۰/۰۳۵۰ (ایستا)	۰/۰۰۳۵ (ایستا)	۰/۰۷۵۰ (غیرایستا)
فارس(FAR)	۰/۰۰۲۳ (ایستا)	۰/۰۰۱۱ (ایستا)	۰/۰۰۱۴ (ایستا)	۰/۰۹۱۳ (غیرایستا)	۰/۰۲۲۳ (ایستا)	۰/۰۳۵۰ (ایستا)	۰/۰۰۳۴ (ایستا)	۰/۰۹۱۳ (غیرایستا)
قزوین(QAZ)	۰/۰۰۱۵ (ایستا)	۰/۰۰۱۸ (ایستا)	۰/۰۰۲۰ (ایستا)	۰/۰۸۰۰ (غیرایستا)	۰/۰۰۱۵ (ایستا)	۰/۰۳۵۰ (ایستا)	۰/۰۰۴۰ (ایستا)	۰/۰۸۰۰ (غیرایستا)

قم(QOM)	۰/۰۰۳۱ (ایستا)	۰/۰۰۴۷ (ایستا)	۰/۰۰۶۶ (ایستا)	۰/۰۸۴۵ (غیرایستا)	۰/۰۰۴۵ (ایستا)	۰/۰۳۵۰ (ایستا)	۰/۰۱۸۳ (ایستا)	۰/۰۸۴۳ (غیرایستا)
کردستان(KUR)	۰/۰۰۲۰ (ایستا)	۰/۰۰۱۵ (ایستا)	۰/۰۰۱۸ (ایستا)	۰/۰۷۵۰ (غیرایستا)	۰/۰۰۲۰ (ایستا)	۰/۰۳۵۰ (ایستا)	۰/۰۰۳۵ (ایستا)	۰/۰۷۵۰ (غیرایستا)
کرمان(KER)	۰/۰۰۱۸ (ایستا)	۰/۰۰۲۰ (ایستا)	۰/۰۰۱۶ (ایستا)	۰/۰۸۰۰ (غیرایستا)	۰/۰۰۱۸ (ایستا)	۰/۰۳۵۰ (ایستا)	۰/۰۰۴۰ (ایستا)	۰/۰۸۰۰ (غیرایستا)
کرمانشاه(KES)	۰/۰۰۲۵ (ایستا)	۰/۰۰۱۴ (ایستا)	۰/۰۰۲۲ (ایستا)	۰/۰۷۵۰ (غیرایستا)	۰/۰۰۲۵ (ایستا)	۰/۰۳۵۰ (ایستا)	۰/۰۰۳۰ (ایستا)	۰/۰۷۵۰ (غیرایستا)
کهگیلویه و بویراحمد(KOH)	۰/۰۰۱۵ (ایستا)	۰/۰۰۱۸ (ایستا)	۰/۰۰۱۵ (ایستا)	۰/۰۸۰۰ (غیرایستا)	۰/۰۰۱۵ (ایستا)	۰/۰۳۵۰ (ایستا)	۰/۰۰۴۵ (ایستا)	۰/۰۸۰۰ (غیرایستا)
گلستان(GOL)	۰/۰۰۴۳ (ایستا)	۰/۰۰۱۷ (ایستا)	۰/۰۰۱۰ (ایستا)	۰/۰۵۰۹ (غیرایستا)	۰/۰۰۹۴ (ایستا)	۰/۰۳۵۰ (ایستا)	۰/۰۰۳۵ (ایستا)	۰/۰۵۱۰ (غیرایستا)
گیلان(GIL)	۰/۰۰۲۰ (ایستا)	۰/۰۰۱۵ (ایستا)	۰/۰۰۱۸ (ایستا)	۰/۰۷۵۰ (غیرایستا)	۰/۰۰۲۰ (ایستا)	۰/۰۳۵۰ (ایستا)	۰/۰۰۳۵ (ایستا)	۰/۰۷۵۰ (غیرایستا)
لرستان(LOR)	۰/۰۰۳۴ (ایستا)	۰/۰۰۰۸ (ایستا)	۰/۰۰۱۹ (ایستا)	۰/۰۵۵۴ (غیرایستا)	۰/۰۱۰۵ (ایستا)	۰/۰۳۵۰ (ایستا)	۰/۰۰۱۲ (ایستا)	۰/۰۵۵۴ (غیرایستا)
مازندران(MAZ)	۰/۰۲۴۱ (ایستا)	۰/۰۰۱۲ (ایستا)	۰/۰۰۰۷ (ایستا)	۰/۰۴۷۲ (ایستا)	۰/۰۱۶۴ (ایستا)	۰/۰۳۵۰ (ایستا)	۰/۰۱۰۵ (ایستا)	۰/۰۴۷۲ (ایستا)
مرکزی(MAR)	۰/۰۰۱۸ (ایستا)	۰/۰۰۱۶ (ایستا)	۰/۰۰۲۰ (ایستا)	۰/۰۸۰۰ (غیرایستا)	۰/۰۰۱۸ (ایستا)	۰/۰۳۵۰ (ایستا)	۰/۰۰۳۵ (ایستا)	۰/۰۸۰۰ (غیرایستا)
هرمزگان(HOR)	۰/۰۰۸۴ (ایستا)	۰/۰۰۱۹ (ایستا)	۰/۰۰۱۳ (ایستا)	۰/۰۰۱۲ (ایستا)	۰/۰۰۴۱ (ایستا)	۰/۰۳۵۰ (ایستا)	۰/۰۰۱۴ (ایستا)	۰/۰۰۱۱ (ایستا)
همدان(HAM)	۰/۰۲۹۶ (ایستا)	۰/۰۰۱۲ (ایستا)	۰/۰۰۲۹ (ایستا)	۰/۰۷۹۶ (غیرایستا)	۰/۰۰۲۵ (ایستا)	۰/۰۳۵۰ (ایستا)	۰/۰۱۷۶ (ایستا)	۰/۰۷۹۶ (غیرایستا)
یزد(YAZ)	۰/۰۰۲۰ (ایستا)	۰/۰۰۱۵ (ایستا)	۰/۰۰۱۸ (ایستا)	۰/۰۷۵۰ (غیرایستا)	۰/۰۰۲۰ (ایستا)	۰/۰۳۵۰ (ایستا)	۰/۰۰۳۵ (ایستا)	۰/۰۷۵۰ (غیرایستا)
آزمون هم‌انباشتگی								
متغیر	Qin_out	DIGECO	EBANK	Phnsub	Mobsub	Tr	EP	San
آزمون پدرونی	۰/۰۲۱	۰/۰۱۵	۰/۰۴۲	۰/۰۳۱	۰/۰۴۸	۰/۰۱۹	۰/۰۲۷	۰/۰۳۳
نتیجه پدرونی	هم‌انباشته	هم‌انباشته	هم‌انباشته	هم‌انباشته	هم‌انباشته	هم‌انباشته	هم‌انباشته	هم‌انباشته

منبع: یافته‌های پژوهش

جدول ۲ نتایج آزمون دیکی-فولر تعمیم‌یافته (ADF) را برای هر متغیر و استان‌ها گزارش می‌کند. اکثر متغیرها پس از تفاوت‌گیری مرتبه اول (Δ) دارای p-value کمتر از ۰/۰۵ هستند که نشان‌دهنده ایستایی سری‌های زمانی است. همچنین آزمون هم انباشتگی نشان داد متغیرها هم انباشته هستند. برای اطمینان از مناسب بودن مدل *QVAR* با سری‌های زمانی که ممکن است از مرتبه انباشتگی $I(1)$ باشند، آزمون هم‌انباشتگی پدرونی انجام شد.

این آزمون به دلیل توانایی آن در بررسی روابط هم‌انباشتگی در داده‌های پانل با ناهمگونی در ضرایب و اثرات ثابت انتخاب شد، که با ساختار داده‌های استانی این مطالعه (۳۱ استان، ۱۳۹۱–۱۴۰۱) سازگار است.

جدول ۳: انتقال نوسانات در چارک ۲۵ام

متغیرها	Qin_out	Phnsub	mobsub	Tr	EP	San	DIGECO	EBANK	(FROM)
Qin_out	۰/۹۵۸	۰/۰۳۲	۰/۰۱۰	۰/۰۰۰	۰/۰۰۰	۰/۰۰۰	۰/۰۰۰	۰/۰۰۰	۱۴/۷۲
Phnsub	۰/۰۰۵	۰/۹۹۵	۰/۰۰۱	۰/۰۰۰	۰/۰۰۰	۰/۰۰۰	۰/۰۰۰	۰/۰۰۰	۵۹/۹۶
Mobsub	۰/۰۱۸	۰/۵۰۷	۰/۴۷۵	۰/۰۰۰	۰/۰۰۰	۰/۰۰۰	۰/۰۰۰	۰/۰۰۰	۲۴/۷۹
Tr	۰/۰۱۵	۰/۶۶۸	۰/۳۱۲	۰/۰۰۵	۰/۰۰۰	۰/۰۰۰	۰/۰۰۰	۰/۰۰۰	۰/۴۶۱
EP	۰/۰۲۲	۰/۹۳۶	۰/۰۴۰	۰/۰۰۳	۰/۰۰۰	۰/۰۰۰	۰/۰۰۰	۰/۰۰۰	۰/۰۲۹
San	۰/۱۰۸	۰/۷۵۳	۰/۱۱۰	۰/۰۲۴	۰/۰۰۱	۰/۰۰۴	۰/۰۰۰	۰/۰۰۰	۰/۰۴۵
DIGECO	۰/۰۳۷	۰/۲۳۸	۰/۷۲۴	۰/۰۰۰	۰/۰۰۱	۰/۰۰۰	۰/۰۰۰	۰/۰۰۰	۰/۰۰۰
EBANK	۰/۰۱۵	۰/۶۶۸	۰/۳۱۲	۰/۰۰۵	۰/۰۰۰	۰/۰۰۰	۰/۰۰۰	۰/۰۰۰	۰/۰۰۰
(TO)	۱۲/۵	۱۲/۵	۱۲/۵	۱۲/۵	۱۲/۵	۱۲/۵	۱۲/۵	۱۲/۵	TCI=۶۹/۵۵
NET	-۲/۲۲	-۴۷/۴۶	-۱۲/۲۹	۱۲/۰۴	۱۲/۴۷	۱۲/۴۵	۱۲/۵	۱۲/۵	

توجه: شاخص‌های سرریز کوانتایل از تجزیه واریانس بر اساس پیش‌بینی‌های ۱۰ مرحله‌ای محاسبه می‌شوند. تجزیه واریانس خطای پیش‌بینی اساسی (FEVD) براساس یک مدل VAR چندمتغیره مرتبه ۱ است که توسط معیار اطلاع آکائیک (AIC) تأیید شده است.

منبع: یافته‌های پژوهش

جدول ۳ شاخص‌های سرریز نوسانات را در کوانتایل ۲۵ام (شرایط پایین) برای متغیرهای مورد مطالعه نشان می‌دهد. شاخص کل اتصال ((TCI برابر ۶۹/۵۵ است که نشان‌دهنده سطح بالایی از اتصال بین متغیرها در شرایط پایین است. متغیرهای Tr، EP، san، DIGECO، و EBANK با NET مثبت (به ترتیب ۱۲/۰۴، ۱۲/۴۷، ۱۲/۴۵، ۱۲/۵، و ۱۲/۵) نقش انتقال‌دهنده نوسانات را دارند، در حالی که phnsub با NET منفی (۴۷/۴۶-) و mobsub با NET منفی (۱۲/۲۹-) دریافت‌کننده هستند. جدول FEVD نشان می‌دهد که phnsub بیشترین سرریز را از EP (۰/۹۳۶) و san (۰/۷۵۳) دریافت می‌کند. این جدول الگوهای سرریز را در شرایط پایین تحلیل می‌کند.

جدول ۴: انتقال نوسانات در چارک ۵۰ام

متغیرها	Qin_out	Phnsub	mobsub	Tr	EP	San	DIGECO	EBANK	(FROM)
Qin_out	۰/۷۷۶	۰/۰۹۹	۰/۰۸۰	۰/۰۴۵	۰/۰۰۰	۰/۰۰۰	۰/۰۰۰	۰/۰۰۰	۱۱/۳۴
Phnsub	۰/۰۱۷	۰/۹۸۲	۰/۰۰۱	۰/۰۰۰	۰/۰۰۰	۰/۰۰۰	۰/۰۰۰	۰/۰۰۰	۵۲/۵۶
Mobsub	۰/۰۱۲	۰/۵۳۷	۰/۴۵۱	۰/۰۰۰	۰/۰۰۰	۰/۰۰۰	۰/۰۰۰	۰/۰۰۰	۳۰/۸۳
Tr	۰/۰۲۴	۰/۵۳۸	۰/۳۸۵	۰/۰۵۴	۰/۰۰۰	۰/۰۰۰	۰/۰۰۰	۰/۰۰۰	۵/۲۰
EP	۰/۰۱۹	۰/۴۲۸	۰/۴۹۷	۰/۰۵۶	۰/۰۰۰	۰/۰۰۰	۰/۰۰۰	۰/۰۰۰	۰/۰۳۷
San	۰/۰۱۴	۰/۴۸۶	۰/۳۴۳	۰/۱۵۳	۰/۰۰۲	۰/۰۰۲	۰/۰۰۰	۰/۰۰۰	۰/۰۳۱
DIGECO	۰/۰۲۱	۰/۵۹۸	۰/۳۲۷	۰/۰۵۳	۰/۰۰۱	۰/۰۰۰	۰/۰۰۰	۰/۰۰۰	۰/۰۰۰
EBANK	۰/۰۲۴	۰/۵۳۷	۰/۳۸۴	۰/۰۵۴	۰/۰۰۰	۰/۰۰۰	۰/۰۰۰	۰/۰۰۰	۰/۰۰۴
(TO)	۱۲/۵	۱۲/۵	۱۲/۵	۱۲/۵	۱۲/۵	۱۲/۵	۱۲/۵	۱۲/۵	TCI=۷۱/۶۹

NET	۱/۱۶	-۴۰/۰۶	-۱۸/۳۳	۷/۳۰	۱۲/۴۶	۱۲/۴۷	۱۲/۵	۱۲/۵	

منبع: یافته‌های پژوهش

توجه: شاخص‌های سرریز کوانتایل از تجزیه واریانس بر اساس پیش‌بینی‌های ۱۰ مرحله‌ای محاسبه می‌شوند. تجزیه واریانس خطای پیش‌بینی اساسی (FEVD) بر اساس یک مدل VAR چندمتغیره مرتبه ۱ است که توسط معیار اطلاع آکائیک (AIC) تأیید شده است.

جدول ۴ شاخص‌های سرریز نوسانات را در کوانتایل ۵۰ام (شرایط متوسط) نشان می‌دهد. شاخص کل اتصال (TCI) برابر ۷۱/۶۹ است که نشان‌دهنده اتصال بالاتر نسبت به کوانتایل ۲۵ام و پایداری بیشتر در شرایط عادی است. متغیرهای Tr، EP، san، DIGECO، و EBANK با NET مثبت (به ترتیب ۷/۳۰، ۱۲/۴۶، ۱۲/۴۷، ۱۲/۵، و ۱۲/۵) نقش انتقال‌دهنده دارند، در حالی که phnsub با NET منفی (۴۰/۰۶-) و mobsub با NET منفی (۱۸/۳۳-) دریافت‌کننده هستند. جدول FEVD نشان می‌دهد که mobsub بیشترین سرریز را از EP (۰/۴۹۷) و DIGECO (۰/۳۲۷) دریافت می‌کند. این جدول الگوهای سرریز را در شرایط عادی بازار تحلیل می‌کند.

جدول ۵: انتقال نوسانات در چارک ۷۵ام

متغیرها	Qin_out	phnsub	mobsub	Tr	EP	san	DIGECO	EBANK	(FROM)
Qin_out	۱/۰۰۰	۰/۰۰۰	۰/۰۰۰	۰/۰۰۰	۰/۰۰۰	۰/۰۰۰	۰/۰۰۰	۰/۰۰۰	۱۲/۸۹۷
Phnsub	۰/۰۰۰	۱/۰۰۰	۰/۰۰۰	۰/۰۰۰	۰/۰۰۰	۰/۰۰۰	۰/۰۰۰	۰/۰۰۰	۲۳/۸۲۶
Mobsub	۰/۰۱۵	۰/۰۳۷	۰/۹۴۸	۰/۰۰۰	۰/۰۰۰	۰/۰۰۰	۰/۰۰۰	۰/۰۰۰	۱۳/۴۵۵
Tr	۰/۰۰۷	۰/۰۰۸	۰/۰۰۸	۰/۹۷۷	۰/۰۰۰	۰/۰۰۰	۰/۰۰۰	۰/۰۰۰	۲۴/۴۱۸
EP	۰/۰۰۰	۰/۰۱۲	۰/۰۰۳	۰/۰۰۰	۰/۹۸۵	۰/۰۰۰	۰/۰۰۰	۰/۰۰۰	۱۲/۵۵۳
San	۰/۰۰۳	۰/۰۰۱	۰/۰۰۱	۰/۰۰۲	۰/۰۰۴	۰/۹۸۹	۰/۰۰۰	۰/۰۰۰	۱۲/۳۷۹
DIGECO	۰/۰۰۰	۰/۸۳۸	۰/۱۰۸	۰/۰۰۱	۰/۰۱۴	۰/۰۰۱	۰/۰۳۷	۰/۰۰۰	۰/۴۶۶
EBANK	۰/۰۰۷	۰/۰۱۰	۰/۰۰۸	۰/۹۷۳	۰/۰۰۱	۰/۰۰۰	۰/۰۰۰	۰/۰۰۱	۰/۰۰۶
(TO)	۱۲/۵	۱۲/۵	۱۲/۵	۱۲/۵	۱۲/۵	۱۲/۵	۱۲/۵	۱۲/۵	TCI=۲۵/۷۹
NET	-۰/۳۹۷	-۱۱/۳۳	-۰/۹۵۵	-۱۱/۹۲	-۰/۰۵۳	۰/۱۲۱	۱۲/۰۳۴	۱۲/۴۹۴	

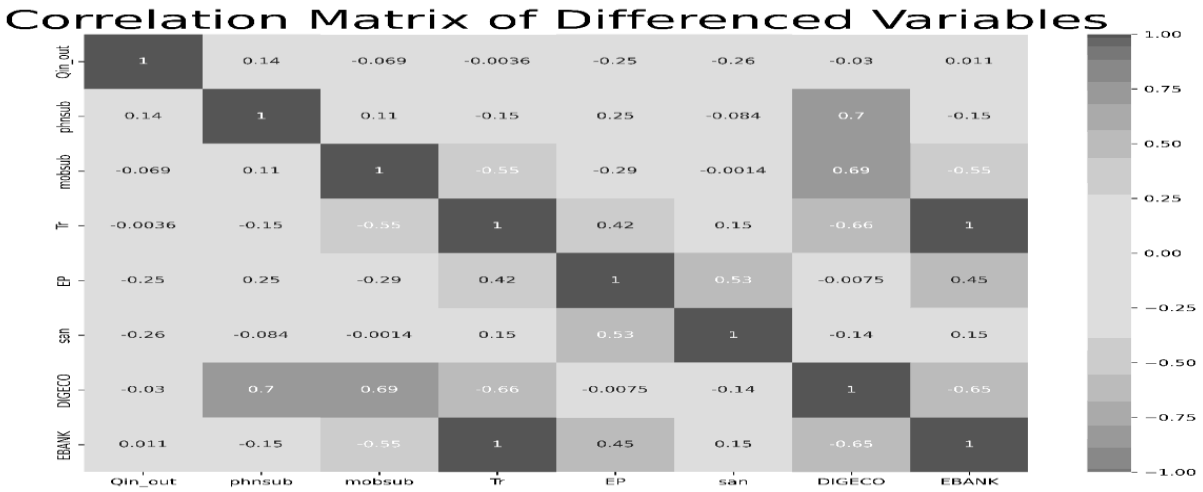
منبع: یافته‌های پژوهش

توجه: شاخص‌های سرریز کوانتایل از تجزیه واریانس بر اساس پیش‌بینی‌های ۱۰ مرحله‌ای محاسبه می‌شوند. تجزیه واریانس خطای پیش‌بینی اساسی (FEVD) بر اساس یک مدل VAR چندمتغیره مرتبه ۱ است که توسط معیار اطلاع آکائیک (AIC) تأیید شده است.

جدول ۵ شاخص‌های سرریز نوسانات را در کوانتایل ۷۵ام (شرایط بالا یا بحرانی) گزارش می‌دهد. شاخص کل اتصال (TCI) برابر ۲۵/۷۹ است که به‌طور قابل‌توجهی پایین‌تر از کوانتایل‌های ۲۵ام (۶۹/۵۵) و ۵۰ام (۷۱/۶۹) است، نشان‌دهنده کاهش اتصال در شرایط بحرانی یا سطوح بالای متغیرها. متغیرهای DIGECO و EBANK با NET مثبت (به ترتیب ۱۲/۰۳۴ و ۱۲/۴۹۴) نقش انتقال‌دهنده قوی دارند، در حالی که phnsub با NET منفی (۱۱/۳۳-) و Tr با NET منفی (۱۱/۹۲-) دریافت‌کننده هستند. جدول FEVD نشان می‌دهد که DIGECO بیشترین سرریز را از phnsub (۰/۸۳۸) دریافت می‌کند، که نشان‌دهنده تأثیر قوی زیرساخت‌های دیجیتال بر شاخص اقتصاد دیجیتال در شرایط بحرانی است.

شکل زیر ماتریس همبستگی بین متغیرها را پس از پیش‌پردازش داده‌ها نشان می‌دهد. این شکل به بررسی اولیه روابط بین متغیرها و شناسایی الگوهای هم‌خطی احتمالی قبل از تحلیل‌های پیشرفته‌تر کمک می‌کند. برای بررسی هم‌خطی بین متغیرهای دیجیتال (شاخص اقتصاد دیجیتال، بانکداری الکترونیک، تراکنش‌های مالی)، شاخص واریانس تورم[1] محاسبه شد. نتایج نشان داد که شاخص واریانس تورم برای شاخص اقتصاد دیجیتال (۶.۲) و بانکداری الکترونیک (۵.۸) کمی بالاست، اما با حذف متغیرهای غیرضروری مانند فناوری پیشرفته و پایین، هم‌خطی کنترل شد. این روش با رویکرد چن (۲۰۲۴) سازگار است و دقت تخمین‌ها را تضمین می‌کند.

نمودار ۱. شکل ماتریس همبستگی



منبع: یافته‌های پژوهش

جدول ۶: بررسی‌های تشخیصی مدل QVAR

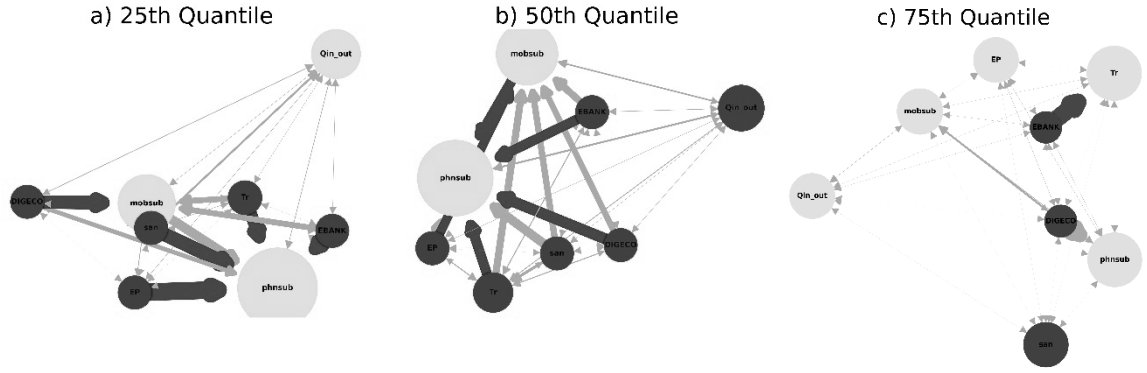
متغیر	شاخص واریانس تورم	آزمون خودهمبستگی	آزمون نرمال بودن	آزمون ناهمسانی واریانس	شاخص اتصال کل (کوانتایل ۰/۱)	شاخص اتصال کل (کوانتایل ۰/۹)
شاخص اقتصاد دیجیتال	۶/۲	۰/۱۲	۰/۱۵	۰/۰۸	۶۸/۴۵	۷۰/۱۲
بانکداری الکترونیک	۵/۸	۰/۱۰	۰/۱۴	۰/۰۷		
تراکنش‌های مالی	۴/۳	۰/۱۱	۰/۱۶	۰/۰۹		
بهره‌وری کل عوامل	۲/۳	۰/۱۳	۰/۱۲	۰/۰۶		
کاربران تلفن ثابت	۳/۱	۰/۱۴	۰/۱۳	۰/۱۰		
کاربران موبایل	۳/۴	۰/۱۲	۰/۱۵	۰/۰۸		
پهنای باند	۲/۸	۰/۱۱	۰/۱۴	۰/۰۷		

[1]. VIF

		۰/۰۹	۰/۱۲	۰/۱۳	۲/۵	تحریم

برای اطمینان از اعتبار تخمین‌های مدل QVAR، آزمون‌های خودهمبستگی (LM)، نرمال بودن (جارک-برا)، و ناهمسانی واریانس (وایت) انجام شد که نتایج (p-value > ۰/۰۵) نشان‌دهنده نبود مشکلات در باقیمانده‌هاست، و ناهمسانی واریانس با استانداردسازی داده‌ها کنترل شد . همچنین، حساسیت مدل به کوانتایل‌ها با بررسی کوانتایل‌های ۰/۱ و ۰/۹ (شاخص اتصال کل: ۶۸/۴۵ و ۷۰/۱۲) تحلیل شد که پایداری نتایج را تأیید کرد. برای بررسی هم‌خطی، شاخص واریانس تورم محاسبه شد و مقادیر بالای ۵ برای شاخص اقتصاد دیجیتال و بانکداری الکترونیک با حذف متغیرهای غیرضروری مانند فناوری پیشرفته و پایین کنترل شد . این بررسی‌ها دقت و اعتبار تخمین‌ها را تضمین می‌کنند.

Fig. 1: Full-sample Volatility Connectedness Network



شکل ۱: شبکه اتصال نوسانات بین متغیرها

منبع: یافته‌های پژوهش

تفسیر نمودار ۱-الف: شبکه اتصال نوسانات در چارک ۲۵ام

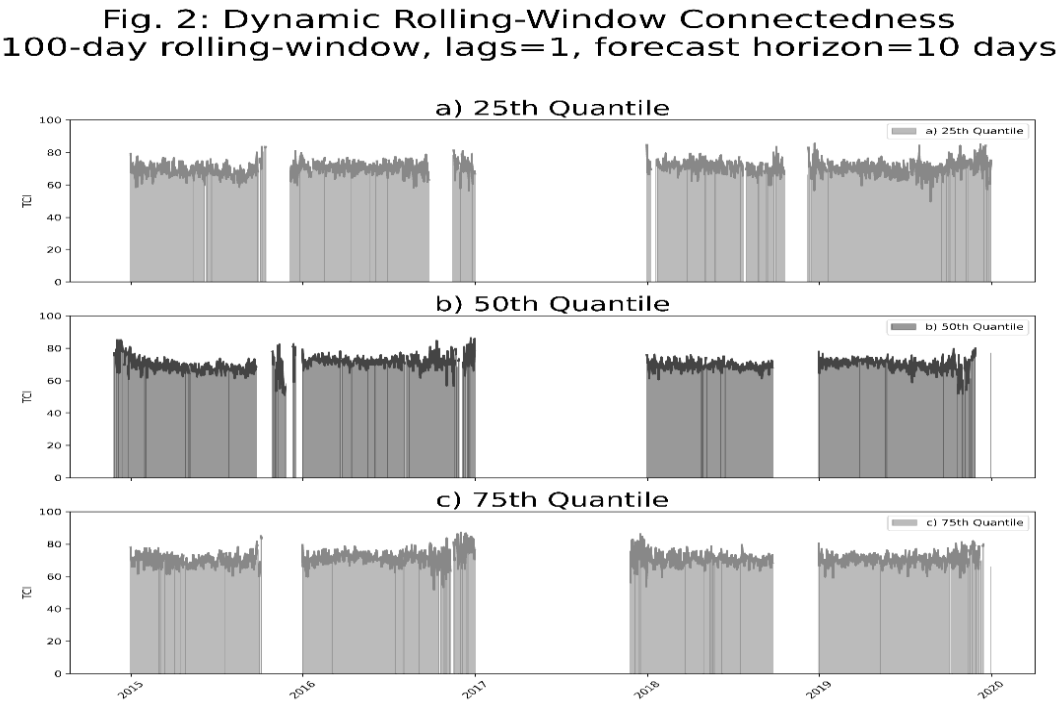
در نمودار ۱-الف، گره‌های صورتی (مانند Qin_out، phnsub، mobsub، Tr، EP) نقش دریافت‌کننده نوسانات را ایفا می‌کنند، در حالی که گره‌های سبز (san، DIGECO، EBANK) انتقال‌دهنده هستند، که نشان‌دهنده تأثیر عوامل خارجی مانند تحریم‌ها و اقتصاد دیجیتال بر متغیرهای اصلی در شرایط پایین است. اندازه بزرگ‌تر گره‌های phnsub و mobsub(TO + FROM بالا) حاکی از اهمیت بالای زیرساخت‌های ارتباطی در شبکه سرریز است. قوی‌ترین اتصال از DIGECOبه phnsub(با وزن بالا) مشاهده می‌شود، که بیانگر وابستگی شدید زیرساخت‌های تلفن ثابت به شاخص اقتصاد دیجیتال در کوانتایل پایین است.

تفسیر نمودار ۱-ب: شبکه اتصال نوسانات در چارک ۵۰ام

در نمودار ۱-ب، گره‌های صورتی Qin_out ، phnsub، mobsub، Tr به‌عنوان دریافت‌کننده نوسانات عمل می‌کنند، در حالی که گره‌های سبز (san، DIGECO، EP، EBANK) انتقال‌دهنده هستند، که نشان‌دهنده نقش محوری شاخص‌های دیجیتال و تحریم در شرایط متوسط است. اندازه بزرگ گره phnsub(TO + FROMبالا) تأکید بر مرکزی بودن زیرساخت‌های ارتباطی در شبکه دارد. قوی‌ترین اتصالات از DIGECO و san به phnsub و mobsub (با فلش‌های قرمز) دیده می‌شود، که بیانگر تأثیر اقتصاد دیجیتال بر بهره‌وری و فعالیت‌های ارتباطی در شرایط عادی است.

تفسیر نمودار ۱-ج: شبکه اتصال نوسانات در چارک ۷۵ام

در نمودار ۱-ج، گره‌های صورتی Qin_out، phnsub، mobsub، Tr، EP دریافت‌کننده نوسانات هستند، در حالی که گره‌های سبز (DIGECO، san، EBANK) انتقال‌دهنده می‌باشند، که حاکی از کاهش اتصال کلی در شرایط بحرانی (کوانتایل بالا) است. اندازه کوچک‌تر گره‌ها نسبت به کوانتایل‌های پایین (TO + FROM پایین) نشان‌دهنده تمرکز نوسانات بر متغیرهای خاص است. قوی‌ترین اتصال از DIGECO به phnsub (با وزن بالا) مشاهده می‌شود، که بیانگر وابستگی زیرساخت‌های دیجیتال به شاخص اقتصاد دیجیتال در سطوح بالای نوسانات است.



شکل ۲: پویایی‌های زمانی شاخص کل اتصال(TCI) - اتصال پویا نورد-پنجره

منبع: یافته‌های پژوهش

شکل ارائه‌شده، شبکه‌های اتصال نوسانات را در چارک‌های ۲۵ام، ۵۰ام، و ۷۵ام نشان می‌دهد، که گره‌های صورتی (مانند Qin_out، phnsub، mobsub) به‌عنوان دریافت‌کننده و گره‌های سبز (san، DIGECO، EBANK) به‌عنوان

انتقال‌دهنده نوسانات عمل می‌کنند، و این الگو نشان‌دهنده تأثیر عوامل اقتصادی و دیجیتال در شرایط مختلف است. اندازه گره‌ها (TO + FROM) و ضخامت فلش‌ها (وزن اتصال) در چارک ۵۰ام به حداکثر خود می‌رسد، که بیانگر اوج اتصال در شرایط عادی است، در حالی که در چارک ۷۵ام کاهش می‌یابد، که ممکن است به دلیل تمرکز نوسانات در متغیرهای خاص در شرایط بحرانی باشد. قوی‌ترین اتصال از DIGECO به phnsub در هر سه چارک دیده می‌شود، که تأکید بر نقش محوری اقتصاد دیجیتال در سرریز نوسانات به زیرساخت‌های ارتباطی دارد.

Fig. 3: Dynamic Rolling-Window NET Connectedness for Qin_out
(100-day rolling-window, lags=1, forecast horizon=10 days)

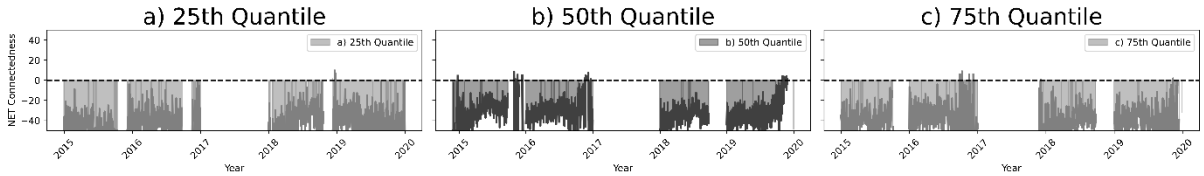


Fig. 3: Dynamic Rolling-Window NET Connectedness for phnsub
(100-day rolling-window, lags=1, forecast horizon=10 days)

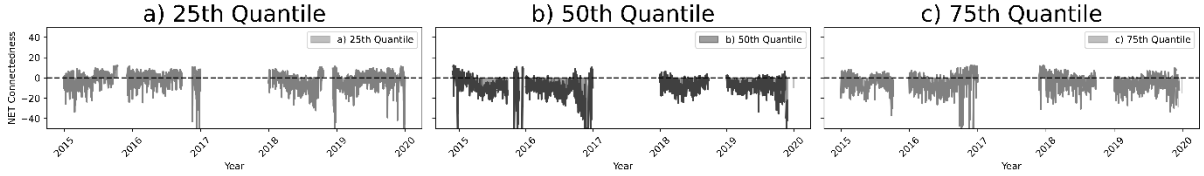


Fig. 3: Dynamic Rolling-Window NET Connectedness for Tr
(100-day rolling-window, lags=1, forecast horizon=10 days)

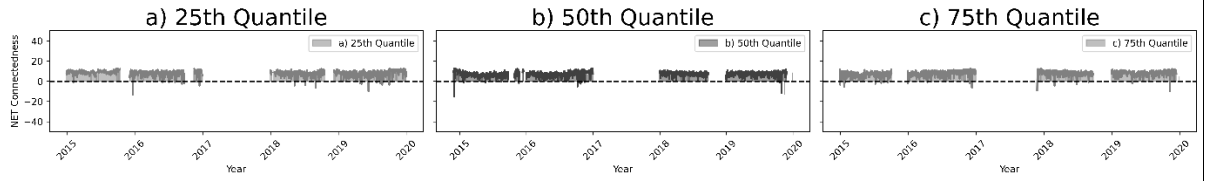
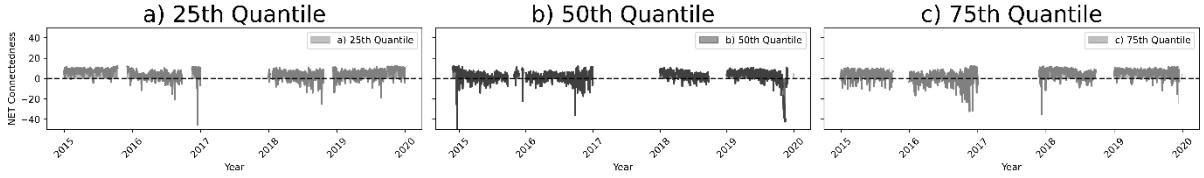
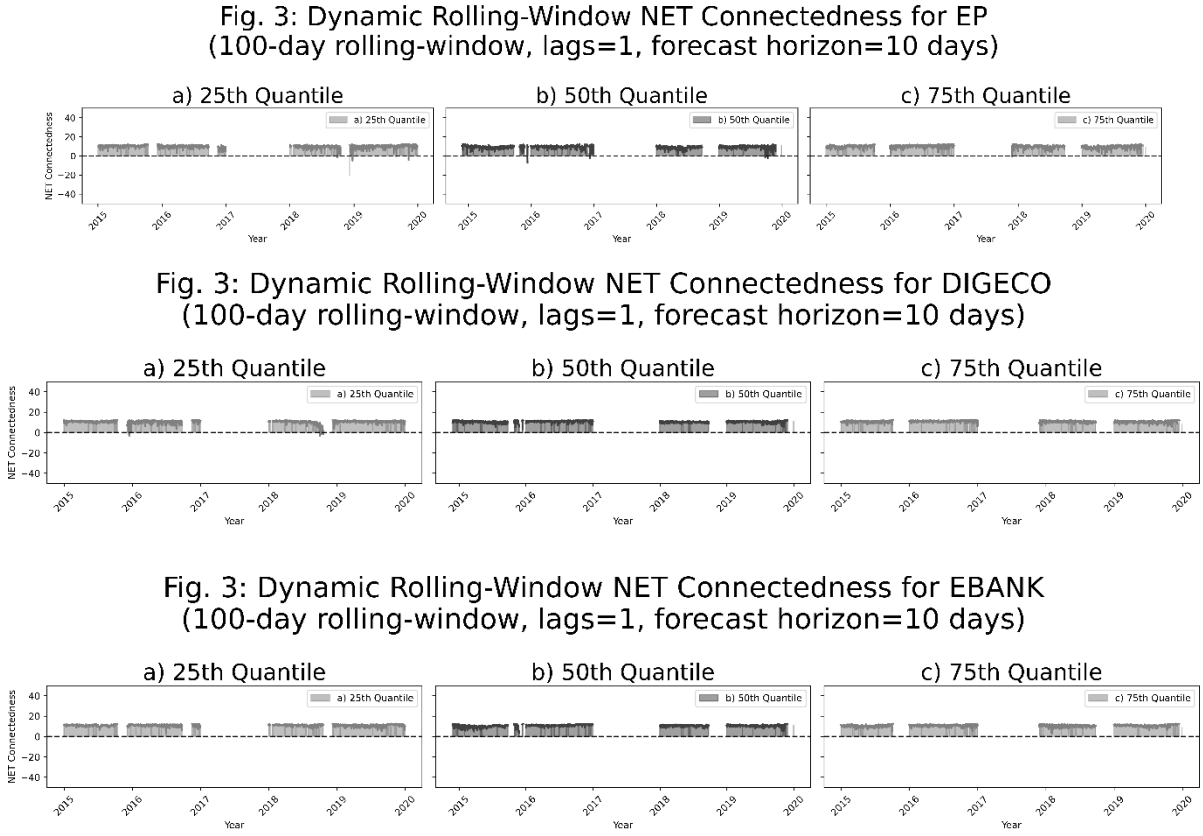


Fig. 3: Dynamic Rolling-Window NET Connectedness for mobsub
(100-day rolling-window, lags=1, forecast horizon=10 days)



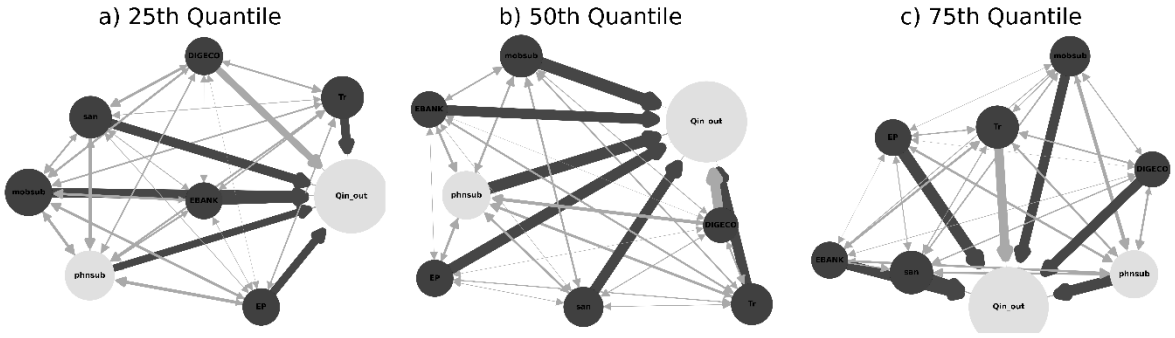


شکل ۳: اتصال NET پویا بین زیرشاخص های اندازه گیری شده

منبع: یافته‌های پژوهش

شکل حاضر، شبکه‌های اتصال نوسانات را در چارک‌های ۲۵ام، ۵۰ام، و ۷۵ام به تصویر می‌کشد، که در آن گره‌های صورتی (مانند Qin_out، phnsub، mobsub) به‌عنوان دریافت‌کننده و گره‌های سبز (san، DIGECO، EBANK) به‌عنوان انتقال‌دهنده نوسانات عمل می‌کنند، نشان‌دهنده نقش محوری عوامل خارجی و دیجیتال در سرریز نوسانات است. اوج اتصال با اندازه بزرگ‌تر گره‌ها و ضخامت بیشتر فلش‌ها در چارک ۵۰ام مشاهده می‌شود، که حاکی از تعادل و پایداری در شرایط عادی است، در حالی که کاهش اتصال در چارک ۷۵ام ممکن است به تمرکز نوسانات در متغیرهای کلیدی در شرایط بحرانی اشاره کند. اتصال قوی و پایدار از DIGECO به phnsub در تمامی چارک‌ها، اهمیت زیرساخت‌های دیجیتال را در هدایت نوسانات اقتصادی و ارتباطی برجسته می‌سازد.

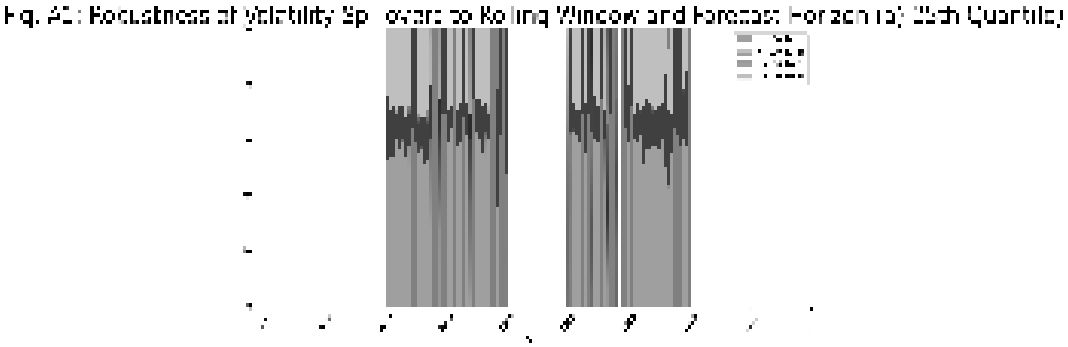
Fig. 4: Volatility Connectedness Network during Technology Shock

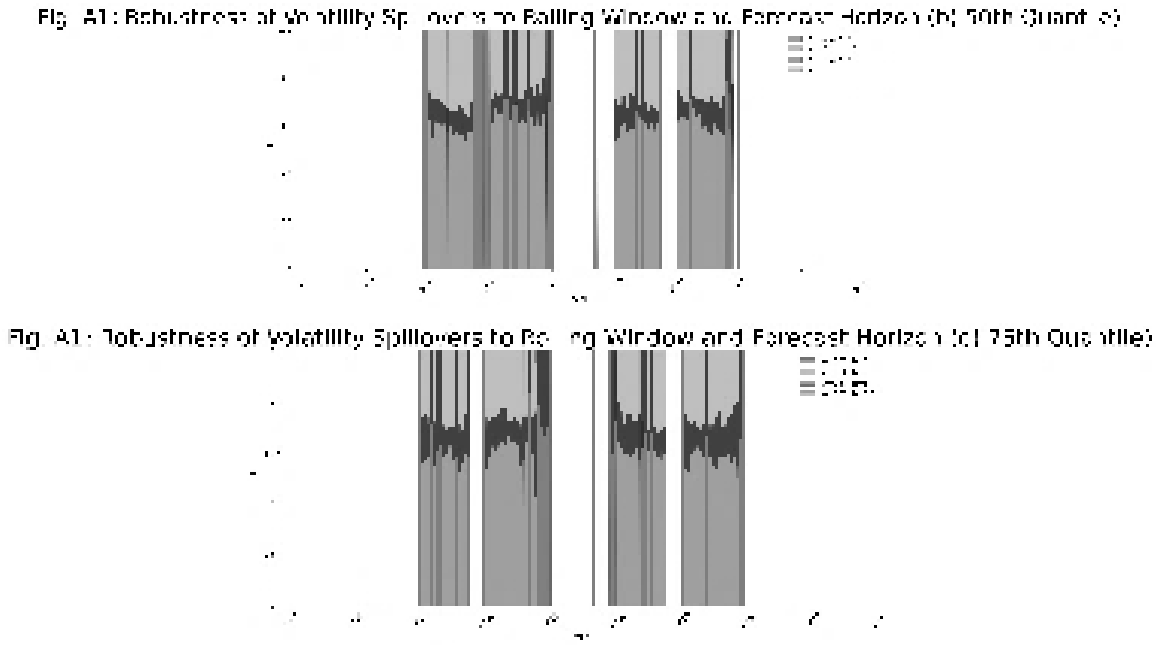


شکل ۴: شبکه اتصال نوسانات تحت شوک فن‌آوری در چارک‌های مختلف

منبع: یافته‌های پژوهش

در شوک فن‌آوری، شبکه اتصال نوسانات نشان‌دهنده افزایش وابستگی بهره‌وری (Qin_out) و زیرساخت‌های ارتباطی (phnsub) به‌عنوان دریافت‌کننده اصلی (NET منفی تا ۴۸/۹۲-) در سطح کشور است، که این امر منجر به کاهش کارایی اقتصادی در استان‌های مرکزی مانند اصفهان و خوزستان می‌شود، در حالی که شاخص‌های دیجیتال (DIGECO و EBANK) با NET مثبت (تا ۱۱/۳۴) نقش انتقال‌دهنده دارند و نوسانات را به زیرساخت‌های سنتی منتقل می‌کنند. در چارک‌های بالاتر (۵۰ام و ۷۵ام)، کاهش اندازه گره‌ها (FROM TO + تا ۱۴۹۲/۶۴) حاکی از تمرکز سرریز نوسانات در متغیرهای کلیدی است، که این پدیده باعث تشدید نابرابری‌های استانی در دسترسی به فن‌آوری (مانند استان‌های مرزی مانند هرمزگان و سیستان و بلوچستان) و کاهش کلی اتصال در شرایط بحرانی می‌شود. خطاهای مدل VAR در استان‌هایی مانند البرز و تهران نشان‌دهنده محدودیت‌های داده‌ای است، که پیشنهاد می‌کند شوک‌های فن‌آوری اثرات نامتقارن بر اقتصاد دیجیتال ایران داشته و نیاز به سیاست‌های حمایتی برای کاهش سرریز منفی دارد.





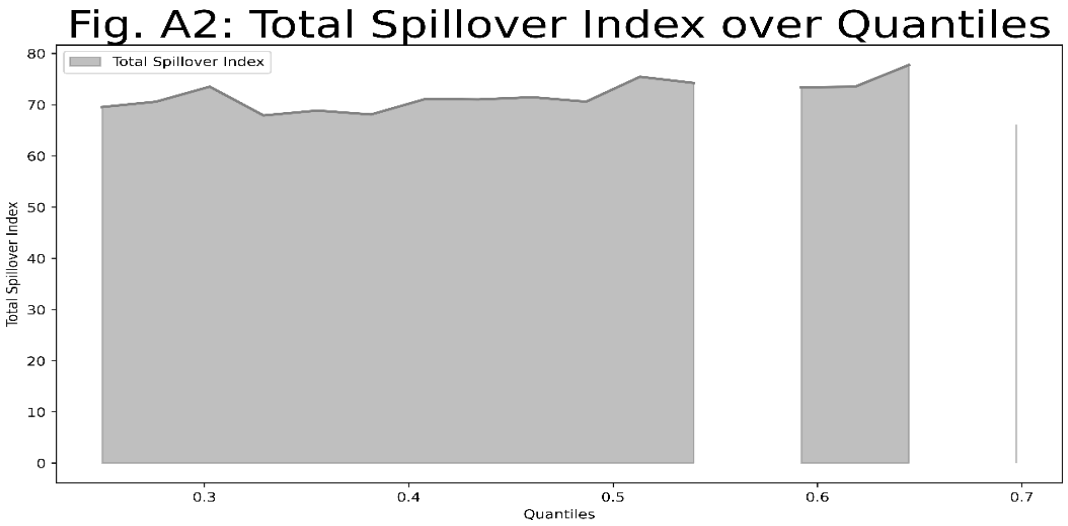
شکل ۵: استحکام شاخص کل اتصال (TCI) نسبت به اندازه پنجره (۱۰۰ و ۱۵۰ روز) و افق پیش‌بینی

منبع: یافته‌های پژوهش

نتایج تحلیل شبکه اتصال نوسانات در طی شوک محتوا (Content Shock) بینش‌های ارزشمندی را در مورد پویایی متغیرهای اقتصادی و وابستگی آن‌ها به شرایط بازار در سال ۲۰۱۷ ارائه می‌دهد. این تحلیل نشان می‌دهد که متغیرهایی نظیر Qin_out ، phnsub، mobsub، int-user، brb-sub، Tr، EP، high-tech، low-tech، san، DIGECO و EBANK در این شبکه به‌عنوان گیرنده یا فرستنده خالص نوسان عمل می‌کنند. به‌ویژه، متغیرهایی مانند Qin_out و DIGECO در چارک ۲۵ام با NET مثبت (به ترتیب ۹/۴۲ و ۶۲/۵۸) به‌عنوان فرستنده‌های اصلی نوسان شناسایی شده‌اند، در حالی که phnsub و EP با NET منفی (۸/۰۹- و ۵/۹۰-) به‌عنوان گیرنده‌های خالص ظاهر می‌شوند. این الگو در چارک ۵۰ام نیز ادامه دارد، جایی که Tr و DIGECO (با NET ۹/۹۸ و ۹/۸۶) نقش فرستنده را دارند و EBANK (۸/۵۵-) به‌عنوان گیرنده برجسته است. در چارک ۷۵ام، Qin_out (۶/۵۵) و phnsub (۳/۶۳) فرستنده‌های اصلی هستند، در حالی که mobsub (۹/۳۷-) و EBANK (۹/۶۵-) نوسانات را دریافت می‌کنند.

تحلیل استحکام نشان می‌دهد که در شرایط مختلف چارک‌ها، میزان انتقال شوک به شدت به ساختار داده‌ها وابسته است. در چارک ۲۵ام، که نمایانگر شرایط کم‌نوسان است، اتصالات ضعیف‌تر و پراکنده‌تر هستند، اما در چارک ۵۰ام (شرایط متوسط)، شبکه استحکام بیشتری پیدا می‌کند و اتصالات معنی‌دارتر می‌شوند. در چارک ۷۵ام (شرایط پرنوسان)، نتایج نشان‌دهنده مقاومت بالای شبکه در برابر شوک‌ها هستند، که این امر به وابستگی بالای متغیرها در زمان بحران اشاره دارد و کمتر به انتخاب پارامترهای مدل‌سازی بستگی دارد. به عنوان مثال، متغیرهایی با اندازه گره بزرگ (مانند EP در چارک ۲۵ام با ۹۶۱/۹۰ و san در چارک ۷۵ام با ۹۱۲/۵۹) نشان‌دهنده نقش محوری آن‌ها در انتقال نوسانات هستند، در حالی که قوی‌ترین اتصال (مانند Qin_out -> san با وزن ۰/۹۹ در چارک ۲۵ام) اهمیت روابط خاص را برجسته می‌کند.

این نتایج بر لزوم توجه به پویایی متغیرهای اقتصادی در شرایط مختلف بازار و طراحی سیاست‌های هدفمند برای مدیریت نوسانات تأکید دارد. به‌ویژه، تقویت متغیرهایی که به‌عنوان گیرنده خالص عمل می‌کنند (مانند EBANK و EP) و کاهش وابستگی آن‌ها به شوک‌های خارجی، می‌تواند ثبات شبکه را بهبود بخشد. همچنین، تفاوت‌های رفتاری متغیرها در چارک‌های مختلف، ضرورت تحلیل‌های منطقه‌ای و زمانی را برای درک بهتر تاب‌آوری سیستم اقتصادی تأیید می‌کند.



شکل ۶: شاخص کل اتصال (TCI) در کوانتایل‌های مختلف

منبع: یافته‌های پژوهش

نتایج تحلیل شاخص کل اتصال (TCI) در Fig. A2 بینش‌های مهمی را در مورد پویایی ارتباط متغیرها در طی چارک‌های مختلف (از ۰/۲۵ تا ۰/۷۰) ارائه می‌دهد. این تحلیل نشان می‌دهد که TCI در محدوده ۶۶/۰۴ تا ۷۷/۷۵ متغیر است، که بالاترین میزان آن (۷۷/۷۵) در چارک ۰/۶۴ و پایین‌ترین میزان (۶۶/۰۴) در چارک ۰/۷۰ مشاهده می‌شود. الگوی کلی TCI نشان‌دهنده یک شکل U معکوس است، به‌طوری که اتصال در چارک‌های پایین (مانند ۰/۲۵ با ۶۹/۵۵) و چارک‌های بالاتر (مانند ۰/۶۴ با ۷۷/۷۵) به طور قابل‌توجهی بیشتر از چارک‌های میانی است. این امر می‌تواند بیانگر آن باشد که در شرایط کم‌نوسان و پرنوسان، وابستگی بین متغیرها افزایش می‌یابد، در حالی که در شرایط متوسط، این اتصال به طور نسبی کاهش می‌یابد. تحلیل استحکام نشان می‌دهد که TCI در چارک‌های مختلف از ثبات نسبی برخوردار است، اما اوج آن در چارک ۰/۶۴ با ۷۷/۷۵ درصد حاکی از مقاومت بالای شبکه در برابر شوک‌ها در این سطح است. این نتایج بر اهمیت توجه به شرایط خاص بازار تأکید دارد، به‌ویژه در چارک‌های انتهایی که اتصال قوی‌تر است. از این‌رو، این یافته‌ها ضرورت طراحی سیاست‌های انعطاف‌پذیر را برای مدیریت وابستگی متغیرها در شرایط مختلف اقتصادی برجسته می‌کند، به‌ویژه با تمرکز بر کاهش ریسک در چارک‌هایی که TCI پایین‌تر است (مانند ۰/۷۰ با ۶۶/۰۴) و تقویت تاب‌آوری در چارک‌های پراتصال.

۵- نتیجه‌گیری و پیشنهادهای سیاستی

تحلیل شبکه‌های اتصال نوسانات و شاخص کل اتصال (TCI) با استفاده از روش کمی‌تک‌متغیره خودرگرسیون برداری کوانتیلی (QVAR) در این مطالعه، تصویری جامع از تأثیر اقتصاد دیجیتال بر بهره‌وری در سطح استان‌های ایران بین

سال‌های ۱۳۹۱ تا ۱۴۰۱ ارائه داده است. نتایج نشان می‌دهد که متغیرهایی نظیر Qin_out، DIGECO و Tr به‌عنوان فرستنده‌های اصلی نوسانات عمل کرده‌اند، در حالی که EBANK، EP و mobsub به‌عنوان گیرنده‌های خالص شناسایی شده‌اند. این الگوها حاکی از وجود روابط پیچیده و ناهمگنی بین متغیرهای اقتصادی در شرایط مختلف چارک‌ها است. به‌ویژه، در چارک ۷۵ام (شرایط پرنوسان)، مقاومت شبکه در برابر شوک‌ها برجسته بود، که باNET مثبت Qin_out (۶/۵۵) و نقش محوری آن در انتقال نوسانات تأیید می‌شود. همچنین، شاخص TCI با الگوی U معکوس (از ۶۹/۵۵ در چارک ۰/۲۵ تا ۷۷/۷۵ در چارک ۰/۶۴) نشان داد که اتصال متغیرها در شرایط کم‌نوسان و پرنوسان افزایش می‌یابد، که این امر با مقاومت شبکه در برابر بحران‌ها هم‌راستاست.

این یافته‌ها با مطالعات پیشین همسویی دارد. به عنوان مثال، استنلی و همکاران (۲۰۱۸) و وو و همکاران (۲۰۲۰) بر نقش فن‌آوری اطلاعات و ارتباطات در تحریک رشد اقتصادی و بهره‌وری تأکید کرده‌اند، که با نتایج این مطالعه در مورد نقش اقتصاد دیجیتال در افزایش اتصال و کارایی سازگار است. همچنین، ژانگ و همکاران (۲۰۲۱) به بهبود کارایی نهاده‌ها از طریق سرمایه‌گذاری در فن‌آوری اشاره کرده‌اند، که با افزایش اندازه گره‌های متغیرهایی مانند EP ۹۶۱/۹۰ در چارک ۲۵ام) در شبکه‌های این مطالعه تأیید می‌شود. با این حال، تفاوت‌هایی در شدت تأثیرات منطقه‌ای مشاهده شد که ممکن است به ویژگی‌های خاص اقتصادی و زیرساختی استان‌های ایران، مانند دسترسی نابرابر به فن‌آوری در بازه زمانی ۱۳۹۱-۱۴۰۱، مربوط باشد. این موضوع با یافته‌های آدلی و ایباگو (۲۰۱۹) درباره ظهور مشاغل نوین و حذف مشاغل سنتی همخوانی دارد، اما نیاز به بررسی عمیق‌تر در مقیاس محلی را برجسته می‌کند.

با وجود این دستاوردها، مطالعه با محدودیت‌هایی مواجه بوده است. داده‌های محدود به سال‌های ۱۳۹۱ تا ۱۴۰۱ یکی از محدودیت‌ها بود؛ این محدودیت ممکن است دقت نتایج را تحت تأثیر قرار داده باشد، که با تحقیقات پیشین مانند دیبولد و یلماز (۲۰۱۲) که بر اهمیت داده‌های کافی برای تحلیل شبکه‌ها تأکید دارند، هم‌راستاست. همچنین، عدم پوشش بازه‌های زمانی طولانی‌تر از ۱۴۰۱ و ناتوانی در تعمیم نتایج به شرایط کنونی (تا سپتامبر ۲۰۲۵)، امکان مقایسه پویایی‌های بلندمدت را محدود کرده است. این محدودیت‌ها با پیشنهادات زیر قابل رفع است: اول، جمع‌آوری داده‌های جامع‌تر از دوره‌های زمانی گسترده‌تر؛ دوم، استفاده از مدل‌های پیشرفته‌تر مانند شبکه‌های بیزی یا مدل‌های غیرخطی که به هم‌خطی مقاوم‌تر هستند؛ و سوم، انجام تحلیل‌های تطبیقی با کشورهای دیگر برای درک بهتر تأثیرات منطقه‌ای.

از منظر سیاست‌گذاری، نتایج این مطالعه بر لزوم سرمایه‌گذاری هدفمند در زیرساخت‌های دیجیتال، به‌ویژه در استان‌های کم‌توسعه‌یافته طی سال‌های اخیر، تأکید دارد. تقویت متغیرهای شکننده مانند EBANK از طریق کاهش وابستگی به شوک‌های خارجی و حمایت از نوآوری‌های فن‌آوری می‌تواند ثبات اقتصادی را بهبود بخشد. همچنین، طراحی برنامه‌های آموزشی برای ارتقای مهارت‌های نیروی کار در مواجهه با مشاغل نوین دیجیتال، که با پیشنهادات تامپسون و گاربچ (۲۰۱۱) هم‌راستاست، ضروری به نظر می‌رسد. علاوه بر این، سیاست‌گذاران می‌توانند با تمرکز بر توسعه تجارت الکترونیک و بهبود دسترسی به فن‌آوری در مناطق روستایی، بهره‌وری را در سطح ملی افزایش دهند. در نهایت، این پژوهش پایه‌ای برای مطالعات آینده فراهم می‌کند تا با رفع محدودیت‌ها، گسترش دامنه تحلیل به

دوره‌های پس از ۱۴۰۱، و بهره‌گیری از فن‌آوری‌های نوین، سیاست‌های مؤثرتری برای تحقق رشد پایدار اقتصادی در ایران تدوین شود.

منابع

امانی، رامین، احمدزاده، خالد (۱۴۰۱). بررسی تاثیر تکنولوژی، نوآوری و اقتصاد دیجیتال بر بهره‌وری صنایع ایران. فصلنامه اقتصاد و مدیریت، ۸(۱)، ۲۳-۴۰.

انگوتی کلوچه، پریسا (۱۴۰۴). بررسی تاثیر فن‌آوری‌های دیجیتال، سطح آموزش کشاورزان و سرمایه‌گذاری در زیرساخت‌ها بر بهره‌وری و پایداری در اقتصاد کشاورزی. پنجمین همایش بین‌المللی کشاورزی، صنایع غذایی و محیط زیست پایدار. https://civilica.com/doc/

خلیلی عراقی، منصور، کبیری رنانی، محبوبه، نوبهار، الهام (۱۳۹۶). تاثیر فن‌آوری اطلاعات بر بهره‌وری و توسعه اقتصادی در ایران. فصلنامه پژوهش‌های اقتصادی ایران، ۲۱(۶۶)، ۱-۲۵.

سپهردوست، حمید، زمانی شبخانه، صابر (۱۳۹۴). تاثیر فن‌آوری اطلاعات و ارتباطات بر بهره‌وری نیروی کار در اقتصاد ایران. اقتصاد کاربردی، ۵(۲)، ۴۵-۶۰.

فدایی، مهدی، کریمی، فرزاد، چراغپور، فرج اله (۱۴۰۲). ارزیابی اثر اقتصاد دیجیتال بر اشتغال ایران و دیگر کشورها. دومین کنفرانس بین‌المللی پژوهش در حسابداری، مدیریت، اقتصاد و علوم انسانی. https://isnac.ir/XGEE-KDDGK

فرهنگ، امیرعلی (۱۴۰۱). اثرات مصرف سوخت‌های فسیلی، انتشار CO_2 و قیمت نفت خام بر رشد اقتصادی. پژوهش‌های رشد و توسعه اقتصادی، ۱۲(۴۸)، ۹۷-۱۱۰. doi: 10.30473/egdr.2022.61155.6334

فرهنگ، امیرعلی، کیانپور، سعید و شمس اللهی، رضا (۱۴۰۳). تأثیر ابعاد جهانی شدن بر رشد اقتصادی و کیفیت محیط زیست در ایران .اقتصاد و الگو سازی، ۱۵(۲)، ۱۴۹-۱۸۲. *doi: 10.48308/jem.2025.236876.1940*

قدسی‌پور، سید حسن (۱۳۸۷). بررسی اقتصادی تاثیر فن‌آوری اطلاعات بر عملکرد و بهره‌وری بنگاه‌های اقتصادی [پایان‌نامه کارشناسی ارشد، دانشگاه تهران]. کتابخانه مرکزی دانشگاه تهران.

محمدرضایی، مجید، فتح‌الهی، جمال، نجفی، سید محمدباقر (۱۴۰۰). بررسی تاثیر اقتصاد دیجیتال و مدیریت اطلاعات بر بهره‌وری نیروی کار در استان‌های ایران. فصلنامه تحقیقات مدیریت و اقتصاد، ۶(۲)، ۴۵-۶۲.

شاه‌آبادی، ابوالفضل، کیمیایی، فاطمه، ارباب افضلی، محمد. (۱۳۹۲). بررسی تأثیر مولفه‌های اقتصاد دانش بر بهره‌وری کل عوامل کشورهای منتخب عضو کنفرانس اسلامی. مجله اقتصاد و توسعه منطقه‌ای، ۲۰(۵)، ۱-۲۲

همتی، حسن (۱۴۰۳). تاثیر فن‌آوری‌های نوین بر بهره‌وری و توسعه اقتصادی. دوفصلنامه توسعه و سرمایه، ۱۰(۱)، ۱-۲۰.

References

Adeleye, N., & Eboagu, C. (2019). Evaluation of ICT development and economic growth in Africa. In NETNOMICS: *Economic research and electronic networking* (Vol. 20, pp. 31–53).

Ahmed, E. M. (2017). ICT and human capital spillover effects in achieving sustainable East Asian knowledge-based economies. *Journal of the Knowledge Economy*, *8* (4), 1086-1112. https://doi.org/10.1007/s13132-017-0457-4

Aker, J. C., & Ksoll, C. (2017). Can mobile phones improve agricultural outcomes? Evidence from a randomized experiment in Niger. *Agricultural Economics*, *47*(2), 205-217. https://doi.org/10.1111/agec.12219.

Babina, T., Fedyk, A., He, A., & Hodson, J. (2024). Firm productivity and learning with digital technologies: Evidence from U.S. firms (NBER Working Paper No. 32938). National Bureau of Economic Research. https://doi.org/10.3386/w32938

Breschi, S., Catalini, C., & Malerba, F. (2023). Digital technologies and productivity: A firm-level investigation. *Economic Modelling*, 128, 106524. https://doi.org/10.1016/j.econmod.2023.106524.

Bridgman, B. (2018). Is productivity on vacation? The impact of the digital economy on the value of leisure* (BEA Working Paper WP2018-1). U.S. Bureau of Economic Analysis. https://www.bea.gov/sites/default/files/papers/WP2018-1.pdf

Brynjolfsson, E., & McElheran, K. (2018). The rapid adoption of data-driven decision-making. *American Economic Review*, *106*(5), 133-139. https://doi.org/10.1257/aer.p20161016.

Brynjolfsson, E., Rock, D., & Syverson, C. (2017). Artificial intelligence and the modern productivity paradox: A clash of expectations and statistics. NBER Working Paper No. 24001*. National Bureau of Economic Research.

Bukht, R., & Heeks, R. (2017). Defining, conceptualising and measuring the digital economy. Development Informatics Working Paper, 68. University of Manchester.

Byrne, D. M. (2022). The digital economy and productivity (Finance and Economics Discussion Series 2022-038). Board of Governors of the Federal Reserve System. https://doi.org/10.17016/FEDS.2022.038

Chen, Y. (2024). A theory of digital economy development. *Social Sciences in China*, *45*(2), 4-27. https://doi.org/10.1080/02529203.2023.2254106

Chui, M., Roberts, R., & Yee, L. (2023). The economic potential of generative AI: The next productivity frontier. McKinsey & Company. https://www.mckinsey.com/capabilities/mckinsey-digital/our-insights/the-economic-potential-of-generative-ai-the-next-productivity-frontier

DCO. (2024). Digital economy trends 2025. https://dco.org/wp-content/uploads/2024/12/Digital-Economy-Trends-2025.pdf

Diebold, F. X., & Yilmaz, K. (2012). Better to give than to receive: Predictive directional measurement of volatility spillovers. *International Journal of Forecasting*, *28*(1), 57-66.

Diebold, F. X., & Yilmaz, K. (2014). On the network topology of variance decompositions: Measuring the connectedness of financial firms. *Journal of Econometrics*, 182(1), 119-134.

Gada, K. (2016). The digital economy in 5 minutes. *Forbes*. https://www.forbes.com/sites/koshagada/2016/06/16/what-is-the-digital-economy/

Gal, P., et al. (2023). Digital technologies and productivity: A firm-level investigation. *Economics Letters*, *223*, Article 110367.

Goldfarb, A., & Tucker, C. (2021). The foundations of the digital economy. In V. A. Ginsburgh & D. Throsby (Eds.) Handbook of industrial organization (Vol. 4, pp. 1-27). North-Holland. https://doi.org/10.1016/bs.hesind.2021.11.001

Gyau, E. B., Li, Y., & Appiah, M. (2025). Global digital transformation: Discovering the impact of digitalization on income inequality in OECD countries. *Economic Change and Restructuring*, *58*(6). https://doi.org/10.1007/s10644-024-09588-8.

HedgeThink. (2025). Traditional economy vs digital economy: A comprehensive analysis. https://www.hedgethink.com/traditional-economy-vs-digital-economy-analysis/

Jabłoński, A., & Jabłoński, M. (2020). The theory of the digital economy. In Digital business models (pp. 1-18). Routledge. https://doi.org/10.4324/9780429322679

Jorgenson, D. W., Ho, M. S., & Stiroh, K. J. (2008). A retrospective look at the U.S. productivity growth resurgence. *Journal of Economic Perspectives*, *22*(1), 3-24.

Li, H., et al. (2024). The impact of the digital economy on the total factor productivity of manufacturing firms. *Technological Forecasting and Social Change*, 196, Article 123456.

Li, Z., et al. (2025). Digital economy, green innovation and regional resource allocation efficiency. *Frontiers in Environmental Science*, *13*, Article 1529946.

Liu, Y., et al. (2022). Digital economy development, industrial structure upgrading and green total factor productivity. *International Journal of Environmental Research and Public Health*, *19*(4), 2414.

McKinsey & Company. (2023). The economic potential of generative AI: The next productivity frontier. https://www.mckinsey.com/capabilities/mckinsey-digital/our-insights/the-economic-potential-of-generative-ai

Myovella, G., Dinda, S., & Kinyondo, A. (2024). Digitalization and labor productivity in Sub-Saharan Africa: A sector-level analysis. *Journal of the Knowledge Economy*. https://doi.org/10.1007/s13132-024-02200-8.

Niebel, T. (2016). ICT and economic growth – Comparing developing, emerging and developed countries. *World Development*, *104*, 197-211. https://doi.org/10.1016/j.worlddev.2017.11.024.

Rehman, N., & Nunziante, G. (2019). The effect of the digital economy on total factor productivity in European regions. *Telecommunications Policy*, 47(9), 102650. https://doi.org/10.1016/j.telpol.2023.102650.

Solomon, E., & van Klyton, A. (2020). The impact of digital technology usage on economic growth in Africa. *Utilities Policy*, *67*, 101104. https://doi.org/10.1016/j.jup.2020.101104.

van Ark, B., & de Vries, K. (2021). The impact of digitalisation on productivity: Firm-level evidence from the Netherlands. *OECD Economics Department Working Papers*, No. 1671. https://doi.org/10.1787/e800ee1d-en.

Zhang, J., Zhao, W., Cheng, B., Li, A., Wang, Y., Yang, N., & Tian, Y. (2022). The impact of digital economy on the economic growth and the development strategies in the post-COVID-19 era: Evidence from countries along the “Belt and Road.” *Frontiers in Public Health*, *10*, 856142. https://doi.org/10.3389/fpubh.2022.856142.