(Markets, Infrastructures, Payment Systems)

Uso statistico e previsivo delle transazioni elettroniche di pagamento: la collaborazione Banca d'Italia-Istat

di Guerino Ardizzi e Alessandra Righi



Mercati, infrastrutture, sistemi di pagamento (Markets, Infrastructures, Payment Systems)

Questioni istituzionali (Institutional Issues)

Uso statistico e previsivo delle transazioni elettroniche di pagamento: la collaborazione Banca d'Italia-Istat

di Guerino Ardizzi e Alessandra Righi

I lavori pubblicati nella collana "Mercati, infrastrutture, sistemi di pagamento" presentano documentazioni e studi su aspetti rilevanti per i compiti istituzionali della Banca d'Italia in tema di monitoraggio dei mercati finanziari e del sistema dei pagamenti, nonché di sviluppo e gestione delle relative infrastrutture. L'intento è quello di contribuire alla diffusione della conoscenza su questi argomenti e di favorire il dibattito tra le istituzioni, gli operatori economici, i cittadini.

I lavori pubblicati riflettono le opinioni degli autori, senza impegnare la responsabilità dell'Istituto.

La serie è disponibile online sul sito www.bancaditalia.it.

Copie a stampa possono essere richieste alla casella della Biblioteca Paolo Baffi: richieste.pubblicazioni@bancaditalia.it.

Comitato di redazione: Stefano Siviero, Livio Tornetta, Giuseppe Zingrillo, Guerino Ardizzi, Paolo Libri, Cristina Mastropasqua, Onofrio Panzarino, Tiziana Pietraforte, Antonio Sparacino.

Segreteria: Alessandra Rollo.

ISSN 2724-6418 (online) ISSN 2724-640X (stampa)

Banca d'Italia Via Nazionale, 91 - 00184 Roma - Italia +39 06 47921

Grafica e stampa a cura della Divisione Editoria e stampa della Banca d'Italia

Uso statistico e previsivo delle transazioni elettroniche di pagamento: la collaborazione Banca d'Italia-Istat

di Guerino Ardizzi* e Alessandra Righi**

JEL: E41, E42, G2.

Parole chiave: contante, carte di pagamento, altri strumenti di pagamento, previsioni, stime rapide, economia sommersa.

INDICE

SINTESI		5
1. Introduzione		6
2. STRUMENTI, SISTEMI DI PAGAMENTO E	BASI INFORMATIVE PER L'ANALISI ECONOMICA	8
2.1. Gli strumenti di pagamento		8
2.2. I sistemi di pagamento		10
2.3. Banche dati utilizzate nelle	sperimentazioni	13
2.3.1. Database BI-COMP 6	eTARGET2	13
2.3.2. Banche dati degli ope	eratori privati	14
2.3.3. Database delle segna	lazioni aggregate antiriciclaggio della UIF	15
3. Utilizzo previsivo e statistico dei	LE SERIE DEI PAGAMENTI	16
3.1. Le previsioni di breve termir	ne del PIL in Banca d'Italia durante la pandemia	16
3.2. Caso di studio sulle previsio nella statistica ufficiale	ni e stime rapide macroeconomiche	21
3.2.1. Sperimentazione sull	a previsione dei consumi finali	22
-	nowcasting degli indici di commercio al dettaglio	
ed e-commerce		26
3.3. Caso di studio sull'Economia	a informale	32
3.4. Serie ad alta frequenza e tra	tamento della loro stagionalità	39
3.4.1. Analisi dei dati infra-	giornalieri	39
3.4.2. Trattamento della sta	gionalità delle serie giornaliere	44
4. Conclusioni		49
RIFERIMENTI BIBLIOGRAFICI		50

^{*} Banca d'Italia, Dipartimento Circolazione monetaria e pagamenti al dettaglio.

^{**} Istituto nazionale di statistica, Dipartimento di produzione statistica.

SINTESI

Questo lavoro presenta i risultati dell'utilizzo delle transazioni elettroniche di pagamento e delle segnalazioni raccolte dagli intermediari finanziari per le finalità di antiriciclaggio nella produzione statistica ufficiale e nelle previsioni macroeconomiche di breve termine dell'Istat e della Banca d'Italia. Lo sfruttamento di queste informazioni, che necessitano di un accurato trattamento per poter fornire un corretto segnale sulla posizione ciclica dell'economia, determina miglioramenti significativi della performance dei modelli previsivi, e ha consentito di tracciare con tempestività l'andamento dell'attività economica anche nel difficile contesto indotto dalla pandemia. Inoltre, gli indicatori sull'economia sommersa costruiti a partire dalle informazioni raccolte per le finalità dell'antiriciclaggio dall'Unità di Informazione Finanziaria della Banca d'Italia mostrano una elevata correlazione con le stime ufficiali disponibili nell'ambito dei Conti nazionali.

Lavoro realizzato nell'ambito del sotto-gruppo di lavoro *Utilizzo a fini previsivi dei dati sulle transazioni del sistema dei pagamenti* del Comitato di coordinamento Istat-Banca d'Italia per la cooperazione nell'ambito della ricerca e dello scambio di informazioni statistiche, composto, per l'Istat da: A. Righi (coordinatore), L. Cavalli, R. Iannaccone, F. Moauro, D. Zurlo; per la Banca d'Italia da: G. Ardizzi (coordinatore), V. Aprigliano, L. Bastianelli, A. Belsito, S. Emiliozzi, A. Gambini, S. Iezzi, J. Marcucci, N. Renzi, F. Signorelli. Si ringrazia G. Bruno per la preziosa collaborazione e R. Zizza, T. Ropele e D. Delle Monache per i suggerimenti forniti al miglioramento del lavoro. Ringraziamenti vanno anche ad Alessandra Rollo per l'assistenza editoriale nella stesura del testo.

Sebbene il lavoro sia opera del gruppo nel complesso, i paragrafi 1 e 3.2 sono dovuti prevalentemente ad Alessandra Righi, il 2 a Guerino Ardizzi e Alessia Belsito; il 3.1 a Valentina Aprigliano e Simone Emiliozzi, il 3.2.1 a Roberto lannaccone e Davide Zurlo, il 3.2.2 a Filippo Moauro, il 3.3 a Stefano lezzi, Nazzareno Renzi e Luciano Cavalli, il 3.4.1 a Juri Marcucci e il 3.4.2 a Simone Emiliozzi, Roberto lannaccone e Davide Zurlo. Le conclusioni sono comuni.

1. Introduzione

L'attività economica si fonda sugli scambi monetari. I sistemi e le infrastrutture di pagamento, che tracciano in modo tempestivo e affidabile le principali transazioni commerciali, possono rappresentare quindi una fonte informativa importante per l'analisi e la previsione economica. Inoltre, la crescente digitalizzazione dell'economia favorisce la produzione di sempre maggiori volumi di informazioni basate sulle tecnologie digitali, in grado di accrescere le capacità di analisi anche in condizioni di elevata incertezza macro-economica. Le autorità statistiche e le banche centrali si stanno quindi via via dotando di strumenti finalizzati a consentire l'utilizzo di queste informazioni, per costruire indicatori accurati e tempestivi a supporto delle decisioni di politica economica, oltre che di misurazione statistica.

Tuttavia, malgrado il legame tra attività economica e flussi di pagamento si fondi su una considerazione semplice, intuitiva (pensiamo all'equivalenza degli scambi di Fisher), l'uso di dati di pagamento come fonte informativa non convenzionale per l'analisi economica è tutt'altro che immediato. I sistemi di pagamento e le infrastrutture tecnologiche non sono stati infatti sviluppati dagli economisti teorici, bensì da specialisti dediti (giustamente) a salvaguardare l'integrità, la speditezza, la sicurezza delle operazioni telematiche e, ovviamente, il business, con standard operativi diversi da quelli che caratterizzano la statistica economica. La dinamica dei flussi monetari segue in genere un criterio di cassa, non di competenza economica; gli andamenti sono erratici o fortemente stagionali, soprattutto con riferimento ai flussi ad alta frequenza, non sempre coincidenti, quindi, con quelli dei fenomeni economici che si vogliono analizzare.

La complessità nell'uso di dati sui pagamenti a fini di analisi economico-statistica è legata, inoltre, a una serie di problemi di riconciliazione che occorre affrontare ex ante. Ad esempio, se si vogliono analizzare gli acquisti di beni e servizi al dettaglio, ossia le operazioni che gli esperti di pagamenti definiscono person-to-business, la cosa migliore sarebbe selezionare le operazioni con carte di pagamento; mentre, nel caso di scambi commerciali tra imprese saranno più rappresentativi i flussi provenienti dalle operazioni di bonifico. Non è irrilevante neanche il punto di osservazione, che può essere dal lato dell'ordinante il pagamento (es. il consumatore) o dal lato del ricevente l'incasso (es. l'azienda venditrice), da individuare sulla base anche qui dell'aggregato macro economico che si intende misurare (es. consumi delle famiglie o valore aggiunto delle imprese). Anche la selezione del settore di attività economica e della geolocalizzazione (territoriale, nazionale, verso o dall'estero) del flusso di pagamento può giocare un ruolo importante per indirizzare l'analisi.

Le informazioni granulari vanno inoltre estrapolate da complessi messaggi di pagamento trattati dai gestori dei sistemi di scambio e processing o dagli intermediari. Spesso queste informazioni non sono disponibili presso un unico reporting agent, perché disperse tra diversi attori che partecipano al processo del pagamento (banche, società di processing, sistemi di clearing e settlement) e può essere oneroso oltre che complicato ottenere e integrare i dati in possesso di ciascun attore; in questi casi è necessario quindi ricorrere a proxy o ad assunzioni sulla base dell'informazione disponibile. Ad esempio, sebbene non si disponga del dato specifico dei bonifici ordinati per acquisti al dettaglio

(P2B), il dato aggregato sul flusso dei bonifici scambiati dai sistemi interbancari può essere comunque correlato con l'andamento dei consumi e fornire segnali utili per le previsioni macroeconomiche.

Una importante assunzione sottostante l'utilizzo di dati dai sistemi di pagamento elettronici riguarda l'uso del contante nell'economia. Le transazioni in contante non sono infatti tracciate da sistemi di scambio nel momento di cui questo mezzo di pagamento, anonimo, viene utilizzato tra i privati. Una *proxy* per inferire la domanda di contante può essere rappresentata dai flussi di prelievo (o versamento) di contante da parte della clientela attraverso gli strumenti bancari tracciabili (carte, ATM, sportelli). Inoltre, l'evidenza empirica ci mostra che, in valore, le operazioni in contante incidono sempre meno rispetto al prodotto interno lordo; se osserviamo il complesso di transazioni regolate con strumenti elettronici, queste rappresentano peraltro un multiplo della ricchezza reale prodotta in un determinato Paese, riuscendo a intercettare comunque la congiuntura macroeconomica di fondo anche in assenza di informazioni di dettaglio sui pagamenti *cash*.

Un numero crescente di banche centrali negli ultimi anni ha lanciato iniziative specifiche sui *big data* per supportarne alcune funzioni istituzionali, quali le previsioni economiche, le valutazioni della stabilità finanziaria, l'analisi del rischio di credito e la comunicazione esterna. Le banche centrali hanno iniziato a condividere le loro esperienze, soprattutto nel contesto dell'*Irving Fisher Committee on Central Bank Statistics* (IFC) della BRI (2019). Questo processo si è accompagnato a uno analogo condotto in parallelo dagli Istituti nazionali di statistica. Il percorso di adozione dei *big data* da parte della Statistica europea è iniziato nel 2013 con la pubblicazione dello *Scheveningen Memorandum* sull'Uso dei *Big data* per la Statistica Ufficiale, che ha dato avvio all'attività di esplorazione, di sviluppo prototipale e di diffusione delle sperimentazioni (Eurostat, 2013).

Anche il Committee on Monetary, Financial and Balance of Payments Statistics (CMFB) della Commissione europea, ovvero il forum per il coordinamento tra gli istituti nazionali di statistica ed Eurostat da un lato, e le banche centrali nazionali e la Banca centrale europea dall'altro, sta spingendo per l'utilizzo delle nuove fonti. Recenti raccomandazioni fornite dalla Task force per i Big Data appositamente creata, indicano che il CMFB spinge a promuovere l'utilizzo di nuove fonti di dati nel settore monetario, finanziario e delle statistiche sulla bilancia dei pagamenti, sia incoraggiando la creazione di una rete di progetti pilota, sia facilitando lo sviluppo di approcci di comune interesse tra le parti coinvolte. Le fonti di big data più promettenti sono quelle relative all'uso di carte di credito e, più in generale, di pagamenti elettronici; alla telefonia mobile; agli scanner data (CMFB, 2020).

La Banca d'Italia e l'Istat hanno intrapreso negli ultimi anni iniziative relative all'uso di dati granulari sui pagamenti. La Banca d'Italia ha maturato una significativa esperienza nello sfruttamento dei dati derivati da BI-COMP e TARGET2 e dalle segnalazioni per l'antiriciclaggio raccolte dall'Unità di Informazione Finanziaria (UIF) ai fini dell'analisi economica e dell'attività previsiva (si vedano Aprigliano, Ardizzi, Monteforte, 2019 e Aprigliano, Ardizzi, Cassetta, Cavallero, Emiliozzi, Gambini, Renzi e Zizza, 2021). L'Istat, allineata con le indicazioni relative all'uso dei big data da parte dell'ESS fornite

nel Bucarest Memorandum on Trusted Smart Statistics, sta transitando dalla fase di playground, necessaria a comprendere le potenzialità e i limiti dei big data, alla fase di utilizzo maturo di tali fonti, denominata Trusted Smart Statistics (Eurostat, 2018a). A tali iniziative si è affiancata nel 2017 una collaborazione tra le due Istituzioni, con l'obiettivo di vagliare l'utilità di introdurre indicatori costruiti a partire dalle transazioni elettroniche nelle stime ufficiali degli aggregati macroeconomici². Questa attività ha portato alla produzione di serie storiche mensili e giornaliere estratte dai due sistemi di interscambio (sistema di liquidazione) e regolamento BI-COMP e TARGET2 retail e dalle infrastrutture tecniche, nonché altre serie derivanti dalle Segnalazioni Antiriciclaggio Aggregate (S.AR.A.) della UIF. La Banca d'Italia, utilizzando i microdati delle transazioni elettroniche provenienti sia dal circuito BI-COMP, sia da un importante operatore di carte private, ha ricavato un insieme più dettagliato a livello settoriale/merceologico di serie mensili e giornaliere, mettendole a disposizione dell'Istat³.

In questo lavoro vengono presentati i risultati dell'utilizzo delle transazioni elettroniche di pagamento a fini di produzione statistica ufficiale e nelle previsioni macroeconomiche. Nel paragrafo 2 vengono illustrati i sistemi di pagamento da cui sono estratte le informazioni rilevanti per la costruzione degli indicatori di pagamento. Nel paragrafo 3 vengono presentati diversi studi di caso in cui si mostra che l'introduzione di queste informazioni migliora la performance dei modelli della Banca d'Italia e dell'Istat per le previsioni a breve termine o per le stime rapide, oltre ad un approfondimento relativo alla stima dell'economia sommersa. Segue un paragrafo dedicato all'utilizzo di dati di pagamento ad alta frequenza e alle tecniche di destagionalizzazione necessarie per sfruttare al meglio la capacità informative di questi tipi di serie.

2. STRUMENTI, SISTEMI DI PAGAMENTO E BASI INFORMATIVE PER L'ANALISI ECONOMICA

2.1. GLI STRUMENTI DI PAGAMENTO

Ogni anno vengono effettuate transazioni economiche con strumenti di pagamento c.d. "al dettaglio" per un controvalore di oltre 3 volte il PIL italiano. Per pagamenti al dettaglio si intendono quelli fatti dalla clientela finale (famiglie, imprese, pubblica amministrazione) per l'acquisto di beni e servizi (P2B), per il pagamento di stipendi ed emolumenti pensionistici (B2P), negli scambi commerciali tra imprese (B2B) e nei trasferimenti tra privati (cd. P2P).

Si tratta del Gruppo di lavoro su "Possibile utilizzo a fini previsivi di *Big data* riguardanti le transazioni elettroniche riferite ai circuiti di scambio e regolamento interbancario del Sistema dei pagamenti internazionale", istituito presso il Comitato di Coordinamento Istat-Banca d'Italia per la Cooperazione nell'ambito della ricerca e dello scambio di informazioni statistiche.

La Banca d'Italia ha inoltre partecipato insieme all'Istat al principale progetto di sfruttamento dei *big data* dell'Eurostat (*Work package Financial data transaction* del Progetto *ESSnet Big Data*), il cui obiettivo principale era ottenere una panoramica della disponibilità e accessibilità da parte degli Istituti di statistica delle fonti e dell'infrastruttura dati (metadati) sulle transazioni finanziarie nei paesi partecipanti.

Gli strumenti (o i servizi) di pagamento della clientela riguardano tutte le modalità e i mezzi monetari utilizzati per il regolamento delle transazioni economiche «al dettaglio». Essi ricomprendono, quindi, sia la moneta legale (circolante) sia gli strumenti «alternativi» emessi da intermediari bancari, non bancari (ad esempio, gli emittenti carte di credito) e da Poste Italiane e tradizionalmente classificati in quattro categorie: 1) assegni; 2) bonifici; 3) disposizioni di incasso; 4) carte di pagamento. Il rapporto di composizione tra moneta legale e altri strumenti e, nell'ambito di questi ultimi, tra i diversi mezzi di scambio (ad esempio, carte, assegni, ecc.) risente di fattori culturali e istituzionali, legati al grado di sofisticazione finanziaria di un paese. Inoltre, l'evoluzione dell'ecosistema digitale e l'applicazione delle tecnologie dell'informazione e della comunicazione al sistema dei pagamenti determina continue innovazioni dei servizi e degli strumenti di pagamento che indirizzano le preferenze della clientela circa l'utilizzo dei differenti strumenti. Tali innovazioni hanno riguardato sia i processi di scambio e le procedure interbancarie per la trasmissione elettronica delle informazioni (ad esempio, bonifici telematici, troncamento degli assegni, utilizzo di carte via internet, ecc.), sia i supporti fisici (ad esempio, applicazioni mobile, carta contact-less, microcircuito, ecc.) e hanno favorito nel tempo la progressiva sostituzione tra strumenti (e procedure) di pagamento tradizionali, cartacei (contante, assegni, ecc.) a quelli di tipo elettronico (ad esempio, carte di pagamento, bonifici, addebiti preautorizzati).

Gli strumenti maggiormente cresciuti negli ultimi anni sono le carte (debito, credito, prepagate), seguite dai bonifici e addebiti diretti. In termini di composizione degli strumenti, i bonifici (utilizzati soprattutto dalle imprese) intermediano la gran parte delle transazioni in valore; seguono le disposizioni di incasso (addebiti diretti per il pagamento delle utenze, gli incassi commerciali), le carte di pagamento e, infine, gli assegni che sono in forte declino da oltre un ventennio. Il contante rappresenta uno strumento importante negli acquisti al dettaglio ma rispetto al PIL incide solo per il 20-25% in termini di valore delle transazioni, mentre incide molto in termini di numero operazioni in quanto è prevalentemente utilizzato per pagamenti di basso importo. Le operazioni in contante non sono tracciate, tuttavia si può inferire la domanda di contante dalle operazioni bancarie di prelievo o versamento da parte della clientela, che confluiscono nei sistemi di *clearing* dei pagamenti elettronici richiamati anche nel presente lavoro.

Le banche, le altre istituzioni finanziarie, le pubbliche amministrazioni, le imprese e i cittadini effettuano continuamente un gran numero di operazioni di pagamento. Ogni transazione, che può avere ad oggetto lo scambio di un bene, reale o finanziario, o di un servizio, è costituita da due fasi: i) lo scambio del bene o del servizio; ii) il trasferimento di denaro, mediante l'utilizzo del contante o di un deposito detenuto presso una banca. Attraverso questa transazione, il soggetto pagatore adempie all'obbligazione nei confronti del soggetto beneficiario.

Quando il pagamento non è effettuato a mezzo contante e avviene tra soggetti (ordinante e beneficiario) che possiedono un conto presso la stessa banca, il regolamento del pagamento è gestito internamente all'istituzione finanziaria e la transazione si definisce "on us".

9

Quando il pagamento coinvolge due o più istituzioni finanziarie, il trasferimento monetario avviene tramite i conti di corrispondenza, cioè accordi bilaterali tra le banche interessate alla transazione, senza che vi sia il coinvolgimento di un soggetto terzo; oppure, i sistemi di pagamento, cioè accordi formali attraverso cui avvengono i trasferimenti di fondi tra varie banche per conto proprio o per conto della propria clientela⁴. L'utilizzo dei sistemi di pagamento è ad oggi la metodologia più comunemente utilizzata per il regolamento delle transazioni.

2.2. I SISTEMI DI PAGAMENTO

L'insieme degli strumenti, operatori, procedure e norme volti a realizzare il passaggio della moneta da un soggetto a un altro si definisce sistema dei pagamenti. Il regolare funzionamento di questi assume un ruolo fondamentale per la stabilità del sistema finanziario e per l'economia nel suo complesso. Per tale ragione, l'Eurosistema (la BCE e le banche centrali dei Paesi che adottano l'euro) promuove l'efficienza, la stabilità e la sicurezza del sistema dei pagamenti mediante l'offerta diretta dei servizi di pagamento, lo stimolo alla cooperazione tra gli operatori e l'esercizio delle attività di indirizzo, regolamentazione e controllo, proprie della funzione di Sorveglianza sui sistemi di pagamento⁵. In tale contesto, la Banca d'Italia, a livello di Eurosistema, condivide con le altre banche centrali la sorveglianza sui sistemi di pagamento a rilevanza sistemica⁶, e a livello nazionale, svolge compiti di sorveglianza diretta sui sistemi di pagamento domestici⁷.

Nell'esercizio della predetta funzione, la Banca d'Italia dispone di una consistente base dati statistica relativa ai pagamenti della comunità bancaria italiana. La disponibilità di tali informazioni, oltre a consentire il monitoraggio dei livelli di attività e di efficienza, dei rischi finanziari e operativi, e della rispondenza alle esigenze degli utenti da parte del sistema, favorisce la ricerca e lo studio sulle variazioni che avvengono nel mondo dei pagamenti e nelle abitudini di spesa dei consumatori.

Come anticipato, la maggior parte dei pagamenti effettuati dalla comunità bancaria italiana avviene per il tramite dei sistemi di pagamento, che in base alla tipologia di operazioni trattate possono essere classificati in sistemi all'ingrosso o sistemi al dettaglio.

Art. 2,1, Regulation (EU) 2017/2094: un sistema di pagamento è "un accordo formale fra tre o più partecipanti, senza contare eventuali banche di regolamento, controparti centrali, stanze di compensazione o partecipanti indiretti, con regole comuni e procedure standardizzate per l'esecuzione di ordini di trasferimento tra i partecipanti".

A livello europeo, tali compiti trovano fondamento giuridico nell'art. 127.2 del Trattato sul funzionamento dell'Unione europea e negli artt. 3 e 22 del Protocollo sullo Statuto del Sistema europeo delle banche centrali e della Banca centrale europea. A livello nazionale, il Testo Unico delle leggi in materia bancaria e creditizia riconosce alla Banca d'Italia specifiche competenze in materia di sorveglianza sui soggetti che gestiscono sistemi di pagamento o infrastrutture strumentali tecnologiche o di rete (art. 146 del Testo Unico Bancario).

In particolare, sui sistemi all'ingrosso TARGET2/TIPS e Euro1, gestiti rispettivamente dall'Eurosistema stesso e dalla società EBA *Clearing* (espressione delle maggiori banche europee), e su quello al dettaglio STEP2-T, sistema di compensazione paneuropeo per i pagamenti in euro pure gestito da EBA *Clearing*.

⁷ In particolare, sulla componente domestica di TARGET2 (TARGET2-Banca d'Italia) e su BI-COMP.

I sistemi di pagamento all'ingrosso (Large-Value Payment Systems, LVPS) trattano principalmente le transazioni di natura interbancaria, nonché i pagamenti di natura commerciale, generalmente di importo significativo, per i quali ricorrono esigenze di tempestività nell'esecuzione. Tra questi sistemi assume particolare rilevanza TARGET2, il sistema di pagamento gestito dall'Eurosistema per il regolamento in tempo reale e su base lorda (quindi, one by one) di pagamenti di importo rilevante (real time gross settlement system, RTGS)8. Il sistema è realizzato e gestito dalle cosiddette 3CB, Banca d'Italia, Deutsche Bundesbank e Banque de France e oggi rappresenta il principale sistema di pagamento in Europa⁹ nonché uno dei più importanti a livello mondiale. TARGET2 effettua il regolamento dei pagamenti in moneta di banca centrale¹⁰ sui conti aperti dalle banche partecipanti presso le rispettive banche centrali nazionali (BCN). Il sistema è utilizzato per il regolamento di pagamenti relativi a operazioni di politica monetaria, pagamenti interbancari, operazioni per conto della clientela delle banche partecipanti e transazioni dei cosiddetti "sistemi ancillari" (come i sistemi di pagamento al dettaglio, i sistemi di regolamento titoli, le controparti centrali, i mercati monetari), a cui offre specifici servizi di regolamento e gestione della liquidità. I pagamenti trattati da TARGET2 corrispondono a circa il 90% sul totale del valore complessivo dei pagamenti di importo elevato denominati in euro. In poco meno di 7 giorni, TARGET2 elabora un valore quasi corrispondente al PIL dell'area dell'euro. Nel 2020 sono stati regolati mediamente circa 345.000 pagamenti al giorno per un importo medio di circa 1.812 miliardi di euro¹¹.

I sistemi di pagamento al dettaglio (*retail payment systems*, RPS) eseguono lo scambio, la compensazione e/o il regolamento di operazioni di pagamento di importo contenuto generalmente trasmesse in forma aggregata con regolamento in più cicli giornalieri. Sugli RPS vengono trattate le operazioni effettuate dalla clientela (famiglie, imprese e PA); essi sono dunque importanti per il buon esito delle transazioni commerciali e, dunque, influiscono sul mantenimento della fiducia dei cittadini nella moneta e negli strumenti di pagamento elettronici alternativi al contante. In questi sistemi, la fase di compensazione (o *clearing*) è gestita da operatori privati, che operano in regime di concorrenza tra loro, mentre la fase di regolamento (o *settlement*) è tipicamente svolta dalle banche centrali. Quest'ultima fase, consiste nella determinazione dei saldi multilaterali per ciascun partecipante nel loro successivo regolamento in moneta di banca centrale. Con riferimento al mercato nazionale, rientra nella definizione di

È in atto una trasformazione di TARGET2 (T2 *Consolidation*) volta a realizzare un nuovo sistema di regolamento lordo in tempo reale in grado di offrire servizi avanzati. Il progetto, che prenderà avvio nel novembre 2022, integrerà in un'unica piattaforma le funzionalità oggi offerte da TARGET2, per il regolamento dei pagamenti, da T2S, per il regolamento dei titoli, e da TIPS, per il regolamento dei pagamenti istantanei.

⁹ L'altro sistema all'ingrosso oggi attivo in Europa è Euro1, un sistema privato gestito da EBA *Clearing*, al quale partecipano circa 60 banche europee di grandi dimensioni.

Il regolamento di un'operazione è definito "in moneta di banca centrale" se il pagamento avviene direttamente e irrevocabilmente presso la Banca centrale mediante un giroconto tra i conti detenuti dalle banche coinvolte nella transazione.

¹¹ Vedi Bramini *et al.*, 2021.

sistema di pagamento al dettaglio BI-COMP¹², sistema di compensazione multilaterale in cui la fase del regolamento è gestita dalla Banca d'Italia¹³ e la fase di compensazione è svolta su base concorrenziale da soggetti privati (cd. Clearing Settlement Mechanism o gestori di sistemi di clearing), che allo stato attuale sono Nexi, SIA e BCC-SI.

BI-COMP tratta le seguenti tipologie di pagamento: procedure SEPA, in particolare, bonifici (SEPA Credit Transfer e SEPA Instant Credit Transfer) e addebiti diretti (SEPA Direct Debit, Core e B2B), pagamenti effettuati con carte di debito (prelievi presso ATM e pagamenti al POS) e assegni digitalizzati. Nel 2020 su BI-COMP sono state trattate circa 2 miliardi di operazioni per un controvalore complessivo di circa 1.900 miliardi di euro (circa 1,15 volte il valore del PIL italiano), con un importo medio unitario di poco superiore ai 900 euro.

Nel 2020 il sistema di pagamento

BI-COMP

Nell'esercizio delle proprie funzioni in ambito di Sorveglianza sui Sistemi di Pagamento, come già accennato, la Banca d'Italia dispone di una rilevante base informativa avente ad oggetto le transazioni di pagamento che vengono trattate sui sistemi BI-COMP e sulla componente italiana di TARGET2. Tali informazioni hanno costituito la base statistica utilizzata per la predisposizione di questo lavoro. In particolare, i dati utilizzati si riferiscono al numero e al valore delle operazioni di pagamento che le banche aderenti inviano ai sistemi BI-COMP e T2-BdI. Per ciascuna di queste è possibile risalire al Codice ABI del soggetto che ha inviato il pagamento. Inoltre, queste informazioni sono disponibili con grande tempestività (t+1), frequenza giornaliera e carattere di definitività, si tratta infatti di operazioni

interbancario al dettaglio della Banca d'Italia (BI-COMP) ha gestito circa 2 miliardi di operazioni, per un controvalore complessivo di 1.900 miliardi di euro (1,15 volte il valore del PIL italiano). L'impiego di tali informazioni può significativamente migliorare le capacità di analisi statistica ed economica.

Per quanto concerne il grado di granularità delle informazioni raccolte, si osserva che per le transazioni trattate su BI-COMP è possibile ricostruire la tipologia di operazione effettuata (bonifici ordinari, bonifici istantanei, addebiti diretti, incassi commerciali, operazioni di prelievo presso sportelli

regolate definitivamente su TARGET2.

Con riferimento alle operazioni di pagamento trattate dalla comunità bancaria italiana, oltre a BI-COMP, rileva il sistema di pagamento al dettaglio, STEP2-T, sistema di compensazione paneuropeo per i pagamenti in euro gestito da EBA Clearing. Questo sistema, classificato dalla BCE quale sistema di pagamento a rilevanza sistemica (SIPS), è assoggettato alla ECB Regulation n. 795/2014 (cosiddetta SIPS Regulation). La sorveglianza su tale sistema è svolta dalla BCE, in cooperazione con le BCN, tra cui la Banca d'Italia, nell'ambito dei gruppi e comitati competenti. Le analisi condotte ai fini di questo lavoro non hanno interessato le transazioni di pagamento trattate in STEP2-T.

L'effettivo regolamento dei saldi multilaterali, calcolati su BI-COMP, avviene in TARGET2.

ATM, pagamenti con carta di debito su POS, assegni); mentre per i pagamenti inviati per conto della clientela dalle banche a T2-BdI è possibile classificare le transazioni in pagamenti domestici e *cross-border*.

La scarsa granularità che caratterizza queste serie impedisce ulteriori disaggregazioni. Non è, ad esempio, disponibile la segmentazione dei dati in riferimento alla base territoriale o alla tipologia di clientela (clienti *retail* o corporate, settore delle imprese che effettuano i pagamenti, etc.).

Da ultimo, occorre evidenziare che la base statistica descritta non comprende le transazioni che non sono state trattate da sistemi di pagamento Oltre alle operazioni in contante, sono quindi escluse le cd. transazioni *on us* e le operazioni trattate nei conti di corrispondenza bilaterali. Anche le transazioni con carta di credito sono escluse, in quanto compensate e regolate attraverso circuiti interbancari internazionali secondo le regole da questi fissate (i principali gestori di circuiti di carte sono Visa, Mastercard, American Express, Diners).

Dati di pagamento granulari e tempestivi si trovano negli archivi interni delle entità (private) di elaborazione dei dati di pagamento, che gestiscono tali dati per conto delle banche. I dati sono raccolti su base giornaliera (e anche infragiornaliera) e contengono informazioni lato *Acquiring* (pagamenti in entrata da parte degli esercenti) e lato emittente (pagamenti in uscita da titolari di carta). Per quanto riguarda l'emissione, le informazioni sul titolare della carta non sono sempre disponibili per il processore perché di solito rimangono solo nel database interno delle banche di origine.

SIA e NEXI sono i principali *card processor* in Italia. Nel 2020, con oltre 1,1 milioni di punti vendita coinvolti, SIA ha gestito l'elaborazione di oltre 70 milioni di carte all'anno. NEXI gestisce, invece, circa 40 milioni di carte di pagamento e circa 0,9 milioni di punti vendita. La raccolta dati dai principali *card processor* può giovarsi dell'elevata copertura dati (circa il 75% del mercato), ma la raccolta dati dagli operatori richiede un'intensa fase di sperimentazione prima di procedere con la fase realizzativa e poter, quindi, confermare che i benefici derivanti della realizzazione di un tale enorme database superino i costi di realizzazione.

2.3. BANCHE DATI UTILIZZATE NELLE SPERIMENTAZIONI

Le basi dati di riferimento utilizzate in questo lavoro sono quelle relative ai flussi interbancari intermediati dai sistemi gestiti dalla banca centrale (BI-COMP e TARGET2), i dati di pagamento raccolti dall'Unità di informazione finanziaria (UIF) per le attività di controllo ai fini anti-riciclaggio, nonché alcune informazioni raccolte dai sistemi di *card processing* gestiti da operatori privati.

2.3.1. DATABASE BI-COMP E TARGET2

Dopo un'accurata fase di studio e sperimentazione, sono state messe in produzione 15 serie storiche mensili (otto per importo e nove per volume di transazioni) estratte dai due sistemi di interscambio (sistema di liquidazione) e regolamento (BI-COMP e TARGET2 *retail*), suddivise per strumenti di

pagamento e ricostruite a partire dal gennaio 2000. I microdati dei due sistemi di regolamento sono stati aggregati per conformarsi al Regolamento generale sulla protezione dei dati (GDPR) al fine di produrre serie temporali da utilizzare nei nostri esperimenti. È stata necessaria una fase di pretrattamento e ispezione per tenere conto delle modifiche alla normativa sui pagamenti che hanno creato degli *shock* durante il periodo analizzato. Tale analisi ha evidenziato alcuni periodi con particolari perturbazioni per le serie BI-COMP come nel dicembre 2013 con l'introduzione di STEP2-T, un nuovo sistema privato di proprietà di EBA *Clearing*, che inizialmente ha eroso la rappresentatività della serie BI-COMP dal sistema di compensazione.

Si tratta di serie ad alta frequenza, disponibili giornalmente, e tempestività (rilascio a t+1), ma presentano il limite di avere una scarsa granularità informativa.

Sono quindi state messe a disposizione per gli studi di caso:

- serie storiche mensili del totale delle transazioni BI-COMP/T2 e degli strumenti di pagamento (es. bonifico, addebito diretto, carte di pagamento

 – sia ATM che POS –, assegni, altro); le serie sono disponibili dall'anno 2000 (sia in volume che in quantità);
- serie storiche giornaliere del totale delle transazioni BI-COMP/T2 e per strumenti di pagamento (POS, ATM), disponibili dall'anno 2006 (sia in volume che in importo).

2.3.2. BANCHE DATI DEGLI OPERATORI PRIVATI

La Banca d'Italia ha coinvolto i principali sistemi di *card processing* (SIA e NEXI) in un progetto volto a utilizzare dati più granulari e tempestivi sulle operazioni di pagamento ai fini dell'analisi economica. Gli operatori hanno condiviso alcune informazioni che consentono: 1) di geo-localizzare la direzione dei flussi di pagamento, ad es., la localizzazione dell'esercente (o punto vendita) e la localizzazione dell'emittente (come *proxy* della localizzazione del consumatore, se tale informazione non è disponibile), sia dal lato acquirente (operazioni in entrata) che dal lato emittente (operazioni in uscita); 2) di distinguere tra *e-commerce* e pagamenti di prossimità (punto vendita fisico), elemento utile per classificare meglio il fatturato del commercio al dettaglio; 3) di avere informazioni disaggregate per il codice categoria merceologica (MCC), codice a quattro cifre (definito dai circuiti di carte) che descrive l'attività principale del commerciante, per il quale non esiste una metodologia standard di abbinamento ai codici NACE rev.2.

Per ridurre l'onere computazionale, i codici MCC sono stati aggregati in alcune grandi categorie (abbigliamento, alberghi e ristoranti, alimentari, casa, lavoro, *retail*, servizi, telecomunicazioni e viaggi-trasporti), che si è riusciti a riportare ad alcuni dei gruppi della classificazione NACE rev.2.

Utilizzando tali dati insieme a quelli derivanti dalle informazioni sulle carte disponibili in BI-COMP, si sono ricavate delle serie mensili e giornaliere riferite alle quote delle transazioni per le nove grandi categorie merceologiche e serie mensili aggregate relative alle transazioni di commercio elettronico (dal lato dell'acquirente, cioè la spesa degli italiani per le imprese italiane).

Sono quindi state messe a disposizione per gli studi di caso:

- serie storiche giornaliere di transazioni con carta di debito domestica BI-COMP (considerando il solo canale di prossimità) per gruppi MCC in termini di indici (2014=100), disponibili dal 2014;
- serie storiche mensili delle transazioni *e-commerce* BI-COMP in termini di indici (2014=100), disponibili dal 2014.

Per mostrare le potenzialità informative delle serie ad alta e altissima frequenza dei sistemi di *card processing*, nel paragrafo 3.4.2 si illustrano , inoltre, in maniera dettagliata le transazioni relative ai singoli codici MCC per un campione di transazioni avvenute in una settimana del 2019. Il campione contiene circa 30 milioni di transazioni individuali in euro effettuate con carte di debito o credito italiane su POS italiani. Sono per due terzi riferite al circuito Bancomat e per un terzo al lato *Issuing* o *Acquiring* delle carte di credito internazionali (American Express, VISA o MasterCard).

2.3.3. DATABASE DELLE SEGNALAZIONI AGGREGATE ANTIRICICLAGGIO DELLA UIF

Le banche e gli altri intermediari finanziari – ai sensi dell'art. 33 del D.Lgs. 231/2007 – devono segnalare mensilmente alla UIF tutte le operazioni di importo pari o superiore a 15.000 euro, dopo averle aggregate secondo diversi attributi tra cui il settore della clientela e la tipologia di operazione. La UIF riceve tali segnalazioni entro il secondo giorno del terzo mese successivo a quello delle operazioni (T+62); gli intermediari possono rettificarli per un periodo di 10 anni. Trattandosi di dati aggregati, i report S.AR.A. non contengono riferimenti ai dati anagrafici dei clienti, ma al loro settore di attività economica e al loro luogo di residenza. I dati S.AR.A. sono principalmente utilizzati nell'ambito dell'analisi strategica della UIF, filone di attività finalizzato all'individuazione e alla valutazione di fenomeni, tendenze e vulnerabilità del sistema legati al riciclaggio di denaro, con collegamento a specifici settori dell'economia, determinate aree geografiche o mezzi di pagamento. Tali dati vengono, inoltre, esaminati per identificare singole anomalie che possono essere associate a riciclaggio di denaro o finanziamento del terrorismo.

La raccolta dei dati S.AR.A. è iniziata nel gennaio 1993. Nel corso degli anni, sono intervenute modifiche al quadro normativo che hanno interessato lo schema di segnalazione, le soglie per le operazioni da segnalare e i domini di alcune variabili di classificazione. In particolare, nel 2003 la soglia di rendicontazione è stata portata da 10.329 euro a 12.500 euro ed è stata ulteriormente aumentata a 15.000 euro nel 2008¹⁴. La qualità dei dati S.AR.A. è monitorata da controlli statistici automatici basati su metodi quantitativi. Tuttavia, alcune serie hanno evidenziato alcune perturbazioni nel periodo ottobre 2002 – dicembre 2003, dovute a cambiamenti nella tecnologia utilizzata per la rilevazione delle serie di importi di cassa/debito.

Nel 2020, la UIF ha ricevuto circa 106 milioni di record S.AR.A., corrispondenti a oltre 369 milioni di singole operazioni, per un valore di quasi 81 trilioni di euro. Le transazioni in contanti rappresentano il 6,1% del numero totale delle transazioni. Circa il 95% del totale delle segnalazioni aggregate è stato

Da gennaio 2021 la soglia di rilevazione è di 5.000 euro (cfr. Provvedimento della UIF del 25 agosto 2020).

ricevuto dalle banche; tra gli altri segnalanti sono ricomprese le società fiduciarie e di gestione del risparmio, le società di intermediazione mobiliare e le assicurazioni¹⁵.

Sono state prese in esame serie provinciali, suddivise tra entrata e uscita, riferite all'operatività complessiva, in contanti, in assegni e in bonifici nazionali ed esteri nel periodo gennaio 2010 – settembre 2018¹⁶, con una disaggregazione settoriale e per tipo di clientela.

3. UTILIZZO PREVISIVO E STATISTICO DELLE SERIE DEI PAGAMENTI

Vengono di seguito presentati alcuni studi di caso relativi all'utilizzo di serie dei pagamenti nei modelli previsivi della Banca d'Italia (sezione 3.1); nelle previsioni a breve o nelle stime rapide dell'Istat (sezione 3.2), attività in gran parte ancora sperimentali; nello studio dell'economia informale (sezione 3.3). Sono inoltre proposti due approfondimenti di natura più metodologica sull'utilizzo di dati ad altissima frequenza e sul trattamento della stagionalità (sezioni 3.4.1 e 3.4.2).

3.1. LE PREVISIONI DI BREVE TERMINE DEL PIL IN BANCA D'ITALIA DURANTE LA PANDEMIA

Migliorare l'accuratezza dei modelli di previsione a breve termine con nuove variabili è una attività complessa data la scarsità di informazioni tempestive a disposizione. Negli ultimi anni nelle istituzioni c'è stata una forte spinta all'utilizzo di dati innovativi provenienti da fonti non convenzionali (ad esempio, dati di sistemi di pagamento, dati raccolti su Internet, dati provenienti da *Social Networks* come Twitter, dati testuali) per ricavare segnali tempestivi e accurati sull'attività economica (D'Amuri e Marcucci, 2017; Loberto, Luciani e Pangallo, 2018; Angelico et al., 2018; Aprigliano et al., 2019; Ardizzi et al., 2019; Ardizzi et al., 2020; Aprigliano, Ardizzi, Cassetta, Cavallero, Emiliozzi, Gambini, Renzi e Zizza, 2021; Aprigliano, Borin, Conteduca, Emiliozzi, Flaccadoro, Marchetti e Villa, 2021; Aprigliano, Emiliozzi, Guaitoli, Luciani, Marcucci e Monteforte, 2021).

Nuove sfide per la modellistica delle previsioni di breve termine sono emerse in seguito allo scoppio della pandemia di Covid-19, che ha provocato una brusca recessione ed ha talvolta compromesso il processo di produzione dei dati, rendendo estremamente difficile l'attività previsiva (Locarno e Zizza, 2020; Aprigliano, Ardizzi, Cassetta, Cavallero, Emiliozzi, Gambini, Renzi e Zizza, 2021). I dati dei sistemi di pagamento si caratterizzano per tempestività, alta frequenza e assenza di revisioni rilevanti. Tali caratteristiche li rendono candidati ideali per ampliare le informazioni a disposizione dei previsori. Inoltre, dato che i mezzi di pagamento elettronici sono sempre più diffusi, questi flussi di dati sono sempre più promettenti

Per la lista esaustiva delle tipologie di intermediari sottoposti all'obbligo segnaletico si veda l'art. 2 del provvedimento S.AR.A. vigente nel periodo di analisi, disponibile al link https://uif.bancaditalia.it/normativa/norm-antiricic/provv-2013-12-23/provvedimentoSARA_2013.pdf.

Per gli assegni i dati sono riferiti al periodo successivo a gennaio 2001.

per fornire segnali affidabili dell'attività economica. Nell'ultimo decennio diversi studi hanno mostrato l'importanza di questi dati nell'anticipare le dinamiche degli aggregati macroeconomici, caratterizzati da tempi di rilascio più lunghi (si veda Aprigliano, Ardizzi, Cassetta, Cavallero, Emiliozzi, Gambini, Renzi e Zizza, 2021 per una rassegna).

In letteratura si è acceso un ampio dibattito sulle strategie econometriche più efficaci per prevedere in maniera robusta e in tempo reale le forti fluttuazioni delle variabili macroeconomiche osservate durante la pandemia (per una rassegna, si veda Aprigliano, V., A. Borin, F.P. Conteduca, S. Emiliozzi, M. Flaccadoro, S. Marchetti e S. Villa, 2021). Una prima soluzione è stata quella di ricorrere a modelli basati su dati ad alta frequenza, tra i quali i dati provenienti dai sistemi di pagamento, che si sono rivelati di fondamentale importanza nella costruzione di indicatori sintetici e tempestivi del ciclo economico (per gli Stati Uniti si vedano Aruoba, Diebold e Scotti, 2009 e Lewis *et al.*, 2021; per la Germania, si veda Eraslan e Gotz, 2021).

Per l'Italia, Delle Monache, Emiliozzi e Nobili (2021) hanno sviluppato un indicatore settimanale per misurare l'attività economica (*Italian Weekly Economic Index*, ITWEI), stimato a partire da un dataset che include variabili a frequenza sia settimanale (l'ammontare delle transazioni con carte di debito ai POS e dei prelievi da ATM, un indice di spesa effettuata tramite carte di credito, il consumo totale di energia elettrica, quello di gas utilizzato, per scopi industriali, un indice di ricerche su *Google Trends* del termine 'CIG' o 'Cassa integrazione guadagni', le attivazioni nette di posti di lavoro) sia mensile (i flussi di traffico merci, il *Purchasing Managers' Index* – PMI della manifattura e dei servizi, gli indicatori di fonte Confcommercio sulla spesa per consumi di beni e servizi, i flussi di cassa generati dalla riscossione dell'imposta sul valore aggiunto sulle importazioni, il valore effettivo dei trasferimenti per la CIG).

I dati sui pagamenti contribuiscono in misura sostanziale alla stima di ITWEI, assumendo un peso molto rilevante nella stima della componente principale su cui l'indice è basato¹⁷.

ITWEI mostra un chiaro andamento ciclico e una forte correlazione con il PIL reale nel campione di stima che va da luglio 2010 a settembre 2021. Durante il periodo della pandemia è stato in grado di anticipare tempestivamente il crollo dell'attività economica nei primi due trimestri del 2020, in seguito al *lockdown* implementato in Italia per contrastare il Covid-19, e il forte rimbalzo nel terzo quando molte delle restrizioni sono state eliminate (figura 1). La figura 2 mostra come l'indicatore abbia fornito previsioni *out-of-sample* dell'attività economica italiana caratterizzate da elevata precisione sia nel 2020 sia nel 2021.

¹⁷ ITWEI è stimato come la prima componente principale del dataset bilanciato con l'algoritmo di *Expectation-Maximization* (EM) proposto da Dempster, Laird e Rubin (1977) e utilizzato da Stock e Watson (2002).

Figura 1 – Indicatore settimanale dell'attività economica (ITWEI) e tassi di crescita congiunturale del PIL nel periodo gennaio 2020 – settembre 2021

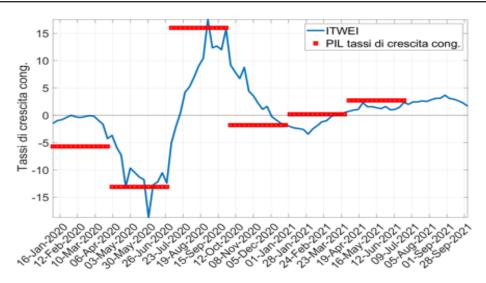
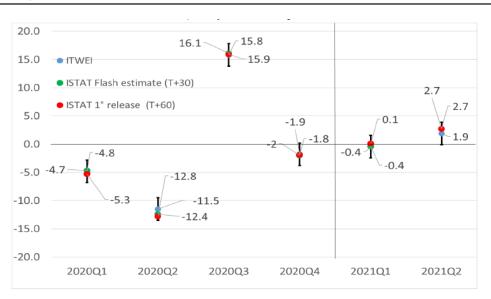


Figura 2 – Performance *out-of-sample* di ITWEI nel periodo della pandemia COVID-19 (dati trimestrali)

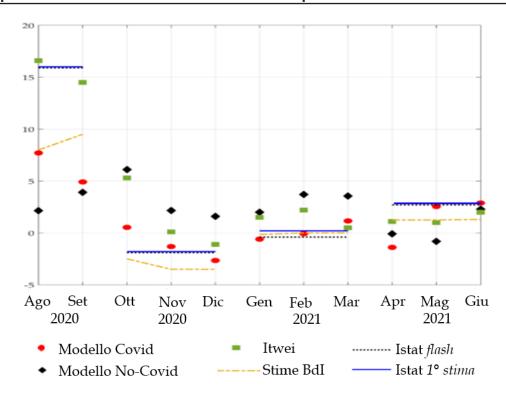


Un secondo approccio per generare previsioni robuste di breve periodo dell'attività economica durante la pandemia è scaturito dall'influente contributo di Ng (2021), applicato da Aprigliano, Borin, Conteduca, Emiliozzi, Flaccadoro, Marchetti e Villa (2021) al caso del PIL italiano. La metodologia è basata su un modello a fattori di ampie dimensioni a frequenza mista che combina variabili macroeconomiche, dati di sistemi di pagamento, indicatori epidemiologici e il grado di restrizione delle politiche di contenimento (Conteduca, 2021 e Hale et al., 2021). Anche in questo approccio le variabili tratte dai sistemi di pagamento forniscono un importante contributo nel tracciare la dinamica di breve periodo dell'economia italiana.

La strategia econometrica utilizzata consente di "depurare" i fattori puramente economici dagli andamenti anomali indotti dalla pandemia rendendo robuste e più stabili le previsioni del modello nel trimestre in corso e in quello successivo. Il lavoro sfrutta, inoltre, le sinergie tra l'assetto econometrico di previsione del modello a fattori e un sofisticato modello epidemico *Susceptible-Infectious-Recovered* (SIR) con risposte di policy endogene (Marchetti et al., 2022). Pur nell'incertezza indotta dai numerosi fattori che possono influenzare l'evoluzione futura della pandemia, il modello epidemiologico è in grado di tener conto di molte delle determinanti degli andamenti epidemiologici e delle conseguenti risposte in termini di politiche di contenimento¹⁸.

La performance previsiva del modello proposto nel lavoro (modello Covid, "MC") viene valutata *out-of-sample* tra il 2020Q3 e il 2021Q2 nel confronto con la sua controparte che non tiene conto esplicitamente delle variabili pandemiche (modello no-Covid, "MNC"), con le previsioni della Banca d'Italia pubblicate nel Bollettino Economico e con quelle desumibili da ITWEI. Si mostra che la capacità previsiva del modello MC è superiore a quella del modello MNC ed è paragonabile sia a quella delle proiezioni del Bollettino sia a quella di ITWEI (figura 3).

Figura 3 – Tasso di crescita trimestrale del PIL italiano: stime ufficiali Istat (flash, T+30; 1° rilascio dei Conti Nazionali, T+60); stime ufficiali della Banca d'Italia pubblicate (Bollettino Economico); stime del modello sperimentale con variabili Covid-19 e del modello sperimentale senza variabili Covid-19; ITWEI



Nota: La figura confronta il flusso dei *nowcast* del PIL italiano dei vari modelli da agosto 2020 a giugno 2021 con le realizzazioni Istat (stima *Flash* e 1° stima rilasciata a T+60).

Ad esempio, alcune delle determinanti delle politiche di contenimento sono l'andamento della campagna vaccinale, la diffusione di nuove varianti, i meccanismi che inducono un inasprimento ovvero allentamento delle restrizioni a livello locale.

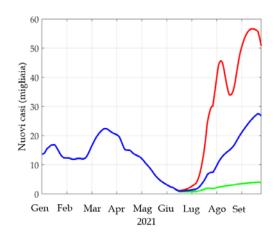
Viene proposto anche un esercizio di scenario controfattuale per il tasso di crescita del PIL nel 2021Q3 al variare dell'intensità della pandemia calibrando i diversi scenari con il modello epidemiologico SIR proposto da Marchetti et al. (2022). L'esercizio mira ad esplorare come diversi andamenti della serie dei nuovi contagiati (andamento debole/baseline/forte; figura 4, Pannello a) influiscono sulle prospettive di crescita dell'attività economica dopo che il governo risponde all'evoluzione dell'epidemia (figura 4, Pannello b). La figura 5 mostra la previsione un passo in avanti del tasso di crescita congiunturale del PIL nel terzo trimestre del 2021 per ogni mese del trimestre (riquadri verdi, gialli e rossi) e sulla loro media trimestrale (riquadro blu)¹⁹. I risultati sottolineano una significativa correlazione negativa tra la variabile pandemica e le proiezioni dell'attività economica: la previsione del PIL viene progressivamente rivista al ribasso (dal 4,4% dello scenario base di luglio al 3,3% in settembre), riflettendo l'evoluzione meno favorevole della pandemia causata dalla diffusione della variante "Delta" nei mesi estivi²⁰.

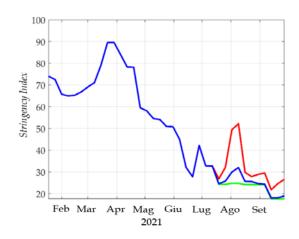
Il contributo dei dati di pagamento risulta molto elevato sia nell'esercizio di *nowcasting* sia in quello controfattuale poiché introducono un vantaggio informativo che incrementa la precisione delle stime del PIL italiano.

Figura 4 – Proiezioni sulle nuove infezioni di Covid-19 (pannello a) e le restrizioni alla mobilità e alle attività economiche introdotte in Italia (pannello b) nel 2021Q3

a) Numero dei nuovi contagiati (media mobile di 7 giorni)

b) Oxford Stringency Index modificato per l'Italia





Nota: Le curve blu rappresentano gli scenari di base, mentre le curve rosse e verdi rispettivamente quelli gravi e benigni. Ogni scenario è associato a una traiettoria diversa in termini di pattern di livelli regionali settimanali. Fonte: Aprigliano, Borin, Conteduca, Emiliozzi, Flaccadoro, Marchetti e Villa (2021) e Conteduca (2021).

¹⁹ La media delle previsioni mensili fornisce una stima più robusta del tasso di crescita congiunturale del PIL.

Gli intervalli attorno alle previsioni di base (linee continue) riflettono contemporaneamente sia l'incertezza riguardo alla diffusione della variante "Delta" sia sull'implementazione delle misure di contenimento per contrastarla.

4,6
4,4
4,2
4,0
3,8
3,8
3,2
3,0
2,8

Luglio Agosto Settembre 2021Q3

Figura 5 – Scenari macroeconomici per il 2021Q3 al variare delle condizioni epidemiche

Nota: Le linee piene rappresentano le previsioni di PIL basate sullo scenario di base di diffusione del contagio (linea blu in figura 4) ottenuto dalla simulazione del modello epidemiologico di Marchetti *et al.* (2022) per i mesi di luglio, agosto e settembre 2021 e per il complesso del 2021Q3 (ottenuta come media delle previsioni mensili). Gli estremi superiori e inferiori delle aree colorate rappresentano le previsioni controfattuali di PIL ottenute rispettivamente dagli scenari benigni e gravi.

3.2. CASO DI STUDIO SULLE PREVISIONI E STIME RAPIDE MACROECONOMICHE NELLA STATISTICA UFFICIALE

L'Istat produce indicatori di breve periodo per l'analisi economica e diffonde (o sviluppa per uso interno) diversi modelli per lo studio delle tendenze di breve periodo. Oltre alle stime flash relative al PIL e ad altri aggregati macroeconomici tradizionalmente condotte nell'ambito delle stime di Contabilità Nazionale, dal gennaio 2011 si è aggiunto l'affidamento all'Istituto Nazionale di Statistica della responsabilità delle attività di previsione macroeconomica. Ciò ha rappresentato un importante cambiamento nelle funzioni dell'Istat e ha favorito un cambiamento rilevante nelle attività di ricerca economica. In Contabilità nazionale la stima anticipata del PIL è ufficialmente rilasciata a T+30 giorni (era a T+45 giorni fino al 2017) ed è compilata utilizzando le stesse fonti e modalità adottate per la compilazione integrale dei conti nazionali trimestrali (rilasciata a T+ 60), e seguendo gli stessi criteri di qualità. Le stime del PIL si basano su numerose fonti di informazione, tra cui indagini sulle imprese, indagini sulle famiglie e altre indagini sociali, informazioni amministrative. Tuttavia, la disponibilità di queste fonti è limitata, soprattutto considerando il terzo mese di ogni trimestre e la maggior parte del settore dei servizi. In particolare, nessun indicatore relativo ai servizi è sufficientemente tempestivo per stime rapide (ad eccezione della matrice dei conti per i servizi di intermediazione finanziaria). Particolarmente rilevante è, quindi, la disponibilità di nuove serie economiche tempestive.

Il modello macroeconometrico MeMo-It (Bacchini *et al.*, 2013), le cui stime vengono diffuse due volte all'anno (a maggio e a novembre), richiede due insiemi di informazioni esterne (esogene) nel periodo di previsione. In primo luogo, ipotesi coerenti sugli sviluppi dello scenario internazionale (come la crescita degli scambi, i tassi di cambio, i tassi di interesse della BCE e il prezzo del petrolio). In secondo luogo, una stima annuale delle principali

componenti del PIL ottenuta da modelli a breve termine basata su dati mensili e trimestrali disponibili al momento della previsione. Inoltre, informazioni a livello micro sono utilizzate per modelli di microsimulazione per famiglie e imprese che potrebbero essere utilizzate per generare risultati aggiuntivi per integrare il set di dati macroeconomici e migliorare le prestazioni del modello.

Nei casi di studio seguenti vengono utilizzate le serie storiche aggregate delle transazioni elettroniche di Banca d'Italia e le opportune trasformazioni delle serie provenienti da un operatore privato per prevedere i consumi privati, l'indice mensile del commercio al dettaglio e le vendite dell'e-commerce. Si sfrutta il potenziale informativo e la tempestività delle nuove serie per migliorare l'accuratezza del nowcasting e della previsione di alcuni modelli Istat utilizzati nel quadro dei conti nazionali o per scopi di ricerca economica.

Nella prima sperimentazione presentata, il comportamento della spesa trimestrale per consumi finali di Contabilità Nazionale viene modellato con un Modello MIDAS (Ghysels, Sinko e Valkanov, 2007). Nella seconda sperimentazione, i modelli attualmente utilizzati di stima di Contabilità Nazionale per il rilascio a t+30 eseguono una previsione con un mese di anticipo dell'indice mensile del commercio al dettaglio Istat e dell'indice delle vendite dell'e-commerce. Questi esercizi sono stati svolti prima e durante il periodo dell'emergenza Covid-19 in Italia per cercare di far luce sulle dimensioni della crisi economica causata dalla pandemia.

3.2.1. SPERIMENTAZIONE SULLA PREVISIONE DEI CONSUMI FINALI

Per valutare il potere predittivo delle variabili relative alle transazioni di pagamento, in questa prima applicazione, si è presa come variabile target la spesa trimestrale per consumi finali dei Conti Nazionali (concatenati con base 2015=100 e corretti per giorni lavorativi). Si sono svolti due esercizi, riferiti a due finestre temporali diverse, usando una modellistica che tenesse conto della diversa frequenza tra la variabile dipendente trimestrale (consumi finali) e le variabili mensili dei pagamenti, con l'approccio *Unrestricted Mixed DAta Sampling* (U-MIDAS).

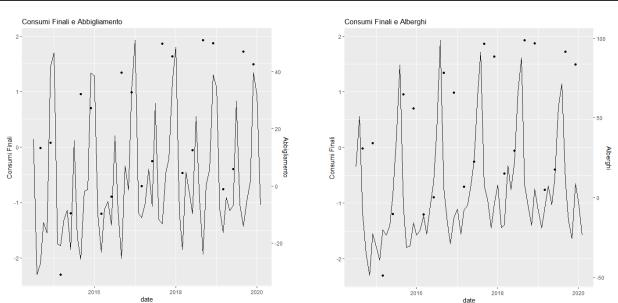
Vengono utilizzate serie sulle transazioni finanziarie a frequenza mensile provenienti sia dalla banca dati BI-COMP, sia dai dati di un campione altamente rappresentativo dei sistemi di *card processing*. Le serie si basano su un raggruppamento in nove categorie merceologiche (abbigliamento, alberghi e ristoranti, alimentari, casa, lavoro, *retail*, servizi, telecomunicazioni e viaggitrasporti) delle transazioni *e-commerce* raccolte dal lato Acquirente e riferite alla spesa degli italiani in caso di acquisto con carte di pagamento.

Nel primo esercizio, è stata stimata una regressione U-MIDAS per l'intervallo temporale 3° trimestre 2014 – 4° trimestre 2018, ed è stata valutata l'accuratezza delle previsioni per i trimestri del 2019, al fine di indagare l'importanza di queste variabili in periodi di stabilità del ciclo economico. Successivamente, lo stesso esercizio è stato ripetuto stimando la regressione U-MIDAS per l'intervallo temporale 3° trimestre 2014 – 4° trimestre 2019 e andando in previsione per i trimestri dal 1° trimestre 2020 al 3° trimestre 2021, al fine di valutare l'accuratezza delle previsioni in periodi di crisi economica causati da eventi esogeni al sistema.

Le serie delle transazioni sono state introdotte nella regressione come variabili indipendenti a frequenza mensile nei due *training set*. Poiché le variabili delle transazioni sono calcolate come numero indice (base maggio 2014 = 100), in fase di pretrattamento è stata calcolata anche la spesa per consumi finali come numero indice con base secondo trimestre 2014=100. In un secondo *step*, si è rimossa la componente di trend attraverso un modello deterministico lineare o quadratico dalle serie delle transazioni e dei consumi finali, mentre la componente stagionale non è stata rimossa.

L'analisi grafica delle serie trimestrali dei consumi finali e delle serie mensili delle transazioni ha mostrato un chiaro co-movimento, come evidenziato in figura 6 dalle serie dei consumi finali e delle transazioni riferite alle vendite di abbigliamento e alle spese per alberghi (due delle serie con le migliori performance).

Figura 6 – Confronto tra le serie dei consumi finali e quelle delle transazioni elettroniche per spese di abbigliamento (a sinistra) e per le spese per alberghi (a destra), periodo 2018-2021



Legenda: "." variazioni congiunturali trimestrali, "-" variazioni congiunturali mensili

Più in dettaglio, nel primo esercizio, sono stati stimati 9 modelli U-MIDAS (equazione 1), per ciascuna delle serie mensili delle transazioni (x), per il periodo dal 3° trimestre 2014 al 4° trimestre 2018, utilizzando tre *lag* per il consumo (y):

$$y_t = \beta_0 + \beta_1 y_{t-1} + \beta_2 y_{t-2} + \beta_3 y_{t-3} + \theta_1 x_{1t} + \theta_2 x_{2t} + \theta_3 x_{3t} + \varepsilon_t [1]$$

in cui x_{ij} rappresenta l'i-esimo mese del trimestre t.

Il numero dei *lag* è stato selezionato attraverso l'utilizzo di criteri di informazione AIC e BIC. Le previsioni sono state valutate *out-of-sample* nel periodo dal 1° trimestre 2019 al 4° trimestre 2019, utilizzando una finestra ricorsiva (*Recursive*)

e una mobile (Rolling) e calcolando l'errore quadratico medio (MSE) e l'errore medio assoluto percentuale (MAPE) come misure di accuratezza, rispettivamente, di varianza e distorsione delle previsioni. Nella tabella 1 le misure di accuratezza del modello vengono confrontate con quelle ottenute stimando un modello autoregressivo (AR) di ordine 3 utilizzato come benchmark. Valori inferiori a 1 indicano che l'introduzione della variabile delle transazioni nel modello migliora le prestazioni previsive rispetto a un modello benchmark serie riferite AR(3). Le transazioni per alberghi e lavoro L'utilizzo delle serie delle transazioni elettroniche per motivi di lavoro, viaggi forniscono i risultati migliori in e trasporti, alberghi e ristorazione termini di errore quadratico medio

e le previsioni effettuate con le

variabili abbigliamento e lavoro

risultano le meno distorte.

PERFORMANCE PREVISIVE

durante il periodo pandemico consente

di ridurre sensibilmente gli errori di

L'esercizio è stato ripetuto includendo nel periodo di previsione la fase di crisi del Covid-19: 1° trimestre 2020 - 3° trimestre 2021 per i consumi e dati mensili da gennaio 2020 a settembre 2021 per le serie delle transazioni. In questo caso, le performance del modello benchmark AR(3) sono fortemente influenzate dai forti tassi di crescita negativi nel periodo Covid e successivi rimbalzi,

previsione dei consumi finali, in alcuni settori anche a meno della metà rispetto ai valori pre-Covid.

Tabella 1 – Confronto tra le misure di accuratezza del modello *out-of-sample*, nel caso di utilizzo di una finestra ricorsiva (Recursive) o una mobile (Rolling), e quelle del modello benchmark AR(3) nel periodo dal 1° trimestre 2019 al 4° trimestre 2019

	R	olling	Recu	ırsive
Macroarea merceologica	MSE	MAPE	MSE	MAPE
Abbigliamento	0,99	0,87	0,91	0,84
Alberghi e Ristorazione	0,85	1,02	0,79	1,00
Alimentari	1,57	1,06	1,77	1,15
Casa	1,22	1,15	1,10	0,94
Lavoro	0,87	0,78	0,82	0,78
Retail	1,02	0,91	1,04	0,94
Servizi	1,19	1,00	1,29	0,97
Telecomunicazioni	1,78	1,30	1,72	1,11
Viaggi e Trasporti	1,00	1,02	0,84	0,89

una dinamica difficile da descrivere con un modello autoregressivo. Dai risultati emerge un diffuso miglioramento delle previsioni dovuto all'introduzione nel modello delle variabili delle transazioni, ad esclusione di quelle delle categorie merceologiche casa e telecomunicazioni (tabella 2).

Tabella 2 – Confronto tra le misure di accuratezza del modello (*Rolling/Recursive*) e quelle del modello *benchmark* AR(3) includendo nel periodo di previsione la fase di crisi del Covid-19: 1° trimestre 2020 – 3° trimestre 2021 per i consumi e dati mensili da gennaio 2020 a settembre 2021 per le serie delle transazioni

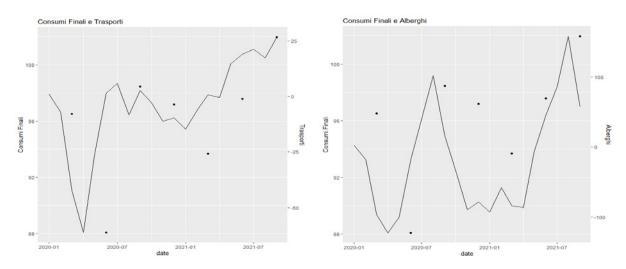
	Rol	lling	Recu	ursive
Macroarea merceologica	MSE	MAPE	MSE	MAPE
Abbigliamento	0,80	0,95	0,89	1,02
Alberghi e Ristorazione	0,54	0,74	0,62	0,80
Alimentari	0,88	0,93	0,84	0,97
Casa	1,13	1,03	0,92	0,97
Lavoro	0,66	0,83	0,66	0,84
Retail	0,82	0,88	0,82	0,87
Servizi	0,86	0,95	0,89	0,99
Telecomunicazioni	1,04	1,01	0,93	0,92
Viaggi e Trasporti	0,38	0,66	0,47	0,75

In sintesi, le serie delle transazioni per lavoro, viaggi e trasporti, alberghi e ristorazione mostrano una performance di previsione nettamente migliore rispetto all'esercizio precedente. Le cause che definiscono questo risultato possono essere molteplici. Innanzitutto, le serie delle transazioni caratterizzate da tempestività e frequenza mensile riescono a cogliere maggiormente l'impatto di fattori esogeni che hanno determinato i forti cali dei consumi nel periodo di previsione a seguito delle misure di restrizione attuate per arginare la diffusione del virus Covid-19. Inoltre, la disponibilità di serie disaggregate per alcune importanti categorie merceologiche consente di individuare in modo più preciso le dinamiche che influenzano la spesa dei consumi. In particolare, tra le serie che hanno riportato risultati migliori in termini previsivi ci sono viaggi e trasporti, alberghi e ristorazione che rappresentano le categorie merceologiche più colpite dalle chiusure imposte durante la crisi pandemica. I risultati sono stati sottoposti al test di Diebold-Mariano per valutare se le differenze – in termini di errori di previsione – sono significative. La categoria di transazioni per viaggi e trasporti mostra un'accuratezza migliore di un modello autoregressivo al livello di significatività del 5% (nell'esercizio Rolling) e del 10% (nell'esercizio Recursive), mentre quella per alberghi e ristorazione a un livello del 10% in entrambi gli esercizi.

Tali evidenze risultano confermate anche dall'analisi grafica, che mostra il co-movimento di queste serie con quella dei consumi. Nella figura 7 vi è l'andamento delle serie mensili di viaggi e trasporti, alberghi e ristorazione (linea nel grafico) rispetto alla serie dei consumi delle famiglie trimestrali nello stesso periodo (punti nel grafico) e per il periodo della pandemia del Covid-19.

Le serie delle transazioni elettroniche per motivi di lavoro, viaggi e trasporti, alberghi e ristorazione durante il periodo pandemico migliorano la performance di previsione rispetto all'esercizio effettuato nel periodo pre-Covid, con una diminuzione dell'errore di previsione in alcuni settori merceologici anche di oltre il 50%.

Figura 7 – Confronto tra le serie dei consumi finali e delle transazioni elettroniche per spese per trasporti (a sinistra) e per alberghi (a destra), periodo 2020-2021



Legenda: "·" variazioni congiunturali trimestrali, "-" variazioni congiunturali mensili

3.2.2. Sperimentazioni sul *nowcasting* degli indici di commercio al dettaglio ed *e-commerce*

Si valuta ora la capacità previsiva del nuovo set di serie storiche del sistema dei pagamenti per migliorare l'accuratezza delle previsioni di due indicatori del commercio al dettaglio, utilizzati nell'ambito delle stime anticipate dei conti trimestrali. In particolare, si valuta la previsione un passo avanti delle vendite mensili al dettaglio sia nel totale, sia nella componente di e-commerce. Il periodo in cui è condotto l'esercizio, 2020-2021, è di eccezionale rilevanza in quanto attraversato dall'emergenza sanitaria causata dal diffondersi del Covid-19.

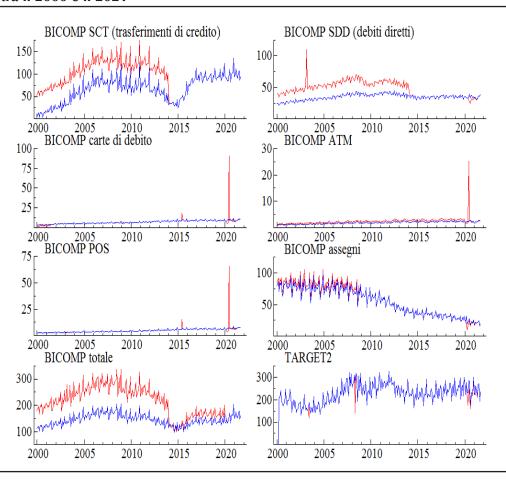
Nel contesto delle stime anticipate dei Conti trimestrali diffuse 30 giorni dopo la fine del trimestre, l'indice Istat del commercio al dettaglio rappresenta una variabile cruciale per la stima sia dei margini di commercio, sia della spesa per consumi in beni alimentari da parte delle famiglie. L'indice (in base 2015=100) è disponibile a cadenza mensile per il periodo gennaio 2000 – settembre 2021 (la componente di commercio elettronico soltanto da gennaio 2015) ed è rilasciato ufficialmente a circa 40 giorni dalla fine del mese di riferimento. Perciò l'informazione sull'ultimo trimestre non è completa, essendo disponibili soltanto i dati dei primi due mesi del trimestre e si rende necessaria una stima dell'ultimo mese. In questo contesto, si intende verificare l'entità degli errori di previsione un passo avanti che risultano dalla modellizzazione dell'indice delle vendite al dettaglio rispetto a due gruppi di previsori: uno, fornito dalla tradizionale fonte delle indagini congiunturali Istat sulle imprese operanti nel commercio, l'altro, dalla fonte più innovativa del sistema dei pagamenti.

Le inchieste congiunturali dell'Istat sulle imprese operanti nel commercio comprendono un ampio dettaglio di dati mensili: gli indici dei climi di fiducia, le frequenze di risposta e i saldi, per un totale di 88 potenziali previsori nell'arco temporale gennaio 2000 – settembre 2021. Vista l'abbondanza di serie storiche da utilizzare come potenziali previsori, si è condotta un'analisi preliminare e i casi studio sono stati limitati alle serie dei climi di fiducia che si sono dimostrati i più significativi.

Invece, riguardo alle serie dei pagamenti, si sono presi in considerazione due insiemi distinti: le serie mensili BI-COMP/TARGET2 per principale strumento di pagamento (14 serie espresse in termini di volume o di ammontare delle transazioni) disponibili per il periodo gennaio 2000 – settembre 2021; e le componenti BI-COMP/TARGET2 *retail* rappresentate dalle serie dei pagamenti mensili POS in euro per gruppi di categorie merceologiche MCC disponibili da maggio 2014.

I dati dei pagamenti hanno richiesto un trattamento preliminare. Per il set di dati BI-COMP/TARGET2 distinti per strumento di pagamento, tutti i valori anomali sono stati rimossi dai valori originali. La figura 8 mostra queste serie prima (linea rossa) e dopo (linea blu) la rimozione degli outlier. Invece, i dati delle transazioni POS per categoria merceologica hanno richiesto una ricostruzione

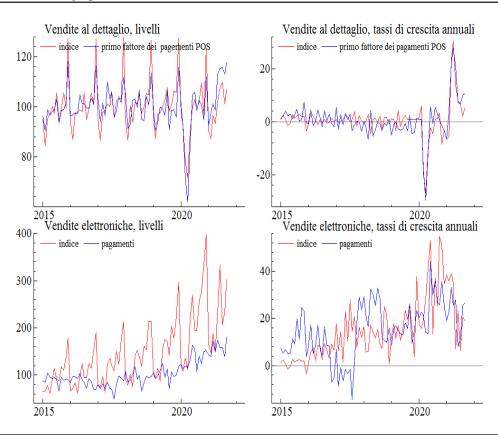
Figura 8 – Serie BI-COMP/TARGET2 prima (in rosso) e dopo (in blu) la correzione dai dati anomali nei mesi tra il 2000 e il 2021



storica per il periodo mancante che è stata realizzata retropolando su ciascuna componente la dinamica tendenziale del totale delle transazioni POS a partire dal dato di aprile 2014 fino a gennaio 2000. Questa operazione ha avuto il solo scopo di rendere omogeneo e comparabile questo set di dati con gli altri previsori. Infine, sono state calcolate altre due coppie di indicatori sintetici con l'analisi delle componenti principali estraendo i primi due fattori rispettivamente dai dati BI-COMP/TARGET2 per tipo di pagamento e componente di spesa²¹.

I due indicatori delle vendite al dettaglio oggetto dell'esercizio di previsione sono mostrati in rosso nei due riquadri a sinistra della figura 9. Si tratta di dati grezzi che coprono i mesi tra il 2015 e il 2021, con il totale riportato nel riquadro in alto e la componente di commercio elettronico in basso. In blu sono invece rappresentati i dati dei pagamenti POS: in alto a sinistra, insieme alle vendite totali, l'indice sintetico del primo fattore estratto dall'analisi in componenti principali e in basso a sinistra i pagamenti per via elettronica. I due riquadri a destra, invece, mostrano le corrispondenti serie in termini di tassi di crescita annuali, ovvero delle variazioni percentuali dei livelli di ciascun mese rispetto al corrispondente mese dell'anno precedente.

Figura 9 – Confronto tra le serie degli indici delle vendite al dettaglio totale e per via elettronica (e-commerce) e dei pagamenti POS, 2014-2021 (livelli e variazioni tendenziali su base annua)



L'analisi delle componenti principali nelle previsioni è un metodo di trasformazione lineare per sintetizzare un numero ampio di previsori in un numero ridotto di fattori che tenga conto il più possibile della variabilità espressa dal set iniziale di serie storiche. In questo modo, la previsione con molti previsori può essere semplificata dall'uso dei pochi fattori stimati anziché di tutti i previsori disponibili. In questa applicazione, i fattori estratti sono usati come previsori in regressioni lineari dinamiche. Per una esposizione più ampia, si veda Stock e Watson (2006) e i riferimenti in esso contenuti.

Dall'analisi grafica della figura 9 emerge che:

- entrambe le serie sono caratterizzate da una spiccata stagionalità;
- sia il fattore estratto dai dati dei pagamenti POS dei riquadri superiori, sia i dati dei pagamenti elettronici dei riquadri inferiori presentano una volatilità più elevata dei rispettivi dati delle vendite, con particolare evidenza per i tassi di crescita dei riquadri di destra della figura;
- il primo fattore dei pagamenti si adatta meglio alle vendite al dettaglio totali di quanto non evidenzi la specifica componente dei pagamenti rispetto alle vendite per via elettronica. Questo può essere dovuto a differenze definitorie delle transazioni considerate nel raggruppamento delle vendite elettroniche rispetto ai pagamenti;
- l'adattamento dei dati dei pagamenti alle vendite, soprattutto per le vendite totali, sembra peggiorare muovendosi dal confronto tra i dati nei livelli a quello nei tassi di crescita. Questo può essere dovuto sia alla dominanza del fattore stagionale in entrambi i confronti vendite/pagamenti, che è eliminato dalla trasformazione nelle differenze, sia al trend di ordine differente in entrambi i confronti.

Riguardo alla strategia di modellizzazione, ci si è mossi verso la classe dei modelli dinamici univariati a ritardi distribuiti ADL²². Questa classe di modelli è servita sia per la selezione dei previsori, sia per la specificazione finale del modello da cui sono scaturite le previsioni. Per la selezione delle variabili si è adottato l'algoritmo GETS (general-to-specific) del pacchetto informatico *Autometrics* per la selezione automatica del modello e lo scarto dei regressori ininfluenti ai fini della previsione (Doornik e Hendry, 2001). I dati non sono stati assoggettati ad aggiustamento stagionale, con l'idea di essere il più possibile aderenti alla strategia applicata dal processo di produzione statistica dei conti trimestrali per la quale la destagionalizzazione interviene in un secondo momento. Il periodo campionario di stima è fissato tra gennaio 2000 e dicembre 2019, con previsioni un passo avanti estrapolate per 21 mesi, da gennaio 2020 a settembre 2021.

La strategia seguita per definire il modello ADL non-ristretto (generale) è stata di iniziare da modelli che comprendessero tutti e tre i set di previsori (inchieste congiunturali e pagamenti sia per strumento, sia per componente di vendita), in modo da poter misurare il contributo relativo di ciascun set di dati alla performance previsiva. Per le serie dei pagamenti si sono condotti svariati esperimenti preliminari per capire se era più conveniente l'utilizzo delle specifiche componenti (da sole, in coppia, in terne e così via), oppure di indicatori sintetici (fattori) estratti dalle componenti principali.

Ulteriori elementi di definizione del modello ADL non ristretto hanno riguardato la scelta dell'ordine dei ritardi da considerare per i previsori da includere nelle regressioni (limitato soltanto a 0 e 1) e l'inclusione o meno di variabili deterministiche, tra cui costante, trend, dummy stagionali e giornate lavorative (regressore unico, effetto pasqua e leap-year). Il ritardo a cui considerare la variabile dipendente tra i regressori è stato limitato a 1. Inoltre, in entrambi gli esercizi sono stati testati sia i modelli nei livelli dei dati, sia quelli nelle differenze stagionali. Nei modelli nelle differenze delle vendite, i dati delle

²² Vedi Hendry, 1979 e Hendry, Pagan e Sargan, 1984.

inchieste congiunturali sono stati sempre considerati nei livelli, mentre i dati dei pagamenti sono stati anch'essi differenziati. Tutti gli esperimenti hanno adottato i minimi quadrati ordinari come metodo di stima.

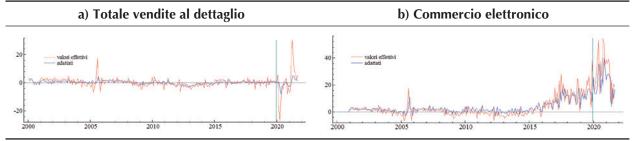
La tabella 3 presenta i risultati della stima per i modelli identificati da GETS *Autometrics* sull'indice del totale delle vendite al dettaglio, mentre la figura 10(a) mostra sia l'adattamento delle stime rispetto ai dati veri, che appare particolarmente efficace, sia le previsioni. La specificazione finale è rispetto ai tassi di crescita annuali dei dati e risulta essere particolarmente parsimoniosa. Tra i regressori risultano significativi la variabile dipendente ritardata, l'indice del clima di fiducia delle inchieste congiunturali sul commercio a ritardo 0, e sia gli indici sintetici dei dati dei pagamenti per tipo di strumento relativo al secondo fattore ritardato, che quello relativo ai pagamenti per componente di spesa, questa volta senza ritardo. Inoltre, sono significativi gli effetti deterministici della Pasqua e il regressore delle giornate lavorative. Da notare che tutti i segni dei coefficienti sono, come atteso, positivi a meno del fattore ritardato che rispecchia il fatto che si sono modellizzate le differenze stagionali dei dati.

Nel modello ristretto dalla procedura automatica GETS si evidenzia l'assoluta mancanza degli indici sintetici di cui al primo fattore e la presenza dei due indici del secondo fattore soltanto per uno dei due ritardi considerati nella forma non ristretta del modello. Probabilmente, la selezione risente della presenza tra i regressori della variabile dipendente ritardata e del clima di

Tabella 3 – Modello ADL per l'indice totale del commercio al dettaglio nei tassi di crescita annuali. Risultati della stima OLS – Periodo di stima febbraio 2001 - dicembre 2019

Predictor	Ordine del ritardo	Coefficiente	t-student
Indice totale commercio al dettaglio	1	0,1914	3,01
Indice del clima di fiducia delle inchieste sul commercio	0	0,0509	4,34
Secondo fattore estratto da pagamenti per tipo di strumento	1	-0,1903	-2,73
Secondo fattore estratto da pagamenti per area di spesa	0	0,2394	3,35
Effetto Pasqua	0	1,7915	3,37
Giornate lavorative (regressore unico)	0	0,1362	2,68

Figura 10 – Confronto tra valori effettivi e adattati relativi al modello ADL specificato per l'indice totale delle vendite al dettaglio (a) e al modello ADL del commercio elettronico (b) nel periodo tra gennaio 2000 e dicembre 2019



fiducia fortemente correlati ai primi fattori, che li rendono sovrabbondanti e ininfluenti nella specificazione.

Gli errori medi di previsione calcolati come scarto dagli effettivi tassi di crescita annuali sia in termini assoluti (MAE), sia quadratici (RMSE) sono presentati nella tabella 4. Affianco e tra parentesi si riportano, invece, i guadagni medi percentuali in termini rispettivamente di MAE e RMSE dal miglior modello stimato senza tener conto dei dati dei pagamenti. Gli orizzonti temporali presi a riferimento sono 4: i primi 6 mesi del 2020, l'intero arco del 2020 (12 mesi), l'arco dei 18 mesi dal 2020(1) al 2021(6) e, infine, tutto il periodo di test dei 21 mesi, cioè da 2020(1) a 2021(9). Gli errori di previsioni appaiono particolarmente elevati se non si tiene conto del periodo su cui il test è condotto, investito dalla crisi economica dovuta alla pandemia.

Tabella 4 – Performance delle previsioni un passo avanti del modello ADL per l'indice totale delle vendite al dettaglio nel periodo gennaio 2020 - settembre 2021

Periodo di test	Errori medi assoluti – MAE	Errori medi quadratici – RMSE
2020(1) - 2020(6)	10,1414 (-5,5%)	14,0314 (-5,2%)
2020(1) - 2020(12)	6,7623 (-5,9%)	10,3337 (-5,6%)
2020(1) - 2021(6)	9,1654 (-1,7%)	12,9199 (-0,1%)
2020(1) - 2021(9)	8,4064 (-1,0%)	12,0768 (0,0%)

Nota: in parentesi il guadagno percentuale dalla specificazione senza dati dei pagamenti.

In ogni caso, si può osservare l'impatto positivo delle serie dei pagamenti nel ridurre gli errori di previsione rispetto a modelli che non includono tra i previsori queste serie. L'impatto risulta particolarmente rilevante soprattutto nei mesi del 2020, mentre tende a ridursi nel 2021.

La tabella 5 presenta i risultati della stima per i modelli identificati automaticamente sull'indice delle vendite elettroniche (e-commerce), mentre la figura 10(b) riporta adattamento e previsioni delle stime rispetto ai dati veri che risulta efficace, ma non come per l'indice del totale vendite. Anche in questo caso la specificazione più performante è risultata essere un modello nei tassi di crescita annuali dei dati. Al contrario delle vendite totali, in questo caso i dati delle inchieste spariscono dalla specificazione finale, che risulta particolarmente parsimoniosa (solo 4 regressori), vista la presenza tra i regressori della variabile dipendente ritardata, del trend e della serie dei pagamenti elettronici sia a ritardo 0, sia a ritardo 1. I segni dei coefficienti

Tabella 5 – Modello ADL per l'indice del commercio elettronico nei tassi di crescita annuali. Risultati della stima OLS – Periodo di stima febbraio 2001 - dicembre 2019

Predictor	Ordine del ritardo	Coefficiente	t-student
Indice del commercio elettronico	1	0,6015	10,60
Trend	0	0,0114	4,28
Pagamenti elettronici	0	0,1194	3,20
Pagamenti elettronici	1	-0,0757	-2,01

sono tutti in linea alle attese e la presenza del trend spiega la dinamica più accentuata della serie delle vendite (variabile indipendente) rispetto ai pagamenti (variabile dipendente).

Riguardo alla performance delle previsioni del commercio elettronico (tabella 6), gli indicatori di performance e gli orizzonti temporali sono gli stessi descritti per il primo esempio (tabella 4). Gli errori di previsione risultano eliminare più elevati rispetto al test sul totale vendite. Valgono però le stesse considerazioni sul periodo, oltre al fatto che si tratta di una componente specifica delle vendite perlopiù caratterizzata da una tendenza evolutiva marcata e accelerata nei periodi più recenti. La serie dei pagamenti elettronici contribuisce in maniera rilevante, e stabile nei diversi archi temporali, alla riduzione degli errori di previsione. Il guadagno si attesta a circa 10 punti percentuali rispetto alla specificazione senza questo regressore.

Tabella 6 – Performance delle previsioni un passo avanti del modello ADL per l'indice delle vendite elettroniche nel periodo gennaio 2020 - settembre 2021

Periodo di test	Errori medi assoluti – MAE	Errori medi quadratici – RMSE
2020(1) - 2020(6)	16,7898 (-6,6%)	21,1267 (-9,4%)
2020(1) - 2020(12)	20,6482 (-10,2%)	24,9794 (-9,8%)
2020(1) - 2021(6)	20,9022 (-8,3%)	24,3784 (-9,0%)
2020(1) - 2021(9)	18,8256 (-9,2%)	22,7444 (-9,3%)

Nota: in parentesi il guadagno percentuale dalla specificazione senza dati dei pagamenti.

3.3. CASO DI STUDIO SULL'ECONOMIA INFORMALE

Di seguito, i dati sul sommerso economico di fonte Istat sono messi a confronto con i dati relativi all'uso del contante della base dati delle Segnalazioni Antiriciclaggio Aggregate (S.AR.A.) di fonte UIF. Lo scopo dell'analisi è duplice: da una parte, la potenziale presenza di associazione statistica tra le due fonti di dati potrebbe segnalare l'utilità di impiegare i dati sulle operazioni in contante per migliorare le stime del fenomeno del sommerso economico²³; dall'altra, tale potenziale associazione potrebbe consentire di migliorare gli strumenti impiegati dalla UIF per evidenziare anomalie nell'uso del contante riconducibili a fenomeni di riciclaggio. Il contributo innovativo di questa analisi risiede, innanzitutto, nell'unicità del dataset utilizzato, che consente di associare per la prima volta per l'Italia una misura complessiva del sommerso economico con indicatori della propensione all'uso del contante per gli anni 2016-2018, sia a livello provinciale, sia a livello di settore di attività economica; con riferimento alla sola componente della sottodichiarazione del valore aggiunto da parte delle imprese (cfr. infra), Giammatteo, lezzi e Zizza (2021) mostrano che un aumento della quota di transazioni in contanti (stimata a partire dai dati raccolti dalla UIF) determinerebbe, a parità di condizioni, un incremento dell'incidenza dell'economia sommersa.

Le stime ufficiali prodotte dall'Istat delle componenti del sommerso economico non impiegano alcun dato sui pagamenti in contante.

Le dimensioni dell'economia sommersa prese in esame in questo studio fanno riferimento alle sue tre principali determinanti: la sotto-dichiarazione del valore aggiunto da parte delle imprese, l'utilizzo di lavoro dipendente irregolare e di lavoro indipendente irregolare. La sotto-dichiarazione del valore aggiunto è connessa al deliberato occultamento da parte delle imprese di una parte del reddito, attraverso dichiarazioni volutamente errate del fatturato e/o dei costi. In particolare, la sotto-dichiarazione si genera quando una o più componenti che concorrono a formare il valore della produzione sono sottostimate o, viceversa, quando le componenti di costo sono sovrastimate. In entrambi i casi, il risultato finale è una sottostima degli utili dell'impresa, corrispondente a una sottostima del valore aggiunto. Nella stima della sotto-dichiarazione del valore aggiunto è inclusa anche la quota di frode IVA senza complicità, in cui l'acquirente versa al venditore l'IVA, senza che quest'ultimo la dichiari e, dunque, la versi allo Stato²⁴.

Il sommerso da lavoro fa, invece, riferimento al valore aggiunto generato mediante l'utilizzo di input di lavoro irregolare. In particolare, la componente relativa al lavoro indipendente misura il valore aggiunto generato dai lavoratori indipendenti irregolari, sia nella quota di margine di gestione sia in quella di mark-up sul contributo produttivo dei dipendenti irregolari. La componente del sommerso da lavoro dipendente misura, invece, il valore aggiunto generato dall'impiego di lavoratori dipendenti irregolari (quota della loro remunerazione) con la relativa quota di frode IVA senza complicità per le imprese market e le famiglie (come datori di lavoro di personale

La stima di queste componenti, per l'utilizzo qui proposto, è stata effettuata con un approccio misto in step successivi: per la sotto-dichiarazione del valore aggiunto si è utilizzato un approccio bottom-up, in cui gli incroci territoriali e settoriali sono stati stimati per aggregazione dei dati d'impresa; per la componente di lavoro irregolare si è invece utilizzato un approccio top-down in cui, partendo dalle stime di dominio, si sono ottenute, per successive scomposizioni, stime al livello territoriale e settoriale coerenti con l'analisi proposta. Ciò ha permesso la costruzione di un dataset per settore di attività economica Ateco, settore istituzionale per evidenziare le famiglie produttrici, territorio (provincia) e codice

domestico).

Ai fini della presente analisi, le tre dimensioni dell'economia sommersa sono impiegate per costruire cinque indicatori, i quali si differenziano

settore S.AR.A. (definizione UIF).

Gli indicatori sull'economia sommersa costruiti a partire dalle informazioni sulle operazioni in contante e di pagamento mostrano una elevata correlazione con le stime ufficiali disponibili nell'ambito dei Conti nazionali.

SOMMERSO

Per maggiori approfondimenti sui metodi di stima della sotto-dichiarazione del valore aggiunto e il calcolo dell'IVA con e senza complicità si veda Sallusti e Cavalli, 2019.

per la variabile impiegata per la normalizzazione. Data l'indisponibilità della misura del valore aggiunto totale a livello provincia-settore S.AR.A., le tre componenti del sommerso vengono rapportate al valore aggiunto totale provinciale, ottenendo in tal modo tre indicatori (S1, D e I). Un altro indicatore è ottenuto rapportando la sotto-dichiarazione al valore aggiunto al lordo della sola componente del sommerso relativa alla sotto-dichiarazione (indicatore S2); in questo caso, il denominatore varia sia per provincia sia per settore. Viene, inoltre, calcolata l'incidenza della componente del sommerso relativa alla sotto-dichiarazione sul totale delle tre componenti (indicatore QS)²⁵.

Il settore economico del cliente, assieme alla provincia in cui è ubicata la filiale dell'intermediario presso cui è avvenuta l'operazione, sono i due criteri impiegati per associare i dati UIF ai dati Istat sul sommerso.

Gli indicatori della propensione all'uso del contante di fonte UIF impiegati in questa analisi sono sei (tabella 7); questi si differenziano tra loro per il segno monetario (flussi in entrata o in uscita)²⁶, per l'uso degli importi ovvero del numero di operazioni, e per la variabile di standardizzazione, che fa

Tabella 7 – Elenco degli indicatori utilizzati per misurare il sommerso economico e la propensione all'uso del contante

Indicatore	Descrizione
	Sommerso economico
S1	Rapporto tra il valore della sotto-dichiarazione e il valore aggiunto totale provinciale
S2	Rapporto tra il valore della sotto-dichiarazione e il valore aggiunto al lordo della sola componente del sommerso relativa alla sotto-dichiarazione
D	Rapporto tra il valore del sommerso da lavoro dipendente e il valore aggiunto totale provinciale
I	Rapporto tra il valore del sommerso da lavoro indipendente e il valore aggiunto totale provinciale
QS	Incidenza della sotto-dichiarazione del valore aggiunto sul totale del sommerso economico
	Propensione all'uso del contante
C1	Quota del valore delle transazioni in contante in entrata sul totale delle transazioni in entrata
C2	Quota del valore delle transazioni in contante in uscita sul totale delle transazioni in uscita
C3	Quota del numero delle transazioni in contante in entrata sul numero totale delle transazioni in entrata
C4	Quota del numero delle transazioni in contante in uscita sul numero totale delle transazioni in uscita
C5	Rapporto del valore delle transazioni in contante in entrata sul valore aggiunto totale provinciale
C6	Rapporto del valore delle transazioni in contante in uscita sul valore aggiunto totale provinciale

Sono stati inizialmente calcolati anche gli indicatori dell'incidenza del sommerso da lavoro dipendente e del lavoro indipendente sul totale sommerso; per brevità, i risultati relativi a questi due indicatori non sono riportati nel testo in quanto sono risultati molto in linea con quelli degli analoghi indicatori D e I.

In fase di analisi preliminare sono stati computati anche indicatori a partire dalle transazioni nette, cioè dalla differenza tra versamenti e prelevamenti. Poiché i prelevamenti sono solitamente più frammentati e si mantengono al di sotto della soglia di segnalazione, i valori delle transazioni in contanti in avere sono in media più elevati di quelle in uscita; di conseguenza, gli indicatori netti del contante sono significativamente correlati con gli indicatori del contante in entrata, non fornendo quindi un contributo informativo aggiuntivo rispetto a questi ultimi.

riferimento al totale dell'operatività delle banche, oppure al valore aggiunto totale provinciale di fonte Istat, in coerenza con quanto avviene per gli indicatori sul sommerso S1, D e I.

La tabella 8 riporta i cinque settori S.AR.A. con i più elevati valori medi sui tre anni 2016-2018 del coefficiente di correlazione di Pearson, calcolato tra province, tra ciascun indicatore del sommerso e ciascun indicatore del contante. Sebbene le stime evidenzino nel complesso una contenuta correlazione tra le due categorie di indicatori, si registrano picchi tra 0,5 e 0,8 in alcuni settori e per alcune coppie di indicatori. In particolare, i settori dove emerge una più forte correlazione tra i due gruppi di indicatori sono l'edilizia, l'industria alimentare, il tessile, il commercio all'ingrosso e al dettaglio, gli altri servizi destinabili alla vendita e quello delle famiglie produttrici.

Più in dettaglio si rileva che:

- nel settore dell'edilizia gli indicatori del contante sono maggiormente correlati con l'indicatore D del sommerso da lavoro dipendente;
- nell'industria alimentare la propensione al contante è correlata, in particolare, con l'indicatore S1 della sotto-dichiarazione;
- nel settore tessile si osserva una forte correlazione tra gli indicatori del sommerso S1, D e I con gli indicatori del contante standardizzati con il valore aggiunto provinciale (C5 e C6);
- nel commercio all'ingrosso si osserva una generale elevata correlazione tra tutti gli indicatori del contante e gli indicatori del sommerso standardizzati con il valore aggiunto provinciale;
- nel commercio al dettaglio gli indicatori del sommerso standardizzati con il valore aggiunto provinciale sono perlopiù correlati con la componente in entrata (depositi) degli indicatori del contante (C1 e C3);
- le correlazioni più elevate si registrano per le famiglie produttrici, per le quali gli indicatori del sommerso sembrano correlare con tutti gli indicatori del contante, in particolare quelli relativi ai depositi (C1, C3 e C5):
- l'indicatore dell'incidenza della sotto-dichiarazione sul sommerso totale (QS) appare spesso correlato negativamente con gli indicatori del contante, in particolare nei settori dell'industria mineraria, energetica ed estrattiva, nell'edilizia, negli altri servizi destinabili alla vendita e nelle famiglie produttrici.

Tabella 8 – Ranking dei settori economici con il più elevato coefficiente di correlazione tra indicatori di propensione all'uso del contante di fonte UIF e quelli relativi al sommerso economico di fonte Istat – anni 2016-2018

	Propensione all'uso del contante											
Indicatori Sommerso Economico Rank	Quota del va delle transazio contante in er sul totale de transazioni entrata	oni in etrata elle	Quota del va delle transazi contante in u sul totale d transazioni uscita	oni in Iscita elle	Quota del nui delle transazio contante in er sul numero to delle transazio entrata	oni in ntrata otale	Quota del nui delle transazio contante in u sul numero to delle transazio uscita	oni in scita otale	Rapporto del v delle transaz in contant in entrata sul valore agg totale provin	ioni te t iunto	Rapporto del v delle transaz in contant in uscita sul valore agg totale provin	ioni e iunto
	C1 Property			C2		C3		C4		C5		
S1 – Rapporto tra il valore della sotto-dichiarazione e il valore aggiunto totale provinciale												
1	Commercio minuto	0,7	Famiglie produttrici	0,4	Famiglie produttrici	0,7	Famiglie produttrici	0,5	Famiglie produttrici	0,8	Tessile	0,7
2	Famiglie produttrici	0,7	Edilizia	0,4	Commercio minuto	0,6	Edilizia	0,4	Commercio ingrosso	0,6	Famiglie produttrici	0,5
3	Industria alimentare	0,4	Commercio ingrosso	0,3	Industria alimentare	0,5	Commercio ingrosso	0,4	Industria alimentare	0,6	Commercio ingrosso	0,5
4	Commercio ingrosso	0,3	Trattamento dei rifiuti	0,2	Commercio ingrosso	0,4	Altri servizi dest. vendita	0,2	Tessile	0,5	Edilizia	0,4
5	Altri servizi dest. vendita	0,3	Servizi dei trasporti	0,1	Edilizia	0,4	Servizi dei trasporti	0,2	Settore alb. e rist.	0,4	Fabbricazione di mac. e app.	0,3
S2 -	Rapporto tra i	l valo	ore della sotto-		arazione e il va ativa alla sotto		aggiunto al loro	lo de	lla componente	e del :	sommerso	
	Famiglie		Esmiglio	161	Famiglie	-uicii	Altri servizi		Famiglio		Famiglio	
1	produttrici	0,6	Famiglie produttrici	0,5	produttrici	0,7	dest. vendita	0,7	Famiglie produttrici	0,7	Famiglie produttrici	0,5
2	Altri servizi dest. vendita	0,6	Edilizia	0,3	Altri servizi dest. vendita	0,6	Famiglie produttrici	0,5	Altri	0,2	Commercio ingrosso	0,2
3	Settore alb. e rist.	0,4	Settore alb. e rist.	0,3	Settore alb. e rist.	0,4	Edilizia	0,4	Industria min. ener. petr. sid.	0,1	Edilizia	0,2
4	Commercio minuto	0,4	Industria min. ener. petr. sid.	0,2	Edilizia	0,3	Altri prodotti industriali	0,3	Commercio ingrosso	0,1	Altri prodotti industriali	0,1
5	Fabbricazione di mac. e app.	0,3	Altri prodotti industriali	0,2	Industria min. ener. petr. sid.	0,3	Settore alb. e rist.	0,3	Commercio minuto	0,1	Tessile	0,1
	D – Rapport	o tra	il valore del so	omme	erso da lavoro d	dipen	dente e il valor	e agg	iunto totale pro	ovinc	iale	
1	Famiglie produttrici	0,6	Edilizia	0,6	Famiglie pro- duttrici	0,7	Edilizia	0,7	Famiglie produttrici	0,7	Edilizia	0,7
2	Commercio minuto	0,6	Famiglie produttrici	0,5	Commercio minuto	0,5	Famiglie produttrici	0,5	Tessile	0,5	Tessile	0,6
3	Altri servizi dest. vendita	0,4	Commercio ingrosso	0,3	Edilizia	0,3	Altri servizi dest. vendita	0,4	Settore alb. e rist.	0,5	Famiglie produttrici	0,5
4	Commercio ingrosso	0,3	Industria min. ener. petr. sid.	0,2	Altri servizi dest. vendita	0,3	Commercio ingrosso	0,3	Industria alimer	0,3	Settore alb. e rist.	0,3
5	Edilizia	0,2	Industria alimer	n- 0,1	Commercio ingrosso	0,3	Altri	0,2	Commercio ingrosso	0,2	Commercio ingrosso	0,3
I – Rapporto tra il valore del sommerso da lavoro indipendente e il valore aggiunto totale provinciale												
1	Famiglie produttrici	0.6	Edilizia	0,5	Famiglie produttrici	0.7	Altri servizi dest. vendita	0,5	Famiglie produttrici	0.7	Tessile	0,5
2	Commercio minuto		Famiglie produttrici		Commercio		Edilizia		Tessile		Famiglie produttrici	0,5
3	Commercio		Commercio ingrosso	0,4	Commercio minuto	0,4	Famiglie		Commercio ingrosso		Edilizia	0,4
4	Altri servizi dest. vendita	0,4	Industria	0,2	Altri servizi dest. vendita	,	Commercio	0,4	Industria alimentare		Commercio	0,4
5							Industria		Fabbricazione		Industria	
Servizi sanitari 0,2 Altri 0,2 Edilizia 0,3 alimentare 0,3 di mac. e app. 0,3 alimentare 0,3 QS – Incidenza della sotto-dichiarazione del valore aggiunto sul totale del sommerso economico												
1	Servizi dei		Servizi dei		Settore alb.		Servizi dei		Altri servizi		Commercio	0.2
2	trasporti		trasporti Commercio	0,1	e rist. Servizi dei		trasporti Commercio	0,2	dest. vendita	0,4	minuto Altri servizi	0,2
3	Servizi sanitari Settore alb.	,	minuto Trattamento	0,1	trasporti	0,1	minuto Trattamento	0,2	Servizi sanitari		dest. vendita	0,1
4	e rist. Fabbricazione		dei rifiuti Altri servizi	0,0	Servizi sanitari Fabbricazione	0,0	dei rifiuti		Altri		Tessile Servizi	0,1
	di mac. e app.	-0,1	dest. vendita	0,0	di mac. e app. Industria	0,0	Servizi sanitari Altri prodotti	0,0	Tessile Servizi	0,1	dei trasporti Servizi loc.	0,1
5	Edilizia	-0,1	Tessile	0,0	alimentare	0,0	industriali	-0,1	dei trasporti	0,1	imm. e aus. fin.	0,0

Per evidenziare quali indicatori sul sommerso abbiano nel complesso un maggiore potere esplicativo sugli indicatori del contante, e viceversa, sono stati stimati una serie di modelli lineari a effetti misti impiegando assieme le tre dimensioni osservazionali (anno, provincia e settore). Per ciascun modello, che include effetti fissi di anno e settore, ed effetti casuali di provincia, ciascun indicatore del sommerso, espresso sotto forma di logaritmo²⁷, viene regredito su ciascuno degli indicatori del contante, e viceversa. Le tabelle 9 e 10 riportano le stime del coefficiente relativo all'indicatore impiegato come regressore, il suo *p-value* e l'AIC, una misura di *fit* del modello, che, in questo caso, serve a confrontare il potere esplicativo di ciascun regressore sull'indicatore posto come variabile dipendente.

I risultati relativi al modello di regressione del contante sul sommerso (tabella 9) evidenziano come i coefficienti relativi agli indicatori della sottodichiarazione e del lavoro indipendente standardizzati con il valore aggiunto totale provinciale (S1 e I) sono sempre statisticamente significativi, qualunque sia l'indicatore di contante utilizzato come variabile dipendente. L'indicatore relativo al sommerso da lavoro dipendente, D, ha, invece, capacità esplicative

Tabella 9 – Stima del coefficiente di regressione degli indicatori relativi alla propensione all'uso del contante di fonte UIF sugli indicatori di sommerso economico di fonte Istat – anni 2016-2018

Variabile dip.		Regressore considerato							
		S 1	S2	D	I	QS			
C1	Coeff.	2,4767	0,0274	0,3171	3,6641	-0,0077			
	p-value	(<0,0001)	(0,0004)	0,5436	(<0,0001)	0,0411			
	AIC	17698	17529	17526	17761	17520			
C2	Coeff.	0,0657	0,0000	0,0430	0,1417	0,0000			
	p-value	(0,0008)	0,9572	0,4274	(<0,0001)	0,9145			
	AIC	39856	39839	39848	39877	39837			
C3	Coeff.	0,8507	0,0274	-3,4059	2,6294	-0,0074			
	p-value	(0,0013)	0,0111	(<0,0001)	(<0,0001)	0,1626			
	AIC	14200	14190	14213	14251	14184			
C4	Coeff.	0,1541	-0,0023	0,5376	0,3027	0,0000			
	p-value	(0,0009)	0,2208	(<0,0001)	(<0,0001)	0,6946			
	AIC	31349	31333	31357	31364	31330			
C5	Coeff.	0,8595	-0,0001	0,8662	0,9653	0,0001			
	p-value	(<0,0001)	0,9596	(<0,0001)	(<0,0001)	0,8977			
	AIC	35802	35013	35118	35612	35012			
C6	Coeff.	0,0224	0,0000	0,0241	0,0273	0,0000			
	p-value	(<0,0001)	0,826	(<0,0001)	(<0,0001)	0,9242			
	AIC	66565	66268	66319	66537	66266			

Nota: tutti i modelli stimati includono effetti fissi a livello di anno e settore ed effetti casuali a livello di provincia. Alla variabile dipendente è applicata una trasformazione logaritmica. I coefficienti con un *p-value* uguale o minore di 0.01 sono contrassegnati con il colore blu. L'AIC è espresso in valore assoluto. Il valore di AIC più basso data una determinata variabile dipendente è contrassegnato dal colore rosso.

²⁷ L'indicatore usato come variabile dipendente nel modello viene trasformato in forma logaritmica al fine di attenuare il problema della non-normalità distributiva.

solamente sugli indicatori del contante misurati con il numero di operazioni (C3 e C4) e quelli standardizzati con il valore aggiunto provinciale (C5 e C6). Il confronto tra modelli in termini di AIC evidenzia, inoltre, che l'indicatore del sommerso da lavoro indipendente, I, è quello con il maggiore potere esplicativo per tutti gli indicatori del contante standardizzati con l'operatività totale, mentre l'indicatore della sotto-dichiarazione, S1, ha il più elevato potere esplicativo per gli indicatori del contante standardizzati con il valore aggiunto.

Coerentemente con tali risultati, le stime dei modelli di regressione del sommerso sul contante (tabella 10) evidenziano come tutti gli indicatori del contante hanno coefficienti significativi quando la variabile dipendente è l'indicatore della sotto-dichiarazione, S1, o quello del sommerso da lavoro indipendente, I; in particolare, tra tutti gli indicatori del contante, quello relativo alle transazioni in entrata standardizzato con il valore aggiunto ha il più elevato potere esplicativo. L'indicatore del sommerso da lavoro dipendente, D, sembra, invece, essere catturato più efficacemente dagli indicatori del contante in rapporto al valore aggiunto totale provinciale (C5 e C6).

Tabella 10 – Stima del coefficiente di regressione degli indicatori di sommerso economico di fonte Istat sugli indicatori relativi alla propensione all'uso del contante di fonte UIF – anni 2016-2018

Variabile		Regressore considerato							
dip.		C 1	C2	C3	C4	C5	C6		
S1	Coeff.	0,01228	0,03014	0,003816	0,01169	0,1527	2,4299		
	p-value	(<0,0001)	(0,0020)	(<0,0001)	(0,0028)	(<0,0001)	(<0,0001)		
	AIC	43513	43318	43346	43315	44046	43598		
S2	Coeff.	0,06595	0,07414	0,03624	-0,04756	0,000806	-0,6601		
	p-value	(<0,0001)	0,6832	(0,0005)	0,5131	0,9941	0,8094		
	AIC	14478	14466	14472	14464	14464	14471		
D	Coeff.	0,000587	0,001744	-0,00052	0,005391	0,02017	0,3423		
	p-value	0,0632	0,6295	0,0137	(0,0002)	(<0,0001)	(<0,0001)		
	AIC	53083,4	53085	53085	53097	53172	53131		
I	Coeff.	0,01119	0,04362	0,005075	0,01566	0,1067	1,8428		
	p-value	(<0,0001)	(<0,0001)	(<0,0001)	(<0,0001)	(<0,0001)	(<0,0001)		
	AIC	45938,7	45691	45780	45682	46229	45927		
QS	Coeff.	-0,05725	0,09314	-0,03337	0,001365	0,03541	-0,6255		
	p-value	0,041	0,7719	0,0765	0,9915	0,8535	0,8966		
	AIC	8888,7	8889,6	8886,9	8887,6	8888,5	8894,9		

Nota: tutti i modelli stimati includono effetti fissi a livello di anno e settore ed effetti casuali a livello di provincia. Alla variabile dipendente è applicata una trasformazione logaritmica. I coefficienti con un *p-value* uguale o minore di 0,01 sono contrassegnati con il colore verde. L'AIC è espresso in valore assoluto. Il valore di AIC più basso data una determinata variabile dipendente è contrassegnato dal colore rosso.

Nel complesso questi risultati, seppure preliminari, mostrano come l'analisi congiunta dei due gruppi di indicatori possa fornire un contenuto informativo che sia eventualmente utile per rafforzare l'accuratezza delle stime sul sommerso, da una parte, e potenziare gli strumenti impiegati in seno alla UIF per l'individuazione di anomalie, dall'altra.

3.4. Serie ad alta frequenza e trattamento della loro stagionalità

I due successivi approfondimenti sono volti a mettere in luce le potenzialità dell'utilizzo delle serie ad alta e altissima frequenza (settimanali, giornaliere e infragiornaliere) delle transazioni con carte di credito/debito o delle carte bancomat per fornire informazioni sulle abitudini di consumo e di spesa dei consumatori e sugli effetti di shock inattesi sui consumi. Emerge quanto sia necessario un processo adeguato di pre-trattamento, attraverso innovative tecniche di destagionalizzazione, di tali informazioni per poterne trarre il corretto segnale economico nelle applicazioni.

3.4.1. ANALISI DEI DATI INFRA-GIORNALIERI

Gli effetti della recente pandemia da Covid-19 hanno reso sempre più evidente la necessità per le banche centrali e altre tipologie di utilizzatori di disporre di dati ad alta o altissima frequenza per analizzare gli effetti di shock inaspettati sull'economia di un paese. Chetty et al. (2020) analizzano gli effetti della pandemia sull'economia statunitense, guardando all'eterogeneità delle risposte individuali, distinguendo tra i settori più colpiti dalle misure restrittive e quelli meno colpiti e analizzando gli effetti degli stimoli governativi su varie tipologie di lavoratori e aziende. In Chetty et al. (2020) ad esempio viene costruito un database granulare a frequenza giornaliera per gli Stati Uniti che copre diversi aspetti dell'economia, con una disaggregazione spaziale a livello di codice di avviamento postale²⁸. Tra i dati utilizzati da Chetty et al. (2020) ci sono anche i dati sulle transazioni con carte provenienti dai card processor. Questo tipo di dati è stato recentemente utilizzato anche in altri paesi: ad esempio, Carvalho et al. (2021) utilizzano i dati di BBVA per la Spagna, mentre Andersen et al. (2020a) e Andersen et al. (2020b) usano i dati di Danske Bank per la Danimarca e la Svezia. Quest'ultimo caso è di particolare interesse perché gli autori mostrano l'estrema similarità nei comportamenti di acquisto durante la recente pandemia per i consumatori danesi e svedesi, nonostante il diverso approccio dei due paesi rispetto alle

USO DI SERIE **AD ALTA FREOUENZA NEI MODELLI PREVISIVI**

L'uso dei dati ad alta frequenza (settimanale o giornaliera) consente di ottenere stime rapide e previsioni di breve periodo delle principali variabili macroeconomiche tempestive e accurate.

misure restrittive. In effetti, malgrado la Svezia non abbia adottato procedure restrittive come il lockdown, i consumatori ultrasessantenni hanno diminuito i loro pagamenti con carte allo stesso modo nei due paesi, con riduzioni superiori per gli ultrasettantenni svedesi. Bounie, Camara e Galbraith (2020) analizzano 4

Il database di Chetty et al. (2020) è disponibile su https://www.tracktherecovery.org

miliardi di transazioni relative a 70 milioni di carte ottenute da *Cartes Bancaires*, la rete interbancaria nazionale francese, mostrando l'impatto delle restrizioni dovute alla pandemia sui consumi a frequenza infra-giornaliera. Surico, Känzig e Hacioglu (2020) analizzano i dati granulari provenienti da una App di tipo FinTech per il Regno Unito, Baker *et al.* (2020) usano i dati provenienti da una FinTech statunitense, mentre Chen, Qian e Wen (2021) utilizzano i dati di una FinTech cinese per la Cina per vedere gli effetti del *lockdown* sui consumi.

Con l'obiettivo di documentare le potenzialità di questi dati per l'esame delle abitudini di spesa dei consumatori, vengono analizzati i dati ad altissima frequenza (infra-giornalieri e quindi con indicazione del timestamp) relativi a un campione di transazioni eseguite tra venerdì 1° febbraio e giovedì 7 febbraio 2019 e registrate in uno dei sottosistemi di uno dei maggiori card processor italiani. Si tratta di circa 30 milioni di transazioni individuali in euro²⁹ effettuate da carte di debito o credito italiane su POS di attività commerciali italiane. La maggior parte di queste transazioni (circa il 67%) proviene dal circuito Bancomat, mentre il resto è effettuato con carte di debito/credito dei circuiti internazionali, sia sul lato Issuing (o del possessore della carta) per il 25%, sia sul lato *Acquiring* (ossia dell'attività commerciale che acquisisce il pagamento) per il restante 8%. Il lato Issuing è costituito per circa un terzo da transazioni sul circuito VISA e per i restanti due terzi da pagamenti effettuati sul circuito MasterCard; il lato Acquiring è invece più variegato, essendo rappresentato per il 45% dal circuito American Express, per il 18% dal circuito MasterCard, per il 10% dal circuito VISA e per il rimanente da altri circuiti minori (come, ad esempio, Diners o Union Pay International). Le informazioni disponibili in questo dataset sono quelle relative al circuito, all'importo in euro, alla data e ora della transazione, il tipo di transazione (se su POS o via e-commerce) e il merchant category code (MCC), un codice numerico di quattro cifre, utilizzato dai circuiti per individuare i settori merceologici.

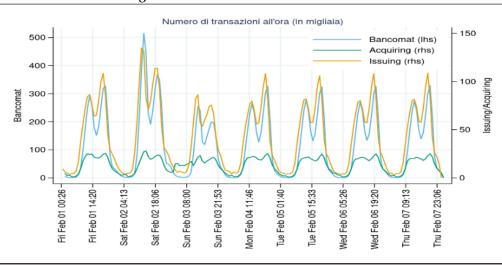
Come è già evidenziato da Bounie, Camara e Galbraith (2020) e Carvalho et al. (2021), i dati sulle transazioni con carte di debito e credito sono caratterizzati da una forte stagionalità. In particolare, i dati infra-giornalieri sono caratterizzati da una stagionalità oraria, che dipende strettamente dalle attività di spesa e consumo degli individui, che tipicamente si concentrano intorno all'ora di pranzo e nelle ore serali. Inoltre, nei dati giornalieri, si riscontra una stagionalità annuale legata alle festività fisse (come il Natale) o mobili (come la Pasqua) e ai periodi di vacanza, una stagionalità mensile dovuta al pagamento degli stipendi o delle pensioni, e una stagionalità settimanale che riflette le attività quotidiane dei consumatori.

La figura 11 mostra il numero totale (in migliaia) delle transazioni effettuate ogni ora nella prima settimana di febbraio del 2019 per il circuito Bancomat e per il lato *Issuing* e *Acquiring* del campione analizzato. Le transazioni del circuito Bancomat rappresentano circa il doppio delle transazioni sul lato *Issuing* e *Acquiring* combinate. Per queste transazioni si nota una tipica distribuzione bimodale in ciascun giorno della settimana, con un primo picco tra le 13:00 e le 14:00 e un altro intorno tra le 19:00 e le 20:00. Tipicamente, dal lunedì al venerdì, si hanno volumi superiori di spesa nelle ore serali rispetto alle ore centrali della

Il campione contiene circa 32 milioni di transazioni, ma per questa analisi sono state utilizzate solo quelle autorizzate, visto che circa il 5% del totale sono risultate transazioni negate dal circuito e il 2% sono stornate.

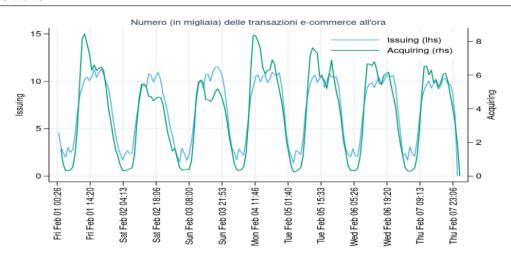
giornata, mentre nei fine settimana il picco delle spese è concentrato intorno all'ora di pranzo. Le transazioni sul lato *Issuing* e sul lato *Acquiring* hanno un comportamento simile a quelle del circuito Bancomat. Andamenti simili si evidenziano guardando al totale (in milioni di euro) delle transazioni effettuate nei tre canali (PagoBancomat, lato *Issuing* e *Acquiring*). Infatti, valgono le stesse considerazioni espresse sul numero totale di transazioni, a esclusione del lato *Acquiring*, in cui si nota che il numero di transazioni nel picco pomeridiano è leggermente inferiore a quello di metà giornata.

Figura 11 – Serie storica oraria del numero complessivo delle transazioni (in migliaia all'ora) effettuate nei circuiti Bancomat, *Issuing* e *Acquiring* riferita a un campione di transazioni registrate tra venerdì 1° febbraio 2019 e giovedì 7 febbraio 2019



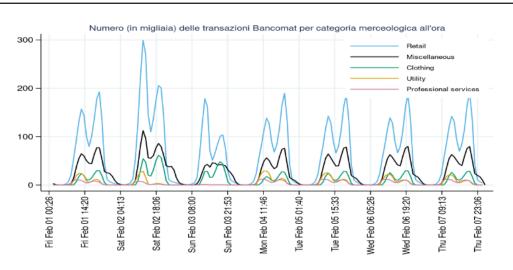
La figura 12 presenta il numero di transazioni orarie effettuate in operazioni e-commerce sul lato *Issuing* e sul lato *Acquiring*. Dal lato *Issuing* o del consumatore, non si notano differenze di sorta tra giorni lavorativi e giorni festivi. Viceversa, sul lato *Acquiring* si evidenzia un numero maggiore di transazioni intorno alle 13:00.

Figura 12 – Serie storica oraria del numero di transazioni e-commerce effettuate sui lati *Issuing* e *Acquiring* riferita a un campione di transazioni registrate tra venerdì 1° febbraio 2019 e giovedì 7 febbraio 2019



La figura 13 mostra, invece, il numero di transazioni orarie totali sul circuito Pago Bancomat per le cinque macro categorie merceologiche più frequenti. Si nota che la maggior parte delle transazioni viene effettuata per acquisti al dettaglio (*Merchant category codes - MCC* tra 5000 e 5599) e che nei giorni feriali il numero di transazioni massimo è intorno alle 19:00, mentre il sabato e la domenica avviene intorno alle 13:00. Si può anche notare che la categoria Abbigliamento (MCC tra 5600 e 5699) mostra un maggior numero di transazioni nei fine settimana e un massimo nelle ore pomeridiane, mentre quella dei Servizi di pubblica utilità (MCC tra 4799 e 4999) ha un massimo intorno alle 13:00.

Figura 13 – Serie storica oraria del numero di transazioni effettuate sul circuito Bancomat per macro-categoria merceologica *Issuing* e *Acquiring* riferita a un campione di transazioni registrate tra venerdì 1° febbraio 2019 e giovedì 7 febbraio 2019

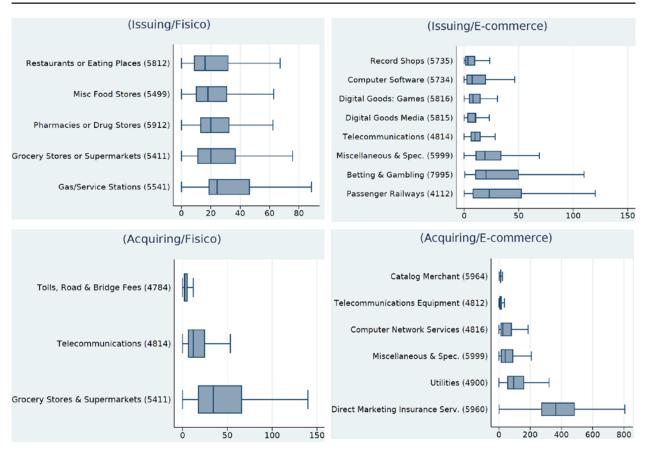


La figura 14 presenta le distribuzioni degli importi di spesa sul lato *Issuing* e sul lato Acquiring per le transazioni effettuate su POS e quelle online attraverso l'e-commerce, per le categorie merceologiche più frequenti. Analizzando le transazioni effettuate su POS dal lato Issuing, gli importi maggiori si registrano per le spese effettuate nelle stazioni di servizio e per quelle alimentari, quelle farmaceutiche e per quelle ai ristoranti. L'importo mediano di spesa si aggira intorno ai 20 euro. Sul lato Acquiring, notiamo solo tre categorie merceologiche con una maggiore frequenza delle transazioni: 1) gli incassi dei supermercati e negozi alimentari, con gli importi maggiori, con una spesa mediana che si aggira intorno ai 40 euro; 2) le telecomunicazioni, con spese frequenti di importo intorno ai 10 euro; 3) i pedaggi autostradali con spesa intorno ai 5 euro. Le transazioni online più frequenti sul lato *Issuing*³⁰ riguardano: dalle spese per viaggi sui treni (importo mediano di circa 25 euro) alle spese per scommesse online (importo mediano intro ai 20 euro), dai giochi ai media online, dal software ai negozi di dischi, con importi mediani intorno ai 10 euro. Sul lato Acquiring, le spese più frequenti sono

La tipologia di MCC più comune sul lato *Issuing* per acquisti e-commerce è il retail (13%), i negozi di dischi (2,5%), i siti di scommesse e giochi (2,3%) e i servizi di fax e telecomunicazione (2,1%).

per i servizi di assicurazione (con importi mediani oltre i 350 euro), i servizi di pubblica utilità (con importi mediani intorno ai 100 euro) o i negozi online o i sistemi di telecomunicazione (con importi mediani intorno ai 20 euro).

Figura 14 – Distribuzione degli importi di spesa per i *merchant category code* (MCC) più frequenti del lato *Issuing* e *Acquiring*: e-commerce vs fisico

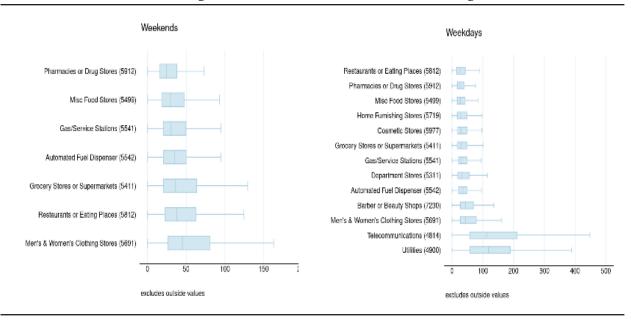


Nota: la figura mostra nei due pannelli in alto la distribuzione dei merchant category code (MCC).

La spesa media con carte sul circuito Bancomat nel campione è di circa 56 euro, mentre la spesa mediana è di 35 euro. Il prelievo medio di contante con carta di debito/credito è di circa 155 euro. Sul lato *Issuing* l'importo medio della spesa con carta di debito/credito è di circa 51 euro con una mediana di circa 24 euro, mentre sul lato *Acquiring* si ha una transazione media di circa 85 euro, con un importo mediano sui 20.

Nei weekend, oltre il 50% delle spese con carta nel circuito Pago Bancomat sono per il supermercato (36%), l'abbigliamento (7%), la ristorazione (7%) e i distributori automatici di carburante (7%) e la spesa mediana varia tra i 30 euro delle spese farmaceutiche e i quasi 50 dei negozi di abbigliamento. Nei giorni feriali, invece, oltre il 50% delle spese con carta vengono effettuate al supermercato (32%), alle stazioni di servizio (15%) e nelle farmacie (7%) e gli importi mediani di spesa oscillano tra i 30 e i 40 euro, ad eccezione delle spese per telecomunicazioni e servizi di utilità che superano i 100 euro (figura 15).

Figura 15 – Distribuzione degli importi di spesa per i *merchant category code* (MCC) più frequenti del circuito Bancomat: *weekend* vs giorni feriali tra venerdì 1° febbraio 2019 e giovedì 7 febbraio 2019



Anche se le informazioni desunte dal campione non rappresentano l'universo delle transazioni con carte nella settimana di riferimento, l'analisi condotta dovrebbe far comprendere le enormi potenzialità informative dei dati ad alta frequenza e granulari sulle transazioni con carte. Inoltre, questi dati sono in genere associati anche ad altre informazioni di tipo geografico molto granulari che possono aiutare a comprendere gli effetti di *shock* o di determinate politiche, così come già fatto per gli Stati Uniti da Chetty *et al.* (2020).

3.4.2. Trattamento della stagionalità delle serie giornaliere

Le serie temporali a frequenze più elevate rispetto a quella mensile mostrano una stagionalità complessa che risulta sia da fluttuazioni con periodicità diversa (annuale, mensile, settimanale e giornaliera), sia da effetti di calendario che tendono a essere molto irregolari (Harvey, Koopman e Riani, 1997; Eurostat, 2018b; Ladiray et al., 2018; McElroy, Monsell e Hutchinson, 2018; Proietti e Pedregal, 2021; Dokumentov e Hyndman, 2021; Bandara, Hyndman e Bergmeir, 2021).

Prima di utilizzare le informazioni contenute nei dati ad alta frequenza, è quindi molto importante trattare le componenti stagionali per consentire l'estrazione di un corretto segnale economico. A tale riguardo sono stati proposti numerosi approcci. Alcuni di questi si basano su modelli a componenti non-osservate (Harvey, 1989; Harvey Koopman e Riani, 1997; Commandeur, Koopman and Ooms, 2011). Rientrano in questa categoria la metodologia TBATS (*Trigonometric seasonality, Box-Cox transformation, Arma errors*, Trend and *Seasonal components*) proposta da De Livera, Hyndman e Snyder (2011), il metodo "Prophet" di Taylor e Letham (2018) e i modelli proposti da Proietti e Pedregal (2021). Altri approcci usano, invece, tecniche non-parametriche, in particolare la metodologia *Seasonal-Trend decomposition (Multiple Seasonal Trend decomposition using LOESS-MSTL*); si vedano Cleveland (1979), Cleveland e Devlin (1988), Cleveland

et. al (1990) e Cleveland, Evans e Scott (2018)³¹. Fanno parte di questa categoria i lavori di Wen et al. (2020), Dokumentov e Hyndman (2021), Bandara, Hyndman e Bergmeir (2021) e Ollech (2021).

Per l'Italia, l'importanza di utilizzare tecniche di destagionalizzazione giornaliera per depurare la serie delle transazioni su POS e da ATM dalle componenti stagionali prima dell'analisi econometrica viene discussa nel lavoro di Ardizzi et al. (2019), che mostra che forti aumenti dell'incertezza delle politiche economiche hanno un impatto negativo sulle transazioni giornaliere effettuate tramite POS e portano a un incremento dei prelievi da ATM³². Emiliozzi, Iannaccone e Zurlo (2020) destagionalizzano la serie giornaliera del totale delle transazioni di BI-COMP (valori) utilizzando diversi approcci³³.

Di seguito, queste tecniche innovative di destagionalizzazione sono applicate a dati ad alta frequenza provenienti dai sistemi di pagamento della Banca d'Italia, per il periodo che va da febbraio 2008 a dicembre 2019. La figura 16 mostra la serie giornaliera grezza di BI-COMP, il cui andamento è caratterizzato da forti componenti stagionali (annuale, mensile e infra-settimanale mostrate nei vari pannelli della figura), insieme ad *outliers* generati da effetti di calendario che spesso sono irregolari (ad esempio, le giornate di ponte che si generano tra giorni non lavorativi ravvicinati, la settimana delle festività di Pasqua).

Per meglio isolare le componenti periodiche della serie giornaliera di BI-COMP, la figura 17 mostra lo spettro del logaritmo della serie giornaliera nel dominio delle frequenze: è evidente che il segnale di medio-lungo periodo che si vuole estrarre dalla serie storica è offuscato da variazioni stagionali molto significative, soprattutto nelle componenti che hanno frequenza settimanale o infrasettimanale (evidenziate in rosso) e annuale (in blu). Le componenti dello spettro che hanno periodicità mensile risultano essere meno rilevanti per la serie storica giornaliera analizzata (in verde).

Dopo aver applicato i tre metodi alla serie giornaliera di BI-COMP, nella figura 18 si presentano nei vari pannelli le stime delle componenti stagionali annuale, mensile, settimanale e infrasettimanale per un confronto. Mentre i

IL PRETRATTA-MENTO DELLE SERIE

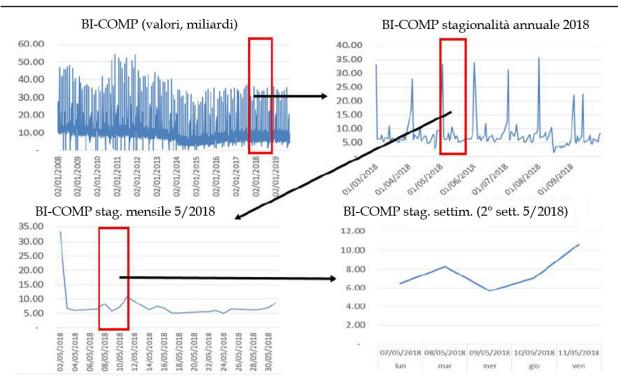
Le serie temporali ad alta frequenza tendono a presentare una stagionalità complessa. Prima di poter utilizzare efficacemente le informazioni contenute nelle serie è necessario trattare le componenti stagionali per estrarne il segnale economico e renderne così possibile l'utilizzo ai fini della previsione della dinamica dei principali aggregati macroeconomici, quali il PIL o i consumi.

In questi lavori è stata sviluppata la metodologia Seasonal-Trend decomposition using LOESS (Locally Estimated Scatterplot Smoothing).

In particolare, viene utilizzata la metodologia TBATS (De Livera et al., 2011).

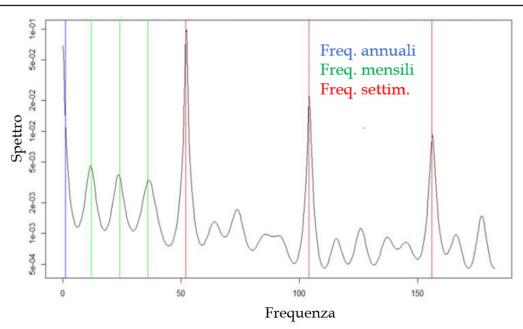
³³ I tre approcci utilizzati sono TBATS, Prophet e MSTL.

Figura 16 – Transazioni effettuate in BI-COMP, stima *in sample* ottenuta con TBATS (in rosso) e componenti stagionali settimanali, mensili e annuali, nel periodo di riferimento tra febbraio 2008-dicembre 2019



Nota: In alto a sinistra la serie storica giornaliera di BI-COMP (valori, miliardi di euro); in alto a destra esempio di stagionalità annuale della serie; in basso a sinistra esempio di stagionalità mensile della serie; in basso a destra un esempio di stagionalità settimanale della serie. Fonte: Emiliozzi, Iannaccone e Zurlo (2020).

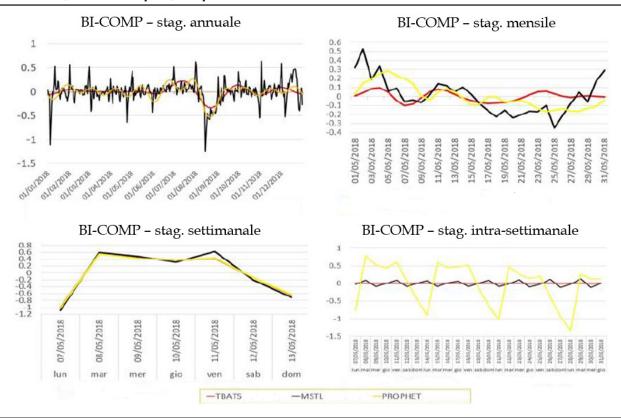
Figura 17 – Spettro stimato nel dominio delle frequenze del logaritmo delle transazioni giornaliere effettuate in BI-COMP



Nota: in blu sono evidenziate le frequenze con cicli di medio-lungo periodo; in verde quelle con periodicità mensile, ogni due mesi e ogni tre mesi; in rosso quelle settimanali o con periodicità più elevata (cicli brevi bi o tri-settimanali). Fonte: Emiliozzi, lannaccone e Zurlo (2020).

risultati della stima delle componenti stagionali annuali, mensili e settimanali sono robusti al variare della metodologia, emergono delle differenze in quella infrasettimanale che, in particolare per le serie dei pagamenti, sono molto difficili da identificare.

Figura 18 – Stima delle componenti stagionali annuale, mensili, settimanali e infrasettimanali ottenute con TBATS, MSTL e Prophet, nel periodo di riferimento tra febbraio 2008-dicembre 2019



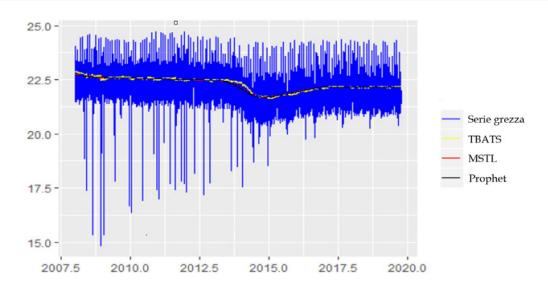
Nota: in alto a sinistra, la stima della componente stagionale annuale di BI-COMP ottenuta con i tre diversi metodi; in alto a destra, la stima della componente stagionale mensile; in basso a sinistra, la stima della componente stagionale settimanale; in basso a destra, la stima della componente stagionale infrasettimanale. Fonte: Emiliozzi, Iannaccone e Zurlo (2020).

Il segnale depurato delle componenti stagionali estratto dalla serie giornaliera di BI-COMP è tuttavia molto robusto e coerente nonostante le differenti metodologie utilizzate (figura 19): i trend stimati sono molto simili e catturano bene l'andamento della componente di medio-lungo periodo del valore delle transazioni di BI-COMP.

Tali evidenze sono confermate dall'analisi spettrale: i trend ottenuti applicando le tre metodologie (secondo, terzo e quarto pannello della figura 20) vengono depurati delle componenti cicliche settimanali, infrasettimanali e mensili presenti nella serie giornaliera grezza di BI-COMP (primo pannello) con elevata precisione e coerenza.

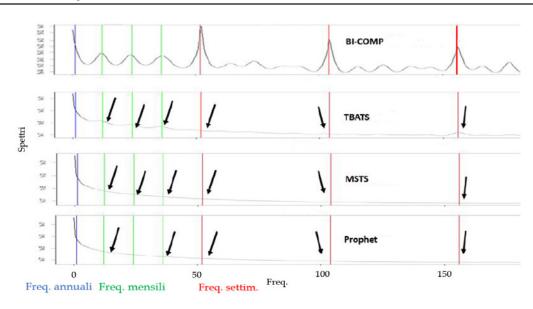
In conclusione, le tre metodologie utilizzate consentono di estrarre in misura soddisfacente le componenti presenti nelle serie di pagamento, rendendone possibile l'utilizzo ai fini della previsione della dinamica del PIL e dei consumi, confermando le conclusioni raggiunte in Ardizzi *et al.* (2019).

Figura 19 – Serie storica giornaliera di BI-COMP grezza e stima della componente di trend con le tre metodologie TBATS, MSTL e Prophet, nel periodo febbraio 2008-dicembre 2019



Nota: Serie giornaliera grezza di BI-COMP (in blu); componente di trend stimata con TBATS (in giallo), con MSTL (in rosso) e con Prophet (in nero). Fonte: Emiliozzi, Iannaccone e Zurlo (2020).

Figura 20 – Spettro della serie giornaliera di BI-COMP grezza e del trend stimato con le tre metodologie TBATS, MSTL e Prophet



Nota: il primo pannello dall'alto mostra lo spettro della serie grezza giornaliera di BI-COMP; il secondo pannello lo spettro del trend stimato con TBATS; il terzo pannello quello stimato con MSTS; il quarto pannello quello stimato con Prophet. Fonte: Emiliozzi, Iannaccone e Zurlo (2020).

4. Conclusioni

Le analisi empiriche condotte in questo lavoro documentano la rilevanza dei dati sui pagamenti elettronici nelle previsioni di breve termine e nella produzione di statistiche ufficiali. Le serie delle transazioni elettroniche (per motivi di lavoro, viaggi e trasporti, alberghi e ristorazione) registrate durante il periodo pandemico hanno fatto diminuire di oltre il 50% l'errore di previsione della spesa per consumi finali trimestrali in alcuni settori merceologici e hanno fatto migliorare di circa il 6% l'errore di previsione del *nowcasting* dell'indice totale delle vendite al dettaglio e di circa 10 punti percentuali quello dell'indice relativo all'e-commerce.

I principali vantaggi dell'utilizzo di tali fonti di informazioni risiedono certamente nella loro tempestività, ma anche nella copertura e nel livello di dettaglio che forniscono. Rimangono, tuttavia, ancora aperte alcune sfide chiave per arrivare a un uso sistematico di queste informazioni nella statistica ufficiale. Queste sfide sono legate essenzialmente alla difficoltà di accesso ai dati, sia presso i singoli intermediari, sia presso i gestori delle infrastrutture private, oltre che alla complessità e diversità dei protocolli informatici utilizzati dai vari soggetti coinvolti. Sono, inoltre, cruciali anche le preliminari fasi di selezione e trattamento delle variabili, di cui si è dato conto in alcuni contributi di questo lavoro. Si tratta di attività in gran parte ancora sperimentali, che necessiteranno di ulteriori approfondimenti metodologici, di collaborazioni allargate anche ad altri esperti (sia delle istituzioni sia dell'Accademia) e di una prolungata sperimentazione prima di poter fornire un contributo a regime nella produzione di statistiche ufficiali.

Riferimenti bibliografici

Andersen, A.L., E.T. Hansen, N. Johannesen e A. Sheridan (2020a), *Pandemic, Shutdown and Consumer Spending: Lessons from Scandinavian Policy Responses to COVID-19*, arXiv: General Economics.

Andersen, A.L., E.T. Hansen, N. Johannesen e A. Sheridan (2020b), *Consumer Responses to the COVID-19 Crisis: Evidence from Bank Account Transaction Data*, Centre for Economic Policy Research, Londra.

Angelico, C., J. Marcucci, M. Miccoli e F. Quarta (2018), Can we measure inflation expectations using Twitter?, Banca d'Italia, mimeo.

Aprigliano, V., G. Ardizzi, A. Cassetta, A. Cavallero, S. Emiliozzi, A. Gambini, N. Renzi e R. Zizza (2021), *Exploiting payments to track Italian economic activity: the experience at Banca d'Italia*, Banca d'Italia, Questioni di Economia e Finanza (Occasional Papers), 609.

Aprigliano, V., G. Ardizzi e L. Monteforte (2019), *Using Payment System Data to Forecast Economic Activity*, International Journal of Central Banking, 15(4), pp. 55-80.

Aprigliano, V., A. Borin, F.P. Conteduca, S. Emiliozzi, M. Flaccadoro, S. Marchetti e S. Villa (2021), Forecasting Italian GDP growth with epidemiological data, Banca d'Italia, Questioni di Economia e Finanza (Occasional Papers), 664.

Aprigliano, V., S. Emiliozzi, G. Guaitoli, A. Luciani, J. Marcucci e L. Monteforte (2021), *The power of text-based indicators in forecasting the Italian economic activity*, Banca d'Italia, Temi di Discussione, 1321.

Ardizzi, G., S. Emiliozzi, J. Marcucci e L. Monteforte (2019), News and consumer card payments, Banca d'Italia, Temi di Discussione, 1233.

Ardizzi, G., A. Nobili e G. Rocco (2020), Game changer in payment habits: evidence from daily data during a pandemic, Banca d'Italia, Questioni di Economia e Finanza (Occasional Papers), 591.

Aruoba, S.B., F.X. Diebold e C. Scotti (2009), *Real-time measurement of business conditions*, Journal of Business & Economic Statistics, 27(4), pp. 417-427.

Bacchini, F., M.E. Bontempi, C. Brandimarte, R. Golinelli, C. Jona-Lasinio e C. Pappalardo (2013), *The Macroeconometric Models for Italy (Memo-It): Policy Evaluation and Future Challanges*, Rivista Italiana di Economia Demografia e Statistica, vol. LXVII, 2, aprile-giugno.

Baker, S.R., R.A. Farrokhnia, S. Meyer, M. Pagel, C. Yannelis e J. Pontiff (2020), *How Does Household Spending Respond to an Epidemic? Consumption during the 2020 COVID-19 Pandemic*, The Review of Asset Pricing Studies, vol. 10(4), pp. 834-862.

Bandara, K., R.J. Hyndman e C. Bergmeir (2021), MSTL: A Seasonal-Trend Decomposition Algorithm for Time Series with Multiple Seasonal Patterns, mimeo.

Bounie, D., Y. Camara e J.W. Galbraith (2020), Consumers' Mobility, Expenditure and Online-Offline Substitution Response to COVID-19: Evidence from French Transaction Data.

Bramini, P., M. Coletti, F. Di Stasio, P. Molina, V. Schina e M. Valentini (2021), *TARGET2 Il sistema* europeo per il regolamento dei pagamenti di importo rilevante, Banca d'Italia, Mercati, Infrastrutture, Sistemi di pagamento, 9.

Carvalho, V.M., J.R. Garcia, S. Hansen, Á. Ortiz, T. Rodrigo, J.V. Rodríguez Mora e P. Ruiz (2021), *Tracking the COVID-19 crisis with high-resolution transaction data*, Royal Society Open Science.

Chen, H., W. Qian e Q. Wen (2021), *The Impact of the COVID-19 Pandemic on Consumption:* Learning from High-Frequency Transaction Data, AEA Papers and Proceedings, 111, pp. 307-311.

Chetty, R., J. Friedman, N. Hendren, M. Stepner e The Opportunity Insights Team (2020), *The Economic Impacts of COVID-19: Evidence from a New Public Database Built Using Private Sector Data*, NBER Working Paper, 27431.

Cleveland, W.S. (1979), *Robust Locally Weighted Regression and Smoothing Scatterplots*, Journal of the American Statistical Association, 74, pp. 829-836.

Cleveland, W.S. e S.J. Devlin (1988), Locally Weighted Regression: An Approach to Regression Analysis by Local Fitting, Journal of the American Statistical Association, 83, pp. 596-610.

Cleveland, R.B., W.S. Cleveland, J.E. McRae e I.J. Terpenning (1990), *STL: A seasonal-trend decomposition procedure based on loess*, Journal of Official Statistics, 6, pp. 3-73.

Cleveland, W.P., T. Evans e S. Scott (2018), Weekly Seasonal Adjustment: A Locally-weighted Regression Approach, Handbook on Seasonal Adjustment, Lussemburgo.

Commandeur, J.J.F., S.J. Koopman and M. Ooms (2011), *Statistical software for state space methods*, Journal of Statistical Software, 41(1), pp. 1-18.

Committee on Monetary, Financial and Balance of Payments Statistics (2020), CMFB Big data task force Final report, settembre.

Conteduca, F.P. (2021), Measuring Covid-19 Restrictions in Italy during the Second-Wave, Banca d'Italia, Note Covid-19.

D'Amuri, F. e J. Marcucci (2017), *The predictive power of Google searches in forecasting US unemployment*, International Journal of Forecasting, 33 (4), pp. 801-816.

De Livera, A.M., R.J. Hyndman and R. Snyder (2011), Forecasting time series with complex seasonal patterns using exponential smoothing, Journal of the American Statistical Association, 106, pp. 1513-1527.

Delle Monache, D., S. Emiliozzi e A. Nobili (2021), *Tracking economic growth during the Covid-19:* a weekly indicator for Italy, Banca d'Italia, Nota Covid-19.

Dempster, A.P., N.M. Laird e D.B. Rubin (1977), *Maximum likelihood from incomplete data via the EM algorithm*, Journal of the Royal Statistical Society: Series B (Methodological), 39(1), pp. 1-22.

Dokumentov, A. e R.J. Hyndman (2021), *STR: A seasonal-trend decomposition procedure based on regression*, INFORMS J on Data Science (in stampa).

Doornik, J.A. e D.F. Hendry (2001), *Modelling Dynamic Systems*, PcGiveTM 14, II, Timberlake Consultants Ltd.

Emiliozzi, S., R. Iannaccone e D. Zurlo (2020), *Pre-treatment and seasonality adjustment of daily payment system data*, Banca d'Italia - Istat, mimeo.

Eraslan, S. e T. Götz (2021), An unconventional weekly economic activity index for Germany, Economics Letters, 204, 109881.

Eurostat (2013), Scheveningen Memorandum on Big data and Official statistics.

Eurostat (2018a), Bucharest Memorandum on Trusted Smart Statistics.

Eurostat (2018b), Handbook on Seasonal Adjustment, 2018 edition, Lussemburgo.

Ghysels, E., A. Sinko e R. Valkanov (2007), *MIDAS Regressions: Further Results and New Directions*, Econometric Reviews, 26, 1, pp. 53-90.

Giammatteo M, S. Iezzi e R. Zizza (2021), *Pecunia olet. L'uso del contante e l'economia sommersa*, Banca d'Italia, Questioni di Economia e Finanza (Occasional Papers), 649.

Hale, T., N. Angrist, R. Goldszmidt, B. Kira, A. Petherick, T. Phillips, S. Webster, E. Cameron-Blake, L. Hallas, S. Majumdar e H. Tatlow (2021), *A global panel database of pandemic policies (Oxford COVID-19 Government Response Tracker)*, Nature Human Behaviour, 5(4), pp. 529-538.

Harvey, A.C. (1989), Forecasting, structural time series models and the Kalman filter, Cambridge University Press.

Harvey, A., S.J. Koopman e M. Riani (1997), *The modeling and seasonal adjustment of weekly observations*, Journal of Business & Economic Statistics, 15(3), pp. 354-368.

Hendry, D.F. (1979), *Predictive Failure and Econometric Modelling in MacroEconomics: The Transactions Demand for Money*, Economic Modelling, Heinemann, Londra, pp. 217-242.

Hendry, D.F. e J. Doornik (2001), *Modelling dynamic systems using PcGive 10 volume II*, Timberlake.

Hendry, D.F., A. Pagan e J.D. Sargan (1984), *Dynamic Specification*, Handbook of Econometrics II, North-Holland, Amsterdam, pp. 1023-1100.

Irving Fisher Committee on Central Bank Statistics (2019), *The use of big data analytics and artificial intelligence in central banking*, IFC Bulletin, 50, Proceedings of the IFC - Bank Indonesia International Workshop and Seminar in Bali on 23-26 July.

Ladiray, D., J. Palate, G.L. Mazzi e T. Proietti (2018), X11-Like Seasonal Adjustment of Daily Data, mimeo.

Lewis, D.J., K. Mertens, J.H Stock e M. Trivedi (2021), *Measuring Real Activity Using a Weekly Economic Index*, Journal of Applied Econometrics.

Loberto, M., A. Luciani e M. Pangallo (2018), *The potential of big housing data: an application to the Italian real-estate market*, Banca d'Italia, Temi di Discussione, 1171.

Locarno, A. e R. Zizza (2020), Previsioni ai tempi del coronavirus, Banca d'Italia, Note Covid-19.

Marchetti, S., A. Borin, F.P. Conteduca, G. Ilardi, G. Guzzetta, P. Poletti, P. Pezzotti, A. Bella, P. Stefanelli, F. Riccardo, S. Merler, A. Brandolini e S. Brusaferro (2022), *An epidemic model for SARS-CoV-2 with self-adaptive containement measures*, Banca d'Italia, Questioni di Economia e Finanza (Occasional Papers), 681.

McElroy, T.S., B.C. Monsell e R.J. Hutchinson (2018), *Modeling of Holiday Effects and Seasonality in Daily Time Series*, Center for Statistical Research & Methodology Research and Methodology Directorate, U.S. Census Bureau, Washington, D.C. 20233.

Ollech, D. (2021), Seasonal adjustment of daily time series, Journal of Time Series Econometrics.

Ng, S. (2021), Modeling Macroeconomic Variations After Covid-19, NBER Working Paper 29060.

Proietti, T. e J.D. Pedregal (2021), Seasonality in High Frequency time Time Series, mimeo.

Sallusti, F. e L. Cavalli (2019), *Detecting under-reporting of value added and VAT fraud in National Accounts*, 7th IMF Statistical Forum 2019.

Stock, J.H. e M.W. Watson (2002), *Macroeconomic forecasting using diffusion indexes*, Journal of Business & Economic Statistics, 20(2), pp. 147-162.

Stock, J.H. e M.W. Watson (2006), *Forecasting with many predictors*, Handbook of Economic Forecasting, 1, chapter X, pp. 515-554.

Surico, P., D.R. Känzig e S. Hacioglu (2020), *Consumption in the Time of COVID-19: Evidence from UK transaction data*, CEPR DP 14646.

Taylor, S.J. e B. Letham (2018), Forecasting at scale, The American Statistician, 72(1), pp. 37-45.

Wen, Q., Z. Zhang, Y. Li e L. Sun (2020), Fast RobustSTL: Efficient and robust Seasonal-Trend decomposition for time series with complex patterns, Proceedings of the 26th ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery & Data Mining, Association for Computing Machinery, New York, pp. 2203-2213.

Statistiche periodiche su «retail payments», principali riferimenti:

- Suppl. bollettino statistico: sistemi di pagamento (https://www.bancaditalia.it/pubblicazioni/sistemapagamenti/index.html)
- Tavole statistiche sui servizi in Appendice alla Relazione Annuale da a17-a22 (https://www.bancaditalia.it/pubblicazioni/relazione-annuale/2015/app_15_totale.pdf)
- Tavole sui servizi di pagamento pubblicate dalla BCE (ECB Statistical Data Warehouse) per paese (http://sdw.ecb.europa.eu/reports.do?node=100000760)
- Tavole sui servizi di pagamento pubblicate dalla BRI per paese (http://www.bis.org/list/cpmi/tid 57/index.htm)
- Card Fraud Report, ECB (https://www.ecb.europa.eu/pub/pdf/other/4th_card_fraud_report.en.pdf)
- Rapporto sulle frodi con carte in Italia, MEF-UCAMP (http://www.dt.tesoro.it/it/attivita_istituzionali/antifrode_mezzi_pagamento/rapporti_statistici/carte_pag amento.html)

PUBBLICAZIONI DELLA COLLANA MERCATI, INFRASTRUTTURE, SISTEMI DI PAGAMENTO

- n. 1 TIPS TARGET Instant Payment Settlement Il sistema europeo per il regolamento dei pagamenti istantanei, di Massimiliano Renzetti, Serena Bernardini, Giuseppe Marino, Luca Mibelli, Laura Ricciardi, Giovanni M. Sabelli (QUESTIONI ISTITUZIONALI)
- n. 2 Real-Time Gross Settlement systems: breaking the wall of scalability and high availability, di Mauro Arcese, Domenico Di Giulio, Vitangelo Lasorella (APPROFONDIMENTI)
- n. 3 Green Bonds: the Sovereign Issuers' Perspective, di Raffaele Doronzo, Vittorio Siracusa, Stefano Antonelli (Approfondimenti)
- n. 4 T2S TARGET2-Securities La piattaforma paneuropea per il regolamento dei titoli in base monetaria, di Cristina Mastropasqua, Alessandro Intonti, Michael Jennings, Clara Mandolini, Massimo Maniero, Stefano Vespucci, Diego Toma (Questioni istituzionali)
- n. 5 The carbon footprint of the Target Instant Payment Settlement (TIPS) system: a comparative analysis with Bitcoin and other infrastructures, *di Pietro Tiberi* (APPROFONDIMENTI)
- n. 6 Proposal for a common categorisation of IT incidents, di Autorité de Contrôle Prudentiel et de Résolution, Banca d'Italia, Commissione Nazionale per le Società e la Borsa, Deutsche Bundesbank, European Central Bank, Federal Reserve Board, Financial Conduct Authority, Ministero dell'Economia e delle Finanze, Prudential Regulation Authority, U.S. Treasury (Questioni istituzionali)
- n. 7 Inside the black box: tools for understanding cash circulation, di Luca Baldo, Elisa Bonifacio, Marco Brandi, Michelina Lo Russo, Gianluca Maddaloni, Andrea Nobili, Giorgia Rocco, Gabriele Sene, Massimo Valentini (Approfondimenti)
- n. 8 L'impatto della pandemia sull'uso degli strumenti di pagamento in Italia, di Guerino Ardizzi, Alessandro Gambini, Andrea Nobili, Emanuele Pimpini, Giorgia Rocco (APPROFONDIMENTI)
- n. 9 TARGET2 Il sistema europeo per il regolamento dei pagamenti di importo rilevante, di Paolo Bramini, Matteo Coletti, Francesco Di Stasio, Pierfrancesco Molina, Vittorio Schina, Massimo Valentini (QUESTIONI ISTITUZIONALI)
- n. 10 A digital euro: a contribution to the discussion on technical design choices, di Emanuele Urbinati, Alessia Belsito, Daniele Cani, Angela Caporrini, Marco Capotosto, Simone Folino, Giuseppe Galano, Giancarlo Goretti, Gabriele Marcelli, Pietro Tiberi, Alessia Vita (QUESTIONI ISTITUZIONALI)
- n. 11 From SMP to PEPP: A Further Look at the Risk Endogeneity of the Central Bank, di Marco Fruzzetti, Giulio Gariano, Gerardo Palazzo, Antonio Scalia (Approfondimenti)
- n. 12 Le TLTRO e la disponibilità di garanzie in Italia, di Annino Agnes, Paola Antilici, Gianluca Mosconi (Approfondimenti)
- n. 13 Overview of central banks' in-house credit assessment systems in the euro area, di Laura Auria, Markus Bingmer, Carlos Mateo Caicedo Graciano, Clémence Charavel, Sergio Gavilá, Alessandra Iannamorelli, Aviram Levy, Alfredo Maldonado, Florian Resch, Anna Maria Rossi, Stephan Sauer (Questioni istituzionali)

- n. 14 L'allocazione strategica e la sostenibilità degli investimenti della banca centrale, di Davide Di Zio, Marco Fanari, Simone Letta, Tommaso Perez, Giovanni Secondin (Approfondimenti)
- n. 15 Climate and environmental risks: measuring the exposure of investments, di Ivan Faiella, Enrico Bernardini, Johnny Di Giampaolo, Marco Fruzzetti, Simone Letta, Raffaele Loffredo, Davide Nasti (Approfondimenti)
- n. 16 Cross-Currency Settlement of Instant Payments in a Multi-Currency Clearing and Settlement Mechanism, di Massimiliano Renzetti, Fabrizio Dinacci, Ann Börestam (Approfondimenti)
- n. 17 Quale futuro per i benchmark del mercato monetario in euro?, di Daniela Della Gatta (QUESTIONI ISTITUZIONALI)
- n. 18 Cyber resilience per la continuità di servizio del sistema finanziario, di Boris Giannetto, Antonino Fazio (QUESTIONI ISTITUZIONALI)
- n. 19 Cross-Currency Settlement of Instant Payments in a Cross-Platform Context: a Proof of Concept, di Massimiliano Renzetti, Andrea Dimartina, Riccardo Mancini, Giovanni Sabelli, Francesco Di Stasio, Carlo Palmers, Faisal Alhijawi, Erol Kaya, Christophe Piccarelle, Stuart Butler, Jwallant Vasani, Giancarlo Esposito, Alberto Tiberino, Manfredi Caracausi (Approfondimenti)
- n. 20 Flash crashes on sovereign bond markets EU evidence, *di Antoine Bouveret, Martin Haferkorn, Gaetano Marseglia, Onofrio Panzarino* (APPROFONDIMENTI)
- n. 21 Report on the payment attitudes of consumers in Italy: results from ECB surveys, di Gabriele Coletti, Alberto Di Iorio, Emanuele Pimpini, Giorgia Rocco (QUESTIONI ISTITUZIONALI)
- n. 22 When financial innovation and sustainable finance meet: Sustainability-Linked Bonds, di Paola Antilici, Gianluca Mosconi, Luigi Russo (QUESTIONI ISTITUZIONALI)
- n. 23 Business models and pricing strategies in the market for ATM withdrawals, *di Guerino Ardizzi, Massimiliano Cologgi* (APPROFONDIMENTI)
- n. 24 Press news and social media in credit risk assessment: the experience of Banca d'Italia's In-house Credit Assessment System, di Giulio Gariano, Gianluca Viggiano (APPROFONDIMENTI)
- n. 25 The bonfire of banknotes, di Michele Manna (Approfondimenti)
- n. 26 Integrating DLTs with market infrastructures: analysis and proof-of-concept for secure DvP between TIPS and DLT platforms, di Rosario La Rocca, Riccardo Mancini, Marco Benedetti, Matteo Caruso, Stefano Cossu, Giuseppe Galano, Simone Mancini, Gabriele Marcelli, Piero Martella, Matteo Nardelli, Ciro Oliviero (Approfondimenti)