



**Università
degli Studi
di Palermo**

AREA QUALITÀ, PROGRAMMAZIONE E SUPPORTO
STRATEGICO
SETTORE STRATEGIA PER LA RICERCA
U. O. DOTTORATI

DOTTORATO DI RICERCA IN INGEGNERIA DELL'INNOVAZIONE TECNOLOGICA
DIPARTIMENTO INNOVAZIONE INDUSTRIALE: E DIGITALE
Ingegneria **Chimica** | **Gestionale** | **Informatica** | **Meccanica**
ING-IND/17 Industrial mechanical plants.

**MODELLI DATA-DRIVEN: VALORIZZAZIONE DELLE
INFORMAZIONI DIGITALI A SUPPORTO DEI PROCESSI
DECISIONALI DELLA SUPPLY CHAIN**

IL DOTTORE
ING. GIUSEPPE DRAGO

IL COORDINATORE
PROF. SALVATORE GAGLIO

IL TUTOR
PROF. GIUSEPPE AIELLO

CO TUTOR
PROF. ALBERTO LOMBARDO

Prefazione e Ringraziamenti

Visti gli effetti derivanti dalla Pandemia da COVID-19 che hanno profondamente cambiato il contesto sanitario, economico e sociale, i manager hanno intrapreso un percorso evolutivo utile a superare la crisi, arrivando in alcuni casi anche ad introdurre profondi cambiamenti nel loro business model al fine di migliorare le caratteristiche di resilienza e sostenibilità dei propri sistemi. In questa panoramica internazionale di profonda incertezza, il ruolo del processo decisionale risulta essere determinante. Strategie e modelli data-driven a supporto dei processi decisionali in materia di crisi COVID-19, risultano argomenti di grande interesse sia per le ricerche accademiche che per la community C-level. Il potenziale offerto delle tecnologie promosse dall'Industria 4.0 con le sue innovative applicazioni traslazionali, insieme al desiderio di fornire una possibile risposta alle esigenze globali reali hanno suscitato il mio interesse per l'argomento. Tuttavia, questo lavoro di Tesi non sarebbe stato possibile senza il prezioso contributo di diverse persone ed istituzioni.

La tesi è stata sviluppata in collaborazione con l'Università degli studi di Palermo, la Neoma Business School di Mont-Saint-Aignan e la Di Pietro Group di Siracusa.

Innanzitutto, ringrazio sinceramente il mio Tutor, Prof. Giuseppe Aiello e il mio Co - Tutor Alberto Lombardo per avermi dato l'opportunità di entrare in contatto con il mondo della ricerca. Inoltre, esprimo la mia riconoscenza per avermi trasmesso parte della loro esperienza e per avermi guidato nel mio percorso di ricerca; li ringrazio soprattutto per aver speso parte del loro tempo non solo per leggere e discutere con me le bozze dei lavori, ma anche per avermi incoraggiato e sostenuto sempre con pazienza. Un ringraziamento ulteriore è rivolto al Coordinatore del dottorato di ricerca il Prof. Salvatore Gaglio e alla Prof.ssa Valeria Seidita per aver coordinato ed organizzato le attività formative e amministrative del corso di dottorato. Devo altresì ringraziare la Prof.ssa Giulia Marcon per la sua disponibilità e interesse sul mio lavoro e i miei colleghi di lavoro, Dr. Bernardo Patella, Dr.ssa Claudia Torino, Dr. Antonio Vilasi, Dr. Alan O' Riordan, Dr.ssa Francesca Mazzara. Infine, vorrei, esprimere la mia immensa gratitudine alla Prof.ssa Gera Camilleri per essermi stata vicina durante l'attività di rilettura della tesi.

Giuseppe

La volontà di vincere, il desiderio di riuscire, l'urgenza di raggiungere il tuo pieno potenziale...

queste sono le chiavi che sbloccheranno la porta alla tua eccellenza personale. (Confucio)

I tre elementi essenziali per ottenere qualsiasi cosa valga la pena avere sono:

primo, duro lavoro, secondo, perseveranza, e terzo, buon senso. (Thomas Edison)

Sommario

Prefazione e Ringraziamenti	2
Introduzione	6
Capitolo 1: Il COVID-19: effetti della crisi e le misure intraprese dalle istituzioni a sostegno dell'economia in Europa e in Italia	12
1.1 Dalla crisi sanitaria alla crisi economica.....	12
1.2. Le misure a sostegno dell'economia in Europa e in Italia.....	16
1.3. Razionamento delle risorse: la gestione dei dati e i modelli a supporto dei processi decisionali.	18
Capitolo 2: Un sistema sanitario resiliente per fronteggiare le sfide del COVID-19	20
2.1. Criticità e priorità per il sistema sanitario.....	20
2.2. Politiche e strategie nel settore sanitaria per fronteggiare la crisi da COVID-19.....	22
2.3. Valutazioni delle tecnologie sanitarie.....	30
2.3.1. L'HTA in Europa e in Italia e nel mondo	33
2.4. Valutazione in economia sanitaria: una metodologia per l'analisi costo-efficacia	35
2.4.1. Modellazione economico-sanitaria: conduzione di un'analisi costi-efficacia.....	37
2.4.1.1. Limiti, Pregi del modello proposto e il ruolo delle tecnologie innovative	41
2.5. Industria 4.0: Valutazioni tecnologiche e futuro del sistema sanitario	46
2.5.1. Il Machine Learning e la medicina di precisione.....	47
2.5.2. L'intelligenza artificiale a servizio della Sanità.....	47
Capitolo 3: Una Supply Chain resiliente per fronteggiare le sfide del COVID-19	52
3.1. Una crisi senza precedenti: il COVID-19 evidenzia la vulnerabilità della Supply Chain ..	52
3.2. Politiche sostenibili e resilienti per affrontare la sfida della crisi da COVID-19.....	56
3.3. Applicazioni e strategie per contrastare la crisi da COVID-19.....	84
3.3.1. Una strategia sinergica: Garanzie Statali e finanziamento delle scorte per mitigare i rischi di disruption della Supply Chain.....	85
3.3.1.1. Limiti e pregi del modello e il ruolo delle tecnologie innovative.....	96
3.3.2. Perdita di efficacia delle garanzie in presenza di COVID-19: Relazione tra la probabilità di default e la Loss Given Default.....	98
3.3.3. Modello di impresa ibrido: un approccio alla razionalizzazione del credito.	103
3.3.3.1. Limiti e pregi del modello e il ruolo delle tecnologie innovative.....	106
3.4. Industria 4.0: Valutazioni tecnologiche e il futuro della Supply Chain	109
3.4.1. Internet of Things (IoT): Una tecnologia a servizio della Supply Chain.	115
Capitolo 4: Progettazione robusta per il processo decisionale: Sensori e tecnica di fusione delle informazioni per la gestione della qualità dei dati	119
4.1. Sviluppo di sensori intelligenti a supporto del processo di data preparation.....	120

4.2. I modelli statistici a supporto delle decisioni: criticità e limiti	123
4.3. Data Mining e Data Fusion per migliorare il ciclo di elaborazione delle informazioni	124
4.3.1. Tipi di sensor fusion e classificazioni	126
4.3.2. Architetture di sensor fusion	131
4.3.3. Teorie a supporto delle tecniche di sensor fusion	134
4.4. Una metodologia di Machine Learning per la gestione dei big data	134
Capitolo 5: Modelli statistici per la gestione delle epidemie: criticità, limiti e sfide di COVID-19.....	139
5.1. Modelli statistici per la gestione delle epidemie: criticità e limiti	140
5.2. Il sistema utilizzato per gli interventi restrittivi nelle regioni italiane: struttura, limiti e critiche degli esperti	145
5.3. La teoria dei colori: una valutazione del sistema italiano di contrasto alla diffusione della Pandemia.....	147
5.3.1. Limiti, Pregi dello studio.....	163
Conclusioni	165
Bibliografia	171

Introduzione

La crisi connessa alla diffusione della Pandemia da COVID-19 rappresenta un evento epocale destinato a generare forti ripercussioni economiche e sociali, allo stato attuale difficilmente stimabili.

Morin (2020), definisce la crisi pandemica come una tripla crisi: quella biologica di una Pandemia che minaccia indistintamente le vite, quella economica nata dalle misure restrittive e quella della civiltà, con il brusco passaggio della mobilità all'obbligo della restrizione.

Secondo i dati pubblicati dell'Organizzazione Mondiale della Sanità (WHO, 2023), i contagi e i decessi sono ancora in crescita in varie aree del mondo. In particolare, alla data del 14 febbraio 2023 la Pandemia coinvolge 215 Paesi, conta quasi 756 milioni di casi accertati in tutto il mondo e ha provocato circa 7 milioni di morti.

Al propagarsi dell'infezione da COVID-19 a livello globale, sono emerse le fragilità di molti sistemi sanitari nazionali. Per allentare la pressione sulle strutture esistenti, sono stati approntati ospedali dedicati ai malati di COVID-19; in parallelo, sono state avviate innumerevoli ricerche volte ad individuare cure efficaci e vaccini sicuri. La scelta ottimale, a fronte di un'epidemia causata da un virus molto contagioso, è l'applicazione immediata di misure volte a limitare l'interazione sociale tra gli individui, sebbene tali misure non possano arrestare bensì solo rallentare la diffusione del contagio in modo da ridurre le pressioni sul sistema sanitario e consentire l'affinamento delle tecniche di tracciamento dei contagi e del trattamento dei malati (Farboodi, Jarosch & Shimer, 2020). Nel caso del COVID-19, i governi nazionali dei Paesi colpiti hanno dovuto adottare misure governative per contenere la diffusione del virus (cosiddetto *lockdown*) nelle more della messa a punto di protocolli medici, di un vaccino e di cure specifiche validate clinicamente. Il *lockdown* ha previsto vincoli alla mobilità degli individui, la chiusura di scuole, università e strutture pubbliche, il fermo delle attività commerciali e dei servizi non essenziali, il ridimensionamento o la riorganizzazione delle attività produttive essenziali tesi a garantire la salute dei lavoratori, il contingentamento delle attività di importazione ed esportazione e l'azzeramento delle attività

turistiche. L'eccezionalità della situazione determinata dal lockdown ha dato vita ad una delle peggiori recessioni economiche del dopoguerra. Infatti, sebbene il lockdown permetta di contenere il contagio da un lato, dall'altro determina pesanti ripercussioni sull'attività economica e finanziaria del Paese che se ne avvale. Per tale motivo, imprese, governi, banche centrali e autorità di regolazione dei mercati finanziari sono stati chiamati ad affrontare scelte decisionali rilevanti al fine di adottare misure per far fronte agli impatti della crisi sull'attività economica e sul sistema finanziario. Tali misure richiedono adeguati processi decisionali e di allocazione che coinvolgono una molteplicità di fattori con un unico denominatore comune: il giusto trade-off tra l'etica, l'efficacia e l'economia delle risorse disponibili. Al fine di perseguire tale obiettivo, secondo Rajeshkumar et al. (2020), la crisi tra i suoi effetti collaterali sembra aver agito da acceleratore per il processo di innovazione tecnologica sottolineando l'importanza dei modelli decisionali data-driven ovvero la costruzione di processi decisionali basati sulle informazioni ricavate da una grande mole di dati (big data). Infatti, la digitalizzazione e le tecnologie promosse dal paradigma dell'Industria 4.0. consentono di raccogliere una grande quantità di dati, che possono essere utilizzati per sviluppare strategie e prendere decisioni. Lo sviluppo dell'Information Technology (IT) consente a questi sistemi di fornire informazioni dettagliate di valore e fungere da strumenti predittivi (Psarommatis & Kiritsis, 2022). Invero, modelli “*data inconsistency*” possono portare a decisioni inefficaci, sia in termini di protezione della salute umana che in termini economici. A tal proposito, è importante prevenire i rischi connessi all'irrelevanza e all'inesattezza dei dati contenuti nei sistemi informativi utilizzati per la previsione. Secondo Bakhrushin et al. (2020), l'esperienza nella previsione dello sviluppo della Pandemia da COVID-19, mostra che i dati primari non sono sempre adatti per l'applicazione diretta nei modelli matematici. In ambito sanitario uno dei problemi è l'attendibilità dei dati sui casi e sui decessi. Paesi diversi hanno approcci diversi alla loro individuazione e registrazione, che possono anche cambiare nel tempo. Ulteriori criticità riguardano la deviazione delle dinamiche reali dalle ipotesi dei modelli di base, dei cambiamenti nelle misure di lockdown e delle diverse pratiche

adottate ovvero della loro osservanza. Ciò può comportare errori significativi nella previsione, impattando significativamente sul processo decisionale sia nell'ambito pubblico che privato. Sulla base di tali elementi, è chiaro come la Pandemia abbia sollevato un complesso problema decisionale per i manager che devono scegliere ed allocare in modo appropriato e tempestivo le risorse limitate. Pertanto, questa tesi affronta quattro domande principali:

RQ1: Nel contesto del COVID-19, le metodologie matematiche innovative e il soft-computing, possono fornire un utile supporto del processo decisionale sulle migliori configurazioni di sistemi complessi sotto condizioni di utilizzo di risorse scarse?

RQ2: Quali sono gli i rischi e gli effetti derivanti da modelli “*data redundancy & inconsistency*”?

RQ3: Lo sviluppo di metodologie avanzate di gestione delle informazioni provenienti da sensori può influire sul processo decisionale?

RQ4: È possibile migliorare il Supply Chain decision framework utilizzando informazioni in “*real time*” fornite da una infrastruttura di monitoraggio basata su Internet of Things (IoT) sensor?

Dopo aver individuato le criticità, le vulnerabilità dei sistemi sanitari ovvero gli effetti e gli impatti dalla Pandemia da COVID-19, l'obiettivo di questo studio è stato quello di individuare possibili best practices in termini di strategie e misure mirate al rafforzamento della resilienza dei sistemi in presenza di COVID-19, sviluppando un dispositivo di sensoristica avanzata e una metodologia innovativa di gestione delle informazioni “*real time*” provenienti da sorgenti diverse in grado di fornire utile supporto al processo decisionale sulle migliori configurazioni di sistemi complessi sotto condizioni di utilizzo di risorse scarse, superando i limiti derivanti da modelli “*data inconsistency*”. Tale obiettivo rispecchia le volontà del progetto di ricerca in materia di impiego dei risultati e delle ricadute delle applicative.

Nel complesso, il documento: i) fornisce una metodologia avanzata di gestione delle informazioni provenienti da sensori; ii) dimostra come lo sviluppo di metodologie avanzate di gestione delle

informazioni provenienti da sensori può influire sul processo decisionale e può migliorare il Supply Chain decision framework; iii) sviluppa un'applicazione prototipale delle metodologie proposta correlata da uno studio di fattibilità e scale-up industriale; iv) valuta statisticamente il modello italiano utilizzato per le restrizioni alla mobilità, verificandone la bontà e rilevando gli effetti relativi alla “*data redundancy*”; v) offre spunti manageriali rilevanti per comprendere l'impatto della Pandemia; (vi) fornisce un quadro di riferimento per affrontare i livelli di incertezza che rendono le imprese vulnerabili alle disruption; (vii) suggerisce una strategia di mitigazione del rischio di disruption e del rischio finanziario; (viii) dimostra matematicamente le ragioni per le quali l'intervento pubblico è necessario; ix) quantifica la misura di un possibile intervento pubblico volto ad aumentare la resilienza della Supply Chain; x) suggerisce una metodologia per l'allocazione ottimale dei fondi pubblici analizzando l'effetto moderatore della politica pubblica;

Si specifica che l'intero processo metodologico di questo lavoro di tesi è stato sempre preceduto da una fase preliminare: la fase di identificazione delle domande di ricerca e degli obiettivi. Infatti, si è ritenuto fondamentale investire del tempo per fare chiarezza sui problemi da risolvere (seek clarification process) coinvolgendo altresì diversi professionisti e specialisti del settore¹(Advisor Board). Tale attività, basandosi sulle tematiche del progetto di ricerca ha consentito di individuare quali sono le ragioni per le quali avvalersi di determinate tecniche, ponendo le basi per l'approccio analitico da intraprendere prima di spendere risorse di valore. In questa fase sono stati individuati gli obiettivi e le domande di ricerca. A questa è sempre seguita la fase relativa all'analisi della letteratura per esaminare lo stato dell'arte, per chiarire i fondamenti teorici e pratici del problema di ricerca. Le fasi successive hanno riguardato gli aspetti metodologici per risolvere i problemi reali, l'analisi dei risultati, le implicazioni pratiche, teoriche con la disseminazione dei risultati scientifici e industriali in linea con gli obiettivi del progetto di ricerca. Si è trattato di un progetto a carattere

¹In questa fase diversi sono stati coinvolti diversi esperti: Dr. Giuseppe Drago, Prof. Giuseppe Aiello, Prof. Alberto Lombardo, Prof. ssa Giulia Marcon, Prof.ssa Rosalinda Inguanta, Dr. Bernardo Patella, Dr.ssa Claudia Torino, Dr. Antonio Vilasi, Dr. Alan O' Riordan, Dr.ssa Francesca Mazzara.

scientifico, analizzato in maniera originale orientato non solo a fornire metodologie, modelli, metodi, strumenti di analisi, best practises applicabile in diversi contesti ma, visti i problemi decisionali derivanti dal momento storico straordinario si è scelto di focalizzarsi sulle criticità e le problematiche cruciali dovuti alla Pandemia da COVID-19. Nello specifico l'essenza della mission che si è proposta, l'Advisory Board, può essere sintetizzata nella seguente affermazione: “*Con il nostro operato vogliamo rispondere alle esigenze globali attraverso un approccio olistico, sviluppando strumenti multidisciplinari per analizzare, mitigare, controllare, rilevare, gli effetti e gli impatti derivanti dalla SARS-CoV-2 per le costruzioni di sistemi più resilienti e capaci di far fronte alle emergenze attuali e alle sfide future*”. In materia di disseminazione dei risultati, il progetto di ricerca ha dato origine a 5 original draft elencati di seguito:

1. Patella, B., Aiello, G., Drago, G., Torino, C., Vilasi, A., O'Riordan, A., & Inguanta, R. (2022). Electrochemical detection of chloride ions using Ag-based electrodes obtained from compact disc. *Analytica Chimica Acta*, 1190.
<https://dx.doi.org/10.1016/j.aca.2021.339215>
2. Patella, B., Sortino, A., Mazzara, F., Aiello, G., Drago, G., Torino, C., Vilasi, A., O'Riordan, A., & Inguanta, R. (2021). Electrochemical detection of dopamine with negligible interference from ascorbic and uric acid by means of reduced graphene oxide and metals-NPs based electrodes. *Analytica chimica acta*, 1187.
<https://doi.org/10.1016/j.aca.2021.339124>
3. Drago, G., Aiello, G., Lombardo, A. & Ishizaka, A. (In preparation). State warranties and inventory financing as a viable strategy for mitigating Supply Chain disruption risks.
4. Drago, G. Lombardo, A., Aiello, G. & Mangiapane R. Under Review. State guarantees to counteract the financial effects of the COVID-19 Pandemic. *Heliyon*. (Minor Revision)
5. Drago, G., Marcon, G., Lombardo, A. & Aiello, G. In preparation. Strategies and statistical evaluation of the model used for restriction interventions in the Italian regions.

Dopo una prima introduzione, il capitolo 1 analizza come la crisi sanitaria da COVID-19 può generare una crisi economica a causa, per esempio, delle misure restrittive attuate per contenere il virus. Mentre il capitolo 2 identifica le criticità dei sistemi sanitari, proponendo diverse soluzioni al fine di

migliorare la resilienza delle organizzazioni in considerazione alle tecnologie dell'Industria 4.0, il capitolo 3, fornisce possibili best practices strategie, misure, metodologie e modelli per una riorganizzazione e/o una reingegnerizzazione per la nascita di una nuova Supply Chain data-driven. Evidenziati i punti di debolezza e limiti nelle sezioni precedenti, il capitolo 4 si pone l'obiettivo di sviluppare sistemi e metodologie atte a garantire una progettazione robusta, fornendo altresì le basi teoriche per l'applicazione reale proposta nel capitolo 5. Infine, seguono le conclusioni e le referenze.

Capitolo 1: Il COVID-19: effetti della crisi e le misure intraprese dalle istituzioni a sostegno dell'economia in Europa e in Italia

1.1 Dalla crisi sanitaria alla crisi economica

I fenomeni emergenziali vissuti negli ultimi anni si sono rivelati piuttosto complessi. La Pandemia ha rappresentato una tipologia emergenziale inedita sotto diversi aspetti, soprattutto per le dimensioni che essa ha assunto, e, da un punto di vista della produzione normativa finalizzata all'adozione di misure ad hoc, per le esigenze di coerenza del sistema, delle fonti tra i diversi livelli di governo investiti del compito di fronteggiarla. Al fine di ridurre la pressione sul Sistema Sanitario Nazionale, le misure di lockdown sono apparse sin da subito severe e hanno riguardato dapprima la chiusura delle scuole e la sospensione di eventi pubblici poi l'introduzione di varie limitazioni alla libera circolazione delle persone anche all'interno dei confini nazionali, per culminare, nel fermo all'attività di diversi settori produttivi ritenuti non essenziali e nel ricorso, ove possibile, al lavoro da remoto (*smart working*). L'ampiezza della portata delle misure emergenziali adottate in Italia si può cogliere dal netto calo della concentrazione nell'atmosfera delle emissioni di diossido di azoto, una sostanza connessa all'utilizzo di combustibili fossili nelle attività industriali e nei trasporti, che le immagini satellitari riportate di seguito (Fig.1), relative al periodo gennaio - marzo 2020, permettono di cogliere.

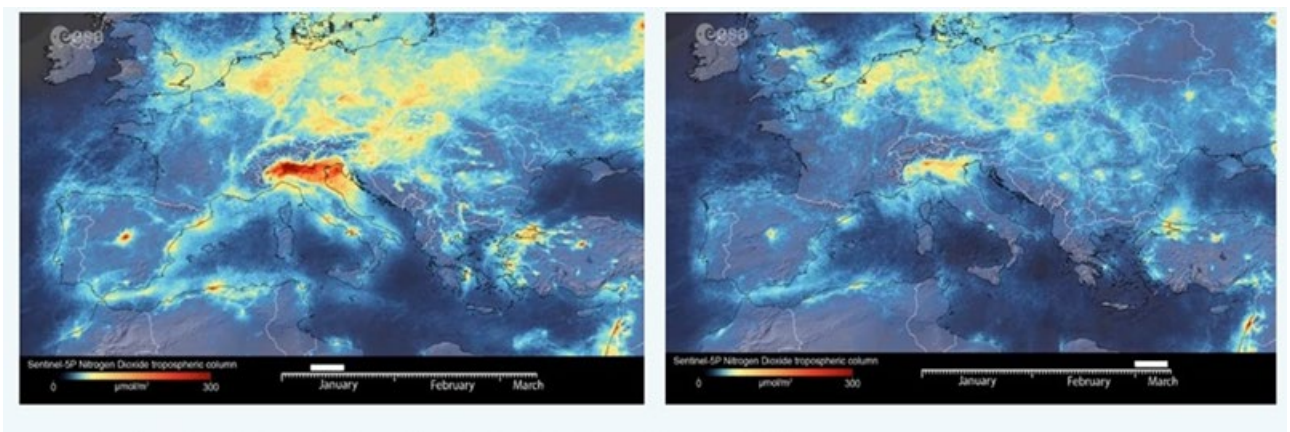


Fig.1- Immagine satellitare del livello di ossido di azoto prima e dopo il lockdown
Fonte: Agenzia spaziale Europea. Immagini fornite dal Satellite Copernicus Sentinel-5P.

Secondo CONSOB (2020), «dopo la prima fase emergenziale, si è acceso il dibattito sulle ripercussioni economiche e sociali della crisi e sulle misure più adeguate a mitigarne l'impatto. In generale le ricadute economiche di un'emergenza sanitaria che richieda misure di lockdown dipendono dagli effetti, diretti e indiretti, che ne discendono sia sull'offerta sia sulla domanda. Lo shock dell'offerta è un effetto diretto del *lockdown*, ossia della disruption delle filiere produttive ritenute non essenziali. Ove possibile, si può ovviare al fermo delle attività in presenza fisica attraverso lo *smart working*. Tale soluzione organizzativa non è tuttavia applicabile in modo generalizzato: ne sono esclusi, ad esempio, alcuni comparti a stretto contatto con il pubblico del settore dei servizi (come turismo e ristorazione) e del settore industriale, dove il *lockdown* determina la chiusura di impianti e stabilimenti. Le conseguenze del fermo della produzione in un comparto e in una determinata area geografica possono inoltre estendersi ad altri comparti e ad altre aree geografiche, a seconda del livello di integrazione verticale delle attività (ossia delle interdipendenze lungo la Supply Chain) e delle connessioni geografiche, amplificando così lo *shock* iniziale. Allo *shock* dal lato dell'offerta si aggiunge inoltre, uno *shock* dal lato della domanda, innescato da molteplici fattori come, per esempio, il calo dei consumi ». Di fatti, nella Fig.2 se si volge lo sguardo ai dati sul commercio di beni e servizi, dove si può osservare come nel 2020 questo sia stato caratterizzato da un significativo crollo a causa della Pandemia (WTO, 2021).

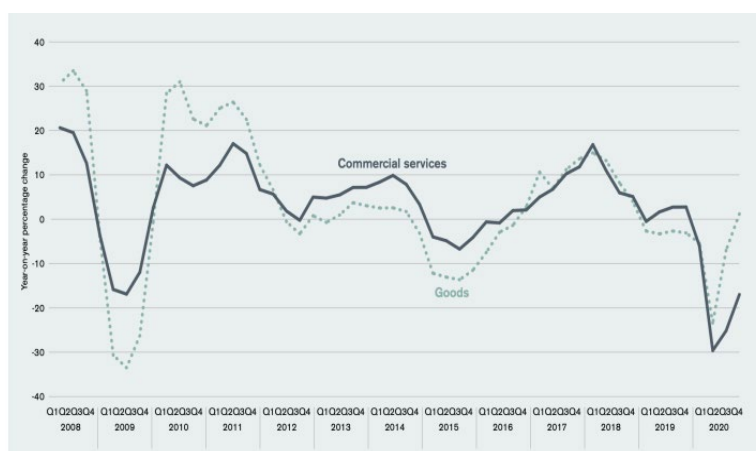


Fig.2 - Commercio mondiale di beni e servizi dal 2008 al 2020

Fonte: WTO-UNCTAD-ITC

Inoltre, CONSOB (2020) suggerisce che è « necessario considerare l'effetto reddito: il rallentamento o la chiusura temporanea di alcune attività, può determinare un calo del reddito disponibile alle famiglie poiché molti lavoratori subiscono una riduzione della retribuzione oppure, nell'ipotesi peggiore, perdono il lavoro. La crisi innesca inoltre un effetto ricchezza, poiché le attività finanziarie possedute dagli individui possono perdere di valore per effetto dell'andamento negativo dei mercati finanziari. Infine, la Pandemia aumenta l'incertezza, soprattutto nei casi in cui non sia agevole stimarne la durata e gli sviluppi. Sul piano psicologico, l'incertezza comporta una paralisi della domanda, poiché gli individui tendono a limitare i consumi al minimo indispensabile, a rimandare le spese e a rafforzare il risparmio precauzionale. Il calo della domanda derivante dall'incertezza e dal crollo della fiducia dovrebbe essere transitorio, dovendosi moderare al superamento della Pandemia e alla rimozione dei vincoli alla mobilità individuale». Infatti, dopo una prima fase di crollo dei consumi, il COVID-19 ha cambiato le abitudini di acquisto del consumatore privilegiando l'e-commerce a scapito delle forme più tradizionali (Oliveira et al., 2021). Anche l'effetto ricchezza potrebbe risultare transitorio, anche se gli investimenti finanziari nei portafogli delle famiglie, ad esempio, recuperano il valore perso durante la crisi a seguito della ripresa dei mercati finanziari. Più persistente potrebbe risultare, invece, l'effetto reddito nel caso in cui numerose imprese fallissero e, di conseguenza, il tasso di disoccupazione aumentasse in modo significativo: il reddito complessivamente disponibile subirebbe in questo caso una contrazione permanente e, in assenza di interventi pubblici di sostegno, i consumi si ridurrebbero in maniera duratura. Per alcuni settori come quello farmaceutico e dell'*high tech*, la crisi pandemica non dovrebbe comportare sviluppi avversi, così come nel settore primario dove si dovrebbero registrare effetti molto contenuti, anche se potrebbe risentire delle eventuali difficoltà di approvvigionamento delle materie prime o dell'indisponibilità di manodopera per i raccolti. Comparti come quello del turismo, della ristorazione, dell'intrattenimento sono invece destinati a subire ripercussioni significative. Una ulteriore amplificazione degli effetti della crisi passa attraverso il sistema finanziario, ossia i mercati finanziari e le istituzioni finanziarie.

Lo sviluppo della Pandemia e delle sue conseguenze, come ricordato, riduce la ricchezza finanziaria delle famiglie e la loro propensione al consumo. L'andamento economico si ripercuote sull'andamento dei mercati finanziari determinando una diminuzione del valore dei titoli; inoltre, si riduce la capacità di raccogliere risorse sul mercato da parte dei soggetti prenditori di fondi in quanto si riduce la propensione dei potenziali investitori ad assumere il rischio. Infine, la crisi, potrebbe avere effetti negativi anche sugli intermediari finanziari, che a loro volta potrebbero ridurre l'erogazione di credito a famiglie e imprese, nel timore che gli eventuali prestiti non vengano rimborsati, per via della prociclicità degli stessi sistemi di rating point in time nonché l'aumento dei requisiti patrimoniali richieste dalle stesse autorità a fronte di una maggiore esposizione al rischio. La contrazione del credito non farebbe altro che inasprire la contrazione dei consumi da parte delle famiglie e degli investimenti da parte delle imprese.

CONSOB (2020), indica che «le previsioni sulle prospettive economiche pubblicate da diverse istituzioni internazionali mostrano un impatto della crisi molto più marcato in Italia rispetto a quello stimato per altre economie avanzate e, in particolare, per quelle dell'area euro. Ciò dipende da vari fattori. In primo luogo, in Italia l'epidemia si è diffusa con alcune settimane di anticipo rispetto alle altre economie avanzate. Tale circostanza ha determinato il mantenimento di misure di lockdown per un periodo più prolungato con impatti diretti legati alla sospensione delle attività dei settori sottoposti a fermo produttivo e impatti indiretti legati al deterioramento delle relazioni intersettoriali, al calo del reddito disponibile e quindi dei consumi dei lavoratori, al calo della fiducia e all'aumento dell'incertezza». Secondo le analisi ISTAT (2020), su dati di contabilità nazionale indicavano che la limitazione delle attività produttive nel mese di marzo 2020 avrebbe coinvolto il 34% della produzione e circa il 27% del valore aggiunto. Inoltre, i risultati mostravano che il PIL aveva registrato un calo pari al 5,3% rispetto al trimestre precedente e al 5,4% nei confronti del primo trimestre del 2019.

1.2. Le misure a sostegno dell'economia in Europa e in Italia

Governi, banche centrali e autorità di regolazione dei mercati finanziari hanno adottato molteplici misure per far fronte agli impatti della crisi sull'attività economica e sul sistema finanziario. L'obiettivo è quello di sostenere le economie e il sistema sanitario e allo stesso tempo renderli resilienti.

A livello europeo, è stata resa disponibile una parte dei fondi di coesione già stanziati nel bilancio dell'Unione attraverso un'iniziativa denominata CRII (Coronavirus Response Investment Initiative). In materia di Sanità il programma EU4Health è stato adottato per affrontare le sfide sanitarie a lungo termine per creare sistemi sanitari più forti, più resilienti e più accessibili; si tratta di un investimento di 5,3 miliardi di euro nel periodo 2021-2027, sostegno finanziario senza precedenti. Per attenuare le ripercussioni occupazionali della crisi è stato inoltre attivato il programma SURE (Support to mitigate Unemployment Risks in an Emergency) con una disponibilità di 100 miliardi di euro che saranno utilizzati a completamento delle misure di cassa integrazione adottate da vari paesi europei. La Banca Centrale Europea degli investimenti (BEI) ha proposto, inoltre, l'istituzione di un fondo paneuropeo di garanzia per le piccole e medie imprese (PMI) di ammontare pari a 25 miliardi di euro che punterebbe a mobilitare risorse fino a 200 miliardi di euro in forma di finanziamenti. Tra aprile e maggio 2020 è stato raggiunto un accordo in ambito europeo finalizzato a dotare il Meccanismo Europeo di Stabilità (European Stability Mechanism, ESM) di un'ulteriore linea di credito precauzionale rinforzata per un ammontare complessivo di 240 miliardi). Il 27 maggio 2020, inoltre, la Commissione Europea ha proposto un nuovo fondo europeo temporaneo per la ricostruzione (denominato Next Generation EU) per un ammontare di 750 miliardi di euro, oltre al rafforzamento dei fondi di bilancio dell'Unione Europea per il periodo 2021-2027 per un ammontare complessivo di 1.100 miliardi. Al contempo, la Banca Centrale Europea (BCE) e l'Autorità Europea di Vigilanza delle banche (EBA) hanno varato misure per sostenere la liquidità del sistema bancario e consentire agli istituti di credito di continuare a finanziare adeguatamente le attività produttive e le famiglie. Tra

le tante misure adottate, le più rilevanti sono: la riduzione dei tassi di interesse di riferimento; l'avvio di nuove operazioni di rifinanziamento che consentiranno alle banche di ottenere una maggiore liquidità dalla BCE a condizioni più vantaggiose; la mitigazione di alcuni criteri di vigilanza che potrebbero indurre le banche a ridurre i prestiti ai privati in momenti di recessione. Sono stati inoltre ampliati i programmi di acquisto di attività finanziarie (titoli) pubbliche e private, inclusa la carta commerciale e le obbligazioni emesse da società non finanziarie (Pandemic Emergency Purchase Programme, PEPP).

A livello nazionale sono stati varati interventi volti a sostenere la liquidità delle imprese e i redditi delle famiglie e ad assicurare l'accesso al credito, quali ad esempio il rilascio di garanzie pubbliche sui prestiti alle imprese e l'assegnazione di sussidi alle famiglie in difficoltà. Sono stati inoltre differiti gli adempimenti fiscali a favore di diverse categorie di soggetti privati ed erogate moratorie creditizie.

È chiaro come le misure attuate dai governi nazionali abbiano generato un significativo aumento della spesa pubblica, in concomitanza con una riduzione delle entrate dovute al differimento di alcuni adempimenti fiscali e alla riduzione della base imponibile generando un aumento del rischio sovrano.

Anche se per certi aspetti le misure adottate a livello europeo potranno almeno parzialmente mitigare le ripercussioni negative che un tale aumento della spesa avrà sull'equilibrio dei conti pubblici, specie nei paesi maggiormente indebitati, in ogni caso l'intervento pubblico seppur giustificato dalla teoria keynesiana deve limitare il rischio di accumulo ingiustificato di debito e di ampi disavanzi, conseguenze ben note dalle profonde recessioni (Fatás et al., 2019). Secondo Van Ooijen, Ubaldi & Welby (2019), l'importanza e gli effetti di una misura e/o una strategia di mitigazione, output del processo decisionale, non può prescindere dalle considerazioni di diverse “*Key variables*” sia di tipo quantitativo che qualitativo derivanti dall'interpretazione strategica dei dati. Si tratta dunque, di misure supportate da processi decisionali data-driven dove il dato rappresenta una risorsa, nella definizione delle politiche promuovendo una governance produttiva, inclusiva e affidabile in grado

di elaborare, compiere scelte politiche, economiche, etiche e sociali basate su prove affidabili e ispirate ai valori di integrità, apertura ed equità nel ciclo politico.

1.3. Razionamento delle risorse: la gestione dei dati e i modelli a supporto dei processi decisionali.

Nei paragrafi precedenti, sono stati evidenziati gli effetti, le determinanti e le misure di sostegno messe in atto dai governi europei per supportare il sistema nell'immediato e allo stesso tempo affrontare le sfide di lungo periodo ovvero creare sistemi più forti e più resilienti. Tuttavia, diversi sono gli interrogativi sollevati, sulla capacità della nostra società di organizzarsi, coordinarsi e compiere scelte in condizioni di incertezza e in presenza di razionamento delle risorse. Come già detto, da un lato la crisi sanitaria dovuta all'assenza di dispositivi medicali e risorse per far fronte alle esigenze di tutti (posti letto in terapia intensiva, ventilatori, personale sanitario, farmaci), dall'altro i riflessi sull'economia generale hanno fatto emergere l'allarmante e la drammatica necessità di scelte distributive, allocative, strategiche, gestionali, organizzative e regolamentari, in condizione avverse, incerte e di risorse scarse. Visto che nessuna scelta è immune da effetti, appare evidente la necessità di una valutazione razionale in un'ottica multidimensionale. In questo contesto, con l'obiettivo della creazione del valore, assume rilievo il performance management ovvero il processo continuo e costante di comunicazione e definizione delle responsabilità, delle priorità, delle aspettative della prestazione, della pianificazione e dello sviluppo che ottimizza le prestazioni individuali e si allinea agli obiettivi strategici dell'organizzazione (Steven et al., 2004). Occorrono dunque modelli robusti "*Value Based Management*" che possano supportare il processo decisionale tenendo in considerazione di diverse dimensioni valutative. Alle dimensioni di efficienza tecnica ed economica, di efficacia ed economicità si aggiungono, quindi, le dimensioni dell'equità, del rispetto, dell'etica, della trasparenza e della capacità di render conto (accountability) dei propri risultati, del miglioramento della qualità, della sostenibilità economica, sociale e ambientale delle diverse politiche di intervento anche in termini di gestione delle emergenze e di incremento della resilienza dei sistemi. A tal fine bisogna sottolineare che la formulazione di modelli robusti Value Based

Management non possono prescindere da un adeguato processo di Data Quality Management (DQM) che garantisca l'affidabilità e la tempestività del dato a supporto del processo decisionale.

In conclusione, appare chiaro che sia per il decisore in ambito pubblico (public manager) che privato (private manager), emerga la necessità di compiere scelte al fine di rispondere adeguatamente alle esigenze crescenti e mutevoli del contesto di riferimento ed individuare modalità e soluzioni razionali a raggiungere gli obiettivi prefissati e orientati alla creazione di valore. Sulla base di quanto detto risulta necessaria un'azione coordinata e collaborativa in tutti i settori che possono garantire il diritto alla salute del cittadino, la salvaguardia, la stabilità economica - finanziaria e la sostenibilità delle finanze pubbliche. Al tempo stesso è necessaria un'azione rapida per stimolare la crescita potenziale e la creazione di posti di lavoro di qualità e realizzare le transizioni verde e digitale. A tal fine sarà necessario:

- Individuare e valutare le criticità del sistema sanitario e delle imprese in presenza di crisi come quella da COVID-19.
- Individuare possibili strategie e interventi che possano fornire un supporto al sistema sanitario e alle imprese ovvero migliorare la resilienza nel lungo periodo anche a fronte di ulteriori crisi.
- Fornire possibili modelli robusti che possano supportare il processo decisionale in materie di scelta dei possibili interventi, strategie e misure.

Capitolo 2: Un sistema sanitario resiliente per fronteggiare le sfide del COVID-19

2.1. Criticità e priorità per il sistema sanitario

Diverse sono state le criticità del sistema sanitario nazionale:

- La carenza di posti letto in terapia intensiva, ventilatori, personale sanitario, farmaci, mascherine ovvero la mancanza di un piano d'intervento strutturato per le emergenze che prevedesse il trattamento dei pazienti in strutture decentrate al proprio domicilio.
- La difficoltà per i decisori pubblici di esplicitare criteri adeguati atti a mantenere un adeguato grado di apertura, onestà e trasparenza, in modo da contribuire efficacemente al processo decisionale degli operatori sanitari e promuovere e sostenere la fiducia dei cittadini nelle istituzioni.
- La scarsa capacità predittiva dei modelli previsionali che non sono stati in grado di cogliere i segnali in anticipo della virulenza del coronavirus.

Secondo Tognetti (2020), «negli ultimi anni, al pari di quello che è successo per il sistema territoriale dei servizi, per il personale sanitario, gli osservatori epidemiologici e gli organismi preposti all'analisi delle malattie infettive sono stati ridotti a meri organismi burocratici, minando così la loro capacità di rilevazione di dati e informazioni utili per orientare e strutturare azioni conseguenti e appropriate. Basti ricordare che nel 2003 era stato istituito il CNESPS (Centro Nazionale di Epidemiologia, Sorveglianza e Promozione della Salute) per studiare i casi dell'influenza aviaria e dell'influenza suina ». Tale istituto avrebbe dovuto individuare i primi contagi e acquisire i dati per determinare le curve epidemiche, ma nel 2016 è stato chiuso. Si tratta di un esempio delle politiche di austerità intraprese dal sistema italiano in questi decenni giustificato dal modello imperante di politiche genuflesse al new public performance management. In effetti considerando il solo principio di razionalizzazione, la logica dell'economicità suggerirebbe per esempio una politica di just in time (JIT) nella gestione delle scorte medicali così da ridurre i costi. Nel caso di shock sistemici come quello derivante della Pandemia da COVID-19 tali logiche si tradurrebbero in un ritardo e/o

interruzione delle forniture. Tale evento potrebbe ostacolare il riadattamento delle fonti abituali paralizzando il sistema sanitario. Si tratta dunque, di un problema di Supply Chain Disruption (SCD) ben noto in letteratura. Autori come Fazel (1997), dimostrano come una politica di JIT possa di fatto ridurre la resilienza della Supply Chain. Intuitivamente tale problema risulta essere ancora più rilevante quando l'approvvigionamento avviene su scala globale e in presenza di crisi di portata sistemica che prevedono lockdown generalizzati. Appare chiaro dunque come lo scenario pandemico abbia dimostrato che né le cause delle malattie né l'etica si possono separare dalla politica e dall'economia. L'introduzione di logiche di *public management* implica una concezione “*non distorta*” del ruolo che le amministrazioni devono svolgere nei confronti dei diversi attori sociali e si estrinsecano in una maggiore attenzione sulla performance management delle amministrazioni pubbliche e sullo svolgimento efficace ed efficiente del ruolo di governo nel coordinamento di reti complesse nel sistema sociale. Uno degli obiettivi centrali di queste politiche evolutive riguarda la necessità di rispondere adeguatamente alle esigenze crescenti e mutevoli dei cittadini, in termini di qualità delle politiche e dei servizi resi. A tal fine come già discusso nel paragrafo 1.3 è importante conoscere e comprendere in modo approfondito le proprie *performance* considerando oltre che la dimensione economica anche ulteriori dimensioni come quella sociale, quella relativa all'efficacia e all'efficienza ma, anche quella etica in termini di welfare complessivo. Tuttavia, in presenza di risorse scarse, le politiche evolutive rendono il processo difficoltoso e complesso per il public manager che deve esplicitare criteri adeguati a fronte di “*scelte tragiche*”. Criteri esplicitati a priori per razionare e assumere apertamente le responsabilità delle scelte politiche, passate e presenti, potrebbe minare il livello di fiducia tra cittadini e decisori, da un lato, e dei pazienti rispetto al servizio sanitario dall'altro.

Un'ulteriore criticità è stata mossa alla scarsa capacità predittiva dei modelli previsionali che non sono stati in grado di cogliere i segnali in anticipo della virulenza del coronavirus.

In sintesi, la scoperta tardiva, a epidemia già esplosa, dell'importanza di investire nella Sanità dando priorità alle reti di cura territoriali, è la conferma di come oggi paghiamo scelte che si sono stratificate negli ultimi decenni, giustificate da politiche di public management fondate su modelli che se utilizzati in modo distorto possono trasformarsi in un'arma di distruzione matematica (O'Neil, 2017).

2.2. Politiche e strategie nel settore sanitaria per fronteggiare la crisi da COVID-19

Alla luce di quanto analizzato nel paragrafo 2.1, risulta necessaria una riorganizzazione e/o una reingegnerizzazione del sistema sanitario basato su logiche efficaci ed efficienti, non distorte in considerazione anche del potenziale delle nuove tecnologie promosse dell'Industria 4.0: nuovi criteri, metriche e modelli a supporto del processo decisionale per la costruzione di un sistema più resiliente, più equo e capace di fronteggiare le emergenze. Si tratta di un rilancio intorno a pratiche di cura strutturate e allo stesso tempo flessibili tali da garantire il fronteggiamento di vecchie e nuove patologie, avendo presenti gli scenari futuri di salute e di malattia (Tognetti Bordogna, 2017). Bisogna infatti ricordare che sistemi sanitari e i governi nazionali, sono responsabili della pianificazione e dell'attuazione di varie misure per assistere al meglio la comunità nel corso di una crisi che investe le risorse sanitarie. In questo senso non può essere trascurato il richiamo che nell'ambito della medicina delle catastrofi è fatto a un vero e proprio *“duty to plan, to safeguard and to guide”*: salvaguardare e guidare sono indicati come i doveri etici spettanti a coloro che hanno ruoli decisionali nell'ambito dei sistemi sanitari (WHO, 2002). Quest'ultimo ha definito la *“preparedness”* nelle emergenze sanitarie come un programma di attività di sviluppo a lungo termine i cui obiettivi riguardano il rafforzamento della capacità complessiva di un Paese, di gestire in modo efficiente tutti i tipi di emergenza e realizzare una transizione ordinata dal soccorso al ripristino della normalità. Pertanto, un'efficace pianificazione della *“preparedness”* in risposta alla Pandemia ma anche a crisi future dipenderà da un lato dalla rapidità di attuazione, dall'altro dal numero globale di pazienti che influisce sull'equilibrio tra il flusso in entrata e in uscita delle risorse. Al fine di perseguire tali

obiettivi sarà necessario formulare strategie nel breve e nel lungo periodo, risultanti da una collaborazione fattiva tra public manager, gli operatori sanitari e il singolo cittadino.

Considerando quanto discusso nel paragrafo 2.1, nel breve periodo, a fronte della crisi emergenziale sarà fondamentale che il public manager in accordo con il Ministero della Salute italiana e con gli esperti, e i professionisti nell'ambito sanitario, intraprenda strategie chiare e trasparenti che possano tutelare la salute come fondamentale diritto dell'individuo nell'interesse della collettività: dispositivi di protezione individuale come le mascherine, il distanziamento sociale e misure di lockdown, rafforzamento delle reti sanitarie locali, COVID hospital, tamponi e test sierologici su larga scala, strategie di contact tracing e tele assistenza con l'utilizzo delle nuove tecnologie possono ridurre l'impatto devastante della Pandemia. Nello specifico sarà necessario affrontare:

1. **I problemi relativi alla SCD.** Il riadattamento delle fonti di approvvigionamento abituali (es. per i dispositivi di protezione individuale) potrebbe essere ostacolato dal problema della SCD. Nel breve periodo sarà opportuno prendere in considerazione misure di produzione interna: un possibile suggerimento potrebbe essere quello di convertire imprese specializzate nel settore dell'abbigliamento o tessili. Tale manovra potrebbe da un lato attenuare il rischio di disruption e dall'altro impattare sul reddito dell'impresa che per via dei continui lockdown potrebbe trovarsi in difficoltà finanziarie. L'argomento verrà approfondito opportunamente nel capitolo 3.
2. **Il problema relativo alla valutazione delle strategie a supporto del processo decisionale.** Le strategie da implementare non possono prescindere da un adeguato processo decisionale che tenga in considerazione sia del parere degli esperti che dei modelli multidimensionali basati su logiche robuste, puntuali, oggettivi, trasparenti e non distorti. L'utilizzo di modelli "*data inconsistency*", infatti, aumenterebbe il rischio di lasciare un margine nella formula di calcolo, costringendo il public manager a prendere una decisione aleatoria che non garantirebbe il diritto alla salute al cittadino come nel caso di modelli per la discriminazione tra pazienti eleggibili ai trattamenti (es., Triage) o come già spiegato nel capitolo 1, provocando effetti economico sociali

devastanti come quelli derivanti dal lockdown. Per la portata degli effetti, misure che in tal senso richiedono una ponderazione opportuna. Inoltre, vista la scarsità delle risorse e gli alti costi dei trattamenti sanitari il rischio di erogare terapie sproporzionate (come il ricovero in terapia intensiva) necessita in un momento di crisi come quella da COVID-19 con una attenta valutazione. Sarà opportuno emanare linee guida in materia di macrorazionamento² delle risorse che possano supportare il processo decisionale in materia di microrazionamento³ clinico: criteri come il triage possono fornire un supporto in termini di cut-off alla pratica clinica individuando pazienti eleggibili a trattamenti intensivi. Tuttavia, bisogna tenere presente che un triage utilizzato nella pratica clinica comune, stabilisce la priorità dei ricoveri in terapia intensiva in conformità a una serie di criteri che possono riassumersi in due categorie proprie di ogni decisione clinica: l'appropriatezza clinica e la proporzionalità etica delle cure (criteri clinici ordinari). Quando, come nel caso della Pandemia, un gran numero di pazienti gravi che richiedono cure speciali sovraccarica simultaneamente le terapie intensive generando una mancanza di risorse, allora il razionamento implica l'adozione di criteri più rigorosi. Questi possono essere criteri clinici "straordinari" quali l'età biologica, la presenza di comorbilità e/o di fragilità, oppure criteri cosiddetti "di valore" (non clinici) quali l'età anagrafica (con la definizione di una soglia), la condizione e il ruolo sociale, l'appartenenza etnica, la disabilità, la responsabilità rispetto a comportamenti che hanno indotto la patologia. Decidere di non erogare trattamenti di supporto, proprio quando i pazienti e le loro famiglie chiedono aiuto, è moralmente stressante da un lato per il personale sanitario perché essi sanno che la morte in breve tempo sarà l'esito più probabile, dall'altro per la popolazione perché si sente abbandonata dal sistema sanitario. In questa situazione, i criteri clinici ordinari, idonei alla valutazione di ciascun singolo

² Politiche adottate dai decisori per la distribuzione delle risorse sanitarie (per es., stanziamento di risorse economiche, modifiche della legislazione sanitaria, campagna di vaccinazione per la profilassi dell'infezione da SARS-CoV-2)

³ Scelte dei clinici riguardo a singoli pazienti (per es. occupare l'ultimo letto disponibile in TI con un paziente affetto da insufficienza respiratoria da COVID-19 invece che con un paziente settico di un reparto oncologico)

paziente in condizioni di normale operatività, non sono utili per rispondere alla necessità che l'emergenza pandemica pone per tutelare anche l'intera comunità. È chiaro, dunque, come le linee guida debbano trovare fondamento su dei criteri che consentono di preservare il diritto alla salute come un diritto fondamentale, anche in linea con il Preambolo della Costituzione dell'WHO, (1946) che afferma: *“Il godimento del più alto standard di salute raggiungibile è uno dei diritti fondamentali di ogni essere umano senza distinzione di etnia, religione, credo politico, condizione economica o sociale”*. Il *“più alto standard di salute raggiungibile”* deve interpretarsi nel senso di dare sostanza al diritto alla salute di ogni persona entro i limiti delle risorse disponibili in una data situazione. Pertanto, il public manager pur non potendo esercitare discriminazioni aprioristiche tra categorie predeterminate di individui, i limiti reali di attuazione delle linee di politica sanitaria dei vari sistemi non possono essere a loro volta ignorati. Nella situazione attuale, queste considerazioni sostengono la legittimità sia del razionamento delle risorse sia dell'adozione dei criteri condivisi dalla comunità scientifica, dai decisori e dalla società nel suo insieme. Tuttavia, sulla base delle linee guida è importante che gli operatori e i professionisti sanitari mantengano un adeguato grado di *“onestà”* e deontologia nei confronti dei cittadini e dei pazienti riguardo alle cause della carenza di risorse e ai processi decisionali che comportano la necessità di compiere *“scelte tragiche”* su tutti i livelli. Al cittadino la necessità di seguire le indicazioni date dalle autorità competenti in materia, collaborando e cercando di superare problemi relativi ai conflitti tra libertà individuali e interessi collettivi anche in materia di protezione dei dati personali: tale propensione non limiterebbe gli strumenti e le analisi: che si *“nutrono di dati”* e che potrebbero impattare positivamente sulla salute pubblica; per esempio la partecipazione al rilevamento dei dati nel contrasto al virus (per esempio App. Immuni) potrebbe rivelarsi indispensabile per il tracciamento dei contagi e nel creare opportuni database a supporto dei modelli data-driven per il processo decisionale. Chiaramente tali misure e strategie devono

essere il giusto trade-off tra libertà e tecnica, tra persona e società, ovvero il presupposto della tenuta della democrazia anche in circostanze eccezionali.

Nel lungo periodo saranno necessari interventi di tipo incrementale inclusi anche nell'ambito del Business Process Management. Gli interventi riguarderebbero l'organizzazione complessiva nonché una rivalutazione critica dei criteri e delle dimensioni da considerare nell'utilizzo dei modelli Value Based Management anche in ottica alle nuove tecnologie promosse dall' Industria 4.0 declinandole in un contesto applicativo dotato di caratteristiche assolutamente peculiari come quello della Sanità e dunque ponendo le basi per una Sanità 4.0. A tal fine saranno necessari i seguenti interventi:

1. **Valutare la dipendenza della Supply Chain Globale.** Le Supply Chain globali possono determinare strutture opache, oscurando la vera vulnerabilità e le interdipendenze. Sarà necessario valutare criticamente il rischio di disruption e dunque la presenza dei cosiddetti “*colli di bottiglia*” nelle reti di approvvigionamento e dimensionare le scorte di sicurezza in modo tale da ridurre l'impatto in caso di disruption prendendo in considerazione eventi come quello derivanti dalla Pandemia da COVID-19. Tale argomento verrà approfondito nel Capitolo 3.
2. **Potenziare la medicina territoriale:** si tratta di definire linee d'indirizzo puntuali per un coordinamento efficace ed efficiente delle risorse anche in termini di mansioni e responsabilità, onde evitare la frammentazione dei servizi e delle decisioni come emerso nel corso della Pandemia; in questo modo si eviterebbe di sovraccaricare gli ospedali e scongiurare ricoveri tardivi in terapia intensiva.
3. **Un maggior coordinamento fra scelte nazionali e scelte territoriali:** la riforma del titolo V andrebbe rivista non solo alla luce degli errori e delle criticità mostrate dai diversi sistemi sanitari regionali, dalle differenti scelte dei singoli Governatori, ma anche per quelle emerse all'interno della protezione civile, la cui articolazione regionale ha costretto a ricorrere ad un commissario speciale per garantirne il buon funzionamento.

4. **Rilancio della prevenzione:** secondo Tognetti (2020), «la complessità delle malattie con il loro carattere di cronicizzazione, nonché delle pandemie, il peso che assumono nella loro incidenza le condizioni di vita e le caratteristiche degli ambienti, richiedono che la prevenzione sia rimessa al centro del sistema di cura. Solo la rimozione dei fattori di rischio e il cambiamento degli stili di vita garantirà una salute migliore per tutti».
5. **Promozione della salute nei luoghi di vita e di lavoro.** Ancora secondo Tognetti (2020), «sono proprio gli ambienti di lavoro che necessitano di un radicale intervento per la garanzia della salute dei lavoratori, per cicli produttivi sani e ambienti che producano benessere oltre che “*manufatti*”. Ancora una volta bisogna potenziare le risorse di professionisti dedicati, ma si tratta anche di introdurre metodologie, pratiche di coinvolgimento e di attivazione dei lavoratori su questioni che sono state trascurate in nome della produttività fine a sé stessa».
6. **Incremento del personale e delle cure di prossimità:** Oltre a un potenziamento degli organici sarà necessario ricomporre la frammentazione fra i diversi sistemi di cura, ospedalieri e territoriali. All'interno di questo sistema si dovrà agire per garantire un ruolo più attivo sia dei medici di famiglia che degli altri medici quale interfaccia effettiva e di snodo fra specialistica e cittadini, a partire dalla medicina associata. Tuttavia, sono necessarie indicazioni precise perché tali strutture diventino una rete attiva per eliminare il rischio della frammentarietà degli interventi sperimentati con costi umani elevatissimi e vere e proprie stragi. Una soluzione possibile potrebbe essere quella di pensare ad un centro di coordinamento unico affinché la continuità assistenziale e di ricovero, fra territorio e ospedale, sia garantita.
7. **Un sistema informativo integrato:** in linea con la Strategia Nazionale di Specializzazione Intelligente (SNSI), l'utilizzo delle nuove tecnologie può contribuire alla strutturazione di un sistema informativo integrato in grado di fornire benefici legati alla disponibilità di tutte le informazioni. Tale sistema mettendo a disposizione, informazioni complete sui pazienti potrebbe consentire agli operatori sanitari di compiere scelte appropriate e rapide, di essere più efficaci,

offrire assistenza di qualità e migliorare il legame con il territorio e la relazione tra pazienti e medici. Inoltre, la disponibilità di grandi quantità di dati consentirebbe opportune big data analysis con l'obiettivo di scoprire informazioni di valore utili al supporto del processo decisionale.

8. **Incremento della diffusione delle nuove tecnologie e della telemedicina:** la Pandemia da COVID-19 ha evidenziato quanto le nuove tecnologie come l'e-health, la robotica e la telemedicina siano importanti e utili nei processi di cura. Così come l'utilità della robotica sia per attività di routine come somministrare farmaci, ma anche per agire in ambienti "*infettati*" da COVID-19, la telemedicina consente un effettivo monitoraggio delle condizioni cliniche dei pazienti e un loro controllo da remoto. Oltre a consentire un tipo di assistenza particolarmente utile per pazienti risulta essere una buona soluzione per tutti coloro, come gli anziani, che sono affetti da pluri-patologie e che non necessitano del ricovero (spesso fonte di infezioni ospedaliere), ma che non possono gestire da soli la propria condizione di salute perché privi di reti di cura, o perché vivono in zone poco servite o sono isolati nei territori montani o nelle aree interne meno ricche di risorse. Se da un lato appare evidente come tali strumenti debbano diventare parte del sistema al fine di garantire il diritto alla salute, dall'altro la necessità di razionare la spesa pubblica richiede un processo di Health Technology Assessments (HTA). La finalità è quella di prendere in esame il problema etico dell'accesso alle cure dei malati in condizioni di risorse sanitarie limitate.

9. **Strutturazione di un sistema di monitoraggio e di big data:** Il monitoraggio dell'andamento delle epidemie, della salute della popolazione, necessita di strutture adeguate sul piano delle competenze e dell'organico. La frammentazione dei centri di competenza in materia non consente di avere un quadro aggiornato della salute nel Paese. In questo modo non è possibile ottenere informazioni utili per il processo decisionale in materia di public management. I dati sono utili se concorrono a costruire informazioni di valore a supporto dei managers e studiosi indipendentemente dallo specifico disciplinare.

10. Eliminare possibili distorsioni tra il public management, gli operatori sanitari e i cittadini.

In prima analisi sarà necessario rievocare la centralità dei bisogni del cittadino tenendo presente il problema del razionamento delle risorse sanitarie, così come quello dei criteri utilizzati per triage; infatti ogni volta che la popolazione dei pazienti sarà superiore alla capacità totale del sistema sanitario, malgrado l'aumento delle risorse previste e l'applicazione delle misure di Sanità pubblica volte ad appiattire la curva pandemica, il problema del triage e dei suoi criteri riaffiorerà con tutta la sua forza. Nuovi criteri espliciti supportati da una analisi giuridica ed etica, di rilettura delle norme, dei valori e dei principi riguardanti la persona, economicità ed efficienza dei trattamenti, potrebbero dar luogo a nuove dimensioni da considerare nei modelli a supporto del processo decisionale. Quest'ultimi affinché possano ritenersi affidabili e robusti necessitano di adeguate fonti di dati. Da qui l'esigenza di un sistema informativo integrato e del supporto delle nuove tecnologie della Sanità 4.0. Sarà necessario dunque rivedere i modelli utilizzati a supporto delle decisioni assegnando un opportuno peso alle diverse dimensioni anche alla luce di eventi imprevedibili e disastrosi come quello del COVID-19. A tal fine il processo di supporto alla decisione non può prescindere da un modello data-driven trasparente ed uniforme volto ad una forma completa di ricerca politica sulle conseguenze economico-sociali a breve e lungo termine anche nell'ottica dell'applicazione o del processo di HTA, consentendo altresì agli operatori sanitari di dimostrare che il processo decisionale, che li conduce alla scelta finale di allocazione delle risorse scarse, è in ogni suo passaggio rigoroso ed eticamente difendibile e al public manager di adottare politiche chiare e trasparenti ammettendo che la tragedia della distribuzione di beni scarsi, che può comportare anche molta sofferenza e la morte, deve essere affrontata onestamente facendo in modo che le scelte siano meno tragiche possibile, ma allo stesso tempo *“attentamente esplorata”* per ricercarne le cause in modo aperto e avviare i necessari processi di rinnovamento per una nuova e più appropriata gestione e allocazione delle risorse a partire dai principi di universalità, uguaglianza, equità ed efficienza fondativi di un sistema sanitario.

In conclusione, la Pandemia sfida l'etica e il diritto a livello sia dell'individuo, sia della società. Essa è uno dei casi più emblematici dei conflitti che tipicamente il diritto e l'etica deve affrontare la Sanità pubblica: la conciliazione tra diritti individuali e interessi collettivi. Specialmente nelle situazioni di emergenza, la tutela della salute della popolazione può imporre restrizioni nelle libertà individuali. Tra queste vi sono, per esempio, il lockdown e la necessità di conoscere dati sanitari. Molti altri sono gli aspetti che richiederebbero un ripensamento, una riorganizzazione, per un miglioramento del sistema sanitario pubblico e la realizzazione di una Sanità 4.0.

2.3. Valutazioni delle tecnologie sanitarie

Al fine di promuovere un sistema sanitario 4.0, equo, efficiente e di qualità come già riportato nel paragrafo 2.2. è necessario determinare il valore di una tecnologia sanitaria. Si tratta di logiche evidence-based dove in condizioni di scarsità di risorse, l'obiettivo di tutelare la salute per l'intera popolazione secondo il principio di equità richiede la considerazione dei principi di razionalità con riferimento alle evidenze scientifiche e alla dimensione economica. Lo scopo è principalmente informare il processo decisionale in materia di salute così da compiere scelte razionali e consapevoli. Rourke, Oortwijn & Schuller (2020), definiscono l'HTA come un processo multidisciplinare che utilizza metodi espliciti per determinare il valore di una tecnologia sanitaria in diversi momenti del suo ciclo di vita. Una tecnologia sanitaria è un intervento sviluppato per prevenire, diagnosticare o trattare condizioni mediche, promuovere la salute, fornire riabilitazione o organizzare l'erogazione dell'assistenza sanitaria. L'intervento può essere un test, un dispositivo, un farmaco, un vaccino, una procedura, un programma o un sistema. Si tratta di un processo formale, sistematico e trasparente che utilizza metodi all'avanguardia per considerare le migliori evidenze disponibili.

L'HTA può essere applicata in diversi momenti del ciclo di vita di una tecnologia sanitaria, cioè prima dell'immissione sul mercato, durante l'approvazione del mercato, post-mercato, fino al disinvestimento di una tecnologia sanitaria.

Le dimensioni del valore per una tecnologia sanitaria possono essere valutate esaminando le conseguenze dell'utilizzo di una tecnologia sanitaria rispetto alle alternative esistenti. Queste dimensioni includono spesso l'efficacia clinica, sicurezza, costi e implicazioni economiche, aspetti etici, sociali, culturali e legali, aspetti organizzativi e ambientali, così come le implicazioni più ampie per il paziente, i parenti, gli assistenti e la popolazione. Il valore complessivo può variare a seconda della prospettiva adottata, dalle parti interessate e dal contesto decisionale. Infatti, diversi sono gli attori coinvolti e dunque gli interessi generali dei diversi stakeholders:

1. Responsabili politici: focus sulla spesa pubblica, ma tendenti alla prospettiva del rapporto qualità-prezzo.
2. Assicuratori: preoccupazione prioritaria per le spese e il loro controllo (asimmetrie informative)
3. Medici clinici: interessati soprattutto alla qualità, ma poco attenti alle spese o ad altre questioni di public policy.
4. Epidemiologi e altri ricercatori: interesse nella scarsa situazione della ricerca e su come migliorarla, compresa l'attenzione alle revisioni sistematiche e alla diffusione delle informazioni.
5. Industria: orientati alla massimizzazione dei profitti; la concorrenza impone una crescente attenzione all'efficacia e al rapporto costo - efficacia.
6. Il pubblico in generale: accesso all'assistenza personale di qualità accettabile.

È evidente come sia necessario presiedere al contemperamento degli interessi dei diversi stakeholders guidati da un obiettivo comune: il miglioramento della salute. Tale miglioramento pur non trascurando le questioni etiche e sociali deve tenere in considerazione la qualità della tecnologia sanitaria. Medici e ricercatori hanno prodotto prove crescenti della scarsa qualità delle cure, dell'uso di tecnologie inefficaci e non testate, dell'uso eccessivo e inadeguato della tecnologia (Banta & Luce,

1993). Occorre dunque valutare l'efficacia e l'impatto della tecnologia sanitaria. In questo contesto un ruolo fondamentale assume la spesa pubblica per l'assistenza sanitaria. Le spese elevate per l'assistenza sanitaria associate in parte al rapido cambiamento tecnologico e alla demografia della popolazione obbligano all'adozione di opportuni modelli di valutazione come l'analisi costi benefici e costi- efficacia (Cost effectiveness Assesment, CEA). In generale un modello economico-sanitario è una rappresentazione semplificata di un fenomeno del mondo reale che ha lo scopo supportare il processo decisionale (Randers, 1980). Non si tratta di un singolo metodo, ma di un processo che combina tecniche analitiche e approcci di economia, matematica e tecniche analitiche di programmazione. Il modello infatti consente di i) strutturare opportune domande di ricerca nell'ambito dell'economia sanitaria; ii) Sintetizzare le evidenze; iii) Estrapolare ulteriori informazioni iv) Generalizzare i risultati per diversi contesti; v) Valutare e dimostrare l'incertezza dei risultati; vi) Valutare la bontà della soluzione attraverso analisi della sensibilità e/o scenario; vii) Indicare la necessità e il valore di ulteriori ricerche.

L'applicazione dei modelli di HTA in ambito sanitario è iniziata a metà degli anni '60 (Elixhauser et al., 1992). Una pietra miliare nello sviluppo del campo dell' HTA è stata la pubblicazione di Cochrane nel 1972. Egli ha proposto una riforma radicale dell'assistenza sanitaria proponendo un nuovo mondo di valutazione delle tecnologie sanitarie. Negli anni diversi studi sono stati proposti sui metodi e le applicazioni nell'ambito di valutazione delle tecnologie sanitarie; in particolare, i metodi utilizzati possono essere classificati in quattro categorie: analisi di minimizzazione dei costi, costi-efficacia, costi-utilità e costi-benefici (Drummond et al., 2005). L'analisi di minimizzazione dei costi può essere ricondotta a un caso particolare della CEA. L'analisi costi-benefici attribuendo un valore monetario agli outcome sanitari (e potenzialmente ai processi con cui ottenerli) incontra resistenze in Sanità ad accettare misure esplicite di natura monetaria derivanti dai benefici degli interventi in termini di introduzioni di nuove tecnologie sanitarie. Infatti, le linee guida identificano la CEA come la tipologia

di analisi per la valutazione delle tecnologie sanitarie, identificando i Quality-adjusted life year⁴ (QALYs) come lo strumento di sintesi per misurare il beneficio creato dagli interventi oggetto di valutazione (Nice, 2008). Diversi sono gli studi proposti in letteratura in materia di HTA:

Angelis, Lange & Kanavos (2018), propongono uno studio sulle pratiche, i processi e le politiche di valutazione del valore per i nuovi farmaci in otto paesi europei. Toumi et al. (2017), propongono una analisi dei rapporti di valutazione dell'economia sanitaria per i prodotti farmaceutici in Francia. Kehurst et al., (2017) forniscono un'analisi istantanea aggiornata dello stato attuale dell'HTA dei sistemi di rimborso in alcuni paesi europei e indaga sulle implicazioni di questi processi. Brennan, Chick, & Davies (2006), suggeriscono una tassonomia dei modelli utilizzati per la valutazione economica delle tecnologie sanitarie. Una panoramica sulle best practices per la concettualizzazione dei modelli nell'ambito della valutazione delle tecnologie viene offerta dagli studi di Caro et al. (2012) e Roberts et al. (2012). Diversi sono gli studi presentati in letteratura sui modelli a supporto delle decisioni nell'ambito economico-sanitario (Weinstein et al., 2003; Claxton & Sculpher, 2006, Sun & Faunce, 2008; Krijkamp et al., 2018).

2.3.1. L'HTA in Europa e in Italia e nel mondo

In Europa occidentale le basi per un coordinamento più diffuso nell'ambito dell'HTAs dall'UE sono state gettate a partire dal 1994. Progetti l'European Collaboration for Health Intervention Assessment coinvolgevano tutti gli Stati membri dell'UE proponendo un'attività di coordinamento permanente orientati alle "migliori pratiche" nell'assistenza sanitaria. Tuttavia, sebbene alcuni si siano espressi a favore dello sviluppo di un'agenzia europea per l'HTA, il processo di standardizzazione appare ancora

⁴ Unità di misura combina insieme la durata della vita con la qualità della stessa. I QALY sono calcolati stimando gli anni di vita rimanenti per un paziente dopo un particolare trattamento o intervento e ponderando ogni anno con un punteggio di qualità della vita. L'idea alla base è che un paziente che trascorre un anno di vita senza nessuna patologia non può avere lo stesso valore di trascorrerlo in cattive condizioni. Un QALY pari ad 1 corrisponde all'aspettativa di vita di un anno in condizioni di buona salute; il valore 0 corrisponde alla morte. Se ad esempio, l'introduzione di una nuova tecnica chirurgica permette al malato di sopravvivere in media 6 anni in più, ma le condizioni dopo l'operazione sono tali da venir giudicate pari a 0.2 QALY (ad es., per via di gravi deficienze motorie e dolori frequenti), l'effetto dell'intervento sull'aspettativa di vita ponderata per la qualità sarà solo di 1.2 anni.

oggi irto di difficoltà. I membri dell'UE sono gelosi della loro sovranità in materia di politica sanitaria e non sono favorevoli allo sviluppo di un'agenzia che possa definire “*standard*” che portino a un certo grado di normalizzazione e integrazione dei sistemi sanitari. Pertanto, ai fini di una maggiore comparabilità, gli Stati membri pur non essendo affatto favorevoli a nuove agenzie, propongono invece di incoraggiare e formalizzare una serie di postulati comuni per raggiungere gli obiettivi europei e rafforzare le reti esistenti. L’orientamento dunque sembra convergere verso un processo di armonizzazione, dove lo Stato pur mantenendo la sua sovranità in materia di Sanità, continua ad operare sulla base di regole comuni. La Commissione Europea è diventata sempre più coinvolta nell'HTA, stimolata dalle dichiarazioni esplicite delle sue responsabilità in materia di Sanità pubblica ai sensi dei trattati di Maastricht e Amsterdam. Nel 2000 la Commissione Europea ha pubblicato un documento sulla politica sanitaria riguardante: l’informazione e le analisi, reazione rapida ai problemi sanitari emergenti e promozione della salute. L'elemento informativo pone l'accento sull'HTAs identificando la difficoltà di garantire un'assistenza sanitaria efficiente dal punto di vista dei costi in Europa. A metà del 2002, tutti i governi hanno sentito la necessità di sviluppare programmi di valutazione per l'assistenza sanitaria. Con riferimento al contesto italiano, il Centro Nazionale per l’HTA è stato istituito il 2 marzo 2016. La mission del Centro è quella di migliorare la qualità, gli standard e il “*value for money*” integrando i principi e le metodologie dell’HTA nella programmazione dei servizi sanitari e nella pratica clinica a tutti i livelli. Il programma di attività del Centro prevede che l’attività di valutazione delle tecnologie si realizzi in tutte le fasi del ciclo di vita delle tecnologie oltre che in connessione con il Sistema Nazionale. Le tecnologie sanitarie oggetto di valutazione sono quelle comprese nella definizione più ampia di HTA che comprende i farmaci, i dispositivi, le procedure mediche e chirurgiche utilizzate nell’assistenza sanitaria, così come le misure per la prevenzione e per la riabilitazione delle malattie, e i sistemi organizzativi e di supporto nei quali viene fornita l’assistenza sanitaria. L’obiettivo è quello di supportare il processo decisionale producendo informazioni sugli effetti clinici, economici, organizzativi, sociali, legali ed etici delle

tecnologie sanitarie inserite in specifici contesti sanitari. Il Centro opera nella sua attività in collaborazione con le Istituzioni che si occupano di HTA, sia a livello nazionale (Ministero della Salute italiana, Associazione Italiana del farmaco-AIFA e l'Agencia nazionale per i servizi sanitari regionali-AGENAS), che al livello regionale e locale, sia promuovendo che partecipando a specifiche attività progettuali coerenti con la mission del Centro. La strategia di sviluppo del Centro si concentra principalmente su:

- creare prove di evidenza sulle nuove tecnologie e su quelle già in uso nella pratica clinica al fine di contribuire alla valutazione del loro reale valore;
- sintetizzare e valutare prove di evidenza per produrre documenti HTA;
- incoraggiare l'aumento dell'utilizzo dei documenti di HTA nelle attività di pianificazione e programmazione delle attività del Servizio sanitario nazionale (SSN) al livello nazionale, regionale e locale, nonché nella pratica clinica

2.4. Valutazione in economia sanitaria: una metodologia per l'analisi costo-efficacia

Alla luce degli effetti del COVID-19, nei paragrafi 2.1 e 2.2, si è discussa l'importanza del processo di riorganizzazione e reingegnerizzazione del sistema sanitario nazionale. Al tal fine, sono stati proposti alcuni interventi strutturali, di potenziamento, di coordinamento e nell'ambito dei modelli decisionali. In merito a quest'ultimo punto, è apparso chiaro come siano necessari nell'ambito del public management modelli decisionali data-driven che coinvolgono diverse dimensioni multidisciplinari per la valutazione delle performance. A tal fine in questo paragrafo, tenuto conto della limitata diffusione degli studi relativi all'analisi costi-benefici e delle resistenze in Sanità ad accettare misure esplicite di natura monetaria dei benefici degli interventi (Fattore et al., 2009), in accordo con le linea guida del NICE, e le direttive europee, discutiamo un modello generale che consideri come studio economico di riferimento, la CEA. Il modello presentato alla Winter School of Health Economics di Heidelberg può essere utilizzato come soluzione a un problema decisionale in merito alla valutazione di una introduzione di una tecnologia sanitaria. L'introduzione di una nuova

tecnologia nell'ambito sanitario viene valutata comparando i costi attesi e i benefici direttamente e indirettamente ricollegabili definiti attraverso una metrica standardizzata suggerita dalle linee guida del NICE: il QALY.

Il modello consente di rispondere alle seguenti domande di ricerca:

1. L'introduzione della tecnologia sanitaria fornisce benefici alla salute del cittadino?
2. Qual è il costo aggiuntivo, o quanto è possibile risparmiare con l'introduzione della nuova tecnologia sanitaria?
3. L'introduzione della nuova tecnologia sanitaria è raccomandabile?

A partire dalla classificazione dei modelli proposti da Brennan, Chick, & Davies, (2006), l'approccio proposto si ispira alla teoria degli alberi decisionali (Decision tree). L'albero decisionale proposto ci consente di modellare il problema decisionale in condizioni di incertezza. In altre parole, vengono descritti graficamente le decisioni da prendere, gli eventi che possono verificarsi e gli esiti associati alle combinazioni di decisioni ed eventi. Le probabilità sono assegnate agli eventi e i valori sono determinati per ogni risultato. Tali risultati in termini di costi attesi consentono di calcolare l'Incremental Cost-Effectiveness Ratio (ICER)⁵ che verrà confrontato con un benchmark di riferimento⁶. Quest'ultimo sinonimo della disponibilità ad investire da parte del public manager a fronte di un QALY "guadagnato" rappresenta un valore di soglia: una regola decisionale nell'allocazione delle risorse che consente di determinare se la nuova tecnologia sanitaria può essere

⁵ Riassume il rapporto costo-efficacia di un intervento di assistenza sanitaria intervento sanitario calcolato come rapporto tra $\Delta C / \Delta Q$ dove ΔC = Costo nuovo trattamento - Costo trattamento attuale e ΔQ Effetto nuovo trattamento - Effetto trattamento attuale in termini di QALY.

⁶ Le raccomandazioni del WHO prevedono che tale valore debba essere da 1 a 3 volte il PIL pro capite / DALY. Il DALY è l'acronimo di disability-adjusted life year è una misura della gravità globale di una malattia, espressa come il numero di anni persi a causa della malattia, per disabilità o per morte prematura (Arie, 2007). Si ritiene comunque opportuno segnalare che i valori soglia implicitamente o esplicitamente utilizzati in sistemi sanitari paragonabili al nostro variano tra € 25.000 e € 40.000 per QALY guadagnato (McCabe et al., 2008).

considerata meritevole⁷ di implementazione. La metodologia innovativa individuata consente altresì di confrontare diverse tecnologie sanitarie, fornendo un criterio per comprendere quali di esse possono essere definite dominate e dominanti. Una tecnologia sanitaria è dominante quando la sua attuazione comporta un aumento in termini di efficacia e una riduzione dei costi (Drummond et al., 2005). Dal punto di vista generale l'albero decisionale presenta la struttura in Fig.4.

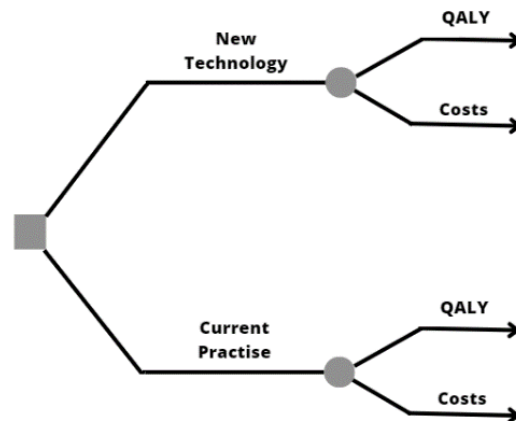


Fig.4 - Albero decisionale modello generale.

Fonte: Winter School of Health Economics di Heidelberg-2023

2.4.1. Modellazione economico-sanitaria: conduzione di un'analisi costi-efficacia

In questo paragrafo, si propone un'applicazione numerica per illustrare le conclusioni derivate dal modello proposto nel paragrafo 2.4. Nello specifico viene proposta una applicazione reale dove la tecnologia sanitaria scelta riguarda: la vaccinazione anti COVID-19. Infatti, la Pandemia da COVID-19 costringe a prendere decisioni rapide in materia di assistenza sanitaria per limitare l'epidemia. Dopo che i primi vaccini sono stati immessi sul mercato e hanno mostrato un'efficacia clinica contro il virus, si vuole valutare l'introduzione di una campagna di vaccinazione per aumentare il tasso di vaccinazione contro il COVID-19. A tal fine viene richiesto di stimare il rapporto costo-efficacia (ICER) previsto di tale strategia di vaccinazione. Si ipotizza che i team che si occupano del

⁷ Se per esempio venisse identificato un come benchmark ICER di circa €50.000/QALY: un intervento è considerato meritevole di implementazione se è in grado di generare, in media, un anno di vita addizionale pesato per la qualità della vita ad un costo massimo di €50.000.

rilevamento dei dati e delle sintesi delle evidenze della politica sanitaria hanno già lavorato alla raccolta di informazioni e dati relativi alla Pandemia da COVID-19, pertanto sono disponibili le seguenti informazioni:

1. Senza vaccinazione, la probabilità di contrarre l'infezione da COVID-19 è di circa il 40%. Se una persona viene infettata, c'è un 10% di possibilità di complicazioni; in questo caso, numerosi pazienti il 25% dei pazienti necessitano di cure ospedaliere; purtroppo, circa il 5% dei casi trattati in ospedale muore dopo il trattamento ospedaliero standard.
2. Il tempo medio di guarigione da COVID-19 è di 8 giorni per i non vaccinati, e se si verificano complicazioni, il paziente ha bisogno di altri 21 giorni di trattamento.
3. A un cittadino con una qualità di vita piuttosto eccellente viene associato in media 0,95 QALY in un anno. L'infezione da COVID-19, tuttavia, impone una riduzione significativa della qualità della vita del paziente (naturalmente, solo finché i sintomi persistono); trascorrere un anno con un'infezione da COVID-19 senza complicazioni si tradurrebbe in 0,7 QALY e se le complicazioni si verificano dopo l'infezione primaria, questo si riduce a 0,5 QALY.
4. La tabella allegata sono riportati tutti i costi unitari relativi al COVID-19 raccolti finora.

Costi unitari relativi al COVID-19		
Cost item	Valore	Unità
Trattamento dell'infezione primaria di COVID-19 (ad es. farmaci)	10	Per ogni paziente per singolo giorno
Trattamento delle complicanze a casa	250	per ogni caso
Trattamento ospedaliero a causa di COVID-19	6900	per ogni caso
Morte	-	per ogni caso
Vaccino COVID-19	25	Una tantum
Somministrazione del vaccino COVID-19	35	Una tantum

Tab. 1. Analisi dei costi

Fonte: Winter School Health Economy - Heidelberg

5. Secondo il produttore, il vaccino può ridurre il rischio di sviluppare complicazioni del 40% tra le persone infette. Il vaccino riduce anche il rischio di contrarre l'infezione, ma l'efficacia in questo caso è solo del 15%. Inoltre, i pazienti vaccinati si riprendono dall'infezione primaria più rapidamente di quelli non vaccinati; il tempo medio di recupero è di 6 giorni.
6. Il benchmark di riferimento della politica sanitaria ovvero la soglia di disponibilità a pagare per gli interventi sanitari può essere stimata nell'intorno di 30.000 euro, in accordo con il range definito da McCabe et al. (2008).

Sulla base delle informazioni fornite, in primo luogo, vengono descritti gli eventi che possono verificarsi, le decisioni da prendere e gli esiti associati alle combinazioni di decisioni ed eventi secondo la Fig.5.

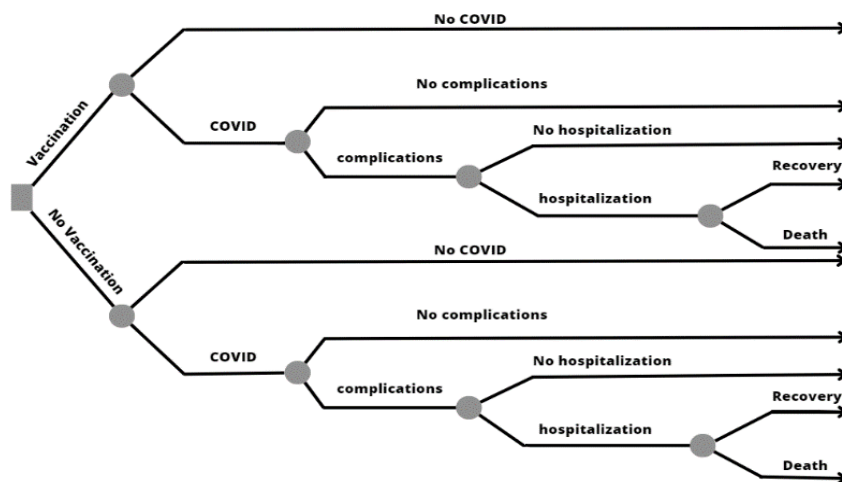


Fig.5 - Albero decisionale
 Fonte: elaborazione propria

A partire dall'albero decisionale e dalle informazioni disponibili è possibile assegnare le relative probabilità agli eventi e i costi/QALY connessi, determinando i costi e i QALY attesi per ciascun risultato.

Patient pathways							Costs	QALYs	eCosts	eQALYs		
No vaccination	Healthy	60%					0	0,9500	0,00	0,5700		
	Covid	40%	No compli	90%			80	0,9445	28,80	0,3400		
			Complicat	10%	No hospita	75%	330	0,9186	9,90	0,0276		
					Hospitaliza	25%	Recovery	95%	7230	0,9186	68,69	0,0087
							Death	5%	7230	0,0441	3,62	0,0000
Total								111,00	0,9463			

Patient pathways							Costs	QALYs	eCosts	eQALYs		
Vaccination	Healthy	66%					60	0,9500	39,60	0,6270		
	Covid	34%	No compli	94%			120	0,9459	38,35	0,3023		
			Complicat	6%	No hospita	75%	370	0,9200	5,66	0,0141		
					Hospitaliza	25%	Recovery	95%	7270	0,9200	35,22	0,0045
							Death	5%	7270	0,0455	1,85	0,0000
Total								120,69	0,9479			

Tab.2 Calcolo dei QALY/costi attesi.

Fonte: elaborazione propria

Una volta determinati i Costi e i QALY attesi è possibile determinare l'Indice ICER come rapporto

tra $\frac{\text{Costo nuovo trattamento} - \text{Costo trattamento attuale}}{\text{effetto nuovo trattamento} - \text{Effetto trattamento attuale in termini di QALY}}$. I risultati vengono riportati

in tab.3.

	No vaccination	Vaccination	Difference
Cost	111,00	120,69	9,69
QALY	0,9463	0,9479	0,0015
ICER	6.391 €		
Is vaccination cost-effective?	Yes		

Tab.3 Calcolo dell'Indice ICER.

Fonte: elaborazione propria.

Essendo il benchmark di riferimento pari a 30000 euro è chiaro come la tecnologia sanitaria della vaccinazione si riveli meritevole di implemento in termini di trade-off tra costi e livello di efficacia.

I risultati possono essere confermati dal grafico qualitativo in Fig. 6 dove la parte sottostante la retta di benchmark (vincolo di bilancio), individua l'area delle tecnologie sanitarie meritevoli di

implementazione. In presenza di diverse tecnologie sanitarie, il public manager potrebbe essere chiamato a compiere una scelta tra le diverse alternative disponibili; anche in questo caso il grafico in esame consente di stabilire, la tecnologia dominante ovvero quella che a fronte di un aumento di efficacia riduce i costi di investimento.

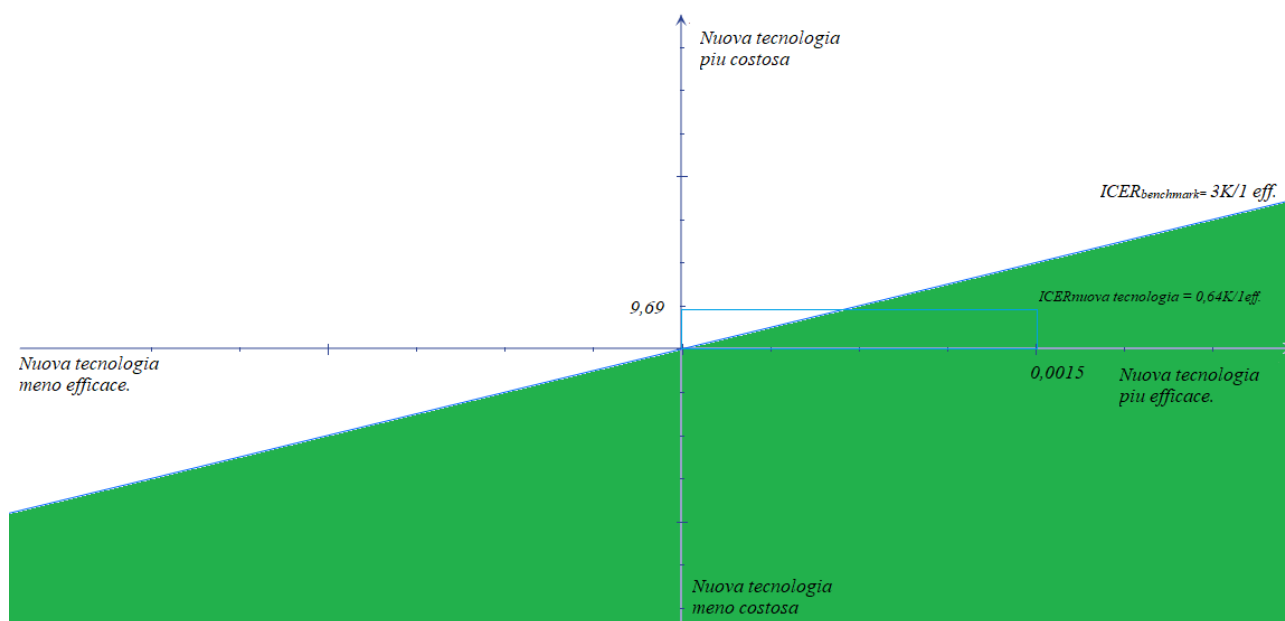


Fig.6- The Cost-Effectiveness Plane

Fonte: elaborazione propria.

2.4.1.1. Limiti, Pregi del modello proposto e il ruolo delle tecnologie innovative

Il modello proposto nel paragrafo 2.4.1 fornisce un supporto metodologico ai processi decisionali nell'ambito sanitario. Rispondente ai criteri di semplicità, comparabilità e verificabilità il modello "based-evidence", valutando l'introduzione di una nuova tecnologia in termini di costi ed efficacia, consente di razionalizzare la spesa pubblica per la spesa sanitaria e migliorare la tutela della salute dei cittadini. Il modello è pensato come contributo da discutere con le autorità pubbliche e le società scientifiche, anche proprio al fine di modificarlo in base alle loro esigenze, nello spirito di sviluppare logiche e strumenti di governo razionale della Sanità pubblica. Se pur applicabile generalmente, il modello ben si colloca sulla realtà italiana viste le problematiche relative al contenimento della spesa pubblica a fronte di un servizio efficiente. L'applicazione numerica proposta rappresenta uno dei

possibili modi con cui un intervento sanitario può essere studiato sotto il profilo economico. Tra le diverse possibilità metodologiche, è stata scelta quella che meglio combina i criteri di validità metodologica, fattibilità e utilità in termini di efficacia.

A fronte di questi pregi il modello riporta i seguenti limiti discussi di seguito.

Premesso che l'analisi delle evidenze cliniche relative all'efficacia dell'intervento deve riflettere e sintetizzare le conoscenze scientifiche sull'intervento stesso, includendo in modo critico, possibilmente anche in base a valutazioni della qualità degli studi, la globalità delle evidenze disponibili Fattore et al., (2009)

1. La misura di efficacia deve proporre un dato medio “*corretto*” relativo alla tecnologia presa in considerazione e deve fare riferimento all'indicazione e ai pazienti oggetto della valutazione (Fattore et al. 2009). Risulta importante, pertanto, che i dati di efficacia utilizzati debbano derivare da un'analisi sistematica della letteratura in cui siano identificati i metodi di ricerca degli studi con una loro analisi critica e una sintesi delle evidenze cliniche (CRD, 2008) e che sugli stessi vengano condotte opportune prove di stress⁸ al fine di ridurre l'incertezza della valutazione. Infatti, bisogna considerare che la maggior parte dei dati (se disponibili) fanno riferimento a condizioni medie di utilizzo della tecnologia e riguardano il contesto del normale funzionamento del Sistema sanitario. Nel caso di scenari particolarmente avversi come quelli del COVID-19 sono necessari dati “*corretti*” e specifici sulle evidenze cliniche nell'ambito della tecnologia. I missing data o la presenza di noises produrrebbero misure distorte che comprometterebbero l'efficacia e aumenterebbero l'incertezza relativa alle misure di sintesi. In assenza di studi, la letteratura suggerisce che l'analisi di efficacia può utilizzare i risultati di studi con disegni semi-

⁸ Le prove di stress riguardano analisi di sensibilità e/o scenario che consentono di valutare la robustezza della soluzione a fronte di scenari particolarmente avversi. Essi possono essere condotte basandosi sull'esperienza del decisore o simulando eventi già presentati nel passato. I metodi utilizzati per le prove di stress trovano la sua massima espressione nella simulazione Montecarlo.

sperimentali ed osservazionali, nonché può fare riferimento a confronti indiretti (Glenny et al., 2005).

2. Generalmente, i dati di efficacia prodotti dagli studi clinici non sono sufficienti per stimare gli effetti di lungo periodo dell'intervento. Tuttavia, è possibile la costruzione di stime del guadagno di vita e di QALYs sull'intero orizzonte temporale di riferimento utilizzando modelli di estrapolazione (come l'esempio dei modelli Markov) ed altre operazioni che fanno uso dei dati provenienti dagli studi clinici che mostrano l'efficacia dell'intervento. Queste operazioni devono essere presentate in modo da permettere una piena comprensione delle scelte effettuate, di replicare il lavoro analitico proposto e di apprezzarne l'impatto sui risultati (Fattore et al. 2009).
3. Il denominatore del ICER deve essere espresso in termini di QALYs con riferimento all'orizzonte temporale prescelto. In generale, si suggerisce di calcolare i QALYs utilizzando le classificazioni dello stato di salute espresse dai pazienti ottenute dallo strumento EQ-5D (Brooks, 1996) come misura generica di valutazione della qualità della vita associata alla salute. Lo strumento EQ-5D richiede di rilevare le utilità di un campione significativo della popolazione oggetto d'esame. Tale misurazione diretta sui pazienti non è sempre possibile per ragioni etiche, cliniche o metodologiche. In questi casi la scala generica deve essere somministrata a una popolazione in grado di riflettere la prospettiva dei pazienti stessi. Tendenzialmente, tale popolazione dovrebbe essere costituita da familiari o amici di pazienti. Quando i dati su EQ-5D non sono disponibili, la letteratura fa riferimento ad altre misure, generiche o specifiche della qualità della vita collegata alla salute, a cui associare una valutazione esplicita delle utilità come, ad esempio, la SF6D (Brazier et al., 2002) o gli Health Utility Index (Furlong et al., 2001). Appare chiaro di come la letteratura raccomandi di utilizzare lo strumento EQ-5D al fine di rendere maggiormente omogenei e confrontabili gli studi non negando implicitamente che altre scelte metodologiche potrebbero fornire elementi importanti per i processi decisionali e, pertanto meritevoli di attenzione. Per questo motivo si suggerisce di non limitare la ricerca economica sugli interventi

sanitari, anzi si incoraggia una pluralità di approcci metodologici che affianchino e approfondiscano la valutazione principale.

4. Difficoltà legate al reperimento dei dati relativi ai costi attesi. Spesso accade che i dati per l'analisi non provengano da un unico studio clinico oppure i dati di esito riguardano misure intermedie che devono essere tradotte in effetti sulla sopravvivenza o sulla qualità della vita o ancora i dati di confronto diretto tra l'introduzione della tecnologia e le alternative non sono disponibili o comunque necessitano di correttivi. In questi casi può essere necessaria una estrapolazione di costi ed effetti sanitari o in mancanza una opportuna stima.
5. Implicazioni sul piano dell'equità: il guadagno di QALYs derivante dall'attuazione della tecnologia, potrebbe riflettere una discriminazione in base alle condizioni socio-economiche, di genere, di razza o di età. A tal fine è sempre necessario fare riferimento un valore medio per l'intera popolazione di riferimento specificando eventuali problemi di equità che possono emergere dall'implementazione o non della tecnologia.
6. Il documento di presentazione dell'ACE deve evidenziare eventuali problemi di equità che possono emergere dall'attuazione o dalla non attuazione del programma, anche in riferimento all'equità territoriale intesa come diritto dei cittadini italiani all'omogeneità dei livelli essenziali dei servizi sul territorio. Per quanto riguarda il guadagno di QALYs derivante dall'attuazione dell'intervento, il caso di riferimento utilizza un valore medio per l'intera popolazione di riferimento e non deve in alcun modo riflettere discriminazioni in base alle condizioni socio-economiche e, di genere, di razza o di età (Fattore et al., 2009).
7. Problemi di definizione dell'orizzonte temporale: nel valutare l'efficacia della tecnologia è necessario valutare il complesso degli effetti sulla salute e sui costi nell'ottica del breve e del lungo periodo. Non è sempre agevole considerare gli effetti significativi dell'introduzione

tecnologica. Infatti, mentre gli effetti a breve termine è più probabile che vi siano disponibili evidenze dirette, quelli di lungo periodo, normalmente richiedono estrapolazioni o modelli.

8. Tasso di sconto: costi ed effetti che si manifestano oltre un anno dopo l'intervento devono essere scontati allo stesso tasso di sconto. La scelta del tasso di sconto deve tenere in considerazione dimensioni ben diverse rispetto alla classica valutazione degli investimenti; tali dimensioni se scelte in modo soggettivi potrebbero compromettere la caratteristica della comparabilità del processo; pertanto, secondo il NICE (2008) il tasso di sconto da utilizzare è pari al 3% definito come tasso sociale di sconto.

Dai limiti descritti nei punti precedenti è evidente il ruolo dell'incertezza dei risultati.

Tale incertezza può derivare da tre possibili origini:

1. Strutturale.
2. Relativa alla precisione dei parametri utilizzati per le stime.
3. Relativa alle fonti di dati utilizzati.

La struttura del modello di analisi deve essere adeguatamente presentata e discussa criticamente, mettendo in risalto possibili alternative e il motivo delle specifiche scelte effettuate. Per questo tipo di incertezza deve essere effettuata un'analisi di scenario, che evidenzia le implicazioni sui principali elementi che determinano i risultati di ipotesi strutturali diverse (ad esempio, sulla descrizione del decorso della malattia).

Per l'incertezza relativa alla precisione delle stime (l'incertezza attorno alle stime del valore di tendenza centrale utilizzato nell'analisi) si raccomanda di effettuare analisi probabilistiche di sensibilità, dettagliando metodi e ipotesi sottostanti. Tale analisi, tra l'altro, permette di analizzare simultaneamente l'impatto di varie fonti di incertezza.

Infine, in merito all'incertezza riguardante la scelta delle fonti dei dati per costruire, “*nutrire*”, e testare il modello di analisi, è necessario considerare i vantaggi promossi dalle tecnologie abilitanti della Sanità 4.0. In linea con strategia SNSI la diagnostica avanzata (sensori intelligenti) nonché lo sviluppo di medical devices innovative e minimamente invasive rappresentano un alleato fondamentale per il big data real-time processing. Tuttavia, il patrimonio di dati generati da quest'ultimo processo si trasforma in valore solo nel momento in cui i dati diventano conoscenza.

In questo processo di trasformazione le tecnologie innovative 4.0 assumono un ruolo preponderante nel ridurre l'incertezza del dato fornendo informazioni sempre più affidabili. Il ruolo di ciascuna tecnologia e gli impatti sulla Sanità verranno discussi approfonditamente nel paragrafo 2.5.

2.5. Industria 4.0: Valutazioni tecnologiche e futuro del sistema sanitario

L'implementazione di soluzioni della Sanità 4.0 rappresenta una nuova sfida per le strutture sanitarie pubbliche e private, che hanno iniziato a investire per realizzare una Sanità data driven capace di offrire ai cittadini cure d'eccellenza. La Pandemia ha certamente contribuito a imprimere una forte accelerazione a questa transizione. Il settore sanitario ha ricevuto, negli ultimi due anni, un livello di pressione semplicemente impensabile fino al periodo pre-Pandemia. Una delle principali problematiche evidenziate dal periodo pandemico è stata senza dubbio la necessità di innovare rapidamente, adottando le tecnologie digitali che oggi costituiscono un fattore facilitante nella medicina, sia di reparto sia di ambulatorio.

In una Sanità data driven, le tecnologie abilitanti rappresentano un alleato fondamentale per la rilevazione, gestione e trasformazione del dato in conoscenza. In questo scenario tecnologie come l'intelligenza artificiale (AI), il Machine learning (ML), Deep Learning e Internet of Healthcare Thing (IOHT), assumono un ruolo fondamentale nel miglioramento dell'efficacia e dell'efficienza delle strutture sanitarie.

2.5.1. Il Machine Learning e la medicina di precisione

In un contesto nel quale la qualità del servizio dipende dalla qualità dei dati e dalla capacità di fornire le risposte più corrette in tempi rapidi è fondamentale contare su soluzioni che siano in grado di “*auto-apprendere*” dai dati stessi e di accelerare il percorso di conoscenza. Il ML, è la tecnica usata per addestrare i modelli di conoscenza ai dati stessi grazie al riconoscimento in automatico di pattern consente di mettere a disposizione una serie di risultati che aumentano la capacità di conoscenza a supporto delle decisioni.

Una delle applicazioni più frequenti del ML in ambito sanitario è rappresentata dalla medicina di precisione, ovvero dalla capacità di prevedere, ad esempio, quali protocolli di trattamento hanno la migliore probabilità di successo su un paziente in base ai dati disponibili relativi all’anamnesi, unitamente alle informazioni fornite dal paziente stesso e al contesto nel quale si svolge il trattamento. Il valore di questi dati è dato dalla capacità di individuare segnali, relazioni, modelli appunto, che permettano di arrivare alla diagnosi più precisa e più accurata possibile in uno scenario che unisce le prospettive della medicina di precisione con quelle della personalizzazione della cura. Il tutto con due grandi vantaggi: il miglioramento della qualità della cura e della gestione delle risorse necessarie all’erogazione della cura stessa a testimonianza del doppio valore che il digitale mette a disposizione verso i pazienti e verso le strutture sanitarie.

2.5.2. L’intelligenza artificiale a servizio della Sanità

Nel processo di trasformazione dei dati in conoscenza un ruolo fondamentale è svolto dall’intelligenza artificiale che consente di estrarre conoscenza da database sempre più grandi in modo sempre più veloce e preciso individuando relazioni, modelli, e pattern nascosti. Il ruolo dell’intelligenza artificiale è particolarmente importante nel mondo della Sanità, perché spesso la disponibilità di dati si configura come un patrimonio di informazioni disaggregate, ottenute in ambiti anche molto differenti, che se analizzate nel loro complesso permettono di avere un quadro completo della salute del paziente, e mettono a disposizione segnali e strumenti di analisi che consentono di

attuare forme di medicina preventiva, individuando in anticipo l'insorgere di eventuali problemi o malattie. Il tema della prevenzione è certamente uno dei benefici più importanti nell'utilizzo dei dati in Sanità ed è praticabile solo grazie all'impiego di soluzioni AI.

I benefici dell'intelligenza artificiale per il settore sanitario sono numerosi e variano in funzione degli ambiti applicativi. Alcune di queste tecnologie possono contribuire a migliorare l'assistenza sanitaria per i pazienti e si rivolgono direttamente al personale medico mettendo a disposizione, ad esempio, una capacità di anamnesi medica molto precisa e dettagliata e consentendo la individuazione di segnali o sintomatologie da mettere in diretta relazione con la "*storia*" clinica del paziente e con il contesto nel quale si manifestano. Nel rapporto medico-paziente l'intelligenza artificiale è poi di grandissimo supporto nelle valutazioni legate al monitoraggio e al controllo dei parametri legati a specifiche patologie o alla qualità della vita del paziente in relazione a determinate malattie. Con la preziosa trasformazione dei dati in conoscenza a diretto beneficio di ciascun paziente, l'intelligenza artificiale è poi in grado di mettere a disposizione delle organizzazioni del mondo sanitario un livello di analisi "*più generale*", relativo all'individuazione di patologie o problematiche relative a determinate categorie di pazienti in relazione a determinati comportamenti o situazioni. Grazie a questa capacità di analisi, le strutture sanitarie dispongono di una capacità di monitoraggio che permette di attuare forme di prevenzione e di intervento a livello sociale, aumentando il valore stesso della prevenzione non più solo sul singolo individuo, ma a beneficio della collettività.

I vantaggi dell'intelligenza artificiale nel mondo della Sanità sono poi molto consistenti anche nella parte del "*back office*". L'organizzazione dei processi interni, dalla quale dipende in larga misura la qualità dei servizi erogati ai cittadini per quanto attiene alle attività operative e amministrative, genera dati e grazie al lavoro su questi dati si possono migliorare in modo significativo le loro performance. La relazione stessa tra questi due ambiti, ossia la conoscenza che arriva dai pazienti e la conoscenza sui processi e sulle operazioni permette, grazie all'IA, di disporre di una "*vista*" che è fondamentale

per identificare le criticità dei servizi e dell'assistenza anche in presenza di situazioni emergenziali come quelli della Pandemia, dove la tempestività risulta essere fondamentale.

Un ulteriore vantaggio offerto dall'IA riguarda la possibilità del monitoraggio continuo dei pazienti nonché alcune forme di cura da remoto, senza imporre necessariamente di recarsi presso le strutture medico sanitarie. La disponibilità di dispositivi indossabili capaci di rilevare parametri importanti per la salute di una persona come pressione e ossigenazione del sangue, battito cardiaco, elettrocardiogramma, sta facilitando la diffusione del tele monitoraggio e dell'assistenza a distanza. Di fatto, il paziente può essere visitato (e anche curato) a casa, verificando l'aderenza al trattamento che gli è stato prescritto grazie all'ausilio di tecnologie IOHT come i biosensori, gli smartwatch, i termometri e gli inalatori intelligenti. Tramite questi strumenti è possibile monitorare da remoto le condizioni del paziente, raccogliere i dati e analizzarli. Una conseguenza dell'utilizzo di queste tecnologie prevede il rapporto, è la creazione dei cosiddetti "*hospitals without walls*" ovvero ospedali concepiti come una comunità connessa digitalmente piuttosto che come uno spazio fisico circoscritto.

I vantaggi sono molto evidenti e riguardano la possibilità di disporre di forme di controllo e di cura senza dover modificare abitudini o stili di vita. Tale condizione consente altresì di disporre di dati che "*nascono*" in un contesto reale e che rispettano esattamente la realtà del paziente migliorando la qualità del dato rilevato. È evidente che per garantire un miglior accesso alle cure, i diversi attori della Sanità debbano essere capaci di interagire in tempo reale anche a distanza; pertanto, è necessaria una rete ultraveloce che abbia latenze molto basse e sia capace di connettere tra loro un grandissimo numero di device anche di natura diversa tra loro. In questo contesto trova soluzione nel 5G. Grazie al 5G si possono sviluppare molteplici soluzioni di telemedicina in cui dispositivi wearable, connessi alla rete consentono ai medici il monitoraggio da remoto dei pazienti senza che questi siano costretti a recarsi nelle strutture ospedaliere.

Se, dunque, l'AI è un alleato per il futuro della Sanità data-driven, questo nuovo paradigma dovrà essere necessariamente abilitato da tecnologie e soluzioni, quali appunto quelle basate sul 5G, che

rendano assolutamente sicuro e affidabile l'intero percorso clinico medico-paziente. Esempi di rilievo risultano essere le piattaforme per la Digital Health, un servizio di telemedicina che, per la comunicazione con i pazienti, si avvale di canali come SMS, chatbot e App e rende disponibile un cruscotto di monitoraggio accessibile dal personale sanitario, oppure la soluzione Wearables per la Telemedicina, un approccio che passa attraverso l'uso di dispositivi indossabili, che permettono di acquisire da remoto i valori dei principali parametri vitali come la temperatura corporea, la pressione arteriosa, il battito cardiaco e altri. I dati raccolti convergono su una piattaforma che li rende disponibili sia al soggetto stesso sia al medico curante permettendo di disporre di soluzioni più efficaci per quanto attiene all'utilizzo dei dati per esami diagnostici e per il monitoraggio h24 in fase post-operatoria o di pazienti cronici. In questo contesto, l'AI, assieme al Cloud e a una connettività veloce, consentono di creare le condizioni per avvisare tempestivamente il medico e il personale sanitario sulla base di specifiche regole che rientrano a loro volta nell'ambito della cura a distanza. Ulteriori esempi riguardano l'ambito degli interventi chirurgici. Grazie alla chirurgia robotica, gestita mediante AI, si possono effettuare interventi sempre più complessi con maggiore precisione e anche a distanza, consentendo al medico specialista di avvalersi di un'equipe di sala remota per intervenire senza doversi spostare. Infine, anche nell'ambito dell'amministrazione l'AI può offrire il suo contributo.

La Sanità ha come obiettivo primario la salute delle persone. Alla base di tale obiettivo c'è, però, un complesso iter burocratico che prevede una serie di processi amministrativi spesso complessi. Non sempre questi processi sono adeguatamente digitalizzati o non lo sono con lo stesso approccio. Oggi, nel Sistema italiano, due dei punti cardine del patient journey, ovvero del percorso che unisce paziente e salute, sono rappresentati dalla cartella clinica elettronica (CCE) e dal fascicolo sanitario elettronico (FSE). Si tratta di due strumenti fondamentali di condivisione e integrazione di dati ma, per renderli realmente operativi, è necessario contare su un allargamento della base dati che permetta, ad esempio, di aggregare fonti anche molto diverse tra loro come appunti vocali, cartelle cliniche cartacee, file

scritti in testo libero, imaging radiologico, video di esami e documentazione relativa a interventi chirurgici e, dall'altra, integrare lo storico di tutti gli eventi che hanno riguardato (e riguardano) la salute dei cittadini. L'AI può aiutare a superare la tradizionale struttura a silos ancora ampiamente radicata nei sistemi informativi della Sanità italiana (per esempio, ogni regione ha regole proprie per redigere il FSE), permettendo di gestire ed estrarre valore anche da dati non strutturati apparentemente incompatibili tra loro per consentire una rapida ricerca e una veloce consultazione e successiva elaborazione. Questo permette di offrire al personale medico la possibilità di effettuare analisi più approfondite a tutto vantaggio della cura del paziente, a cui si aggiungono vantaggi amministrativi e di organizzazione interna anche per il personale sanitario non medico. In questo ambito rientra il miglioramento nella gestione delle sale d'attesa, delle emergenze nei pronto soccorso, delle prenotazioni dei ricoveri, ma anche della pianificazione, previsione e ottimizzazione degli investimenti in innovazione e sostenibilità della Sanità.

Capitolo 3: Una Supply Chain resiliente per fronteggiare le sfide del COVID-19

Nel capitolo 1 si è discusso come la crisi sanitaria ben presto possa trasformarsi in una crisi economica di portata inaudita con un impatto drammatico sui mercati a livello globale, con effetti sia macro che microeconomici. Da un punto di vista macroeconomico, la Pandemia ha provocato un cambiamento delle aspettative e l'imposizione di misure restrittive, che a loro volta hanno modificato i comportamenti di consumo e investimento delle persone. Da un punto di vista microeconomico, le imprese hanno dovuto affrontare alti livelli di incertezza e complessità, rendendo le organizzazioni vulnerabili alle disruption. Tali disruption, legate a periodi di lockdown, hanno compromesso l'integrità e la stabilità della catena del valore. In effetti, le misure di lockdown hanno portato a un calo della produzione e a una notevole contrazione dei flussi commerciali internazionali (Jadallah & Bhatti, 2020). Secondo l'Institute of Supply Management (ISM), circa il 75% delle imprese ha segnalato un problema di disruption della Supply Chain, l'80% ha previsto disruption nel prossimo futuro e il 62% ha segnalato ritardi nella ricezione delle merci (McCrea, 2020a). Ciò evidenzia la mancanza di resilienza di molte Supply Chains. Tuttavia, sembra che la Pandemia abbia semplicemente messo in luce le criticità promosse da scelte gestionali del passato che pur aumentando la flessibilità aziendale, hanno esposto la Supply Chain al rischio di disruption (O'Leary, 2020). Infatti, dopo il verificarsi della recente Pandemia da COVID-19, l'interesse per la gestione delle disruption è aumentato, attirando una notevole attenzione da parte del mondo accademico e industriale (Xu et al., 2020). Sulla base di tali riflessioni, la progettazione di una Supply Chain resiliente non può prescindere da un esame delle caratteristiche della stessa considerando le sfide derivanti da eventi catastrofici come quello della Pandemia da COVID-19.

3.1. Una crisi senza precedenti: il COVID-19 evidenzia la vulnerabilità della Supply Chain

La gestione delle Supply Chains globali espone le imprese a diverse tipologie di rischio: rischi strategici, reputazionali, finanziari, informativi e operativi. Il rischio strategico riguarda il grado di successo delle strategie aziendali di più alto livello. Il rischio reputazionale è il rischio attuale o

prospettico di flessione degli utili o del capitale derivante da una percezione negativa dell'immagine dell'impresa da parte di clienti⁹. Il rischio informativo è un rischio alquanto trasversale e riguarda il rischio che il processo decisionale possa basarsi su informazioni non accurate, insufficienti o non aggiornate, rappresentando di fatto un pericolo per le imprese. Mentre, i rischi finanziari sono tutti quei rischi che si originano dallo svolgimento dell'attività tipica di impresa (tasso, credito, cambio, liquidità), il rischio operativo è connesso al rischio di subire perdite derivanti dalla inadeguatezza o dalla disfunzione di procedure, risorse umane e sistemi interni oppure da eventi esogeni. Eventi esogeni imprevedibili come chiusura dei fornitori, disastri naturali, pandemie e atti terroristici aumentano il rischio di disruption (Scheibe & Blackhurst, 2018), impattando significativamente su tutti i rischi aziendali. Il rischio di disruption della Supply Chain (SCDR) è definito come la probabilità che si verifichi una disruption nella Supply Chain e i rischi potenziali associati (Macdonald et al., 2018). Il verificarsi di tale evento interrompe le attività delle Supply Chain e ne compromette le prestazioni, con conseguente riduzione dei ricavi, ritardi nelle consegne, perdita di quote di mercato e di reputazione e, in ultima analisi, maggiore esposizione all'insolvenza (Yildiz et al., 2016). In realtà la crisi economica innescata dalla Pandemia da COVID-19 ha evidenziato fragilità e vulnerabilità già presenti nella gestione della Supply Chain globale rappresentando uno stress test senza precedenti (Cullen et al., 2020). Infatti, l'aumento della globalizzazione e, più nello specifico, dell'approvvigionamento su scala globale, ha portato con sé innumerevoli benefici, ma anche criticità e sfide per le imprese, dovendo quest'ultime operare all'interno di sempre più complesse strutture della Supply Chain globale. Inoltre, seguendo una logica di profitto, le imprese hanno enfatizzato pratiche come il JIT, che hanno parallelamente aumentato l'esposizione al rischio di disruption in modo significativo. Pertanto, ad aumentarne la vulnerabilità, in contesti come quello pandemico, è la

⁹ Si specifica che il sostantivo clienti in questo lavoro di tesi dev'essere interpretato in senso ampio, ovvero "tutti coloro che abitualmente si avvalgono delle prestazioni di qualcuno"; in tal senso sono clienti: i pazienti, i rivenditori, e tutti coloro che acquistano beni o servizi).

progettazione delle stesse Supply Chains, essendo queste concepite per essere flessibili e globali allo stesso tempo (El Baz & Ruel, 2021). Ed ancora, altra pratica che si è diffusa negli anni per ragioni legate al desiderio dei produttori di ottenere una certa flessibilità riguarda, l'outsourcing (Shih, 2020). Pratiche di questo genere rendono complessa la Supply Chain Management (SCM) soprattutto in termini di visibilità in quanto, venendosi a creare livelli di produzione multistadio, risulta difficile per le imprese riuscire a capire chi siano effettivamente tutti i propri fornitori (Shih, 2020). Se da un lato è vero che, ad esempio, la concentrazione di siti produttivi in determinate nazioni consente alle imprese di beneficiare di una notevole diminuzione dei costi di produzione, è altrettanto vero che disruption localizzate anche in una singola nazione possono avere ripercussioni sull'intera Supply Chain globale (Goel, Saunoris, & Goel, 2021). Nonostante queste sfide siano state ampiamente individuate e analizzate nel periodo ex-COVID, la Pandemia globale ha generato un ulteriore clima di incertezza e urgenza e non solo: sembra che la disruption nelle Supply Chain globali causata dalla Pandemia sia in qualche modo un "*unicum*" rispetto ad altri eventi di disruption che le hanno precedentemente coinvolte. Eventi come la crisi finanziaria del 2008, o lo Tsunami in Giappone nel 2011, avevano già mostrato come la natura globale delle Supply Chain e l'interconnessione delle stesse potessero generare eventi di disruption significativi e amplificare anche semplici anomalie (Nikolopoulou et al., 2021), ma mai come quanto accaduto con la Pandemia da COVID-19. In effetti il COVID-19 ha dimostrato tutta la sua magnitudo con conseguenze rilevanti sull'operatività della Supply Chain. Gli effetti dell'disruption causati dalla Pandemia da COVID-19 si sono ripercossi sull'economia globale, paralizzando di fatto diverse industrie (El Baz & Ruel, 2021) e in particolare a causa degli impatti sulle disponibilità delle Supply Chains (Araz et al., 2020). Risulta quindi evidente come la Supply Chain era ed è estremamente vulnerabile nei confronti di un evento di disruption come quello provocato dalla Pandemia (O'Leary, 2020). Tuttavia, oltre che dalla Pandemia in sé, potremmo dire che a generare gli impatti significativi sulla Supply Chain e le sue performance siano state anche le politiche adottate dai governi nazionali degli Stati per contenere quanto più

possibile il diffondersi della stessa, come la sospensione dei voli nazionali ed internazionali, la chiusura temporanea di negozi e ristoranti, e lockdown totali o parziali, che inevitabilmente hanno avuto ripercussioni sulle Supply Chain generando disruption delle stesse su scala internazionale e conseguenti effetti negativi anche in termini di turbolenze finanziarie (Grida, Mohamed, & Zaied, 2020). Dallo studio condotto da Grida, Mohamed & Zaied (2020), sugli impatti delle politiche di prevenzione è emerso che, ad influenzare quindi maggiormente le Supply Chain nelle sue tre dimensioni della domanda, offerta e logistica, sia stata la sospensione dei voli internazionali e domestici seguita, in ordine, dalla chiusura di scuole, università e dalla chiusura delle attività commerciali quali negozi, ristoranti e locali. In relazione invece alle tre dimensioni, quella della domanda è risultata quella ad aver subito una maggiore influenza dalle politiche considerate nello studio, seguita dall'offerta ed infine dalla logistica. Inoltre, mentre alcune politiche restrittive sono risultate essere omogenee nei diversi Stati, come le già citate sospensioni dei voli e la chiusura di attività commerciali, la sospensione del traffico marittimo o l'incoraggiamento all'adozione di modalità di lavoro da remoto, per altre e si è assistito, e si continua ad assistere, a politiche di contenimento della Pandemia che differiscono da Stato a Stato, ed anche da regione a regione. Ciò genera un elevato grado di ambiguità ed incertezza che compromette anche il processo decisionale da parte delle imprese all'interno di una Supply Chain. In un contesto caratterizzato da grande incertezza, le improvvise fluttuazioni della domanda hanno generato ambiguità nella pianificazione della stessa (Chowdhury et al., 2021). Questo aspetto rende la Pandemia simile ad altri eventi di SCD; tuttavia, è opportuno sottolineare alcune differenze:

- 1) ripercussioni simultanee sia sulla domanda, sia dal lato dell'offerta. Dal lato della domanda come gran parte delle precedenti disruption il calo è stato dovuto ad esempio da acquisti di panico come reazione agli annunci di restrizioni e di diffusione dell'epidemia e/o ai lockdown e dal conseguente calo della spesa fisica dei consumatori (Goel, Saunoris, & Goel, 2021) incidendo sulla diminuzione dei rendimenti per gli azionisti, nonché sui ricavi e redditi

operativi delle imprese (Chowdhury et al., 2021); dal lato dell'offerta si fa riferimento all'indisponibilità di quest'ultima causata dalla chiusura degli impianti e tempi di consegna più lunghi (Goel, Saunoris, & Goel, 2021) causando la fluttuazione dei prezzi di fornitura, con un impatto negativo sulle relazioni tra fornitori, rivenditori e clienti: il panico generato dalla mancanza di scorte ha influito anche sui prezzi di mercato (Ivanov & Dolgui, 2021).

- 2) Il fattore temporale. La disruption in questione è stata caratterizzata da una maggior durata, nonché una difficile previsione di un suo ridimensionamento. Di conseguenza, anche gli impatti causati da una lunga disruption, hanno colpito inevitabilmente le imprese e l'economia globale sia nel breve che nel lungo termine causando una riduzione dei profitti e dei rendimenti riflessi in un aumento della probabilità di insolvenza delle imprese e in un peggioramento del merito creditizio e del rischio di liquidità. Inoltre, per molte imprese, dover fronteggiare una crisi per un periodo prolungato può significare anche il default (Paul et al., 2021).
- 3) il problema relativo alla riduzione del capitale umano per via del virus, nonché il processo di adeguamento tecnologico sia nell'ambito di nuove forme di lavoro stesso sia sulla base delle tendenze dei consumatori, che si sono affidati agli acquisti online, a vantaggio del commercio online e a scapito delle attività di vendita al dettaglio.

3.2. Politiche sostenibili e resilienti per affrontare la sfida della crisi da COVID-19

Nel paragrafo 3.1 si è dimostrato come le scelte strategiche legate alla filosofia della Lean organization (JIT) contribuiscono ad aumentare la vulnerabilità della Supply Chain e di come la Pandemia per certi aspetti abbia evidenziato fragilità già rilevate nelle crisi passate e le principali conseguenze sulle operazioni della Supply Chain di seguito riassunti: i) l'aumento dei tempi di consegna a causa dei ritardi nella ricezione degli articoli: le restrizioni alle frontiere e la sospensione dei trasporti hanno interrotto l'intera rete di approvvigionamento, causando una maggiore congestione degli ordini, carenze di fornitura e shock della domanda; ii) la fluttuazione dei prezzi di fornitura, con un impatto negativo sulle relazioni tra fornitori, rivenditori e clienti: il panico generato dalla

mancanza di scorte ha influito sui prezzi di mercato; (iii) la riduzione dei profitti e dei rendimenti riflessa in un aumento della probabilità di insolvenza delle imprese e in un peggioramento del merito creditizio e del rischio di liquidità; (iv) carenze nei contingency plan associati a bassi livelli di scorte e/o a una scarsa diversificazione dei fornitori; (v) riduzione del capitale umano disponibile; (vi) difficoltà di ottenere informazioni sui dati dai partner a causa della mancanza di visibilità e di coordinamento; (vii) i cambiamenti nell'uso della tecnologia lungo la Supply Chain: la Pandemia ha modificato le tendenze dei consumatori, che si sono affidati agli acquisti online, a vantaggio del commercio online e a scapito delle attività di vendita al dettaglio.

Alla luce di quanto sopra analizzato, la disruption causata dalla Pandemia ha fatto emergere le criticità delle Supply Chains al punto tale da mettere in discussione l'effettiva resilienza di quest'ultime. A tal proposito, è necessario interrogarsi sulla validità delle strategie tradizionalmente adottate per incrementare la resilienza, nonché se l'adozione di principi lean, come bassi livelli di inventario, possano effettivamente giocare a sfavore della resilienza, ed ancora quali possano essere le strutture più resilienti in simili scenari. Risulta dunque evidente la necessità per le imprese di adattare i propri modelli organizzativi al contesto pandemico in vista anche delle future sfide commerciali e il ripetersi di scenari avversi come quello descritto. Emerge così la necessità di pensare a strategie e modelli da adottare, che vadano oltre le classiche impostazioni adottate in scenari di SCD. Si tratta di strategie, modelli e misure basate su logiche efficaci, efficienti e non distorte che possono “*edificare*” una Supply Chain più resiliente capace di fronteggiare le emergenze.

In questo scenario, appare evidente come il private manager e il public manager siano chiamati a compiere delle scelte in materia di resilienza. La resilienza è comunemente intesa come la capacità di un sistema di tornare al suo stato originale o a una condizione ancora più desiderabile dopo un determinato evento sfavorevole (Parast & Shekarian, 2019). Da un lato il private manager delle imprese deve rivedere le sue strategie di resilienza, considerando contromisure adeguate a garantire la continuità dei processi, ridurre i costi, generare liquidità e sviluppare una Supply Chain in grado di

garantire la sicurezza dei dipendenti (Magableh, 2021). Dall'altro il public manager è chiamato a decidere sulle opportune politiche di sostegno alle imprese e alle famiglie in periodo di crisi come quelle derivanti da COVID-19. Tale sostegno è un problema decisionale complesso, dove il public manager è chiamato ad allocare con attenzione le limitate risorse disponibili. Infatti, tale sostegno in un periodo di turbolenza finanziaria è una possibilità contemplata dalla teoria keynesiana, a patto che non si traduca in aiuti di Stato indiscriminati e che i conti pubblici non vengano messi a rischi.

Al fine di perseguire tali obiettivi sarà necessario intraprendere strategie e misure nel breve e nel lungo periodo sia da parte del private manager che da parte del public manager.

Nel breve periodo, a fronte della crisi emergenziale da COVID-19, il private manager deve tenere in considerazione misure di contenimento e di protezione dal virus per i dipendenti, nonché un considerevole riadattamento delle fonti di approvvigionamento abituali, dei canali di vendita e i metodi di consegna disponibili anche in ottica delle nuove tecnologie disponibili.

Nel lungo periodo il private manager dovrà considerare attentamente le conseguenze delle disruption e implementare soluzioni, nonché valutare le strategie di resilienza, riconsiderando la dipendenza dal modello di Supply Chain globale, tenendo conto altresì dell'esperienza accumulata nelle varie fasi di crisi precedente; laddove necessario sarebbe opportuno prevedere interventi strutturali in termini di riorganizzazione e reingegnerizzazione ovvero interventi inclusi nell'ambito del Business Process Management. Gli interventi riguarderebbero l'organizzazione complessiva, i modelli di Governance, i Sistemi di Controllo Interni, la funzione di Risk Management con una revisione dei processi aziendali e una rivalutazione critica dell'utilizzo dei modelli Value Based Management, considerando i vantaggi relativi all'implementazione di tecnologie innovative in linea con l'Industria 4.0. L'obiettivo è quello di sviluppare opportune strategie di resilienza che consentano l'allineamento tra le decisioni strategiche, operative e finanziarie tra i diversi livelli della Supply Chain anche in funzione dei rischi (Li et al., 2006), ovvero misure adeguate a garantire:

1. **La continuità operativa.** In materia di continuità operativa secondo Aldrighetti et al., (2021) strategie come la Backup Supply (BS)¹⁰, Operational Reassignment (OPR)¹¹, Reliable Backup Assignment (RBA)¹², Lateral Transshipment (TRS)¹³ possono essere utilizzate per mitigare il rischio di disruption. Tuttavia, è necessario ripensare a tali strategie specificatamente in scenari pandemici. Infatti, bisogna considerare che, le imprese hanno dovuto affrontare a causa della Pandemia l'arresto, seppur temporaneo, delle attività dei propri partner per via dei lockdown in diversi Paesi. Ciò ha comportato una riduzione della capacità produttiva, accompagnata da non sufficienti supporti dai governi nazionali (Cappelli & Cini, 2020), con il conseguente rischio potenziale che alcuni imprese-partner, se non in grado di assorbire le perdite, potrebbero interrompere definitivamente le attività; in tal caso le imprese avrebbero meno opzioni in merito alla scelta dei fornitori, riducendo la concorrenza del mercato con un riflesso sui prezzi d'acquisto (Majumdar, Shaw, & Sinha, 2020). Una sfida di questo genere richiederà alle imprese l'instaurazione di nuove partnership (Strategic Supplier Partnership) all'interno della Supply Chain. La relazione a lungo termine tra l'organizzazione e i suoi fornitori consente di sfruttare le capacità strategiche e operative dei singoli partecipanti per aiutarli a raggiungere gli obiettivi comuni (Balsmeier & Voisin 1996; Stuart, 1997.; Sheridan, 1998; Tan et al., 2002). Anche se non è da sottovalutare che questo influenzerà le relazioni e le collaborazioni esistenti (Paul et al., 2021). Una cultura fondata sulla collaborazione sembra configurarsi come un nuovo bisogno, e costruire relazioni di fiducia tra partner in una Supply Chain può agevolare il processo di data-

¹⁰ I prodotti mancanti per via della disruption sono coperti richiedendo più prodotti di quanto concordato con i fornitori rispetto alle condizioni di normale operatività.

¹¹ Questa strategia si basa sui cambiamenti in parametri strutturali e operativi. A seconda del disturbo, riassegna i flussi di trasporto, le quantità di approvvigionamento, la produzione e l'inventario ad altre strutture e collegamenti di trasporto basati su disponibilità delle risorse.

¹² Quando la struttura assegnata primaria viene interrotta, la domanda viene assegnata a una struttura secondaria affidabile facilità.

¹³ Questa è una strategia di condivisione dell'inventario tra membri dello stesso Supply Chain.

sharing (Sharmaa, Adhikaryb, & Borah, 2020). A ciò è riconducibile anche la difficoltà nel reperire le materie prime, una delle principali cause che, con il rapido ed inaspettato diffondersi della Pandemia da COVID-19, ha evidenziato la fragilità delle Supply Chain (Paul et al., 2021). Questo però si ripercuote non solo sulle imprese, ma anche sui consumatori in quanto, a causa dei continui rincari a doppia cifra proprio sulle materie prime, e alla difficoltà da parte delle imprese di assorbirli, queste sono costrette a scaricarli a valle e quindi al consumatore finale (Netti, 2021). In questo contesto occorre sviluppare delle strategie che possano rafforzare i rapporti con la clientela. Infatti, come già espresso nel paragrafo 1.1, il lockdown ha cambiato le abitudini di acquisto del consumatore privilegiando il commercio online. Una trasformazione digitale nel mondo, l'acquisto di prodotti, o eventuali servizi, a portata di “*un clic*” fa sì che il consumatore “*online*” sia sempre più informato ed esigente. Ecco perché nello shopping online è importante mantenere un buon rapporto tra impresa e cliente. Se ciò è vero in un contesto ordinario, a maggior ragione lo sarà in un contesto di crisi come quello della Pandemia da COVID-19. Trovare alternative innovative in grado di soddisfare il bisogno di sicurezza del cliente sono un “*must*” per le imprese che devono garantire servizi comodi, pratici e veloci in linea con i punti di forza del commercio online e il “*Phygital Marketing*”. L'introduzione di servizi come quello chiamato “*Home Try-On*”(un servizio che consente al cliente di provare a casa una serie di prodotti che è intenzionato ad acquistare), Virtual Shopping (che dà al cliente la possibilità, pur restando a casa, di comunicare in videochiamata con un consulente), assistenza e supporto informativo improntato sulle best practice del Customer Care e strategie di corporate social-responsability consentono di saper replicare in totale sicurezza quell'esperienza d'acquisto tipica del mondo “*reale*”, inclusa la sua componente più emozionale. L'implementazione di politiche e strategie di gestione per le piattaforme di e-commerce, dunque possono oltre che migliorare i risultati organizzativi, consentono di velocizzare il processo di fidelizzazione del cliente (Oliveira et al., 2021).

2. **Una buona pianificazione della domanda.** In materia di pianificazione della domanda autori come Sharma, Adhikary & Borah (2020) hanno pubblicato uno studio dal quale è emerso che, tra 89 delle imprese del NASDAQ, la preoccupazione principale è legata all'incertezza della domanda, e la connessa sfida della pianificazione della stessa. In un contesto di crescente incertezza, diventa più difficile costruire un modello di previsione affidabile che comprenda tutti i fattori che aumentano la volatilità della domanda. In questo contesto, le nuove tecnologie dell'Industria 4.0 potrebbero essere rilevanti. Infatti, metodi basati per esempio sulla IA consentono di considerare numerose variabili esplicative per costruire un modello previsionale realistico e affidabile.

3. **L'approvvigionamento finanziario.** In materia di liquidità è necessario fare riferimento al rischio di liquidità ed alle eventuali strategie per mitigarlo. La Financial Supply Chain (FSC) comporta l'ottimizzazione del finanziamento interaziendale, nonché l'integrazione dei processi di finanziamento con clienti, fornitori e prestatori di servizi al fine di aumentare il valore di tutte le società partecipanti (Pfohl & Gomm, 2009). Alcune interessanti panoramiche di FSC presentano i suoi elementi costitutivi e mostrano che i modelli FSC mirano non solo a ridurre i costi, ma anche a mitigare il rischio. FSC dipende dalla cooperazione tra gli attori di una Supply Chain, che può portare a numerosi vantaggi, ad esempio un minore costo del debito, nuove opportunità per ottenere prestiti o capitale circolante ridotto all'interno della Supply Chain. Pertanto, la ricerca include l'ottimizzazione congiunta delle decisioni di filiera, i termini contrattuali sulla dilazione dei pagamenti e/o sugli sconti anticipati, la gestione integrata, le politiche del credito e gli strumenti di mitigazione del rischio. Diversi strumenti FSC sono stati proposti in letteratura. Wuttke et al. (2013a) suggeriscono una varietà di FSC, come inventory financing, trade credit, dynamic discounting, supplier subsidy, factoring, reverse factoring, invoice auction, e il consignment inventory che possono essere utilizzati per ridurre il rischio di liquidità e migliorare le prestazioni del capitale circolante. Ulteriori tipi di strumenti di finanziamento della Supply

Chain sono stati studiati in relazione a variabili di mercato, ovvero variabili come il tasso di interesse e il valore di recupero, che influenzano la gestione della Supply Chain (Zhang et al., 2014). Esistono diversi studi che considerano la relazione tra la gestione dell'inventario e le politiche di credito commerciale nel contesto del modello EOQ. L'indagine di Seifert, Seifert & Protopappa-Sieke (2013) offre un'analisi completa dell'impatto del credito commerciale, mentre Porteus (1985) ha esteso il modello EOQ considerando il costo del capitale circolante (EOQW).

- 4. Il recupero delle risorse.** In materia di recupero delle risorse, la ripresa da eventi di disruption richiede inevitabilmente l'adozione di strategie flessibili che prendano in considerazione differenti possibili scenari, con l'obiettivo di essere adatte ai diversi impatti che eventi di disruption possono generare lungo la Supply Chain (Paul, et al., 2021); ecco che potrebbe rappresentare una delle principali sfide per le imprese, ma al tempo stesso una delle soluzioni più efficaci per una più rapida ripresa, quella di adottare una combinazione di strategie di recupero (Rahmana, et al., 2021; Chowdhury et al., 2021). Come emerso, la difficoltà nel reperire risorse dal mercato globale durante una crisi porta a concepire la Supply Chain con caratteristiche differenti rispetto a quelle pre-Pandemia; queste includono una catena del valore più corta, diversificare i mercati di approvvigionamento e puntare su un approvvigionamento locale in modo tale da avere impianti di produzione che operino vicino i fornitori chiave e viceversa (Paul, et al., 2021). Fare affidamento su pochi fornitori, e ancor di più se concentrati in una particolare area geografica, può essere da ostacolo nella riconfigurazione della Supply Chain e quindi giocare a sfavore della sua agilità (Sharmaa, Adhikaryb, & Borah, 2020). Ed ancora, adottare tecnologie come intelligenza artificiale, blockchain e deep learning, verso una Supply Chain sempre più data-driven che sia in grado di raccogliere una grande quantità di dati, ma che sia anche dotata di una infrastruttura tecnologica in grado di elaborarli e trasformarli in informazioni significative, può essere utile ad anticipare e rispondere prontamente a eventi di disruption (Sharmaa, Adhikaryb, & Borah, 2020); infatti in tal modo si potrebbero ridurre i tempi di recupero

dall'attuale crisi pandemica, e ridurre allo stesso tempo gli impatti di un ipotetico simile evento futuro (Paul, et al., 2021). In questo contesto, le prove di stress e la formulazione di piani di emergenza risulta essere fondamentale.

5. **Opportuni piani per la sicurezza dei dipendenti.** In materia di sicurezza per i dipendenti, sono necessarie misure per la salvaguardia dei propri dipendenti. Si tratta di una combinazione di rigorose misure di protezione, tecnologia e comunicazioni virtuali per aiutare a mantenere i dipendenti al sicuro. Processi di sanificazione, l'implementazione di protocolli operativi, linee guida sul distanziamento sociale, programmi per aiutare i dipendenti a gestire il cambiamento durante la Pandemia con sessioni video su salute e sicurezza, gestione dello stress e lavoro a distanza, nonché informazioni sulle politiche speciali in linea con linee guida del WHO, delle autorità nazionali ed i propri protocolli di salute e sicurezza, oltre a garantire la responsabilità sociale dell'impresa, possono mitigare la riduzione del capitale umano disponibile e dunque il numero di dipendenti infettati dal virus.

Allineare le decisioni strategiche, operative e finanziarie tra i diversi livelli della Supply Chain sviluppare strategie di resilienza in funzione dei rischi non possono prescindere inoltre dai seguenti interventi:

1. **Ridefinire il ruolo della funzione di Risk Management e sviluppare piani di gestione del rischio anche in funzioni delle emergenze.** In questo contesto sarà necessario valutare l'approccio utilizzato nella visione filosofica della funzione di Risk Management rivolgendosi al tema dell'Enterprise Risk Management (ERM): un modello volto al miglioramento della gestione del rischio globale. In quest'ottica saranno necessari interventi orientati verso la gestione integrata del rischio, con il coinvolgimento sempre più attivo dei vertici e la collaborazione tra le diverse funzioni aziendali nonché un cambiamento nella cultura dell'impresa dove la funzione di risk management non rappresenti un'attività di mero controllo dei rischi aziendali, quanto piuttosto un'attività di supporto al processo direzionale. Bisogna ricordare che in assenza di

frizioni nel mercato (mercati perfetti) il risk management, il capital budgeting e il capital management risultano essere slegati. Nel mondo reale i mercati sono tutt'altro che perfetti (presenza di imposte, costi di transazione ecc..) pertanto, l'attività di Risk Management assume rilevanza non solo in quanto semplice strumento per il controllo e la misurazione dei rischi ma, anche per i legami che essa presenta con l'ottimizzazione della struttura finanziaria e con la selezione di attività capaci di massimizzare la creazione di ricchezza per gli azionisti. Tali interventi dovranno tenere in considerazione del presidio di tutti i rischi aziendali e delle relative correlazioni sia in situazione ordinarie che straordinarie di stress, quindi anche in condizioni di eventi sistemici come, per esempio, rappresentato dal COVID-19. In questo contesto, la formulazione di piani di emergenza potrebbe contribuire alla sopravvivenza delle Supply Chains (El Baz & Ruel, 2021). I rischi risultano essere altamente pericolosi quando si manifestano variazioni inattese e dunque meno probabili. Pertanto, risulta necessario verificare la propria resilienza sia in condizioni ordinarie sia straordinarie. A tal fine saranno necessari strumenti per la modellizzazione dell'incertezza o le prove di stress. Le prove di stress riguardano le analisi di scenario dove si va a considerare il deteriorarsi di determinate variabili a fronte di condizioni sfavorevoli (worste case). Per la formulazione delle prove di stress, le imprese possono adottare approcci di tipo storico (esperienze passate), statistico (attraverso modelli), judgement-based (congetture soggettive formulate da esperti). La Pandemia rappresenta un evento senza precedenti; pertanto, sarà necessario nella predisposizione delle prove di stress che il risk manager tenga conto dell'esperienza accumulata nelle varie fasi di crisi precedenti. Le prove di stress consentono di individuare le vulnerabilità e di pianificare per tempo contingency plan da attivare al verificarsi degli scenari e dunque fornire una risposta tempestiva a una crisi. Tale tempestività consente di ridurre l'ampiezza e a caratterizzarne gli esiti. L'individuazione di possibili vulnerabilità dev'essere seguita da provvedimenti tipo acquisto di una "protezione", assicurazioni, ristrutturazione del business, maggior grado di diversificazione, predisposizione di piani

emergenza volto a fronteggiare scenari particolarmente avversi. Pertanto, tali piani devono prevedere: i) una rassegna delle diverse strategie di mitigazione in caso di shock; ii) le strutture responsabili e le persone responsabili delle politiche di straordinaria.

2. **Ridefinire il ruolo del sistema di controlli interni.** La ridefinizione delle attività del sistema dei controlli interni riguarda una valutazione dell'insieme delle regole, funzioni, strutture, risorse e processi utilizzate per garantire obiettivi come la conformità alle leggi, l'affidabilità e integrità delle informazioni, la salvaguardia del patrimonio e il contenimento del rischio. Si tratta di valutare l'adeguatezza del proprio sistema di controllo interno considerando l'implementazione laddove è possibile di un modello a tre linee di difesa. Quest'ultimo, infatti, consentirebbe un adeguato allineamento tra obiettivi, buon governo e ERM.
3. **Valutare le misure di Corporate Governance.** Il successo sostenibile, inteso come l'obiettivo che deve guidare il Consiglio di Amministrazione per la creazione di valore per gli azionisti e tutti gli stakeholders, deve essere improntato sulle best practices in materia di corporate governance. Tuttavia, lo scenario attuale dovrebbe fungere da duro promemoria dell'importanza di disporre di adeguati processi di gestione strategica in grado di identificare potenziali minacce, pianificazione anticipata e salvaguardia delle funzioni aziendali critiche in caso di disruption. In quest'ottica sarà necessario rivedere i principi su cui deve essere improntato il governo societario: la chiara distinzione dei ruoli e delle responsabilità, un appropriato bilanciamento dei poteri, una equilibrata composizione degli organi; l'efficacia dei controlli, il presidio di tutti i rischi aziendali e l'adeguatezza dei flussi informativi devono essere opportunamente riesaminati in un'ottica di uno scenario emergenziale tenendo presente anche eventuali adeguamenti tecnologici come lo Smart working, i nuovi canali di comunicazione per rapporti aziendali e commerciali.
4. **Un sistema informativo integrato.** Attraverso l'integrazione dei sistemi informativi e la loro efficace implementazione nei processi aziendali è possibile garantire le prestazioni, aumentare l'efficienza e per migliorare il livello di servizio offerto al cliente finale, riducendo al contempo i

costi operativi. Studi in letteratura confermano l'importanza del livello di condivisione delle informazioni: affinché la Supply Chain funzioni a pieno regime sia necessario avere una visione unitaria del sistema, che garantisca la certezza delle informazioni trasmesse non solo tra le business units, ma anche con i partner di filiera (Balsmeier & Voisin 1996; Towill DR. 1997; Lalonde, 1998; Monczka, Petersen, & Ragatz 1998; Childhouse & Towill, 2003). L'importanza delle caratteristiche come l'accuratezza, la tempestività, l'adeguatezza e la credibilità delle informazioni scambiate nel processo della Supply Chain viene evidenziata da diversi autori (Berry, Towill & Wadsley nel 1994; Metters, 1997; Moberg Cutler, Gross & Speh, 2002; Feldmann & Müller, 2003; Reza et al., 2022)

5. In questo contesto risulta fondamentale pianificare la collaborazione di tutte le risorse coinvolte nell'impresa a cui spetta il compito di dotarsi di tutti gli strumenti informativi necessari a monitorare e gestire i flussi di informazione. Il personale invece deve diventare la parte proattiva del cambiamento, attraverso lo sviluppo di competenze adeguate a operare con i nuovi strumenti. Chiaramente nel breve periodo spesso disporre di tutte le figure necessarie per attuare il processo di trasformazione digitale è spesso impossibile: dotarsi di un consulente per l'innovazione potrebbe rappresentare un'opportunità per tutte quelle imprese che non dispongono di sufficienti risorse interne, ma vogliono crescere e accrescere la loro competitività (Reza et al., 2022).

3. **Incremento e diffusione delle nuove tecnologie.** L'implementazione di nuove tecnologie dell'Industria 4.0 come parte di una strategia di modernizzazione delle operazioni sull'intera Supply Chain è fondamentale per restare competitivi nell'era del COVID-19. La pressione della Supply Chain ha reso indispensabile per le imprese l'utilizzo di nuove tecnologie. Diverse sono le proposte tecnologiche che potrebbero "allentare" tale pressione. La Survey di Reza et al., (2022) enfatizza il processo di digitalizzazione nella gestione della Supply Chain, per gestire le disruption individuando nelle tecnologie come IoT, big data, cloud computing, produzione additiva, automazione e blockchain i driver per mantenere la resilienza

della Supply Chain. Infatti, tali tecnologie consentendo alle imprese di monitorare, operare e ispezionare da remoto attività della Supply Chain, enfatizzate dal COVID-19 consentono la continuità operativa, il controllo migliorando l'efficienza, la produttività, la reattività, la trasparenza e le performance complessive (Sharmaa, Adhikaryb, & Borah, 2020). In altre parole, le nuove tecnologie dimostrano di essere “*un facilitatore*” significativo nella gestione della disruption causata dalla Pandemia da COVID-19, con velocità e scalabilità superiori rispetto al lavoro umano (Acioli, Scavarda & Reis, 2021).

4. **Strutturazione di un sistema di monitoraggio e di big data.** L'intelligenza artificiale, la blockchain e il deep learning, sono tecnologie abilitanti per una Supply Chain data-driven, dotata di una infrastruttura tecnologica in grado di raccogliere una grande quantità di dati, elaborarli e trasformarli in significative informazioni utili ad anticipare e rispondere prontamente ad eventi di disruption come quello della Pandemia da COVID-19 (Sharmaa, Adhikaryb, & Borah, 2020). In tal modo si potrebbero ridurre i tempi di recupero dall'attuale crisi pandemica, e ridurre allo stesso tempo gli impatti di un ipotetico simile evento futuro (Paul, Chowdhury, Moktadir, & Lau, 2021).
5. **Eliminare le possibili distorsioni nelle politiche performance management.** Sarà necessario rivedere i modelli utilizzati a supporto delle decisioni assegnando un opportuno peso alle diverse dimensioni anche alla luce di eventi imprevedibili e disastrosi come quello del COVID-19. A tal fine il processo di supporto alla decisione non può prescindere da un modello data-driven Value based management che consenta ai manager di prendere decisioni informate considerando i vantaggi relativi all'implementazione di tecnologie innovative in linea con l'Industria 4.0.
6. **Coordinamento tra misure di ripresa sostenibile del settore societario e le priorità dell'intervento pubblico.** Le strategie di ripresa necessitano di una azione politica mirata che garantisca a investitori, dirigenti, amministratori e parti interessate gli strumenti e gli incentivi

necessari ad assicurarsi che le pratiche aziendali siano idonee alla realtà post-coronavirus (Reza et al., 2022). A tal fine i manager dovranno considerare le diverse dimensioni in termini di etica, economicità ed efficacia definendo un processo multidisciplinare che utilizza principi metodologici data-driven, trasparenti ed uniformi volti ad una forma completa di ricerca che le conseguenze economiche e sociali a breve e lungo termine.

Per quanto riguarda il public manager nel breve periodo saranno necessari interventi tempestivi mirati a sostenere le famiglie e le imprese di fronte alla “*liquidity spirals*”: si tratta iniezioni di liquidità volte a sostenere il tessuto economico produttivo. La necessità dell'intervento pubblico trova giustificazione nella presenza di rischio sistematico (tale argomentazione verrà discussa nel paragrafo 3.3.2 dove verranno analizzate le relazioni tra le key variables del Credito in presenza di crisi sistemiche). Nel lungo periodo, è chiaro che se da un lato la situazione emergenziale richiede un intervento immediato essa, comunque, non deve rappresentare un espediente per finanziare indiscriminatamente le imprese private e mettere a rischio le finanze pubbliche. Pertanto, risultano necessari criteri per la selezione delle strategie di sostegno più appropriate, l'istituzione di metodologie, misure e strumenti finanziari che possono rafforzare il capitale proprio e aumentare la futura capacità di indebitamento delle imprese, garantire strategie di uscita opportune, considerando altresì una allocazione trasparente, razionale delle risorse scarse e un equilibrio tra gestione efficiente e controlli atti a prevenire le frodi. A tal fine il public manager deve:

- 1. Fornire misure per supportare le imprese, le famiglie e lavoratori più colpiti dalla crisi economica considerando la tenuta dei conti pubblici.** Diverse sono le misure di politica economica volte a sostenere l'economia in presenza di turbolenze finanziarie. Tuttavia, la peculiarità e gli effetti finanziari del COVID-19 richiedono approccio reattivo e proattivo. Infatti, è necessario agire supportando le economie esistenti (approccio reattivo) e allo stesso tempo attenuando gli effetti della Credit Crunch (proattivo). In materia di sostegno diretto alle economie e dunque secondo un approccio reattivo è possibile considerare:

- a) Sovvenzioni e prestiti a imprese fundamentalmente solide garantite da garanzia statale.** Nell'ambito delle nuove regole sul Temporary Framework dell'Unione Europea, l'intervento dovrebbe trovare fondamento nelle moratorie per i finanziamenti alle imprese, con misure di sostegno alla liquidità, garanzie sui finanziamenti, misure per il sostegno all'esportazione, all'internazionalizzazione e agli investimenti delle imprese, l'istituzione di fondi di solidarietà per i mutui per l'acquisto della prima casa. Tuttavia, come già specificato in precedenza tali sovvenzioni, prestiti e garanzie non devono essere prestate in modo indiscriminato ma, solamente a quelle realtà che *"soffrono"* a causa del lockdown. Infatti, l'intervento pubblico deve considerarsi una misura straordinaria a fronte di un evento catastrofico come quello pandemico e non deve mai rappresentare un espediente per appesantire il debito pubblico. (Tale problematica verrà approfondita nell'ambito del paragrafo 3.3.3).
- b) Differimento delle imposte per le imprese e le piccole imprese.** Appare palese come misure fiscali come le sospensioni, proroghe e rinvii, cancellazione e riduzione di imposte, incentivi e ristori a fondo perduto, sostegno alla patrimonializzazione, misure settoriali, possano concedere *"respiro"* alle imprese in difficoltà a causa delle misure restrittive come quelle derivanti dal lockdown.
- c) Aumentare il budget del settore della previdenza sociale, in modo da poter effettuare i pagamenti al crescente numero di disoccupati.** Per sostenere le fasce di popolazione più svantaggiate, è necessario istituire fonti di reddito di emergenza: un sostegno straordinario rivolto ai nuclei familiari in condizione di necessità economica. Inoltre, la crisi sanitaria potrebbe mettere ancora più in evidenza le criticità nella composizione della spesa assistenziale. L'incremento delle risorse dei fondi sociali finalizzate al rafforzamento di interventi ed azioni di sostegno alle

categorie più fragili possono contrastare i fenomeni di povertà ed emarginazione sociale.

- d) Aumentare il budget del settore sanitario per far fronte alle pressioni legate all'acquisto delle attrezzature necessarie, alle assunzioni aggiuntive, et al.** Per un approfondimento è possibile fare riferimento paragrafo 2.1.1.
- e) Agevolare le soluzioni di SCF.** L'obiettivo è quello di migliorare l'accesso ai finanziamenti e la gestione dei flussi finanziari per l'intera Supply Chain, supportando in particolare gli attori più deboli come le PMI (Gelsomino et al., 2016). Si tratta di supportare un approccio collaborativo che coinvolge sia le imprese lungo la filiera e i fornitori di servizi finanziari e tecnologici. Nell'agevolare tali soluzioni bisogna ricordare che tradizionalmente, in caso di shock idiosincratici, il credito commerciale ha svolto una efficace funzione di ammortizzatore dell'impatto economico negativo (Boissay & Gropp, 2013). Tuttavia, nel contesto attuale legato al diffondersi della Pandemia, tale funzione risulta significativamente ridimensionata, data la natura sistemica dello shock. La semplificazione delle cessioni di crediti vantati verso la Pubblica Amministrazione, la limitazione o l'abolizione del ricorso alle clausole di non cedibilità dei crediti commerciali che impediscono alle imprese di smobilizzare i propri crediti in caso di temporanee o durature esigenze di liquidità, la possibilità di cedere a banche e intermediari finanziari (con relativa anticipazione), l'estensione della moratoria dei prestiti, alle imprese di dimensioni maggiori e, in generale, ai debitori ceduti nelle operazioni di factoring insieme alle attività di "education" a favore delle imprese e delle istituzioni finanziarie rappresentano leve importanti per il sostegno alla liquidità delle imprese.

In materia di mitigazioni degli effetti della credit crunch secondo un approccio proattivo saranno necessarie strategie di breve e lungo periodo. Nel breve periodo sarà necessario:

- a) Allentare i limiti dettati dalle politiche monetarie e decise dalle Banche Centrali per ridurre la pro-ciclicità.** Se, per esempio, alle istituzioni finanziarie venisse richiesto un maggiore coefficiente di riserva obbligatoria o si introducesse un tetto massimo alla possibilità di concedere finanziamenti rispetto all'anno precedente o si aumentasse il requisito patrimoniale, essi sarebbero indotti ad aumentare i tassi di interesse oppure verso un processo di *"flight to quality"* ovvero concederebbero solo prestiti in condizioni di rischio minimo, a scapito delle imprese più innovative che cercano finanziamenti per progetti più sfidanti.
- b) Attenuare i problemi legati all'approvvigionamento finanziario delle banche.** La Credit Crunch, senz'altro sintomo della difficile situazione economica, è anche frutto però della difficoltà delle banche nel reperire finanziamenti ad un costo di provvista adeguato. Misure legate alla riduzione dei tassi ufficiali di sconto possono attenuare il problema; infatti, se l'economia rallenta, tassi bassi stimolano investimenti, consumi e (in generale) una maggiore circolazione della liquidità; se l'economia accelera, i tassi vengono ritoccati verso l'alto, per impedire una inflazione eccessiva (esempio ciò che accade al giorno d'oggi).

Nel lungo periodo saranno necessarie le seguenti misure:

- a) Attenuare i problemi derivanti dalla pro-ciclicità.** L'argomento relativo agli effetti della prociclicità risulta essere da lungo tempo oggetto del processo di revisione. Infatti, i nuovi emendamenti e il processo di transizione da Basilea 2 a Basilea 3 ne è la conferma.
- b) Fornire possibili strategie di gestione dei futuri Non Performing Loans.** La congiuntura economica negativa potrebbe portare a una crescita di crediti deteriorati nei bilanci delle istituzioni finanziarie che reagirebbero con una ulteriore contrazione del credito. Pertanto, sarà opportuno definire possibili strategie che possano concorrere

allo smaltimento dei crediti deteriorati e alla gestione di eventuali crisi bancarie. Possibili strutturazioni di Asset management company ¹⁴ potrebbero essere riprese in considerazione anche se i loro effetti sul sistema complessivo sarebbe alquanto opinabile.

Occorre, comunque precisare che la politica stringente della Banca Centrale Europea (BCE) genera di per sé una certa pro-ciclicità: imponendo norme più stringenti, la BCE riduce di fatto la possibilità di erogare finanziamenti. Negli anni le novità legislative hanno cercato di favorire le dismissioni di attivi patrimoniali arricchendone le forme operative (a titolo esemplificativo, tra le altre, l'introduzione della possibilità di concedere finanziamenti nell'ambito di operazioni di cartolarizzazione), tuttavia, in un contesto emergenziale, ancor più risultano necessarie nuove forme più sofisticate di gestione negoziale. Possibili soluzioni potrebbero essere legate alla possibilità di istituire forme di ristrutturazione e piani di risanamento dove l'istituto finanziario si troverebbe ad essere partner dell'imprenditore qualora quest'ultimo si trovasse in crisi, assumendone una eventuale quota. Una ristrutturazione in tal senso potrebbe trovare una sua compiuta

¹⁴ Asset management company sono utilizzati per iniettare liquidità nelle banche sostituendo le attività illiquide con somme di denaro. Trattasi di una società, sovente a partecipazione mista tra pubblico e privato, che ha il compito di rilevare gli attivi deteriorati dagli istituti in crisi pagando un prezzo "di favore", ovvero mediamente superiore a quello che si realizzerebbe sul mercato; ciò evita all'istituzione finanziaria cedente le eccessive perdite che deriverebbero da una cessione a prezzo più contenuto. L'acquisto degli attivi deteriorati viene finanziato con l'emissione, da parte delle AMC, di obbligazioni garantite dallo Stato. Le misure di salvataggio passate hanno mirato a ristabilire la capacità di raccolta degli istituti salvati, tramite la prestazione di garanzie governative sulle passività emesse e, in extremis, hanno previsto aumenti di capitale sottoscritti dallo Stato. Esse sono in antitesi con il principio di incompatibilità dettate dall'Unione sulle misure di sostegno alle imprese adottate con l'utilizzo di risorse pubbliche, in quanto idonee a falsare il libero gioco concorrenziale, attribuendo un vantaggio economico a talune imprese a detrimento di altre operanti nello stesso mercato. Tuttavia, sono ammesse delle deroghe a tale divieto, stabilendo che possono considerarsi compatibili con il mercato interno "gli aiuti destinati a promuovere la realizzazione di un importante progetto di comune interesse europeo oppure a porre rimedio a un grave turbamento dell'economia di uno Stato membro". Nella fase più acuta della crisi (2008), sulla scia dell'emergenza, la Commissione ha autorizzato le misure pubbliche a sostegno del sistema bancario. La Comunicazione del 2013 ha chiuso definitivamente la "stagione dell'emergenza", aprendo ad un nuovo approccio verso le crisi bancarie mirante a limitare il più possibile l'impiego di soldi pubblici nei salvataggi bancari (cd. *bail out*) a favore di soluzioni che coinvolgano maggiormente le risorse degli stakeholders dell'istituzione finanziaria, ovvero azionisti e alcune tipologie di creditori (cd. principio del *bail in*). Tale scelta è stata giustificata con la necessità di interrompere il nesso tra gli onerosi salvataggi bancari, l'aumento dei deficit e del debito pubblico e il conseguente rischio di instabilità finanziaria dei debiti sovrani (come avvenuto nel periodo 2010-2012) ed ha trovato il suo culmine con l'istituzione del Meccanismo Unico di Risoluzione (Single Resolution Mechanism) nell'ambito dell'Unione Bancaria.

attuazione nell'ambito della gestione collettiva del risparmio: essendo i fondi comuni realtà professionali che operano tipicamente nelle ristrutturazioni/valorizzazioni di imprese, questi consentono di valorizzare l'investimento dell'istituzione finanziaria in termini dei crediti da ristrutturare. Lo schema dell'operazione può essere così brevemente descritto: l'istituzione finanziaria conferisce al fondo i crediti deteriorati da ristrutturare. Il fondo sarà gestito da un fondo comune di investimento, con il quale, attraverso la sua gestione, si realizzerà la ristrutturazione dell'impresa in crisi, attuando tutti quegli atti idonei a far uscire l'impresa dalla situazione di difficoltà. In conclusione, si ritiene necessario, creare una dinamicità di forme e soluzioni alle negoziazioni, nonché ampliare, con vari accorgimenti, le possibilità di concedere finanziamenti così da evitare credit crunch, il fallimento delle imprese e dunque gli eventuali impatti negativi sulla società (disoccupazioni, impoverimento et al.).

2. Razionalizzare gli interventi. Le misure di politica economica volte a sostenere l'economia in un momento di crisi sistemica come quella del COVID-19 non possono prescindere da un adeguato processo di gestione e allocazione del capitale. Un intervento non razionalizzato si tradurrebbe in un aiuto indiscriminato inefficace e inefficiente che metterebbe a repentaglio la salute finanziaria dello Stato e del sistema generale. Infatti, pur sapendo che clausola di salvaguardia generale permette agli Stati dell'Unione Europea di intraprendere le necessarie misure di coordinamento delle politiche sforando il limite di riferimento nell'ambito del Patto di Stabilità (il deficit non superiore al 3% del PIL), bisogna comunque considerare il rischio Sovrano. Infatti, le manovre di politica economica espone lo Stato a rischi considerevoli. L'esistenza di tali rischi giustifica la grande attenzione da riservare all'intero processo di gestione dell'emergenza. Occorre dunque un intervento coordinato, reattivo e proattivo un mix di strategie di politica fiscale e monetaria che possono fare fronte alla situazione di crisi. Tali strategie messe in atto devono seguire un approccio reattivo, proattivo e tempestivo che tenga

in considerazione il rischio sovrano. In altre parole, è essenziale garantire la corretta gestione delle procedure di insolvenza e dei processi di ristrutturazione che consentano una rapida ed efficiente uscita dal mercato delle imprese non vitali e una ristrutturazione di quelle vitali con esiti positivi. Attingendo alle esperienze maturate durante la Pandemia per quanto riguarda la risoluzione delle problematiche in materia di liquidità e solvibilità, il public manager e le autorità di vigilanza dovrebbero cogliere l'occasione per procedere a una revisione dell'efficienza generale dei regimi di insolvenza e per riesaminare in che misura le rinegoziazioni del debito, adeguate al mercato, possano rappresentare una pratica efficace per tutelare, ristrutturare e riallocare il capitale. Tenendo conto del fatto che si registrerà un aumento della quota di imprese sottocapitalizzate e non vitali in seguito alla Pandemia, le misure temporanee adottate dovrebbero essere riviste per garantire che le risorse non continuino a essere impiegate permanentemente nelle imprese meno performanti (già insolventi ex-COVID per es.). Sulla base di tali riflessioni e considerata la scarsità delle risorse, appare evidente la necessità di modelli a supporto del processo decisionale: modelli che consentano al public manager di gestire ed allocare il capitale in modo razionale.

3. Valutare la resilienza del proprio sistema e strutturare possibili strategie di mitigazione del rischio in risposta a una crisi improvvisa. Tutti i rischi risultano altamente pericolosi quando si manifestano in termini di variazioni inattese e dunque meno probabili. Il COVID-19 come già spiegato essendo un evento inatteso di portata sistemica ha mostrato tutta la sua severità. In tale contesto saranno necessari piani di emergenza per garantire la continuità operativa: processi interni, responsabilità e deleghe decisionali chiare, compresi i piani di rappresentanza in caso di assenza per motivi di salute, e le nuove tecnologie, contribuiscono a garantire che le funzioni e i servizi fondamentali possano continuare a essere svolti da ogni singola amministrazione pubblica. In termini macroeconomici, bisogna dire che la teoria keynesiana giustifica l'intervento pubblico nell'economia a patto che tali interventi non siano

un espediente per appesantire il debito pubblico. Al fine di perseguire tale obiettivo sarà necessario che il public manager valuti la sostenibilità delle manovre nonché gli effetti a breve e a lungo termine individuando eventuali punti critici e predisponendo opportune strategie di mitigazione dei rischi connessi riflessi nei contingency plans. Dal punto di vista della tecnica da utilizzare ancora una volta è possibile fare riferimento alla modellizzazione dell'incertezza o alle prove di stress come già spiegato in precedenza. In merito alle prove da eseguire è importante innanzitutto cercare di definire la propensione al rischio: la clausola di salvaguardia generale che il deficit superi il 3% del PIL; tuttavia, sarà opportuno stabilire una soglia che possa tenere, in considerazione del rischio sovrano e della probabilità di ripianare il debito entro i limiti di riferimento del Patto di Stabilità, entro un certo periodo di tempo. È chiaro che la severità della congiuntura economica derivante dalla Pandemia, pone una grande sfida in tal senso. Pertanto, considerate tali difficoltà sarà opportuno agire secondo i principi di sana e prudente gestione; infatti, molti Stati come i Paesi Bassi, hanno annunciato che rimarranno entro il limite di riferimento del 3%.

- 4. Istituire meccanismi trasparenti per il monitoraggio, la contabilizzazione e la rendicontazione delle misure di emergenza.** È importante istituire meccanismi trasparenti per il monitoraggio, la contabilizzazione e la rendicontazione delle misure di emergenza, per garantire che i responsabili politici e il pubblico dispongano di informazioni complete e tempestive. Solo in questo modo i responsabili politici potranno prendere decisioni informate e adottare tempestivamente azioni correttive, se necessario, sulla base dell'impatto immediato delle misure e dell'impatto previsto a medio termine sulla crescita economica, nonché dei costi e dei rischi fiscali previsti.
- 5. Valutare il funzionamento dei sistemi di controllo interno durante la crisi.** Alla luce delle misure adottate dai governi per sostenere l'economia, una delle cose più importanti è garantire l'erogazione tempestiva dei fondi e la prevenzione delle frodi. Procedure chiaramente articolate

e snelle, gli esborsi prioritari garantiranno la tempestività dei rilasci di bilancio e dell'elaborazione delle richieste. Tuttavia, lo snellimento burocratico non deve rappresentare un espediente per aggirare i controlli stabiliti. L'obiettivo è quello di creare un flusso per gestire le voci prioritarie e le autorizzazioni di spesa in tempi rapidi. Pertanto, risulta un'opportuna verifica che tenga in considerazione dell'equilibrio tra controlli ed efficienza. Una possibile strategia potrebbe essere di una suddivisione per livello di rischio dei pagamenti: un approccio dove i pagamenti ad alto rischio dovrebbero essere soggetti a controlli ex-ante, mentre i pagamenti relativamente meno rischiosi possono essere sottoposti a controlli ex-post.

6. Incoraggiare i mercati azionari affinché sostengano la ripresa e la resilienza di lungo termine. I mercati azionari svolgono un ruolo fondamentale nel fornire alle imprese del capitale azionario che garantisca loro la resilienza finanziaria necessaria a superare crisi temporanee, rafforzare i bilanci e supportare l'emergenza di nuovi modelli imprenditoriali che sono fondamentali per assicurare una ripresa sostenibile anche a fronte di nuove crisi. Dal punto di vista dell'inclusione sociale, un mercato azionario correttamente funzionante dovrebbe anche garantire alle famiglie la possibilità di beneficiare direttamente o indirettamente del rendimento del capitale, fornendo loro ulteriori alternative per la gestione dei risparmi e la pianificazione della pensione. In periodo di crisi, di solito emergono richieste di norme più rigorose in materia di governo societario, rispetto della legislazione e disclosure delle informazioni nel settore non finanziario. Nel valutare gli interventi per favorire l'adattamento alla situazione del post coronavirus, i responsabili politici e le autorità di regolamentazione dovrebbero valutare attentamente i costi e i benefici di lungo termine dell'azione pubblica ed evitare un'eccessiva regolamentazione che potrebbe scoraggiare le imprese dal quotarsi o dal mantenere la quotazione in borsa. Sarebbe opportuno introdurre misure per affrontare le criticità strutturali presenti nell'ecosistema dei mercati azionari che scoraggiano le piccole imprese orientate al processo di listing. I responsabili politici e le

autorità di regolamentazione dovrebbero adottare un approccio proattivo per affrontare la questione dei costi di quotazione e garantire che non vi siano inutili ostacoli o incertezze in ambito normativo o di vigilanza per quelle imprese che vogliono avvalersi di nuove pratiche alternative per la quotazione in borsa, come l'offerta pubblica diretta e il book building online. Per riequilibrare l'attenzione che gli investitori istituzionali concentrano attualmente sulle grandi imprese quotate, sarebbe necessario adottare provvedimenti per migliorare la visibilità e l'attrattiva delle piccole imprese con alto potenziale di crescita, per esempio tramite appositi programmi di presentazione da parte di analisti e programmi specializzati realizzati negli incubatori per preparare le società in forte crescita al finanziamento sui mercati di capitali.

7. Adattamento allo scenario di riferimento del quadro di riferimento della governance societaria. Un solido quadro di riferimento in materia di governo societario è essenziale per garantire il corretto funzionamento del mercato dei capitali, poiché rassicura gli azionisti sulla protezione dei loro diritti e consente alle imprese di ridurre il costo del capitale. Per tale motivo sono stati sviluppati i Principi del governo societario del G20 e dell'OCSE, con la consapevolezza che gli interventi pubblici in materia di governance societaria svolgono un ruolo importante nel raggiungere obiettivi economici di vasta portata per quanto riguarda la fiducia degli investitori, la formazione e l'allocazione del capitale. Per raccogliere le sfide imposte dalla crisi del COVID-19, tale prospettiva è più importante che mai. La Pandemia ha fatto emergere preoccupazioni e ha portato a intentare azioni legali incentrate sulla qualità della disclosure sui rischi. Sebbene per la maggior parte delle azioni legali in materia di Coronavirus non siano ancora state emesse sentenze, dall'esperienza maturata durante la Pandemia è emersa la necessità di ottimizzare i quadri di riferimento per la gestione dei rischi e delle crisi (ivi compresi i rischi sanitari, reputazionali, ambientali e quelli legati alla Supply Chain) e questioni collegate, come la qualità degli audit, l'aggiotaggio e l'insider trading. In alcuni campi, il monitoraggio e la disclosure dei rischi possono essere ottimizzati dall'impiego

delle nuove tecnologie digitali. Un significativo sviluppo registrato in vari mercati è rappresentato dalle maggiori dimensioni delle strutture dei gruppi di imprese. Più la struttura di un gruppo è complessa, più saranno complessi i sistemi di governance e maggiore sarà il margine di manovra per favorire pratiche abusive. Dovrebbe quindi essere posta particolare attenzione alla risoluzione delle inadeguatezze dei regimi di disclosure nazionali riguardanti gli assetti proprietari e di controllo dei gruppi societari, ivi comprese le partecipazioni degli amministratori, l'approvazione di operazioni con parti correlate, il flusso di informazioni e la portata delle responsabilità del consiglio di amministrazione della società capogruppo. Nell'ultimo decennio in molti mercati si è registrata una maggiore concentrazione proprietaria, che in larga misura è attribuibile all'aumento delle partecipazioni statali tramite vari investitori controllati dallo Stato. In tale contesto, i responsabili politici e le autorità di vigilanza dovrebbero garantire una parità di trattamento per quanto riguarda la governance di società quotate a partecipazione statale e quella delle altre imprese quotate con azionisti esclusivamente privati. Tutte le categorie di azionisti nelle società quotate a partecipazione statale dovrebbero essere trattati in maniera equa: tali società dovrebbero rispettare le stesse norme in materia di trasparenza e disclosure delle informazioni rispetto alle altre imprese quotate. Per quanto riguarda le assemblee degli azionisti, gli Stati dovrebbero trarre insegnamento dalle esperienze maturate durante la crisi da COVID-19 per migliorare o chiarire il loro quadro regolatorio in materia di partecipazione da remoto. In tal modo si accorderebbero agli azionisti, maggiori possibilità di seguire le assemblee. Le autorità di vigilanza dovranno decidere per quanto tempo resteranno in vigore le attuali misure adottate durante la crisi. Dopo lo scoppio della Pandemia da coronavirus, sono emerse preoccupazioni sul fatto che alcune imprese possano avere modificato le regole sulla retribuzione dei dirigenti adattando le metriche di performance e ignorando gli obiettivi non raggiunti. Per garantire la correlazione tra la remunerazione dei dirigenti e la performance di lungo periodo dell'impresa, occorre

trarre insegnamento da tali pratiche e valutare nuovamente le condizioni e le procedure necessarie alla definizione e al monitoraggio della remunerazione basata sulla performance.

8. Fornire indicazioni affinché l'attività di misura dei rischi sia affiancata da un efficace e ben organizzato sistema di risk management che tenga in considerazione i rischi ambientali, sociali e di governance. La Pandemia da COVID-19 ha richiamato l'attenzione su quanto sia importante identificare i rischi sistemici e gli shock impreveduti e ha spinto molti investitori a considerare i rischi ambientali, sociali e di governance (ESG) quando effettuano investimenti e prendono decisioni di voto. È responsabilità del public manager e delle autorità di vigilanza assicurare che gli investitori abbiano accesso a informazioni coerenti, comparabili e affidabili nel gestire i risparmi e le attività. Un quadro di riferimento più chiaro in materia di disclosure dei rischi ESG consentirà altresì al settore imprenditoriale di soddisfare maggiori aspettative quando si tratterà di riconoscere gli interessi delle varie parti interessate – investitori, personale, creditori, clienti e fornitori e il loro contributo al successo di lungo termine delle imprese, garantendo inoltre il corretto equilibrio tra i loro interessi. A fronte dei nuovi elementi fatti emergere dalla Pandemia sui fattori di rischio ESG, le imprese dovrebbero garantire di avere competenze, strategie e pratiche interne, canali di informazione e strumenti analitici che siano specificatamente adattati alla valutazione dei fattori di rischio ESG. In risposta a una sempre maggiore richiesta di diffusione delle informazioni sui rischi ESG per guidare le decisioni degli investitori e migliorare l'allocazione del capitale, i responsabili politici e le autorità di vigilanza dovrebbero favorire lo sviluppo di ampi quadri di riferimento su tali rischi, in particolare con lo scopo di facilitare la disclosure di informazioni coerenti, comparabili e affidabili sul clima. Sarebbe opportuno che i consigli di amministrazione assumessero un ruolo di leadership per garantire che siano in vigore efficaci strumenti di vigilanza dei rischi ambientali, sociali e di governance, stabilendo chiare linee di responsabilità e accountability per quanto riguarda la qualità e l'integrità dei sistemi di monitoraggio e di

disclosure all'interno dell'impresa e nelle sue controllate.

9. Porre iniziative riguardanti l'eccessiva assunzione di rischi nel settore imprenditoriale non finanziari. All'inizio della crisi del COVID-19 si erano già manifestate ampie preoccupazioni sul degrado della qualità del sempre maggiore stock di debito societario in circolazione. Nell'ultimo decennio (ad eccezione del 2018) oltre il 20% dell'ammontare annuo totale di tutte le obbligazioni emesse dalle imprese non finanziarie appartenevano alla categoria speculativa (non-investment grade). Negli ultimi 3 anni, soprattutto, la quota di obbligazioni con rating BBB – l'ultimo livello della classe investment grade – ha rappresentato il 52% di tutte le emissioni di tale classe, registrando un incremento rispetto al 39% del periodo 2000-2007. A fronte dell'aumento del ricorso a finanziamenti obbligazionari, si presta maggiore attenzione al ruolo delle obbligazioni societarie nella governance delle imprese e alle condizioni che gli obbligazionisti possono ottenere, per esempio in materia di pagamento di dividendi, struttura del capitale e disclosure. Soprattutto nei mercati dove il ricorso alle obbligazioni corporate è diventato solo di recente una fonte significativa di finanziamenti societari, il quadro normativo dovrebbe prevedere l'obbligo per le imprese di rendere nota la presenza di rischi che impedirebbero di soddisfare gli impegni assunti. In un'epoca in cui la ricapitalizzazione di molte società è diventata essenziale, le imprese dovrebbero altresì rivelare se gli attuali metodi di finanziamento comprendono condizioni che rischierebbero di limitare la capacità di ottenere ulteriori finanziamenti e in che modo tali condizioni potrebbero influenzare i risultati di una rinegoziazione del debito e persino causare problemi di liquidità che impedirebbero loro di garantire l'operatività corrente. L'aumento dell'indebitamento di società non-investment grade a elevato rischio per finanziare il riacquisto di azioni proprie ha fatto sorgere serie preoccupazioni sull'eccessiva acquisizione di rischi del settore imprenditoriale, poiché fa crescere il coefficiente di leva finanziaria riducendo simultaneamente il capitale proprio dell'impresa e aumentando i suoi debiti. Il management e

il consiglio di amministrazione sono nella posizione migliore per decidere quale deve essere la struttura di capitale più idonea all'impresa, previa approvazione degli azionisti. Nell'assumere tale decisione, tuttavia, devono assicurarsi che siano in vigore valide procedure di valutazione dei rischi che prendano in considerazione i vari scenari, gli interessi a lungo termine dell'impresa e la sua solidità finanziaria.

10. Eliminare possibile distorsione tra le politiche di public management, l'impresa e il cittadino. Gli stati devono essere consapevoli che un processo di policy making trasparente e inclusivo accresce l'accountability del governo, aumenta l'influenza dei cittadini nelle decisioni e costruisce "*capacità civica*". Allo stesso tempo, garantisce una base fattuale e rigorosa per il policy making, riduce i costi di implementazione e definisce network più ampi per l'innovazione nei processi di policy making e nell'erogazione dei servizi. I principi guida (OECD, 2008) per aiutare i governi a rafforzare i processi di policy making e dunque migliorare le performance delle politiche pubbliche e l'erogazione dei servizi riguardano:

- a) **Impegno:** la leadership e un forte impegno per i processi di policy making trasparenti e inclusivi sono necessari a tutti i livelli – politici, dirigenti, funzionari pubblici.
- b) **Diritti:** i diritti dei cittadini all'informazione, consultazione e pubblica partecipazione nei processi di policy making e di erogazione dei servizi devono essere fortemente garantiti nella legge e nelle politiche. Gli obblighi del governo di rispondere ai cittadini devono essere chiaramente espressi. Disposizioni che assicurino una supervisione indipendente sono essenziali per rinforzare questi diritti.
- c) **Chiarezza:** obiettivi e limiti chiari per informazione, consultazione e partecipazione pubblica dovrebbero essere ben definiti sin dall'inizio. I ruoli e le responsabilità di tutte le parti devono essere chiari. Le informazioni fornite dal governo dovrebbero essere complete, oggettive, affidabili, significative, facili da reperire e da capire.

- d) Tempo:** la partecipazione dovrebbe essere avviata il prima possibile nei processi di policy così da raccogliere una ampia varietà di proposte/soluzioni e di aumentare le possibilità di un'implementazione di successo. Affinché risultino efficaci, deve essere garantito un tempo adeguato alla consultazione e la partecipazione.
- e) Inclusione:** tutti i cittadini dovrebbero avere le stesse opportunità e una molteplicità di canali per accedere alle informazioni, per essere consultati e per partecipare. Dovrebbe essere fatto ogni ragionevole sforzo per coinvolgere il più ampio numero di persone possibili.
- f) Risorse:** risorse finanziarie, umane e tecniche adeguate sono necessarie affinché l'informazione pubblica, la consultazione e partecipazione siano efficaci. I funzionari del governo devono poter contare su competenze adeguate e su una cultura organizzativa e che supporti sia gli strumenti tradizionali che quelli online.
- g) Coordinamento:** le iniziative volte a informare, consultare e coinvolgere la società civile dovrebbero essere coordinate a livello intra e inter governativo, al fine di assicurare la coerenza delle politiche, evitare duplicazioni e ridurre il rischio di *“una consultazione troppo onerosa”*. Gli sforzi di coordinamento non dovrebbero soffocare le iniziative e l'innovazione, ma far leva sul potere dei network di conoscenza e sulle comunità di buone pratiche all'interno del governo e oltre.
- h) Accountability:** i governi hanno il dovere di informare i partecipanti su come useranno gli input ricevuti attraverso la consultazione e la partecipazione. Misure per assicurare che i processi di policy making siano aperti, trasparenti e disponibili ad un accurato controllo esterno possono aiutare ad accrescere l'accountability e la fiducia nel governo.
- i) Valutazione:** i governi hanno bisogno di valutare le loro performance. Per fare ciò in maniera efficace saranno necessari sforzi per costruire la domanda, la capacità, la cultura e gli strumenti per valutare gli effetti di una eventuale politica pubblica. Cittadinanza attiva:

una società civile attiva è un valore aggiunto e i governi possono facilitare l'accesso alle informazioni, incoraggiare la partecipazione, accrescere la consapevolezza, rafforzare l'educazione civica dei cittadini, nonché supportare il rafforzamento delle competenze all'interno delle organizzazioni della società civile. I governi devono esplorare nuovi modelli per supportare efficacemente sistemi autonomi di problem-solving a disposizione dei cittadini, delle organizzazioni della società civile e del mondo delle imprese.

11. Promuove politiche che possano ridurre il digital divide. Diffondere la tecnologia dev'essere un requisito imprescindibile. Infatti, l'emergenza coronavirus ha reso evidente quanto l'accesso alla rete sia indispensabile in qualsiasi campo. In particolare, i mesi più duri del lockdown hanno evidenziato le disparità tra chi aveva a disposizione gli strumenti per comunicare, lavorare, studiare, potendo reagire anche durante la crisi, e chi no. Diffondere l'identità digitale, colmare il gap di competenze digitali, utilizzare servizi in cloud, erogare i servizi pubblici essenziali online, fornire una rete a banda ultra-larga miglior potrebbe ridurre la disparità in tema di divario digitale.

Per il rispetto di tali principi appare è evidente come il processo di policy maker debba fondarsi su modelli solidi in grado di dimostrare che il processo decisionale che li conduce alla scelta finale di allocazione delle risorse scarse è in ogni suo passaggio rigoroso ed eticamente difendibile.

In conclusione, le strategie, le misure, gli interventi e le raccomandazioni proposte, sono orientate a rafforzare la resilienza delle famiglie, delle imprese e della Supply Chain. Misure come il sostegno pubblico "*razionale*", strategie come partnership con i fornitori consumatori, dimensionamento adeguato delle scorte, modulazione della produzione in base ai cambiamenti della domanda, sviluppo di piani di gestione del rischio, insieme alle raccomandazione in materia di organizzazione, corporate governance e sistemi di controllo interno, incentivano la collaborazione tra gli attori (Scholten & Schilder, 2015), la trasparenza e la trasformazione digitale (Junge & Straube, 2020) ponendo le basi per una ecosistema data-driven che consenta di supportare metodologie, misure e strumenti robusti in grado di supportare il processo decisionale.

3.3. Applicazioni e strategie per contrastare la crisi da COVID-19

Alla luce degli effetti del COVID-19, nei paragrafi 3.1 e 3.2 si è appresa l'importanza del processo di riorganizzazione e reingegnerizzazione anche nell'ambito del Supply Chain con strategie, interventi, misure e raccomandazioni mirate a rafforzare la resilienza della Supply Chain e le economie nel loro complesso. In letteratura, autori come Hosseini, Ivanov & Dolgui (2019) evidenziano come la progettazione di una Supply Chain efficiente e resiliente possa garantire la continuità delle operazioni, mentre secondo El Baz & Ruel (2021), i modelli di ottimizzazione per l'analisi della resilienza e la creazione di piani di emergenza contribuiscono alla sopravvivenza delle Supply Chain e dei mercati in caso di disruption come la Pandemia COVID-19. Dall'altro canto, autori come Boin & Lodge (2016), sostengono che la progettazione di una adeguata public policy non può prescindere da modelli robusti trasparenti e uniformi volti ad una forma completa di ricerca politica sulle conseguenze economico-sociali a breve e lungo termine. Occorrono dunque metodologie e modelli affidabili basati su teorie robuste che consentano di supportare il processo decisionale anche in presenza di eventi straordinari come la crisi di COVID-19. Al tale fine, nel paragrafo 3.3.1 sarà presentata una metodologia che consente di determinare una strategia ottimale di gestione delle scorte in presenza di SCD, considerando *“l'effetto moderatore”* di una adeguata politica pubblica e dimensionandone l'intervento. Successivamente nel paragrafo 3.3.2, considerando la relazione tra le variabili fondamentali del credito si dimostrerà matematicamente l'efficacia dell'intervento pubblico nel sollevare le istituzioni finanziarie dalla situazione di stress, nell'evitare il default delle imprese e indirettamente la disruption delle Supply Chain Global in presenza di crisi sistemiche come quelle da COVID-19. Nel paragrafo 3.3.3 a fronte del problema relativo alla razionalizzazione dei fondi pubblici (descritto nel paragrafo 3.2), si fornisce un modello ibrido per la gestione del rischio di credito per dimensionare adeguatamente gli interventi pubblici attraverso la quantificazione dei rischi sistematici. In conclusione, nel paragrafo 3.4 si valutano i vantaggi e gli effetti dell'Industria 4.0.

3.3.1. Una strategia sinergica: Garanzie Statali e finanziamento delle scorte per mitigare i rischi di disruption della Supply Chain

In letteratura, i modelli SCDR coinvolgono tutti gli eventi scatenanti che hanno il potenziale di vanificare gli obiettivi operativi di una Supply Chain e/o di mettere a repentaglio l'esistenza di una o più entità della Supply Chain. I modelli SCDR includono tutte le caratteristiche statiche e dinamiche necessarie per descrivere le perdite potenziali per tutti i partner della Supply Chain dei loro valori target; ciò garantisce che le entità della Supply Chain coordinino il loro approccio alla riduzione della vulnerabilità della Supply Chain, aumentando la probabilità che la Supply Chain sia in grado di tornare alla stabilità dopo aver sperimentato le perturbazioni nel sistema reale (Bugert, & Lasch, 2018). Tra le varie strategie di mitigazione suggerite dalla letteratura scientifica, l'aumento dei livelli di scorte è un approccio in grado di aumentare la resilienza della Supply Chain (Ivanov & Dolgui, 2019). Secondo questo approccio, la gestione ottimale dei sistemi di inventario soggetti a disruption può richiedere l'aumento delle scorte a livelli superiori a quelli mantenuti in un ambiente privo di disruption. Tuttavia, è necessario considerare i costi dell'investimento ovvero il costo di mantenimento a scorta. I costi di investimento per il finanziamento di tale operazione rappresentano un ostacolo. Diverse sono le alternative di finanziamento promosse in letteratura (Buzacott & Zhang, 2004); tuttavia, è stato dimostrato che per le PMI, la migliore strategia di finanziamento è il prestito garantito (Jiang, Hu & Li, 2020); questo perché le PMI in genere sono caratterizzate da uno scarso potere di mercato, rating basso, risorse e garanzie limitate. Tali condizioni risultano essere ancora più aspre in presenza di crisi sistemiche come quella derivante dal COVID-19 a causa del ripple-effect e del double default. L'indagine di Zhu et al. (2020), ne è la conferma. Secondo questa indagine durante il periodo dell'epidemia l'85,8% delle PMI disponeva di capitali sufficienti per fronteggiare un periodo di stress di tre mesi. Di conseguenza se le imprese non ricevessero un sostegno tempestivo rischierebbero di fallire. Invero, in contesti di turbolenze finanziarie come quelle causate dal COVID-19, la letteratura (Jiang, Hu & Li, 2020) suggerisce come la probabilità di disruption, lo standing creditizio delle imprese l'avversione al rischio delle banche subiscono un peggioramento riducendo

le possibilità di finanziamento per le imprese e indirettamente ostacolando gli investimenti legati al miglioramento della resilienza. In questi casi come già ampiamente discusso, la letteratura suggerisce che i governi nazionali dovrebbero fornire sostegno alle imprese, come auspicato dalla teoria keynesiana (Baldwin & Di Mauro, 2020). Questa situazione come già detto nel paragrafo 1.2 presenta un complesso problema decisionale per il public manager, che dovrebbe allocare le limitate risorse disponibili in modo appropriato, senza finanziare indiscriminatamente le imprese private e mettere a rischio le finanze pubbliche (Fatás et al., 2019). In sintesi, il presupposto di fondo è che, di fronte a crisi economiche come quella prodotta da COVID-19, per aumentare la resilienza a fronte del rischio di disruption sarebbe necessario aumentare le scorte. Tuttavia, aumentare il livello di scorte vuol dire sostenere ulteriori costi aggiuntivi relativi all'investimento. Pertanto, l'impresa che vuole intraprendere tale strategia di mitigazione, dovrà valutare in mancanza di fondi il costo del denaro preso a prestito o nel caso avesse fondi disponibili il relativo costo di opportunità. Nel primo caso, dovrà prendere in prestito da un'istituzione finanziaria. In teoria, quest'ultima potrebbe rifiutare il prestito se la transazione non fosse in linea con la propensione al rischio o nella migliore delle ipotesi concedere il prestito a un tasso di interesse elevato in assenza di garanzie adeguate. In questo contesto, la letteratura suggerisce un sostegno pubblico tempestivo e adeguato alle imprese per evitare il fallimento delle imprese (Zhu et al., 2020).

Sulla base di tali riflessioni appare chiara la necessità di sviluppare una metodologia che possa rispondere alle seguenti domande di ricerca:

RQ1: Come si può quantificare l'impatto delle interruzioni legate alle pandemie sulle decisioni di gestione della Supply Chain? Quante scorte aggiuntive sarebbe necessario per ridurre l'esposizione al rischio di disruption? Quale sarebbe il costo dell'investimento?

RQ2: Qual è l'effetto moderatore di una politica pubblica appropriata? In che misura una garanzia statale può rappresentare una soluzione valida per incoraggiare l'uso delle scorte per aumentare la resilienza della Supply Chain?

Al fine di rispondere alla RQ1 e quindi dimensionare l'inventario, si considera un modello studiato presso la Neoma Business School di Moint Saint Aignan (Jaafar, Ben Abdelaziz & Maddah, 2022). Trattasi di un modello EOQDF (Economic Order Quantity with Disruption and Financial effects) che consente di determinare la quantità di scorte aggiuntive ottimale, considerando sia il rischio di disruption che il rischio finanziario. Nella formulazione del modello, viene introdotta la seguente nomenclatura:

X: quantità consegnata.

c: prezzo di acquisto della materia prima.

D: domanda annuale.

h: costo unitario di mantenimento delle scorte per anno.

k: costo fisso dell'ordine.

T: tempo di ciclo.

Q: quantità ordinata.

p: probabilità di ricevere l'ordine.

Ct: costo del singolo ciclo.

Cu: costo totale.

α : tasso di interesse.

Inoltre, si considerano le seguenti assunzioni:

1. L'impresa deve far fronte a una domanda costante e alle interruzioni della fornitura.
2. L'impresa adotta la politica di gestione delle scorte EOQD.
3. L'impresa tratta un singolo articolo in cui la domanda D è deterministica e costante.

Le caratteristiche di questo modello comprendono un numero di unità D all'anno, un costo di mantenimento dell'inventario h per unità all'anno e un costo dell'ordine pari a K. Il rivenditore effettua un ordine presso il fornitore, ma a causa delle perturbazioni dell'offerta causate dalla Pandemia, è possibile uno dei due scenari stocastici: o l'ordine completo viene ricevuto con probabilità p, o non viene ricevuto nulla con probabilità d= 1-p:

$$X = \begin{cases} Q, & p \\ 0, & 1 - p = d \end{cases} \quad (1)$$

Si tratta di un modello EOQD con fornitura di Bernoulli e probabilità di disruption pari a d.

L'obiettivo è quello di identificare il lotto ottimale in base alla quale il costo per un'unità di tempo è minimizzato. Considerando i momenti di X: $E(X) = pQ$ $E(X^2) = pQ^2$ il costo totale previsto per un singolo ciclo è:

$$Ct = E\left[\frac{hX^2}{2D} + k\right] \quad (2)$$

dove il primo termine rappresenta il costo di mantenimento, mentre il secondo rappresenta il costo dell'ordine. Quando il costo di mantenimento si basa sui costi del finanziamento, l'approccio prevede che $h = \alpha c$, dove α è tipicamente un tasso di interesse. Quindi è possibile scrivere la (2):

$$Ct = E\left[\frac{\alpha c X^2}{2D} + k\right] \quad (3)$$

per ogni ciclo $T=X/D$; quindi, il costo totale atteso:

$$Cu = \frac{Ct}{E(T)} = \frac{E((\alpha c X^2/2D)+K)}{E[X]/D} = \frac{(\alpha c/2D)*E(X^2)+K}{E[X]/D} = \frac{(\alpha c/2D)*pQ^2+K}{pQ/D} = \frac{\alpha c Q}{2} + \frac{KD}{pQ} \quad (4)$$

La condizione del primo ordine si ottiene:

$$\frac{\partial Cu}{\partial Q} = 0 \quad (5)$$

La quantità ottima e il costo ottimale associato:

$$Q^* = \sqrt{2DK/\alpha cp} \quad (6)$$

$$C^* = \sqrt{2DK\alpha c/p} \quad (7)$$

Un possibile valore di probabilità p potrebbe essere ricavato dai modelli di diffusione del COVID-19 (Jaafar, Ben Abdelaziz & Maddah, 2022). In letteratura durante il periodo pandemico diversi sono stati i modelli statistici utilizzati per studiare la probabilità di diffusione del virus; in particolare Alarabi & Basalamah (2020), sfruttando le tecniche di deep learning, suggeriscono un nuovo approccio per la misurazione della probabilità di diffusione.

Dall' eq. 6 è evidente come al diminuire della probabilità di ricevere l'ordine p sia necessaria una quantità di scorte maggiori a fronte del rischio di disruption a parità del tasso di interesse α e il relativo costo connesso (eq. 7). Tuttavia, a causa della Pandemia, come già ribadito l'impresa può essere esposta ad un problema controverso: da un lato per mitigare il rischio di disruption deve aumentare le scorte (come dimostrato nell'eq. 6) mentre dall'altro l'aumento del rischio specifico e sistematico riflesso sulla Probabilità di Default (PD) possa far sì che l'impresa possa nel migliore dei casi prendere a prestito a un tasso elevato che "scoraggerebbe" l'uso delle scorte come strategia di mitigazione per il rischio. Al fine di rispondere alla seconda domanda di ricerca RQ2, si quantificano le scorte necessarie per ridurre l'esposizione al rischio di disruption, considerando uno scenario economico di aumento dei tassi di interesse da α_b a α_a con $\alpha_a > \alpha_b$. La probabilità che si verifichi l'evento "aumento del tasso di interesse" è pari a δ . Il costo finanziario totale atteso per un singolo ciclo può essere calcolato come:

$$Ct = E \left[\frac{\alpha c X^2}{2D} + \delta (\alpha_a - \alpha_b) \frac{c X^2}{2D} + k \right] \quad (8)$$

Il termine aggiuntivo $\delta (\alpha_a - \alpha_b) \frac{c X^2}{2D}$ rappresenta il costo di mantenimento previsto dalle ipotesi di scenario, rispettivamente. Per ogni ciclo $T=X/D$; pertanto, il costo totale sarà:

$$Cu = \frac{Ct}{E(T)} = \frac{E\left(\left(\frac{\alpha c X^2}{2D}\right) + \delta(\alpha_a - \alpha_b) \frac{cX^2}{2D} + K\right)}{E[X]/D} = \frac{\left(\frac{\alpha c}{2D}\right) * E(X^2) + \delta(\alpha_a - \alpha_b) \frac{cE[X^2]}{2D} + K}{E[X]/D} = \frac{\left(\frac{\alpha c}{2D}\right) * pQ^2 + \delta(\alpha_a - \alpha_b) \frac{cpQ^2}{2D} + K}{pQ/D} =$$

$$\frac{\alpha c Q}{2} + \delta(\alpha_a - \alpha_b) \frac{cQ}{2} + \frac{KD}{pQ} \quad (9)$$

La condizione del primo ordine si ottiene:

$$\frac{\partial Cu}{\partial Q} = 0 \quad (10)$$

La quantità ottima e il costo ottimale associato:

$$Q_S^* = \sqrt{\frac{2DK}{[(\alpha_b + \delta(\alpha_a - \alpha_b))]cp}} \quad (11)$$

$$Cu_S^* = \sqrt{\frac{2DK(\alpha_b + \delta(\alpha_a - \alpha_b))c}{p}} \quad (12)$$

Il pedice "S" rappresenta i risultati quantitativi derivati dalla simulazione dello scenario.

Dall'eq. 11 e 12 è evidente come un aumento dello spread $(\alpha_a - \alpha_b)$ relativo ai tassi di interessi ex e post crisi possa ridurre la quantità di scorte ottimale da ordinare e aumentare il relativo costo dell'investimento, disincentivando l'uso delle scorte come strategia di mitigazione del rischio di disruption. Pertanto, il public manager che vuole intervenire per aumentare la resilienza delle economie della propria giurisdizione dovrà attuare una strategia che annulli lo spread tra tassi di interesse ex-post Pandemia. Tale spread può essere annullato attraverso una garanzia statale. Al fine di esaminare l'effetto moderatore dell'intervento pubblico e valutare in che misura la garanzia statale può incoraggiare l'uso delle scorte per aumentare la resilienza della catena di approvvigionamento, si propone una metodologia che consente di dimensionare l'intervento pubblico in termini di garanzia statale a fronte di un aumento delle scorte e di aumento dei tassi di interessi. Per lo sviluppo della metodologia, è necessario comprendere le "key variables" per la determinazione del tasso di interesse:

- Probabilità di default (PD).
- Recovery Gate (RR).

- Loss Given Default (LGD) (definita come 1-RR).
- Exposure at default (EAD).
- Value at Risk (VaR).
- Tasso di interesse privo di rischio (r_{free}).
- Costo del capitale (r_e).

Considerando il modello di pricing generico degli intermediari è possibile determinare il tasso di interesse secondo la seguente relazione:

$$\alpha = f(PD; LGD; VaR; r_{free}; r_e) = \frac{r_{free} + LGD * PD + VaR(re - r_{free})}{1 - (PD * LGD)} \quad (13)$$

In generale, il modello di pricing delle istituzioni finanziarie ipotizza deterministiche le variabili r_{free} ed l'EAD, mentre tutte le altre vengono considerate stocastiche. Vista le interconnessioni tra le variabili, in presenza di crisi, il finanziamento di un'impresa più rischiosa (PD e LGD più elevate) comporterebbe un aumento del VaR richiesto agli intermediari e un aumento del premio per il rischio richiesto dagli azionisti. ($r_e - r_{free}$). Una possibile soluzione potrebbe essere quella di richiedere maggiori garanzie. Tuttavia, durante una crisi economica, le garanzie aziendali e quelle fornite personalmente perdono la loro affidabilità (riple-effect e double default), il che spiega perché le garanzie statali rappresentano una possibile soluzione (tale problema verrà approfondito nel paragrafo 3.3.2). Sulla base di queste ipotesi, supponiamo che le Key variables ex-crisi siano migliori di quelle post-crisi. Inoltre, per non appesantire la trattazione tutte le variabili post-crisi avranno i pedici "b" mentre le variabili pre-crisi avranno il pedici "a". Dalle considerazioni sovrastanti, ne consegue che il tasso α_b risulta essere minore rispetto al tasso α_a . In termini analitici:

$$\alpha_b = f(PD; LGD; VaR; r_{free}; r_e)_b = \frac{r_{free} + LGD_b * PD_b + VaR((PD_b); LGD_b) \cdot (r_{e_b} - r_{free})}{1 - (PD_b * LGD_b)} < i_a =$$

$$f(PD; LGD; VaR; r_{free}; r_e)_a = \frac{r_{free} + LGD_a * PD_a + VaR((PD_a); LGD_a) \cdot (r_{e_a} - r_{free})}{1 - (PD_a * LGD_a)} \quad (14)$$

Affinché l'istituzione finanziaria, finanzia il prestito allo stesso α_b a fronte dell'aumento di PD_a , LGD_a , $VarR_a$ e r_{e_a} è necessaria un maggior livello di garanzie reali RR_r . In termini analitici:

$$LGD_r < LGD_a; RR_r > RR_a \quad , \quad (15)$$

Pertanto, l'intervento statale deve essere tale da generare un aumento del RR da RR_a a RR_r e a una riduzione del costo della LGD da LGD_a a LGD_r . Per dimensionare la garanzia statale, i tassi di interesse ex e post-crisi devono quindi essere equiparati:

$$\alpha_b = \alpha_a \quad (16)$$

$$\alpha_b = \frac{r_{free} + (1 - RR_r) * PD_a + Var((PD_a); (1 - RR_r)) * (r_{e_d} - r_{free})}{1 - (PD_a * (1 - RR_r))} \quad (16a)$$

Utilizzando l'Eq. 16a, è possibile ricavare il valore RR_r stimato dall'intermediario a fronte del riconoscimento dello stesso tasso. Il livello di RR che lo Stato (RR_s) dovrebbe garantire in una politica di "contenimento dei tassi post-crisi" può essere così determinato:

$$RR_s = RR_r - RR_a \quad (17)$$

3.3.1.1. **Elaborazione di una strategia per mitigare i rischi di disruption della Supply Chain.**

In questo paragrafo, discutiamo un'applicazione numerica per illustrare le conclusioni derivate dai modelli nel paragrafo 3.3.1. In primo luogo, illustriamo l'influenza di una Pandemia sulle decisioni di SCM, quantificando le scorte aggiuntive necessarie per ridurre l'esposizione al rischio di un'impresa e il relativo costo di mantenimento. Successivamente si dimostra fino a che punto una garanzia statale può essere una soluzione valida per incoraggiare l'uso delle scorte per aumentare la resilienza della Supply Chain.

Si suppone che la domanda D abbia un valore di 1000 unità/anno e che $c=20$ €, $k=5$ euro, $\alpha_b=0,0542$ e $d=0,8$. Utilizzando l'Eq. 6, per aumentare la propria resilienza, un'impresa mira ad aumentare i livelli

di scorta per raggiungere $d=0,7$. In base alla variazione percentuale, un aumento del 22% del livello delle scorte si traduce in una riduzione del 10% della probabilità di disruption, che passa da 0,8 a 0,7. È da notare che se la stessa impresa volesse ottenere la stessa riduzione del 10% della probabilità di disruption da 0,99 a 0,89, l'aumento dei livelli di scorte richiesto si attesterebbe a circa il 232%. La Fig. 7 mostra la relazione tra le quantità ottimali in base alle diverse probabilità di interruzione d .

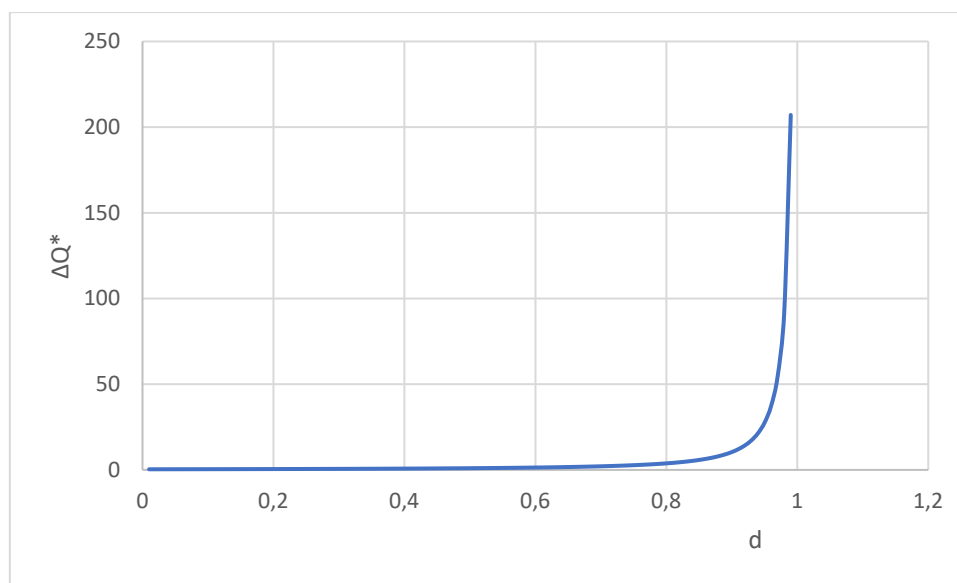


Fig.7 - Dimensioni dei lotti con diverse probabilità di disruption.

Fonte: elaborazione propria

Tuttavia, è necessario considerare che il costo di mantenimento a scorta potrebbe aumentare a causa della crisi pandemica, poiché l'impresa subisce un declassamento del merito creditizio. Supponendo che l'istituzione finanziaria sia "price setter" e che utilizzi un sistema di rating avanzato, essa sarà in grado di stimare la PD e la LGD dell'impresa per determinare α . L'istituzione finanziaria che utilizza il modello di pricing nell'eq. 15 può stimare diversi tassi di interesse a seconda della PD, della LGD, del VaR, r_{free} .

Dall' eq. 15, un'istituzione finanziaria con re_b di 0,16 finanzia un'impresa con un $PD_b = 0.02$, a $LGD_b = 0,45$ e $RR_b = 0,55$ con un associato $VaR_b = 0,092$, nel caso di $r_{free} = 0,03$, si applica un tasso di interesse di $\alpha_b = 0.0514$. Si ipotizza che, a seguito della crisi, tali parametri peggiorino e quindi diventino: $PD_a = 0.052$, $LGD_a = 0.6$, $RR_a = 0.4$, $re_a = 0,18$ e $VaR_a = 0.112$. In tale situazione, a

parità di r_{free} l'istituzione finanziaria applicherebbe un tasso d'interesse di $\alpha_a = 0.0805$. La dimensione ottimale del lotto risultante in funzione della probabilità di default è rappresentata nella Fig. 8 per diversi tassi di interesse α .

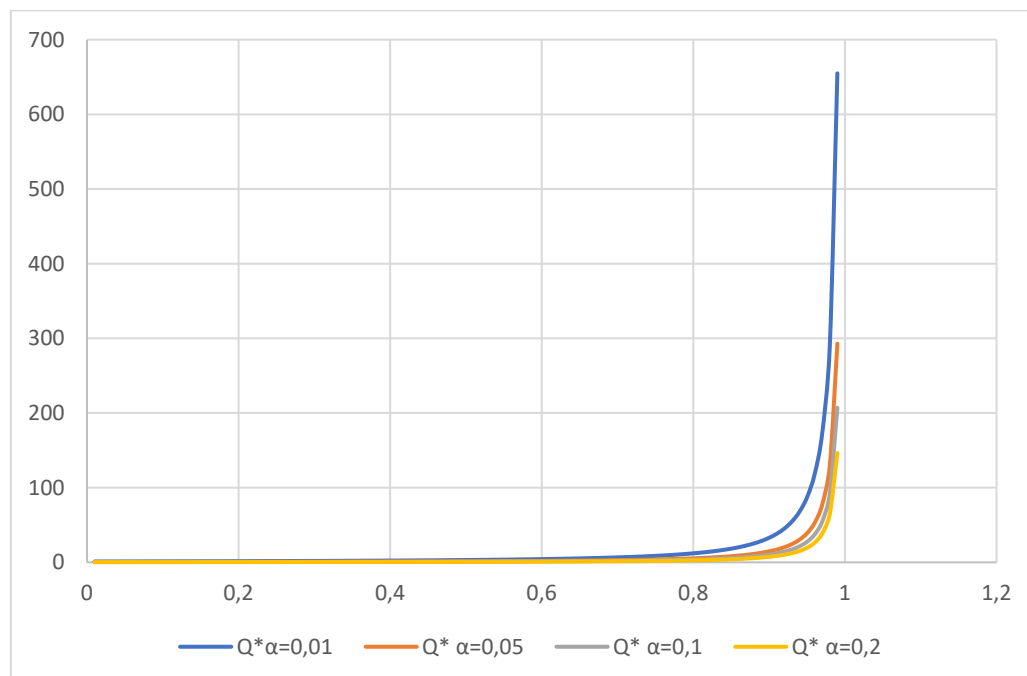


Fig. 8 - Dimensioni del lotto con diverse probabilità di default.

Fonte: elaborazione propria.

Dalla letteratura (Yildiz et al., 2016; Zhu et al., 2020), sapendo che le Supply Chain sono esposte a numerosi eventi imprevedibili che ne interrompono le attività operative, minandone le prestazioni e aumentandone l'esposizione al default, per studiare la Q^* in funzione di α e d , si è ipotizzato che all'aumentare di d aumenti anche α durante la crisi.

Considerando $\alpha \in [0,1 - 0,2]$, $d \in [0 - 1]$, si ottiene il grafico in Fig. 9. La scelta di variare α nell'intervallo $[0,1 - 0,2]$ è giustificata dai tassi di interesse effettivi medi globali.

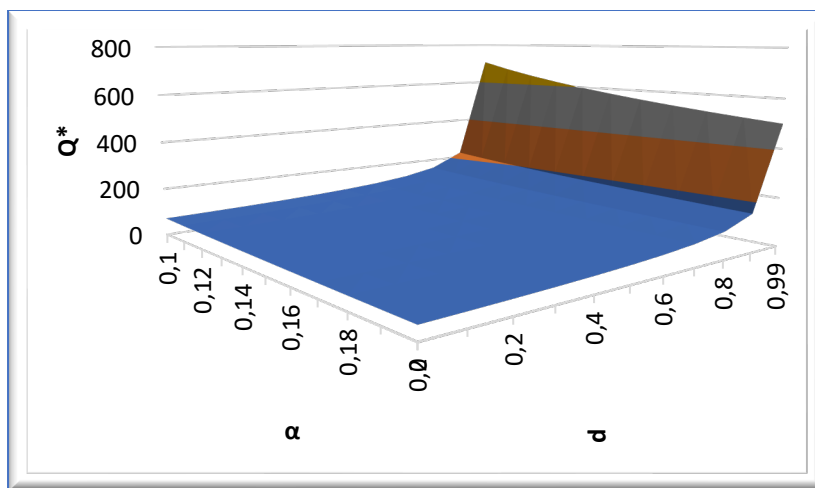


Fig. 9 - Dimensioni dei lotti con diverse probabilità di default e di disruption

Fonte: elaborazione propria

Un'impresa che punta a incrementare la propria resilienza investendo in scorte, seguendo una strategia di back-supply, dovrebbe quindi sostenere un costo maggiore in tempi di crisi a causa del declassamento del merito creditizio.

In base alle eq. (11) e (12), qualora l'evento "aumento del tasso di interesse" non si verificasse, $\delta = 0$.

Per $\delta = 0$ e $d = 0.99$ allora $Q_{s*} = Q * \approx 986.28$ unità e $C_{us*} = C_u * \approx 1013.90$ euro.

Qualora l'evento relativo all'aumento dei tassi di interesse si verificasse con certezza, $\delta = 1$.

Per $\delta = 1$ e $d = 0.99$ $Q_{s*} \neq Q *$ and $Q_{s*} = 788.11$ unità e $C_{us*} \neq C_u *$ and $C_{us*} \approx 1268.86$ Euro.

Un aumento del tasso di interesse diminuisce la quantità da ordinare e aumenta il costo delle scorte, riducendo così la resilienza della Supply Chain. Utilizzando l'Eq. 16a, un livello di RR_r pari a 0,915. consente all'istituzione finanziaria di far fronte all'aumento di PD , Var e r_e e dunque di concedere il prestito. Considerando che il rischio dell'impresa LGD_a a causa della Pandemia è stimato a 0,6, la garanzia dello Stato RR_s deve essere tale da ridurre LGD_a to LGD_r da 0,6 a 0,085, e quindi aumentare il RR da RR_a to RR_r in modo da mantenere il tasso costante a α_b . Dall'Eq. 17, il livello di RR_s è 0,515.

3.3.1.1. Limiti e pregi del modello e il ruolo delle tecnologie innovative

La metodologia in esame, risultato di una pubblicazione scientifica come già espresso nell'introduzione, consente di comprendere le relazioni complete tra gli aspetti finanziari della Supply Chain e l'SCDR, considerando una specifica strategia di mitigazione del rischio legata all'aumento delle scorte. Sebbene gli studi esistenti (Jaafar, Ben Abdelaziz & Maddah, 2022; Snyder, 2014) abbiano dimostrato che all'aumentare di d aumenta anche Q^* , essi non considerano gli effetti finanziari dei costi attesi derivanti dallo scenario di "aumento dei tassi di interesse" dovuto al declassamento del merito creditizio. Se l'obiettivo fosse la minimizzazione dei costi, non tenere conto di questa ipotesi significa non considerare parte dei costi operativi attesi, producendo una sottostima del fabbisogno finanziario necessario alla strategia di Back-Supply. La metodologia proposta contribuisce anche al meccanismo di amplificazione dell'SCDR esaminando l'effetto moderatore della garanzia statale sulla Supply Chain e confermando come la stessa possa incoraggiare l'uso delle scorte come strategia di mitigazione del rischio di disruption. I risultati forniscono diverse importanti implicazioni manageriali sia per l'allocazione delle risorse pubbliche e private. In primo luogo, sia il public che il private manager potrebbero utilizzare tali risultati per adottare pratiche di gestione e progettare "*contingency plans*" per la Supply Chain in un contesto di crisi. In secondo luogo, i private manager dovrebbero prestare attenzione al rischio di disruption dovuto agli eventi imprevisti, preparandosi con le opportune strategie di mitigazione del rischio. Inoltre, in un'ottica di governance, i dirigenti dovrebbero promuovere una cultura del rischio per incoraggiare i manager a essere pienamente consapevoli del compromesso tra investimenti e costi di disruption. L'obiettivo sarebbe la promozione di un sistema flessibile basato sulla progettazione collaborativa, in cui la condivisione delle informazioni consente una maggiore opportunità di gestione del rischio di disruption. Nel contesto della pubblica amministrazione, la scelta di adeguate politiche di sostegno possono mitigare gli effetti derivati della crisi; infatti, in presenza di rischio sistemico, le imprese hanno meno accesso

ai canali di finanziamento tradizionali; quindi, le garanzie statali possono essere utilizzate come strategia finanziaria per mitigare gli effetti delle crisi.

A fronte di questi pregi la metodologia in esame risente di alcuni limiti derivanti dalle ipotesi sottostanti.

1. L'impatto delle interruzioni dovute alla Pandemia sulle decisioni di SCM è stata studiata utilizzando il modello EOQDF. Il modello considera un singolo fornitore e un singolo prodotto e assume che la domanda dei consumatori rimanga costante. Ciò rende difficile considerare la pluralità dei fornitori, dei prodotti e della variazione della domanda dei consumatori. Durante le crisi, come le pandemie, la domanda può essere stocastica e il rivenditore può ordinare da più fornitori; pertanto, la quantità ricevuta da tutti i fornitori non può essere descritta da una distribuzione di Bernoulli. Si potrebbe considerare un EOQ multiprodotto con domanda stocastica in cui la quantità ricevuta segue una distribuzione di probabilità binomiale.
2. Il modello non tiene conto di tutti i costi operativi legati alle interruzioni. Poiché tutti i modelli prevedono almeno la minimizzazione dei costi, sarebbe interessante considerare gli effetti delle interruzioni e dei piani reattivi per il sistema di gestione in termini di costi operativi, come il costo del backlog, le penalità per i ritardi, le penalità per costi di trasporto, et al.. Inoltre, non sono stati identificati né i fattori che generano le mancate consegne, né l'aumento delle tariffe relative al trasporto, anche se le restrizioni del COVID-19 hanno comportato interruzioni dei trasporti. La ricerca futura potrebbe studiare il modello EOQ che affronta le disruption della fornitura e del trasporto utilizzando un approccio multi-obiettivo.
3. Non si tiene in considerazione il rischio sovrano nel dimensionare il livello di intervento pubblico (garanzia statale) a sostegno delle imprese. Tuttavia, tale problema verrà affrontato nel paragrafo 3.3.2 e 3.3.3.
4. L'EAD viene considerata una variabile deterministica. Secondo BCBS (2005), l'EAD misura l'ammontare attualmente utilizzato rispetto alla linea di credito accordata. È probabile che tale

linea in condizioni ordinarie non venga interamente utilizzata; pertanto, l'ipotesi di EAD costante può essere più che accettabile. Tuttavia, in presenza di crisi di liquidità, l'impresa è altamente probabile che possa utilizzare interamente la linea di credito accordatagli; pertanto, non considerare tale evenienza potrebbe produrre una sottostima in termini di rischio.

5. L'identificazione di dati precisi ed affidabili per la stima dei parametri da inserire nel modello come, ad esempio, i valori di probabilità p ricavati attraverso i modelli di diffusione COVID-19 (Jaafar, Ben Abdelaziz & Maddah, 2022). In merito all'incertezza riguardante la scelta delle fonti dei dati per costruire, “*nutrire*”, e testare il modello di analisi, è possibile considerare i vantaggi promossi dalle tecnologie abilitanti della Industria 4.0 che possono contribuire alla realizzazione di grandi database, che opportunamente interpretati consentono di supportare, validare ed “*alimentare*” i modelli. Il ruolo di ciascuna tecnologia e gli impatti sulla Supply Chain verranno discussi approfonditamente nel paragrafo 3.4.

3.3.2. Perdita di efficacia delle garanzie in presenza di COVID-19: Relazione tra la probabilità di default e la Loss Given Default.

Nel paragrafo 3.3.1. è stata attenzionata l'importanza dell'intervento pubblico in presenza di crisi sistemiche come quelle da COVID-19. Allo stesso tempo è stata sottolineata l'importanza dei modelli e delle metodologie a supporto del processo decisionale. Infatti, una costruzione in tale senso non può prescindere da un processo di analisi e relazioni tra le key variables non solo in condizioni ordinarie ma, anche in condizioni straordinarie. In questo modo il modello e la metodologia saranno in grado di fornire stime robuste. A riguardo, in questo paragrafo, si pone l'attenzione su una delle ipotesi del modello di pricing utilizzato dalle istituzioni finanziarie. Sovente, in condizioni ordinarie, la LGD e la PD vengono considerate variabili indipendenti (non correlate) dalle istituzioni finanziarie. Tuttavia, come già specificato nel paragrafo 3.3.1, in presenza di crisi sistemiche come quelle da COVID-19, risulta necessario considerare il ripple-effect e il double default. Trascurare tali effetti vorrebbe dire trascurare la correlazione tra PD e LGD, ottenendo una sottostima del reale fabbisogno delle imprese in termini di garanzie. In questo contesto, come già spiegato, le garanzie fornite personalmente

dalle imprese perdono la loro affidabilità; pertanto, una possibile soluzione proposta potrebbe riguardare l'intervento pubblico Baldwin & Di Mauro (2020), in termini di garanzie statali. Per meglio comprendere la relazione tra PD e LGD in presenza di rischio sistematico è stato utilizzato il modello di Merton. Il modello di Merton ipotizza che non vi siano costi del dissesto, che il valore di liquidazione sia pari al valore dell'impresa e che il debito e il capitale siano attività negoziabili in assenza di frizioni del mercato. Inoltre, le grandi e medie imprese sono finanziate da strumenti rappresentativi di capitale ("equity") e strumenti rappresentativi di debito ("debt"). Il modello di Merton ipotizza che il debito consista in un'unica obbligazione con valore nominale D, valore di mercato B e scadenza T. Infine, il modello ipotizza che il valore totale di mercato V_t (il valore dell'attività al tempo t) segua un moto browniano geometrico:

$$dV_t = \mu V_t dt + \sigma V_t dZ_t \quad (18)$$

dove μ è il tasso medio di rendimento delle attività, σ è la volatilità delle attività, dZ_t è un processo di Wiener. L'eq. differenziale stocastica (18) può essere risolta esplicitamente, ottenendo la soluzione unica:

$$\ln V_t = \ln V_0 + \left(\mu - \frac{\sigma^2}{2} \right) T \quad (19)$$

ovvero una distribuzione normale con la seguente media e varianza:

$$\mu^* = \ln V_0 + \left(\mu - \frac{\sigma^2}{2} \right) T \quad (19a)$$

$$\sigma^{*2} = \sigma^2 T \quad (19b)$$

Secondo l'eq.19, il rendimento delle attività segue un processo stocastico, con l'incertezza del V_t che aumenta nel tempo. Inoltre, il modello di Merton assume che $\mu^* = r_{free}$, ottenendo così una probabilità neutrale al rischio. Alla scadenza T, se $V_t > D$, quest'ultimo viene pagato per intero e il resto viene distribuito tra gli azionisti, mentre se $V_t < D$ si considera che si sia verificato il default, e gli obbligazionisti esercitano un covenant sul debito che consente loro di liquidare l'impresa e di ricevere

il valore di liquidazione (pari al valore totale dell'impresa, poiché non ci sono costi di dissesto) al posto del debito. Il RR è pari al rapporto tra il V_t e le passività D . In questo caso, gli azionisti non ricevono nessuna remunerazione, ma in base al principio della responsabilità limitata non sono tenuti ad attingere al loro patrimonio personale per rimborsare il debito.

Sulla base di queste considerazioni, gli azionisti hanno un flusso di cassa a T pari a $(V_T - D)$, quindi il capitale può essere considerato come un contratto di opzione put sul V_t . D'altra parte, l'obbligazionista riceve il valore minimo tra V_t e D . In generale, gli investitori come obbligazionisti possono coprire il rischio di credito acquistando derivati creditizi, trasferendo così il rischio dal prestatore al venditore in cambio del pagamento di un premio. Se i prestatori acquistano l'opzione una put, l'investimento è privo di rischio. In termini matematici:

$$B_0 + P_0 = D * e^{-Tr_{free}} \quad (20)$$

dove P_0 è il valore dell'opzione put e $D e^{-r_{free} * T}$: un'obbligazione priva di rischio che rimborsa D con assoluta certezza.

Il valore di P_0 può essere ottenuto attraverso il modello di pricing di Black e Sholes:

$$P_0 = D * e^{-Tr_{free}} N(-d_2) - N(-d_1) V_0 \quad (21)$$

dove $N()$ è la distribuzione normale cumulativa mentre d_2 , d_1 sono definiti come:

$$d_1 = \frac{\ln\left(\frac{V_0}{D}\right) + \left(r_{free} + \frac{1}{2}\sigma_V^2\right)T}{\sigma_V \sqrt{T}} = \frac{\frac{1}{2}\sigma_V^2 T - \ln(L)}{\sigma_V \sqrt{T}} \quad (21a)$$

$$d_2 = \frac{\ln\ln\left(\frac{V_0}{D}\right) + \left(r_{free} - \frac{1}{2}\sigma_V^2\right)T}{\sigma_V \sqrt{T}} = \frac{\frac{1}{2}\sigma_V^2 T + \ln\ln(L)}{\sigma_V \sqrt{T}} = d_1 - \sigma_V \sqrt{T} \quad (21b)$$

L è la leva finanziaria ed è pari a : $\frac{D e^{-Tr_{free}}}{V_t}$

Inoltre, la probabilità fisica di default al tempo T , misurata al tempo t , è pari a:

$$PD = P(V_t < D) \quad (22)$$

Questa probabilità è pari alla probabilità di esercitare l'opzione put. Pertanto, la probabilità di esercizio in un mondo neutrale al rischio è pari a

$$N(-d_2) = 1 - N(d_1) \quad (22a)$$

La probabilità neutrale al rischio può quindi essere calcolata come:

$$PD = P(V_t < D) = N(-d_2) = (1 - N(-d_1)) = N\left[-\frac{\ln\ln\left(\frac{V_0}{D}\right) + \left(r_{free} - \frac{1}{2}\sigma_V^2\right)T}{\sigma_V\sqrt{T}}\right] \quad (23)$$

Questo modello si basa sull'ipotesi che l'investitore non richieda un premio per il rischio, che sia quindi neutrale al rischio e che μ sia uguale a r_{free} . Tuttavia, poiché gli investitori richiedono un premio per il rischio quando investono in attività rischiose, si aspettano di ottenere un rendimento superiore al tasso di rendimento privo di rischio. La probabilità effettiva di default, PD^* , si ottiene quando si utilizza il tasso di rendimento delle attività μ invece di r_{free} . In questo caso, l'investitore richiede un tasso $\mu > r_{free}$. Di conseguenza:

$$d_1^* = \frac{\ln\ln\left(\frac{V_0}{D}\right) + \left(\mu + \frac{1}{2}\sigma_V^2\right)T}{\sigma_V\sqrt{T}}, d_1^* > d_1, N(-d_1^*) < N(-d_1) \quad (23a)$$

$$d_2^* = \frac{\ln\ln\left(\frac{V_0}{D}\right) + \left(\mu - \frac{1}{2}\sigma_V^2\right)T}{\sigma_V\sqrt{T}}, d_2^* < d_2, N(-d_2^*) > N(-d_2) \text{ and } PD^* < PD \quad (23b)$$

Il valore atteso di RR è pari a:

$$E(V_t < D) = \frac{1}{D} E(V_t < D) \quad (24)$$

Quindi $E\left(\frac{V_t}{D} | V_t < D\right)$ è uguale 1/D volte la media della log-normale:

$$E\left(\frac{V_t}{D} | V_t < D\right) = e^{\mu^*} + \frac{\sigma_*^2}{2} \left(\frac{N\left(\frac{\ln D - \mu^* - \sigma_*^2}{\sigma_*}\right)}{N\left(\frac{\ln D - \mu^*}{\sigma_*}\right)} \right) \quad (25)$$

Sostituendo μ^* e σ_*^2 nell'eq. 11:

$$E\left(\frac{V_t}{D} | V_t < D\right) = e^{LnV_0 + \mu T} + \frac{N\left(\frac{\ln\ln\left(\frac{V_0}{D}\right) + \left(\mu + \frac{1}{2}\sigma_V^2\right)T}{\sigma_V\sqrt{T}}\right)}{N\left(\frac{\ln\ln\left(\frac{V_0}{D}\right) + \left(\mu - \frac{1}{2}\sigma_V^2\right)T}{\sigma_V\sqrt{T}}\right)} = V_0 e^{\mu T} \frac{N(-d_1^*)}{N(-d_2^*)} = E(V_t) \frac{N(-d_1^*)}{N(-d_2^*)} \quad (26)$$

Quindi il RR è uguale a:

$$RR = E\left(\frac{V_t}{D} | V_t < D\right) = V_0 e^{\mu T} \frac{\phi(-d_1^*)}{\phi(-d_2^*)} = E\left(\frac{V_t}{D}\right) \frac{\phi(-d_1^*)}{\phi(-d_2^*)} \quad (27)$$

Considerando il valore degli asset e la volatilità come variabili indipendenti, mentre RR e PD come variabili dipendenti, le eq. 23 e 27 mostrano che una variazione del V_t influisce su PD, RR e LGD. Se V_t aumenta, PD e LGD diminuiscono mentre RR aumenta. Tuttavia, se il valore dell'attività diminuisce, è molto probabile che si verifichi un'insolvenza; di conseguenza, se PD e LGD aumentano, le garanzie fornite dalle imprese sono meno efficaci. In conclusione, in presenza di rischi sistemati esiste una correlazione tra PD e LGD/RR. Infatti, durante la recessione economica, il valore di liquidazione dell'impresa sarà probabilmente inferiore. Se la PD aumenta (a causa della crisi economica) e parte dell'attivo aziendale delle società insolventi è costituito da crediti verso altre società fallite, il RR diminuisce. Tali considerazioni possono essere riferite alla crisi economica sperimentata durante la Pandemia COVID-19 e alle relative interruzioni di attività, alla riduzione della domanda e dell'offerta e alle interruzioni della Supply Chain, causate dalle restrizioni, lockdown e quarantene applicate su scala globale. Il COVID-19 ha quindi rallentato l'economia globale, influenzando il rischio sistemico Supply Chains e aumentando la probabilità di default delle imprese. La confluenza di forti perdite economiche e di livelli storici di rischio di indebitamento delle imprese ha generato anche un notevole stress per le istituzioni finanziarie, che hanno sopportato livelli di rischio di liquidità senza precedenti, inadempienze sui prestiti e perdita di ricavi da intermediazione. In tale senso la presenza di rischio sistematico giustifica l'intervento pubblico. Infatti, verificata la relazione tra PD ed LGD (1-RR) è possibile matematicamente dimostrare l'impatto della garanzia statale. Le eqs. 9 e 13 suggeriscono che quando V_t diminuisce, PD e LGD aumentano e RR

diminuisce. In caso di inadempienza, la garanzia statale consente all'istituto finanziario di recuperare una percentuale δ del prestito, che può quindi essere considerata deterministica, riducendo il rischio complessivo. Questa situazione consente alle istituzioni finanziarie di sostituire il coefficiente di ponderazione del debitore ($RR_{impresa}$) con quello del garante (RR_{state}) per la percentuale di esposizione coperta δ .

In termini matematici, l'eq. 27 diventa:

$$RR = E \left(\frac{V_t}{D} | V_t < D \right) = \left(\frac{V_0}{D} \right) e^{e\mu T} \frac{\phi(-d_1^*)}{\phi(-d_2^*)} + \delta = E \frac{V_t}{D} \frac{\phi(-d_1^*)}{\phi(-d_2^*)} + \delta \quad (28)$$

L'Eq. 28 dimostra come la garanzia statale consente di ridurre il costo della LGD a $(1-\delta)$ e di aumentare il RR a δ . Trascurando il rischio sovrano la garanzia pubblica può essere assimilata come certa, pertanto riduce l'incertezza delle variabili stocastiche LGD/RR impattando significativamente sulla riduzione del tasso di interesse attivo richiesto alle imprese, agevolando il finanziamento delle imprese in presenza di rischio sistematico, dimostrandosi così una valida strategia finanziaria per contrastare gli effetti di una recessione economica.

3.3.3. Modello di impresa ibrido: un approccio alla razionalizzazione del credito.

Nel paragrafo 3.2 si è evidenziato in presenza di crisi sistemiche come quella da COVID-19 come scelte adeguate in materia di public policy risultano essere un problema decisionale complesso per i manager pubblici che devono allocare in modo appropriato le limitate risorse disponibili a fronte del rischio sovrano. Infatti, nel paragrafo 3.3.1.1. uno dei limiti presentati riguardava proprio il fatto che nel dimensionare la garanzia pubblica a supporto di una politica di mitigazione del rischio di disruption, non veniva considerata una metodologia formale in grado di discriminare le imprese meritevoli da quelle non meritevoli. Infatti, l'intervento pubblico è giustificato solo in presenza di crisi sistemiche visto gli effetti derivanti dalla distribuzione dell'onere sull'intera società. Non considerare tale problematica, vuol dire concedere garanzie statali indiscriminatamente; uno spreco di fondi pubblici che mette a repentaglio l'integrità pubblica. Quest'ultima è di fondamentale

importanza per garantire un'adeguata risposta a una crisi drammatica come la Pandemia COVID-19. A tal fine è necessaria una strategia che risulti essere il giusto trade-off tra una risposta rapida alla crisi e il mantenimento di un livello sufficiente di prudenza. È quindi necessario un metodo a supporto di una strategia per quantificare i rischi sistematici, razionalizzare i fondi pubblici e creare le condizioni per un sistema di allocazione efficiente e trasparente che possa discriminare le imprese non più vitali, da quelle meritevoli, massimizzandone il valore. A tal fine viene proposto un modello ibrido per discriminare le imprese meritevoli di sostegno finanziario da quelle non meritevoli. Tale modello è stato definito ibrido in quanto considera i vantaggi derivanti dai modelli strutturali (Altman, 1968) promossi in letteratura i vantaggi dei modelli forward looking come il modello KMV (Rehm & Rudolf, 2000). Al fine di discriminare le imprese meritevoli da quelle non meritevoli, si estende il modello di Altman (1968) considerando come variabili indipendenti oltre gli indici di performance finanziaria, misure prospettiche (Rehm & Rudolf, 2000) come la distanza media dal default (DD_M) del settore prima del 31/12/2019 ex COVID-19. Questo consentirà al modello di superare un limite del modello classico di Altman: il problema legato alla reattività del modello. Essendo la DD_M una variabile forward looking questa consentirà al modello di essere maggiormente reattivo. Matematicamente:

$$Z_{score} = \beta_1 \left(\frac{\text{Capitale circolante}}{\text{Totale attività}} \right) + \beta_2 \left(\frac{\text{Utili non distribuiti}}{\text{Totale attività}} \right) + \beta_3 \left(\frac{\text{Utili ante imposte}}{\text{Totale attività}} \right) + \beta_4 \left(\frac{\text{Capitalizzazione}}{\text{Totale passività}} \right) + \beta_5 \left(\frac{\text{Ricavi}}{\text{Totale attività}} \right) + \beta_6 (DD_M) \quad (29)$$

La DD_i della generica impresa è espressa dalla differenza tra il valore dell'impresa (V_i) e il livello di Default Point (DP) dell'impresa espresso come multiplo della deviazione standard (σ). Il DP_i è dato dalla somma del debito breve (s) e del 50% del debito lungo (DI). In termini analitici:

$$DP_i = s + \frac{l}{2} (DI) \quad DD_i = \frac{V_i - DP_i}{V\sigma} \quad (30)$$

Dove DD_M è calcolato dalla media dei Default to default (DD_i) delle società quotate del settore.

$$DD_M = \sum_{i \in M} DD_i / M \quad (31)$$

Considerando i dati al 31/12/2019, le imprese meritevoli saranno quelle che produrranno una Z_{score} superiore alle soglie. Questo consentirà di finanziare solamente le imprese il cui peggioramento dello standing creditizio è dovuto alla presenza della crisi pandemica essendo quest'ultima assimilabile al periodo successivo al 2019.

Al fine di dimensionare l'intervento pubblico, per le imprese riconosciute meritevoli è possibile calcolare la probabilità relativa di default facendo riferimento alla Pandemia COVID-19.

Assumendo che le variabili indipendenti siano distribuite secondo una distribuzione normale multivariata (Altman 1981), è possibile trasformare lo Z_{score} di Altman in PD attraverso la seguente formula:

$$PD = p(x_j) = \left(\frac{1}{1 + \frac{1-\pi}{\pi} e^{Z_{score} - \varphi}} \right) \quad (32)$$

dove φ è il punto di cut-off mentre π è una PD a priori, derivata da un ragionamento puramente deduttivo. Questa probabilità permette di creare un modello in grado di riconoscere il "sentiment" del mercato dei capitali in base alla situazione economica. Il parametro π è stimato dalla probabilità empirica associata all'indicatore DDM del settore prima e dopo la crisi. Per non appesantire la discussione, il pedice b sarà attribuito a tutte le variabili ex-crisi, mentre il pedice a indicherà le variabili post-crisi. Inoltre, identifichiamo con π_b la probabilità ex-crisi associata all'indicatore DDM del settore e con π_a quella post-crisi. π_b , può essere facilmente calcolata come una PD empirica associata all'indicatore DDM del settore nel 2019. Pertanto, una rappresentazione ragionevole potrebbe essere quella di attribuire una probabilità empirica di default riferita, ad esempio, alla crisi del 2008. Assumendo che gli effetti della crisi si riflettano sul fattore π , è possibile ipotizzare che π_a sia maggiore di π_b e che quindi la stessa impresa presenti una PD maggiore. Matematicamente:

$$\pi_b < \pi_a \rightarrow PD_b < PD_a \quad (33)$$

In altre parole, conoscendo il valore di π prima π_b e dopo la crisi π_a è possibile determinare il differenziale ($PD_a - PD_b$) dovuto agli effetti della Pandemia di COVID-19. Come già spiegato nel paragrafo 3.3.1 un aumento della PD si traduce in un aumento dei tassi di interesse e dunque del denaro preso prestato. Questa situazione è ancora più aggravata come già spiegato dalla correlazione tra PD e LGD per effetto del ripple-effect e del double default. Pertanto, utilizzando il modello di pricing degli intermediari è possibile dimensionare la garanzia statale (una percentuale massima di intervento statale δ) al fine di annullare gli effetti relativi alla PD e alla LGD.

3.3.3.1. Limiti e pregi del modello e il ruolo delle tecnologie innovative

La metodologia proposta nel paragrafo 3.3.3, consente di discriminare imprese meritevoli da quelle non meritevoli in risposta alla necessità di razionare i fondi pubblici. A questo proposito, il modello proposto consente di calcolare lo Z_{score} , considerando le variabili strutturali back-looking (indici di performance) e una variabile forward-looking (DD_M) come in KMV (Rehm & Rudolf, 2000). Esclusivamente per le imprese meritevoli, il passaggio da Z_{score} a PD avviene assumendo che gli indici siano caratterizzati da una distribuzione normale multivariata. Prendendo in considerazione contemporaneamente variabili retrospettive e prospettive, l'approccio qui proposto supera un limite sostanziale dei modelli strutturali, legato alla loro scarsa reattività ai cambiamenti delle condizioni economiche e finanziarie.

Sulla base della dimostrazione matematica del paragrafo 3.3.2, lo studio che consente di determinare il livello di garanzia statale in grado di mitigare l'aumento dei tassi dovuto alla crisi economica. L'approccio proposto considera una percentuale massima (δ) di intervento statale per ottenere tassi ex-crisi e post-crisi identici, al fine di limitare l'utilizzo di risorse finanziarie. La percentuale δ può essere determinata considerando l'equilibrio macroeconomico generale, e dipenderà quindi dai fondi disponibili, dal numero di imprese che meritano la garanzia pubblica e dai loro parametri finanziari (rating, livello di deficit), e dalla reputazione dello Stato (riferita al rischio sovrano). Ciò garantisce

che il modello a supporto delle decisioni di allocazione del capitale è un modello robusto in grado di tenere in considerazione anche il rischio sovrano.

Infine, fornisce alcuni spunti rilevanti per i manager, che devono essere consapevoli della relazione tra rischi specifici, sistemici e finanziari e dei loro effetti durante crisi come la Pandemia da COVID-19. Una gestione efficace del rischio richiede che il public manager consideri l'equilibrio macroeconomico e il trade-off tra interventi straordinari a sostegno delle imprese e il deficit pubblico, il razionamento dei fondi pubblici e il rischio sovrano. Da un punto di vista pratico, i managers pubblici devono considerare l'ammontare dei fondi disponibili, il numero di imprese che meritano la garanzia statale ed eventuali ulteriori vincoli di bilancio. La metodologia presentata, a questo proposito, suggerisce di sostenere solo le imprese la cui PD è aumentata a causa della crisi pandemica. Questa condizione giustifica l'aumento del deficit e l'adesione alle migliori pratiche di allocazione ottimale del capitale. I managers dovrebbero anche essere consapevoli dell'impatto del rischio di credito sul bilancio in presenza di un rischio sistematico: una gestione efficace del rischio lungo la Supply Chain richiede la formulazione di piani di emergenza, prestando attenzione ai processi interni dell'impresa. Allo stesso modo, per i managers pubblici, una gestione efficace del rischio implica la valutazione del rischio complessivo di un aumento dei tassi di interesse, considerando che gli squilibri finanziari della contrazione del credito potrebbero creare un effetto a catena di fallimenti che, in ultima analisi, potrebbero colpire la stessa istituzione finanziaria.

A fronte di tali pregi la metodologia risente dei seguenti sia di natura teorica che applicativa:

Dal punto di vista teorico, essendo il modello proposto basato sul modello di Altman risente dei seguenti limiti:

1. L'ipotesi che le matrici delle varianze e delle covarianze delle variabili indipendenti siano uguali per entrambi i gruppi del campione utilizzato per l'analisi discriminante.
2. L'ipotesi che la distribuzione degli indici di performance delle imprese sia una normale

multivariata può essere irrealistica.

3. Vengono trascurati fattori qualitativi come la reputazione, la qualità del management, le prospettive del settore.

Dal punto di vista applicativo:

1. La stima del parametro π potrebbe essere complicata nel caso di crisi recenti come il COVID-19, a causa delle difficoltà intrinseche nel reperimento dei dati. Fare riferimento a parametri relativi a crisi passate (es. crisi del 2008) può essere una soluzione in tal senso. In ogni caso l'identificazione di dati precisi ed affidabili per la stima potrebbe essere agevolata dalle tecnologie promosse dall'Industria 4.0.
2. Non si conoscono i parametri del modello per determinare lo Z_{score} . Il modello presentato paragrafo 3.3.3 trova fondamento sull'analisi discriminante lineare: lo Z_{score} di Altman (1968). Quest'ultimo viene determinato come combinazione lineare delle variabili indipendenti (eq. 29). Mentre per il modello proposto da Altman, la letteratura (Altman, 1968;1981) suggerisce i valori da assegnare ai coefficienti della combinazione lineare (β_n), il modello proposto in questo studio, seppur formalizzato teoricamente non è stato supportato da uno studio applicativo. Tuttavia, tale problematica potrebbe rappresentare uno spunto per la ricerca futura; nello specifico, a partire da un campione significativo di imprese sane e insolventi e scelta una soglia di cut-off-point, è possibile scartare le imprese che non raggiungono tale valore derivando a partire dalla matrice di varianza e covarianza i coefficienti β_n della combinazione lineare. In questo contesto appare evidente sottolineare le difficoltà del reperimento di dati "affidabili" per la costruzione di un campione significativo di "imprese comparabili"¹⁵ in particolare per quelle insolventi.

¹⁵Per imprese comparabili si intendono imprese simili in termini di rischio, crescita e flussi di cassa. Spesso le imprese hanno caratteristiche diverse sia nel caso appartengono allo stesso settore sia nel caso appartengono a settori diversi.

3.4. Industria 4.0: Valutazioni tecnologiche e il futuro della Supply Chain

Negli ultimi tempi le imprese si sono trovate ad affrontare una forte pressione per migliorare le prestazioni complessive del Supply Chain per ottenere vantaggio competitivo rispetto ai rivali (Arunachalam et al., 2018). Questa condizione è stata ancor più accentuata per via della Pandemia da COVID-19.

Infatti, nel paragrafo 3.1 si è evidenziato come la crisi economica innescata dalla Pandemia da COVID-19 abbia evidenziato fragilità e vulnerabilità già presenti nella gestione della Supply Chain Globale che prediligendo strategie improntate sulla filosofia della “*Lean Organization*” ne ha pregiudicato la resilienza. Pertanto, la Pandemia si è rivelata un'opportunità per evidenziare aspetti già problematici, riflettere sul futuro, immaginare nuovi modelli di business intensificando il dibattito sul potenziale del digitale nel rendere più robuste imprese e filiere. Infatti, in un contesto in cui le dinamiche di mercato, i comportamenti di consumo sono fortemente incerti, è fondamentale, ottimizzare i processi e i flussi di lavoro. In particolare, le PMI, agili, ma poco robuste, sono chiamate a concepire la tecnologia non solo come un supporto al loro modo di fare business oggi, ma come un supporto al ripensamento totale delle proprie strategie, modelli a fronte di evoluzioni anche radicali dei loro settori e mercati. La digitalizzazione e la rivoluzione digitale dell'Industria 4.0 possono rappresentare dunque i maggiori drivers di cambiamento nella “*nuova normalità*” dove l'alto livello di frammentazione della Supply Chain insieme alla complessità, alla molteplicità e all'interdipendenza delle operazioni di business porta inevitabilmente a “*disturbi*” richiedendo contromisure immediate come la gestione del rischio, la visibilità, l'agilità, il monitoraggio e così via. La realizzazione di queste pratiche manageriali presuppone lo scambio di informazioni “*real time*” lungo Supply Chain. Progettare, sviluppare innovazioni “*guidate*” dai dati è il modo in cui le imprese si impegnano e sostengono il loro vantaggio competitivo (Sultana et al., 2021). Lo scambio, l'analisi dei dati nell'era della digitalizzazione, è abilitato da varie tecnologie e meccanismi. Infatti, la disponibilità di dati in tempo reale, le piattaforme digitali e tecnologiche dirompenti possono

cambiare il modo in cui i retailer e le imprese manifatturiere possono gestire la loro Supply Chain (Jadallah & Bhatti, 2020). L'Industria 4.0 segna dunque una nuova generazione di miglioramento delle prestazioni delle organizzazioni con un insieme di tecnologie come l'IoT, i tag RFID, l'Internet dei servizi (IoS), il cloud computing, i big data, i sistemi cyber-fisici. Notevoli sono i vantaggi connessi: una migliore manutenzione e integrazione dei dati, che consentirà di aumentare l'utilizzo delle apparecchiature; tempi di produzione più brevi, che consentiranno una risposta più rapida alle fluttuazioni della domanda; transazioni automatiche in grado di ridurre i rischi operativi. Appare evidente come grazie all'utilizzo di tali tecnologie le organizzazioni possono ridurre gli sprechi, aumentare la reattività e prendere decisioni basate su utilizzo di elementi e metriche concrete e oggettive. Infatti, i recenti progressi e la vasta implementazione di sensori, sistemi di acquisizione dati, reti informatiche e cloud computing hanno reso i sistemi cyber-fisici infrastrutture importanti in vari settori industriali. L'uso diffuso di sensori e sistemi di controllo ha portato alla crescita di big data "real time" disponibili (Lee et al. 2015; Wamba et al., 2018); la crescita esponenziale dei dati porta ad alcune sfide, come l'analisi ai dati, l'immagazzinamento, la privacy e la sicurezza nell'utilizzo dei dati (Sultana et al., 2021); tali dati ovviamente affinché possano trasformarsi in informazioni di valore necessitano di essere opportunamente aggregati e interpretati. Questo spinge le imprese ad adottare la Supply Chain analytics (SCA) in modo da ottenere un vantaggio competitivo (Davenport & Odwyer, 2011; Shafiq et al., 2020). L'adozione di pratiche di SCA trova fondamento sulla Big Data Analytics (BDA) ovvero il processo di gestione, analisi, archiviazione e interpretazione dei dati (Gupta et al., 2019). L'implementazione corretta di pratiche specifiche di BDA nel sistema di gestione aziendale produce vantaggi in termini di qualità, integrazione, visualizzazione, archiviazione, consistenza, scalabilità, flessibilità dei dati (Katal, et al., 2013); tali vantaggi, consentono di affrontare le sfide critiche che influenzano le scarse prestazioni della Supply Chain e ottenere benefici economici a lungo termine per l'intera organizzazione (Aker et al., 2020). D'altra parte, per implementare le pratiche BDA nel Supply Chain le organizzazioni devono affrontare alcune

sfide come l'investimento di capitale, le competenze dei dipendenti, la scalabilità del database, la cultura aziendale, governance. Arunachalam et al. (2018), hanno sottolineato i benefit e le sfide associate alle pratiche dei BDA. L'enorme concorrenza e le fluttuazioni della domanda aumentano la generazione di dati nella Supply Chain. Alcuni studi sono contrari all'adozione di queste soluzioni a causa dei tempi, dei costi da sostenere e della variabilità del dato (Kusiak, 2006; Trkman et al., 2010). Infatti, l'implementazione della SCA nelle imprese è un compito difficile a causa dell'incertezza associata ai dati e alle mutevoli esigenze dei clienti (Handfield & Nicholas 2004; Liberatore & Luo, 2010; Hüner et al., 2011).

Dal punto di vista della governance e della cultura aziendale ancora oggi tante imprese sono organizzate secondo un modello funzionale che prevede un'unica linea di riporto gerarchica. Questo significa che, a fronte di una chiara suddivisione di ruoli e mansioni, ciascun dipendente vede solo i suoi compiti e difficilmente acquisisce una visione d'insieme, così come i singoli manager conoscono un aspetto specifico dello sviluppo di un prodotto o progetto, ma nessuno ha una visione "*corale*" dell'insieme delle attività. Da questo deriva una scarsa integrazione tra i dipartimenti, suddivisi in silos impermeabili che non dialogano, non scambiano dati e informazioni e ragionano secondo i propri obiettivi, identificando la soluzione più vantaggiosa per l'attività anziché per il cliente finale. Adottare una gestione per processi significa abbattere i silos, agevolare la condivisione di informazione, permettere alle persone di confrontarsi in quanto non più vincolate a strutture gerarchiche passive, ma impegnate proattivamente in progetti condivisi orientati alla creazione di valore. Quando i team interni sono consapevoli del pieno valore dei dati, significa che tutti sono in grado di prendere decisioni basate su modelli data-driven. Questo approccio non deriva solo dall'implementazione di una tecnologia di analisi orientata a individuare una nuova opportunità strategica, ma piuttosto dalla consapevolezza dell'importanza del dato nell'assumere decisioni corrette. Per l'organizzazione è necessario allora rendere il processo decisionale data-driven, una prassi dove i dati e le informazioni vengono condivisi tra tutte le persone coinvolte nel progetto e non

solo tra i C-level. Vi è dunque un allargamento del potere decisionale, un “*livellamento*” dell’organigramma e della capacità o meglio della necessità di assumere decisioni basate sui dati. A tutti i livelli i dialoghi tra le persone cominciano dai dati e le competenze sui dati vengono sviluppate attraverso la pratica e l’applicazione. L’impresa che riesce a concatenare con successo i processi critici attraverso uno scambio informativo snello e continuativo, ovvero ridisegna il suo modello di business, implementando modelli data drive a supporto del processo decisionale diventa più efficiente, più snella, più veloce, e riesce ad accrescere la soddisfazione dei clienti e la loro fedeltà attraverso un’offerta di maggior valore aumentando il proprio vantaggio competitivo. A tal fine un approccio di SCM data-driven è indispensabile; infatti monitorare, anticipare e controllare l’evoluzione dei consumi e le tendenze di mercato è decisivo nella gestione delle attività in produzione e nel monitoraggio intelligente delle scorte a magazzino. Si tratta chiaramente di un sistema articolato che coinvolge persone, attività, informazioni e risorse per trasferire nel modo più efficace e finanziariamente vantaggioso un prodotto dal fornitore al cliente, passando attraverso un network produttivo e distributivo eterogeneo e spesso come già evidenziato dislocato geograficamente. Ciò richiede un bilanciamento esatto delle quantità di merci prodotte e stoccate, nonché uno snellimento delle procedure di distribuzione al fine di razionalizzare i costi globali e il capitale impegnato, puntando al soddisfacimento dei requisiti dei clienti finali in termini di livello di servizio. Solo così è possibile gestire con sicurezza la complessità crescente delle filiere internazionali, facendo leva su know-how verticali e capacità organizzative strategiche. Con l’obiettivo del miglioramento delle performance, i dati dunque giocano un ruolo fondamentale soprattutto per il processo decisionale (Mishra et al., 2018). Infatti, la condivisione in tempo reale dei dati consente alla Supply Chain di migliorare le sue performance in termini di:

- **Partnership: integrazione tra fornitori e clienti.** Con il termine Supply Chain integrata si intende una crescente sincronia tra i partner della filiera fino all’instaurazione di livelli cooperativi costruiti e ottimizzati in ogni singolo processo; in una Supply Chain integrata la

condivisione dei dati assume un ruolo fondamentale per le nuove tecniche avanzate di previsione e pianificazione e per lo sviluppo di metriche diffuse nell'ambito dell'organizzazione. Trasformare la propria Supply Chain ricercando una crescente integrazione con i partner, impone un cambiamento nella cultura dell'impresa ovvero una presa di coscienza dove solo attraverso questa progressiva integrazione è possibile da un lato ridurre strutturalmente i costi, dall'altro rispondere in maniera adeguata alla crescente dinamicità e competitività dei mercati. L'integrazione aumenta il grado di partnership sia con i clienti che con i fornitori, formando così le strategie, le pratiche e i processi sincronizzati per il raggiungimento degli obiettivi. L'integrazione si realizza attraverso relazioni di collaborazione, condivisione risorse tecnologiche, manageriali ed informative derivanti da fonti eterogenee condivise in un'unica piattaforma in grado di aumentare la visibilità dei dati (Shafiq et al., 2020). Quest'ultima garantirà un certo livello di trasparenza tra fornitori, clienti e l'organizzazione interna. In questo modo si riduce la variabilità delle informazioni dal fornitore all'utente finale aumentando le prestazioni della Supply Chain, migliorando il processo di produzione, vendita, gestione delle scorte, l'on-time Delivery, nonché la gestione efficiente della Supply Chain in ottica di Customer Satisfaction. Infatti, Attraverso l'integrazione in un'unica visione sistemica di attività fisiche, gestionali e organizzative si riducono il time-to-market e il tasso di resi, ottimizzando al contempo il flusso produttivo e la redistribuzione mirata della mole di lavoro fra reparti.

- **Ottimizzazione dei costi.** Il costo è uno dei criteri di performance principali e la sua gestione tra i processi della SC è una delle principali difficoltà che le organizzazioni devono affrontare (Tarei et al., 2022). La gestione della SC deve prendere in considerazione l'ottimizzazione dei costi che non sempre coincide con il costo minimo (Whicker et al., 2009). Infatti, l'implementazione di una pratica con costo ottimizzato richiede che il processo decisionale consideri il giusto trade-off tra i maggiori benefici derivanti dall'adozione (come la diminuzione dei prodotti difettosi, la riduzione le consegne in ritardo et al.) e i costi associati alla stessa.

- **Gestione della domanda.** La gestione della domanda si riferisce alla previsione della domanda e alla relativa pianificazione della produzione. Molte imprese sono in costante lotta contro l'effetto Bull-whip e le mutevoli esigenze dei clienti. Le tecniche di pianificazione tradizionali, MRP, Re-order Point, metodi push e pull vengono utilizzate in reti globali e complesse di Supply Chain soggette a una domanda incerta a tempi di consegna estesi con potenziale rischio di disruption e a una sempre più ampia gamma di prodotti. Infatti, imprese che non riescono a ottenere informazioni precise e corrette sulla domanda potrebbero produrre prodotti sbagliati, al momento sbagliato, impedendo così l'aumento di profitti. La BDA può essere un valido approccio Value Based Management in quanto potrebbe rilevare le nuove tendenze del mercato e anche le cause principali di eventuali guasti e difetti (Tiwari et al., 2018). Pertanto, questo consente di analizzare i requisiti dal punto di vista del cliente e procedere in base alle sue esigenze.
- **Utilizzo della capacità: Produttività, flessibilità e resilienza.** Le prestazioni della Supply Chain sono influenzate dalle asimmetrie informative relative alla gestione delle scorte. Eventi come prodotti danneggiati, l'errata collocazione delle scorte, mancati aggiornamenti, errori umani diminuiscono le performance della Supply Chain (Hollinger & Davis, 2001). Per superare questo problema, la condivisione delle informazioni deve avvenire in modo trasparente in tutta l'organizzazione. Condividendo le informazioni, ogni reparto conoscerà le informazioni utili a ridurre lo spreco di prodotti, risolvere i colli di bottiglia, migliorare i flussi di lavoro e aumentare la produttività. I processi automatizzati e l'analisi reattiva dei dati generano inoltre tempi di spedizione e consegna ridotti. I cambi di tendenza e i mutamenti del mercato possono essere improvvisi; per questo è importante riuscire a essere flessibili e disporre di sistemi SCM resilienti dotati dell'agilità necessaria ad adattarsi a qualsiasi situazione. La flessibilità viene utilizzata per misurare la capacità della Supply Chain in termini di volume e di tempo di far fronte ad eventi attesi e inattesi. Essa rappresenta una metrica per definire il potenziale comportamento della Supply Chain collaborativa a fronte di eventi stocastici e fornisce una risposta in aumento o una

diminuzione della produzione aggregata in funzione della variabilità prodotta della funzione di domanda dei clienti; il che ha un impatto diretto sulla funzione dell'offerta. Una Supply Chain agile e flessibile è in grado di assicurare sia la pronta consegna dei componenti sia il corretto svolgimento delle operazioni di fornitura. Adottare piattaforme data-driven basate sulla condivisione delle informazioni permette di pianificare e ottimizzare tutti i processi aziendali e quindi massimizzare i risultati di business.

- **Tempo e valore.** Il tempo rappresenta ogni minuto nel processo della Supply Chain per ridurre il lead time, il cycle time, il tempo di consegna et al.. Tali parametri di processo svolgono un ruolo fondamentale per le prestazioni della Supply Chain. Il valore rappresenta la proprietà di un prodotto o di un servizio che il cliente è disposto a pagare. Riducendo i tempi e ottimizzando il valore del prodotto, possiamo aumentare le prestazioni della Supply Chain (Whicker et al., 2009). Per raggiungere tali obiettivi, gli approcci data-driven si rivelano fondamentali ai fini di un'informativa precisa, trasparente e puntuale.

3.4.1. Internet of Things (IoT): Una tecnologia a servizio della Supply Chain.

Dai paragrafi precedenti è apparso evidente il fatto che i clienti giocano un ruolo principale nella definizione della domanda e di conseguenza l'analisi dei dati per pianificare la produzione e ottimizzare le decisioni per le imprese competitive risulta essere necessaria. Inoltre, è stato rilevato come una buona pianificazione non può prescindere dalle formulazioni di eventuali piani di emergenza a fronte di eventuali disruption derivanti da crisi sistemiche come quella da COVID-19: i ritmi di produzione devono essere regolati in base alla domanda dei clienti, ma anche alla flessibilità dei fornitori. Per rendere più fluido il processo di produzione, le scorte di magazzino devono essere sufficienti a coprire le continue variazioni della domanda e far fronte ad eventuali disruption. In questo contesto il ruolo delle tecnologie dell'Industria 4.0, i progressi e la vasta implementazione di sensori e i sistemi di acquisizione dei dati intelligenti sono stati ritenuti “*propulsori*” per la crescita esponenziale di dati “*real time*”, risultati fondamentali nella gestione della Supply Chain. In questo

paragrafo si discute la tecnologia di supporto ovvero l'Internet of Things (IoT) con particolare riferimento ai vantaggi dell'utilizzo della tecnologia nella gestione dell'inventario a fronte di possibili variazioni della domanda e/o in presenza di disruption.

Il termine IoT coniato da uno dei direttori esecutivi dell'Auto-ID Center e rappresenta un'importante innovazione che consente la comunicazione e l'interazione tra diversi dispositivi attraverso Internet (Tan & Sidhu, 2022). I sensori sono dotati per raccogliere e analizzare i dati senza l'intervento umano, riducendo errori e/o perdite di tempo. La tecnologia wireless collega tutti i dispositivi (sensori) tra loro per creare interazioni che portano a funzioni più intelligenti in grado di risolvere molti problemi che richiedono analisi sofisticate e risposte rapide (Qu et al., 2019). Vista l'importanza del dato, l'IoT può essere definito "*partecipante attivo*" nella gestione aziendale, in quanto può avere un effetto significativo sulla Supply Chain in termini dell'uso efficace delle risorse, la trasparenza e la visibilità dei dati, la gestione in tempo e l'aumento dell'agilità della Supply Chain (Sun, 2020). La rete informatica digitale è la chiave per condividere le informazioni in tutta la Supply Chain che necessita di specifiche infrastrutture in grado di supportare modelli di gestione innovativi. Pertanto, le politiche di approvvigionamento necessitano una riesamina secondo i nuovi principi, così da sfruttare il potenziale delle tecnologie dell'Industria 4.0 (Gregori, et al. 2018). Diversi sono i lavori in letteratura che esaminano l'impatto dell'IoT sulla gestione della Supply Chain. Zhou, Chong & Ngai (2015), sottolineano come le caratteristiche dell'IoT sono in grado di migliorare le prestazioni del sistema, snellendo i processi e riducendo i costi e i rischi. Fang et al. (2016) studiano l'ottimizzazione della produzione di un'impresa manifatturiera nell'ambiente dell'IoT. Qu et al. (2017) & Tu et al. (2018), propongono una struttura informativa con soluzioni IoT economicamente vantaggiose, per affrontare la sfida della gestione di un sistema logistico in un contesto di produzione dinamica. Alcuni studiosi hanno menzionato il concetto di allocazione delle risorse basata sull'IoT in relazione alla produzione in cloud. Ben-Daya et al. (2019) discutono l'impatto dell'IoT sulla gestione della Supply Chain attraverso una revisione della letteratura e classificano le ricerche esistenti indicando le direzioni di

ricerca future. Manavalan & Jayakrishna (2019), propongono un quadro per valutare la gestione della Supply Chain in materia di servizi per l'Industria 4.0. Birkel & Hartmann et al. (2019), ricavano un quadro che mette in relazione le sfide dell'IoT con i rischi della Supply Chain. Altre ricerche si concentrano sugli ostacoli all'adozione dell'IoT e sul conseguente impatto sul funzionamento del sistema. Legenvre et al. (2020), conducono uno studio empirico sugli effetti positivi dell'IoT sulle modalità di acquisto e sulle forniture. Lo studio di He, Xue, & Gu, (2020) considera un caso di studio per dimostrare che la tecnologia Radio frequency identification (RFID) riduce i costi legati al trasporto. In ambito SCM, l'RFID-IoT può identificare automaticamente lo stato di un oggetto, di uno stock, di un'attrezzatura, di una macchina e persino di un lavoratore, acquisendo i dati in tempo reale. Ad esempio, l'RFID-IoT può rilevare l'inizio o la fine di un processo dal segnale in arrivo e in uscita dall'area coperta. La combinazione di RFID e altre tecnologie IoT consente di tracciare il prodotto dal produttore al rivenditore e di ridurre il lead time in modo efficiente. Inoltre, una gestione intelligente della Supply Chain migliora la percezione del marchio, la qualità e la fidelizzazione del cliente. La tecnologia RFID grazie alla comunicazione in tempo reale e alla condivisione delle informazioni può migliorare le prestazioni dell'intera Supply Chain, (dal magazzino al trasporto) aumentando la tracciabilità e la visibilità dei prodotti. Essa, dunque, contribuisce a ridurre le perdite e gli errori di collocazione delle scorte e a limitare la negligenza nelle transazioni e gli errori di fornitura (He, Xue, & Gu 2020). La terminologia IoT è stata utilizzata per la prima volta per definire i tag RFID (Ashton, 2011). Collegando i lettori RFID a un terminale Internet, gli articoli collegati con i tag possono essere identificati, tracciati e monitorati globalmente e automaticamente in tempo reale. La RFID è considerata un prerequisito per l'IoT. I sistemi RFID si riferiscono a un insieme che comprende componenti che trasmettono dati. Questi componenti hanno una grande varietà di forme, modelli e dimensioni. Le loro applicazioni sono leggermente diverse l'una dall'altra. Tuttavia, i due componenti principali, lettori e tag, rimangono per lo più gli stessi. I tag attaccati agli oggetti memorizzano i loro ID univoci. I lettori inviano un segnale di ricognizione per esplorare l'ambiente

circostante alla ricerca dei tag RFID e leggerne gli ID. Questo fornisce una mappa in tempo reale degli oggetti trasformando il mondo reale in una rappresentazione virtuale. Da un punto di vista fisico, le etichette RFID sono molto simili agli adesivi. Queste etichette non necessitano di alimentazione per funzionare e si attivano utilizzando il segnale proveniente dai lettori.

Capitolo 4: Progettazione robusta per il processo decisionale: Sensori e tecnica di fusione delle informazioni per la gestione della qualità dei dati.

I capitoli precedenti hanno evidenziato come possibili scelte strategiche possano avere ricadute talvolta devastanti (per esempio misure come il lockdown da un lato contrastano il virus dall'altro danneggiano l'economia). Da qui la grande attenzione riservata alla formulazione di modelli matematici robusti in grado di tenere in considerazione diverse dimensioni a supporto di un processo decisionale efficace, efficiente, trasparente che consenta ai manager di prendere decisioni informate e razionali. In diverse occasioni si è fatto riferimento all'aggettivo “*robusto*” per definire una caratteristica che deve possedere il modello. Tale aggettivo vuole sottolineare una problematica abbastanza evidente nella formulazione e nella validazione dei modelli: la quantità e la qualità del dato da processare. In effetti, un modello utilizzato per rappresentare quantitativamente un problema reale, seppur formulato correttamente dal punto di vista statistico-computazionale potrebbe fornire risultati lontani dalle attese. Questo perché ci si trova dinanzi ad un problema complesso: da un lato la necessità di avere una grande mole di dati (big data) così da garantire la completezza del dato e l'opportunità di modellare meglio il problema anche in condizioni straordinarie, dall'altro la necessità di rendere tali informazioni di valore e dunque di avviare un processo di estrazione della conoscenza al fine di garantire la qualità del dato. Nei prossimi paragrafi a partire dalla letteratura, si procederà con lo sviluppo di sistemi embedded dotati di sensoristica avanzata grado di interfacciarsi con l'ambiente circostante (paragrafo 4.1), seguita da un'attività sperimentale finalizzata allo sviluppo di un sistema prototipale che dimostri la fattibilità pratica delle metodologie proposte e dia prova della loro efficacia. Sfruttando il potenziale tecnologico promosso dall'Industria 4.0, questa soluzione ci consentirà di fornire le basi per una architettura in grado di generare big data “*real time*” precisi, affidabili, trasparenti, risolvendo le criticità legate all'incoerenza e dell'incompletezza dei dati. Successivamente individuate le principali criticità legate alla costruzione di modelli accurati di previsione (paragrafo 4.2) verrà proposta una metodologia avanzata di analisi dei dati di tipo ibrido: basate sull'intelligenza umana ed artificiale, tale metodologia sarà in grado di aggregare

opportunamente informazioni provenienti da una molteplicità di sensori e/o sorgenti diverse (processo di fusione delle informazioni). Sfruttando, i fondamenti teorici della Statistica a cui fanno capo gli algoritmi di ML, questa soluzione ci consentirà di aggregare i dati trasformandole informazioni di valore per il processo di modellazione, risolvendo le criticità legate alla qualità del dato e dunque riducendo al minimo l'incertezza del Data Modeler nei confronti delle informazioni di cui dispone.

Appare evidente come le soluzioni proposte, risultano essere una combinazione vincente in grado di “rimpinzare” il processo di modellazione con big data di qualità a supporto del processo decisionale.

4.1. Sviluppo di sensori intelligenti a supporto del processo di data preparation.

L' approccio data-driven prevede di sfruttare il “tesoro dei big data” e utilizzare in modo efficace i dati nel processo decisionale. A tal fine risultano necessari strumenti in grado di rilevare dati precisi, trasparenti, coerenti. In tale contesto assumono rilevanza i cosiddetti sistemi embedded dotati di sensoristica avanzata, che grazie alle tecnologie dell'IoT sono in grado di interfacciarsi con l'ambiente circostante.

Un sensore è un dispositivo in grado di rilevare le variazioni della grandezza che deve misurare e con cui interagisce e, per la definizione presente sull'International Vocabulary of Metrology (JCGM, 2021), non dovrebbe, in fase di output, cambiare la “natura” della grandezza misurata. Questa, più propriamente, è la funzione del trasduttore che si occupa di stabilire le corrette procedure di misurazione lo definisce come “*trasduttore di misura*”, ovvero un “*dispositivo, impiegato in una misurazione, che fornisce una grandezza in uscita che ha una relazione specificata con la grandezza d'ingresso*”. In realtà, nella pratica i due vocaboli vengono usati come sinonimi, così come “*rilevatore*”. Una differenza possibile è l'accento diverso sulla loro funzione: il sensore serve per misurare la variazione del valore della grandezza “*in ingresso*” nel sistema di controllo in cui è inserito, il trasduttore per convertire questa variazione in un nuovo segnale più facilmente elaborabile “*in uscita*”. I sensori possono essere classificati in base al tipo di grandezza che misurano, al principio

di funzionamento, alla grandezza in uscita. Sensori meccanici, elettrochimici, termici, ottici, di contatto e di prossimità trovano applicazioni in diversi contesti del mondo reale che dalla dall'industria alle Sanità, ma anche in campi di operatività quotidiana e nell'ambito della Pubblica amministrazione. Nel caso in esame in linea con quanto definito nella fase di identificazione delle domande di ricerca e degli obiettivi, la volontà di risolvere alcune criticità dovute alla Pandemia da COVID-19, a partire dai risultati delle ricerche, ha trovato riscontro sul tema dei sensori elettrochimici. Tracciare il coronavirus è un obiettivo fondamentale per contenerne la diffusione. L'insieme di dati forniti quotidianamente dalla rilevazione della malattia SARS-CoV-2 e del relativo tracciamento è probabile sia affetto da errori: gli errori di rilevazione possono essere dovuti alla scarsa sensibilità dei test nel rilevare la malattia, mentre gli errori relativi al tracciamento possono essere dovuti alla mancanza di coerenza con cui vengono raccolti i dati a livello territoriale; infine, vi è anche da tenere in considerazione l'errore umano nel processo di Data entry. In questo contesto i sensori elettrochimici possono essere una soluzione a basso costo di produzione. Un sensore elettrochimico è un dispositivo in grado di esaminare la presenza di un determinato analita, in fase liquida o gassosa, in un certo ambiente sfruttando una reazione di ossidoriduzione che avviene all'interfaccia del sensore stesso. Il team di lavoro ha lavorato sullo sviluppo di sensori per la tutela della salute umana in grado di rilevare la presenza e la concentrazione di molecole organiche rappresentative di patologie specifiche. Si tratta di un biosensore indossabile basato su nanomateriali 2D come il grafene da impiegare nel monitoraggio e nel rilevamento di quegli analiti per i quali, l'argento, ha un'elevata sensibilità e selettività. Infatti, grazie alle sue proprietà meccaniche ed elettrochimiche, il grafene è ideale per lo sviluppo di sensori elettrochimici sensibili. Dal punto di vista tecnico il sensore è costituito da 3 elettrodi (elettrodo e contro-elettrodo di lavoro ed un elettrodo di riferimento) e da un microchip miniaturizzato che trasduce, amplifica ed interpreta la risposta degli elettrodi secondo la Fig.10.

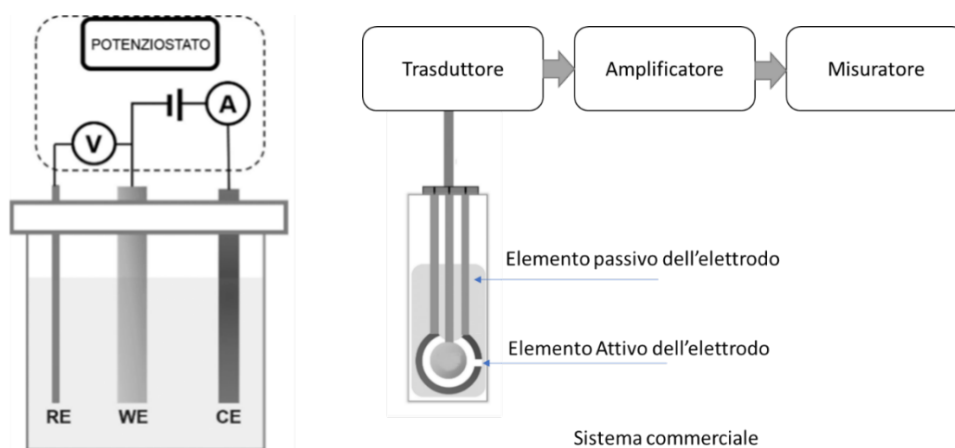


Fig.10 - Sistema sperimentale da laboratorio

Fonte: elaborazione propria

Avvalendosi del laboratorio dei Sistemi Digitali per la Logistica dell'Università degli Studi di Palermo, alla fase di progettazione del sensore è seguita la validazione sperimentale dei risultati attraverso la strutturazione di un piano sperimentale che ha consentito di valutare le caratteristiche di precisione del sistema e l'influenza dei diversi parametri di processo. Per valutare la performance in condizione reale, sono stati raccolti campioni di fluidi reali (urine) e sono stati testati in un laboratorio di analisi autorizzato dove è stato utilizzato il metodo *"high pressure liquid chromatography"* (HPLC). In particolare, lo stesso campione di urina è stato analizzato per quantificare l'analita utilizzando sia l'HPLC che il sensore oggetto d'esame, al fine di confrontare i risultati. Per ogni esperimento è stato utilizzato un nuovo elettrodo con le stesse caratteristiche, effettuando tre o cinque test replicati. Per l'analisi statistica è stato utilizzato il software GraphPad Prism 6.0 e i dati sono stati riportati come media \pm deviazione standard. Le differenze sono state riconosciute utilizzando l'ANOVA a misure ripetute a una via con test di Bonferroni, e sono state considerate significative quelle con $P < 0,05$. I risultati sono stati molto vicini a quelli ottenuti con un metodo HPLC standard con un recupero di circa il 94%. Successivamente, si è affrontato il tema dello scale-up industriale nell'ambito del quale sono state eseguite tutte le analisi di pre-industrializzazione e industrializzazione del prodotto finito, con la collaborazione dell'impresa Dipietro Group di Siracusa.

Nell'ambito di tale fase si è valutata la fattibilità tecnica ed economica e sono stati stimati i costi di produzione di un prodotto commerciale basato sul prototipo (costo stimato in laboratorio di circa 0,2 euro/sensore). Complessivamente i risultati sono stati rilevanti in quanto supportano la possibilità di rilevare molecole organiche utilizzando elettrodi ottenuti con un metodo di preparazione molto semplice e a basso costo con tempi di fabbricazione brevi. Queste caratteristiche rendono questo sensore facilmente applicabile nei laboratori di ricerca per sostituire gli attuali approcci costosi e lunghi. Sulla base di queste considerazioni, il biosensore a base di grafene con una configurazione di lettura elettrica creato dal team di lavoro, oggetto di due pubblicazioni scientifiche come già riportato nell'introduzione, può essere altresì utilizzato per rilevare la presenza di materiale genetico del SARS-CoV-2. L'idea è quella di strutturare biosensore formato da due parti: una piattaforma per valutare la lettura elettrica e delle sonde per rilevare la presenza di RiboNucleic Acid virale (RNA). Ulteriori spunti di ricerca, potrebbe essere quello di integrare il sensore con uno smartphone tramite Bluetooth-wifi. Tale configurazione potrebbe consentire un utilizzo diffuso, fornendo le basi per una architettura in grado di generare big data “*real time*” precisi, affidabili, trasparenti, risolvendo le criticità legate all'incoerenza e dell'incompletezza dei dati.

4.2. I modelli statistici a supporto delle decisioni: criticità e limiti

Nelle sezioni precedenti, è stata evidenziata l'importanza del dato al fine di “*nutrire*” i modelli a sostegno dei processi decisionali. In questo contesto si è specificato che i vantaggi promossi dalle tecnologie abilitanti della Industria 4.0 possono contribuire alla realizzazione di grandi database che opportunamente interpretati consentono di supportare, validare ed “*alimentare*” i modelli. Infatti, come già specificato nel paragrafo 4.1 l'uso dei sensori genera una crescita esponenziale di dati “*real time*” precisi, trasparenti e affidabili. Tuttavia, la presenza di big data da un lato può risolvere criticità legate all'incoerenza e dell'incompletezza dei dati ma, dall'altro aumenta la complessità in termini gestionali e di interpretazione. Infatti, i dati grezzi provenienti da sensori e/o sorgenti diverse, affinché possano diventare informazioni di valore risulta fondamentale un processo di aggregazione dati grezzi

(fusione delle informazioni) in un modo da ridurre al minimo l'incertezza dell'utente nei confronti delle informazioni di cui dispone. In letteratura, autori come Cameron, Finnegan & Morry, (2012) individuano criticità legati al problema della multicollinearità: i dati provenienti da sensori e sorgenti diverse possono presentare una eccessiva correlazione tra le variabili esplicative all'interno dei modelli predittivi. Statisticamente, aggregare i dati provenienti dai sensori fornisce vantaggi se l'aggiunta di N osservazioni indipendenti sono combinati in maniera ottimale (Jøsang & Hankin, 2012). Si tratta dunque di un problema di ridondanza dei dati che può avere effetti negativi sul modello in termini di adattamento e interpretazione dei risultati; per esempio, gli standard error dei coefficienti di regressione delle variabili correlate diventano più elevate fornendo dunque stime via via meno precise e/o i coefficienti di regressione potrebbero risultare instabili (possono variare anche di segno) in seguito a lievi modifiche della struttura del modello.

4.3. Data Mining e Data Fusion per migliorare il ciclo di elaborazione delle informazioni

Viste le criticità, limiti e gli effetti derivanti dalla qualità dei dati sui modelli matematici-computazionali a supporto delle decisioni, nel paragrafo precedente è apparsa evidente come adeguati processi di fusion information non possano prescindere da osservazioni/dati indipendenti e combinati in maniera ottimale. In questo contesto risultano indispensabili opportune tecniche di Sensor Fusion ovvero un insieme di specifiche tecniche sviluppate allo scopo di organizzare e gestire in modo intelligente un certo numero di sensori e i relativi dati prodotti. Secondo Mitchellm (2007), la Sensor Fusion è definita come un insieme di concetti teorici, tecniche e strumenti che sono utilizzati per combinare dati sensoriali (Date fusion) o derivanti da essi, in un formato di rappresentazione comune. Da questa definizione emergono due concetti principali:

- a) I dati provenienti dai sensori sono di fatto delle misure multiple che devono essere combinate tra loro;

b) Le misure multiple possono essere fornite da un insieme di sensori di tipologia diversa e sono acquisite in diversi istanti temporali da ogni sensore.

Un'altra definizione di fusione multisensoriale è stata data da Durrant-Whyte & Henderson (2016), in cui si indica tale concetto come il processo con cui si combinano le osservazioni provenienti da diversi sensori con lo scopo di fornire una descrizione completa e robusta del processo che si deve analizzare. Questa definizione pone l'attenzione sulle caratteristiche di un sistema di sensor fusion:

- a) I dati provengono da sensori di diversi tipi e devono essere combinati tra loro;
- b) La combinazione delle informazioni ha lo scopo di fornire una descrizione completa e robusta del fenomeno da osservare.

In definitiva la sensor fusion ha quindi lo scopo di migliorare l'IPC (*Information Processing Cycle*) ovvero il processo utilizzato per poter eseguire una selezione dei dati rilevati ed ottenere delle risultanze tali da permettere di prendere decisioni relativamente all'evento analizzato. In altre parole, stiamo parlando di quel processo che garantisca la qualità dell'informazione, in modo tale che quest'ultima sia in un certo senso più attendibile e completa rispetto a quella che si otterrebbe se le fonti di dati che si hanno a disposizione venissero usate in modo individuale (Mitchell, 2007). Pertanto, i dati multisensoriali analizzati tramite tecniche di Data Fusion sono in grado di migliorare principalmente le prestazioni del sistema che si deve analizzare in termini di robustezza e affidabilità. Per ottenere un risultato soddisfacente da un processo di Data fusion, occorre l'esistenza a priori di informazioni e modelli di comportamento. Il Data Mining è definito come una metodologia di acquisizione dati per ricercare nuovi modelli che possono estrapolare informazioni rilevanti agli obiettivi prefissati. Il suo ruolo è quindi quello di individuare nuovi modelli di attività o relazioni, o variazioni significative nei modelli esistenti. Il Data Mining può essere definito come l'estrazione di pattern "nascosti" all'interno dei big data. Questo include la definizione degli obiettivi, selezione e preparazione dei dati e valutazione dei risultati con criteri tecnici e di business. L'unione del Data Fusion e del Data Mining permette di creare una infrastruttura atta a creare un sistema che supporti

l'ottimizzazione di tutti gli aspetti dell'IPC. Completando in maniera corretta il processo di acquisizione descritto in Fig. 11 costituito dalla necessità di informazioni, gestione delle risorse, acquisizione dei dati dai sensori, analisi e fusione dei dati ottenuti, il processo di Data Fusion ci porterà alla sintesi delle informazioni coerenti.

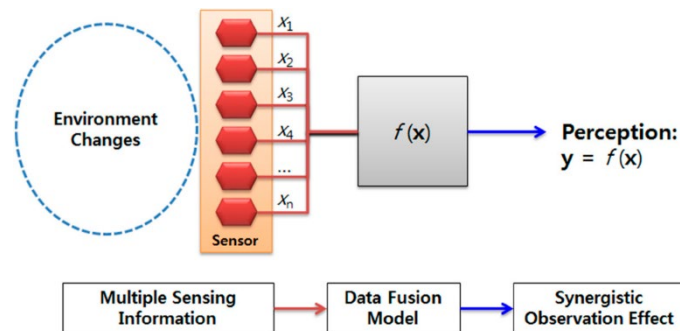


Fig.11 - Multi-Sensor Data Fusion process in Kim, Hyunseok, & Suh, 2018.

4.3.1. Tipi di sensor fusion e classificazioni

In letteratura sono presenti diverse classificazioni degli approcci di sensor fusion. Una prima classificazione proposta da Sick (2002), riguarda la scelta del livello informativo, nella catena di acquisizione, trattamento e analisi del segnale, nel quale effettuare la fusione delle informazioni. Mentre Elmenreich (2002), fornisce una classificazione sulla base sulle modalità di interazioni dei sensori all'interno di un sistema.

Nello specifico Sick (2002), propone una classificazione dei sistemi di sensor fusion basata sui tre livelli in cui le informazioni possono essere combinate tra di loro. I possibili livelli di fusione sono:

- 1) Livello di pre-processamento segnale (sensor fusion cooperativa);
- 2) Livello di selezione/estrazione dei feature¹⁶;
- 3) Livello decisionale: per la classificazione, il monitoraggio e/o la diagnostica dei sistemi.

Per quando riguarda la fusione effettuata al livello di pre-processamento del segnale, essa ha lo scopo di pre-processare i dati grezzi per facilitare l'applicazione degli algoritmi e le analisi che

¹⁶ Feature è usato per denotare informazione che è rilevante per risolvere un problema.

devono essere fatte successivamente. Lo scopo principale della fusione a livello di processamento è quello di rappresentare i segnali in un formato comune, per ottenere dati che siano comparabili e coerenti tra loro (Hall, 2001)

Di seguito vengono riportate le principali funzioni che assolvono a tale obiettivo:

- 1) Allineamento dei segnali a livello di spazio e/o di tempo; includendo i processi che permettono di sincronizzare i segnali provenienti dai diversi sensori, tale allineamento può essere effettuato:
 - a. analizzando l'andamento della serie storica nel tempo e riscontrando la presenza dello stesso evento in più segnali;
 - b. tramite il coefficiente di cross correlazione con l'identificazione dello sfasamento relativo tra due segnali, di cui uno ne costituisce il riferimento; tale identificazione avviene tramite lo sviluppo di un algoritmo che massimizza tale coefficiente;
 - c. Dynamic Time Warping: è un algoritmo che permette l'allineamento tra due sequenze, e che può portare ad una misura di distanza tra le due sequenze allineate. Tale algoritmo è particolarmente utile per trattare sequenze in cui singole componenti hanno caratteristiche che variano nel tempo, e per le quali la semplice espansione o compressione lineare delle due sequenze non porta risultati soddisfacenti.
- 2) Normalizzazione del valore dei segnali: i segnali vengono normalizzati e ricondotti a unità di misura comparabili tra loro. Mitchell (2007), propone una rassegna dei metodi di normalizzazione del segnale;
- 3) Segmentazione dei segnali: utilizzata per estrarre segmenti interni a una serie storica, localizzare andamenti ciclici, identificare punti di cambiamento o semplicemente comprimere la serie storica originale in una rappresentazione più compatta (Abonyi, et al., 2003) i metodi di segmentazione sono diversi:

- a. Clustering e pattern recognition: con il termine cluster ci si riferisce ad un segmento omogeneo presente all'interno di un insieme di dati. Le tecniche di clustering mirano pertanto a segmentare una serie storica o un insieme di dati in un certo numero di gruppi distinti contenenti osservazioni aventi tra loro caratteristiche affini. Nel caso di monitoraggio on-line le tecniche di pattern recognition vengono impiegate per riconoscere un nuovo segmento e collocarlo in uno dei cluster identificati in precedenza.
- b. Altri metodi possono essere: la segmentazione basata sul confronto tra il segnale ed un modello teorico predefinito, l'uso di reti neurali in cui una parte della serie storica è utilizzata per la fase di addestramento volta a definire e classificare i vari segmenti e l'uso di sistemi esperti in cui la distinzione tra i diversi segmenti è basata sull'uso di regole che derivano da una conoscenza pregressa sul processo.

Per quanto riguarda il livello di estrazione / selezione delle features, una feature è un indicatore che viene estrapolato da un segnale e rappresenta una caratteristica del segnale stesso. Le features estratte e selezionate vengono utilizzate come input per i diversi sistemi di analisi e di monitoraggio. Nonostante sia difficoltoso definire univocamente delle categorie di features, una classificazione possibile è suggerita da Sick (2002).

Una volta generate i features dai segnali, è necessario ridurre il dataset alle sole che contengono la maggioranza dell'informazione, in accordo con il principio di economicità (Abellan-Nebot & Subirón 2010) suggeriscono due strategie di riduzione dei features:

- 1) Selezione dei features: lo scopo della selezione delle features è trovare le k tra le d features che contengano la maggior parte dell'informazione e scartare le altre $(d - k)$.
- 2) Estrazione dei features: lo scopo principale del processo di estrazione delle features è trovare un set di k features come combinazione o trasformazione delle originali d features.

I principali metodi di riduzione dello spazio dei feature sono:

- a. Analisi delle Componenti Principali (PCA): estrae le sole componenti (combinazioni lineari delle features originali) che massimizzano la variabilità del processo, escludendo la parte di informazione non rilevante;
- b. Analisi delle componenti indipendenti (ICA): estrae le componenti (combinazioni lineari delle features originali) che massimizzano l'indipendenza tra le variabili;
- c. Analisi di correlazione canonica (CCA): effettua una trasformazione lineare dei features, massimizzando il coefficiente di correlazione canonica presente tra due gruppi di features.

Un adeguato livello di pre-processamento del segnale e della selezione/estrazione dei features contribuisce al cosiddetto processo di “*Data preparation*”.

In merito al livello di decisione, le informazioni sono gestite in modo più efficiente, pertanto, la fusione può migliorare l'affidabilità e la robustezza dei processi decisionali. In riferimento alla fusione delle informazioni a livello decisionale si hanno diversi compiti ai quali un sistema di sensor fusion può assolvere:

- 1) Stima dello stato del processo: La stima di uno o più parametri che descrivono delle caratteristiche del sistema o del processo
- 2) Classificazione dello stato del sistema / Riconoscimento dei pattern: Rientrano in questa categoria i problemi di:
 - a. Monitoraggio delle condizioni di processo: in cui si discrimina lo stato del processo in controllo e quello fuori controllo;
 - b. Stima del modo operativo: classificazione dello stato corrente del processo in presenza di variabili di stato discrete;
 - c. Diagnosi: classificazione degli errori;
 - d. Controllo di processo e recupero delle condizioni nominali di funzionamento: Selezione delle azioni di controllo ottimali in risposta a eventi non previsti o stato di fuori controllo.

Un adeguato livello di decisione contribuisce al processo di modellazione.

In merito alla classificazione Elmenreich (2002), esistono diverse modalità secondo le quali i sensori possono interagire tra loro all'interno di un sistema, e da queste modalità dipendono le specifiche strategie da adottare per l'operazione di fusione. Secondo questa classificazione possiamo avere:

- 1) Sensori Complementari: la complementarità si può manifestare in due diverse modalità:
 - a. Attraverso un insieme di sensori indipendenti e di natura diversa che forniscono informazioni relativamente a diverse grandezze fisiche;
 - b. Attraverso sensori distinti ma dello stesso tipo che agiscono in diverse zone di rilevamento.

In entrambi i casi, comunque, l'obiettivo è combinare le misurazioni rilevate dai sensori allo scopo di ottenere una descrizione più completa del fenomeno osservato. Secondo le due modalità appena introdotte, dunque, una rete di sensori complementari è particolarmente utile quando si vogliono monitorare diversi aspetti dello stesso fenomeno al fine di descriverlo in modo più preciso, oppure quando si ha l'esigenza di acquisire misure in un'area che non potrebbe mai essere coperta da un solo sensore.

- 2) Sensori Concorrenti: insieme di sensori distinti che forniscono informazioni indipendenti relativamente alla stessa grandezza fisica o alla stessa zona di rilevamento.
- 3) Sensori concorrenti possono essere identici o possono sfruttare metodi differenti per la misurazione. La concorrenza tra sensori è generalmente sfruttata per aumentare l'affidabilità del sistema di misura e per aumentarne il livello di tolleranza al malfunzionamento di qualche singolo sensore.
- 4) Sensori Cooperativi: una rete di sensori cooperativi è costituita da un insieme di sensori indipendenti la cui osservazione è combinata allo scopo di ottenere informazioni che non

potrebbero essere dedotte dall'informazione prodotta da un singolo sensore. In altre parole, attraverso una serie di sensori cooperativi l'informazione fornita da uno o più sensori permette di interpretare o completare le informazioni fornite da altri sensori.

4.3.2. Architetture di sensor fusion

Le principali architetture di sistemi di sensor fusion proposte in letteratura (Elmenreich, 2002) riguardano: il modello JDL (Joint Directors of Laboratories), il modello Waterfall e il modello Omnibus.

Il modello JDL ha una gerarchia a due livelli, al livello superiore il processo del “*Data Fusion*” è concettualizzato dai valori in ingresso dei sensori, interazioni tra utente e computer, gestione del database, pre-processamento delle fonti, e può essere rappresentato da una schematizzazione ideologicamente suddivisa in cinque sotto processi chiave, mentre il secondo livello può essere riassunto nella sintesi ed analisi definitiva dei dati atti a supportare le decisioni necessarie al raggiungimento degli obiettivi prefissati. Il modello JDL comprende cinque livelli di processamento dei dati e un database connessi tra di loro, come rappresentato in Fig. 12.

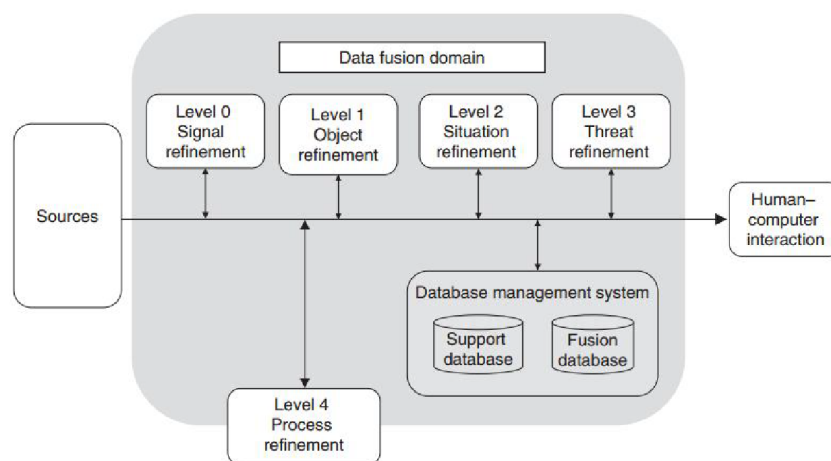


Fig. 12 - Architettura di fusione JDL (Joint Directors of Laboratories) in Elmenreich (2002)

Il modello è composto dai seguenti elementi:

- 1) Fonti di dati: tali fonti possono essere rappresentati da database di diverso tipo, dati provenienti dai sensori.

- 2) Fonte di Pre-elaborazione (Livello 0): Il compito di questo livello è quello di ridurre il carico dell'elaborazione dei processi di fusione tramite la preselezione e l'assegnazione dei dati ai processi appropriati.
- 3) Object Refinement (Livello 1): questo livello esegue l'allineamento dei dati ovvero si occupa di trasformare i dati in un sistema di riferimento coerente, di associare i dati con metodi di correlazione, di monitorare le posizioni attuali e future degli oggetti e di identificarle con metodi di classificazione.
- 4) Situation refinement (Livello 2): questo livello si propone di cercare una contestualizzazione delle relazioni che intercorrono tra oggetti ed eventi rilevati.
- 5) Threat refinement (Livello 3): sulla base di una conoscenza a priori e sulle previsioni circa la situazione futura questo livello di elaborazione cerca di trarre conclusioni circa la vulnerabilità del sistema.
- 6) Process refinement (Livello 4): questo livello si occupa di monitorare le prestazioni del sistema e riallocare i sensori in base agli obiettivi preposti.

Il modello JDL è stato un modello molto diffuso nelle applicazioni di fusione sensoriale. Nonostante le sue origini in ambito militare esso può essere applicato anche in altri campi. Tuttavia, il modello presenta lo svantaggio principale di essere molto astratto, ciò rende difficile interpretare correttamente i risultati specialmente se si hanno situazioni in cui il fenomeno da analizzare è molto specifico.

Il modello Waterfall vede la presenza di più livelli gerarchici che concorrono a formare il sistema di fusione sensoriale rappresentato in Fig.13

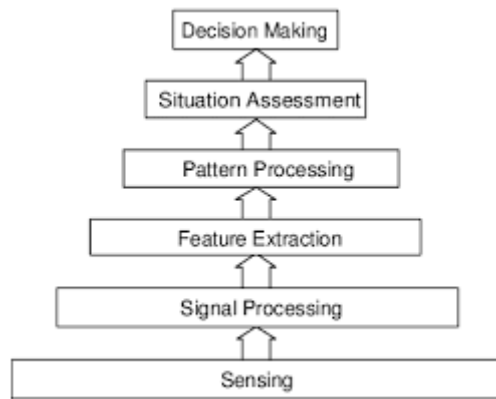
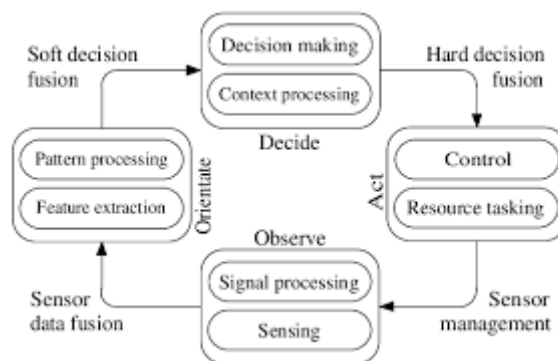


Fig.13 - Modello Waterfall in Elmenreich, (2002)

Simile al modello JDL (i livelli di Sensing e Signal processing corrispondono al livello 0 del modello JDL, Feature extraction e Pattern processing al livello 1, Situation assesment al livello 2 e Decision-making al livello 3), questo modello enfatizza le funzioni di processamento a bassi livelli (sensing). Il limite di questo modello riguarda gli scarsi feedback al termine del processo.

Il modello Omnibus, rappresentato in fig. 14, incorpora le caratteristiche del ciclo di Boyd (Observe, Orientate, Decide, Act), con la capacità di rappresentazione del modello Waterfall, sopra presentato. I possibili punti in cui la fusione può essere effettuata sono esplicitati dal modello, e si trovano a valle di ogni fase del ciclo. Il modello è utilizzato in due modalità: in primo luogo, suddivide gli obiettivi dell'intero sistema in una lista ordinata di compiti da svolgere; secondariamente, la stessa struttura viene utilizzata per organizzare gli obiettivi funzionali di ogni azione. Usando questo approccio la fusione di dati è classificata utilizzando una doppia prospettiva, ovvero quella dell'obiettivo del sistema e quella dell'azione da intraprendere.



4.3.3. Teorie a supporto delle tecniche di sensor fusion

In letteratura autori come Luo, et al. (2002), propongono alcuni approcci per la realizzazione del sistema di fusione dell'informazione:

- 1) Metodi di stima parametrica: si propongono di studiare il fenomeno supponendo di conoscere la legge di probabilità che lo governa, a meno di alcuni parametri, che vengono stimati a partire dalle osservazioni.
- 2) Metodi di classificazione: lo spazio multidimensionale può essere diviso in differenti regioni, ciascuna delle quali rappresenta determinate caratteristiche o identità. Le diverse regioni individuate vengono denominate classi. Per collocare un nuovo vettore di osservazioni, le sue caratteristiche vengono confrontate con le classi esistenti. Si deve definire a priori un criterio di similarità con il quale si possa stabilire l'appartenenza delle nuove osservazioni alle diverse classi.
- 3) Metodi di inferenza: si deducono le caratteristiche di un fenomeno dall'osservazione dello storico del fenomeno stesso. Fusioni di questo genere prevedono una fase di osservazione dei dati sperimentali da cui si possa dedurre la distribuzione di probabilità che caratterizza il fenomeno osservato.
- 4) Metodi derivanti da AI: tali tecniche implicano la fusione di più segnali attraverso diversi algoritmi unsupervised, supervised e reinforcement learning, tali da fornire un quadro delle situazioni in analisi senza studiare le relazioni che intercorrono tra i segnali in ingresso e lo stato in uscita.

4.4. Una metodologia di Machine Learning per la gestione dei big data

Il paragrafo 3.2 ha evidenziato come nel campo del monitoraggio in-process in cui i dati necessari a caratterizzare il processo sono forniti da diverse sorgenti, la quantità di dati a disposizione, può risultare particolarmente onerosa e difficile da trattare; infatti i big data provenienti da sensori

intelligenti o sorgenti diverse, sebbene consentano di modellare meglio la relazione tra i predittori e le variabili di risposta, affinché possano trasformarsi in informazioni utili (features) per il modello a supporto del processo decisionale devono essere opportunamente aggregati, al fine di superare il problema relativo alla multicollinearità. Questo tipo di problema rappresenta uno di quegli scenari che talvolta vengono definiti in letteratura come “*data-rich but information-poor*” (Doan et al., 2004), ossia caratterizzati da una grande quantità di dati che può finire per celare il contenuto informativo veramente rilevante. Occorre dunque trovare uno strumento per estrarre dal big data process, informazioni utili che possano supportare il Data Modeler nella fase di “*data preparation*” dei dati, così da renderli fruibili alle tipologie di analisi successive relative al processo di modellazione. A tal fine, utilizzando algoritmi di apprendimento automatico e dunque di ML, si è ritenuto necessario:

- 1) fornire una metodologia avanzata di gestione dei big data (data mining) in grado di aggregare opportunamente i dati provenienti da una molteplicità di sensori e/o sorgenti diverse che ci consente di superare il problema della multicollinearità. In questo senso è stato possibile suggerire una metodologia di fusione delle informazioni nell’ambito del Data preparation process.
- 2) fornire un modello basato su metodologie statistico-computazionali in grado di apprendere informazioni direttamente dalle connessioni (pattern) tra i dati e i possibili risultati. In questo senso è stato possibile suggerire un algoritmo nell’ambito del processo di modellazione.

Basati sugli algoritmi di apprendimento automatico, la metodologia avanzata di gestione dei big data e l’approccio di ML coinvolgono rispettivamente un algoritmo di ML “*unsupervised learning*” per il processo di aggregazione dei dati ed una fase di elaborazione e un algoritmo di ML “*supervised learning*” per la definizione della possibile “*legge matematica*” che lega i dati di input al target.

Con l’obiettivo di riconoscere alcuni aspetti nella struttura dei dati in input riconoscendo tratti comuni, similarità e differenze, senza conoscere nessun risultato (target), l’algoritmo di ML “*unsupervised learning*” considerato riguarda la PCA. La PCA è una tecnica finalizzata a derivare, a

partire da un set di variabili numeriche correlate, un insieme più ridotto di variabili ortogonali “*artificiali*”. L’insieme ridotto di proiezioni ortogonali lineari (noto come componenti principali - PCs) è ottenuto combinando linearmente in maniera appropriata le variabili originarie. L’obiettivo è quello di ridurre il numero più o meno elevato di variabili (riduzione della dimensionalità) che descrivono un insieme di dati a un numero minore di PCs, limitando il più possibile la perdita di informazioni. Col termine “*informazione*” la variabilità totale delle variabili di input originarie, cioè la somma delle varianze delle variabili originarie. In altre parole, individuate le correlazioni tra le diverse variabili, questo modo di operare consente di combinare e aggregare i dati e le informazioni provenienti da molteplici sensori secondo combinazioni lineari dando origine alle PCs. Il numero delle PCs da considerare è fondamentale in quanto esse devono essere in grado di conservare un certo livello informativo al fine di modellare accuratamente la relazione tra i predittori e la variabile dipendente. Tale numero viene determinato secondo diversi approcci, come il raggiungimento di un limite specifico di varianza cumulativa spiegata (circa il 90%), la ricerca di un “knee” nello screen plot, i limiti per l’autovalore minimo o la cross-validation (Ku et al., 1995)

In tal senso è possibile superare il problema della multicollinearità così da ottenere informazioni precise accurate e trasparenti. Tali informazioni espresse in termini di PCs possono essere utilizzate come dati di input in un algoritmo di supervised o unsupervised learning” (Chan et al., 2022). Nelle regressioni, per esempio, le PCs possono essere utilizzate come predittori del modello invece delle variabili originali. Questo può aiutare a stabilizzare le stime dei coefficienti di regressione e migliorare le prestazioni del modello. Tuttavia, con l’obiettivo di ottenere la caratteristica di “*well fitted*”, un modello determinato in tal senso dovrebbe essere opportunamente valutato al fine di mitigare due possibili criticità ricorrenti all’interno di un algoritmo di ML ovvero il trade-off tra semplicità e complessità:

- a) se il modello è troppo semplice non sarà in grado di descrivere appieno la realtà; si dice in questo caso che l’algoritmo “*ha imparato troppo poco*” e si definisce il modello under fitted.

b) Se il modello è troppo complesso rischia di rimanere “*acciecato*” dalla sua ambizione di sofisticatezza e di acquisire una visione della realtà distorta; si dice in questo caso che l’algoritmo “*pensa di aver capito tutto ma, di fatto ha solo trovato un modo distorto di comprendere la realtà*” troppo poco” e si definisce il modello “*over fitted*”.

La valutazione in tal senso, dunque, è quella di identificare quel livello di complessità che permetta all’algoritmo di “*imparare il giusto*”, implementando un modello di validità generale che funzioni non soltanto sui dati utilizzati per l’apprendimento ma, anche sugli eventuali nuovi arrivi. In altre parole, stiamo parlando di un modello “*well fitted*”. A tal fine si suggerisce di utilizzare la tecnica del Partizionamento, ovvero un metodo sistematico di valutare il trade-off tra semplicità e complessità e restituendo un modello “*well fitted*”. Dal punto di vista tecnico, attraverso un generatore di numeri casuali è possibile estrarre dal campione dei dati originari un sottoinsieme (test set) e di non considerarli nella fase di apprendimento. Avviando il processo di apprendimento sui dati rimanenti (training set) l’algoritmo individuerà un possibile pattern all’interno della struttura dei dati. Per comprendere se tale pattern può aver validità generale, sarà necessario valutare la bontà del modello processando il test set: quanto più vicine le predizioni del modello eseguita sul test set sarà più vicina alla realtà, tanto migliore sarà il modello (well fitted). Diversi sono gli indici proposti in letteratura (De Mauro, 2019) per valutare la bontà di un modello a seconda che si tratti di modelli di regressione oppure modelli di classificazione. Indici come il Root Mean Squared Error (RMSE), R^2 consentirebbero di comprendere l’entità dello scarto tra il valore reale e il valore target nel caso di regressione, mentre nel caso di modelli di classificazione, a partire dalla Confusion Matrix è possibile calcolare misure standardizzate di validità, come il livello di Accuracy, Precision e Sensitivity. Questo escamotage consentirebbe di verificare la capacità predittiva. Tuttavia, in linea con la letteratura non sempre tali misure di validità possono essere esaustive per descrivere le performance del modello (De Mauro, 2019); pertanto, al fine di fornire un modello di previsione robusto, si è proposta una metodologia innovativa per misurare la variabilità dei parametri in oggetto (Simulazione

stocastica). Si tratta di avviare un processo di riproduzione del comportamento del sistema con N simulazioni cercando di stimare la distribuzione dei parametri e dunque dei regressori. Stimata la distribuzione dei regressori sarà possibile determinarne la variabilità. Questo modo di procedere consente di accompagnare il processo di stima con un intervallo di valori probabili per quel parametro, definito intervallo di confidenza. Questo modo di procedere potrebbe rappresentare un elemento innovativo per un adeguato processo di ML.

Capitolo 5: Modelli statistici per la gestione delle epidemie: criticità, limiti e sfide di COVID-19

Nel Capitolo 1 si sono analizzate le relazioni tra la crisi sanitaria e la crisi economica individuando nelle misure governative per contenere la diffusione del virus (cosiddetto *lockdown*) un determinante fondamentale della crisi economica e finanziaria. Infatti, se da un lato il lockdown permette di contenere il contagio, dall'altro ha gravi ripercussioni sull'attività economica e finanziaria. Per questo motivo, la scelta di una misura restrittiva (es. il lockdown) richiede processi decisionali multidimensionali basati su modelli data-drive robusti; diversamente, si corre il rischio di basare il processo decisionale su scelte non razionali. Invero, i modelli "data inconsistency" possono portare a decisioni inefficaci, sia in termini di protezione della salute umana che in termini economici. A questo proposito, è importante prevenire i rischi associati all'irrelevanza e all'imprecisione dei dati contenuti nei sistemi informativi utilizzati per le previsioni. Come già evidenziato l'esperienza nella previsione dello sviluppo della Pandemia da COVID-19 dimostra che i dati primari non sono sempre adatti all'applicazione diretta nei modelli statistici per diverse problematiche (es. il problema della multicollinearità o dell'indisponibilità e della coerenza dei dati); ciò può comportare errori significativi nella previsione impattando significativamente sulle scelte del decisore. Nel capitolo 4 sono state individuate e suggerite possibili architetture e metodologie in grado di garantire il giusto trade - off tra qualità e quantità dell'informazione: da un lato la proposta di una architettura di sensori che possano garantire che il dato sia tempestivo, trasparente, preciso, coerente e dall'altro una metodologia in grado di garantire superare le criticità derivanti dal processo di fusione delle informazioni migliorando la qualità del dato e dunque dell'informazione. Sulla base di tale studio, in questo capitolo dopo aver individuato in letteratura i modelli utilizzati per la previsione delle epidemie, ovvero gli studi condotti negli anni passati (paragrafo 5.1), in linea con la mission del Advisory Board, seguirà un' applicazione reale per verificare la bontà del sistema italiano per la restrizione alla mobilità durante il periodo di Pandemia da COVID-19; nello specifico nel paragrafo 5.2 si descriverà il sistema italiano per le restrizioni e i relativi limiti e le critiche mosse dagli esperti.

Successivamente nel paragrafo 5.3 verrà applicata la metodologia proposta nel paragrafo 4.4, al caso reale verificando la veridicità delle critiche e proponendo un modello robusto a partire dai dati rilevati durante la Pandemia dal Ministero della Salute italiana.

5.1. Modelli statistici per la gestione delle epidemie: criticità e limiti

I modelli statistici che facilitano la stima delle conseguenze delle decisioni sanitarie sono diventati strumenti essenziali per la valutazione delle tecnologie sanitarie (Caro et al., 2012). La Statistica è stata sin dall'inizio indicata come uno strumento essenziale per fornire, ad esempio previsioni sull'andamento dell'infezione per intervalli di tempo di giorni, mesi, e addirittura anni, in termini di indice di contagio, data del picco e entità dello stesso, e, più tristemente, numero delle vittime. Tutti numeri a cui l'opinione pubblica si è rapidamente assuefatta grazie a un'informazione veloce, ma necessariamente approssimativa. È probabile che queste aspettative siano state raffreddate dalla constatazione che il concetto di picco e le curve dei nuovi infetti giornalieri non avevano poi quell'andamento così regolare e simmetrico di una gaussiana. Ovviamente non è la Statistica la responsabile del comportamento lontano dalle attese di queste curve: i veri "*indiziati*" sono i dati, ovvero gli elementi fattuali. Qui è doveroso introdurre un primo fattore di criticità. Ognuno degli insiemi di dati forniti quotidianamente dalle autorità è probabile sia affetto da errori: alcuni più accettabili, dovuti alla mancanza di coerenza con cui vengono raccolti a livello territoriale, altri più sostanziali, quasi tutti sottostimati (per esempio: il numero di nuovi contagi, per via di una insufficiente effettuazione di tamponi, e il numero di decessi da attribuire al coronavirus). Il problema dell'incoerenza e dell'incompletezza dei dati ha flagellato tutti i Paesi (non solo l'Italia), vuoi per incapacità, vuoi (talvolta) per un uso politico distorto dell'emergenza. Qualunque ne sia stata la causa, questo aspetto ha reso ancora più difficile la comprensione del processo epidemiologico. Peraltro, la conoscenza dei dati (anche di tutti i dati, i più corretti e completi possibili) può da un lato consentirci di rappresentare un processo, ma non necessariamente di interpretarlo e gestirlo. Infatti, come già evidenziato diverse volte, una ulteriore criticità è dovuta al problema della multicollinearità. I modelli

statistici per lo studio delle epidemie esistono da oltre un secolo. Il più celebre fu sviluppato nel lontano da Kermack & McKendrick (1927), formulato per spiegare la rapida crescita e successiva decrescita del numero di persone infette osservate in alcune epidemie, in particolare di peste e di colera. Negli anni diversi sono i lavori presenti in letteratura (Tong et al., 2008; Li, 2015; Stephenson et al., 2018) che differiscono per l'ampiezza degli scenari considerati: i modelli che consentono di descrivere scenari in funzione ad esempio dell'applicazione di diverse strategie di contenimento (lockdown, distanziamento sociale, chiusura di scuole, fabbriche, esercizi commerciali, teatri e musei, ad esempio), o della disponibilità o meno di trattamenti farmacologici o della somministrazione del vaccino a percentuali crescenti di popolazione, infetti o suscettibili.

In materia di Covid-19, un modello comunemente utilizzato è il modello SIR che consente di descrivere il flusso di individui attraverso tre stadi di infezione mutuamente escludenti: suscettibile, infetto e guarito (Kermack & McKendrick, 1927).

Durante il periodo pandemico sono stati sviluppati diversi modelli. Lin et al. (2020), hanno esteso un modello SIR considerando la percezione del rischio e il numero cumulativo di casi, Anastassopoulou et al. (2020), hanno proposto un modello SIR considerando un intervallo temporale discreto che include altresì anche gli individui deceduti. Casella et al. (2020), ha sviluppato un modello SIR che confronta i risultati di diverse politiche di contenimento. Sono stati considerati anche modelli di trasmissione stocastici (Hellewell et al., 2020; Kucharski et al., 2020). Giordano et al. (2020), propongono una survey sui modelli comportamentali in materia di Pandemia da Covid-19.

È compito dei costruttori di modelli statistici individuare le variabili necessarie per costruire un modello con effettive capacità predittive e di controllo (Unkel et al., 2011), mentre è compito della politica e delle autorità sanitarie predisporre le strutture giuridiche e tecniche per la raccolta dei dati. L'accesso a modelli accurati di previsione dei focolai è essenziale per ottenere informazioni sulla probabile diffusione e sulle conseguenze delle malattie infettive. I governi e gli altri organi legislativi si affidano alle intuizioni dei modelli di previsione per suggerire nuove politiche e per valutare

l'efficacia delle politiche applicate (Remuzzi & Remuzzi, 2020). In questo scenario i modelli statistici e la gestione dei big data provenienti da dispositivi di sensoristica avanzata si rivelano strumenti fondamentali per l'interpretazione degli effetti dell'epidemia. Infatti, nel caso della diffusione di un'infezione, come COVID-19, è fondamentale individuare al più presto le persone infette e i contatti che esse hanno avuto prima di essere confinate. I protocolli sanitari hanno individuato alcuni segnali di possibile infezione (aumento della temperatura, tosse, problemi respiratori, riduzione del senso del gusto) che possono essere utilizzati per valutare la condizione personale, e sicuramente questo tipo di anamnesi deve essere affiancata e rafforzata da un sistema di controllo sul territorio che riceva le prime segnalazioni e le approfondisca, confermandole o smentendole. Nell'ambito nazionale diverse App. sono state rese disponibili per la rilevazione di dati biometrici (ad esempio il progetto di solidarietà COVID-19 Zcare, AllertaLom di regione Lombardia et al.). Più semplice, in teoria, è il controllo dei contatti, con dispositivi portatili e intelligenti: gli smartphone. In questo ambito, l'Italia con la App. Immuni per il contact tracing ha scelto una soluzione tecnologica in linea con quanto proposto da Apple e Google, mettendo al centro la privacy degli utenti, affidando a ciascuno il compito di isolarsi e presentarsi al servizio sanitario nel caso in cui si riceva una notifica di un contatto con una persona rivelatasi positiva grazie alla tecnologia Bluetooth. La gestione dell'evoluzione dell'epidemia potrebbe tuttavia, avvantaggiarsi attraverso la geolocalizzazione delle persone, ossia il tracciamento degli spostamenti (effettuabile sempre attraverso gli smartphone); in questo modo diventa implementabile un'azione puntuale di controllo sulla singola persona, attraverso l'analisi dei flussi di spostamento. Questo tipo di azione può essere rafforzata attraverso sistemi di riconoscimento alternativi, quali telecamere con riconoscimento facciale o altri metodi identificativi. Ognuno di questi metodi presuppone, necessariamente, una partecipazione attiva e volontaria dei singoli individui, in un contesto di trasparenza che permetta a ognuno di capire qual è la portata spaziale e temporale della raccolta di informazioni che si propone e quali sono le sue finalità, oltre che, naturalmente, chi ne sia il garante per un corretto trattamento. Se infatti l'implementazione del tracing

attraverso tecnologia Bluetooth (con gestione decentralizzata dei dati) non ha particolari ripercussioni sulla privacy delle persone (nessuno spostamento viene rilevato, né alcuna dichiarazione di positività viene associata a persone fisiche), la geolocalizzazione e la donazione volontaria di dati biometrici presuppongono che il cittadino consegni informazioni sul suo stato di salute e sulle sue abitudini. La gestione di queste problematiche non è un compito degli statistici. È però compito loro evidenziare l'importanza della condivisione dei dati al fine di “nutrire” i modelli che descrivono e predicono l'andamento dell'epidemia. Grazie a modelli statistici e algoritmi di ML è possibile estrarre indicazioni per simulare, prevedere ed ottimizzare e rendere più efficaci ed efficienti svariati processi in ambito industriale, sociale e in contesti sanitari emergenziali o post-emergenziali. In quest'ultimo caso vi sono altri due aspetti, fondamentali, oltre al “tracciamento”: il testing (con tamponi e test sierologici), e il trattamento (le famose 3T di cui tanto si parla). Tracciamento e testing sono degli straordinari generatori di big data. Un fattore cruciale per un loro utilizzo efficace è quello della loro riconciliazione che sia preliminare alla costruzione di un data-lake che alimenti i modelli epidemiologici sopra descritti. La disponibilità di un data-lake sufficientemente ricco e affidabile diventa fondamentale anche per poter sfruttare nel modo più efficace possibile il potere predittivo dei modelli epidemiologici: identificando potenziali nuovi focolai, anticipando l'early detection dei contagiati (Racloz et al. 2012), ottimizzando il processo di gestione sanitaria e di trattamento terapeutico, anche attraverso l'esplorazione di diversi scenari corrispondenti al rafforzamento o rilassamento di misure di contenimento (Paul & Held, 2011). Come già osservato, fondamentale per l'affidabilità del potere previsionale di questi modelli spazio-temporali è la disponibilità di dati affidabili e geograficamente distribuiti, da usarsi per inizializzare tali modelli a scopo di verifica. Spesso però questi dati sono incompleti, si pensi ad esempio al numero di decessi per i quali mancano ad oggi informazioni per molti comuni, o ai dati che dovrebbero descrivere il flusso delle relazioni sociali o di mobilità su reti. I dati sono fondamentali sia per alimentare i modelli sia per la stessa implementazione, calibrazione e la valutazione soprattutto nel caso in cui essi si applicano a

fenomeni del tutto nuovi come è il caso dell'epidemia da COVID-19. Diversi sono gli studi che utilizzano metodi di ML per la previsione delle epidemie. Autori come Liang et al. (2020), utilizzando i dati dell'epidemia di peste suina africana A e i dati meteorologici del database WorldClim, scegliendo il metodo di selezione delle caratteristiche Cfs Subset Evaluator-Best First combinato con algoritmi random forest per costruire un modello di previsione. Tapak et al. (2019), hanno analizzato l'accuratezza dei modelli di serie temporali basati su Support Vector machine, reti neurali artificiali e random forest nella modellazione della malattia simil-influenzale e nel rilevamento dei focolai. Dopo aver condotto analisi e previsioni per stimare le popolazioni di Raja et al. (2019), hanno utilizzato i risultati per dedurre la possibilità di focolai di dengue in località predeterminate intorno alla Klang Valley, in Malesia. Sebbene il metodo ML si sia affermato da tempo come strumento standard per la modellazione dei disastri naturali e delle previsioni meteorologiche (Choubin et al., 2019), la sua applicazione nella modellazione delle epidemie è ancora agli inizi. Questa condizione è ancora più grave nel caso di COVID-19. Infatti, quest'ultima ha mostrato una natura non lineare e complessa (Ivanov, 2020). Inoltre, l'epidemia presenta differenze con altre epidemie recenti, il che mette in discussione la capacità dei modelli standard di fornire risultati accurati (Koolhof et al., 2020). Oltre, alle numerose variabili note e sconosciute coinvolte nella diffusione, la complessità del comportamento a livello di popolazione in varie aree geopolitiche e le differenze nelle strategie di contenimento hanno aumentato l'incertezza dei modelli (Darwish, Rahhal & Jafar, 2020). In effetti, l'osservazione del comportamento del COVID-19 in diversi Paesi dimostra un elevato grado di incertezza e complessità (Zhong et al., 2019). Pertanto, la sfida consiste nel costruire modelli in grado di superare i limiti dei modelli convenzionali. In effetti, la messa a punto di modelli accurati con un'elevata capacità di generalizzazione per modellare pandemie sia regionali che globali è essenziale per il processo decisionale (Reis et al., 2019). Di conseguenza, per superare queste sfide, sono emersi molti nuovi modelli che introducono diverse ipotesi nella modellazione. Diversi studi mostrano la diffusione del COVID-19 e i suoi effetti sui tassi di rilevamento, diagnosi e trasmissione. Sono stati

derivati molti modelli statistici per prevedere la diffusione di COVID-19 e fornire diagnosi. Un primo modello di simulazione Monte Carlo è stato applicato per mostrare il tasso di trasmissione della COVID-19 (R_t), tenendo conto di diversi parametri, come il numero di casi giornalieri e il numero di casi confermati rispetto a quelli morti (Kucharski et al., 2020). Un recente studio è stato condotto sull'attività di diagnostica del COVID-19, utilizzando immagini radiologiche. Sono state raccolte revisioni sistematiche da tre diversi database, PubMed, Scopus e Web of Science, che hanno fornito informazioni su quale modello fornisca la migliore accuratezza in termini di valori di sensibilità e specificità (Ghaderzadeh & Asadi, 2021). Khan, Alarabi & Basalamah, (2020) nel loro studio propongono lo sviluppo di un modello per la previsione dei casi di COVID-19 in funzione del tempo mostrando il processo di diffusione attraverso un tool grafico; per prevedere il tasso di crescita di COVID-19, i ricercatori hanno utilizzato vari approcci per ottenere la massima precisione (Khan et al., 2022). Amar et al. (2020), hanno utilizzato un modello di regressione di ML per prevedere il tasso di diffusione del COVID-19 in Egitto. Diversi sono gli studi utilizzati per la previsione del valore futuro del COVID-19. Istaiteh et al. (2020), conduce un'analisi comparativa tra 4 diversi modelli e promuove uno strumento di previsione mondiale che prevede i casi confermati di COVID-19 per i prossimi sette giorni in tutto il mondo. Gupta et al. (2021), dimostra che il “*Prophet Forecasting Model*” è il miglior metodo predittivo per prevedere il tasso attivo, il tasso di mortalità e il tasso di guarigione rispetto a SVM e regressione lineare, in presenza di ampi set di dati caratterizzati da un certo livello di incertezza. Ardabili et al. (2020) hanno previsto la diffusione del COVID-19 per Italia, Cina, Iran, Germania e Stati Uniti.

5.2. Il sistema utilizzato per gli interventi restrittivi nelle regioni italiane: struttura, limiti e critiche degli esperti

Il sistema italiano di codifica dei colori utilizzato per le restrizioni è stato realizzato al fine di monitorare l'evoluzione della Pandemia. Aggiornato settimanalmente, prende in considerazione un ampio set di variabili ritenute indispensabili ai fini dell'informativa relativa alla diffusione del virus sulla capacità di risposta del sistema sanitario. Esso infatti, combina i dati epidemiologici del virus

(il numero dei casi, l'indice R_t ¹⁷ che mostra la capacità di un infetto di infettare altre persone, e il numero dei ricoveri, inclusi quelli in terapia intensiva), con i dati riferiti alle strutture sanitarie, (per esempio il livello di saturazione dei reparti di terapia intensiva) e con quelli che servono a valutare la capacità da parte delle strutture sul territorio (le regioni) di raccogliere e acquisire informazioni sull'evoluzione della Pandemia. Il tutto confluisce in una dashboard in cui tutti questi dati vengono combinati per valutare un livello di rischio per ciascuna regione. La valutazione effettuata da una Cabina di Regia (a cui partecipano i membri designati dalla Conferenza delle Regioni e il dipartimento della prevenzione del Ministero della Salute italiana) classifica le regioni in tre diverse zone, a ciascuna delle quali viene assegnato un colore diverso:

- Zona rossa: riguarda il livello più alto di restrizioni; utilizzato nelle aree con un alto numero di casi di COVID-19 e di ricoveri, le regioni assegnate al colore rosso sono considerate ad alto rischio di trasmissione di COVID-19 e sono soggette a misure più restrittive.
- Zona gialla: riguarda il livello più basso di restrizioni; utilizzato nelle aree con un basso numero di casi e di ricoveri, le regioni a cui è stato assegnato il colore giallo sono considerate rischio moderato di trasmissione della COVID-19 e sono soggette a moderate restrizioni.
- Zona verde: riguarda il livello più basso di restrizioni, utilizzato nelle aree con un numero molto basso di casi e di ricoveri, le regioni a cui è stato assegnato il colore verde sono considerate a basso rischio di trasmissione di COVID-19 e sono soggette a minori restrizioni.

Le restrizioni associate a ciascun colore possono variare a seconda delle circostanze specifiche di ciascuna regione, ma in generale le regioni a cui è stato assegnato un rischio più alto sono soggette a

¹⁷ Secondo Cori et al. (2013), l'indice R_t viene stimato dal rapporto del numero di persone contagiate I_t al tempo t rispetto al numero di possibili contagi al tempo t , dato da $\sum_{s=1}^t I_t - s * ws$ dove ws rappresenta la distribuzione secondo quanto definito da Cereda et al. (2020), che è la stessa utilizzata dall'Istituto Superiore di Sanità nelle sue stime.

misure maggiormente restrittive, come limitazioni ai raduni, restrizioni ai viaggi e uso obbligatorio di maschere.

Il sistema italiano pur essendo stato strutturato per fornire un quadro completo per comunicare il livello di rischio posto dalla COVID-19 in ogni regione e guidare il processo decisionale sulle restrizioni e sulle misure di salute pubblica, è stato fortemente criticato dall'inventore della "teoria dei colori" contro il COVID; infatti, Pradelski (2020), sostiene che vi sono troppe variabili e poca trasparenza nelle scelte del sistema di codifica dei colori italiano. Dal punto di vista statistico, la scelta del numero delle variabili è cruciale all'interno di un modello, poiché si rischia di lasciare un margine nella formula di calcolo (risk model) che potrebbe inficiare i risultati costringendo tecnici e politici a prendere una decisione casuale.

5.3. La teoria dei colori: una valutazione del sistema italiano di contrasto alla diffusione della Pandemia

Le misure di lockdown in Italia sono state decise attraverso il sistema descritto nel paragrafo 5.2. Visti gli effetti devastanti sia in termini di protezione della salute umana che in termini economici come descritto nelle sezioni precedenti, è apparsa evidente, in linea con la volontà del Advisory Board, la necessità di analizzare e valutare le relazioni tra le variabili scelte dal Ministero della Salute italiana per assegnare i colori alle singole regioni e di conseguenza le restrizioni alla mobilità durante il periodo della Pandemia da COVID-19, al fine di comprendere se in effetti il sistema utilizzato possa essere considerato un modello robusto e nel caso contrario fornire comunque una base scientifica che possa produrre miglioramenti delle performance del sistema in esame.

Nello specifico si vuole fornire una risposta alle seguenti domande di ricerca:

RQ1: È possibile, nel sistema italiano di codifica dei colori, ridurre la dimensionalità di tali set di variabili, aumentandone l'interpretabilità e minimizzando al contempo la perdita di informazioni?

RQ2: Il sistema italiano di codifica dei colori è un sistema “*data redundancy & inconsistency*”?

RQ3: È possibile strutturare un modello predittivo “*well fitted*” ai fini dell’assegnazione del colore alla regione?

Al fine di rispondere alle precedenti domande di ricerca si è seguito il seguente processo circolare illustrato in Fig.16.

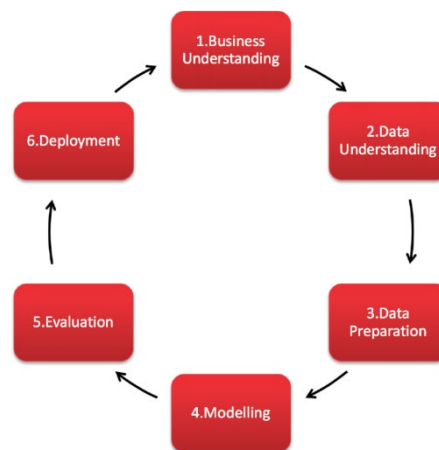


Fig.16 – Diagramma circolare per la progettazione della metodologia in <https://www.sv-europe.com/crisp-dm-methodology/>

1. **Fase Business understanding.** In questa fase i) sono stati individuati gli obiettivi; ii) sono state valutate le diverse criticità e soluzioni iii) sono state definite le ragioni per le quali si è deciso di avvalersi di alcuni strumenti (es. il Data Mining) con l’obiettivo di garantire un buon approccio analitico prima di spendere risorse di valore.
2. **Data understanding.** Un’analisi più ravvicinata dei dati disponibili per il data mining è stata ritenuta indispensabile per la formulazione e la validazione del modello. Nello specifico visto, vista l’importanza relativa al problema decisionale complesso legato alle misure restrittive derivanti dalla Pandemia da COVID- 19, al fine dell’impiego dei risultati e delle ricadute dell’attività di ricerca si è scelto di considerare come dati in input, quelli pubblicati sul sito del Ministero della Salute italiana e utilizzati dal sistema italiano (set di variabili ritenuti indispensabili ai fini dell’informativa relativa alla diffusione del virus sulla capacità di risposta del sistema sanitario) per l’attribuzione dei colori e dunque per definire le misure restrittive.

3. **Data preparation.** La qualità del dato non poteva prescindere da un adeguato processo di data preparation. La raccolta dei dati e la relativa organizzazione in modo da renderli fruibili alle tipologie di analisi sono state ritenute fondamentali per estrarre informazioni di valore. In questa fase sono state eseguite operazioni di Raccolta dei dati (Data Gathering), Esplorazione dei dati (Data Discovery), Pulizia dei dati (Data Cleaning), strutturazione dei dati (Data Transformation e Data Structuring), Validazione e Pubblicazione dei dati (Data Validation e Data Publication). In questa fase è stata applicata la metodologia proposta nel paragrafo 4.4. ovvero la tecnica di fusione delle informazioni che consente di aggregare opportunamente informazioni provenienti da una molteplicità di sorgenti diverse superando il problema della multicollinearità.
4. **Modellazione.** In questa fase, attraverso tecniche di ML è stato definito il modello di riferimento, i relativi parametri con l'obiettivo di individuare la migliore relazione matematica tra le variabili indipendenti (rilevati in sede Data understanding e opportunamente aggregati in sede di Data preparation) e la relativa assegnazione del colore.
5. **Evaluation.** Una volta definita la relazione nella fase di modellazione, la stessa è stata valutata sulla base di alcune una metrica standard di valutazione statistica in grado di misurare l'Accuracy e la Sensitivity del modello utilizzato dal sistema italiano. Verificata la bontà del modello si è determinata la variabilità dei parametri al fine porre le basi per la costruzione di un nuovo modello caratterizzato dai migliori parametri possibili per descrivere la struttura dei dati.
6. **Deployment:** Ultimata la fase di Evaluation, in linea con il progetto di ricerca si è provveduto all'applicazione dei risultati della ricerca e dunque alla disseminazione dei risultati scientifici.

Si precisa che nella fase preliminare dello studio (Fig.16 - fase 1 e 2), pur avendo condotto numerose ricerche e aver coinvolto istituzioni nazionali nonché specialisti del settore, nessuno era stato in grado di specificare il modello statistico utilizzato a supporto del processo decisionale in materia di restrizioni. Infatti, l'output della fase preliminare dello studio ci ha permesso di conoscere solamente le variabili di input del problema con riferimento giornaliero (dati forniti dal Ministero della Salute

italiana), il colore assegnato alle singole regioni con riferimento temporale settimanale (dati pubblicati sul sito istituzionale del Ministero della Salute italiana) e le critiche mosse da Pradelski (2020) specificate nel paragrafo 5.2. Sulle basi di tali evidenze, ipotizzando che l'assegnazione dei colori eseguita attraverso il sistema italiano sia corretta e che la distribuzione delle variabili di input sia stazionaria, è stata applicata la metodologia proposta nel paragrafo 4.4.

Al fine di rispondere alla RQ1 e dunque alla critica mossa da Pradelski (2020) è stato necessario comprendere se fosse possibile, nel sistema italiano di codifica dei colori, ridurre la dimensionalità di tali set di variabili, aumentandone l'interpretabilità e minimizzando al contempo la perdita di informazioni. Si è trattato, dunque, di avviare un processo di estrazione dei features dove è stato identificato il sottoinsieme di variabili più informativo. A tal fine, sulla base dei dati pubblicati sul sito istituzionale del Ministero della Salute italiana, dopo opportuni processi di data cleaning e structuring, è stata eseguita una PCA. In questo modo è stato possibile verificare se in effetti il numero di variabili scelte dal Ministero della Salute italiana, risultano essere ridondanti, mitigando al contempo gli effetti della multicollinearità.

Al fine di rispondere alla RQ2 si è condotta un'analisi esplorativa, dove le PC determinate in sede di PCA sono state utilizzate come variabili indipendenti in un algoritmo regressione logistica multinomiale considerando come variabile dipendente una variabile politomica: i colori assegnati alle regioni. In questo modo è stato identificato regione per regione il modello predittivo di riferimento. Utilizzando come metrica di validazione un test Accuracy e un test di Sensitivity si è poi determinata la capacità del modello di spiegare la relazione tra le variabili scelte dal Ministero e i colori assegnati alle regioni e dunque se il sistema italiano di codifica dei colori di fatto risulta essere un sistema “*data redundancy & inconsistency*”. Tale approccio ha consentito di fornire una base per il modello “*well fitted*” proposto nella RQ3 in questione. Al fine di rispondere alla RQ3, è stata utilizzata una tecnica di simulazione con N iterazioni, in grado di stimare la distribuzione di probabilità dei regressori e la relativa variabilità. In questo modo è stato fornito non solo un modello predittivo, ma anche la relativa

variabilità dei parametri (regressori) ponendo le basi per costruzione di un nuovo modello caratterizzato dai migliori parametri possibili per descrivere la struttura dei dati e identificare dunque il colore della regione.

Tecnicamente, l'applicazione consta dei seguenti step:

1. Data preparation. Per lo sviluppo della metodologia, è stato necessario eseguire processi afferenti al Data Gathering e al Data Discovery così da esplorare, identificare e raccogliere i dati utilizzati come variabili di input nel sistema italiano di codifica dei colori. Tali dati comprendono i dati sanitari raccolti dal sito istituzionale del Ministero della Salute italiana con riferimento temporale dal 1° gennaio 2021 al 31 dicembre 2021. Essi riguardano:

- Ricoverati con sintomi.
- Pazienti in terapia intensiva.
- Ricoveri giornalieri in terapia intensiva.
- Quarantena domiciliare.
- Casi confermati.
- Dimessi guariti.
- Decessi.
- Casi confermati da PCR.
- Casi confermati da RAT.
- Totale casi.
- Aumento dei casi totali (rispetto al giorno precedente).
- Persone testate.
- PCR.
- RAT.
- Totale tamponi.
- Incremento del totale dei tamponi (rispetto al giorno precedente).

La scelta di trascurare l'anno 2020 trova fondamento sulla presenza di missing data e di assenza di alcuni set di variabili.

Come già evidenziato il COVID-19 è stato un evento improvviso, in un momento dove i Paesi per via di diverse ragioni non erano opportunamente “*attrezzati*” per fronteggiare ad una Pandemia globale. L'evidenza empirica ha dimostrato che i set di variabili venivano aggiunti sulla base delle esperienze acquisite: variabili, dunque, che nell'anno precedente non erano state considerate, sono state prese in considerazione nell'anno successivo. Inoltre, bisogna considerare che gli insiemi di dati forniti quotidianamente dalle autorità, probabilmente fossero affetti da errori; è plausibile che tale probabilità sia ancor più elevata in un momento iniziale dove la mancanza di un piano di emergenza, attrezzatura, criteri possono produrre stime poco reali e addirittura incoerenti (Ardabili et al., 2020).

Individuate le variabili, sono state eseguite operazioni di Data Discovery, Data Cleaning, Data Structuring. Successivamente al fine di individuare ed esprimere in maniera quantitativa l'intensità del legame tra le variabili è stato necessario condurre un'analisi di correlazione. I risultati in termini di correlazione riassunti in Fig. 17 giustificano l'applicazione dell'algoritmo di unsupervised learning (PCA) nelle fasi successive. Le PCs catturano la struttura sottostante dei predittori, riducendo al tempo stesso il grado di associazione lineare tra di essi.

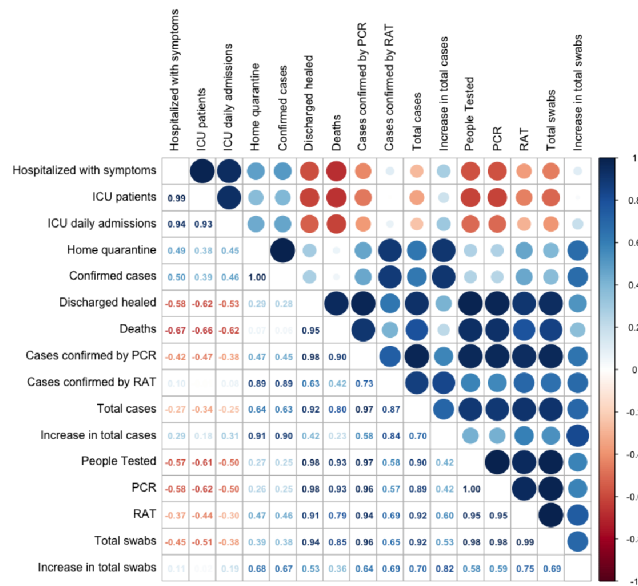


Fig.17- Correlazione tra le variabili
Fonte: elaborazione propria

Infatti, come vedremo nello step successivo, la PCA è stata applicata ai dati originali per evitare la multicollinearità nella regressione ordinale, poiché le variabili di input, presentando correlazioni lineari piuttosto forti, potrebbero inficiare il modello come descritto nel paragrafo 5.2. Ai fini dell'applicazione della PCA, è stato ricercato il giusto trade-off tra la percentuale cumulativa di varianza spiegata e il numero di PCs. L'obiettivo è stato quello di identificare un numero minore di PCs in grado di catturare la maggior parte della variazione dei dati, riducendo al contempo la dimensionalità dei dati.

Al fine di identificare un numero minimo di PCs che spiegano una certa percentuale della varianza cumulata, sono state considerate tutte le possibili combinazioni in termini di PCs: 1 PC è stata selezionata lo 0,94% delle volte, 2 PC 75,54%, 3 PC 23,07% e 4 PC 0,45%. Il numero di PCs scelte per ogni regione sono quelle che riflettono in accordo con la letteratura il 90% della varianza spiegata (Ku et al., 1995). In questo modo è stato possibile verificare che in effetti il numero di variabili scelte dal Ministero della Salute italiana, risultano essere ridonanti o che addirittura, in alcuni casi la qualità dell'informazione risulta essere depauperata all'aumentare

del numero di variabili considerate. L'elaborazione dei dati e l'analisi statistica sono state eseguite utilizzando il software R (2022).

2. **Modellazione: Ordinal Regression.** Una volta risolto il problema della multicollinearità e una volta identificate le PCs attraverso la PCA, ogni set di PCs è stato utilizzato come set di input per stimare un modello di regressione ordinale la cui variabile di output è il colore della regione (tre livelli: “H” alto, “M” medio e “L” basso). In altre parole, una volta definita una soglia del 90% di varianza spiegata si sono scelti un numero di PCs in grado di garantire che il modello abbia informazioni sufficienti. Successivamente i PCs sono stati utilizzati come variabili nel modello, al posto delle variabili originali ottenendo i risultati riportati nella Tab. 4 e nella Tab. 5. La Tab. 4 mostra per ogni regione informazioni relative alle variabili in input (Vars), numero di variabili in input (i), numero di PCs (num_pc) e percentuale cumulativa della varianza totale spiegata dalle PCs (Cum_Var_PC) considerando come variabile obiettivo il minimo Misclassification Error (Miscl_Err). La Tab. 5 mostra per ogni regione, il valore dei parametri stimati (regressori) nei modelli corrispondenti al minimo Misclassification Error.

Regione	i	miscl_err	num_pc	Vars	Num_Vars	Cum_Var_PC
Abruzzo	5	22,91	3	Hospitalized with symptoms, ICU patients, Cases confirmed by PCR, Increase in total cases, Increase in total swabs	5	98,61
Basilicata	5	14,58	3	Home quarantine, Confirmed cases, Deaths, Increase in total cases, Increase in total swabs	5	98,05
Calabria	2	27,08	2	ICU daily admissions, Home quarantine	2	100,00
Campania	2	29,16	2	Cases confirmed by RAT, Total swabs	2	100,00
Emilia-Romagna	2	18,75	2	ICU patients, Increase in total cases	2	100,00
Friuli Venezia Giulia	4	22,91	2	ICU daily admissions, Home quarantine, Confirmed cases, Increase in total cases	4	96,85
Lazio	4	29,16	3	ICU patients, Increase in total cases, RAT, Increase in total swabs	4	96,85
Liguria	3	16,67	3	ICU patients, Cases confirmed by RAT, Increase in total cases	3	100,00
Lombardia	2	18,75	2	ICU patients, Increase in total cases	2	100,00
Marche	1	27,08	1	Increase in total cases	1	100,00
Molise	2	22,91	2	Increase in total cases, Increase in total swabs	2	100,00
P.A. Bolzano	8	18,75	3	Hospitalized with symptoms, ICU patients, Cases confirmed by PCR, Cases confirmed by RAT, Increase in total cases, People Tested, Total swabs, Increase in total swabs	8	96,95
P.A. Trento	2	22,91	2	ICU patients, Increase in total cases	2	100,00
Piemonte	2	29,16	2	Deaths, RAT	2	100,00
Puglia	4	27,08	2	Discharged healed, Increase in total cases, People Tested, RAT	4	92,82
Sardegna	6	12,50	4	Hospitalized with symptoms, ICU patients, Discharged healed, Cases confirmed by RAT, Increase in total cases, Increase in total swabs	6	97,77
Sicilia	3	16,67	2	ICU daily admissions, Home quarantine, Increase in total cases	3	96,25
Toscana	3	12,50	2	Cases confirmed by RAT, Increase in total cases, Increase in total swabs	3	92,26
Umbria	1	18,75	1	Increase in total cases	1	100,00
Valle d'Aosta	5	29,16	3	ospitalized with symptoms, ICU patients, Deaths, Increase in total cases, PC	5	96,83
Veneto	4	18,75	3	ICU patients, Increase in total cases, PCR, Increase in total swabs	4	95,48

Tab. 4- Modelli regionali corrispondenti ai minimi Misclassification Error

Fonte: elaborazione propria

Regione = Abruzzo			
PC 1 = 0.53 X1 + 0.09 X2 + -0.35 X8 + 0.53 X11 + 0.09 X16			
PC 2 = -0.53 X1 + 0.06 X2 + -0.4 X8 + 0.53 X11 + 0.06 X16			
PC 3 = -0.38 X1 + -0.47 X2 + -0.77 X8 + -0.38 X11 + -0.47 X16			
logtt(P(Y < j)) = eta_j + -0.86 PC1 + 1.9 PC2 + -1.99 PC3 eta = (-1.45, 6.39)			
Regione = Basilicata			
PC 1 = -0.48 X4 + 0.17 X5 + 0.48 X7 + -0.48 X11 + 0.17 X16			
PC 2 = -0.49 X4 + 0.16 X5 + 0.48 X7 + -0.49 X11 + 0.16 X16			
PC 3 = 0.35 X4 + -0.72 X5 + 0.6 X7 + 0.35 X11 + -0.72 X16			
logtt(P(Y < j)) = eta_j + -0.08 PC1 + 1.48 PC2 + 2.72 PC3 eta = (0.36, 18.95)			
Regione = Calabria			
PC 1 = 0.71 X3 + 0.71 X4			
PC 2 = 0.71 X3 + -0.71 X4			
logtt(P(Y < j)) = eta_j + -0.97 PC1 + -3.74 PC2 eta = (-0.34, 4.19)			
Regione = Campania			
PC 1 = 0.71 X9 + 0.71 X15			
PC 2 = 0.71 X9 + -0.71 X15			
logtt(P(Y < j)) = eta_j + 0.09 PC1 + 0.88 PC2 eta = (-0.33, 2.83)			
Regione = Emilia-Romagna			
PC 1 = 0.71 X2 + -0.71 X11			
PC 2 = 0.71 X2 + 0.71 X11			
logtt(P(Y < j)) = eta_j + -1.77 PC1 + -3.31 PC2 eta = (-0.71, 5.29)			
Regione = Friuli Venezia Giulia			
PC 1 = 0.51 X3 + -0.07 X4 + 0.51 X5 + -0.07 X11			
PC 2 = 0.52 X3 + -0.35 X4 + 0.52 X5 + -0.35 X11			
logtt(P(Y < j)) = eta_j + -1.09 PC1 + -3.13 PC2 eta = (-1.59, 5.12)			
Regione = Lazio			
PC 1 = 0.6 X2 + -0.21 X11 + 0.04 X14 + 0.6 X16			
PC 2 = 0.57 X2 + 0.26 X11 + -0.71 X14 + 0.57 X16			
PC 3 = -0.43 X2 + 0.64 X11 + -0.36 X14 + -0.43 X16			
logtt(P(Y < j)) = eta_j + -0.64 PC1 + -0.33 PC2 + 1.97 PC3 eta = (-0.08, 3.53)			
Regione = Liguria			
PC 1 = 0.64 X2 + -0.35 X9 + 0.69 X11			
PC 2 = 0.41 X2 + 0.91 X9 + 0.08 X11			
PC 3 = 0.65 X2 + -0.23 X9 + -0.72 X11			
logtt(P(Y < j)) = eta_j + -1.99 PC1 + -1.57 PC2 + 2.65 PC3 eta = (-0.38, 6.43)			
Regione = Lombardia			
PC 1 = 0.71 X2 + -0.71 X11			
PC 2 = 0.71 X2 + 0.71 X11			
logtt(P(Y < j)) = eta_j + -2.02 PC1 + -4.15 PC2 eta = (-1.44, 6.4)			
Regione = Marche			
PC 1 = 1 X11			
logtt(P(Y < j)) = eta_j + -2.43 eta = (-1.26, 4.63)			
Regione = Molise			
PC 1 = -0.71 X11 + 0.71 X16			
PC 2 = -0.71 X11 + -0.71 X16			
logtt(P(Y < j)) = eta_j + 0.84 PC1 + -3.86 PC2 eta = (-0.68, 20.15)			
Regione = P.A. Bolzano			
PC 1 = -0.4 X1 + 0.26 X2 + -0.04 X8 + -0.4 X9 + 0.26 X11 + -0.04 X12 + -0.4 X15 + C			
PC 2 = -0.38 X1 + 0.27 X2 + 0.29 X8 + -0.38 X9 + 0.27 X11 + 0.29 X12 + -0.38 X15 +			
PC 3 = 0.38 X1 + 0.32 X2 + -0.06 X8 + 0.38 X9 + 0.32 X11 + -0.06 X12 + 0.38 X15 +			
logtt(P(Y < j)) = eta_j + 1.29 PC1 + 0.39 PC2 + 2.94 PC3 eta = (-1.17, 9.65)			
Regione = P.A. Trento			
PC 1 = -0.71 X2 + -0.71 X11			
PC 2 = -0.71 X2 + 0.71 X11			
logtt(P(Y < j)) = eta_j + 2.33 PC1 + -4.54 PC2 eta = (-1.93, 1718966.59)			
Regione = Piemonte			
PC 1 = 0.71 X7 + -0.71 X14			
PC 2 = 0.71 X7 + 0.71 X14			
logtt(P(Y < j)) = eta_j + 0.08 PC1 + -0.95 PC2 eta = (-0.54, 2.61)			
Regione = Puglia			
PC 1 = 0.54 X6 + -0.05 X11 + 0.54 X12 + -0.05 X14			
PC 2 = -0.44 X6 + 0.82 X11 + -0.44 X12 + 0.82 X14			
logtt(P(Y < j)) = eta_j + 0.62 PC1 + -1.71 PC2 eta = (-0.23, 2.88)			
Regione = Sardegna			
PC 1 = -0.49 X1 + 0.21 X2 + -0.3 X6 + 0.37 X9 + -0.49 X11 + 0.21 X16			
PC 2 = -0.47 X1 + 0.34 X2 + -0.22 X6 + 0.3 X9 + -0.47 X11 + 0.34 X16			
PC 3 = 0.51 X1 + 0.19 X2 + 0.1 X6 + 0.41 X9 + 0.51 X11 + 0.19 X16			
PC 4 = 0.45 X1 + 0.38 X2 + -0.1 X6 + 0.46 X9 + 0.45 X11 + 0.38 X16			
logtt(P(Y < j)) = eta_j + -0.03 PC1 + -0.19 PC2 + -1.4 PC3 + 2.18 PC4 eta = (0.35,			
Regione = Sicilia			
PC 1 = -0.6 X3 + 0.08 X4 + -0.6 X11			
PC 2 = -0.57 X3 + 0.66 X4 + -0.57 X11			
logtt(P(Y < j)) = eta_j + -0.1 PC1 + 3.14 PC2 eta = (0.17, 5.05)			
Regione = Toscana			
PC 1 = 0.6 X9 + 0.56 X11 + 0.6 X16			
PC 2 = -0.77 X9 + 0.19 X11 + -0.77 X16			
logtt(P(Y < j)) = eta_j + 2.2 PC1 + -0.42 PC2 eta = (-0.77, 4.52)			
Regione = Umbria			
PC 1 = 1 X11			
logtt(P(Y < j)) = eta_j + -2.55 eta = (-0.27, 3.92)			
Regione = Valle d'Aosta			
PC 1 = -0.54 X1 + 0.22 X2 + -0.31 X7 + -0.54 X11 + 0.22 X13			
PC 2 = -0.51 X1 + 0.28 X2 + -0.43 X7 + -0.51 X11 + 0.28 X13			
PC 3 = 0.33 X1 + 0.62 X2 + -0.32 X7 + 0.33 X11 + 0.62 X13			
logtt(P(Y < j)) = eta_j + 0.23 PC1 + -0.17 PC2 + -1.81 PC3 eta = (-0.14, 4.62)			
Regione = Veneto			
PC 1 = -0.41 X2 + 0.59 X11 + -0.67 X13 + -0.41 X16			
PC 2 = 0.15 X2 + 0.72 X11 + 0.62 X13 + 0.15 X16			
PC 3 = 0.67 X2 + -0.12 X11 + -0.32 X13 + 0.67 X16			
logtt(P(Y < j)) = eta_j + -0.22 PC1 + -1.09 PC2 + -5.43 PC3 eta = (0.2, 5.11)>			

Tab. 5 Modelli regionali corrispondenti ai minimi misclassification error

Fonte: elaborazione propria

3. Processo di valutazione. A partire dalla Confusion Matrix, la bontà del modello è stata valutata in termini di Accuracy. In merito alla valutazione dell'Accuracy si è considerata come metrica di riferimento "*Misclassification Error*" ovvero come porzione di osservazioni che sono state classificate erroneamente. La Fig. 18 riassume i risultati e consente di individuare l'andamento del Misclassification Error (linea rossa). È evidente come l'andamento del Misclassification Error risulti essere quasi costante: l'aumentare del numero di variabili non riduce il Misclassification Error, anzi in alcuni casi con un numero di variabili ridotto si ottengono errori minori. Ciò dimostra che il sistema italiano non è performante; dunque, si è ritenuto opportuno scegliere un numero di variabili ridotto accuratamente selezionate. Dallo studio si è rilevato di fatto la possibilità di ridurre la dimensionalità del set di variabili da considerare, al fine di aumentarne l'interpretabilità, minimizzando al contempo la perdita di informazioni. In altre parole, assumendo che l'attribuzione dei colori fornita dal Sistema Nazionale sia corretta è possibile "*snellire*" il modello e considerare solo alcune variabili in modo da semplificare l'analisi di eventuali relazioni e renderla coerente, chiara e precisa superando il problema relativo alla multicollinearità ponendo le basi per un modello predittivo robusto.

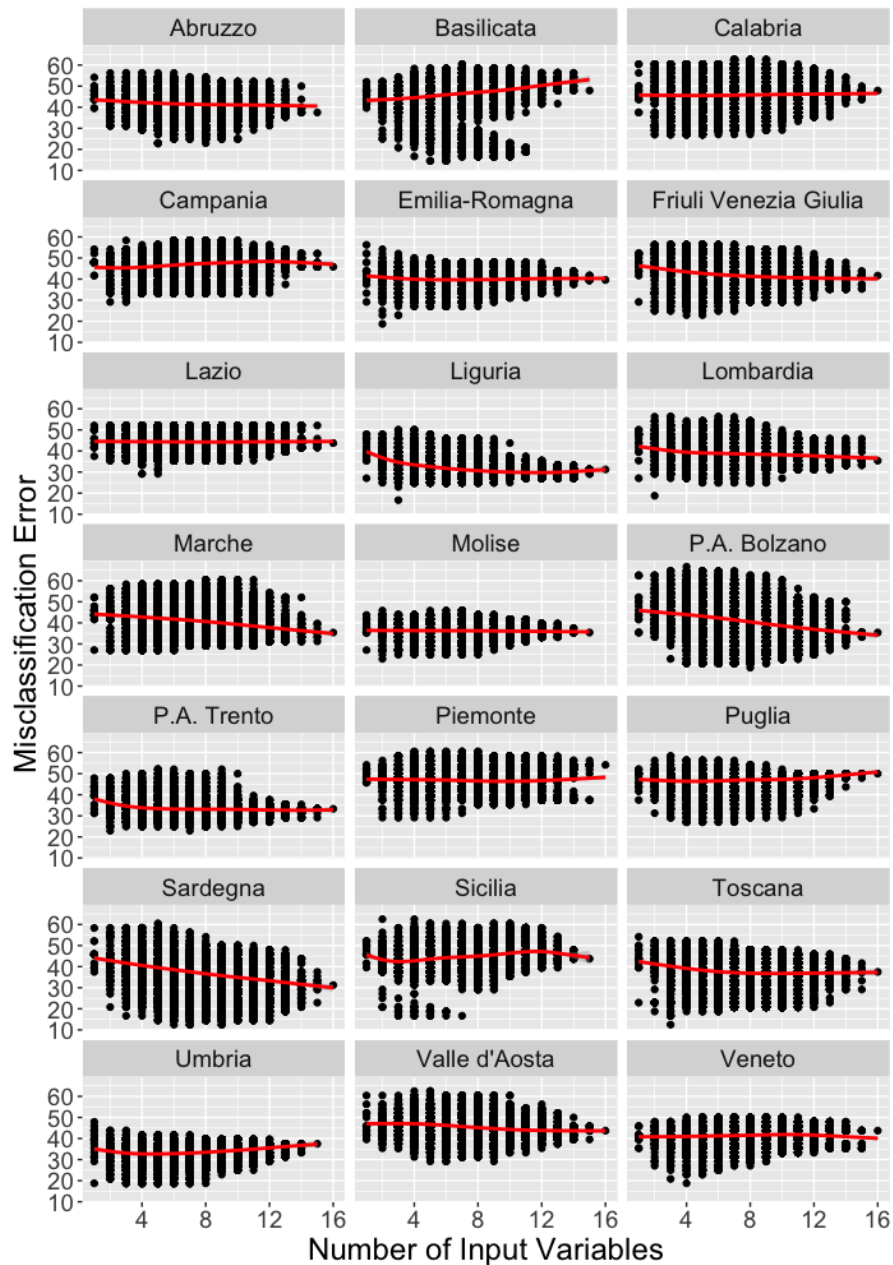
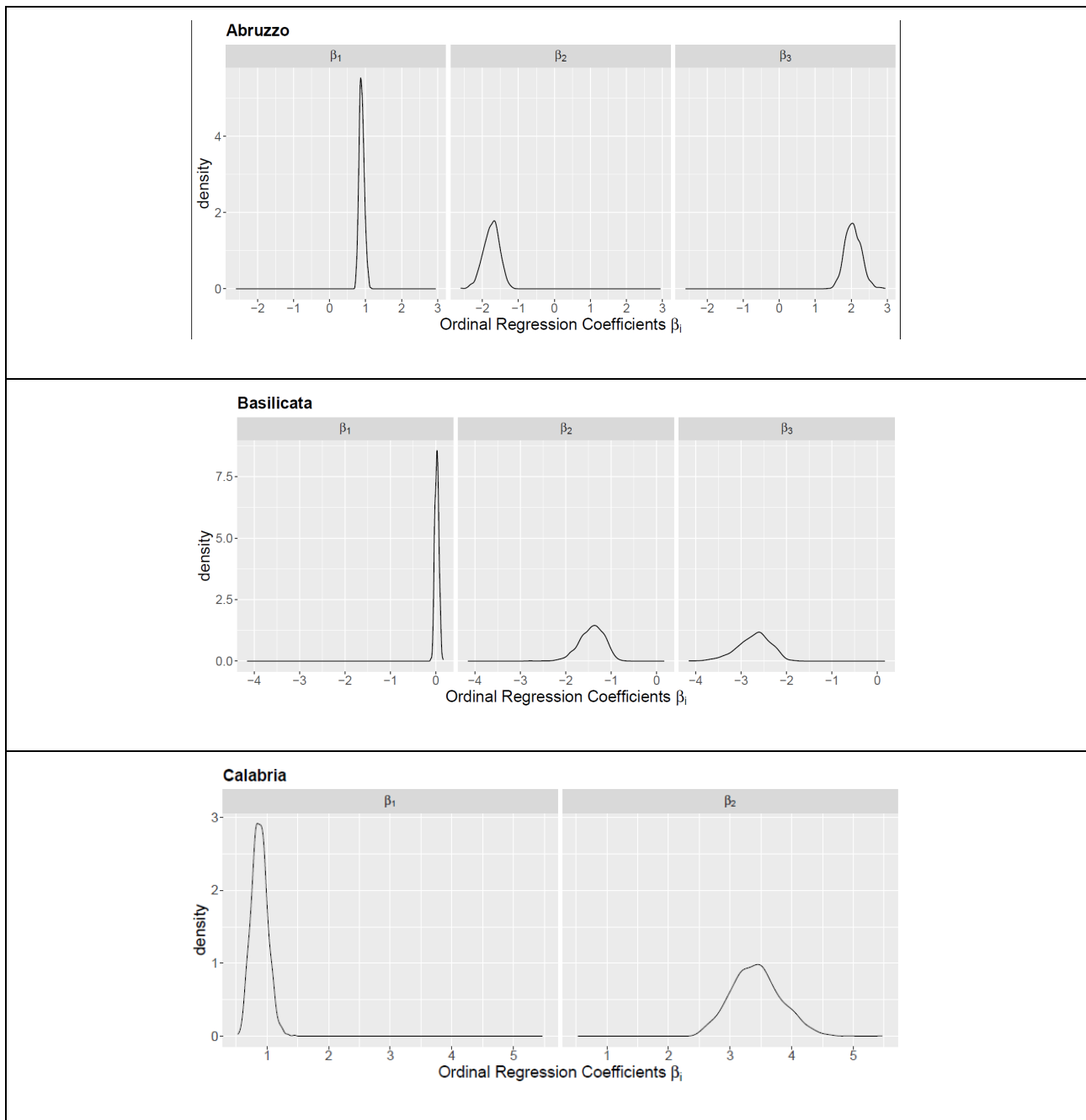


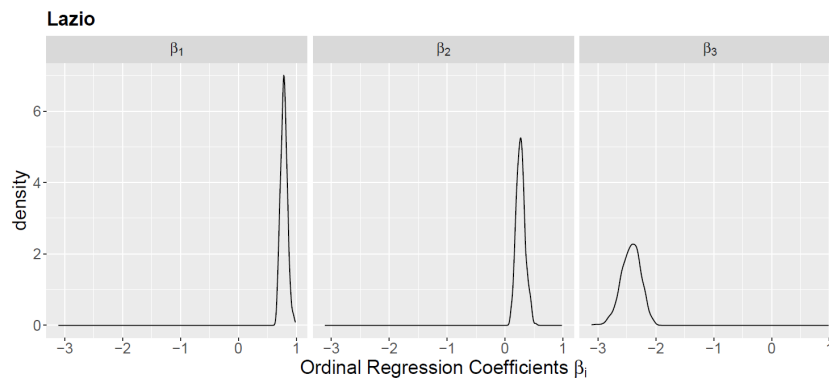
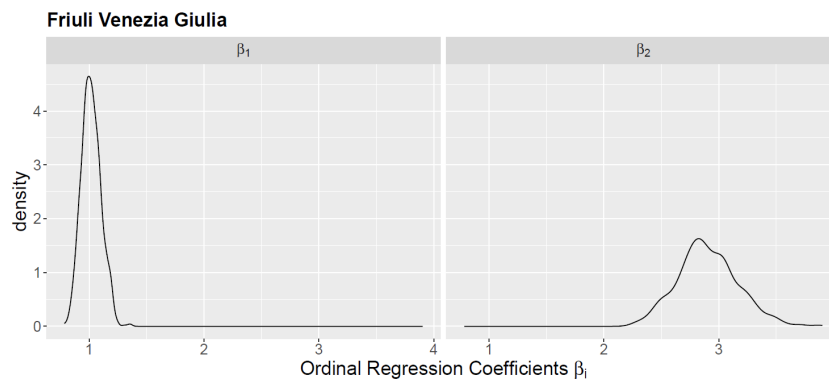
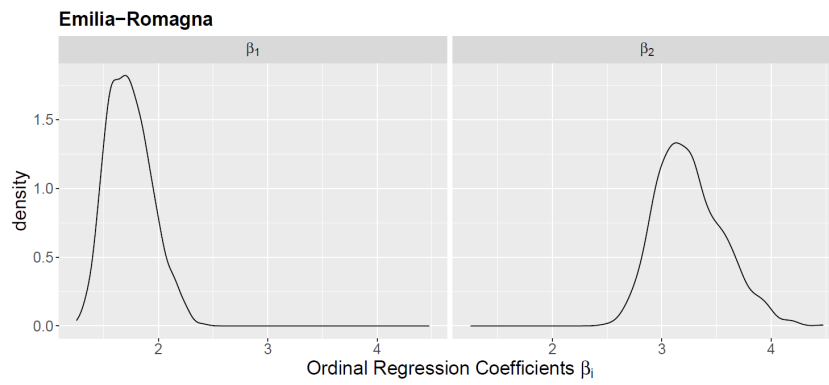
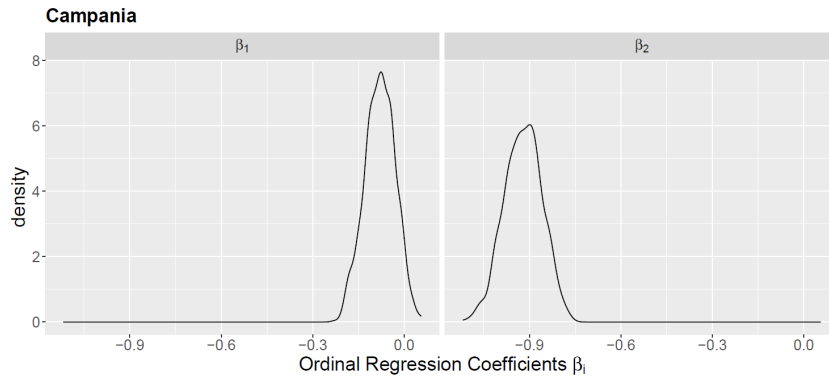
Fig. 18 andamento del MissClassification Error medio

Fonte: elaborazione propria

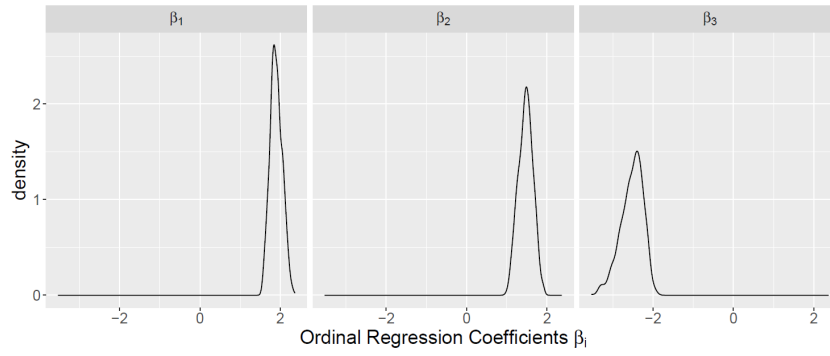
4. Processo di Simulazione. A partire dai valori assegnati ai regressori nella Tab.5, eseguendo una simulazione ($N=1000$) sulle variabili di input e rimuovendo un giorno in ogni settimana (metodo di Jackknife) avendo fissato le PCs in ingresso come nei modelli con Misclassification Error minimo, si sono stimate le distribuzioni empiriche dei parametri della regressione. Questo modo di procedere ha consentito di accompagnare il processo di stima con un intervallo di confidenza per ogni parametro, ponendo le basi per la strutturazione di un modello predittivo “*well fitted*”

ai fini dell'assegnazione del colore alla regione. I risultati sono riportati in Fig.19. Dai grafici si evince che le distribuzioni empiriche dei coefficienti mostrano quasi sempre una variabilità abbastanza contenuta.

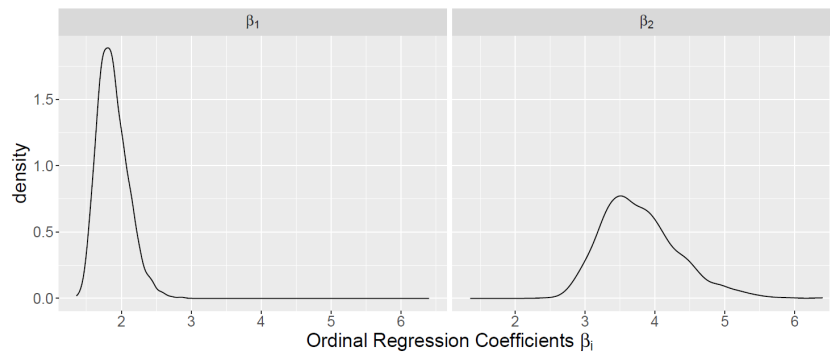




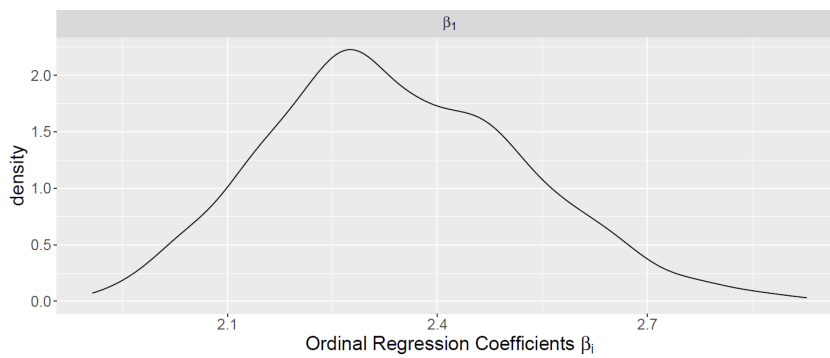
Liguria



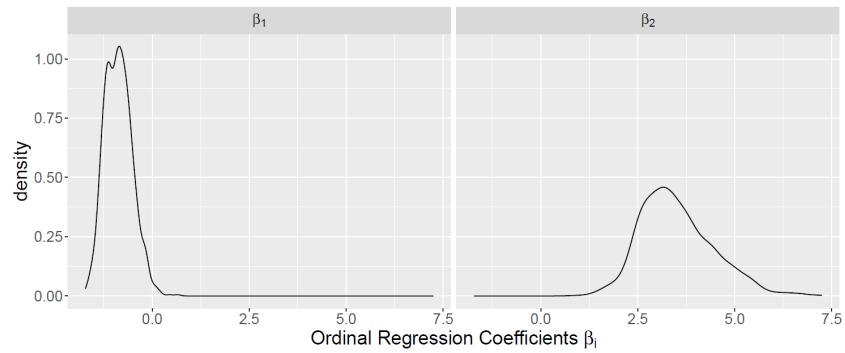
Lombardia



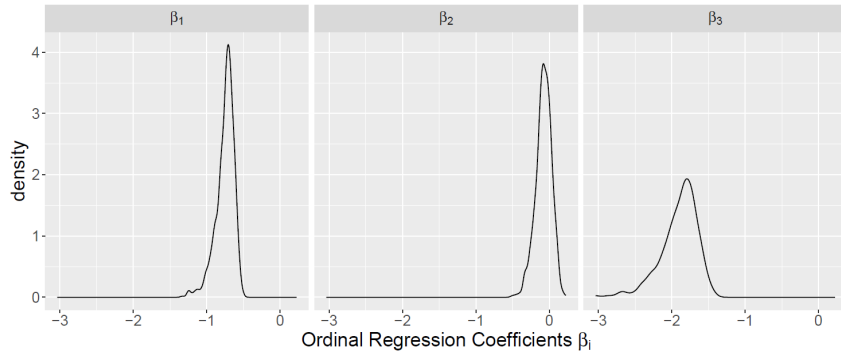
Marche



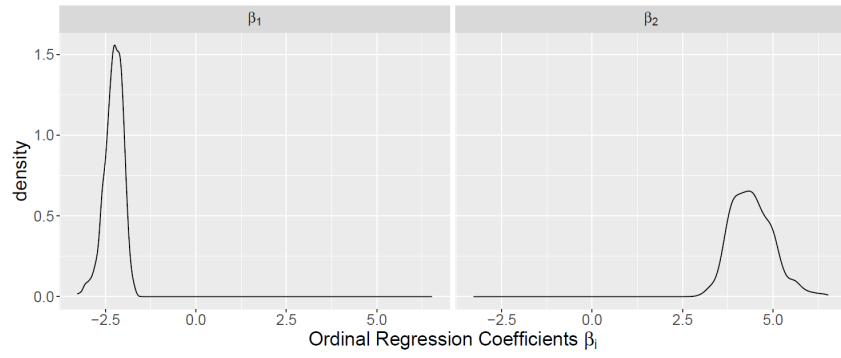
Molise



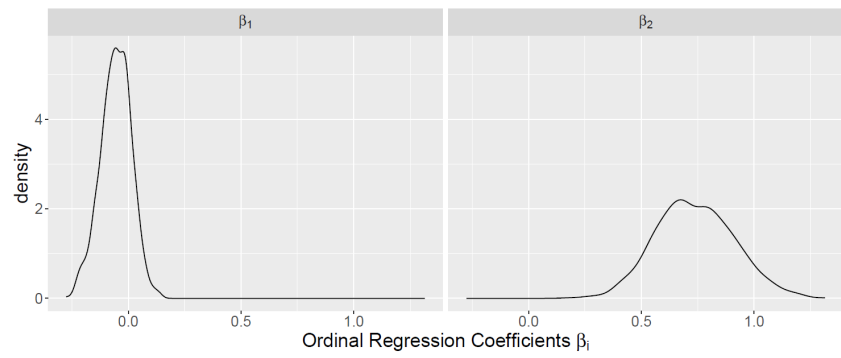
P.A. Bolzano



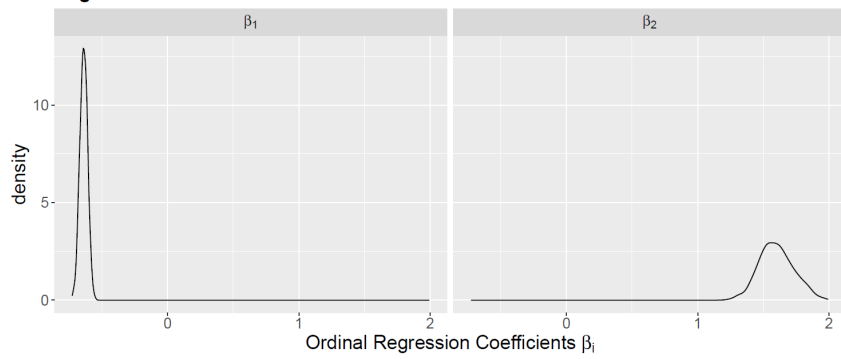
P.A. Trento

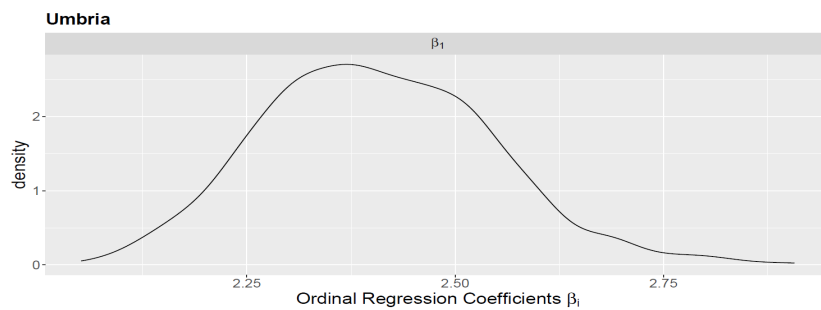
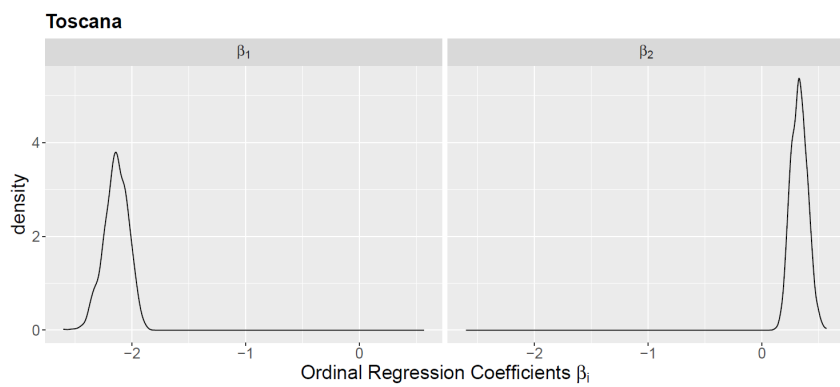
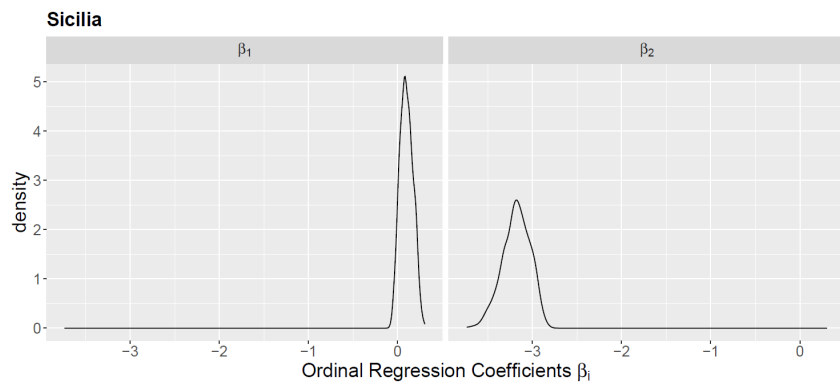
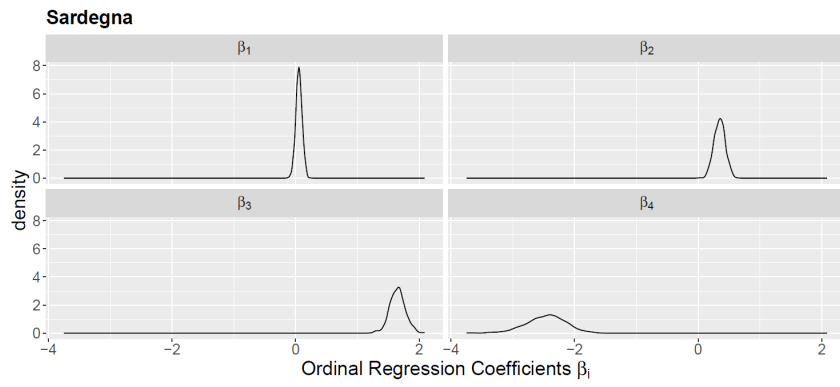


Piemonte



Puglia





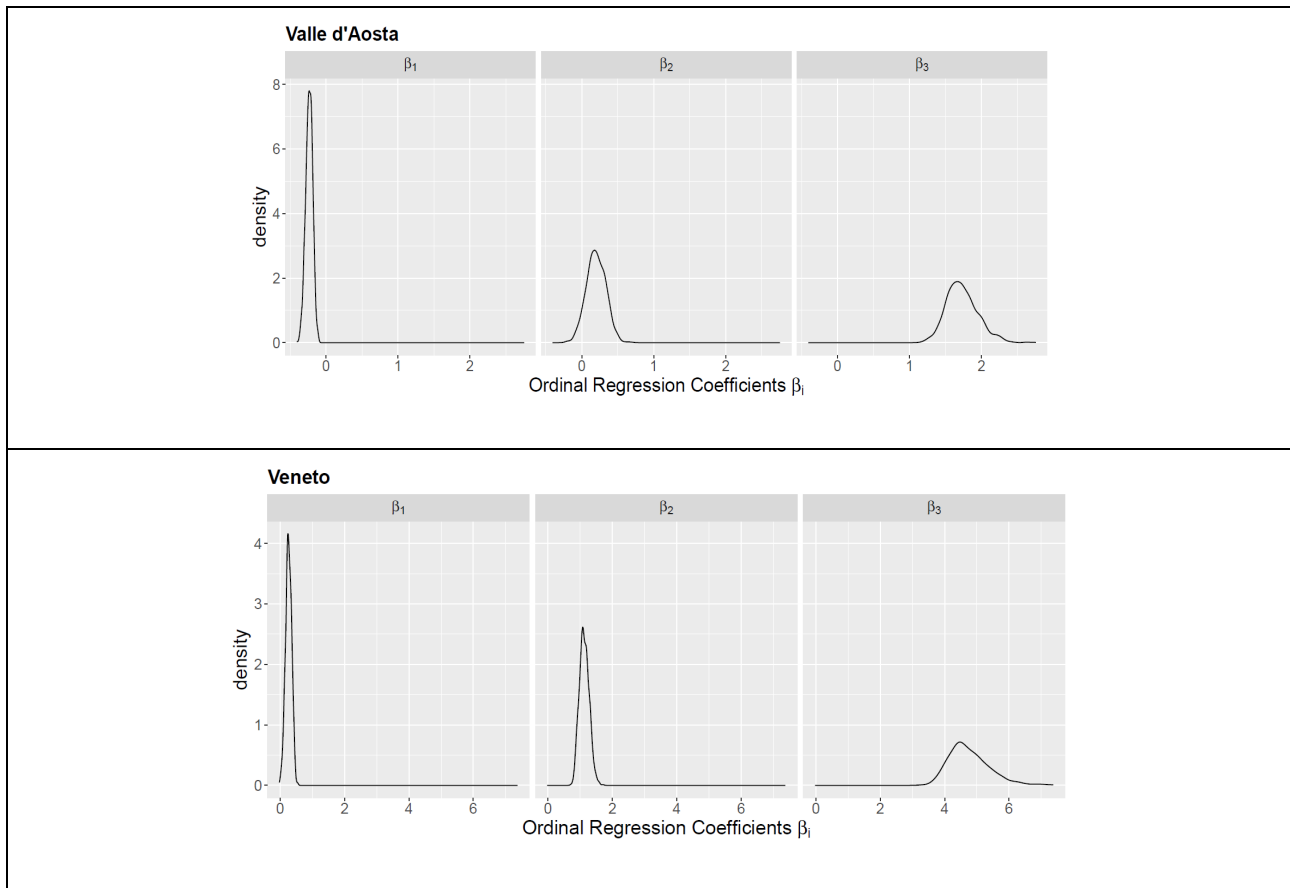


Fig. 19 – Distribuzioni dei coefficienti β per ogni regione

Fonte: elaborazione propria

5.3.1. Limiti, Pregi dello studio

L'applicazione proposta consente di adempiere alla mission dell'Advisory Board, in quanto consente di applicare i risultati del progetto di ricerca per la risoluzione di un problema reale relativo al problema decisionale complesso legato alle misure restrittive legate alla Pandemia da COVID- 19. Infatti, l'applicazione proposta, dopo aver verificato che il sistema italiano di codifica dei colori è un modello "data inconsistency", fornisce una metodologia di analisi dei dati che può da un lato valutare l'accuratezza dei modelli utilizzati per le restrizioni durante la Pandemia, dall'altro attraverso tecniche di ML fornire un modello statistico dinamico e flessibile dove è possibile stabilizzare le stime dei coefficienti di regressione e migliorare la performance del modello predittivo.

Il presente studio si è basato su dati forniti dal Ministero della Salute italiano sul sito istituzionale. Gli stessi dati sono quelli utilizzati nel modello italiano per le restrizioni. Si deve sottolineare lamentabilmente che tale modello non è mai stato pubblicato o messo a disposizione degli studiosi;

pertanto, nel nostro studio la verifica della bontà e validità del modello in esame si è potuta eseguire solamente in modo induttivo, assumendo che i valori delle variabili in output (colori assegnati alle regioni) siano “*data consistency*”. L’instabilità dei nostri risultati suggeriscono che le variabili scelte dal Ministero della Salute italiano, risultano essere ridonanti; addirittura, in alcuni casi la qualità dell’informazione risulta essere depauperata all’aumentare del numero di variabili considerate. Emerge la necessità di un adeguato processo di disclosure in materia del modello italiano utilizzato per le restrizioni durante il periodo pandemico.

Inoltre, tale studio ha dimostrato che la metodologia proposta nel paragrafo 4.4, pur essendo stata proposta a supporto del big data processing, può essere adattata anche in quei casi dove si è dinanzi a un volume di dati più contenuto, dimostrando la flessibilità della modellazione proposta. A fronte di questi meriti, il modello presenta alcune limitazioni derivanti sia dalla dimensione campionaria sia dalle ipotesi prese in considerazione. In merito alla dimensione campionaria, rispetto alla metodologia proposta nel paragrafo 4.4, l’esigua disponibilità dei dati non ha consentito la strutturazione degli stessi in un test set e training test al fine dell’applicazione della tecnica del Partizionamento, in quanto quest’ultima trova applicazione nell’ambito del big data processing. Tuttavia, tale limite era a conoscenza dell’Advisor Board, che ha ritenuto opportuno, come già specificato in precedenza, risolvere un problema reale e allo stesso tempo dimostrare e valutare la flessibilità tecnica della metodologia e del modello proposto, sfruttando la procedura alternativa del metodo Jackknife.

In merito alle ipotesi prese in considerazione bisogna fare riferimento: i) alla correttezza relativa all’assegnazione del colore; ii) la stazionarietà della distribuzione delle variabili di input. L’ipotesi della correttezza dell’assegnazione del colore potrebbe essere irrealistica, date le criticità individuate durante la raccolta dei dati. In merito invece alla stazionarietà si è assunto che il comportamento passato delle variabili possa essere una guida affidabile per il futuro. In questo senso sarebbe necessario verificare tale requisito con test ad hoc. Tuttavia, a qualsiasi critica a queste limitazioni si

può rispondere dicendo che l'adozione di un modello permette al decisore di conoscere la sua logica e le sue assunzioni e i relativi meccanismi. Si ritiene che la conoscenza dei meccanismi sia certamente preferibile all'ignoranza, anche quando quest'ultima si rifugia nell'esistenza stessa dei limiti dei modelli disponibili.

Conclusioni

Le esigenze di allocazione e razionamento oggi dimostrano che riconoscere come diritti fondamentali la vita e la salute non basta a soddisfare i criteri di consumo senza rivalità dei beni pubblici e di non escludibilità di ogni essere umano. La non escludibilità corrisponde sempre alla non rivalità, e la rivalità, quando diventa impossibile soddisfare i bisogni di tutti, ha lo stesso valore di un'esclusione. Questo è vero non solo durante una Pandemia in caso di razionamento delle risorse, ma anche se un paziente è in una lunga lista di attesa per una procedura chirurgica elettiva. In ogni momento, infatti, a prescindere dalla loro entità, le risorse disponibili sono finite e, in ogni momento, saranno ripartite secondo criteri, impliciti o espliciti, che soddisferanno in modo differente bisogni diversi, ma non tutti. Esplicitare questi criteri li rende valutabili anche in termini etici e permette, oltretutto, ai cittadini di compiere scelte più consapevoli e quindi responsabili. Dovremmo allora ripensare seriamente a quali sono i valori e i principi su cui vogliamo costruire la nostra società perché questa emergenza pandemica è diventata la lente d'ingrandimento di sfide politiche, economiche, sanitarie e culturali a lungo termine. Infatti, il verificarsi della Pandemia da COVID-19 ha evidenziato fragilità vulnerabilità già presenti nei sistemi e la necessità di metodi, metodologie e modelli robusti in grado di supportare il processo decisionale. L'obiettivo di questo studio è stato quello di individuare possibili best practices in termini di strategie e misure mirate al rafforzamento della resilienza dei sistemi in presenza di COVID-19, sviluppando un dispositivo di sensoristica e una metodologia avanzata di gestione delle informazioni “*real time*” in grado di fornire utile supporto al processo decisionale, sulle migliori configurazioni di sistemi complessi sotto condizioni di utilizzo di risorse

scarse, superando i limiti derivanti da modelli “*data inconsistency*”. Tale obiettivo rispecchia le volontà del progetto di ricerca in materia di impiego dei risultati e delle ricadute applicative.

Nel capitolo 1 è stato analizzato come le crisi sanitarie possono diventare crisi economiche a causa delle misure restrittive. Mentre nel capitolo 2 sono state identificate le criticità dei sistemi sanitari proponendo diverse soluzioni al fine di migliorare la resilienza del sistema in considerazione delle tecnologie dell’Industria 4.0, ponendo le basi per la declinazione del modello industriale della “*smart factory*” a un contesto applicativo dotato di caratteristiche assolutamente peculiari come quello della Sanità. In questo contesto è emersa la necessità di sviluppare un modello multidimensionale a supporto del processo decisionale, in grado di valutare la convenienza relativa all’implementazione di una tecnologia nell’ambito sanitario. A tal fine si è proposto un modello di Decision Tree in grado di tenere in considerazione sia della dimensione relativa all’efficacia sia quella relativa all’economicità della tecnologia definendo un indice (ICER) confrontabile con un benchmark di riferimento che misura la propensione di uno stato ad investire a fronte di una QALY guadagnato. La metodologia proposta ha trovato riscontro immediato in una applicazione numerica che ha considerato come tecnologia sanitaria la vaccinazione. L’applicazione numerica ha dimostrato che di fatto la vaccinazione è una tecnologia sanitaria meritevole di implementazione se valutata in termini di costi- efficacia. Tuttavia, lo studio in tal senso, tra i diversi limiti ha evidenziato la necessità di dati “*corretti*” caratterizzati da un basso livello di incertezza strutturale, precisione dei parametri utilizzati per le stime e opportuni data-lake di valore. Per l’incertezza relativa alla struttura del modello di analisi sono state proposte un’analisi di scenario, così da evidenziare le implicazioni sui principali elementi che determinano i risultati. Per l’incertezza relativa alla precisione delle stime si è raccomandato di effettuare analisi probabilistiche, di sensibilità e scenario. Infine, in merito all’incertezza riguardante la scelta delle fonti dei dati per costruire, “*nutrire*”, e testare i modelli si è raccomandato di considerare i vantaggi promossi dalle tecnologie abilitanti della Sanità 4.0. come i

dispositivi di diagnostica avanzata utili per il big data real-time processing e le tecniche di fusione delle informazioni per la trasformazione del dato in informazioni di valore.

Nella capitolo 3, vista l'attenzione riservata durante la Pandemia alle tematiche relative alla gestione delle disruption, al miglioramento della resilienza della Supply Chain nell'ambito sanitario, sulla base di tali riflessioni, si è ritenuto opportuno dopo aver individuato le criticità dei sistemi in esame, fornendo possibili best practices, strategie, misure, metodologie e modelli per una riorganizzazione e/o una re-ingegnerizzazione per la nascita di una nuova Supply Chain più resiliente di fronte alle sfide derivanti da eventi catastrofici. Le mancate forniture relative ai ventilatori, farmaci, mascherine per esempio, risultano essere un problema evidenziato certamente dalla Pandemia, ma oggetto di studio anche negli anni precedenti. Infatti, l'aumento della globalizzazione e, più nello specifico, dell'approvvigionamento su scala globale, ha portato con sé innumerevoli benefici, ma anche criticità e sfide per le imprese come, per esempio, l'aumento del rischio di disruption. A tal fine, il lavoro di tesi suggerisce un modello di Back-supply con fornitura di Bernoulli per mitigare il rischio di disruption in presenza di COVID-19. Tuttavia, dallo studio è emerso il dibattito scientifico sul compromesso tra snellezza e resilienza della Supply Chain e l'efficienza economica di tale approccio, riferito al trade-off tra costi di mantenimento delle scorte "extra" e il costo previsto dell'evento di disruption. Una soluzione praticabile per coprire tali costi aggiuntivi è stata quella di utilizzare il finanziamento delle scorte. Tale soluzione viene in genere finanziata a tassi di interesse elevati perché le istituzioni finanziarie ritengono di aver bisogno di maggiori garanzie a fronte di crisi sistematiche come quelle derivanti dalla Pandemia. Aumentare i livelli di inventario per rispondere a una crisi globalizzata come la Pandemia da COVID-19 è considerata quindi, una soluzione difficilmente praticabile per le PMI, poiché comporterebbe un indebitamento difficilmente sostenibile e un conseguente aumento della loro probabilità di insolvenza. Per contrastare tale situazione, durante una crisi come la Pandemia da COVID-19, le garanzie istituzionali offerte dagli Stati possono rappresentare un sostanziale "sollevio" per le PMI al fine di costruire inventari in grado di mitigare

gli effetti relativi alla disruption. Ecco che lo studio in questione attraverso una applicazione numerica dimostra come l'inventory financing le garanzie statali possono essere combinate in modo sinergico al fine di realizzare una strategia vincente in grado di contrastare il rischio di disruption. A tal fine dopo aver dimostrato matematicamente la necessità di un adeguato intervento pubblico in presenza di rischio sistematico derivante da crisi sistemiche come quelle da COVID-19 è apparso chiaro che concedere e dimensionare una garanzia pubblica risulta essere un problema complesso per il manager pubblico che deve procedere con allocazione trasparente, razionale delle risorse scarse e con un equilibrio tra gestione efficiente e controlli atti a prevenire le frodi. A tal fine, il lavoro di tesi oltre a suggerire strategie e misure nel breve e lungo termine, fornisce una metodologia ibrida in grado di discriminare le imprese meritevoli da quelle non meritevoli, consentendo altresì di ottemperare alle politiche keynesiane senza mettere a repentaglio i conti pubblici. Sulla base del modello di pricing dell'intermediario si è sviluppata una metodologia in grado di dimensionare la garanzia statale. Infine, anche in questo caso, il lavoro di tesi evidenzia i limiti delle soluzioni proposte evidenziando l'importanza di modelli, della qualità del dato ovvero del potenziale offerto dall'Industria 4.0 a supporto del big data processing.

A questo punto le sezioni precedenti come comune denominatore tra i loro limiti evidenziavano come possibili scelte strategiche possano avere ricadute talvolta devastanti richiedendo la necessità della formulazione di modelli statistici robusti basati su un processo di Big Data Quality. In tal senso il capitolo 4 si è posto l'obiettivo, in primo luogo, di sviluppare un sistema embedded dotato di sensoristica avanzata in grado di interfacciarsi con l'ambiente circostante, seguita da un'attività sperimentale finalizzata allo sviluppo di un sistema prototipale in grado di generare big data "real time" precisi, affidabili per il Data Gathering process. I risultati dello studio hanno confermato che tale sistema può generare dati chiari, precisi e accurati dimostrandosi una valida architettura 4.0 in grado di risolvere le criticità legate all'incoerenza e dell'incompletezza dei dati relativi all'attività di diagnostica di diverse patologie quali per esempio SARS-CoV-2. In secondo luogo, lo studio in esame

ha individuato le criticità (es. multicollinearità) relative ad architettura in tal senso, ponendo l'attenzione sulla qualità del dato e sulla necessità di metodologie di fusion information. A tal fine lo studio, sfruttando le teorie statistiche a cui fanno capo gli algoritmi di ML, ha proposto una metodologia in grado di aggregare i dati trasformando le informazioni di valore per i processi di modellizzazione, riducendo al minimo l'incertezza del Data Modeler nei confronti delle informazioni di cui dispone. In sintesi è stato utilizzato un l'algoritmo di ML "*unsupervised learning*" (PCA) al fine di individuare una struttura nei dati eliminando il problema della multicollinearità; successivamente, le informazioni espresse in termini di PCs sono state utilizzate come variabili di input in un algoritmo di "*supervised learning*" opportunamente validato attraverso le tecniche di Partizionamento e Simulazione stocastica, dove la stima dei parametri è stata accompagnata da un intervallo di valori probabili ovvero da un intervallo di confidenza in grado di garantire "*la scoperta*" di pattern di carattere generale che abbia le caratteristiche di "*well fitted*". Infine, sulla base di quanto proposto nel paragrafo 4.4 e visti gli effetti derivanti dalle restrizioni, il capitolo 5 ha riguardato una applicazione reale per testare il sistema utilizzato in Italia per la restrizione alla mobilità durante il periodo di Pandemia da COVID-19. Nello specifico è stata condotta un'analisi della relazione tra un ampio set di variabili ritenuti indispensabili dal Ministero della Salute italiana ai fini dell'informativa relativa alla diffusione del virus sulla capacità di risposta del sistema sanitario e colori assegnati alle singole regioni. Utilizzando come metrica il Misclassification Error, si determina la capacità del modello di spiegare la relazione tra le variabili scelte dal Ministero e i colori assegnati alle regioni. I nostri risultati suggeriscono che le variabili scelte dal Ministero della Salute italiano, risultano essere ridonanti; addirittura, in alcuni casi la qualità dell'informazione risulta essere depauperata all'aumentare del numero di variabili considerate. Inoltre, lo studio ha proposto un modello predittivo "*well fitted*" per ogni regione opportunamente calibrato e robusto, dove ciascun regressore è stato accompagnato da un intervallo di confidenza ottenuto da un processo di simulazione, mitigando il

rischio di lasciare un margine nella formula di calcolo (risk model), costringendo tecnici e politici a prendere una decisione adeguata.

In conclusione lo studio fornisce strategie, metodologie, modelli, metodi, strumenti di analisi, best practises a supporto dei processi decisionali sia nell'ambito privato che pubblico in un'ottica multidimensionale tenendo in considerazione le tecnologie promosse dall'Industria 4.0. Si tratta di studio trasversale dove è presenta una forte caratterizzazione industriale con l'obiettivo della promozione di un sistema flessibile e resiliente basato sulla progettazione di metodologie in grado di agevolare il processo di generazione, gestione e interpretazione e condivisione delle informazioni *“real time”*.

Bibliografia

1. Abellan- Nebot, J.V. & Subirón, F.R 2010. A review of machining monitoring systems based on artificial intelligence process models. *Int. J. Adv. Manuf. Technol.*, 47:237–257.
2. Anastassopoulou, C., Russo, L., Tsakris, A. and Siettos, C. 2020. Data-based analysis, modelling and forecasting of the COVID-19 outbreak. *PLoS One* **15**, e0230405.
3. Abonyi, J., Feil, B., S. Nemeth, Arva, P. 2003. Principal component analysis-based time series segmentation a new sensor fusion algorithm. *Proceedings Of the Ieee*.
4. Acioli C., Scavarda A. & Reis A. 2021. Applying Industry 4.0 technologies in the COVID–19 sustainable. *International Journal of Productivity and Performance Management*, 70 (5): 988-1016
5. Akter, S., Michael, K., Uddin, M. R., McCarthy, G., & Rahman, M. 2020. Transforming business using digital innovations: The application of AI, blockchain, cloud and data analytics. *Annals of Operations Research*, 308: 7–39.
6. Aldrighetti, R., Battini, D., Ivanov, D. & Zennaro, I. 2021. Costs of resilience and disruptions in Supply Chain network design models: A review and future research directions. *International Journal of Production Economics*, 235.
7. Altman, E.I. 1968. Financial Ratios, Discriminant Analysis and Prediction of Corporate Bankruptcy. *Journal of Finance*, 23(4): 589 - 609.
8. Altman, E.I., Avery, R.B. Eisenbeis R.A. & Sinkey, J.F. 1981. Application of classification Techniques in Business, Banking and Finance, Greenwich (CT), JAI Press.
9. Amar L.A., Taha A.A., Mohamed M.Y. 2020. Prediction of the final size for COVID-19 epidemic using machine learning: A case study of Egypt. *Infect Dis Model*, 5: 622-634

10. Angelis, A., Lange, A. & Kanavos, P. 2018. Using health technology assessment to assess the value of new medicines: results of a systematic review and expert consultation across eight European countries. *Eur. J. Health Econ.* 19 (1): 123–152 (2018).
11. Araz, O. M., Choi, T. M., Olson, D. L., & Salman, F. S. 2020. Data Analytics for Operational Risk Management. *Decision Sciences*, 51(6).
12. Ardabili S.F., Mosavi A., Ghamisi P., Ferdinand F., Varkonyi-Koczy A.R., Reuter U., Rabczuk T. & Atkinson P.M. 2020. COVID-19 outbreak prediction with machine learning MedRxi, *Algorithms*, 13(10): 249
13. Arunachalam, D., Kumar, N., & Kawalek, J. P. 2018. Understanding big data analytics capabilities in supply chain management: Unravelling the issues, challenges and implications for practice. *Transportation Research Part e: Logistics and Transportation Review*, 114, 416–436.
14. Ashton, K. 2011. That Internet of Things thing. *RFID J.*, 22,:97–114.
15. Bakhrushin, V., Bakurova, A., Pasichnyk, M. & Tereschenko, E. 2020. Risks of data inconsistency in information systems used for predicting the pandemics development. *CEUR Workshop Proceedings*, 2805: 1-15.
16. Baldwin R. & Di Mauro B.W. (Eds.). *Mitigating the COVID Economic Crisis: Act Fast and Do Whatever It Takes*. A VoxEU.org Book: CEPR Press, 2020. (Accessed 3 June 2021). Retrieved from: https://cepr.org/system/files/publication-files/60118_mitigating_the_COVID_economic_crisis_act_fast_and_do_whatever_it_takes.pdf.
17. Balsmeier, P.W. & Voisin, W. 1996. Supply chain management: a time-based strategy. *Industrial Management*, 38(5): 24–7
18. Banca D'Italia. 2020. l'impatto della pandemia di COVID-19 sull'economia italiana: scenari illustrativi, Retrieved from: https://www.bancaditalia.it/pubblicazioni/note-COVID-19/2020/Scenari_impatto_COVID_19.pdf

19. Banta, H., Luce, D.B. 1993. Health care technology and its assessment, an international perspective. Oxford: Oxford University Press.
20. Basel Committee on Banking Supervision (BCBS). 2005. An Explanatory Note on the Basel II IRB Risk Weight Functions. Technical Report. Basel: Bank of International Settlement (BIS).
21. Ben-Daya, M., Hassini, E. & Bahroun, Z. 2019. Internet of things and Supply Chain management: A literature review. *International Journal of Production Research*, 57: 4719-4742.
22. Berry, D., Towill, D.R. & Wadsley, N.1994. Supply chain management in the electronics products industry. *International Journal of Physical Distribution and Logistics Management*, 24(10): 20–32
23. Birkel, H. S., & Hartmann, E. 2019. Impact of IoT challenges and risks for SCM. *Supply Chain Management-an International Journal*, 24(1): 39-61.
24. Boin, A. & Lodge, M. 2016. Designing resilient institutions for transboundary crisis management: a time for public administration. *Public Admin.*, 94: 289-298.
25. Boissay, F. & Gropp R. 2013. Payment Defaults and Interfirm Liquidity Provision. *Review of Finance*, 17.
26. Brazier, J., Roberts, J. & Deverill, M. 2002. The estimation of a preference-based measure of health from the SF-36, *J. Health Econ.*, 21: 271-292.
27. Brennan, A., Chick, S.E. & Davies R. 2006. A taxonomy of model structures for economic evaluation of health technologies. *Health Econ.*, 15(12):1295-310.
28. Brooks R. 1996. Euro Qol: the current state of play. *Health Policy*, 37 (1): 53-72
29. Bugert, N. & Lasch, R. 2018. Supply chain disruption models: A critical review. *Logistics Research*, 11 (5): 1-35.

30. Buzacott, J.A. & Zhang, R.Q. 2004. Inventory management with asset-based financing. *Management Science*, 50 (9): 1274 –1292.
31. Cameron, J., Finnegan, H., & Morry, M. 2012. Orthogonal dreams in an oblique world: A meta-analysis of the association between attachment anxiety and avoidance. *Journal of Research in Personality*, 46 (5): 472-476.
32. Casella, F. 2020. Can the COVID-19 epidemic be managed on the basis of daily data? Preprint at <https://arxiv.org/abs/2003.06967>.
33. Cappelli, A., & Cini, E. 2020. Will the COVID-19 pandemic make us reconsider the relevance of short food Supply Chains and local productions? *Trends in Food Science & Technology*, 566–567.
34. Caro, J.J., Briggs, A.H., Siebert, U., Kuntz, K.M. 2012. Modeling good research practices--overview: a report of the ISPOR-SMDM. *Med Decis Making*. 32(5):667-77.
35. Centre for reviews and dissemination – CDR. 2008. CRD guidance for undertaking reviews in healthcare, York, CRD University of York. (Accessed 7 June 2021) Retrieved from <http://www.york.ac.uk/inst/crd/crdreports.htm>.
36. Cereda et al. 2020. arXiv:2003.09320
37. Chan, J.Y.L., Leow, S.M.H., Bea, K.T., Cheng, W.K., Phoong, S.W. Hong, Z.-W., Chen, Y.L. 2022. Mitigating the Multicollinearity Problem and Its Machine Learning Approach: A Review. *Mathematics*, 10: 1283.
38. Childhouse, P. & Towill, D.R. 2003. Simplified material flow holds the key to supplychain integration. *OMEGA* 2003,31(1):17–27.
39. Choubin, B., Abdolshahnejad, M., Moradi, E., Querol, X., Mosavi, A., Shamshirband, S. & Ghamisi, P. 2020. Spatial hazard assessment of the PM10 using machine learning models in Barcelona, *Sci. Total Environ*, 701: 134474.

40. Chowdhury, P., Paul, S. K., Kaisar, S., & Maktadir, M. A. 2021. COVID-19 pandemic related Supply Chain studies: A sistematic review. *Transportation Research Part E*, 148.
41. Cochrane, A.L. 1972. Effectiveness and efficiency: Random reflections on health services. Nuffield Trust. (Accessed 20 June 2021). Retrieved from <https://www.nuffieldtrust.org.uk/files/2017-01/effectiveness-and-efficiency-web-final.pdf>
42. CONSOB. 2020. la crisi da COVID-19. Retrieved from <https://www.consob.it/web/investor-education/crisi-sanitaria-economica>.
43. Anne Cori et al. 2013. A New Framework and Software to Estimate Time-Varying Reproduction Numbers During Epidemics, *American Journal of Epidemiology*, 178 (9): 1505–1512.
44. Cristina Demma. 2021. Il settore turistico e la pandemia di COVID-19. Retrieved from: https://www.bancaditalia.it/pubblicazioni/note-COVID-19/2021/Demma_Nota_COVID_settore_turistico_e_pandemia.pdf
45. Cullen, Z., Glaeser, E.L., Luca, M., & Stanton, C. 2020. The impact of COVID-19 on small business outcomes and expectations. *Proceedings of the National Academy of Sciences*, 117(30): 17656-17666
46. Darwish, A.; Rahhal, Y. & Jafar, A. 2020. A comparative study on predicting influenza outbreaks using different feature spaces: application of influenza-like illness data from early warning Alert and Response System in Syria. *BMC Res. Notes*, 13: 33.
47. Davenport, T., & O’wyer, J. 2011. Tap into the power of analytics. *Supply Chain Quarterly*, 4: 28–31.
48. De Mauro, A. 2019. Big Data Analytics: Analizzare e interpretare i dati con il Machine Learnig. Italy: Apogeo.

49. Doan X. Tienl, Khiang-Wee Lim & Liu Jun. 2004. *Comparative Study Of Pca Approaches In Process Monitoring And Fault Detection*. The 30th Annual Conference Of The Ieee Industrial Electronics Society.
50. Drummond, M.F., Schulper, M.J., Torrance, G.W., O'Brien B. & Stoddart, G.L. 2005. *Methods for the economic evaluation of health care programmes*. New York: Oxford University Press.
51. Durrant-Whyte, H., Henderson, T.C. 2016. *Multisensor Data Fusion*. In: Siciliano, B., Khatib, O. (eds) *Springer Handbook of Robotics*. Springer Handbooks. Springer, Cham.
52. El Baz, J., & Ruel, S. 2021. Can Supply Chain risk management practices mitigate the disruption impacts on Supply Chains' resilience and robustness? Evidence from an empirical survey in a COVID-19 outbreak era. *International Journal of Production Economics*, 233.
53. Elixhauser, A., Luce, B., Taylor, W. & Reblando, J. 1992. *Health care cost-benefit and cost-effectiveness analysis from 1979 to 1990: a bibliography*. Paper delivered to Academy for Health Services Research and Health Policy Annual Meeting (AHSR), 1992.
54. Elmenreich, W., 2002. *Sensor Fusion In Time-Triggered Systems*, Ph.D. Thesis, Institut Fur Technische Informatik, Vienna University Of Technology, Vienna, Austria.
55. Fang, C., Liu, X., Pei, J., Fan, W., & Pardalos, P. M. 2016. Optimal production planning in a hybrid manufacturing and recovering system based on the internet of things with closed loop Supply Chains. *Operational Research*, 16 (3): 543 - 577.
56. Farboodi, M., Jarosch, G. & Shimer, R. 2021. Internal and external effects of social distancing in a pandemic. *Journal of Economic Theory*, 196.
57. Fatás A., Ghosh R., Panizza U. & Presbitero A. 2019. *The Motives to Borrow*. IMF Working Paper. 101(19)

58. Fattore, G. 2009. Associazione Italiana di Economia Sanitaria Proposta di linee guida per la valutazione economica degli interventi sanitari Retrieved from: <https://www.politichesanitarie.it/archivio/441/articoli/5195/>
59. Fazel, F. 1997. A comparative analysis of inventory costs of JIT and EOQ purchasing. *International Journal of Physical Distribution & Logistics Management*, 27 (8).
60. Feldmann, M. & Müller, S. An incentive scheme for true information providing in supply chains. *OMEGA* 2003, 31(2):63–73
61. Furlong, W., Feeny D., Torrance, G.W. & Barr, R.D. 2001, The Health Utility Index (HUI) system for assessing health-related quality of life in clinical studies, *Ann Med*, 33: 375-384.
62. Gelsomino, L.M., Mangiaracina, R., Perego, A., Tumino, A., 2016. Supply Chain finance: a literature review. *Int. J. Phys. Distrib. Logist. Manag.* 46 (4), 1–19.
63. Ghaderzadeh M. & Asadi F. 2021. Deep learning in the detection and diagnosis of COVID-19 using radiology modalities: A systematic review, *J. Healthc. Eng.*
64. Glenny, A.M., Altman, D.G, Songx, F., Sakarovitch, C., Deeks, J.J. & D’Amico, R. 2005. Indirect comparisons of competing interventions, *Health Technol. Assess.*, 9 (26): 1-148.
65. Giordano, G., Blanchini, F. and Bruno, R. 2020. Modelling the COVID-19 epidemic and implementation of population-wide interventions in Italy. *Nat Med* 26, 855–860.
66. Goel, K. R., Saunoris, J. W., & Goel, S. S. 2021. Supply Chain performance and economic growth: The impact of COVID-19 disruptions. *Journal of Policy Modeling*, 298-316.
67. Gregori, F., Papetti, A., Pandolfi, M., Peruzzini, M. & Germani, M. 2018. Improving a production site from a social point of view: An IoT infrastructure to monitor workers condition. *Procedia CIRP*, 72: 886–891.

68. Grida, M., Mohamed, R., & Zaiied, A. N. 2020. Evaluate the impact of COVID-19 prevention policies on Supply Chain aspects under uncertainty. *Transportation Research Interdisciplinary Perspectives*, 8.
69. Gupta A.K., Singh V., Mathur P. & Travieso-Gonzalez C.M. 2021. Prediction of COVID-19 pandemic measuring criteria using support vector machine, prophet and linear regression models in Indian scenario. *J. Interdiscip. Math*, 24 (1): 89-108.
70. Gupta, S., Altay, N., & Luo, Z. 2019. Big data in humanitarian Supply Chain management: A review and further research directions. *Annals of Operations Research*, 283(1):1153–1173.
71. Hall, D., & Llinas, J. (Eds.). 2001. *Multisensor Data Fusion* (1st ed.). CRC Press.
72. Handfield, R. B., & Nichols, E. L., Jr. 2004. Key issues in global supply base management. *Industrial Marketing Management*, 33(1): 29–35.
73. He, L. Xue, M. & Gu, B. 2020. Internet-of-things enabled supply chain planning and coordination with big data services: Certain theoretic implications. *Journal of Management Science and Engineering*, 5(1):1-22
74. Hollinger, R.C., & Davis, J.L. 2001. National retail security survey, Report, Department of Sociology and the Centre for Studies in Criminology and Law, University of Florida.
75. Hellewell, J. et al. 2020. Feasibility of controlling COVID-19 outbreaks by isolation of cases and contacts. *Lancet Global Health* **8**, e488–e496.
76. Hosseini, S., Ivanov, D. & Dolgui, A. 2019a . Review of quantitative methods for supply chain resilience analysis. *Transportation Research Part E: Logistics and Transportation Review*, 125: 285–307.

77. Hüner, K. M., Schierning , A., Otto, B., & Österle, H. 2011. Product data quality in Supply Chains: The case of Beiersdorf. *Electronic Markets*, 21(2): 141.
78. Hyunseok, K., & Suh, D. 2018. Hybrid particle swarm optimization for multi-sensor data fusion. *Sensors*, 18 (9): 2792.
79. Istaiteh, O., Owais, T., Al-Madi, N. & Abu-Soud, S. 2020. *Machine learning approaches for COVID-19 forecasting*. International conference on intelligent data science technologies and applications (IDSTA), IEEE .
80. ISTAT. 3/2020. Nota mensile 3/2020. Retrieved from: <https://www.istat.it/it/archivio/243906>
81. Ivanov, D. & Dolgui, A. 2019. Low-Certainty-Need (LCN) supply chains: a new perspective in managing disruption risks and resilience. *International Journal of Production Research*, 57: 5119–5136.
82. Ivanov, D., & Dolgui, A. 2021. OR-methods for coping with the ripple effect in supply chains during COVID-19 pandemic: Managerial insights and research implications. *International Journal of Production Economics*
83. Ivanov, D. 2020. Predicting the impacts of epidemic outbreaks on global supply chains: A simulation-based analysis on the coronavirus outbreak (COVID-19/SARS-CoV-2) case. *Transp. Res. Part E Logist. Transp. Rev*, 136.
84. Jaafar, M., F. Ben Abdelaziz, B. Maddah. 2022. *Applications of Pandemics Impact on Supply Chain Decisions*. Paper presented at the International Conference on Decision Aid Sciences and Applications (DASA), Chiang Rai, Thailand.
85. Jadallah, N. & Bhatti, F. 2020. Political instability and sustainable green Supply Chain management. *Management Science letters*, 10: 1169-1178.

86. Jiang M., Hu Y. & Li X. 2020. Financial support for small and medium-sized enterprises in China amid COVID-19. *Finance: Theory and Practice*, 24 (5): 6-14.
87. Joint Committee for Guides in Metrology (JCGM). 2021. International Vocabulary of Metrology Fourth edition - Committee Draft (VIM4 CD). (Accessed 18 March 2023). Retrieved from: https://www.bipm.org/documents/20126/54295284/VIM4_CD_210111c.pdf/a57419b7-790f-2cca-f7c9-25d54d049bf6
88. Jøsang, A. & Hankin, R. 2012. *Interpretation and Fusion of Hyper Opinions in Subjective Logic*. 15th International Conference on Information Fusion.
89. Junge, A.L. & Straube, F. 2020. Sustainable Supply Chains – digital transformation technologies impact on the social and environmental dimension. *Procedia Manufacturing*, 43: 736-742.
90. Katal, A., Wazid, M., & Goudar, R. H. 2013. Big data: issues, challenges, tools and good practices. In: 2013 Sixth international conference on contemporary computing (IC3):404–409.
91. Kehurst, R.L, Abadie, E., Renaudin, N. & Sarkozy F. Variation in Health Technology Assessment and Reimbursement Processes in Europe. *Value Health*, 20(1):67-76.
92. Kermack, W. & McKendrick, O. 1927. A contribution to the mathematical theory of epidemics. *Proc. R. Soc. Lond.*
93. Khan J.I., Khan J., Ali F., Ullah F., Bacha J. & Lee S. 2022. Artificial intelligence and internet of things (AI-IoT) technologies in response to COVID-19 pandemic: A systematic review. *IEEE Access*, 10: 62613-62660
94. Khan, S.D., Alarabi, L. & Basalamah, S. 2020. Toward Smart Lockdown: A Novel Approach for COVID-19 Hotspots Prediction Using a Deep Hybrid Neural Network. *Computers*, 9(4):99.

95. Koolhof, I.S., Gibney, K.B., Bettiol, S., Charleston, M., Wiethoelter, A., Arnold, A.L., Campbell, P.T., Neville, P.J., Aung, P. & Shiga, T. 2020. The forecasting of dynamical Ross River virus outbreaks: Victoria, Australia. *Epidemics*, 30.
96. Krijkamp, E.M., Alarid-Escudero, F., Enns, E.A., Jalal, H.J., Hunink, M.G.M. & Pechlivanoglou, P. 2018. Microsimulation Modeling for Health Decision Sciences Using R: A Tutorial. *Med Decis Making*, 38(3):400-422.
97. Ku, W., Storer, R.H & Georgakis, C. 1995. Disturbance detection and isolation by dynamic principal component analysis Chemom. *Intell. Lab. Syst*, 30:179-196
98. Kucharski A.J., Russell T.W., Diamond C., Liu Y., Edmunds J., Funk S., Eggo R.M., Sun F., Jit M. & Munday J.D. 2020. Early dynamics of transmission and control of COVID-19: a mathematical modelling study. *Lancet Infect Dis*, 20 (5): 553-558.
99. Kusiak, A. 2006. Data mining: Manufacturing and service applications. *International Journal of Production Research*, 44: 4175–4191.
100. L. Zhong, L. Mu, J. Li, J. Wang, Z. Yin & D. Liu. 2019. Early Prediction of the 2019 Novel Coronavirus Outbreak in the Mainland China Based on Simple Mathematical Model. *IEEE Access*, 8: 51761-51769.
101. LaLonde, B.J. 1998. Supply Chain Evolution by The Numbers. *Supply Chain Management Review*, 2: 7–8.
102. Lee, J., Bagheri, B. & Kao, H. 2015. A Cyber-Physical Systems architecture for Industry 4.0-based manufacturing systems. *Manuf. Lett.*, 3:18–23.
103. Legenvre, H., Henke, M., & Ruile, H. 2020. Making sense of the impact of the internet of things on Purchasing and Supply Management: A tension perspective. *Journal of Purchasing and Supply Management*, 26(1): 100596

104. Li, S., Ragu-Nathan, B., Ragu-Nathan, T.S. & SubbaRao, S. 2006. The impact of Supply Chain management practice son competitive advantage and organizational performance. *Omega*, 34(2):107–124.
105. Liang, R., Lu, Y., Qu, X., Su, Q., Li, C., Xia, S., Liu, Y., Zhang, Q., Cao, X. & Chen, Q. 2020. Prediction for global African swine fever outbreaks based on a combination of random forest algorithms and meteorological data. *Transbound. Emerg. Dis*, 67: 935–946.
106. Liberatore, M. J. & Luo, W., 2010. The analytics movement: Implications for operations research. *Interfaces*, 40(4): 313–324.
107. Lin, Q. et al. 2020. A conceptual model for the coronavirus disease 2019 (COVID-19) outbreak in Wuhan, China with individual reaction and governmental action. *Int. J. Inf. Dis.* **93**, 211–216.
108. Luo, R.C., Fellow, C.C. Yih & Su K.L. 2022. Multisensor Fusion and Integration: Approaches, Applications, and Future Research Directions, *Ieee Sensors Journal*, 2 (2).
109. Macdonald, J.R., Zobel, C.W., Melnyk, S.A. & Griffis, S.E. 2018. Supply Chain risk and resilience: theory building through structured experiments and simulation. *International Journal of Production Research*, 56(12): 4337- 4355.
110. Magableh, G.M. 2021. Supply Chains and the COVID - 19 Pandemic: A Comprehensive Framework, *European Management Review*, 18 (3): 363-382.
111. Majumdar, A., Shaw, M., & Sinha, S. K. (2020). COVID-19 debunks the myth of socially sustainable Supply Chain: A case of the clothing industry in South Asian countries. *Sustainable Production and Consumption*, 150–155.

112. Manavalan, E., & Jayakrishna, K. 2019. A review of Internet of Things (IoT) embedded sustainable Supply Chain for industry 4.0 requirements. *Computers & Industrial Engineering*, 127: 925-953.
113. McCabe, C., Claxton, K., Culyer, A. 2008. The Nice cost-effectiveness threshold. What it is and what that means, *Pharmacoeconomics*, 26 (9): 733-744.
114. McCrea, B. (2020a). Measuring COVID-19's Impact on the World's Supply Chains. Source Today. (Accessed 3 June 2021). Retrieved from <https://www.sourcetoday.com/supply-chain-trends/article/21126824/measuring-COVID19s-impact-on-the-worlds-supply-chains>
115. Metters, R. 1997. Quantifying the bullwhip effect in Supply Chains. *Journal of Operations Management*, 15(2): 89–100.
116. Mishra, D., Gunasekaran, A., Papadopoulos, T. & Childe, S. J. 2018. Big Data and Supply Chain management: A review and bibliometric analysis. *Annals of Operations Research*, 270(1): 313–336.
117. Mitchell, H.B. 2007. *Multi-Sensor Data Fusion - An Introduction*, New York: Springer Berlin Heidelberg
118. Moberg, C.R., Cutler, B.D., Gross A. & Speh, T.W. 2002. Identifying antecedents of information exchange within supplychains. *International Journal of Physical Distribution and Logistics Management*, 32(9):755–70.
119. Monczka, R.M., Petersen, K.J., Handfield, R.B. & Ragatz, G.L. 1998. Success factors in strategic supplier alliances: the buying company perspective. *Decision Science* 29(3): 5553–77
120. Morin, E. 2020. *Per l'uomo è tempo di ritrovare se stesso*. Retrieved from: <https://www.avvenire.it/agora/pagine/per-luomo-tempo-di-ritrovare-se-stesso>.

121. National Institute for Health and Care Excellence. 2008. Guide to the methods of technology appraisal. (Accessed 30 June 2021). Retrieved from: <http://www.nice.org.uk/-/media/-/B52/-/A7/-/TA-Methods-Guide-Updated-June-2008.pdf>.
122. Netti, E. 2021. Le aziende non sono più in grado di reggere la crescita a doppia cifra del costo di energia e materie prime. E «scaricano» sui clienti. *Il Sole 24 Ore*. (Accessed 4 June 2021). Retrieved from: <https://www.ilsole24ore.com/art/largo-consumo-allarme-imprese-costi-materie-prime-fuori-controllo-AEUkHYy>
123. Nikolopoulou, K., Puniab, S., Schäfers, A., Tsinooulou, C., & Vasilakis, C. 2021. Forecasting and planning during a pandemic: COVID-19 growth rates, supply chain disruptions, and governmental decisions. *European Journal of Operational Research*, 99-115.
124. O’Leary, L. 2020. The modern Supply Chain is snapping. *The Atlantic*.
125. O’Neil, C. 2017. Armi di distruzione matematica – Come i Big Data aumentano la disuguaglianza e minacciano la democrazia. Milano, Italy: ed. Saggi Bompiani, trad. Daria Cavallini.
126. O’Rourke, B., Oortwijn, W. & Schuller, T. 2020. The International Joint Task Group (2020). The new definition of health technology assessment: A milestone in international collaboration. *International Journal of Technology Assessment in HealthCare*, 36: 187–190.
127. Oliveira, M., Tavares, F., Diogo, A., Ratten, V. & Santos, E. 2021. The Importance of E-Commerce and Customer Relationships in Times of COVID-19 Pandemic. In: Vanessa Ratten & Park Thaichon (eds.), *COVID-19 Technology and Marketing*: 33-58, Springer.
128. Parast, M.M. & Shekarian, M. 2019. The Impact of Supply Chain Disruptions on Organizational Performance: A Literature Review BT - Revisiting Supply Chain Risk. In: Zsidisin, G.A., Henke, M. (Eds.), Springer International Publishing, Cham, 7: 367–389.

129. Paul, M. & Held, L. 2011. Predictive assessment of a non-linear random effects model for multivariate time series of infectious disease counts. *Stat. Med*, 30(10).
130. Paul, S. K., Chowdhury, P., Moktadir, M. A., & Lau, K. H. 2021. Supply Chain recovery challenges in the wake of COVID-19 pandemic. *Journal of Business Research*, 316-329.
131. Pfohl, H.-C. & Gomm, M. 2009. Supply Chain finance: optimizing financial flows in Supply Chains, *Logistics Research*, 1:149–161.
132. Porteus, E.L. 1985. Investing in reduced setups in the EOQ model. *Management Sciences*, 31:998–1010.
133. Psarommatis, F. & Kiritsis, D. 2022. A Hybrid Decision Support System for Automating Decision-making in the Event of Defects in the Era of Zero Defect Manufacturing. *J. Ind. Inf. Integr.*, 26: 100263.
134. Qu, S., Zhou, Y., Zhang, Y., Wahab, M.I.M., Zhang, G. & Ye, Y. 2019. Optimal strategy for a green Supply Chain considering shipping policy and default risk. *Comput Ind. Eng.*, 131.
135. Qu, T., Thurer, M., Wang, J., Wang, Z., Fu, H. & Li, C. 2017. System dynamics analysis for an Internet-of-Things-enabled production logistics system. *International Journal of Production Research*, 55(9): 2622- 2649.
136. Racloz, V., Ramsey, R., Tong, S. & Hu, W.J.P. 2012. Surveillance of dengue fever virus: a review of epidemiological models and early warning systems. *PLOS Neglected Tropical Diseases*, 6(5).
137. Rahmana, T., Taghikhahb, F., Paula, S. K., Shuklac, N., & Agarwal, R. 2021. An agent based model for Supply Chain recovery in the wake of the COVID-19 pandemic. *Computers & Industrial Engineering*, 158.

138. Raja, D.B., Mallol, R., Ting, C.Y., Kamaludin, F., Ahmad, R., Ismail, S., Jayaraj, V.J. & Sundram, B.M. 2019. Artificial Intelligence Model as Predictor for Dengue Outbreaks. *Malays. J. Public Health Med*, 19: 103–108
139. Rajeshkumar, V., Anandaraj, S., Kavinkumar, V. & Elango, K.S. 2020. Analysis of Factors Influencing Formwork Material Selection in Construction Buildings. *Mater. Today Proc.*, 37: 880–885.
140. Randers, J. 1980. Guidelines for Model Conceptualization. In J. Randers (Ed.). *Elements of the System Dynamics Method*. Waltham, MA: Pegasus Communications.
141. Rehm, F., Rudolf, M. 2000. KMV Credit Risk Modeling. In: Frenkel, M., Hommel, U., Rudolf, M. (eds), *Risk Management*: Springer, Berlin, Heidelberg.
142. Reis, J., Yamana, T., Kandula, S. Shaman, J. Superensemble previsione di focolai di virus respiratorio sinciziale a livello nazionale, regionale e statale negli Stati Uniti . *Epidemie* 2019 , 26 , 1 – 8 , doi: 10.1016/j.epidem.2018.07.001 .
143. Remuzzi, A. & Remuzzi, G. 2020. COVID-19 and Italy: what next?. *Lancet*.
144. Reza M.N.H., Jayashree, S., Malarvizhi, C.A.N., Rauf, M.A., Jayaraman, K. & Shareef, S.H. 2022. The implications of Industry 4.0 on Supply Chains amid the COVID-19 pandemic: a systematic review. *F1000Res*.
145. Roberts, M., Russell, L.B., Paltiel, A.D., Chambers, M. McEwan P & Krahn, . 2012. Conceptualizing a model: a report of the ISPOR-SMDM. *Med Decis Making*. 32 (5):678-89.
146. Scheibe, K. P. & Blackhurst, J. 2018. Supply Chain disruption propagation: A systemic risk and normal accident theory perspective. *International Journal of Production Research*, 56: 43–59.

147. Scholten, K. & Schilder, S. 2015. The role of collaboration in Supply Chain resilience. *Supply Chain Management*, 20 (4): 471–484.
148. Seifert, D., Seifert, R.F. & Protopappa-Sieke, M. 2013. A review of trade credit literature: opportunities for research in operations. *European Journal of Operational*, 231 (2): 245–256.
149. Sen, S. 2020. The unprecedented pandemic “COVID-19” effect on the apparel workers by shivering the apparel Supply Chain. *Journal of Textile and Apparel, Technology and Management*, 1–20.
150. Shafiq, A., Ahmed, M. U., & Mahmoodi, F. 2020. Impact of Supply Chain analytics and customer pressure for ethical conduct on socially responsible practices and performance: An exploratory study. *International Journal of Production Economics*, 225: 107571.
151. Sharmaa, A., Adhikaryb, A., & Borah, S. B. 2020. COVID-19’s impact on Supply Chain decisions: Strategic insights from NASDAQ 100 firms using Twitter data. *Journal of Business Research*, 443-449.
152. Sheridan JH. The supply-chain paradox. *Industry Week* 1998;247(3):20–9
153. Shih, W. 2020. Is It Time to Rethink Globalized Supply Chains? *MIT Sloan Management Review*.
154. Sick, B. 2002. On-line and indirect tool wear monitoring in turning with artificial neural networks: a review of more than a decade of research. *Mechanical Systems And Signal Processing*, 16(4): 487–546.
155. Snyder, L. V. 2014. A tight approximation for an EOQ model with supply disruptions. *International Journal of Production Economics*, 155: 91-108.

156. Stephenson, E.B., Peel, A.J., Reid, S.A., Jansen, C.C. & McCallum, H.2018. The non-human reservoirs of Ross River virus: A systematic review of the evidence. *Parasites and Vectors*, 11(1).
157. Steven, A., Melnyk, Douglas M . Stewart, Morgan Swink .2004. Metrics and performance measurement in operations management: dealing with the metrics maze, *Journal of Operations Management*, 22(3): 209-218
158. Stuart FI. Supply-chain strategy: organizational influence through supplier alliances. *British Academy of Management* 1997;8(3):223–36
159. Sultana, S., Akter, S., Kyriazis, E., & Wamba, S. F. 2021. Architecting and Developing Big Data-Driven Innovation (DDI) in the Digital Economy. *Journal of Global Information Management*, 29(3): 165–187.
160. Sun, X. & Faunce, T. 2008. Decision-analytical modelling in health-care economic evaluations. *Eur. J. Health Econ*, 9(4):313-23.
161. Tan, K..C, Lyman, S.B. & Wisner, J.D. 2002. Supply Chain management: a strategic perspective. *International Journal of Operations and Production Management*, 22(6):614–31
162. Tan, W.C. & Sidhu, M.S. 2022. Review of RFID and IoT integration in supply chain management. *Operations Research Perspectives*, 9.
163. Tapak, L., Hamidi, O., Fathian, M. & Karami, M. 2019. Comparative evaluation of time series models for predicting influenza outbreaks: Application of influenza-like illness data from sentinel sites of healthcare centers in Iran. *BMC Res. Notes* , 12: 1–6.
164. Tarei, P. K., Kumar, G., & Ramkumar, M. 2022. A Mean-Variance robust model to minimize operational risk and Supply Chain cost under aleatory uncertainty: A real-life case application in petroleum Supply Chain. *Computers & Industrial Engineering*, 166:107949.

165. Tiwari, S., Wee, H. M., & Daryanto, Y. 2018. Big data analytics in Supply Chain management between 2010 and 2016: Insights to industries. *Computers & Industrial Engineering*, 115: 319–330.
166. Tognetti Bordogna, M. 2017. Nuovi scenari di salute. Per una sociologia della salute e della malattia. Milano, Italy: FrancoAngeli.
167. Tognetti, M. 2020. Come ripensare il sistema sanitario dopo questa pandemia, Retrieved from: <http://www.tecnico dilaboratorio.it/come-ripensare-il-sistema-sanitario-dopo-questa-pandemia/>
168. Tong, S., Dale, P., Nicholls, N., Mackenzie, J.S., Wolff, R., McMichael, A.J. Climate variability, social and environmental factors, and Ross River virus transmission: Research development and future research needs. *Environ Health Perspect*, 116 (12).
169. Toumi, M., Motrunich, A., Millier, A., Rémuzat, C., Chouaid, C., Falissard, B. & Aballéa, S. 2017. Analysis of health economics assessment reports for pharmaceuticals in France - understanding the underlying philosophy of CEESP assessment. *J. Mark Access Health Policy*, 5(1).
170. Towill, D.R.1997. The seamless chain—the predator’s strategic advantage. *International Journal of Technology Management*, 13 (1):37–56
171. Trkman, P., McCormack, K., De Oliveira, M. P. V., & Ladeira, M. B. 2010. The impact of business analytics on Supply Chain performance. *Decision Support Systems*, 49(3): 318–327.
172. Tu, M., Lim, M. K., & Yang, M.F. 2018. IoT-based production logistics and Supply Chain system - Part 1 Modeling IoT-based manufacturing IoT Supply Chain. *Industrial Management & Data Systems*, 118: 65-95.

173. Unkel, S., Farrington, C.P., Garthwaite, P.H., Robertson, C. & Andrews, N. 2011. Statistical Methods for the Prospective Detection of Infectious Disease Outbreaks: A Review. *J. Roy Statistical Society*, 175(1):49–82.
174. Van Ooijen, C., Ubaldi, B., & Welby, B .2019. A data-driven public sector: Enabling the strategic use of data for production, inclusive and trustworthy governance. Documenti di lavoro dell'OCSE sulla governance pubblica, n . 33, Edizioni OCSE, Parigi. Retrieved from <https://doi.org/10.1787/09ab162c-en>.
175. W. Elmenreich, Sensor Fusion In Time-Triggered Systems, Ph.D. Thesis, Institut Fur Technische Informatik,Vienna University Of Technology, Vienna, Austria, 2002
176. Wamba, S. F., Gunasekaran, A., Dubey, R., & Ngai, E.W. 2018. Big data analytics in operations and Supply Chain management. *Annals of Operations Research*, 270(1), 1–4.
177. Weinstein, M.C., O'Brien, B., Hornberger, J., Jackson, J., Johannesson, M., McCabe, C. & Luce, B.R. 2003. Principles of good practice for decision analytic modelling in health-care evaluation: report of the ISPOR Task Force on Good Research Practices—Modelling Studies. *Value Health*, 6(1):9-17.
178. Whicker, L., Bernon, M., Templar, S., & Mena, C. 2009. Understanding the relationships between time and cost to improve Supply Chain performance. *International Journal of Production Economics*, 121(2): 641–650.
179. World Health Organization (WHO). 1946. Constitution and Preamble, chapter 1, article 1. (Accessed 16 June 2021). Retrieved from: <https://bit.ly/3nUWeXI>.
180. World Health Organization (WHO). 2023. WHO Coronavirus (COVID-19) Dashboard. (Accessed 20 March 2023). Retrieved from: <https://covid19.who.int/>

181. World Health Organization. 2002 Environmental health in emergencies – Preparedness. (Accessed 15 May 2021). Retrieved from: <https://bit.ly/3bJfYLA>.
182. World Travel and Tourism Council. 2017. Davvero il turismo è una delle «risorse principali» dell'Italia? Retrieved from: <https://pagellapolitica.it/fact-checking/davvero-il-turismo-e-una-delle-risorse-principali-dellitalia>
183. Wuttke, D. A., Blome, C., Foerstl, K., & Henke, M. 2013a. Managing the innovation adoption of Supply Chain finance—Empirical evidence from six European case studies. *Journal of Business Logistics*, 34: 148–166.
184. Xu, S., Zhang, X., Feng, L. & Yang, W. 2020. Disruption risks in Supply Chain management: a literature review based on bibliometric analysis. *International Journal of Production Research*, 3508-3526.
185. Yildiz, H., Yoon, J., Talluri, S. & Ho, W. 2016. Reliable Supply Chain network design. *Decision Sciences*, 47(4): 661–698.
186. Zhang, Q., Dong, M., Luo, J & Segerstedt, A. 2014. Supply Chain coordination with trade credit and quantity discount incorporating default risk. *International Journal of Production Economics*, 153:352-360.
187. Zhou, L., Chong, A. Y. L., & Ngai, E. W. T. 2015. Supply Chain management in the era of the internet of things. *International Journal of Production Economics*, 159.
188. Zhu W. X., Zhang P., Li P. F. & Wang Z. 2020. Firm crisis, government support and policy efficiency under the epidemic shock: Evidence from two waves of questionnaire on SMEs. *Management World*, (4): 13–26. (In Chinese).

