

Università degli Studi di Napoli Federico II



Dottorato di Ricerca in Management
XXXII Ciclo
Dipartimento di Economia, Management e Istituzioni

Il ruolo dell'intelligenza artificiale a supporto delle decisioni nei sistemi d'impresa. Un'analisi empirica attraverso la piattaforma *Agricolus*.

Maria Cristina Pietronudo
Tesi di dottorato

Tutor
Ch. mo Prof. Francesco Calza

Coordinatore
Ch.ma Prof.ssa Cristina Mele

INDICE

Indice delle figure	4
Introduzione	5
Capitolo I. L'intelligenza artificiale nelle decisioni d'impresa	8
1.1 L'intelligenza artificiale nelle decisioni d'impresa	8
1.1.1 Progressi dell'intelligenza artificiale nel campo del <i>decision-making</i>	10
1.2 Tecniche di base per sistemi intelligenti	11
1.2.1 L'inferenza basata su regole	12
1.2.2. L'analisi linguistica semantica	12
1.2.3 Le reti bayesiane	13
1.2.4 Le misure di somiglianza.....	13
1.2.5 Le reti neurali.....	14
1.3 Il supporto alle decisioni ai vari livelli organizzativi	15
1.3.1 Le decisioni a livello operativo.....	18
1.3.2 Le decisioni a livello di controllo di gestione.....	20
1.3.3 Le decisioni a livello strategico	25
1.4 Ricostruire il processo decisionale di un sistema intelligente	27
Capitolo II. I moderni sistemi intelligenti: un'analisi della letteratura	29
2.1 Identificare i principali temi del dibattito attraverso un'analisi della letteratura	29
2.1.1 Analisi della letteratura attraverso <i>text mining</i>	30
2.2 Metodo di selezione e criteri di inclusione dell'analisi	30
2.3 Analisi dei dati via <i>VOSviewer</i>	32
2.4 I cluster	34
2.5 I risultati dell'analisi.....	43
2.5.1 I temi della letteratura più moderna (2000-2019).....	43
2.5.2 I sistemi di supporto basati sull'ottimizzazione.....	43
2.5.3 Superamento dei sistemi di supporto di tipo passivo.....	50
2.6 Criticità e limiti emersi dalla letteratura.....	58
Capitolo III. Il contributo dei sistemi di supporto nei processi decisionali	60
3.1 Gestione della complessità attraverso i sistemi di supporto.....	60
3.2 La complessità dell'impresa e i sistemi di supporto.....	61
3.2.1 Il modello <i>Cynefin</i>	63
3.3 La complessità della decisione e i modelli di supporto.....	68
3.4. Le caratteristiche dei sistemi di supporto a diversi gradi di complessità	69

Capitolo IV. L'indagine esplorativa attraverso la piattaforma "Agricolus"	73
4.1 Il case study	73
4.2 Il disegno della ricerca	73
4.3 La metodologia di analisi	74
4.3.1 Selezione del caso	74
4.3.2 Metodo di raccolta dati	78
4.4 Il contributo teorico	86
4.4.1 I benefici dei sistemi nella gestione dei domini complicati o complessi.....	87
4.4.2 I benefici dell'esperienza nella gestione caotica e nell'efficienza della scelta.....	88
4.4.3 Criticità e limiti dei sistemi di supporto	89
Capitolo V. Considerazioni conclusive	91
5.1 Generare valore per l'impresa attraverso i sistemi di supporto alle decisioni.....	91
5.2 Gli effetti sulle imprese	92
5.3 <i>Human in the loop</i> : direzioni future di ricerca	93
Bibliografia	95

Indice delle figure

Figura 1: la struttura di una rete neurale

Figura 2: La piramide delle decisioni

Figura 3: *Transaction Processing Systems*

Figura 4: *Virtual Assistant System*

Figura 5: Architettura di un sistema esperto

Figura 6: Architettura di un *Decision Support System*

Figura 7: Architettura di un *Executive Support System*

Figura 8: Il processo decisionale di un sistema intelligente

Figura 9. Il protocollo della ricerca

Figura 10. La mappa dei termini

Figura 11: Il modello *Cynefin*

Figura 12. Funzioni dei sistemi di supporto a diversi gradi di complessità

Figura 13. Valore e complessità

Figura 14: Il disegno della ricerca

Figura 15. Un nuovo paradigma

Introduzione

Prendere decisioni aziendali non dipende più solo dalla abilità di guidare l'impresa in un contesto in perenne mutazione, ma anche dalla capacità di gestire e integrare un'enorme quantità di dati e informazioni interne ed esterne all'impresa. Ciò rende il processo decisionale decisamente più complesso, richiedendo ai manager maggiori sforzi e molto più tempo di elaborazione per comprendere quali sono e quanti sono i dati da considerare affinché si giunga ad una scelta ottimale. In questo scenario, l'intelligenza artificiale svolge un ruolo importante, in quanto persegue l'obiettivo di migliorare i processi produttivi e informativi delle imprese, ma soprattutto è in grado di supportare i manager nella scelta di azioni da intraprendere o nella valutazione di opportunità. Sebbene già in passato si sia ampiamente discusso dei sistemi intelligenti nei processi decisionali, non è ancora ben chiara la funzione che essi ricoprono nell'ambito delle decisioni d'impresa, né se e quando è opportuno introdurre tale sistema per supportare o sostituire l'azione del management. I fattori che influenzano decisioni di tipo strategico richiedono infatti l'elaborazione di modelli molto complessi affinché si producano alternative valutabili. Inoltre molto spesso, il principio razionale di scomporre un problema in piccoli problemi secondari non sempre funziona nella simulazione del processo decisionale degli esseri umani: la decisione di un individuo non può essere scomposta in piccole parti che ne determineranno la sua complessiva decisione (Adam e Pomerol, 2008). Eppure è ormai noto come ad oggi l'intelligenza artificiale sia capace di svolgere compiti cognitivi e molto spesso sia anche in grado di riprodurre il ragionamento umano (Brynjolfsson e McAfee, 2014; Dejoux e Léon, 2018). Autori mostrano infatti come l'interesse degli studiosi di intelligenza artificiale si è spostato anche sulla risoluzione di questioni complesse del mondo reale. Gli avanzamenti di questi studi mostrano come sia possibile automatizzare il processo decisionale di questioni non di routine, dunque di problemi non strutturati (Di Ciccio, Marrella e Russo, 2013; Wang, Tang e He, 2012; Wang e Yang, 2012; Zhang, 2013). Pertanto, dati i progressi della ricerca e la diffusione di nuove soluzioni intelligenti a servizio delle imprese, è opportuno chiarire nuovamente il ruolo di sistemi intelligenti, soprattutto se applicati per la gestione della complessità del sistema impresa. Il presente elaborato intende proprio esaminare in che modo l'intelligenza artificiale supporta le decisioni d'impresa al fine di proporre uno schema interpretativo che vada a chiarire i limiti e le potenzialità dei sistemi intelligenti utilizzati dai decisori; e allo stesso tempo illustri come questi possano sfruttare l'intelligenza artificiale a proprio vantaggio per migliorare l'output del loro processo decisionale.

Il ramo dell'intelligenza artificiale che si occupa di supporto alle decisioni è quello degli *expert systems*, i quali da sempre sono commercializzati come sistemi di consulenza che aiutano o sostituiscono i manager nel processo decisionale, simulando il comportamento di *problem solving* di un essere umano (Denning, 1986). La domanda a cui ha risposto fino ad ora la letteratura manageriale è stata: a che livelli dell'organizzazione questi sistemi possono essere applicati? (Gorry e Morton, 1989) O che tipi di decisori possono essere supportati o sostituiti? (Connell e Powell, 1990) Negli anni ottanta gli *expert systems* vennero presentati come una brillante soluzione da adottare per risolvere le problematiche aziendali. Essi erano capaci di fornire all'utente un aiuto tempestivo, coerente e imparziale (Gibson e Vedder, 1989). La diffusione dei sistemi consentì a molti studiosi di analizzare il fenomeno e giungere quindi a diverse conclusioni. Alcuni ricercatori investigarono il tipo di decisione supportabile, riconoscendo però ai sistemi esperti solo la capacità di affrontare problemi strutturati o semi-strutturati, riguardanti il controllo e pianificazione operativa, ma non la pianificazione strategica (Barrett e Beerel, 1988; O'Leary e Turban, 1987). Altri approfondirono il problema analizzando il punto di vista del decisore (Connell e Powell, 1990) cercando di spiegare quali soluzioni fossero integrabili a supporto di responsabili junior, quali per senior manager o dirigenti. Le deduzioni degli studiosi possono essere sintetizzate in due punti: i) nei casi in cui il sistema esperto si sostituiva al decisore, il decisore era il più delle volte un utente non esperto; ii) il sistema interveniva per migliorare l'efficacia del processo ma non perseguiva l'efficienza, la quale si realizzava solo attraverso l'intervento decisionale dell'utente (Schumann et al., 1989; Oz, Fedorowicz e Stapleton, 1993). A distanza di un ventennio quali sono i dilemmi ancora aperti? I sistemi intelligenti sono riusciti a sostituire utenti esperti nel processo decisionale più strategico? Sono diventati più efficaci? Quali nuove questioni sono sollevate dai ricercatori? Per risolvere questi interrogativi, si riprende la letteratura manageriale sul *decision making* soffermandosi in particolare su quella che ha ad oggetto lo studio dei sistemi intelligenti a supporto delle decisioni d'impresa al fine di elaborare uno schema interpretativo utile a reinterpretare il ruolo dei sistemi intelligenti più avanzati. La necessità di introdurre questo schema interpretativo è finalizzata a mettere in luce alcuni aspetti cruciali dei sistemi esperti al fine di evitare che l'utilizzo di tecnologie avanzate nelle scelte strategiche alimentano il ritorno ad un'economica razionalità dell'impresa. Il rischio che si corre nell'utilizzo dei sistemi di supporto è che questi finiscono per sostituire i decisori nel "fare le cose bene" ("*doing things right*"), ma non "fare le cose giuste" ("*doing the right things*"), (Drucker, 1977, Griffin, 1987, Anthony, Dearden e Bedford, 1989).

Per conseguire l'obiettivo di ricerca sono state formulate le seguenti domande di ricerca:

RQ1: *In che modo i moderni sistemi intelligenti supportano le decisioni aziendali?*

RQ2: *In che maniera i manager possono sfruttare i sistemi intelligenti per giungere ad una scelta più appropriata?*

Il lavoro di tesi è articolato in quattro capitoli di cui un quinto conclusivo. Nel primo capitolo viene introdotta la discussione, descrivendo gli strumenti di *artificial intelligence* a servizio del *decision making* e il loro impegno nelle varie aree dello *strategic management* (operativo, manageriale e strategico). Facendo ricorso agli studi di Antony et al., (1989) e Gorry e Morton (1989) si illustreranno infatti gli impieghi dei sistemi di supporto a più livelli organizzativi e si ricostruirà inoltre l'architettura del processo decisionale impiegato da un sistema intelligente moderno. Il capitolo secondo riporta una analisi della letteratura dei sistemi di supporto a partire dalla terza era dell'intelligenza artificiale – era dei big data (anni 2000) - fino a tempi più recenti (autunno 2019). Dai risultati sono emersi due gruppi di interesse, un primo ha visto autori focalizzarsi sul ruolo dei sistemi di supporto incentrati sull'oggettivazione delle problematiche e delle scelte in casi di incertezza ed emergenza; il secondo si è concentrato sul superamento dei sistemi di supporto di tipo passivo, soffermandosi sulla comprensione ed interpretazione della complessità delle decisioni di contesto, enfatizzando pertanto il ruolo dei decisori e di altri attori coinvolti nel processo. Dopo aver condotto la *review* attraverso tecniche di *text mining*, si è discusso del ruolo di tali sistemi nella gestione della complessità organizzativa e decisionale. Ricorrendo agli studi di Snowden e Kurtz, sui domini ordinati e complessi, e quelli più recenti sulle tecniche di analisi aziendale (Lepanioti et al., 2019) attraverso *data mining* e intelligenza artificiale, si è giunti all'elaborazione di uno schema che ha classificato gli interventi dei sistemi intelligenti in funzione del grado di disordine in cui l'impresa versa e il livello di intervento del decisore. Infine un'analisi empirica è stata condotta attraverso la strategia di ricerca del *case study*. Nello specifico si è analizzato in che modo una piattaforma di supporto alle decisioni “*Agricolus*” supporta le imprese in alcune circostanze complesse. Attraverso la piattaforma si sono analizzati due casi studio, il primo analizza l'impiego del sistema di supporto in una circostanza ordinaria, ma complessa; il secondo ne enfatizza l'impiego in una circostanza complessa e caotica. Un capitolo conclusivo raccoglierà considerazioni finali sull'impiego di strumenti di supporto alle decisioni, evidenziando sia gli effetti sulle imprese che l'importanza di una maggiore collaborazione tra moderni strumenti di supporto alle decisioni e l'essere umano (Pinto, Mettler e Taisch, 2013; Barile et al., 2018a; 2018b; 2019). In estrema sintesi il lavoro si propone in parte di colmare un gap della letteratura circa i moderni ruoli e funzioni dei sistemi intelligenti e in altra parte di ricavare dall'analisi empirica una serie di indicazioni utili per garantire una adeguata integrazione tra decisori e sistemi intelligenti.

CAPITOLO I

L'intelligenza artificiale nelle decisioni d'impresa

1.1 L'intelligenza artificiale nelle decisioni d'impresa

Da sempre le organizzazioni fanno leva sulle tecnologie per migliorare profitti e produttività o per mantenere il loro vantaggio competitivo, rivoluzionando talvolta radicalmente il loro business a seguito dell'adozione di tecnologie dirompenti. L'intelligenza artificiale - branca dell'informatica che studia gli agenti intelligenti abili a percepire l'ambiente e intraprendere azioni che massimizzano la possibilità di raggiungere con successo gli obiettivi (Russel e Norving, 2003) - sembra essere la "general purpose technology"¹ del secolo, capace di guidare la trasformazione tecnologica, organizzativa e manageriale delle imprese in maniera anche molto rapida (Daugherty e Wilson, 2018; Miller, 2018). Gartner, multinazionale di consulenza strategica, sostiene che l'intelligenza artificiale sia la principale tendenza tecnologica dei prossimi anni (Panetta, 2017). Nello specifico, la nuova ondata di sistemi di intelligenza artificiale ha migliorato la capacità di un'organizzazione di utilizzare i dati per fare previsioni di qualsiasi tipo riducendone sostanzialmente il costo di elaborazione (Agrawal, Gans e Goldfarb, 2018 ; Bassano, Piciocchi e Pietronudo, 2018). Numerosi sono gli ambiti applicativi ed i settori in cui attualmente è impiegata, ma quello su cui ci soffermeremo riguarderà i processi decisionali (*decision-making*). In effetti, sebbene sembrerebbe che l'intelligenza artificiale si sia diffusa soltanto nell'ultimo decennio, è dagli anni 80 che programmi informatici che emulano i processi di risoluzione dei problemi di esperti umani, sono circolati per migliorare le decisioni delle imprese. In effetti è proprio nell'ambito del *decision making* che le prime tecnologie AI vennero applicate² e commercializzate (Durkin, 1996; Moody, Blanton e Will, 1998; Edwards, Duan e Robins, 2000) sotto forma di tecniche algoritmiche a servizio del *management information system* (MIS) – sistemi *computer-based* che hanno accesso ad una varietà di dati archiviati, selezionati e processati per fornire e diffondere informazioni dentro l'organizzazione (Wiederhold, 1992). I ricercatori dell'intelligenza artificiale avevano infatti trovato nel *decision-making* un ambito applicativo concreto, in cui la macchina poteva esercitarsi in un campo in cui l'esperienza umana e il contributo dell'uomo era cruciale (Durkin, 1996). Quale ambito migliore per confrontarsi?! In aggiunta, le teorie decisionali erano state nel contempo utili agli studiosi di intelligenza artificiale per replicare il

¹ Tecnologia capace di generare un considerevole impatto sull'intera economia (Landes, 1976; Roseberg 1982).

² A risollevare i ricercatori di intelligenza artificiale dalla prima crisi "first winter" dell'intelligenza artificiale fu lo studioso Eduard Feigenbaum, allievo di Simon, il quale intuì che le tecniche di IA fino ad ora ideate avevano un approccio molto generico e che per essere funzionali ed utili avrebbero dovuto possedere un dominio specifico di conoscenza, ossia specifiche skills, proprio come quelle possedute da un medico o da un ingegnere. Feigenbaum parlava infatti di sistemi esperti – expert systems - e riteneva che questi ultimi dovessero essere utili non solo nelle applicazioni militari, ma anche all'industria e al governo.

processo decisionale di un essere umano e gestire le incertezze di un problema (Kanal e Lemmer,1986; Horvitz, Breese e Henrion,1988). Dai paradigmi teorico-decisionali sono state tratte infatti riflessioni e applicazioni circa le logiche di pianificazione, di controllo dell'inferenza, di percezione, apprendimento, di formulazione del problema e di ragionamento non monotono (non basato sulla logica).

Eppure se si risale alle pubblicazioni precedenti agli anni 2000 il termine “*artificial intelligence*” non era così inflazionato (Duan, Edwards e Dwivedi, 2019): intelligenza artificiale, apprendimento automatico, data mining erano sintetizzati sotto un'unica parola: “*expert systems*” (Lu e Mooney, 1989; Dugdale, 1996; Dhaliwal e Tung, 2000). Per essere precisi, lo studio di Duan, Edwards e Dwivedi (2019) attraverso un'analisi degli articoli pubblicati sul *International Journal of Information Management* (precedentemente *Social Science Information Studies*) mostra che dagli anni 40 al 1983 il termine più utilizzato dai ricercatori era proprio “*expert systems*”; dal 1983 al 2000 si assiste ad un cambio di tendenza terminologica passando all'espressione “*knowledge based system*”; dagli anni 2000 “*artificial intelligence*”, “*machine learning*” e “*data mining*”. Eppure in maniera molto chiara, gli studiosi indicavano con tutti e tre i termini un solo concetto, quello dei sistemi informatici a supporto delle decisioni umane. Questo cambiamento semantico era giustificato dal fatto che alla fine degli anni settanta alcuni programmi basati sui sistemi esperti godettero di una cattiva reputazione a seguito delle elevate aspettative degli scienziati, di conseguenza gli stessi spostarono il focus sull'importanza della conoscenza piuttosto che su un sistema esperto già programmato, fino a che nel ventunesimo secolo, il termine intelligenza artificiale, utilizzato fino a quel momento per indicare le tecniche con cui i sistemi esperti venivano programmati, tornò popolare. L'intelligenza artificiale era questa volta intesa come etichetta generica, piuttosto che come sintesi di tecniche specifiche, generando confusione tra i ricercatori non esperti. È bene sottolineare che nella pratica i termini evidenziati sono molto spesso equivalenti, soprattutto negli studi di management dove si fa fatica a ricostruire una letteratura ben strutturata; tuttavia per molti scienziati tecnici quali ingegneri ed informatici il termine appropriato per indicare sistemi di supporto alle decisioni resta quello di “*expert systems*”.

La confusione terminologica non deve però compromettere ed oscurare gli avanzamenti effettuati in termini di progresso tecnologico. Sicuramente le tecniche utilizzate negli anni 40, o negli anni 80 rispetto a quelle attuali hanno subito degli aggiornamenti e sono in grado di gestire in maniera più appropriata la complessità delle decisioni. Nel paragrafo successivo si illustreranno sinteticamente i progressi dell'intelligenza artificiale nel campo del *decision-making*.

1.1.1 Progressi dell'intelligenza artificiale nel campo del *decision-making*

I progressi costanti nell'area dell'intelligenza artificiale hanno reso i sistemi intelligenti/esperti capaci di migliorare le decisioni in termini di rapidità, qualità e originalità.

- **Rapidità.** Le persone impiegano tempo a prendere decisioni perchè ricoprono ruoli impegnativi che richiedono lo svolgimento di compiti multipli, o perché l'approvazione della decisione necessita di più passaggi e del coinvolgimento di altri decisori che rallentano il processo. Queste situazioni possono influire negativamente sulla redditività e sulla produttività dell'impresa. I sistemi intelligenti riducono notevolmente il tempo di analisi e spesso anche di esecuzione di una scelta.
- **Qualità.** Molto spesso il decisore delibera in situazioni di alto stress e in tempi molto ristretti. Studi di psicologia (Danziger, Levav e Avnaim-Pesso, 2011) dimostrano che le quando le persone sono costrette a prendere molte decisioni in un tempo limitato, la qualità di tali scelte diminuisce vertiginosamente. I sistemi intelligenti non sono influenzati da fattori umani, non assorbono pressioni, né mostrano incoerenze; semmai in alcune situazioni c'è il rischio che siano programmati con pregiudizi.
- **Originalità.** L'intelligenza artificiale è capace di analizzare un enorme quantità di dati e informazioni utili all'elaborazione dell'output decisionale, che potrebbe portare i managers a compiere scelte del tutto nuove rispetto al passato, identificando anche incoerenze e anomalie rispetto alle decisioni prese in precedenza. Gli strumenti di supporto alle decisioni saranno in grado di analizzare sia le precedenti risposte degli utenti alla stessa situazione presentatasi in passato, sia di integrare le vecchie informazioni con un complesso e nuovo set di dati da cui estrarre alternative del tutto originali per i decisori. L'intelligenza artificiale è in grado di aiutare i dipendenti dell'organizzazione a rafforzare le loro capacità analitiche e decisionali e ad aumentare la creatività (Daugherty e Wilson, 2018).

L'utilizzo delle più moderne tecniche di intelligenza artificiale aggiunge a questi elementi ulteriori caratteristiche distintive, in quanto un sistema intelligente che supporta o sostituisce i decisori vanta di una maggiore ed oggettiva interpretazione del mondo reale e una migliore rappresentazione dell'incertezza, una migliorata codificazione della conoscenza, anche tacita (Mahroof, 2019), e un'interfaccia uomo-macchina user friendly, che migliora il grado di trasferibilità delle informazioni (Horvitz, Breese e Henrion, 1988).

Un processo decisionale assistito con strumenti all'avanguardia può quindi generare un gran numero di benefici, minimizzando i rischi e massimizzando l'efficacia del processo decisionale aziendale,

talvolta anche senza l'intervento umano. Una volta che la macchina apprende un certo numero di opzioni corrette, sarà in grado di fare previsioni da sola, senza alcun tipo di intervento umano. Un numero crescente di lavori è infatti svolto autonomamente dai sistemi di IA senza controllo e supervisione umana (Złotowski, Yogeewaran e Bartneck, 2017). Ciò significa che in alcuni casi un rapido processo decisionale accelererà i flussi di lavoro e processi all'interno dell'organizzazione, con un conseguente impatto anche sui costi del lavoro: invece di assumere costosi consulenti a tempo pieno per risolvere i problemi aziendali, è possibile effettuare un investimento una tantum in un sistema esperto. La novità, rispetto ai sistemi esperti di due decenni fa è che mentre da un lato i sistemi attuali sono capaci di gestire una maggiore varietà e volume di dati, ad una migliore velocità e potenza di elaborazione computazionale, dall'altro le imprese grazie a soluzioni di archiviazione più economiche sono incentivate ad archiviare e a collezionare un maggior numero di dati da immettere nell'elaborazione di soluzioni per fornire risultati utili.

Ampio uso è fatto nell'ambito del marketing e delle vendite, dove il processo di gestione delle campagne della segmentazione dei mercati viene proprio automatizzato dall'intelligenza artificiale, il che consente alle aziende di agire rapidamente e di rendere il processo decisionale più efficiente. O ancora in ambito medico - per la determinazione delle diagnosi – e in quello finanziario – analisi dei dati finanziari o previsione dei rischi.

1.2 Tecniche di base per sistemi intelligenti

Diverse sono le tecniche e gli strumenti di cui un'organizzazione può servirsi per costruire sistemi esperti. Il paragrafo si sofferma in particolare sulle più recenti tecniche di intelligenza artificiale impiegate per costruire sistemi di supporto alle decisioni facendo emergere una differenza tra meccanismi elementari e meccanismi più complessi. I meccanismi elementari come i sistemi basati su regole (si veda paragrafo 1.2.1), non creano dei propri modelli, ma attuano le regole fissate a priori da un esperto. I sistemi di apprendimento (si veda paragrafo 1.2.2, 1.2.3, 1.2.4) invece creano modelli propri, possiedono un'illimitata capacità di simulare l'intelligenza e sono caratterizzati da un'intelligenza adattiva, ovvero una intelligenza abile ad acquisire nuova conoscenza e a modificare la conoscenza esistente producendone dell'altra. Eppure, questi meccanismi complessi possiedono degli svantaggi notevoli, primo tra tutti la difficoltà di estrarre le logiche che hanno determinato il modello e quindi l'output. Di conseguenza non possono essere interpretati, spiegati e compresi abbastanza bene dagli utilizzatori. Per questo motivo, i sistemi di apprendimento sono spesso indicati come "*black box*", il che giustifica la difficoltà di alcuni sistemi intelligenti nell'essere pronti per il mercato (Alvarez-Melis e Jaakkola, 2017).

1.2.1 L'inferenza basata su regole

L'inferenza basata su regole è la tecnica più comune e più semplice da impiegare nei sistemi intelligenti poiché si basa su modelli statici ed espliciti di un dominio. Seppur lungamente criticata per la sua incapacità di apprendere, è ancor oggi utilizzata da alcuni informatici. Tende infatti a replicare l'intelligenza dell'essere umano seguendo delle istruzioni del tipo “*if-then-else*” attraverso le quali rappresenta e codifica la conoscenza. Un tipico sistema di inferenza basata su regole si compone di quattro elementi: un set di regole, che rappresenta la conoscenza di base del sistema esperto; un motore di inferenza, che costituisce il meccanismo del sistema ed applica regole di logica per dedurre informazioni; una memoria di lavoro e un'interfaccia utente attraverso cui vengono inviati e ricevuti i segnali. Un qualsiasi sistema esperto fondato su di un set finito di regole tende a limitare infatti la capacità della macchina di simulare l'intelligenza o comunque di adottarla in un campo ristretto di applicazione. Ciò implica che se al sistema viene sottoposto un quesito diverso dall'ordinario, questo non è capace di produrre alcun tipo di output. Pertanto, i sistemi basati su regole non sono molto utili per risolvere i problemi in domini complessi o in più domini diversi, piuttosto in quelli semplici. Inoltre, in alcune situazioni come nel caso della rilevazione del cancro nelle immagini mediche non è nemmeno possibile definire esplicitamente le regole in modo programmatico o dichiarativo. A tali problematiche di aggiunge la dispendiosità dell'ampliamento delle regole e della manutenzione del sistema. Tuttavia, rispetto all'inferenza originariamente applicata, in cui si prova a trasformare il sapere di un esperto umano in una regola da inserire, ulteriori metodologie vengono impiegate come il metodo CART (*Classification and Regression Trees*) (Kao et al., 2017) o regole di associazione (Rekik et al., 2018).

1.2.2. L'analisi linguistica semantica

L'analisi semantica si occupa dello studio delle parole e frasi al fine di giungere ad una interpretazione ed alla esplicitazione del significato dei lemmi partendo dal contesto di estrapolazione delle informazioni. Attraverso questa analisi, da una moltitudine di dati strutturati e non strutturati si estraggono informazioni utili per l'utente. Le più moderne tecniche estrapolano il giusto significato anche in presenza di contaminazione di lingue differenti, riescono a comprendere talvolta il linguaggio colloquiale. Un sistema che utilizza l'analisi linguistica semantica non basa i suoi output su *tags* ed etichette di significato impostate a priori, ma sono i programmatori a fornire alla macchina delle istruzioni o delle mappe semantiche dalle quali si avvia un processo di apprendimento del linguaggio che dà vita a delle reti semantiche utilizzate a sua volta per interpretazioni future. I primi sistemi basati su quest'analisi risalgono agli anni ottanta. La tecnica è oggi ampiamente utilizzata e rafforzata dagli studi sul *natural language processing* (Manning et al., 2014) che prova ad estrarre conoscenza ed intenzioni dall'analisi del testo e delle strutture linguistiche, ma partendo dal

linguaggio naturale degli essere umani. Diversamente dal passato, un sistema di intelligenza artificiale può elaborare il contenuto con l'obiettivo di comprendere il testo, non viceversa. Tecniche di analisi sono utilizzate da sistemi intelligenti nella diagnosi medica (Tadeusiewicz, Ogiela e Ogiela, 2008) o nell'analisi di dati finanziari (Ahmad e Laroche, 2017).

1.2.3 Le reti bayesiane

Le reti bayesiane sono delle strutture grafiche che attraverso inferenza bayesiana³ rappresentano le probabilistiche relazioni tra un gran numero di variabili (Neapolitan, 2004). Attraverso il calcolo della dipendenza condizionale tra più variabili casuali (es. A e B) si verifica l'indipendenza tra di esse data una terza variabile (es. C; $P(A, B|C) = P(A|C) * P(B|C)$). Forniscono un modello per le distribuzioni di probabilità tra diverse variabili, definendo le relazioni di casualità tra i nodi⁴ della rete. Esse si adattano alla luce di nuovi dati e di conseguenza apprendono adattando l'output sulla base delle nuove informazioni fornitegli. Alle reti bayesiane possono essere sottoposti quattro tipi di quesiti: diagnostici (dagli effetti alle cause); causali (dalle cause agli effetti); intercausali (tra cause di un effetto comune); miste (combinazione delle precedenti). Le ricerche in questo campo sono abbastanza recenti, ma approcci simili erano già da tempo utilizzati nei sistemi esperti (Duan, Edwards e Dwivedi 2019). Un caso di applicazione è la determinazione dei drivers di soddisfazione di un servizio che possono essere indicativi per future scelte strategiche dei manager.

1.2.4 Le misure di somiglianza

La misura della somiglianza è la misura di due oggetti simili e rappresenta una tecnica utile per alcuni metodi di apprendimento automatico (Mathisen et al., 2019), essa valuta proprio la forza di relazione tra due elementi dati (Irani, Pise e Phatak, 2016). Nel campo dell'intelligenza artificiale, questo concetto è da sempre dibattuto ed è stato fonte di ispirazione di alcune tecniche. In effetti, il principio della somiglianza corrisponde alla più elementare regola empirica utilizzata dagli umani per la risoluzione dei problemi: gli umani affrontano un nuovo problema con metodi utilizzati per risolvere problemi simili (somiglianza), (Feigenbaum e Feldman, 1963). Identificare problemi simili e clusterizzarli significa mettere in pratica una tecnica di apprendimento non visionato attraverso cui autonomamente un sistema intelligente raggruppa e separa gli oggetti/casi analizzati. Apprendere una misura di somiglianza⁵ è fondamentale dunque per verificare quali tra i casi archiviati nel sistema è

³ L'inferenza bayesiana è un approccio all'inferenza statistica in cui le probabilità non sono interpretate come frequenze, proporzioni o concetti analoghi, ma piuttosto come livelli di fiducia nel verificarsi di un dato evento. Il nome deriva dal teorema di Bayes, che costituisce il fondamento di questo approccio.

⁴ I nodi di una rete bayesiana sono le variabili, collegate tra loro attraverso degli archi che rappresentano la relazione di dipendenza statistica e le distribuzioni di probabilità.

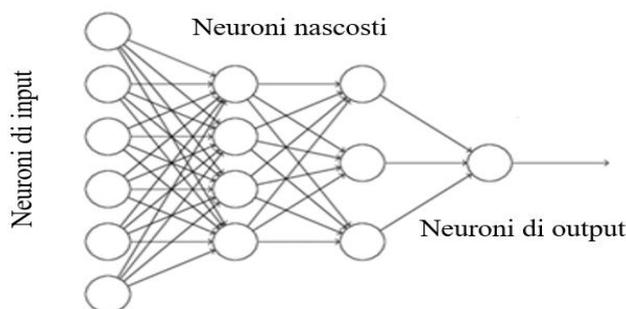
⁵ Essendo un problema fortemente soggettivo, la formula matematica più adatta per oggettivarne la misura della somiglianza è la distanza.

più simile al caso di *query*. Da un set di dati si identificano infatti quelle misure di somiglianza adatte a classificare i casi; ma man mano che al sistema vengono forniti nuovi dati questo rimodella le misure sulla base della nuova dotazione di informazioni. Molto spesso il sistema può iniziare la sua analisi attraverso una misura di somiglianza già data; questo è il caso di un apprendimento supervisionato. La tecnica è ampiamente in uso nei sistemi di raccomandazione come quelli di Amazon o Netflix.

1.2.5 Le reti neurali

Le reti neurali o precisamente le reti neurali artificiali (RNA) hanno lo scopo di imitare il modo in cui funziona il cervello umano e sono in prima linea tra le tecniche che contribuiscono all'attuale espansione dell'intelligenza artificiale. Offrono attualmente le migliori soluzioni a molti problemi, dal riconoscimento delle immagini al riconoscimento vocale, dall'elaborazione del linguaggio naturale (Nielsen, 2015) o alle previsioni. Attraverso l'osservazione di dati (es. osservazione di foto di animali) le reti producono un output (es. identificano un lupo tra foto raffiguranti dei cani), che sintetizza la soluzione ad un problema loro posto (es. quale foto rappresenta un lupo?). Ogni rete è costituita da neuroni di input, che ricevono le informazioni provenienti dall'esterno; neuroni di output che mostrano il risultato dell'apprendimento; neuroni nascosti, ovvero neuroni né di input né di output che elaborano i dati stabilendo delle relazioni complesse tra di essi (es. stabiliscono quali sono gli elementi che distinguono i tratti di un lupo da quelli di un cane). Una rete neurale composta da almeno due livelli nascosta è detta di apprendimento profondo (*deep learning*). Ad ogni connessione tra neuroni è associato un peso che determina l'importanza del valore di input. I pesi iniziali sono impostati casualmente, ma vengono modificati ogniqualvolta l'algoritmo riceve in pasto nuove informazioni.

Figura 1: la struttura di una rete neurale



Fonte: Nielsen, 2015

Affinché la rete giunga alla soluzione è necessario che essa abbia a) analizzato una serie temporale di dati o almeno una lunga serie di dati; b) che sia corredata da rispettivi output così da poter innescare l'apprendimento; c) che il problema studiato non abbia subito modificazioni sostanziali né nel numero delle variabili di input, né nel funzionamento complessivo (Bedessi, 2013). La fase più complessa del funzionamento di una rete neurale è quella dell'apprendimento, ove la macchina riceve un feedback per verificare se quanto appreso è corretto. L'algoritmo impiegato alla verifica dell'apprendimento è il *backpropagation*, esso confronta il risultato ottenuto da una rete con l'output che si vuole in realtà ottenere: usando la differenza tra i due risultati prevede di modificare i pesi delle connessioni tra i livelli della rete partendo dal livello dell'output. Dopodiché procedendo a ritroso prevede di modificare i pesi dei livelli nascosti e infine quelli dei livelli di input (Hinton et al., 2006).

Oggi giorno le reti neurali artificiali sono utilizzate in svariate applicazioni pratiche, per lo più in ambito finanziario (per prevedere l'evoluzione dei titoli di borsa o per riconoscere documentazioni false) e industriale (come nel riconoscimento di pattern, nel controllo di processi).

1.3 Il supporto alle decisioni ai vari livelli organizzativi

Scegliere tra un sistema basato su regole o un sistema di apprendimento dipende sicuramente dal problema che si desidera risolvere ed è spesso anche frutto di un compromesso tra efficienza che si intende raggiungere, costi del sistema, costi di formazione e capacità d'integrazione con il personale già impiegato. Ma non solo, per valutare il successo e il valore dei sistemi e tecnologie intelligenti è necessario comprendere a che livello organizzativo implementarli e che tipo di decisioni essi intraprendono o supportano. I manager dovrebbero chiedersi a quale livello organizzativo il sistema sarà utile; che tipo di informazioni verranno coinvolte nell'elaborazione del sistema; quali utenti si interfacciano con esso e a che scopo viene impiegato. Gorry e Morton (1989) da tempo hanno sottolineato che la comprensione delle attività manageriali sia un prerequisito essenziale affinché venga implementato un qualsiasi sistema informativo in un'impresa, poiché affinché esso funzioni è necessario che sia integrato con la struttura organizzativa ed il management. Questi studiosi infatti negli anni 70, per valutare le applicazioni del MIS in un numero considerevole d'impresе, adottarono la tassonomia dello studioso Anthony (1965), il quale identificò tre livelli di processo decisionale, associati strettamente ai livelli di responsabilità manageriale: pianificazione strategica, controllo di gestione e controllo operativo. Sebbene i confini di queste categorie non siano tutt'oggi facilmente ed universalmente identificabili, le definizioni di Anthony ci tornano ancora utili per comprendere le caratteristiche di ogni categoria. La prima si riferisce ad azioni volte ad identificare l'oggetto

dell'organizzazione, le risorse necessarie per realizzarlo e le politiche di governo da adottare⁶; comprende decisioni non routinarie dunque altamente complesse, intraprese da un numero esiguo di soggetti con un ruolo determinante (dirigenti e top manager). La seconda è riferita ad azioni volte ad assicurare che le risorse acquisite operino in maniera efficace ed efficiente e siano determinanti nel raggiungimento della performance⁷; le decisioni sono parzialmente routinarie e basate principalmente sulle interazione interpersonali, pertanto il livello di complessità e il grado di difficoltà nella gestione di tali problematiche dipende molto dal tipo di relazione istaurata dal middle manager. La terza è incentrata sui compiti, e si assicura che questi siano efficacemente ed effettivamente svolti⁸, le decisioni sono facilmente automatizzabili, poiché i compiti svolti sono routinari e non di un elevato livello di difficoltà. Secondo la visione di Gorry e Morton (1989), ognuno di questi livelli rappresentava pertanto una specifica categoria decisionale, alimentata da dati e informazioni molto diversi tra loro. La tabella 1 sintetizza le caratteristiche delle informazioni necessarie per ogni livello organizzativo (Gorry e Morton, 1989), la cui comprensione è fondamentale per capire quali sono gli input e gli output a cui un sistema intelligente si riferisce. Rispetto all'elaborazione originaria le variabili livello di aggregazione e accuratezza sono state sintetizzate in un'unica componente: tipologia delle informazioni. A livello strategico le informazioni richieste dai manager devono essere di tipo aggregato, provenienti anche dall'ambiente esterno (analisi della concorrenza, andamenti di mercato) e devono essere utili a delineare lo scenario futuro dell'azienda. Diversamente a livello operativo occorre fornire continuamente informazioni dettagliate, prevalentemente di natura interna, valide ad uno scopo ben definito. Il livello manageriale piuttosto che basarsi sulla produzione di informazioni, assicura che queste circolino nell'impresa e vengano trasferite e direzionate verso le risorse giuste. Pertanto queste saranno informazioni di sintesi mediamente aggregate, che riassumono periodicamente quanto accaduto e anch'esse prevalentemente di natura interna.

⁶ *“Strategic planning is the process of deciding on objectives of the organization, on changes in these objectives, and on the policies that are to govern the acquisition, use and disposition of these resources”*, (Anthony, 1965, p.24)

⁷ *“The process by which managers assure that resources are obtained and used effectively in the accomplishment on the organization's objective's”*, (Anthony, 1965, p.27)

⁸ *“The process of assuring that specific tasks are carried out effectively and efficiently”*, (Anthony, 1965, p.69)

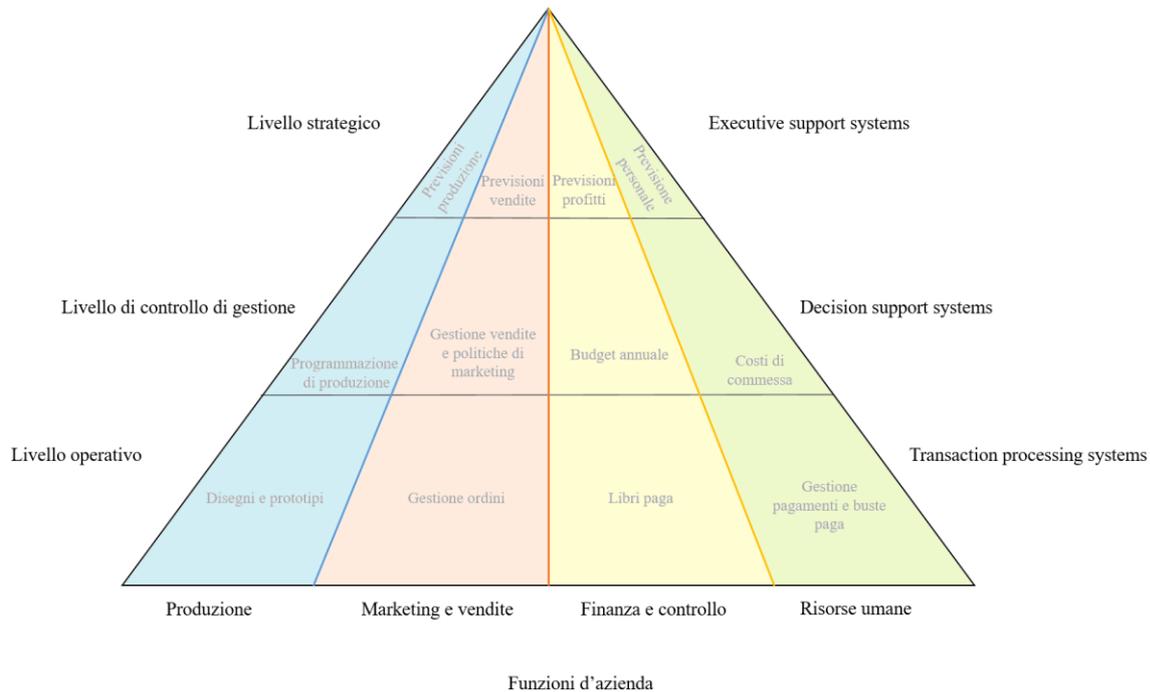
Tabella 1: Caratteristiche delle informazioni nei tre livelli organizzativi

Caratteristiche delle informazioni	Livello Operativo	Livello di controllo di gestione	Livello di pianificazione strategica
Fonte	Prevalentemente interna	Interna	Interna ed esterna
Scopo	Ben definito	Definito	Generico
Tipologia	Informazioni dettagliate	Informazioni di sintesi	Informazioni aggregate
Incidenza temporale	Presente	Passato	Futuro
Arco temporale di riferimento	Tempo corrente	Tempo passato	Tempo passato e presente
Frequenza di utilizzo	Giornaliera	Periodica	Poco frequente

Fonte: elaborazione dell'autore da Gorry e Morton, 1989

Alcuni studi tra cui quello di Laudon e Laudon (2006) analizzano le attività decisionali e i requisiti di informazione a tre livelli organizzativi, nello specifico propongono una chiara rappresentazione grafica in cui a specifiche aree funzionali e soprattutto a specifici livelli corrispondono differenti tipologie di sistemi di supporto (Figura 2). Ciò che rende interessante la piramide è la verticalità delle aree funzionali, secondo cui ognuna di esse possiede attività in ognuno dei livelli organizzativi (es. se l'attività di marketing e vendite a livello operativo consta nella gestione degli ordini, a livello manageriale consiste nella gestione delle vendite e delle politiche di marketing, mentre in quella strategica si preoccupa delle previsioni di vendita).

Figura 2: La piramide delle decisioni



Fonte: elaborazione dell'autore da Laudon e Laudon, 2006

Per ciascun livello gli autori hanno individuato i sistemi esperti più adatti: *transaction processing systems* per il livello operativo; *decision support systems* per quello manageriale; *executive support systems* per quello strategico.

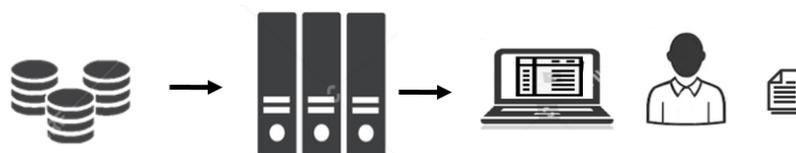
1.3.1 Le decisioni a livello operativo

Come accennato in precedenza le decisioni a livello operativo riguardano le attività quotidiane di ogni singola area funzionale. Più che decisioni, a tale livello molto spesso vengono intraprese delle azioni stabilite a livello di controllo di gestione. Per questo motivo le decisioni tendono ad essere strutturate e predefinite, il che rende le azioni altamente automatizzabili. Diversi sono i sistemi di supporto a livello operativo, dai *Transaction Processing Systems* (TPS), ai *virtual assistant systems*, ai CAD e CAM, ai robot di fabbrica rinforzati da sistemi intelligenti il cui impiego riduce il tempo delle operazioni, abbate i costi e migliora l'efficienza dei processi.

- Il più comune esempio di sistema di supporto è il TPS, un sistema che elabora le operazioni di base e ripetitive di un'organizzazione come ordini, fatturazione o pagamento (Turban, Aronson e Liang, 2007), producendo informazioni dettagliate per gli operatori. Il sistema ha l'obiettivo di rispondere in maniera immediata a quesiti come "quanta merce è stata venduta";

“quanta merce è in magazzino”, “qual è lo storico del cliente” in quanto registra transazioni ordinarie necessarie all’attività dell’impresa evitando che sia un operatore ad occuparsi della ricerca. La decisione riguardanti le operazioni come quella di acquistare nuova merce o concedere credito ad un cliente viene presa da un supervisore del sistema. Il sistema restituisce un’elaborazione dei dati in maniera molto immediata e tiene traccia di tutte le transazioni coinvolte del sistema⁹ (Figura 3). Dunque i TPS possono essere funzionali per qualsiasi area funzionale dal marketing alla produzione, dalla finanza alle risorse umane e non richiedono complesse tecniche di elaborazione.

Figura 3: Transaction Processing Systems

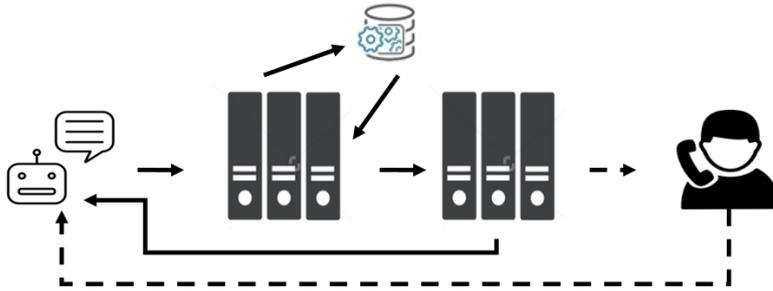


Fonte: elaborazione dell’autore

- I *virtual assistant systems* sono sistemi utili al recupero e alla gestione delle informazioni oltre che per l’elaborazione delle richieste (si pensi ai call centers virtuali o ai chatbot di assistenza). Qualora le routine processate dall’IA sono sufficienti, il sistema completa l’operazione senza intervento umano; diversamente un soggetto umano interviene per completare le richieste o correggere gli errori del sistema. Solitamente un sistema di assistenza virtuale è articolato nel seguente modo (figura 4): un dispositivo di interazione utente percepisce la richiesta, un computer server che elabora e incrocia le informazioni, un computer di sistema che emette le informazioni ed eventualmente un call center a controllo umano che interviene. Questi sistemi sono utili ad effettuare una vasta gamma di richieste tra cui, ad esempio, recupero di informazioni, gestione dei contatti, creazione di elenchi, prenotazione, servizi di promemoria, servizi di receptionist, fax, e-mail, e invio e recupero di documenti elettronici.

⁹ L’esempio di TPS più comune è quello per la gestione delle buste paga, in cui il TPS di natura contabile elabora “elementi di dati che contengono” dati circa anagrafica dipendenti, ore lavoro maturate, permessi concessi, detrazioni spettanti e trasforma dati in informazioni contenute nell’elaborazione finale della busta paga. Ulteriori applicazioni sono sistemi di registrazione di vendita giornaliera, controllo delle scorte, sedizioni, sistemi di prenotazione

Figura 4: Virtual assistant system



Fonte: elaborazione dell'autore

Ulteriori sistemi a supporto delle operazioni possono essere i robot impiegati nei processi produttivi, considerabili pur sempre come strumenti intelligenti e programmabili, in grado di percepire, pensare e agire, che abilitano gli esseri umani nel compiere altre attività migliorando complessivamente la produttività di un sistema (Engelhardt e Edwards, 1992). Oppure dei semplici sistemi *computer-aided design* (CAD) o *computer-aided manufacturing* (CAM) molto utili nell'industria di produzione. I software CAD, ad esempio, consentono ai progettisti di testare digitalmente i loro modelli di prodotto prima di passare alla fase di prototipo. Molte aziende collegano i sistemi CAD a quelli CAM non solo per determinare quali sono i passaggi necessari per produrre prodotti e componenti, ma anche per istruire le macchine a svolgere il lavoro necessario. Un sistema CAD / CAM può essere ampliato mediante *computer-integrated manufacturing* (CIM), che integrano varie operazioni (dalla progettazione alla produzione) con attività funzionali che vanno dalla presa dell'ordine alla spedizione finale. Il sistema CIM può anche controllare robot industriali, o macchine in grado di svolgere attività ripetitive o pericolose.

1.3.2 Le decisioni a livello di controllo di gestione

Le decisioni a livello di controllo di gestione sono di tipo strutturato; esse derivano dagli obiettivi strategici e vengono poi trasformate in obiettivi e criteri operativi. Il middle manager, che opera a tal livello, ha il dovere di rispettare le procedure formali ed ha il compito di attuare efficacemente le strategie scelte, ma anche monitorare le attività operative e i risultati raggiunti, intervenendo eventualmente con azioni tattiche. Rispetto al livello strategico, questo processo ha confini relativamente chiari, stabiliti dalla scelta strategica fatta al livello superiore, ma possiede comunque spazi di intervento che inducono i manager a prevedere delle decisioni. Comprende pertanto attività

di analisi e controllo (analisi della produttività, delle vendite, controllo dei costi o dell'inventario, budgetting) le quali possono richiedere un supporto sia nell'elaborazione delle informazioni, sia per le attività decisionali le quali potrebbero necessitare di suggerimenti in caso di problemi o in fase di programmazione. I sistemi di supporto maggiormente impiegati a questo livello sono i *management information systems* o gli *expert systems*, diversificati nella variante dei *decision support systems*. Non essendo dei veri e propri sistemi di supporto alle decisioni, non ci soffermeremo sui MIS, che estraggono i dati da un database e compilano report utili ai manager nella fase di decisione. Dedicheremo invece una sezione per gli *expert systems* e i *decision support systems* che hanno il vantaggio di generare conoscenze fondamentali per la competitività d'impresa e di diffondere facilmente ed ad un costo inferiore la conoscenza nell'organizzazione.

1.3.2.1 Gli Expert Systems

Gli *expert systems* (ES) sono sistemi che tentano di imitare le capacità di risoluzione dei problemi degli esperti umani (Edwards, Duan e Robins, 2000; Turban, Aronson e Liang, 2007). In genere, un ES è un software decisionale o di risoluzione dei problemi applicabile in un'area problematica specializzata, solitamente ristretta, e serve a raccomandare soluzioni appropriate o a valutare l'opportunità di altre soluzioni. L'idea alla base di un ES - che è pur sempre una tecnologia di intelligenza artificiale applicata - è semplice: il sistema utilizza le conoscenze umane che ha acquisito o quelle che ha elaborato per risolvere problemi. Dunque la competenza viene trasferita dall'esperto a un computer, si trasforma in conoscenza per il sistema, viene quindi memorizzata e messa a servizio degli utenti quando opportuno. L'ES chiede e riceve informazioni e può fare inferenze e arrivare a una conclusione specifica. Quindi, come un consulente umano, consiglia i non esperti e spiega, se necessario, la logica alla base del consiglio (Turban, Aronson e Liang, 2007). Gli studiosi Turban, Aronson e Liang (2007) individuano quattro caratteristiche dei sistemi esperti:

- competenza: essendo il sistema "esperto", in quanto tale deve possedere una certa *expertise* e una certa competenza nel prendere e suggerire delle decisioni;

- ragionamento simbolico: la logica di base di un sistema esperto deve essere quella del ragionamento simbolico piuttosto che del calcolo matematico, cosicché la conoscenza sia rappresentata simbolicamente e anche il meccanismo di ragionamento primario sia simbolico;

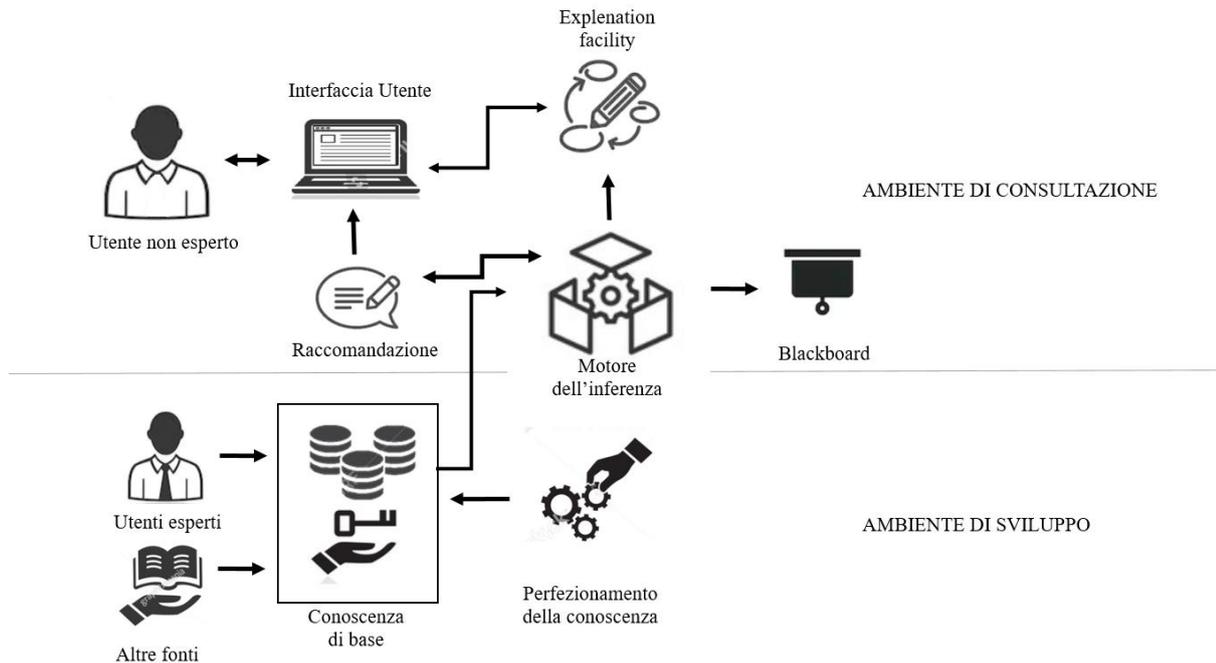
- conoscenza approfondita: la base di conoscenze deve contenere conoscenze complesse non facilmente reperibili tra i non esperti, (spesso anche superiore a quella degli esperti umani);

- conoscenza di sé: devono essere in grado di esaminare il proprio ragionamento e spiegare perché è stata raggiunta una conclusione particolare, apprendendo dai loro successi e fallimenti e da altre fonti di conoscenza; devono saper aggiornare costantemente le proprie conoscenze¹⁰.

Essendo un sistema impostato sullo scambio di dati, informazioni e conoscenza, la struttura di un ES è molto articolata ed è suddivisa in due ambienti: l'ambiente di consultazione utilizzato dai non esperti per inviare input e ricevere output e un ambiente di sviluppo in cui viene elaborata la soluzione o raccomandazione. La figura 5 illustra la struttura e il processo di un sistema esperto, il quale viene addestrato da uno specialista del settore e da altre fonti di conoscenza documentate (libri, documenti, database, informazioni sul web). Dopo aver acquisito conoscenza il sistema possiede una conoscenza di base attraverso cui è capace di comprendere e formulare soluzioni (nei sistemi più avanzati la conoscenza accumulata viene sottoposta a perfezionamento e nuove elaborazioni). Quando il sistema viene interrogato da un utilizzatore non esperto attraverso interfaccia utente – comunicatore linguistico -, si mette in moto il motore dell'inferenza che rappresenta il cervello del sistema poiché elabora le informazioni e i dati che possiede, ragiona ed arriva ad una soluzione. Il ragionamento del sistema è registrato sulla lavagna, *blackboard*, attraverso cui il sistema si appunta le ipotesi e le decisioni intermedie. Infine giunto a conclusione emette la raccomandazione. Molti sistemi esperti sono dotati anche di una funzione di spiegazione "*explanation facility*" in cui fornisce la risposta all'utente sul perché la particolare soluzione è stata raggiunta (Nagori e Trivedi, 2014).

¹⁰ Rispetto ai sistemi esperti di prima generazione che utilizzavano le regole "*if-then-else*", dunque inferenza basata su regole (si veda paragrafo 1.2.1), i più moderni sanno adottare rappresentazioni della conoscenza multiple e metodi di ragionamento, integrando le reti neurali con inferenze basate su regole per perseguire prestazioni più elevate.

Figura 5: Architettura di un sistema esperto



Fonte: elaborazione dell'autore da Turban e Frenzel, 1992

Questi sistemi sono ampiamente utilizzati in ambito finanziario per la pianificazione finanziaria, analisi di credito; in ambito di marketing per le relazioni con i clienti, analisi di mercato, pianificazione di prodotto o mercato; o ancora in ambito di manutenzione delle apparecchiature, valutazione dei fornitori. In effetti essi consentono diverse attività, dalla previsione alla pianificazione, dalla predizione alla diagnostica ed hanno negli ultimi anni subito aggiornamenti nelle tecniche di elaborazione, spiegazione e comunicazione delle soluzioni rendendoli un'ottima alternativa all'essere umano esperto. Al momento il sistema resta un ottimo strumento per utenti non esperti.

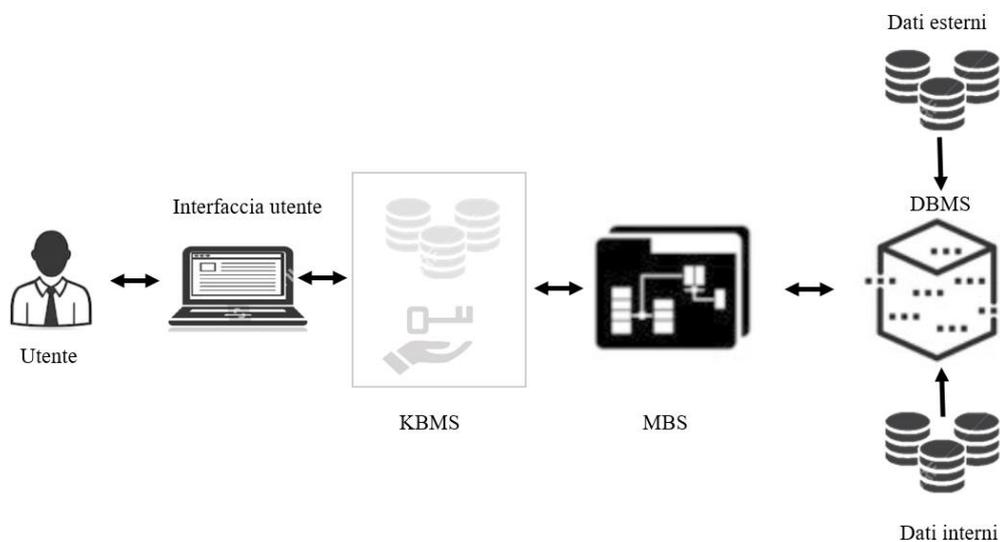
1.3.2.2 I decision support systems

Una variante dei sistemi esperti ampiamente utilizzata a livello di controllo di gestione sono i *decision support systems*¹¹ (DSS). Aiutano i manager a prendere decisioni semistrutturate e non facilmente determinabili in anticipo. More e Chang (1980) li definiscono come sistemi in grado di compiere un'analisi dettagliata che conduce all'elaborazione di un modello decisionale riguardante questioni

¹¹ Così come per l'intelligenza artificiale e i sistemi esperti il termine "sistemi di supporto alle decisioni" non ha una definizione univoca. Di frequente è usato come espressione generica per indicare qualsiasi sistema computerizzato che supporta le decisioni; diversamente può indicare uno specifico sistema con definite caratteristiche. È quest'ultima l'accezione che utilizzeremo per l'intero paragrafo e i successivi capitoli.

non pianificate ed orientate al futuro. Secondo Turban et al., (2007) queste decisioni sono tipicamente intraprese in un'economia instabile e in un ambiente in rapida evoluzione. Data la complessità del problema da risolvere, si servono spesso di altri sistemi informativi come TPS e MIS, e valutano informazioni e dati anche di natura esterna (es. in finanza i prezzi delle azioni correnti o nel marketing i prezzi dei prodotti della concorrenza). Hanno più potenza analitica rispetto ad altri sistemi ed o utilizzano una varietà di modelli per analizzare i dati o elaborano grandi quantità di dati con l'obiettivo di renderli, in tempi brevi, in una forma graficamente comprensibile dai decisori. Infatti, i DSS sono progettati in modo tale che gli utenti possano lavorare direttamente con loro, includono esplicitamente un software intuitivo e sono interattivi: l'utente può modificare ipotesi, porre nuove domande e includere nuovi dati. Per definizione (Turban et al., 2007), un DSS deve includere i tre componenti principali di un *database management system* (DBMS), un *model base management system* (MBMS), e una interfaccia utente (Figura 6). Il DBMS è il database che contiene dati interni (transazioni, costi, personale etc.) ed esterni all'impresa (dati regionali, tasse, regolamentazioni ecc.), li aggiorna, li collega a diverse fonti. Attraverso una *data directory* e un *query facility* consente anche che questi dati siano consultati per informazioni di sintesi. Il database può interagire anche con altri sistemi informativi per estrarre da essi dei dati. Esso è direttamente collegato al MBMS, un pacchetto software che include strumenti finanziari, statistici, ed altri modelli quantitativi che forniscono le capacità analitiche al sistema. I pacchetti più completi sono capaci di risolvere problemi di natura strategica (problemi non strutturati), di natura tattica, operativa ed analitica. Anche il MBMS è dotato di un *model directory*, in cui sono catalogati i modelli elaborati ed annesse definizioni, ma consente anche agli utilizzatori più esperti di manipolare i modelli per effettuare delle prove. Infine l'*user interface*, ritenuta da alcuni autori (Sprague e Watson, 1996) la componente più importante del sistema – è l'unica parte che un utente vede (Whitten, Bentley e Dittman 2001), consente la comunicazione dell'utente con le varie unità interrogabili del DSS ed è necessario che sia *user friendly* poiché molto spesso gli utilizzatori non hanno competenze tecniche.

Figura 6: Architettura di un *decision support system*



Fonte: elaborazione dell'autore a Turban,1992

DSS più avanzati sono dotati di un *knowledge-based management subsystem* che fornisce le competenze necessarie per risolvere alcuni aspetti del problema o migliora il funzionamento di altre componenti DSS. Questo tipo di sistema è detto *intelligent DSS* e si serve spesso di reti neurali per generare ed aggiungere nuova conoscenza.

1.3.3 Le decisioni a livello strategico

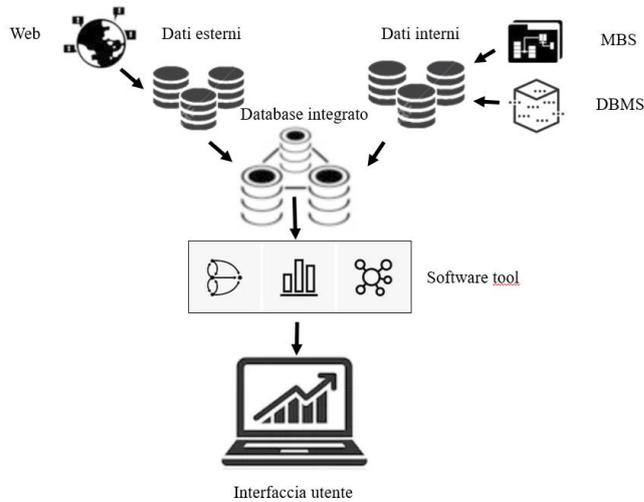
Le decisioni a livello strategico comprendono attività di tipo non strutturato, attraverso cui si determinano gli obiettivi aziendali, la mission e la vision dell'impresa. Si occupano principalmente di pianificazione strategica, pertanto le scelte sono orientate nel lungo termine e sono dettate da una serie di variabili e condizioni esterne non facilmente determinabili (incertezze di mercato, dati approssimativi, incertezza ambientale), (Hurber, 2003). Data la difficoltà del contesto in cui la governance o il top management operano per garantire la sopravvivenza dell'impresa, l'utilità dei sistemi intelligenti è stata da sempre dibattuta. Negli anni ottanta molti ricercatori ritenevano i sistemi di supporto alle decisioni inadatti per le attività strategiche (Rockart e Delong, 1988). In effetti strategie legate a scelte di acquisizione o fusione, o la determinazione di un budget unitario non sempre derivavano da un processo razionale di scelta, né si prestavano ad analisi strettamente quantitative. Eppure dirigenti e top manager necessitavano e necessitano ancor oggi di strumenti in grado di fornire loro informazioni accurate e tempestive. Fu per questa ragione che alla fine degli anni ottanta si diffusero alcuni sistemi informativi, *gli executive information systems* (EIS) che

facilitarono la raccolta e la fruibilità di informazioni pertinenti, in maniera assolutamente comprensibili (Watson, Houdeshel e Rainer, 1997), ma che non li supportano nella scelta delle decisioni. Altri sistemi esperti noti come gli *executive support systems* riuscirono invece, almeno parzialmente, a supportare le scelte dei decisori, mai sostituendosi (Edwards, Duan e Robins, 2000). Questi sistemi oltre a dotare gli executive manager di informazioni appropriate consentivano una migliore interazione uomo-macchina, fornivano analisi accurate e sostituivano i manager in alcune attività.

1.3.3 I Gli Executive support systems

Gli *executive support systems* sono sistemi *computer-based* che offrono a dirigenti e top manager la possibilità di accedere facilmente a informazioni (interne ed esterne) rilevanti per il processo decisionale strategico o per altre attività esecutive (Nord e Nord, 1995). Sono di frequente impiegati a livello strategico dell'organizzazione, e poiché a tale livello non esistono procedure concordate per giungere a soluzioni, ma giudizi e valutazioni, non sono progettati per risolvere problemi specifici. Forniscono infatti una capacità di elaborazione e comunicazione generalizzata che può essere applicata a una serie mutevole di problemi e pertanto non fanno spesso a meno di modelli analitici. Senn (1990) cita sette motivi per cui i dirigenti acquisiscono e usano questo tipo di tecnologia: comprendere e valutare rapidamente le situazioni; facilitare l'attività dell'organizzazione; affrontare più problemi insieme; impostare gli ordini del giorno; costruire reti; mantenere una visione aziendale; mantenere una prospettiva industriale. Dalle ragioni elencate si evince come questi sistemi non vengono intesi come veri e propri sistemi di supporto. Raramente vengono integrati con altri strumenti quali DSS o altri tipi di sistemi esperti. Possiedono un'architettura abbastanza semplice, basata principalmente sull'interfaccia utente attraverso la quale il sistema restituisce all'utente grafici, tabelle o report facilmente interpretabili (Figura 7). Spesso le informazioni sintetiche vengono fornite attraverso un portale, che utilizza l'interfaccia Web per presentare contenuti aziendali personalizzati ed integrati da una varietà di fonti. Il software invece deve possedere capacità statistiche e di approfondimento con funzionalità "*what-if*" per consentire l'analisi e le domande.

Figura 7: Architettura di un *executive support system*



Fonte: elaborazione dell'autore

I vantaggi principali di questo sistema sono: avere i reports personalizzati secondo le esigenze di informazione dei senior managers e comporre le *query* che consentono di entrare nel dettaglio delle informazioni aggregate ricevute dalle varie unità organizzative (Omidvar e Bordbar, 2013).

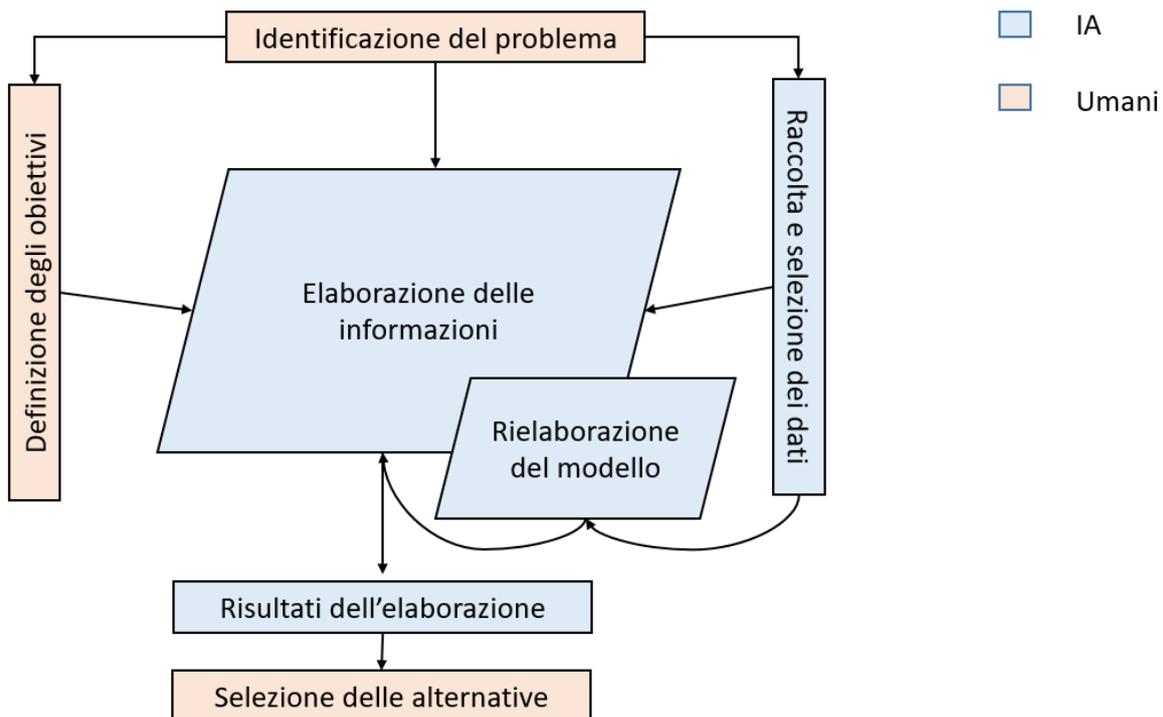
1.4 Ricostruire il processo decisionale di un sistema intelligente

Si è ben compreso che a più livelli organizzativi, l'intelligenza artificiale interviene per migliorare qualsiasi tipo di processo da quelli produttivi a quelli decisionali. Essa agisce infatti su diversi ambiti, ma nello specifico dei sistemi di supporto alle decisioni interviene in almeno quattro fasi fondamentali del processo decisionale:

- nella fase di raccolta e interpretazione di dati: l'intelligenza artificiale è ormai in grado di percepire l'ambiente circostante (suoni, linguaggi, testi, immagini), sarà dunque capace di raccogliere le informazioni più utili e interpretarle in qualsiasi forma esse siano;
- nella fase di elaborazione delle informazioni: sviluppando modelli e algoritmi avanzati riesce a processare un ampio volume di dati cogliendo relazioni tra le variabili di diversa natura;
- nella fase di emissione di risultati: si occupa di trasferire e rappresentare la conoscenza incorporata e prodotta nella maniera più semplice) messaggi vocali, testo scritto, grafici riassuntivi, reports), ma anche di raccomandare azioni
- nella fase di rielaborazione dei modelli alla luce di nuove evidenze: attraverso apprendimento automatico non visionato riesce a migliorare di continuo i modelli prodotti avvicinandosi sempre più alla soluzione più reale.

Nonostante le quattro fasi rappresentano il cuore di un tipico processo decisionale, sono evidenti ancora delle incapacità dell'intelligenza artificiale riguardo: l'identificazione del problema, la definizione degli obiettivi e l'alternativa migliore da scegliere (Figura 8).

Figura 8: Il processo decisionale di un sistema intelligente



Fonte: elaborazione dell'autore

CAPITOLO II

I moderni sistemi intelligenti: un'analisi della letteratura

2.1 Identificare i principali temi del dibattito attraverso un'analisi della letteratura

Il capitolo precedente ha fornito una descrizione molto generale delle tecniche, dei sistemi e delle condizioni in cui essi vengono impiegati, identificando per ogni livello organizzativo un tipo sistema di supporto. Nello specifico a conclusione della discussione è stata fornita la ricostruzione di un generico processo decisionale assistito da un sistema intelligente, attraverso il quale si sono evidenziate aree di esclusiva attività dei sistemi di supporto (raccolta e selezione dei dati, rielaborazione delle informazioni, rielaborazione del modello e formulazione dei risultati) e aree rispetto le quali è necessario l'intervento umano per rendere la decisione realizzabile e più idonea alle esigenze del caso (identificazione del problema, definizione degli obiettivi e selezione delle alternative). Il modello è stato però costruito sulla base della struttura tecnica e delle funzionalità fino ad ora disponibili nei sistemi attualmente diffusi – siano essi *expert systems*, *decision support systems* o *executive expert systems* - tuttavia via resta ancora da comprendere quali limitazioni o quali problematiche i moderni sistemi sono riusciti a risolvere, dunque su cosa la letteratura più moderna si è focalizzata durante lo studio dei tre più comuni sistemi di supporto. Per rispondere alle suddette questioni si procederà ad uno studio della letteratura attraverso cui si faranno emergere gli *hot topic* discussi nell'ultimo decennio, mettendo in luce anche le criticità che ancora rendono i sistemi intelligenti per certi aspetti non molto performanti. Essendo il tema dei DSS e ES ampiamente dibattuto, per evitare di incorre nel cosiddetto “diluvio di dati”¹² (Hey e Trefethen, 2003) la ricerca dei lavori più pertinenti verrà effettuata i) ricorrendo ad un accreditato database di ricerca scientifica - *Scopus* - il quale permette di limitare gli studi in un arco temporale specifico e/o in un campo di ricerca definito attraverso impostazione di una *query*; ii) utilizzando come strumento di analisi un moderno software di *systematic literature review* – *VOSviewer*. Contrariamente a quanto si possa pensare, piuttosto che adottare pratiche accreditate di review sistematica, si applica la tecnica del *text mining* per efficientare la fase di ricerca e screening degli articoli più adatti ad identificare le discussioni accese sul topic. Oltretutto rispetto ai criteri di co-authorship o co-citation che tipicamente accorpano gli studi sulla base delle citazioni reciproche o dei gruppi di ricerca, nel presente lavoro non si intende identificare i filoni della letteratura che si

¹² L'espressione “diluvio di dati” si riferisce ad un consistente numero di paper scritti sul topic, la cui proliferazione di informazioni testuali aumenta la quantità di letteratura potenzialmente rilevante recuperata nelle prime fasi, rendendo la di una revisione può diventa ingestibile.

sono occupato dei sistemi intelligenti, piuttosto individuare i papers che hanno esplorato questioni rilevanti, indipendentemente dal filone di appartenenza.

2.1.1 Analisi della letteratura attraverso *text mining*

Le tecniche di *text mining*, note anche come *text analytics intelligent*, *data mining* del testo o *knowledge development text*, attuano un processo di ricerca delle informazioni utili procedendo all'identificazione di termini chiave che sintetizzano il documento sottoposto ad analisi. Queste tecniche mirano a trovare modelli che descrivano le relazioni sottostanti nei dati, provando ad estrarre regole di associazione e clustering. Il *text mining* è stato di recente utilizzato nell'analisi della letteratura (Ananiadou et al., 2009) ed è considerato uno strumento migliorativo della strategia di ricerca poiché raggruppa i documenti che hanno trattato argomenti molto simili tra loro. La tecnica ricorre infatti alla logica dell'associazione e accorpa i documenti che condividano parole simili. Pertanto il risultato dell'analisi sarà una mappa raffigurante cluster di documenti raggruppati per termini chiave sulla base di un'analisi del contenuto testuale.

2.2 Metodo di selezione e criteri di inclusione dell'analisi

Considerate le domande di ricerca, che si proponevano di comprendere in che modo i sistemi intelligenti supportano le decisioni e quali limiti superano o in quali persistono, si prova a chiarire quanto fino ad ora discusso in letteratura. Seguendo il protocollo per la sistematica *literature review* definito da Kitchenham et al., (2009) si sono stabiliti i seguenti punti: la strategia di ricerca, i criteri di inclusione ed esclusione, la verifica della qualità, l'estrazione dei dati e la sintesi dei dati.

a) Strategia di ricerca. Per rispondere alle domande di ricerca, abbiamo implementato una strategia di ricerca automatizzata su *Scopus*:

- *query* : TITLE-ABS-KEY ("artificial intelligence" AND "decision support system*" OR "expert system*" OR "executive support system*" AND "limit*" OR "limitation*" OR "challenge*" OR "future direction*" OR "research direction*" AND "decision making" OR "decision-making") ;

- il periodo di riferimento corrisponde ad un arco temporale che va dal 2000 al 2019. La scelta dell'arco temporale di analisi è dettata dalla volontà di analizzare le criticità dei più “moderni” sistemi intelligenti; l’accezione di modernità viene attribuita in relazione all’avvento della terza primavera dell’intelligenza artificiale, la quale corrisponde proprio con l’inizio degli anni 2000;

- le aree di interesse prescelte sono “business” e “decision making”;

- la lingua dei documenti è l'inglese (la scelta è dettata anche dalla limitazione del software impiegato che non analizza documenti diversi da quelli espressi in lingua inglese).

b) Criteri di inclusione ed esclusione. Nella impostazione della sistematica *review* della letteratura si sono definiti i criteri di inclusione ed esclusione dei documenti, sempre sulla base delle domande di ricerca di partenza. Sono stati pertanto esclusi i lavori che non rispettavano i seguenti punti:

- documenti diversi da articoli di rivista (dunque esclusi i capitoli di libro, i libri, gli atti di convegno e gli editoriali)

- documenti pubblicati su riviste con un ranking ABS inferiore a 3 stelle.

Attraverso Scopus, dunque, una volta estratti i 302 studi primari potenziali, si è passati ad una fase di screening che ha riguardato la selezione delle riviste che rispettavano il criterio sopra menzionato (*Decision Support Systems*, *International Journal Of Production Research*, *European Journal Of Operational Research*, *International Journal Of Production Economics*, *Journal Of The Operational Research Society*, *Information And Management*; *Technological Forecasting And Social Change*, *Transportation Research Part A Policy And Practice*, *Computers And Operations Research*, *Journal Of Management Information Systems*, *Journal Of Operations Management*, *Journal Of Scheduling*, *MIS Quarterly -Management Information Systems*), giungendo ad un totale di 62 paper.

c) Verifica della qualità. Questo step è utile per la valutazione della qualità degli studi che avevano soddisfatto i criteri di inclusione ed esclusione. Ed ha visto l'esclusione di 3 papers¹³, di cui un duplicato, un editoriale e un documento non afferente all'area di business management, né molto utile ad interpretare gli studi sui sistemi di supporto.

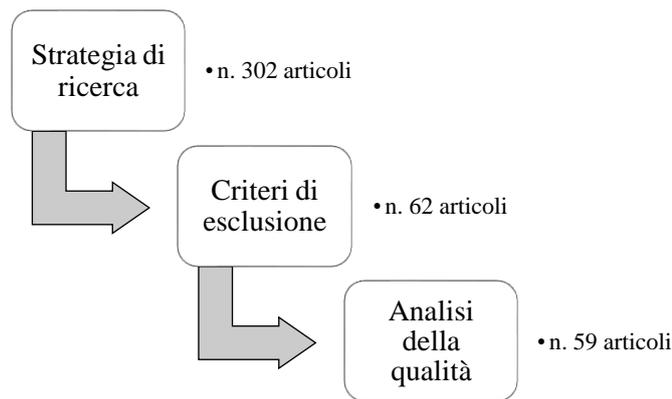
d) Estrazione dei dati: Selezionati i 69 documenti, durante questa fase si sono raccolte le informazioni necessarie per eseguire l'analisi approfondita via software. Si è creato un modulo di estrazione predefinito per registrare i seguenti dati estratti da tutti gli studi primari selezionati: *citation information*; *bibliographical information* e *abstract & keywords*.

e) Analisi dei dati: Dopo aver estratto le informazioni in formato .csv, si è passati all'analisi testuale.

La figura 9 rappresenta i vari steps che hanno condotto al risultato di 59 documenti.

¹³ Duplicato: Vahidov, R., & He, X. (2009). Situated DSS for personal finance management: Design and evaluation. *Information & Management*, 46(8), 453-462.; editoriale: Carayannis, Elias G., et al.(2018) Developing a socio-technical evaluation index for tourist destination competitiveness using cognitive mapping and MCDA. *Technological Forecasting and Social Change*, 131: 147-158; non pertinente: Etxegarai, U., Portillo, E., Irazusta, J., Koefoed, L. A., & Kasabov, N. (2019). A heuristic approach for lactate threshold estimation for training decision-making: An accessible and easy to use solution for recreational runners. arXiv preprint arXiv:1903.02318.

Figura 9. Il protocollo della ricerca



Fonte: elaborazione dell'autore

2.3 Analisi dei dati via *VOSviewer*

VOSviewer è un programma software atto alla creazione, visualizzazione ed esplorazione di mappe bibliometriche. È utilizzato per analizzare tutti i tipi di dati di rete bibliometrica, ad esempio relazioni di citazioni tra pubblicazioni o riviste, relazioni di collaborazione tra ricercatori e relazioni di ricorrenza tra termini scientifici. Ha però recentemente aggiunto la funzionalità di analisi del testo di grandi quantità di dati (Van Eck e Waltman, 2010) e sarà quest'ultima funzionalità ad essere impiegata per l'analisi dei dati selezionati. Attraverso *VOSviewer*, Van Eck e Waltman (2010) hanno applicando la funzione *text mininig* per accorpare cluster sulla base di parole chiave emerse dall'analisi del testo. Caricato il file nel sistema, infatti, il software lo analizza producendo un insieme di frasi o termini nominali che sono stati identificati tra i dati di testo resi disponibili¹⁴, in questo caso estrae termini da titoli e abstract sottomessi al software. La selezione viene effettuata escludendo i termini con un numero limitato di occorrenze e escludendo termini con un punteggio di rilevanza basso. Il numero limitato di occorrenze viene stabilito dal ricercatore e indica il numero minimo di documenti in cui la parola deve essere trovata. Il punteggio di rilevanza viene calcolato dal software. I termini con un punteggio di rilevanza elevato tendono a rappresentare argomenti specifici coperti dai dati di testo, mentre i termini con un punteggio di pertinenza basso tendono ad essere di natura generale e a non essere rappresentativi di un argomento specifico¹⁵ (Van Eck e Waltman, 2011).

¹⁴ L'identificazione di gruppi di parole avviene eseguendo una codifica delle parole attraverso la codificazione di verbi, sostantivi, aggettivi, ecc.. A tale scopo viene utilizzato il *toolkit Apache OpenNLP* (<http://incubator.apache.org/opennlp/>) che usa un filtro linguistico per identificare parole nelle frasi. Il filtro seleziona tutte le sequenze di parole costituite esclusivamente da sostantivi e aggettivi e, ove selezionato esclude di default le parole ricorrenti nella strutturazione degli abstract (ad esempio *originality*, *limitations*, *methodology* etc.). Infine, converte le frasi da plurale a singolare.

¹⁵ La selezione di termini più rilevanti è determinata dalla distribuzione di occorrenze (di secondo ordine) su tutte le frasi di nome. Questa distribuzione viene confrontata con la distribuzione complessiva di co-occorrenze su frasi di nome. Maggiore è la differenza tra le due distribuzioni (misurata usando la distanza di Kullback-Leibler), maggiore è la rilevanza di una frase sostantivo.

L'analisi è stata settata con i seguenti parametri: un *binary counting method*, il quale indica che l'attributo *occurrence* deve verificarsi almeno una volta nel documento; numero minimo di occurrences pari a 5, il che significa che il termine deve presentarsi in almeno 5 documenti per essere sottoposto ad analisi. Con le suddette impostazioni il software, dai 1919 termini trovati, ne estrae 52. Di default il sistema sceglie il 60% dei termini più rilevanti, dunque 31 termini (tabella 2).

Tabella 2. Termini in ordine di rilevanza

Termini	<i>Occurrence</i>	Rilevanza
Simulation	5	2,96
Interaction	6	2,11
Case	8	1,66
Ability	5	1,65
Effectiveness	7	1,54
Capability	6	1,43
Contribution	5	1,31
Need	6	1,25
Type	6	1,11
Context	6	1,09
Firm	6	1,06
Set	6	1,01
Benefit	9	0,9
Presence	5	0,96
Risk	11	0,93
Performance	11	0,89
Researcher	7	0,89
Implementation	6	0,79
Use	9	0,77
Term	8	0,75
Decision maker	14	0,7
Methodology	11	0,63
Concept	8	0,62
Time	12	0,62
Develop	13	0,52
Limitation	12	0,49
Order	12	0,49
Effect	9	0,43
Resource	8	0,43
Company	11	0,41

Dopo aver verificato i termini selezionati e analizzato la loro corrispondenza in titoli e abstract, prima di passare alla determinazione della mappa è stato effettuato un ulteriore screening manuale (Van Eck e Waltman, 2010) utile a focalizzare l'attenzione su termini specifici e maggiormente informativi per l'analisi. In una prima fase di screening sono stati eliminati i termini troppo generici. Sebbene il software già di impostazione seleziona solo le parole rilevanti per ripetitività e significato, alcuni dei termini selezionati era ancora poco indicativi o comunque fuorvianti per l'interpretazione dei cluster. I termini esclusi sono stati i seguenti (nonostante alcuni di essi presentano un buon grado di occurrence e di rilevanza): *case, set, contribution, firm, need, type, reseracher, use, method, order* e *company*. L'esclusione restituiva tre cluster ancora non molto funzionali all'interpretazione dei documenti. Di conseguenza si è condotto una seconda fase di screening effettuata dopo aver letto attentamente *abstract* e *full papers*. La lettura meticolosa ha determinato un'ulteriore esclusione di termini che semanticamente non possedevano alcuna associazione con il tema investigato, dunque si eliminano: *presence, ability, limitation, development, term* e *concept*. Questa scelta aveva determinato una configurazione di 2 cluster, la quale però è stata migliorata con l'eliminazione di due termini altamente ricorrenti: *simulation* e *implementation*. L'inclusione di entrambi distorceva la determinazione dei cluster, nonostante il loro ruolo fosse determinate a classificare i papers o come sperimentali (nel caso di *simulation*) o come testimoni di evidenze pratiche (nel caso di *implementation*). *Simulation* era infatti il termine più rilevante poiché gran parte dei papers ha ricorso ad analisi empiriche e di simulazione dei sistemi intelligenti, mentre la restante parte si è occupata di valutare direttamente gli effetti e i limiti di sistemi di supporto già testati e implementati.

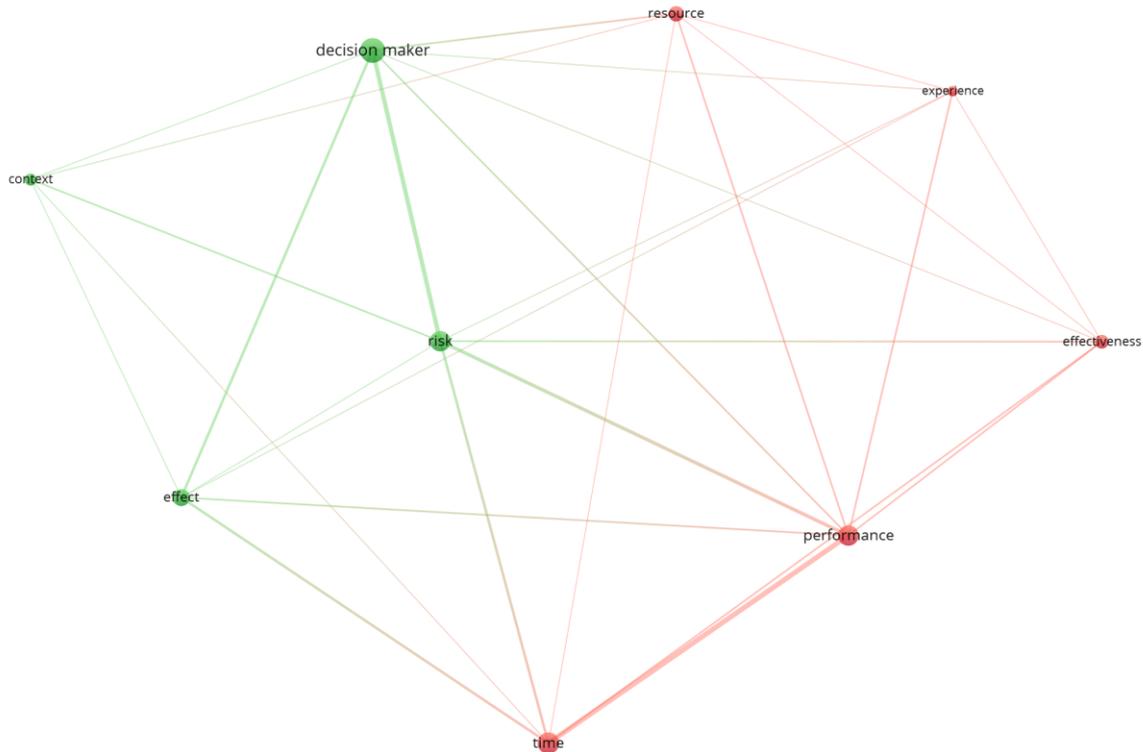
Dunque, dai termini restanti verrà creata la *co-occurrence map* che comporterà la creazione di due cluster discussi nel paragrafo successivo. Si precisa che l'esclusione delle parole non ha comportato l'esclusione dei papers selezionati in partenza, poiché i cluster sebbene disomogenei per alcuni aspetti condividono tematiche e discussioni che consentono di valutare alcuni lavori grazie ad un'ambivalenza di contenuti. Ad esempio alcuni paper classificati sotto il termine "*term*" sono stati distribuiti tra i documenti associati alla parola "*time*" o quelli di "*effect*" distribuiti tra "*effectiveness*" e "*performance*".

2.4 I cluster

La selezione dei termini ha portato alla configurazione di due cluster (figura 10); il primo composto da 5 items e il secondo da 4. La disposizione dei termini sui due assi non ha rilevanza, mentre la grandezza del nodo e la distanza tra i nodi sono dettagli indicativi. Più grande è il nodo più è alta la frequenza di *occurrence*: è il caso di *performance* e *decision maker* che rappresentano le due tematiche principali per i cluster di cui fanno parte. La distanza, cosiddetta *co-occurrence*, indica la relazione

tra i termini. la quale può essere verificata nel cluster ma anche tra i cluster (come avviene per il campione di termini identificati). Dunque, minore è la distanza, maggiore è la correlazione tra le parole, quindi tra gli argomenti. In effetti, i cluster non sono particolarmente eterogenei esternamente.

Figura 10. La mappa dei termini



La mappa di termini¹⁶ mostra di fatti come tutti i termini del cluster 1 e del cluster 2 siano correlati tra loro, avendo un minimo di due legami con il cluster non corrispondente. Nello specifico nella figura 10 si nota che i termine “*resource*” - appartiene al cluster 2 - siamo molto prossimo al cluster 1, così come i termini “*risk*” ed “*effect*” – appartenenti al cluster 1 - siano prossimi al cluster 2. Diversamente i termini “*context*” e “*effectiveness*” sono molto distanti e contrapposti. Questo accade poiché molto spesso le tematiche affrontate sebbene divergenti sono complementari.

Prima di commentare i clusters, nella tabella 3 sono mostrati i dettagli della mappa delle *co-occurrence* e nella la tabella 4 i paper del campione sono associati al cluster più appropriato. Si ribadisce che sebbene alcuni articoli siano ambivalenti l’associazione paper-cluster è stata effettuata associando il paper all’argomento di più stretta relazione e pertinenza.

Tabella 3. Tabella descrittiva dei cluster

¹⁶ La mappa dei termini è una mappa bidimensionale in cui i termini sono posizionati in modo tale che la distanza tra due termini possa essere interpretata come un’indicazione della correlazione dei termini.

Termini	Asse delle x	Asse delle y	Cluster	Peso del legame	N.ro tot. legami	Peso occurrences
Experience	0.658	0.3819	1	6	7	5
Performance	0.4772	-0.3921	1	7	20	11
Resource	0.179	0.5173	1	6	8	8
Effectiveness	0.9158	-0.0548	1	6	9	7
Time	-0.0415	-0.7542	1	6	16	12
Context	-0.9376	0.2285	2	5	6	6
Decision maker	-0.3455	0.4526	2	7	15	14
Effect	-0.6769	-0.3258	2	6	11	9
Risk	-0.2285	-0.0534	2	7	18	11

Tabella 4. Associazione cluster-termini-articoli

	Termine	Autori	Titolo	Rivista	Descrizione
Cluster 1		Dev, Shankar, Gunasekaran e Thakur, 2016	A hybrid adaptive decision system for supply chain reconfiguration	<i>International Journal of Production Research</i>	Migliorare le prestazioni tipiche di ricerca operativa e in situazione di incertezza ed emergenza
		Hong e Lee, 2013	A decision support system for procurement risk management in the presence of spot market	<i>Decision Support Systems</i>	
		Hu W., Almansoori A., Kannan P.K., Azarm S., Wang Z.,2012	Corporate dashboards for integrated business and engineering decisions in oil refineries: An agent-based approach	<i>Decision Support Systems</i>	
		Kangaspunta J., Liesiö J., Salo A.,2012	Cost-efficiency analysis of weapon system portfolios	<i>European Journal of Operational Research</i>	
		Ghosheh Balagh A.K., Naderkhani F., Makis V.,2014	Highway accident modeling and forecasting in winter	<i>Transportation Research Part A: Policy and Practice</i>	
		Beraldi, Violi e De Simone, 2011	A decision support system for strategic asset allocation	<i>Decision Support Systems</i>	
		Atkin, Burke, Greenwood e Reeson, 2008	On-line decision support for take-off runway scheduling with uncertain taxi times at London Heathrow airport	<i>Journal of Scheduling</i>	
		Nissen e Sengupta, 2006	Incorporating software agents into supply chains: Experimental investigation with a procurement task	<i>MIS Quarterly: Management Information Systems</i>	
		Papakiriakopoulos D., Pramatari K., Doukidis G., 2009	A decision support system for detecting products missing from the shelf based on heuristic rules	<i>Decision Support Systems</i>	
		Koçaş C., Akkan C., 2016	A system for pricing the sales distribution from blockbusters to the long tail	<i>Decision Support Systems</i>	

	Ren H., Zhou W., Guo Y., Huang L., Liu Y., Yu Y., Hong L., Ma T., 2019	A GIS-based green supply chain model for assessing the effects of carbon price uncertainty on plastic recycling	<i>International Journal of Production Research</i>	
	Guarnaschelli, Bearzotti, Montt, 2017	An approach to export process management in a wood product enterprise	<i>International Journal of Production Economics</i>	
	Aloini, Dulmin, Mininno, Pellegrini e Farina, 2018	Technology assessment with IF-TOPSIS: An application in the advanced underwater system sector	<i>Technological Forecasting and Social Change</i>	
	Lechner e Reimann, 2019	Integrated decision-making in reverse logistics: an optimisation of interacting acquisition, grading and disposition processes	<i>International Journal of Production Research</i>	
Time	Larco Martinelli, Fransoo, Gharehgozli e Wiers, 2019	The scheduler's balancing act of sensing and reacting: a behavioural perspective on scheduling	<i>International Journal of Production Research</i>	Gestione delle problematiche in tempo reale e riduzione dei tempi di lavoro
	Ghaddar e Naoum-Sawaya, 2018	High dimensional data classification and feature selection using support vector machines	<i>European Journal of Operational Research</i>	
	Bogataj, Bogataj e Hudoklin; 2017	Mitigating risks of perishable products in the cyber-physical systems based on the extended MRP model	<i>International Journal of Production Economics</i>	
	Vinodh, Sundararaj, Devadasan, Maharaja, Rajanayagam e Goyal, 2008	DESSAC: A decision support system for quantifying and analysing agility	<i>International Journal of Production Research</i>	
	Xiang e Poh, 2002	Knowledge-based time-critical dynamic decision modelling	<i>Journal of the Operational Research Society</i>	
Effectiveness	Bhandari, Hassanein e Deaves, 2008	Debiasing investors with decision support systems: An experimental investigation	<i>Decision Support Systems</i>	Valutazione dell'efficacia dei sistemi intelligenti

	Xu e Wang, 2006	Intelligent agent supported personalization for virtual learning environments	<i>Decision Support Systems</i>	
	Sniezek, Wilkins, Wadlington e Baumann, 2002	Training for crisis decision-making: Psychological issues and computer-based solutions	<i>Journal of Management Information Systems</i>	
	Diaz, Pascual, Ruggeri e López Droguett, 2017	Modelling age replacement policy under multiple time scales and stochastic usage profiles	<i>International Journal of Production Economics</i>	
	Chan F.T.S., Jiang B., Tang N.K.H., 2000	Development of intelligent decision support tools to aid the design of flexible manufacturing systems	<i>International Journal of Production Economics</i>	
Experience	Leung, Luk, Choy, Lam e Lee , 2019;	A B2B flexible pricing decision support system for managing the request for quotation process under e-commerce business environment	<i>International Journal of Production Research</i>	I contro dell'esperienza nella gestione dell'ottimizzazione dei processi decisionali
	Li e Ni, 2009	Short-term decision support system for maintenance task prioritization	<i>International Journal of Production Economics</i>	
	Di Giacomo L., Patrizi G., 2010	Methodological analysis of supply chains management applications	<i>European Journal of Operational Research</i>	
	Tremblay M.C., Hevner A.R., Berndt D.J., 2012	Design of an information volatility measure for health care decision making	<i>Decision Support Systems</i>	
	Schaffernicht e Groesser, 2011	A comprehensive method for comparing mental models of dynamic systems	<i>European Journal of Operational Research</i>	
Resource	Chen, Achtari, Majkut e Sheu, 2017	Balancing equity and cost in rural transportation management with multi-objective utility analysis and data envelopment analysis: A case of Quinte West	<i>Transportation Research Part A: Policy and Practice</i>	Riallocazione ottimale delle risorse ed equa distribuzione
	Charles, Lauras, Van Wassenhove e Dupont, 2016	Designing an efficient humanitarian supply network	<i>Journal of Operations Management</i>	

		Cavdur F., Sebatli A., 2019	A decision support tool for allocating temporary-disaster-response facilities	<i>Decision Support Systems</i>	
		Ng, Leung, Lam e Pan, 2008	Petrol delivery tanker assignment and routing: A case study in Hong Kong	<i>Journal of the Operational Research Society</i>	
Cluster 2	Decision maker	Benamati J., Lederer A.L., 2008	Decision support systems unfastructure: The root problems of the management of changing IT	<i>Decision Support Systems</i>	Human in the loop e integrazioni del sistema con le esigenze dei decisori
		Pinto, Mettler e Taisch, 2013	Managing supplier delivery reliability risk under limited information: Foundations for a human-in-the-loop DSS	<i>Decision Support Systems</i>	
		Bernroider E.W.N., Schmöllerl P., 2013	A technological, organisational, and environmental analysis of decision making methodologies and satisfaction in the context of IT induced business transformations	<i>European Journal of Operational Research</i>	
		Baesens, Mues, Martens e Vanthienen, 2009	50 years of data mining and OR: Upcoming trends and challenges	<i>Journal of the Operational Research Society</i>	
		Fang C., Marle F., 2012	A simulation-based risk network model for decision support in project risk management	<i>Decision Support Systems</i>	
		Barfod M.B.,2012	An MCDA approach for the selection of bike projects based on structuring and appraising activities	<i>European Journal of Operational Research</i>	
		Ltifi H., Kolski C., Ben Ayed M., 2015	Combination of cognitive and HCI modeling for the design of KDD-based DSS used in dynamic situations	<i>Decision Support Systems</i>	

	Hsu C.Y., Lim S.S., Yang C.-S., 2017	Data mining for enhanced driving effectiveness: an eco-driving behaviour analysis model for better driving decisions	<i>International Journal of Production Research</i>	
	Hahn J., Wang T., 2009	Knowledge management systems and organizational knowledge processing challenges: A field experiment	<i>Decision Support Systems</i>	
	Shang J., Tadikamalla P.R., Kirsch L.J., Brown L., 2008	A decision support system for managing inventory at GlaxoSmithKline	<i>Decision Support Systems</i>	
Context	Kumar, Holt, Ghobadian e Garza-Reyes, 2015	Developing green supply chain management taxonomy-based decision support system	<i>International Journal of Production Research</i>	Definizione di multi-obiettivi ed esplorazione del contesto
	Kannan D., 2018	Role of multiple stakeholders and the critical success factor theory for the sustainable supplier selection process	<i>International Journal of Production Economics</i>	
	Poplawska, Labib e Reed, 2015	A hybrid multiple-criteria decision analysis framework for corporate social responsibility implementation applied to an extractive industry case study	<i>Journal of the Operational Research Society</i>	
	Ferretti e Montibeller, 2016	Key challenges and meta-choices in designing and applying multi-criteria spatial decision support systems	<i>Decision Support Systems</i>	
	Rajaeian M.M., Cater-Steel A., Lane M., 2017	A systematic literature review and critical assessment of model-driven decision support for IT outsourcing	<i>Decision Support Systems</i>	
	Tinguaro Rodríguez J., Vitoriano B., Montero J., 2012	A general methodology for data-based rule building and its application to natural disaster management	<i>Computers and Operations Research</i>	

	Vahidov R., He X., 2010	Situated DSS for personal finance management: Design and evaluation	<i>Information and Management</i>	
	Li, Vo, Randhawa e Fick, 2017	Designing utilization-based spatial healthcare accessibility decision support systems: A case of a regional health plan	<i>Decision Support Systems</i>	
	Koh L. S.C., Genovese A., Acquaye A.A., Barratt P., Rana N., Kuylenstierna J., Gibbs D., 2013	Decarbonising product supply chains: Design and development of an integrated evidence-based decision support system-the supply chain environmental analysis tool (SCEnAT)	<i>International Journal of Production Research</i>	
Effect	O'Leary D.E., 2015	User participation in a corporate prediction market	<i>Decision Support Systems</i>	Effetti generati dall'inclusione di variabili qualitative
	Sexton R.S., Dorsey R.E., Sikander N.A., 2004	Simultaneous optimization of neural network function and architecture algorithm	<i>Decision Support Systems</i>	
	Anvari S., Turkay M., 2017	The facility location problem from the perspective of triple bottom line accounting of sustainability	<i>International Journal of Production Research</i>	
Risk	Tao L., Wu D.D., Liu S., Dolgui A., 2018	Optimal due date quoting for a risk-averse decision-maker under CVaR	<i>International Journal of Production Research</i>	Percezione del rischio nella scelta
	Peng Y., Zhang Y., Tang Y., Li S., 2011	An incident information management framework based on data integration, data mining, and multi-criteria decision making	<i>Decision Support Systems</i>	
	Edwards J.S., Ababneh B., Hall M., Shaw D., 2009	Knowledge management: A review of the field and of OR's contribution	<i>Journal of the Operational Research Society</i>	
	Suzuki Y., 2009	A decision support system of dynamic vehicle refueling	<i>Decision Support Systems</i>	

2.5 I risultati dell'analisi

L'analisi intende rispondere a due quesiti: i) su quali temi la letteratura più moderna si è focalizzata; ii) quali criticità e limiti sono ancora riscontrati nell'impiego di tali sistemi intelligenti. Al primo quesito si risponde attraverso una analisi aggregata dei due cluster, al secondo attraverso osservazioni ricavate dai singoli papers selezionati.

2.5.1 I temi della letteratura più moderna (2000-2019)

In ambito di management e scienza dei processi decisionali le discussioni più accese non hanno riguardato problemi di agenzia tra uomo e macchina o di sostituzione degli uomini con le macchine, piuttosto la letteratura moderna si è focalizzata su due topic: l'oggettivazione delle problematiche e delle scelte in casi di incertezza ed emergenza, dall'altro sul superamento dei sistemi di supporto di tipo passivo.

Tuttavia una sfida trasversale riguarda tutti i ricercatori e gli ideatori dei sistemi di supporto (tipicamente società informatiche o di consulenza) e concerne la realizzazione di *decision support systems* capaci di risolvere problematiche di vita reale (Diaz, et al., 2017). Alcuni *practitionairs* recriminano infatti uno scostamento tra le sperimentazioni e il reale utilizzo di questi sistemi. A dimostrazione di ciò, dalla tabella 2 si apprende che il termine maggiormente impiegato negli studi analizzati è proprio “*simulation*” (relevance 2,96) che sta ad indicare il tipo di esperimento condotto dagli studiosi. La simulazione molto spesso esula da condizioni di vita reale ed è parzialmente rappresentativo, quindi poco impiegato dalle imprese. Di contro, il termine implementazione che indica l'analisi di casi studio pratici ed effettivi ha una *relevance* di gran lunga inferiore (0,79) poiché sono molto rare le analisi su sistemi di supporto già impiegati nelle organizzazioni o per la risoluzione di problemi concreti.

Nei paragrafi successivi verranno in dettaglio discusse i temi più rilevanti per la letteratura moderna.

2.5.2 I sistemi di supporto basati sull'ottimizzazione

Il cluster 1 è rappresentativo di 34 articoli che affrontano la questione dell'oggettivazione delle scelte e in situazioni di emergenza ed incertezza e in situazioni di vita reale; temi che fino agli anni 2000 erano stati poco affrontati per una questione di scarso progresso tecnologico/informatico, per l'impossibilità di ideare e testare i sistemi in particolari condizioni di ambiguità (Nissen e Sengupta, 2006) e per l'assenza di un enorme quantità di dati da gestire. Gli studi più recenti si sono invece soffermati su elementi che avrebbero reso i sistemi di

supporto e qualsiasi altro agente software capace di migliorare le prestazioni dell'area in cui veniva impiegato. Molti autori si concentrano infatti sullo studio e sul miglioramento di sistemi di supporto alle decisioni basati sull'ottimizzazione delle scelte soprattutto in ambienti industriali e fortemente operativi. Buona parte dei papers del cluster riferisce infatti ad ambiti di produzione (Vinodh et al., 2008), supply chain (Lechner e Reimann, 2019; Dev et al., 2016; Hong e Lee, 2013; Nissen e Sengupta, 2006); ambiti militari (Aloini et al., 2018) o di trasporto (Atkin et al., 2008). La caratteristica di tali modelli di ottimizzazione strettamente connessi a questioni di ricerca operativa, è quella di riuscire a rappresentare matematicamente problemi decisionali complessi e controllare, con le soluzioni corrispondenti, questioni critiche come costo, tempo, indici di prestazione e così via. L'impatto dei modelli è diventato ancora più evidente lì dove impiegati in contesti operativi caratterizzati da un elevato livello di complessità dovuto, ad esempio, alla presenza di incertezza, alla necessità di analizzare enormi quantità di dati o di operare in breve tempo (Beraldi, Violi e De Simone, 2011). La determinazione della *performance* o dell'*effectiveness* del sistema organizzativo in cui il supporto decisionale viene utilizzato, è il principale oggetto di discussione del cluster, a cui si connettono discussioni legate all'incertezza dell'ambiente aziendale, l'ottimizzazione delle risorse (*resource*) e all'*experience* del decisore (Ganswein, 2011), nonché alla gestione di complessità in tempi ridotti (*time*).

Gli associati al termine “*performance*” discutono infatti di come migliorare la performance dell'organizzazione adottando un processo decisionale supportato da un sistema esperto. Molti autori riescono proprio a simulare o a dimostrare dei miglioramenti generati dai sistemi di supporto in termini di riduzione dei tempi di risposta a problemi che si presentano e buona gestione degli imprevisti, analizzando le prestazioni comparative tra interventi umani e interventi intrapresi sotto la guida di un software (Atkin et al., 2008; Snizek et al., 2002). Il sistema esperto riesce infatti ad essere efficace e a gestire le buone decisioni in condizioni di grave pressione ed incertezza, lì dove l'intervento umano potrebbe invece ridurre l'efficacia e la rapidità delle decisioni (Atkin et al., 2008). È dimostrato infatti che in caso di catastrofi, gli errori umani hanno peggiorato la situazione. Del resto in situazioni critiche e d'emergenza è raro che l'essere umano riesca ad apprendere o a reagire usando con raziocinio le sue esperienze pregresse, avviandosi verso un processo di deterioramento cognitivo che accentua lo stress e la probabilità di errore. Contrariamente, il vantaggio dei sistemi di supporto è proprio quello di reagire ai cambiamenti di situazione molto rapidamente e di restituire risultati utili alla decisione in tempi molto brevi (Atkin et al., 2008). Nissen e Segupta (2006) enfatizzano il ruolo

dei sistemi intelligenti anche in situazioni meno estreme, in cui il decisore deve affrontare una situazione in una circostanza ambigua, in cui mancano le informazioni, o sono poco affidabili, o addirittura si presenta un'ambiguità di obiettivi, o ancora Papakiriakopoulos, Pramataris e Doukidis (2009), Koçaş e Akkan (2016) e Ren et al., (2019) discutono dell'utilità dei DSS in situazioni comuni come la determinazione del prezzo ottimale o la gestione delle scorte (Koçaş e Akkan tengono conto della popolarità, quantità di vendita e prezzo di prenotazione di videocassette, mentre Ren valuta l'incertezza del prezzo del carbonio attraverso il monitoraggio e l'analisi della volatilità dei prezzi sui vari mercati). Tuttavia le discussioni più interessanti riguardano la descrizione e le soluzioni proposte in caso in cui i decisori versano in condizioni di incertezza ordinaria. Ad esempio Aloini et al., (2018) nell'ambito della gestione dei fornitori mostrano l'utilità dei sistemi di supporto nel gestire condizioni incerte calcolando gli effetti dell'incertezza sull'oggetto della decisione (nel caso della gestione delle catene di fornitura si tratta di calcolare l'incertezza sulla quantità di domanda di ordini o anche sui prezzi da applicare) attraverso modelli matematici, stocastici ed indici di rischio, che oggettivizzano il pericolo dei pregiudizi del decisore e rendono le scelte anche più generalizzabili. Gli studi più recenti del gruppo nella valutazione dell'ambiguità hanno considerato l'utilità di sistemi di supporto in caso di decisioni multi criterio, proponendo modelli integrati di decisioni ben connessi con tutti i soggetti rilevanti e influenti (Guarnaschelli, Bearzotti e Montt, 2017). Questi (Guarnaschelli, Bearzotti e Montt, 2017) ed altri autori come Dev, Shankar, Gunasekaran e Thakur (2017), sempre procedendo con osservazioni e sperimentazioni nel campo della supply chain, suggeriscono un approccio olistico ma oggettivo che vada ad includere tra i parametri di scelta caratteristiche quantitative degli attori (ad esempio nel caso dei fornitori si valutano tempi di consegna, ritardi, costi dei prodotti e così via). In questo modo il sistema di supporto integrato col tempo riuscirà ad agire in maniera autonoma e senza l'intervento di operatori umani poiché in grado di possedere e conservare determinate informazioni, interagire con la catena di fornitura, comunicare con altri agenti per lo scambio di informazioni ed elaborarle per agire autonomamente. Sulla stessa linea di Guarnaschelli, Bearzotti e Montt (2017) e Dev et al., (2017), si colloca lo studio di Hu et al. 2012, il quale al fine di migliorare l'efficienza operativa e la redditività aziendale propongono un modello di integrazione tra le decisioni a più livelli dell'organizzazione, nello specifico intende integrare tramite DSS decisioni aziendali e ingegneristiche. Sfruttando a pieno il flusso di informazione tra i due livelli, il DSS può essere in grado di ottenere soluzioni che sono ottimali e relativamente insensibili all'incertezza¹⁷.

¹⁷ Nell'ambito del quadro di supporto alle decisioni proposto, la dashboard del sistema funge da interfaccia uomo-computer che consente a un decisore di adattare le variabili di decisione e scambiare informazioni con il

Altri studi come quelli di Beraldi, Violi e De Simone (2011) suggeriscono che in circostanze complesse come quelle che si verificano nella gestione del *procurement* o del *risk management* (Hong e Lee, 2013) non c'è spazio a decisioni intuitive che devono essere mitigate, se non eliminate, dall'azione dei sistemi di supporto. Stessa questione per la risoluzione di problematiche militari (Kangaspunta, Liesjö e Salo, 2012) ove nella determinazione dei costi-efficienza sebbene si considerano come fonti di informazioni i giudizi di esperti, da essi si derivano dei parametri oggettivi di modellazione del sistema decisionale. A tale avviso altri autori suggeriscono un esame olistico di indicatori di prestazione efficaci al fine di misurare l'impatto del processo decisionale integrato (Lechner e Reimann, 2019). Infine l'articolo di Balagh, Naderkhani e Makis (2014), relativamente alla riduzione dell'incertezza propone un approccio stocastico per prevedere le variabili casuali che impattano sul rischio di incidenti. In questo caso il modello di previsione probabilistica proposto può essere utilizzato come uno strumento prezioso in un sistema di supporto alle decisioni che deve istituire contromisure per la riduzione del tasso di collisione (es. manutenzione dell'infrastruttura stradale, applicazione dei limiti di velocità o altre leggi sul traffico).

Gli articoli associati al termine “*time*” secondo per rilevanza del cluster si focalizzano proprio sul vantaggio dei sistemi di supporto di contribuire alla risoluzione di complessità in tempo reale e discutono dei benefici del decisore nel utilizzare i modelli decisionali sia per assolvere il ruolo di decision maker sia per assolvere il ruolo di agenti informatici affidabili o consulenti (Larco Martinelliet al., 2019). La figura 10 mostra una certa robustezza nel legame tra il termine “*time*” e il termine “*performance*” e in effetti in più lavori i concetti si sovrappongono e richiamano alle questioni già discusse sopra. Con Bogataj, Bogataj e Hudoklin (2017) si riprende la discussione sulla gestione in tempo reale di alcuni processi¹⁸ e con Xiang e Poh (2002) si affronta la modellizzazione dinamica delle decisioni critiche in termini di tempo¹⁹.

DSS. Durante il processo decisionale, le variabili decisionali del primo stadio sono determinate dal decisore e inoltrate attraverso il dashboard al DSS. Per un determinato insieme di variabili decisionali del primo stadio, il DSS simula le prestazioni aziendali e ingegneristiche della raffineria in funzione delle variabili decisionali del secondo stadio. Essenzialmente, il processo decisionale di seconda fase si pone come un problema di ottimizzazione multi-obiettivo (vengono considerati sia gli obiettivi aziendali che quelli di ingegneria) che viene risolto per ottenere una serie di soluzioni ottimali da cui viene scelto uno preferito dal decisore (Hu et al., 2012).

¹⁸ Nell'articolo di Bogataj, Bogataj e Hudoklin (2017) è presentato un modello decisionale che funge da strumento utile per prendere decisioni automatizzate in tempo reale e migliorare la perdita post-raccolta di prodotti deperibili. Il sistema di supporto è in grado di monitorare insieme a dispositivi IoT lo stato di prodotti ortofrutticoli suggerendo sia azioni da compiere per evitare deterioramenti.

¹⁹ L'obiettivo del processo decisionale dinamico è selezionare una linea d'azione ottimale che soddisfi alcuni obiettivi in un ambiente dipendente dal tempo. Un decisore potrebbe dover dedicare una grande quantità di tempo ai processi di modellazione e soluzione che hanno lasciato pochissimo o nessun tempo per l'esecuzione dell'azione. Questo problema è particolarmente significativo per i grandi modelli che coinvolgono le relazioni temporali. Gli approcci esistenti alla modellizzazione e alla risoluzione dei problemi di decisione dinamica non sono quindi

Altri lavori invece fanno emergere nuove questioni che riguardano il contributo dei sistemi di servizio nelle azioni di riduzione del tempo di analisi di un enorme quantità di dati assicurando di non comprometterne la validità (Ghaddar e Naoum-Sawaya, 2018). Tuttavia alcuni studi hanno in dettaglio illustrato il vantaggio dei sistemi nella gestione dei tempi e nelle *real-time circumstances*, ma anche l'importanza dei sistemi di supporto nella riduzione e modellizzazione dei tempi di lavoro. Quanto alle *real-time circumstances*, il lavoro di Vinodh et al., (2009) studia l'impiego di sistemi di supporto per il monitoraggio e l'implementazione di decisioni in tempo reale. Gli autori infatti mostrano i benefici di un sistema DESSAC (DECision Support System per la quantificazione dei criteri Agile) attraverso cui è possibile quantificare e analizzare l'agilità dell'impresa. Il paper di Larco Martinelli et al. (2009) va ad analizzare l'altro aspetto. Un sistema intelligente è riuscito a simulare le varie attività degli *scheduler* trovando la modellizzazione ottimale per la gestione dei tempi di lavoro, identificando quali attività svolgere prima, quali dopo e quali attività sono più adatte per tenere sempre d'occhio le richieste emergenti. Il presupposto è che i pianificatori abbiano spesso una conoscenza limitata di ciò che sta accadendo ma i sistemi intelligenti possono suggerire le procedure giuste da impiegare per ridurre i tempi di inattività e migliorare nella gestione delle emergenze ma anche nella riprogrammazione delle attività. Con questa guida lo *scheduler* riduce i tempi di inattività o i tempi sprecati in attività poco consone alla circostanza e aiuta il soggetto ad identificare e anticipare i problemi. Gli *schedulers* in caso di imprevisti devono essere capaci di riprogrammare i flussi di lavoro. Infine, lo studio di Ghaddar e Naoum-Sawaya (2018) propone una macchina vettoriale per il supporto alla classificazione e alla selezione di dati chiave, provando ad aiutare le aziende nella riduzione di tempi di risposta ma anche nell'affidabilità della risposta. Gli studiosi infatti cercano di programmare un sistema che riduca i tempi di calcolo per una classificazione ottimale un'enorme quantità di dati facendo in modo che gli utilizzatori possano basare su di esse risposte attendibili. Il sistema verrà proposto sia per la gestione delle recensioni on line, in cui è importante dare un feedback in tempo reale sulle opinioni degli utenti, sia ai medici per le diagnosi ai pazienti malati di tumore. Dagli esempi si comprende la complessità della situazione e le conseguenze provocabili in casi di risposte indesiderate.

appropriati per le applicazioni *time-critique*, pertanto il lavoro propone un approccio più efficace e pratico alla modellizzazione delle decisioni dinamiche in tempi critici.

L'altro termine strettamente connesso al concetto di performance è quello di “*effectiveness*”. I paper associati alla parola sono “*Debiasing investors with decision support systems: An experimental investigation*” di Bhandari, Hassanein e Deaves (2008); “*Intelligent agent supported personalization for virtual learning environments*” di Xu e Wang (2006); “*Training for crisis decision-making: Psychological issues and computer-based solutions*” di Sezenick et al., (2002); “*Modelling age replacement policy under multiple time scales and stochastic usage profiles*” di Diaz et al., (2017); “*Development of intelligent decision support tools to aid the design of flexible manufacturing systems*” di Chan, Jiang e Tang (2000). L’*effectiveness* di cui si scrive è riferita all’efficacia del processo decisionale. Il processo decisionale efficace è definito come il processo attraverso il quale le alternative sono selezionate e quindi implementate le giuste azioni per raggiungere gli obiettivi aziendali²⁰. Nei lavori analizzati il concetto di *effectiveness* è spesso correlato a quello dell’incertezza poiché in situazioni di ambiguità è molto complicato prendere decisioni giuste, inoltre talvolta l’esistenza di pregiudizi cognitivi riduce l’efficacia delle decisioni, impattando negativamente sulla capacità dei decisori di assumere la scelta giusta (Bhandari, Hassanein e Deaves, 2008). Lo studio di Bhandari, Hassanein e Deaves (2008) ha testato attraverso uno studio empirico l’utilità dei sistemi decisionali di tipo DSS, i quali fungono da supporto per i decisori (nel caso specifico per gli investitori) migliorandone la formulazione della decisione. In altri casi mostrati dagli studi di Sniezek et al., (2002), il decisore compromette l’efficacia non essendo lucido e mostrando incapacità nel reagire da solo. Sniezek et al., (2002) sperimentano il caso di una crisi di emergenza, in cui evidenziano le difficoltà dei decisori (in questo caso operatori della marina) nel fare affidamento sulle proprie competenze, dato che la causa del problema che si presenta o l’entità del danno sono talvolta sconosciuti al momento dell’evento. Ecco che tornano utili i sistemi di supporto i quali potranno sia assistere il decisore nel momento in cui si presenta l’imprevisto, sia, attraverso programmi di simulazione, allenarlo a gestire gli imprevisti. Solo in questo modo il processo decisionale diventerà più rapido ed efficace.

I restanti due articoli trattano l’efficacia delle decisioni da un altro punto di vista, molto più intuitivo: scrivono dell’efficacia in termini di ottenimento degli obiettivi preposti. Chan, Jiang e Tang (2000) nell’occuparsi di Flexible Manufacturing Systems (FMSs) propongono tecniche più efficaci di intelligenza artificiale (*multi criteria decision making technique* e *AHP- analysis hierarchy process*) per migliorare l’efficacia di questi sistemi di produzione flessibile

²⁰ Secondo Drucker (1967) “*Le decisioni efficaci derivano da un processo sistematico, con una chiara definizione elementi, che vengono gestiti in una sequenza distinta di passaggi*”.

proponendo l'intera automazione del manufacturing se supportati da sistemi di supporto. Xu e Wang (2006) analizzano il caso dei sistemi di apprendimento intelligenti (personalizzabili e adattivi) per migliorare l'efficacia dell'apprendimento on line degli studenti. L'efficacia viene testata proprio confrontando l'apprendimento tra discenti che avevano fatto uso del sistema e altri che avevano usufruito dei tradizionali Web Learning. Diaz et al., (2017) ricorrono alla questione dell'efficacia dei processi decisionale poiché avevano riscontrato limiti nelle politiche di manutenzione di un'impresa di produzione che non tenevano adeguatamente conto dei processi di invecchiamento dei macchinari. I criteri di efficacia del processo decisionale per l'impostazione di una corretta manutenzione sono basati su affidabilità dei macchinari, qualità della produzione e costo atteso per unità di tempo.

Gli ultimi due termini del cluster sono "*experience*" e "*resource*". Vanno sempre intesi nell'ottica dell'oggettivazione del processo decisionale. I paper che trattavano di "*experience*" sono infatti collocati in questo cluster poiché piuttosto che enfatizzare il ruolo dei decisori tendono a filtrare il loro operato per giungere a decisioni oggettivamente performanti. Leung et al., 2019 offrono un tentativo per supportare le conoscenze e l'esperienza dei decisori con tecniche di intelligenza artificiale, mostrando la fattibilità dei sistemi intelligenti nell'ambito del marketing digitale. Gli studiosi indagano la relazione B2B tra clienti e fornitori facendo emergere la complessità del processo di determinazione del prezzo dei prodotti, lasciati spesso alla soggettiva esperienza. Persino persone molto esperte potrebbero incorrere in difficoltà nel determinare il costo totale e il margine di profitto derivante da una commessa. Come sottolineano anche gli studiosi Aolini, Dulmin, Mininno, Pellegrini, Farina (2018) la necessità di fare affidamento su più esperti comporta problemi connessi al modo in cui i giudizi degli esperti vengono combinati. Per questo motivo gli stessi elaborano un metodo che migliori il consenso nell'impresa e limiti i possibili pregiudizi che un decisore supra-decisivo potrebbe introdurre, migliorandone così anche la genericità della scelta. La limitatezza della sola esperienza è concretamente dimostrata negli ambiti più operativi di manutenzione e produzione (Li e Ni, 2009) in cui c'è il rischio di sprecare risorse produttive limitate, ma anche aumentare i tempi di inattività e la frequenza dei guasti e causare significative perdite di produzione²¹; o anche in ambito di supply chain management (Di Giacomo e Patrizi, 2010) in cui si ritiene che nonostante opinione di esperti, esperienza, intuizione, formulazioni aneddotiche siano aspetti

²¹ Al momento però il sistema di supporto proposto dagli studiosi è solo capace di supportare le decisioni a breve termine per la definizione delle priorità delle attività di manutenzione in base alle condizioni operative dell'impresa, non a lungo termine.

allettanti nella formulazione del processo decisionale, vadano superati, in quanto portano a contraddizioni logiche, generando premesse formulate non valide che danno origine a contraddizioni. Tuttavia poiché le soluzioni proposte non sono intenzionate a sminuire l'esperienza, su un altro fronte gli studi sui modelli mentali provano ad analizzare ed elaborare criticamente i modelli utilizzati dai manager nel processo decisionale del mondo reale (Schaffernicht e Groesser, 2011). Una questione simile viene affrontata da Tremblay, Hevner e Berndt, (2012), i quali più che soffermarsi sui pregiudizi sottolineano l'inconsapevolezza dei decisori nel valutare i dati che vengono loro sottoposti e la trascuratezza dell'affidabilità dei dati. Molto spesso questi vengono generalmente visualizzati come stime puntuali senza una descrizione completa dell'instabilità dei dati sottostanti, pertanto i responsabili delle decisioni non sono consapevoli della presenza di valori anomali o errori nei dati. A tal riguardo gli studiosi propongono una misura di volatilità delle informazioni (IVM)²² per informare e aiutare i responsabili delle decisioni con dati incompleti e incoerenti descrivendo il tasso di variazione dei valori dei dati memorizzati.

L'ultimo termine, "*resource*" nonché il più ambivalente del cluster in quanto nei paper di Ng et al.,(2008), Charles et al., 2016 e Cadvur e Sebatli, 2016 l'oggetto dello studio è l'ottimizzazione delle risorse attraverso i *decision support systems*, ma in almeno un paper del gruppo Chen et al., (2017) la problematica della risorsa viene affrontata in termini meno operativi, preoccupandosi non solo di fattori di costo delle risorse ma anche di qua distribuzione delle risorse provando a misurare il multi obiettivi dell'equità. Ecco il motivo per cui la posizione del termine nella mappa delle co-occorrenze registra una distanza ridotta con il cluster 2.

2.5.3 Superamento dei sistemi di supporto di tipo passivo

Il secondo cluster è incentrato su tematiche differenti rispetto al primo, in quanto più qualitativo/contestuali, i cui viene maggiormente presa in considerazione l'esperienza dei decisori, le dinamiche contestuali della scelta e la reattività dei sistemi intelligenti, ovvero la capacità di imparare dall'ambiente incamerando altre informazioni chiave o trasformando le scelte dei decisori in dati fondamentali per il sistema. Il cluster infatti discute dei sistemi di supporto e tecniche di intelligenza artificiale che superano il concetto dei sistemi di supporto più tradizionali, che, sebbene interattivi, erano considerati come una semplice estensione

²² Il calcolo si basa sulla distribuzione sottostante e si basa su ricerche precedenti in ambito finanziario, un'area che esamina il rischio e il comportamento futuro utilizzando dati che condividono somiglianze con i dati che si trovano nelle catene di approvvigionamento delle informazioni sanitarie

mentale dell'utilizzatore. Con il rapido progresso delle tecnologie informatiche e di Internet e la rapida crescita delle informazioni disponibili, l'ambito del supporto decisionale si è ampliato per soddisfare non solo le esigenze individuali che emergono nel processo decisionale, ma anche quelle collettive. I sistemi di supporto vanno ad integrare informazioni e dati esterni che la mente dell'uomo non sarebbe in grado di percepire, ma allo stesso tempo i sistemi sono integrati da percezioni e considerazioni umani che da soli non sarebbero in grado di cogliere. In questo modo il sistema intelligente si trasforma da supporto passivo - in cui il processo decisionale è isolato dall'ambiente e dipende dall'intuizione del decisore - a supporto attivo, ovvero che coglie l'ambiente e l'intuizione di altri decisori integrandoli nei modelli utilizzati (Vahidov e He, 2010). I sistemi attivi si basano infatti su di un paradigma di interazione diretta e attiva con l'ambiente problematico, che facilita l'identificazione del problema, la diagnosi, il supporto decisionale l'implementazione dell'azione e il successivo monitoraggio. Nell'attuale ambiente complesso e dinamico, i tipi di supporto passivo aiutano i decisori a comprendere situazioni molto complesse che sono caratterizzate da più parti interessate con punti di vista validi ma in competizione, supportandoli nella comprensione di visioni alternative a supporto di decisioni migliori.

I termini identificati dall'analisi delle occorrenze sono: “*decision-maker*”, “*effect*”, “*risk*” e “*context*”. I paper ad essi associati sono 25 e riferiscono a studi in cui si è tentato di superare i limiti dei sistemi di supporto passivi considerando variabili di contesto e funzioni multi obiettivo poco oggettive, che vanno a considerare valori imprecisi e precisi di variabili, informazioni oggettive e soggettive. In altri termini i metodi alla base dei sistemi intelligenti dovrebbero essere in grado di affrontare la soggettività, l'imprecisione e le vaghezze intrinseche in ambienti reali (Byun e Lee, 2005). Tuttavia sebbene i DSS sono molti abili nell' acquisizione dati, informazioni e conoscenze su prodotti, servizi, fornitori e clienti, non sempre sono capaci di integrare algoritmicamente altre informazioni chiave da includere come fattori abilitanti una decisione ottimale, proprio a causa della complessità o della natura dei fattori stessi. Eppure i modelli più flessibili hanno trovato ispirazione dai DSS di natura spaziale²³ (SDSS – Spatial decision Support System) , ovvero modelli che considerano dati di natura spaziale-geografica, attualmente impiegati per risolvere problematiche di natura contestuale.

²³ Un SDSS è un sistema interattivo basato su computer progettato per aiutare nel processo decisionale risolvendo un problema spaziale semi-strutturato (Sprague e Carlson, 1982). È progettato per aiutare il pianificatore spaziale a prendere decisioni sull'uso del suolo. Comprende un sistema di supporto alle decisioni (DSS), un sistema di informazione geografica (GIS) e un sistema di gestione di database (DBMS), che accumula e gestisce i dati geografici (Parker et al., 2003).

Il termine del gruppo con maggior rilevanza è “*decision maker*”. Il paper più rappresentativo del cluster è di Pinto, Mettler e Taisch, (2013) “*Managing supplier delivery reliability risk under limited information: Foundations for a human-in-the-loop DSS*” che analizza il processo decisionale a livello tattico-strategico riguardante la selezione di un buon fornitore. Pinto, Mettler e Taisch (2013) formulano un modello “*human-in-the-loop*” in cui è inevitabile includere le considerazioni umane nelle decisioni. L'esperienza umana e le informazioni non strutturate possono essere infatti utili per integrare l'output dei modelli computazionali, che di solito sono, per loro stessa natura, legati a dati quantitativi e numerici. Gli studiosi consigliano alle aziende di prestare attenzione nell'adottare prospettive quantitative in quanto molto spesso si incorre in una mancanza di dati e informazioni storiche quantificabili. Dunque se l'ambiente è così instabile, le decisioni guidate rischiano di basarsi su informazioni incomplete o addirittura inesistenti²⁴. In mancanza di dati numerici molto spesso si ricorre ad ipotesi costruite sul valore medio e sulla varianza della distribuzione dei dati, ma in queste condizioni i modelli non forniscono la migliore decisione poiché non considerano altre distribuzioni di probabilità (Moon e Yun, 1997). Questo aspetto sottolinea il ruolo e il contributo di un esperto umano nell'integrazione delle conoscenze qualitative nel processo decisionale. Anche gli studi di Fang e Merle (2012) attribuiscono importanza all'inclusione delle esperienze, nello specifico alle competenze dei project manager nella gestione dei rischi di impresa, suggerendo di modellare di volta in volta i modelli del sistema decisionale sulla base dei contributi dei manager (Fang e Merle, 2012), o ancora dal paper di Barford (2012) – incentrato sulla analisi delle decisioni e sulla strutturazione del problema – emerge l'importanza di un dialogo tra analisti, decision maker e parti interessate affinché dalla strutturazione del problema si tenga ben conto dei multi criteri di scelta adottabili dagli stakeholder. Già da tempo però è evidente un altro problema che riguarda l'inclusione degli esperti nei modelli. Innanzitutto questi non solo chiamati a decidere, ma anche a contribuire all'ottimizzazione del modello. Pertanto alcuni studi come quelli di Baesens et al., (2009) e di Ltifi et al., (2015) si sono soffermati sulle tecniche di interpretazione di dati di natura qualitativa, nello specifico tecniche di *data mining* che riescano a catturare la conoscenza specialistica degli esperti e implementarla nei sistemi intelligenti. Soprattutto in situazioni dinamiche è necessario che la creatività, la flessibilità e la conoscenza umane si uniscono all'enorme capacità di archiviazione e alla potenza di elaborazione dei computer. Un esempio di applicazione e una discussione sugli effetti positivi delle tecniche di *data mining* è

²⁴ Concentrandosi sulla dimensione dell'affidabilità della consegna, ad esempio, le informazioni distributive sulle prestazioni di consegna precedenti di un fornitore possono essere limitate o mancanti (vale a dire, nel caso di un nuovo fornitore)

mostrata nell'articolo di Hsu, Lim e Yang (2017). Gli autori illustrano un nuovo indice per l'efficacia della guida che non tenga solo conto della riduzione di consumo di carburante ma anche dei modelli di comportamento dei guidatori²⁵ (valutati mediante *data mining* dei comportamenti). Gli autori hanno anche mostrato che questo modello di supporto decisionale migliora persino l'efficacia della progettazione di nuove automobili che saranno ideate tenendo conto dell'output di nuovi modelli di supporto. Pertanto metodi incentrati sul decisore, diventano la chiave per rendere ottimale il processo decisionale sia dal punto di vista della scelta del consumatore che da quello dell'impresa. Tra questi lavori incentrati sul decision maker si inserisce anche il paper di Hahn e Wang, (2009) che invece si è soffermato sull'importanza per il decisore di riuscire ad identificare il sistema di supporto che meglio si adatta ai compiti riguardanti la sua funzione, così da evitare che le decisioni prese attraverso l'uso dei sistemi di supporto avranno implicazioni irreversibili sulle prestazioni organizzative. Infatti molto spesso l'inutilità del sistema intelligente non dipende solo dai suoi limiti progettuali ma anche dai comportamenti dell'utilizzatore. I decisori devono occuparsi di una vasta gamma di compiti di conoscenza che richiedono approcci molto diversi per essere svolti con successo, questi compiti non sono sempre assolvibili dai sistemi. Gli studiosi affrontano questa discussione nell'ambito dei *knowledge management systems* dimostrando che lì dove si verifichi una discrepanza tra le funzioni del sistema, il tipo di conoscenza necessaria e il tipo di attività che si vuole supportare, il decisore incorre in risultati non desiderabili e deve necessariamente essere capace di identificare dove comincia e termina l'utilità dei sistemi di supporto. Altro aspetto importante da considerare per il buon utilizzo dei sistemi di supporto è l'impatto che questi hanno sui decisori (Shang et al., 2008). Molto spesso in un'azienda non è solo importante che il sistema sia accurato, ma sia accettato dagli utilizzatori. Infatti è dimostrato che coloro che partecipano attivamente alla progettazione e all'implementazione di un sistema, ne riconoscono i vantaggi e hanno maggiori probabilità accettarlo ed usarlo. Altre volte invece, per i sistemi altamente complessi, si richiede una formazione maggiore rispetto ai sistemi che sono di routine o che non richiedono nuove competenze da utilizzare. Si comprende quindi i manager che capiscano come utilizzare il sistema e ne realizzino i potenziali benefici - abbiano una disposizione favorevole verso il DSS. Al contrario, dipendenti e manager che sono emarginati, si sentono

²⁵ Precedenti studi sulla guida ecologica si concentravano su aspetti quali cambio anticipato, mantenendo una velocità costante vicino al limite di velocità, accelerazione senza intoppi (Andrieu e Saint Pierre 2012 ; Nie e Li 2013) e l'anticipazione dei flussi del traffico per mitigare la guida start-stop (Manzie, Watson e Halgamuge 2007). Questi studi però mancano di informazioni per misurare l'efficacia dei conducenti e in che modo il comportamento alla guida influisce sul consumo di carburante, come un'accelerazione più fluida o l'uso della frenata del motore.

minacciati dal DSS, possono perdere il potere in un'organizzazione o trovare il nuovo sistema eccessivamente complesso e difficile da apprendere. Sullo stesso tema scrivono anche Bernroider e Schmollerl (2013) e Benamati e Lederer (2008). Bernroider e Schmollerl (2013) con un'analisi empirica dimostrano che solo apprezzando il processo decisionale come un processo centrato sull'uomo, si migliora la soddisfazione e di conseguenza l'accettazione delle metodologie in un ampio contesto organizzativo; Benamati e Lederer (2008) portano invece alla luce un'esigenza da parte di decisori di essere addestrati all'implementazione dei sistemi di supporto affinché gli stessi siano più soddisfatti dell'assistenza dei sistemi di supporto.

Prima di analizzare i termini “*effect*” e “*risk*”, più importanti per rilevanza, si ritiene opportuno procedere con l'analisi dei paper associati al termine “*context*” in quanto cruciali per la comprensione del cluster. Il paper di Rajaeian, Cater-Steel e Lane (2017) evidenzia molto bene una tendenza dei nuovi studi sui supporti decisionali, in quanto va ad enfatizzare le critiche fino ad ora avallate dagli studiosi. In effetti gli studi sui sistemi decisionali fino ad ora si erano soffermati sul design dei processi, senza prendere in considerazione altri aspetti fondamentali per l'implementazione di un sistema intelligente come l'ambiente circostante al decisore (Vahidov ed He, 2010). La citazione di Phillips-Wren et al., (2009) sintetizza al meglio la critica: ai sistemi manca “*una visione del mondo olistica che consideri congiuntamente i criteri di interesse organizzativo, dell'utente, del progettista e del costruttore*” (p. 643). Questo enorme limite probabilmente ha causato un basso livello di convalida dei modelli nella vita reale, facendo registrare in letteratura un enorme numero di modelli fittizi e discutibili. Per renderli applicabili è invece fondamentale considerare il contesto e le caratteristiche organizzative affinché si progetti e si sviluppi un sistema decisionale utilizzabile. Pertanto i recenti studi hanno provato a rendere i modelli quantitativi più adattabili. Come accennato all'inizio del paragrafo i modelli interattivi si ispirano a *Spatial Decision Support Systems*. In quali sono stati integrati nelle loro funzioni per essere maggiormente impiegate nelle organizzazioni del “mondo reale”. Già all'inizio degli anni 2000 cominciano dei tentativi di adattare i *geographical information systems* per le analisi non spaziali (Tinguaro-Rodríguez, Vitoriano e Montero, 2012). Tinguaro-Rodríguez, Vitoriano e Montero (2012) li implementarono in un DSS per supportare le ONG nella gestione delle emergenze. Li et al., (2017), nell'occuparsi dell'allocatione di risorse sanitarie, vanno ad implementare in un modello di natura spaziale, fattori non spaziali, come le singole caratteristiche demografiche e socioeconomiche della popolazione investigata. Integrando i fattori non spaziali negli algoritmi già esistenti, hanno provato a aumentare l'uguaglianza sanitaria e migliorare l'accessibilità. L'articolo di Ferretti

e Montibeller (2016) propone un multi-criteria SDSS per risolvere problemi contestuali che non sono confinati in un'organizzazione ma riguardano anche dinamiche di contesto. Questi modelli infatti affrontano problemi che hanno una distribuzione spaziale di conseguenze e includono valori e considerazioni per aumentare la partecipazione degli stakeholder nei processi decisionali. Decisioni partecipate non concernano solo problemi di naturale socio-ambientale come distribuzione della ricchezza o riduzione dell'inquinamento dell'aria, ma sono relativi anche all'accrescere dell'accettazione di progetti implementati in una rete o la annessa riduzione dei costi di implementazione. La caratteristica di tali modelli è che sebbene nella valutazione sono inclusi criteri quantitativi, questi vanno oltre i tradizionali approcci di analisi costi-benefici, provando a modellare le priorità dei decision maker e degli stakeholder. L'obiettivo infatti non è ridurre i tempi della scelta o l'ottimizzazione della performance, piuttosto affiancare i decisori nella definizione di meta-scelte. Gli autori Poplawska, Labib e Reed (2015) affrontano le dinamiche di contesto nell'esplorare le scelte strategiche responsabili relative alla *corporate social responsibility* (CSR). L'implementazione pratica della CSR richiede l'analisi sia dell'ambiente esterno che interno per determinare le prospettive e le sfide che influenzano in modo significativo l'integrazione della sostenibilità nella strategia aziendale. Al fine di superare i limiti dei singoli modelli di analisi delle decisioni a più criteri, questo documento propone un framework ibrido integrato che combina la mappatura cognitiva (*Cognitive Map- CM*)²⁶ e il processo di reti analitiche (*Analytic Network Problem - ANP*)²⁷ per determinare, stabilire le priorità e selezionare i programmi CSR. La mappa cognitiva strategica funge da base per costruire la rete ANP e identificare l'importanza dei programmi CSR. I processi decisionali di CSR richiedono la considerazione di molte variabili qualitative e la presa in considerazione di degli obiettivi divergenti delle parti interessate. Anche nel lavoro di Kumar Holt, Ghobadian, Garza-Reyes (2015) l'analisi dell'ambiente risulta essere un ottimo punto di partenza per innescare il bisogno di indagare fattori esterni e implementarli nei modelli

²⁶ CM è un metodo per strutturare e chiarire problemi complessi (Eden e Ackerman, 1998 ; Ackermann ed Eden, 2001). Impiega grafici 2D collegati da nodi che assumono la forma di una mappa. È stato sviluppato da Eden (Eden, Jones e Sims, 1983) e successivamente incorporato nella metodologia di sviluppo e analisi delle opzioni strategiche per gli interventi di risoluzione dei problemi. HA l'obiettivo di rappresentare attraverso una mappa la struttura del problema che si affronta.

²⁷ ANP è una delle diverse metodologie MCDA, sviluppata come una generalizzazione del processo di gerarchia analitica (AHP) da Saaty (1996) . È uno strumento di supporto utile che consente la valutazione di decisioni con un alto grado di incertezza che coinvolge più parti interessate che spesso possiedono obiettivi divergenti, diversi criteri, sia qualitativi che quantitativi, nonché dipendenza e feedback. Il metodo ha ottenuto ampia accettazione in molte discipline ed è stato applicato a una serie di problemi decisionali in vari settori (Aragonés-Beltrán et al., 2008 ; Kirytopoulos et al., 2011). La tecnica consente decisioni efficaci su questioni complesse semplificando e accelerando i naturali processi decisionali e descrive il problema tramite la rete. Ha l'obiettivo di definire le priorità del problema, valutando l'importanza di diversi fattori, che influenzano l'implementazione della scelta.

decisionali impiegati dai sistemi di supporto. Gli autori infatti sviluppano un sistema di supporto decisionale per fornire ai manager una migliore comprensione della complessa relazione tra i fattori esterni e interni nelle pratiche operative della *green supply chain management*. Temi simili sono trattati anche da Kannan (2018) che discute di un sistema di supporto decisionale impiegato nella scelta di fornitori sostenibile. Lo studioso propone un framework integrato in cui attraverso tecniche di MCDM e *Fuzzy Delphi* e ANP è riuscito ad aiutare l'impresa nel determinare i fattori chiave di successo di ogni fornitore attraverso una raccolta di opinioni di altri stakeholder, valutazione delle priorità secondo l'esigenza specifica dell'azienda e infine selezione del fornitore. È evidente che il sistema di supporto è sia stato integrato da raccolta di opinioni ed esperienze di esperti, senza le quali sarebbe stato impossibile valutare l'affidabilità di ogni singolo fornitore. Eppure non in tutti i casi di implementazione del sistema di supporto si intuisce l'importanza della considerazione degli obiettivi degli altri stakeholder, ma c'è da dire che lì dove le imprese si pongono un problema legato alla sostenibilità e adottano come soluzione un sistema di supporto, si innesca un bisogno di porre attenzione a variabili non quantitative. Il lavoro di Koh et al., (2012) ne è un esempio. Gli autori avvertono l'esigenza di proporre un sistema di supporto all'avanguardia per la gestione delle emissioni di carbonio durante la catena di approvvigionamento di prodotti affinché si vada a considerare olisticamente il problema avviando ad una comprensione condivisa della sostenibilità.

L'altro termine centrale per rilevanza è "*effect*" che va valutare gli effetti positivi generati dall'inclusione di variabili qualitative nei sistemi intelligenti. Anvari e Turkay (2017) mostrano che implementando criteri ultra economici ma sociali ed ambientali, migliora, in termini di qualità, l'obiettivo economico aziendale delle imprese in ambito di approvvigionamento di beni e servizi. In effetti il coinvolgimento di criteri di scelta basati sugli interessi di più parti (es governo; clienti; fornitori) fa in modo di adottare grazie a modelli di scelta innovativi soluzione sistemicamente più sostenibili, le quali avranno un impatto positivo in termini di alleggerimento della pressione competitiva. I quadri decisionali sostenibili consentono il raggiungimento di un valore aggiunto che li aiuta a raggiungere una posizione competitiva migliore. Altro effetto positivo sui processi decisionali è generato dalla partecipazione dei dipendenti, i quali contribuiscono a generare informazioni sufficienti per generare output decisionali di qualità (O'Learly, 2015). O'Learly (2015) testa l'effetto della partecipazione dei dipendenti nel contesto della determinazione delle previsioni di mercato dimostrando che i mercati di previsione funzionano generalmente "meglio" con più partecipanti anziché con meno e che la

redditività di lungo termine dipende da una partecipazione sufficiente e continua da parte dei dipendenti. Infine il lavoro di Sexton, Dorsey e Sikander (2004) evidenziano le limitazioni di alcune tecniche decisionali, nello specifico reti neurali per l'incapacità di identificare pesi inutili nel modello. I manager non riescono ancora a trarre beneficio dalle reti neurali poiché tra tutte le variabili di input della rete non comprendono quali e perché hanno generato una certa previsione. L'affidamento ai soli modelli potrebbe indurre a comportamenti poco ponderati che sarebbe meglio evitare lasciando non solo la discrezionalità della scelta ai manager ma anche la possibilità di comprendere quanto emesso dal sistema.

L'ultimo termine da analizzare è "*risk*", termine già di natura ambivalente e per di più maggiormente connesso al cluster 1. I paper afferenti a questa categoria da un lato vanno ad inserirsi tra quelli già discussi sui decision makers (si noti la relazione molto forte con il termine decision maker mostrata in figura 10) dall'altro riguardano la capacità dei sistemi intelligenti di valutare i rischi connessi ad alcune condizioni (di crisi, di emergenza, catastrofi), affinché il decisore non versi in una situazione peggiorativa. Pertanto mentre il contributo di Peng et al., (2011) è per contenuti tendente alle dinamiche del cluster 1 (come aiutare i decision makers a valutare i rischi e selezionare un'alternativa appropriata attraverso un framework multilivello per la gestione delle informazioni), il contributo di Tao et al., (2017) è in perfetta sintonia con i contributi del cluster. Va a considerare la variabile attitudine del rischio del decisore come componente rilevante da considerare nella definizione di un sistema decisionale olistico. Fino ad ora la letteratura aveva sempre considerato l'atteggiamento del decisore verso una decisione come neutrale, ma in alcuni casi è dimostrato non essere così, pertanto è bene che il modello tenga conto di questa condizione per presentare più scenari possibili. In più lavori si discute di questo aspetto, Tao et al., (2017) vanno a considerare l'attitudine al rischio come inclusiva dei modelli decisionali; Suzuki (2009) mette in discussione i modelli di scelta volti all'ottimizzazione proponendo sistemi che non limitino la libertà dei decisori²⁸; Edwards et al. (2009) invece toccano un tema molto complesso che è quello di evitare delle misurazioni scientifiche del rischio, provando ad includere nei modelli anche le percezioni sociali del rischio per la determinazione dello stesso.

²⁸ Suzuki affronta il caso di un sistema di supporto che aveva determinato un modo per ridurre il costo di carburante durante i viaggi di camionisti. Il modello suggeriva al camionista quante fermate fare e dove farle sulla base del costo del carburante, tuttavia questo modello confiscava la libertà dei camionisti che non potevano scegliere il luogo e il tempo delle soste. L'applicazione del modello infatti portò limitati a risparmi effettivi poiché il guidatore/decisore non rispettava le scelte del sistema.

2.6 Criticità e limiti emersi dalla letteratura

Come già accennato nella discussione degli articoli selezionati la più grande criticità dei sistemi di supporto, siano essi appartenenti al primo o al secondo cluster è la loro limitazione nel risolvere problemi di vita reale, in quanto le organizzazioni hanno spesso lamentato uno scostamento tra le sperimentazioni e le simulazioni rispetto a quella che è l'implementazione effettiva di questi modelli. Molto spesso i modelli vanno ad isolare o a rendere costanti delle variabili d'impresa che non possono essere rese tale, giungendo poi ad output non utili; o altre volte rendono il processo così macchinoso da allungare i tempi della decisione. La tabella 5 sintetizza i limiti e le criticità del cluster 1 e del cluster 2. Si effettua una distinzione tra criticità e limite ritenendo il primo una condizione dovuta all'ingestibilità della situazione, mentre il secondo è inerente a limitazioni e incapacità del sistema intelligente. Le criticità del cluster 1 riguardano interpretabilità dei risultati e l'incapacità di integrare esigenze di più livelli. In effetti l'integrazione di un sistema di supporto è un processo molto complesso che parte dalla comprensione dei processi del sistema impresa, che vuol dire capire bene chi fa cosa, di che informazioni si serve, con chi si interfaccia e che livello competenze ha per poter interfacciarsi con sistemi dai risultati non molto intuitivi. Se questo non avviene il rischio è di implementare un sistema non adatto, che rallenta i processi aziendale e spreca risorse economiche. Tuttavia molto spesso è limitazione stessa del sistema, o meglio della ricerca scientifica su tali sistemi che ad oggi, nell'utilizzo di tecniche come ad esempio le reti neurali non registra miglioramenti né in termini di adattabilità dei sistemi a diversi livelli organizzativi, né nella capacità di spiegazione delle soluzioni.

Tabella 5. Criticità e limiti dalla letteratura

	Criticità	Limite
Cluster 1	<ul style="list-style-type: none">• Interfaccia poco intuitiva con grafici e tabelle non facilmente interpretabili• Incapacità di integrare esigenze di più livelli organizzativi	<ul style="list-style-type: none">• Incapacità di spiegare il processo che ha determinato l'output• Poca flessibilità e adattabilità del sistema intelligente
Cluster 2	<ul style="list-style-type: none">• Mancanza di una visione olistica• Poca chiarezza nelle funzioni e rischio di generalizzare l'applicazione dei sistemi intelligenti	<ul style="list-style-type: none">• Incomprensione della multidisciplinarietà delle problematiche da affrontare• Dati non puntuali

Le criticità del cluster 2 è legata in parte la mancanza di una visione olistica (lì dove il sistema è impiegato per risolvere questioni multi-obiettivo), che però viene integrata dall'impiego di esseri umani i quali per consentire al sistema di elaborare informazioni di tipo qualitativo adottano tecniche tradizionali di stakeholders engagement attraverso cui raccolgono informazioni chiave usate per settare poi i parametri di scelta del sistema. L'altro rischio è che la poca formazione dei decisori nell'impiego dei sistemi intelligenti genera il rischio di un impiego generico ed inappropriato. A ciò si aggiunge che molto spesso per la risoluzione di problemi inusuali e più complessi il sistema si trova ad elaborare dati non puntuali, ma di questo il decisore non ne è a conoscenza e di conseguenza baserà la sua decisione su una base di dati non affidabili. Altra questione è la limitazione del sistema nel comprendere problematiche multidisciplinari che posso riguardare temi di natura economica e sociale o relazionale.

CAPITOLO III

Il contributo dei sistemi di supporto nei processi decisionali

3.1 Gestione della complessità attraverso i sistemi di supporto

La complessità e l'incertezza che caratterizzano l'ambiente in cui operano le imprese, le costringono a migliorare continuamente e cercare nuove soluzioni, spesso non convenzionali, per modellare i processi d'impresa. I sistemi di supporto alle decisioni sono infatti da tempo degli strumenti utili a ridurre la complessità del sistema e a migliorare la qualità delle decisioni. Questi infatti generalmente mirano a semplificare la realtà attraverso modelli matematico-statistici, intelligenza artificiale; a raccogliere dati e informazioni interne ed esterne necessarie per l'interpretazione del sistema impresa, ma anche a facilitare il passaggio di informazioni e a sintetizzarle in maniera tale da poterle trasformare in conoscenza utile per il decisore. Rivestono pertanto due compiti fondamentali: quello di ridurre la complessità²⁹ del sistema impresa e del sistema in cui essa opera e quella di fornire con le proprie elaborazioni un supporto ai decisori riducendo la complessità del processo decisionale. Il rischio che si corre però è il completo affidamento a questi sistemi di supporto e alla poca consapevolezza da parte degli utilizzatori delle limitazioni o delle inappropriately delle funzioni del sistema in certi contesti. Pertanto molto spesso è possibile che i sistemi inducano ad una gestione errata della complessità in quanto non tutti i decisori hanno la consapevolezza che la semplificazione della stessa in problemi di ordine inferiore non conduca alla scelta più appropriata. Un problema complesso non avrà mai una soluzione univoca, né potrà essere affrontato scomponendolo nelle sue parti elementari, poiché la soluzione non risulterà dalla risoluzione dei singoli problemi, bensì dal legame e dalla interazione tra di esse (Baccarani, 2010). Piuttosto la complessità andrebbe gestita con modelli decisionali innovativi e adattabili (Franke, 2011), che vadano oltre

²⁹ La complessità è un nuovo modo di pensare il mondo (Snowden e Boone, 2007). Le moderne teorie sulla complessità hanno radici nel lavoro sulla *“Teoria dei sistemi generali”* di Ludwig von Bertalanffy risalente alla fine degli anni '40 e '50, il quale considerava il mondo non come un complesso caotico di elementi, né come un ambiente contraddistinto dalla legge della causalità lineare, ma come un sistema dotato di principi e leggi coinvolgenti la totalità delle sue componenti costitutive (Bertalanffy, 1968). Studiosi successivi come Beer (1970), Churchman (1975), Byrne (2003) e Beinhocker (2013) estesero la moderna teoria della complessità dalle scienze fisiche alla sfera della finanza, assistenza sanitaria, ecologia e numerose scienze sociali; quindi anche alle problematiche relative alle organizzazioni imprenditoriali. Tuttavia, sebbene *“involontariamente”*, per un certo periodo di anni, la complessità è stata considerata un fenomeno indipendente dall'osservatore, dal tempo e dal luogo di osservazione (Kauffman, 2001); diversamente, altri studiosi (Rescher, 1998; Barile e Saviano, 2011; Barile, Di Nauta e Iandolo, 2016) compresero che l'ipotesi di oggettività della complessità non fosse proponibile e che piuttosto un fenomeno poteva dirsi complesso in riferimento alle percezioni del soggetto, il quale è proprio colui che sulla base dei propri modelli interpretativi valuta la complessità di un evento (Barile, 2009). Pertanto gli studi sulla complessità non possono prescindere da quelli sull'individuo, né possono essere banalizzati considerando la complessità come la causa dell'inefficienza imprenditoriale (Barile, 2009).

il pensiero lineare e le teorie del riduzionismo, che invece hanno per molto tempo considerato l'attore come razionale ed il contesto in cui opera come certo, semplificabile e risolvibile attraverso piani rigidi e soluzioni generalizzabili. Con le teorie comportamentiste e i sistemi di supporto moderni è si è invece tentato di comprendere come il pensiero umano processa le informazioni e in che maniera sceglie tra le opzioni che la sua mente elabora. In questa maniera si è promosso una logica volta al superamento delle teorie dell'economia classica evitando di giungere ad una rappresentazione dell'agire umano che sia deprivata dalle specificità della complessità e dalla capacità effettiva di ragionamento (Guarnieri e Luzzati, 2018). Eppure, sebbene le teorie di Simon (1978; 1979; 1986) siano da tempo accreditate e condivise dalla letteratura, ad oggi si corre ancora il rischio di costruire sistemi e modelli basati su considerazioni non reali, che inducono il decisore ad un'effettiva irrazionalità e alla sua più completa inettitudine. Infatti, supportati da sistemi intelligenti i decisori si illudono spesso di scegliere con essi la soluzione ottimale, ma sfortunatamente, è ben noto che la soluzione ottima esiste solo se si considera un singolo criterio di scelta. Questo nelle decisioni più reali e negli ambienti complessi non avviene. Con la razionalità, al massimo, si gestisce la complicazione, ma da sol raziocinio non è sufficiente ad amministrare una situazione complessa, per la quale però non sarà neppure necessario ricorrere alla non razionalità o all'intuito (Simon, 1978), bensì ad una razionalità di tipo procedurale. È bene comprendere dunque che il raziocinio e la scelta ottima a cui ci conduce un sistema intelligente non saranno sempre necessari all'impresa per gestire e governare le dinamiche dell'organizzazione, se non per risolvere problemi semplici. Nella maggior parte dei casi, il contesto decisionale non ne consente l'utilizzo, e richiede invece che la gestione sia intrapresa, monitorata, supervisionata e amministrata dall'uomo, attraverso le sue euristiche (regole empiriche). Del resto sarebbe inaccettabile pensare di ridurre la gestione d'impresa al mero utilizzo di strumenti intelligenti (Barile, 2009). Il ruolo del decisore resta decisivo, ed è con esso che l'intelligenza del sistema si realizza.

3.2 La complessità dell'impresa e i sistemi di supporto

L'attuale attività economica è caratterizzata da un insieme di forze dirompenti (globalizzazione, tecnologia, deregolamentazione) che creano collettivamente un ambiente operativo estremamente complesso per aziende e responsabili politici (Aghina, De Smet e Heywood, 2014; West, 2017). Questa incertezza e complessità crea rischi ma anche opportunità su cui costruire un nuovo vantaggio competitivo, che le consente di sopravvivere e crescere adattandosi con successo alla sua mutevolezza alla mutevolezza dell'ambiente in cui opera (Gorzeń-Mitka e Okręglicka, 2014). L'impresa infatti, quale sistema vitale, è alimentata da

relazioni intra e inter sistemiche (Golinelli, 1991; Golinelli, 2008) e nello stesso tempo “popolata da generatori interni ed esterni di complessità, ma che al contempo vive di complessità” (Baccarani, 2010, p.97). Ovvero vive in un sistema complesso in cui l’ordine è di natura emergente ed è formato dall’interazione tra multi agenti (Snowden, 2005) che richiedono di adottare un processo decisionale che sappia efficacemente gestire incertezza e rapidi cambiamenti. Eppure la scienza gestionale in genere ambisce all’ordine per fornire struttura e prevedibilità, ma nel concreto, per ridurre il divario tra teoria della gestione e pratiche reali è alla costante ricerca di un nuovo paradigma che garantisca la sopravvivenza nella mutevolezza. Alla base di questo nuovo paradigma, ci sono almeno due aspetti della realtà attuale da considerare: gestione sistemica e innovazioni, le quali dovrebbero essere guidate da tre principi chiave quali decentralizzazione delle decisioni, collaborazione e gestione adattativa (Hummelbrunner e Jones, 2013). Le prime due assicurano la partecipazione nelle scelte di più parti interessate, l’ultima permette all’impresa di organizzarsi in maniera flessibile e di adattarsi continuamente ai cambiamenti dell’ambiente in cui opera. Hummelbrunner e Jones (2013) hanno però anche sottolineato tre principali ostacoli al cambiamento, i quali frenano le imprese nella gestione della complessità e sono:

1. una mentalità poco flessibile dei principali responsabili delle decisioni nel far fronte ad incertezze di compiti e realtà complesse: i decisori dovrebbero discostarsi da approcci tradizionali di gestione come "comando e controllo" ed essere più aperti agli approcci adattivi che rispondono ai cambiamenti contestuali, traendo insegnamenti dall'implementazione di nuove pratiche;
2. la non integrazione di nuove procedure e strumenti di gestione più adattivi (sistemi intelligenti moderni) con strumenti esistenti (es. sistemi ERP o altro tipi di sistemi informativi);
3. una gestione basata su prestazioni / risultati i cui effetti si discostano dai risultati attesi soprattutto se l’impresa versa in situazioni complicate o complesse: la misurazione del valore per l’impresa va oltre calcoli economici e analisi costi-benefici, ma va intesa in termini di sostenibilità economico-sociale-ambientale.

Di conseguenza un processo decisionale strategico in un ambiente complesso richiede l’insegnamento di abilità meta-cognitive che forniscono ai leader una valigia di opzioni decisionali da utilizzare quando si affrontano situazioni nuove. I nuovi strumenti di supporto basati su analisi multicriterio (es. *Multi Criteria Decision Analysis*), multi obiettivo e multi attore sono in linea con nuovi paradigmi di analisi qualitativa delle circostanze (Leleur, Petersen

e Barford, 2007; Barford, Salling e Leleur, 2011), poiché integrano a modelli matematici e tecniche di intelligenza artificiale analisi di contesto e delle preferenze dei decisori. L'impresa non opera in un sistema isolato, il suo operato ha ricadute interne (tra reparti o dipartimenti) e ricadute esterne, pertanto modelli razionali non saranno mai adatti nella gestione della complessità in cui versa.

3.2.1 Il modello *Cynefin*

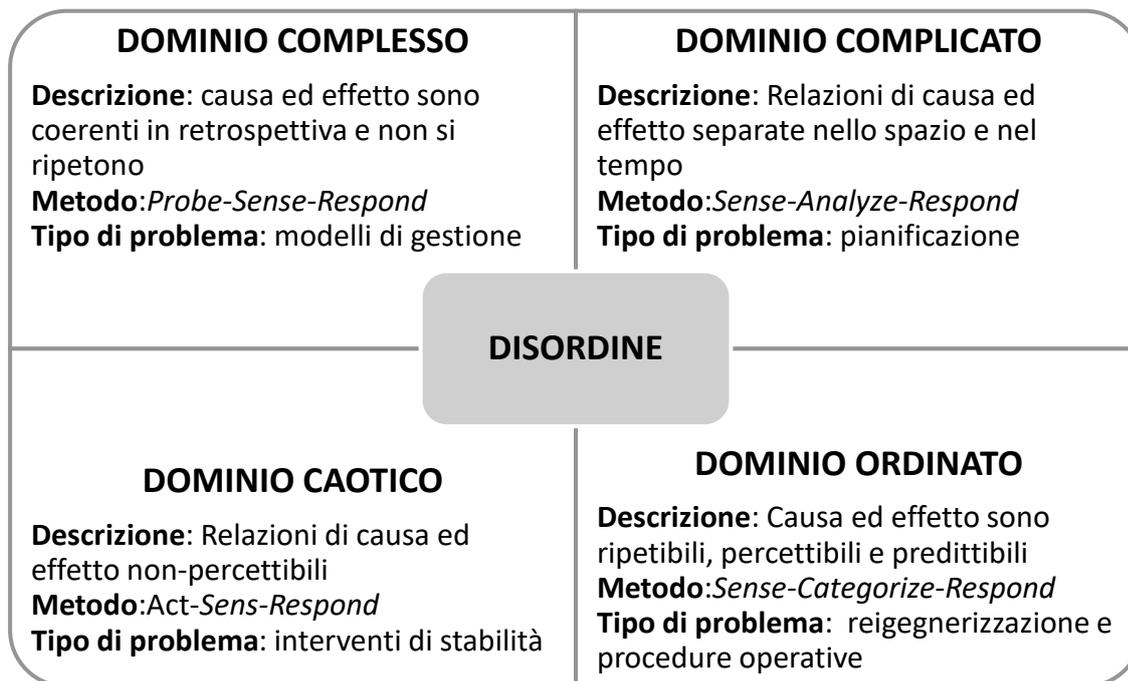
Uno dei modelli che tratta della sensibilizzazione delle scelte al contesto ambientale e supporta i decisori nella scelta della strategia di azione è il modello *Cynefin*, attraverso cui si prova a comprendere la complessità tenendo conto delle circostanze ambientali che un'organizzazione affronta. Il modello fu sviluppato nel 1999 da Snowden nel tentativo di elaborare modelli di gestione della conoscenza e strategie di organizzazione aziendale (Snowden, 2000). Dal 2002 però lo studioso introdusse tra le sue considerazioni la teoria dei sistemi di adattamento complessi³⁰, che ha poi portato *Cynefin* a diventare un modello di strategia generale (Snowden, 2002, pp. 1-1111). Le opere di Snowden furono condotte in collaborazione con Kurtz (Kurtz e Snowden, 2003) presso *Institute of Knowledge Management IBM*, e dal 2005 (dopo che Snowden lasciò IBM) furono proseguite sul modello della rete *Cognitive Edge*. Il *Cynefin* è un framework interpretativo che mostra una nuova prospettiva da cui guardare un sistema decisionale nelle organizzazioni. La sua facilità di utilizzo e l'innovatività dell'approccio lo rendono una sorta di guida per i manager invitandoli a “pensare”, prima di intraprendere azioni (McLeod e Childs, 2013). È ampiamente impiegato nella pratica aziendale (analisi della politica dell'amministrazione GWBush (O'Neill, 2004), analisi della catena di approvvigionamento (Shepherd et al., 2006) e analisi di dati qualitativi (McLeod e Childs, 2013) e può essere utilizzato come strumento a supporto della gestione di progetti, team e organizzazioni e persino per l'analisi internazionale problemi (Snowden, 2010). Il framework suggerisce quattro approcci di base al processo decisionale strategico, a seconda del livello di incertezza

³⁰ Un sistema può essere considerato “complesso e adattativo” quando è capace di adeguarsi ad un ambiente circostante costituito da tanti elementi (semplici o complessi a loro volta) connessi tra di loro in una rete di azioni e retro-azioni e quando nel suo insieme si trova in uno stato dinamico (fuori sia da un equilibrio statico sia da uno stato caotico) e in una condizione tale da poter scambiare energia, materia e/o informazione con l'ambiente. In tali condizioni un sistema complesso adattativo fa emergere dal suo interno proprietà e caratteristiche che non sono prevedibili studiando i singoli elementi. Sono pertanto sistemi complessi adattativi tutti i sistemi viventi e quelli sociali, ma anche i sistemi tecnologici e di comunicazione come Internet. Lo studio dei sistemi complessi adattativi rientra nell'ampio e sempre più diffuso paradigma cognitivo trans-disciplinare sviluppatosi con le teorie della complessità, che si pone in posizione complementare rispetto a quello scientifico classico (cartesiano/newtoniano), in quanto adatto a descrivere sistemi non lineari come quelli biologici, ecologici, finanziari, economici, medico-sanitari e in genere sociali.

contestuale. Una volta che i decisori hanno collocato il loro contesto in uno dei settori, Cynefin guida le risposte adeguate per ciascun contesto decisionale chiarendo i tipi di sfide e i tipi di pratica associati a ciascuno di esso (Snowden e Boone, 2007). È costituito da tre elementi principali: modello grafico (vedi figura 11); una serie di metodi e un pacchetto software *SenseMaker*,³¹ per facilitare la presentazione visiva e l'interpretazione dei risultati. Esso si caratterizza per cinque domini (Kurtz e Snowden, 2003), ognuno dei quali si distingue per un diverso tipo di relazione causale o una diversa dinamica. I domini aiutano i valutatori a vedere vari tipi di causalità ed evita la tendenza di rappresentare una situazione di valutazione come un modello logico lineare o un sistema adattivo complesso. Il framework include anche strategie per l'approccio e la comprensione delle dinamiche causali in ciascuna zona; e una volta che i valutatori hanno mappato gli aspetti della situazione in diverse zone dinamiche, fornisce indicazioni sui metodi più adatti per catturare la dinamica di ogni zona (Britt, 2011). Lo scopo principale del modello, pertanto, non è fornire indicazioni circa il migliore dominio in cui versare, ma illustrare e chiarire le possibili casistiche all'interno delle quali un sistema può ricadere.

³¹ SenseMaker® è un *Software as a Service* prodotto da Cognitive Edge, società di cui David John Snowden è fondatore e direttore scientifico. Il software integra supporto decisionale, ricerca, monitoraggio e gestione della conoscenza. È considerato come il primo esempio di etnografia distribuita e rappresenta un approccio radicalmente nuovo alla ricerca narrativa in quanto trasferisce l'onere dell'interpretazione delle narrazioni dal ricercatore ai partecipanti. Attraverso questa auto-significazione, SenseMaker rimuove la codifica etnografica e la reinterpretazione degli esperti, poiché i partecipanti assegnano significato alle proprie micro-narrazioni, il che consente esplorazioni su larga scala, riducendo i pregiudizi dei ricercatori e consentendo un'analisi più obiettiva (Caine, Estefan e Clandinin, 2013). Il software si serve anche di analisi quantitative e modelli matematici che elaborano i dati.

Figura 11: Il modello Cynefin



Fonte: elaborazione da Kurtz e Snowden, 2003

Il dominio ordinato o ordine semplice si compone di relazioni note e lineari tra cause ed effetto, esplorabili per via empirica, in cui modelli predittivi o prescrittivi possono essere applicati per il raggiungimento di obiettivi aziendali. Questo è il dominio della reingegnerizzazione dei processi, ove la conoscenza viene catturata e integrata in strutture e l'attenzione si concentra sull'efficienza dei risultati. Previsioni, manuali sul campo e procedure operative sono legittime ed efficaci nel dominio ordinato e servono a rilevare i dati in arrivo, classificarli e quindi rispondere in conformità con predeterminate pratiche (*sense-categorize-response*). Molte delle risposte nel contesto ordinato si basano sulla verifica empirica dell'efficienza delle risposte passate che consentono poi di definire la migliore pratica per il futuro.

Nel dominio complicato esiste una relazione conoscibile, ma non nota, tra causa ed effetto, la cui conoscibilità richiede un'analisi attenta e l'applicazione di conoscenze specialistiche (*sense-analyse-response*). Le relazioni nel dominio potrebbero essere infatti non intuibili, separate nel tempo e difficili da comprendere appieno, o magari conosciute solo da un gruppo limitato di persone. Questa ultima condizione implicherebbe un elevato grado di fiducia negli esperti che dovranno assistere il decisore nella decisione o dare un'interpretazione dei dati raccolti per interpretare il complicato contesto. Il rischio di incorrere in errori è molto alto, poiché un'assunzione errata di un esperto potrebbe portare a conclusioni non corrette, pertanto la scelta

applicabile in questo caso sarà buona ma non di certo la migliore. Ed inoltre è necessario evitare la replica di modelli di scelta utilizzati in contesti similmente complicati, poiché anche questi conducono ad una inappropriata conclusione.

Nel dominio complesso o ordine complesso la relazione tra causa ed effetto può essere notata solo a posteriori; non può essere previsto in progredire, né sarà replicabile. Lo schema d'azione proposto è sondare, percepire e rispondere (*probe-sense-respond*). Il modello decisionale in questo spazio infatti consiste nel sondare l'ambiente per rendere più visibili gli schemi interpretativi o gli schemi interpretativi potenziali prima di intraprendere qualsiasi azione. Essendo questo il dominio della teoria della complessità, i modelli emergeranno attraverso lo studio delle interazioni tra molti agenti, e maggiore è il numero di soggetti, maggiori saranno le relazioni, più complicata sarà l'interpretazione delle dinamiche sottostanti. Ecco che in questo tecniche di categorizzazione, tecniche analitiche e modelli quantitativi non sono sufficienti. Il decisore, attraverso narrative, prova ad imparare ed a trovare una coerenza retrospettiva in modelli e procedure passate per codificarne di nuovi; e cerca di affinare la sua esperienza per aiutare l'intuito a reagire in fretta. Tuttavia, una volta stabilizzato uno schema, il suo percorso è solo apparentemente logico in quanto è solo uno dei tanti che avrebbe potuto stabilizzarsi. Pertanto, fare affidamento su opinioni di esperti basate su modelli di significato storicamente stabili non ci preparerà sufficientemente a riconoscere e ad agire su schemi imprevisi. Il decisore percepirà dei modelli e risponderà alla complessità attraverso i modelli che ritiene più desiderabili, destabilizzando dunque quelli che non desidera e facilitando l'emersione di quelli che desidera. Per comprendere questo dominio occorre valutare le molteplici prospettive sulla natura del sistema, ma la mente umana da sola non sempre riesce a coglierle tutte, di conseguenza dei supporti multi criterio sarebbero ideali.

Il dominio caotico o ordine caotico non si basa su alcuna relazione di causa ed effetto a livello di sistema, in particolare le relazioni non sono percepibili, il sistema è turbolento e non vi è tempo di indagare sulla risposta. Di conseguenza il regime d'azione proposto è agire- intuire-rispondere (*act-sens-respond*): non c'è niente da analizzare; e se si attende l'emergenza di schemi interpretativi si assiste ad una perdita di tempo prezioso, rischiando di peggiorare la situazione. Il modello decisionale in questo spazio prevede un'azione rapida e decisa, volta a ridurre la turbolenza, in cui il decisore prova ad intuire immediatamente la reazione più adatta per rispondere in maniera opportuna. Un'analisi su quanto accaduto è utile a posteriori.

Uno stato di disordine non presenta alcun, o meglio non sembra presentare alcun legame causa effetto, tanto da risultare particolarmente difficile da riconoscere quando ci si trova dentro (Snowden e Boone, 2007, p.73). Molto spesso si caratterizza per la presenza di un conflitto tra i decisori, che possiedono punti di vista differenti e non concordano sulla scelta. L'unico passo fondamentale per ridurre lo stato di caos sarebbe quello di giungere ad azioni collaborative tra gli attori del sistema.

È importante sottolineare che i quattro domini non costituiscono categorie che si escludono a vicenda e che quindi i confini tra di essi sono sfocati. Nella realtà sussistono aree di transizione in cui vengono prese le decisioni. Ciò rende le situazioni al limite di singoli domini e per questo ancora più complesse. I domini proposti descrivono solo i tipi base di situazioni decisionali (semplici, complicate, complesse e caos), ma come sottolineano gli autori del modello, l'introduzione di questa differenziazione è comunque importante dal punto di vista di un uso regolare ed efficace delle risorse. Ad esempio, le situazioni semplici, a causa del loro carattere prevedibile, sono più facili gestire e richiederanno un uso meno ingente di risorse (in termini di persone, finanze, tempo) al fine di raggiungere l'efficacia target (Gorzeń-Mitka e Okręglicka, 2014). Tuttavia, adottando gli stessi schemi d'azione per la gestione di complicate o complesse situazioni si giunge ad effetti completamente diversi. Non solo aumenta il numero di risorse da impiegare ma aumenta anche il rischio di errore: le decisioni prese possono basarsi infatti su ipotesi errate circa le relative relazioni tra le azioni e le loro conseguenze e si possono determinare situazioni in cui le risorse sono impiegate in modo non efficace, o quanto meno può essere necessario sostenere ulteriori spese connesse a guasti o controlli aggiuntivi (French, 2013). Per migliorare la gestione dei contesti complessi e/o caotici, di recente una quantità considerevole di ricerche sta provando a supportare i decisori attraverso sistemi intelligenti e modelli basati su agenti, in cui il sistema fornisce dati o fa emergere schemi interpretativi utili alla gestione della complessità (Weiss, 1999). Tali strumenti però sono parzialmente preziosi, hanno un'applicabilità più limitata quando si tratta di gestire persone e conoscenze, ma sono ideali nel contesto ordinato.

L'utilità del modello si riconosce nel fatto che al di là della struttura organizzativa di un'impresa, esso si interroga sul grado di complessità dell'ambiente esterno ed interno. Talvolta anche un'ambiente ordinato si complica ed in tale circostanza occorre mettere in discussione i sistemi lineari di supporto fino a quel momento utilizzati. Cynefin, è un modello radicato nella

gestione della conoscenza e nella scienza della complessità, è stato utilizzato in una serie di contesti per supportare il processo decisionale e lo sviluppo della strategia in situazioni dinamiche e stimolanti. Tuttavia, non è stato ampiamente utilizzato come tecnica di analisi dei dati o nella disciplina delle scienze dell'informazione, eppure fornisce un approccio più olistico ai problemi, una considerazione qualitativa delle problematiche ed è molto utile nella valutazione di soluzioni standardizzate da adottare per il miglioramento dei processi.

3.3 La complessità della decisione e i modelli di supporto

Le organizzazioni imprenditoriali si confrontano anche con la complessità del processo decisionale (Courtney, 2001; Rotmans, 1998; Sterman, 1994) che potrebbe rallentare o compromettere il corso di un'impresa, del resto maggiore è il numero di fattori e relazioni all'interno di un sistema imprenditoriale, più complessa sarà la decisione per il manager o per l'imprenditore (Evans e Marciniak, 1987). Per l'esattezza, il processo decisionale è di natura estremamente complesso, la cui complessità emerge dalla combinazione di una moltitudine di fattori che devono essere considerati contemporaneamente all'interno di una situazione decisionale e non sono solo legati alla variabilità dell'ambiente esterno, ma: agli attributi del decisore (stili decisionali, formazione, livello di conoscenza ed esperienza), alle parti coinvolte nella decisione (singoli o gruppi), al tipo di problema da risolvere/grado di criticità della decisione (decisioni ordinarie, critiche o di emergenza), alla durata o al tempo per la decisione (a breve, a medio o a lungo termine), alle ricadute che questa può avere sugli altri attori coinvolti (coinvolgimento multi attore o singolo attore), (Ölmez, Schandera e Lindemann, 2013). La relazione tra questi attributi porta ad una difficoltà nel gestire le circostanze, che induce l'uomo, da sempre, a dotarsi di strumenti di supporto. Potenti strumenti di supporto alle decisioni sono stati nel tempo sviluppati per ridurre la complessità del processo e consentire al decisore di valutare alternative valide, avere una visione sintetica della situazione e usufruire di un'analisi di variabili e dati che da solo non sarebbe in grado di avere. Nonostante gli innumerevoli vantaggi, anche un sistema intelligente possiede le sue limitazioni, ed in una buona parte delle ipotesi non riesce mai da solo ad agire nella maniera ottimale. Eppure, alcuni sistemi più moderni hanno in parte ovviato a quello che da tempo rappresentava lo svantaggio dei sistemi intelligenti, ovvero sono riusciti ad integrare nelle *repository* di dati variabili qualitative che rappresentano ad esempio i bisogni multipli degli attori del sistema impresa, le molteplici preferenze o i molteplici obiettivi che vanno valutati lì dove la situazione richiede considerazioni ulteriori ad analisi costi-benefici. Tuttavia ancora in questi casi, nonostante i

progressi dell'intelligenza artificiale, che ha sviluppato tecniche di *data mining*, di ingegneria cognitiva o di *human-system integration*, i sistemi da soli non sono capaci di percepire e valutare a pieno gli obiettivi e le preferenze multi attore, e necessitano pertanto di integrare nei loro modelli l'intervento umano. Intervento che in questo caso non avviene solo in veste di decisore, ma come fonte di risorse ed informazioni chiave per il miglioramento del modello. Come mostrato in figura 8 al capitolo primo infatti, alcune funzioni restano di competenza umana. Di conseguenza, nonostante già negli anni 90 molti studiosi avevano cominciato ad esplorare il lato qualitativo del processo decisionale attraverso la formulazione di matrici delle decisioni e alberi decisionali, ad oggi, sembra di essere arrivare al punto di partenza, ovvero al punto in cui intuizione, giudizio, preferenze e propensioni diventano cruciali per la scelta (Bennett et al., 2008). Ricollegandoci al modello *Cynefin* ci si accorge infatti che il processo decisionale va a complicarsi man mano che si passa da uno stadio di ordine ad uno di disordine, ma paradossalmente maggiore è lo stato di disordine maggiore sarà il peso dell'intervento del decisore, che si servirà dei sistemi di supporto per orientarsi nella complessità e nel caos. Nello specifico alcuni studiosi parlano di intelligenza manageriale, ovvero *“un'abilità cognitiva, emozionale e sociale che consente di vedere, progettare e costruire meglio il futuro, [...] con la quale il management si propone di assicurare la governabilità di un sistema d'impresa a complessità crescente”* (Baccarani, 2010, p.10-11).

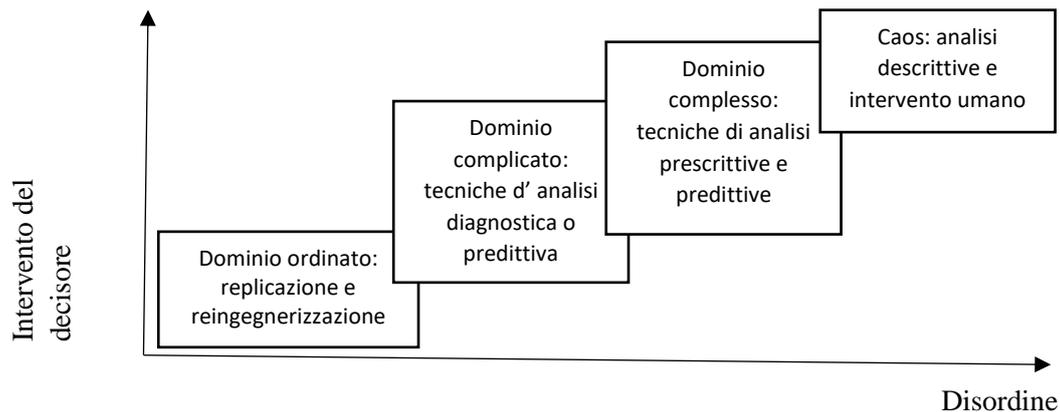
3.4. Le caratteristiche dei sistemi di supporto a diversi gradi di complessità

I sistemi di supporto possono essere impiegati da un'impresa in varie circostanze, ordinarie e straordinarie, ma le loro caratteristiche e proprietà devono essere differenti in base alla situazione in cui l'impresa versa³². La figura elaborata (figura 12) può fungere da strumento utile per comprendere il peso e l'importanza dell'intervento del decisore in determinate circostanze e di conseguenza rivedere le funzioni e le utilità di sistemi intelligenti (sebbene potenziati da avanzate tecniche di intelligenza artificiale). Tenendo conto delle teorie della complessità espresse dagli studiosi Kurtz e Snowden (2003) e dagli avanzamenti della letteratura circa tecniche di analisi aziendale (Lepeniotti et al., 2019) si sono classificati i domini individuati dagli studiosi considerando due variabili, il grado di disordine e il livello di intervento del decisore. In corrispondenza di ogni dominio si è indicato che tipo di analisi può essere effettuata attraverso strumenti di supporto impiegati dal decisore. Si è ben compreso infatti che, un'analisi aziendale si poggia sempre più su tecniche di analisi fondate sulla scienza

³² Piuttosto che considerare i livelli organizzativi in cui l'impresa impiega il sistema intelligente (vedi Gorry e Morton), ricorriamo ai gradi di complessità del sistema.

dei dati, ricerca operativa, apprendimento automatico e sistemi di informazione (Mortenson, Doherty e Robinson, 2015) e che queste analisi possono essere cruciali per la gestione della dinamicità e dell'incertezza in cui versa l'impresa.

Figura 12. Funzioni dei sistemi di supporto a diversi gradi di complessità



Fonte: elaborazione dell'autore

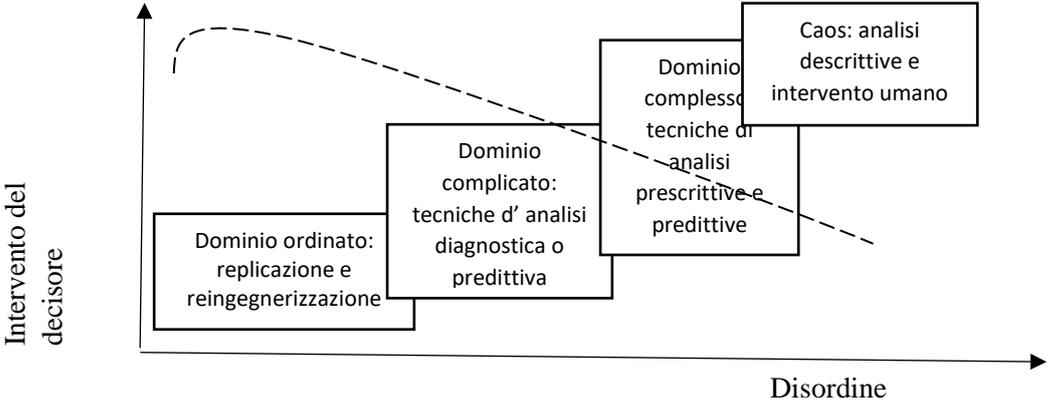
Dalla figura 12 si evince che i domini ordinati per definizione si caratterizzano per un basso o nullo grado di disordine, le cui relazioni di causa ed effetto appaiono lineari e per questo motivo identificabili. Il decisore in questo contesto potrebbe affidarsi al proprio raziocinio o a strumenti intelligenti che operano per suo conto, riducendo così tempi e costi connessi alla decisione e all'operazione da seguire. Ad esempio alcune operazioni di contabilità o alcuni processi di reingegnerizzazione possono essere effettuati da strumenti di supporto che si sostituiscono ad un operatore. Anche se esperto questo soggetto probabilmente non riuscirà mai a raggiungere la stessa performance del sistema in tempi molto brevi. I sistemi di supporto potrebbero quindi essere in grado di autorizzare o replicare interi processi, ma anche fornire delle analisi descrittive in tempo reale sul cosa sta avvenendo, sul perché avviene, e su come si potrebbe procedere. In tale circostanza sono infatti richieste solo azioni di coordinamento che consentono la circolazione di informazioni ad esempio dal livello operativo al livello strategico gestionale (Mc Leod e Childs, 2013). Nel dominio del complicato invece le relazioni di causalità sono meno intuibili. Il decisore può però ricorrere a tecniche di analisi diagnostica (Soltanpoor e Sellis, 2016), che dovrebbero aiutare le organizzazioni a comprendere le ragioni degli eventi accaduti in passato e a

comprendere le relazioni tra i diversi tipi di dati (Soltanpoor e Sellis, 2016). Pertanto la funzione del decisore è quella di potenziare le proprie considerazioni con i risultati di indagini oggettive o magari servirsi di analisi predittive lì dove il problema affrontato presenta un'enormità di dati e informazioni storiche considerabili. La relazione richiesta tra le parti coinvolte è di tipo cooperativo (McLeod e Childs, 2013), o meglio si coopera per trasferire informazioni necessarie all'analisi predittiva. Nel dominio del complesso è molto utili servirsi di strumenti di analisi di tipo prescrittivo, che guidano il decisore nella gestione della complessità indicando le soluzioni possibili e rendono il processo decisionale umano più affidabile ed efficace. Non a caso la comunità di ricerca operativa si sta specializzando nello sviluppo di metodi e algoritmi che possono far avanzare le tecnologie disponibili per farle lavorare in sinergia con l'analisi prescrittiva (Hagerty, 2017; Larson e Chang, 2016). In questo modo si aiutano le aziende a sapere quale soluzione è più adatta per un determinato problema aziendale. Un'analisi prescrittiva impiegata però insieme ai risultati della analisi predittiva, può in questa circostanza generare decisioni proattive che arginano l'accadimento di situazioni sfavorevoli. In tal caso sono utili azioni collaborative tra i vari livelli manageriali (McLeod e Childs, 2013). In uno stadio di caos invece, il compito dei sistemi intelligenti è solo quello di rilevare delle anomalie, segnalare delle crisi, e fornire dunque analisi descrittive da cui ricavare spunti su ciò che è accaduto e sul perché. Molto spetterà all'intervento umano, McLeod e Childs (2013) parlerebbero di intervento della direttiva. Il decisore nel reagire sarà in questo caso guidato da intuito ed esperienza. In questa condizione assume valenza la variabile tempo, o meglio tempo della decisione, poiché la necessità di una immediata reazione all'accaduto non consente il decisore di avere la possibilità di adottare un processo decisionale ordinario in cui costruisce e valuta ipotesi di soluzione.

Dalle considerazioni esposte è possibile anche ipotizzare delle assunzioni circa il valore che i strumenti di supporto possono generare per l'impresa, in quanto in domini ordinati vi è la possibilità di aumentare il valore del business conseguendo una ottimizzazione delle performance attraverso la riduzione dei tempi e dei costi delle attività automatizzata; nei domini complicati e complessi strumenti di analisi predittiva e prescrittiva possono interferire positivamente sulla generazione di valore in quanto indurranno il decisore in azioni proattive. Diversamente, in circostanze di caos, ove si presume che un avvenimento negativo sia accaduto, inevitabilmente il valore che un sistema intelligente può generare per l'impresa diminuisce. Pertanto, nonostante gli avanzamenti dei più moderni sistemi intelligenti, il valore che questi

sono in grado di apportare all'impresa diminuisce man mano che la situazione da gestire diventa complessa, salvo la lungimiranza o l'intuito di un decisore abile a maneggiare una condizione di massima incertezza.

Figura 13. Valore e complessità



Fonte: elaborazione dell'autore

Capitolo IV

L'indagine esplorativa attraverso la piattaforma “Agricolus”

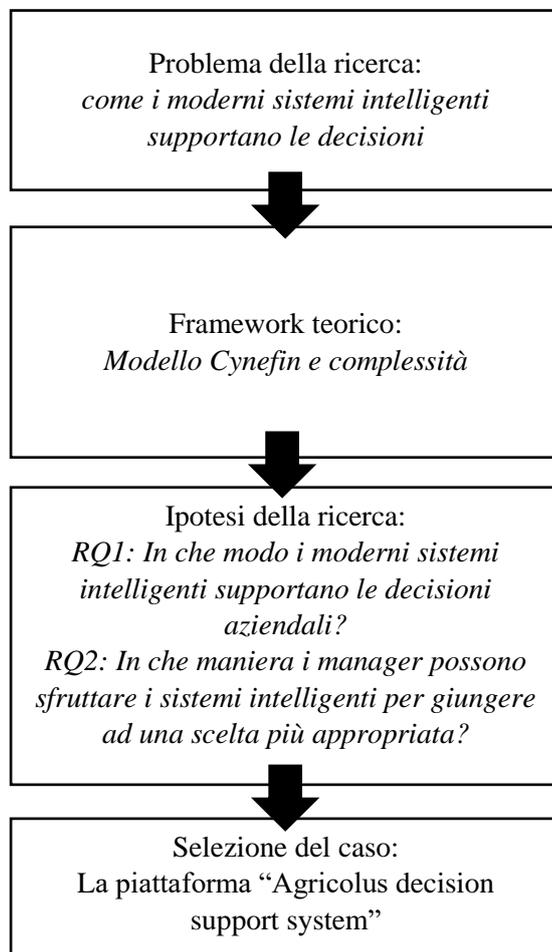
4.1 Il case study

Il metodo del *case study* (Yin, 2003) mira ad analizzare problemi specifici nell'ambito di un definito ambiente, una determinata situazione o in una specifica unità. Nello specifico Yin (2003), definisce il caso studio come un'indagine empirica che pone fenomeni reali al centro dell'analisi, tentando di osservarli “*nella loro unicità, come parte di un particolare scenario e delle sue interazioni*”. È ampiamente utilizzato negli studi di management poiché consente di andare nel fondo di alcuni fenomeni, servendosi di una molteplicità di informazioni e dati di diversa natura interviste dirette, interviste indirette, questionari, report e testimonianze (Corbetta, 1999; 2003). A seconda del numero di casi analizzati e della finalità della ricerca, Yin (2003) individua due diversi tipi di studio da poter implementare: studi di natura esplorativa e studi di natura descrittiva. Gli studi di natura descrittiva mirano ad esaminare una sequenza di eventi dopo che è trascorso un certo periodo di tempo, cercando di capire il come e il perché. Gli studi di natura esplorativa chiariscono gli aspetti chiave di un fenomeno, comprendendo il chi e il cosa. L'analisi può avere ad oggetto un singolo caso studio se si osserva un fenomeno specifico, o dei multipli casi studio se si esamina un intero processo o un intero fenomeno. Più specificamente questo studio conduce l'analisi di multipli casi studio attraverso cui si esplorano differenti aspetti del fenomeno.

4.2 Il disegno della ricerca

La definizione del disegno di ricerca è utile a delineare con precisione il piano d'azione di un ricercatore, ed inizia dalla descrizione dello scopo dell'indagine (il problema della ricerca) e dall'analisi dei contributi teorici (il framework teorico) utili alla comprensione del problema. A partire da questi si sono dedotti infatti i quesiti della ricerca (RQ) che mi hanno guidato nell'individuazione dell'unità di analisi (selezione dei casi). La figura 12 sintetizza il disegno di ricerca su cui si basa l'indagine esplorativa del presente lavoro. Si noterà che piuttosto che definire ipotesi di ricerca, il caso studio è particolarmente indicativo per l'esplorazione di quesiti che svilupperanno quadri analitici descrittivi ad indirizzare il futuro della ricerca (Hartley, 1994).

Figura 14: Il disegno della ricerca



4.3 La metodologia di analisi

4.3.1 Selezione del caso

L'indagine esplorativa è condotta adottando una metodologia di tipo qualitativo. Nello specifico, l'oggetto di studio i "sistemi intelligenti a supporto delle decisioni" sono investigati mediante analisi della piattaforma "Agricolus", di cui verrà esplorato l'utilizzo in due realtà agricole un gruppo di imprese e cooperative (impresa A), rappresentata da un'associazione di produttori Olivicoli Umbri e un'azienda agricola produttrice di prosecco (impresa B). Dalle osservazioni si comprenderà il funzionamento di un *decision support system* e si proverà a ricostruire il processo decisionale in un contesto altamente variabile, complesso e soggetto a scelte di tipo semistrutturato. La scelta del caso è ricaduta su *Agricolus* che è una startup italiana

che offre un sistema cloud di supporto alle decisioni per operatori del settore, i quali devono continuamente far fronte ad una serie di imprevisti ambientali che li condizionano in alcune scelte. Il contesto di utilizzo della piattaforma è ideale per esaminare come i sistemi di supporto agiscono in casi in cui le variabili da considerare sono tante e poco prevedibili. Inoltre esaminando a fondo la relazione tra il sistema intelligente e gli utilizzatori si proverà a comprendere il ruolo che entrambi rivestono nella risoluzione delle problematiche aziendali. Sicuramente, i dati forniti dall'impresa dimostrano la capacità di "Agricolus" di limitare le perdite di prodotto, ridurre l'utilizzo di pesticidi, di aumentare la produttività agricola e mitigare l'impatto ambientale della produzione. Occorre invece capire quanto questi sistemi impattano in termini di efficacia delle scelte e se non lo fanno perché. La scelta di *Agricolus*, o meglio dell'applicazione di piattaforme e sistemi di supporto nel settore agricolo, è indicativa del cambiamento che la digitalizzazione e la diffusione di tecnologie innovative stanno apportando all'agricoltura. Per sua natura un'impresa agricola dovrà gestire, osservare e analizzare i cambiamenti repentini a cui è soggetta, pertanto oltre all'esperienza dell'agricoltore è necessario dotarsi di strumenti in grado di leggere i mutamenti e strumenti di precisione per ottimizzare lavoro e consumo di risorse.

4.3.1.1 La piattaforma *Agricolus*

Agricolus s.r.l. è una startup innovativa che sviluppa soluzioni per la *Smart Agriculture*, fondata ufficialmente il 20 Febbraio 2017, ma già dal 2010 rappresentava il cuore della divisione di Ricerca e Sviluppo dell'impresa perugina di *software house*, TeamDev³³; la quale insieme allo spin-off dell'università Sant'Anna di Pisa "Aedit"³⁴ e un gruppo di soci ha dato poi vita alla startup. Attualmente collabora con prestigiosi enti di ricerca e università fra cui la Scuola universitaria Superiore Sant'Anna di Pisa, l'Università di Perugia, l'Agro Food Park in Aarhus e altri preziosi partner per supportare agricoltori e operatori del mondo agricolo nell'ottimizzazione delle pratiche agronomiche, rendendo semplici e accessibili gli strumenti

³³ TeamDev s.r.l. è una software house di Perugia che opera a livello nazionale ed internazionale con particolare riferimento a sviluppo di sistemi informativi geografici (GIS), procedure applicative multi dispositivo, consulenza specializzata, consulenza per l'innovazione tecnologica e formazione rivolta sia agli sviluppatori che alle imprese. Si caratterizza per la realizzazione di framework e software che spaziano dai sistemi informativi geografici (GIS) allo sviluppo di soluzioni applicative per il web e il mobile.

³⁴ Aedit ha sostenuto e coadiuvato Agricolus nello sviluppo dell'interfaccia web per le reti di monitoraggio della protezione delle colture. I software di AEDIT sono stati impiegati per gestire diverse reti di monitoraggio in Italia, ma anche in diversi paesi europei come Slovenia, Francia, Spagna, Grecia, Turchia. Ha co-sviluppato con Agricolus la parte di software che gestisce diversi tipi di dati agricoli inclusi i dati agrometeorologico

agritech e le tecnologie di raccolta e analisi dati (Esri-Emerging Business Partner³⁵, Fiware³⁶, Libelium³⁷, Godan³⁸). La sua mission è infatti quella di diffondere know-how tecnologico e criteri di sostenibilità economico-ambientale tra gli agricoltori del nostro territorio. Si serve infatti di un team di agronomi, sviluppatori, tecnici GIS, *data scientist* e formatori per promuovere e diffondere un concetto di agricoltura moderna. Il cuore tecnologico dell'azienda è infatti una piattaforma cloud composta da applicazioni per l'agricoltura di precisione: Sistemi di Supporto alle Decisioni, modelli previsionali, lotta intelligente alle fitopatie e telerilevamento. L'azienda offre svariate soluzioni.

- Prodotti monocultura, ovvero soluzioni specifiche e specializzate attraverso cui Agricolus ottimizza la gestione sostenibile di oliveti, viti, piantagioni di tabacco e mais. Offre strumenti di controllo e previsione che aiutano agricoltori e tecnici ad incrementare la resa e la qualità dei prodotti. I dati elaborati provengono da fonti esterne ed interne ovvero immagini satellitari, modelli previsionali e rilievi sul campo.
- Piattaforme, offrono soluzioni integrate per aziende medio grandi che possiedono più colture. La piattaforma “*Observe*” è in grado di gestire infatti 130 colture diverse (orticole, cereali ed erbacee). Oltre a fungere da registro attività, elabora degli indici di sviluppo e stato di salute della coltura (indice di vigoria), di carenza idrica (indice di stress idrico) e identificazione di zone problematiche (es. indice di clorofilla). La piattaforma “*Plus*” invece offre una gestione agronomica completa, con servizi aggiuntivi e personalizzabili compresi nel pacchetto d'acquisto. Collega i campi alle stazioni meteo ed elabora modelli previsionali ad hoc monitorando le avversità

³⁵ Esri Partner Network è un ricco ecosistema di organizzazioni che lavorano insieme per diffondere il paradigma “The Science of Where”. I partner forniscono soluzioni, contenuti e servizi utilizzando l'Esri Geospatial Cloud. Agricolus, come partner di Tecnologia Complementare, offre soluzioni compatibili con ArcGIS (software per dati spaziali), mentre i partner Hardware forniscono soluzioni predefinite, bundling e dispositivi da utilizzare con la tecnologia Esri.

³⁶ La piattaforma FIWARE fornisce un insieme di API (Application Programming Interfaces) piuttosto semplici ma potenti che facilitano lo sviluppo di applicazioni intelligenti in più settori verticali. Le specifiche di queste API sono pubbliche e royalty-free. Inoltre, un'implementazione di riferimento open source di ciascuno dei componenti FIWARE è disponibile pubblicamente in modo che più fornitori FIWARE possano emergere più velocemente sul mercato con una proposta a basso costo.

³⁷ Libelium è un'azienda spagnola che fornisce ad Agricolus centraline meteo con sensori utilizzate per acquisire i dati in campo, fondamentali per il Sistema di Supporto alle Decisioni. I sensori Libelium si adattano perfettamente a tutte le esigenze. La partnership è ormai consolidata, i sensori targati Libelium sono stati impiegati per numerosi progetti in diverse aree e mercati.

³⁸ Agricolus è tra i partners di GODAN – Global Open Data for Agriculture and Nutrition. GODAN, nata in seguito alla “G8 International Conference on Open Data for Agriculture” voluta dal summit dei G-8 del 2012, è un'iniziativa per sfidare la povertà globale e promuovere la sicurezza alimentare attraverso l'uso degli Open Data nell'agricoltura e nella nutrizione per tutti.

climatiche e parassitari e suggerendo azioni in base ai bisogni reali delle colture e nel momento opportuno.

- L'ecosistema è una soluzione pensata per le aziende trasformatrici del settore agroalimentare, le associazioni di produttori, i consorzi e le cooperative. La piattaforma permette di visualizzare in un'unica interfaccia i dati delle aziende agricole coinvolte per diversi scopi: semplificare la gestione agronomica, tracciare tutte le attività relative alla produzione, valorizzare la qualità del prodotto finale e della filiera. *Agricolus Ecosistema* è strutturata su due livelli: una dashboard principale amministrata dall'azienda capofila (industria trasformatrice, consorzio, cooperativa) al cui interno sono collegate le sottoscrizioni delle singole imprese agricole interessate. L'azienda capofila può quindi gestire facilmente il monitoraggio agronomico dell'intero ecosistema: visualizzare attività e dati in condivisione, comunicare direttamente con le aziende agricole sottostanti e coinvolgerle in maniera attiva e responsabile.

Infine ha recentemente sviluppato un prodotto per la pubblica amministrazione, *Agricolus Survey*. È una piattaforma di amministrazione web per la gestione dei monitoraggi fitosanitari condotti dalle Regioni. È composta da un sito web per la gestione amministrativa e una app mobile per il monitoraggio in campo. Tramite l'app è possibile condurre in campo sia le ispezioni fitosanitarie e i controlli documentali dei soggetti autorizzati che le attività di controllo e monitoraggio delle specie a lotta obbligatoria. La piattaforma ha anche la funzionalità di gestione automatica di verbali, li invia ai soggetti coinvolti e li archivia on-line: i dati inseriti possono essere filtrati ed elaborati per adempiere alle necessità di rendicontazione tecnico/amministrativa.

4.3.1.2 Il caso A: il sistema di supporto per la cooperativa olivicola

Tra gli utilizzatori della piattaforma *Agricolus* è stato selezionato un primo *case study* che vede l'utilizzo dell'ecosistema *Agricolus*, con un supporto specializzato per la coltivazione di ulivi. Il DDS impiegato è *OLIWES (Olive Warning Enterprise Suite)* specializzato nella prevenzione e nel controllo delle patologie dell'olivo. A farne uso è una cooperativa umbra di produttori di olio, la quale aveva la necessità di monitorare più uliveti minacciati da agenti patogeni che alteravano stagionalmente la qualità delle olive, provocando perdite di reddito e di prodotto per gli olivicoltori. Attraverso il sistema di supporto *OLIWES*, basato su di un sistema di rilevamento dati di fonti esterne ed un algoritmo previsionale, gli agricoltori della cooperativa sono stati informati delle condizioni meteorologiche e ambientali favorevoli allo sviluppo della mosca olearia, informando loro circa il trattamento preventivo ed opportuno per evitare danni

sulle colture. Il sistema di supporto è stato indottrinato con dati di tipo quantitativo (tassi di umidità, temperature) e qualitativo (es. bollettini fitosanitari, altri dati storici) che hanno aiutato il sistema ad identificare le aree più sensibili agli attacchi, dopodiché si sono intensificati i controlli nelle zone a rischio, ed è stato prodotto dal DSS un report complessivo ove erano indicate procedure di supporto tecnico per decidere tempi e modalità di intervento.

4.3.1.3. Il caso B: il sistema di supporto per la produzione di prosecco

Il secondo *case study* riguarda un'azienda veneta produttrice di prosecco che ha scelto la soluzione GRAPEDSS per ottimizzare la gestione del vigneto disponendo il viticoltore di una mappatura dei campi di viti e di strumenti per migliorare gli interventi colturali come la potatura, concimazione, irrigazione, gestione delle fitoterapie e la raccolta. Il sistema è stato impiegato principalmente per la gestione di operazione ordinarie, ma sono state rilevate interessanti considerazioni anche circa l'utilizzo della piattaforma in una circostanza straordinaria. Nel primo caso ha guidato gli agronomi nella valutazione dell'intensità degli interventi di potatura, nell'identificazione della carenza di micro e macro nutrienti delle viti, nella pianificazione del fabbisogno irriguo del campo e nel calcolo degli indici di maturazione dell'uva, integrando i dati provenienti da più campi e fornendo all'imprenditore una panoramica dello stato della coltivazione. Quanto alla circostanza straordinaria, è stato investigato l'uso del sistema in una circostanza d'emergenza, ovvero durante l'ondata di maltempo che colpì il Veneto nel maggio 2019. Nonostante fossero state pianificate mediante la piattaforma le attività da svolgere nei campi di viti, piogge e forti grandinate stravolsero il piano del viticoltore, ma il sistema non fu un grado di risolvere la situazione di emergenza, se non quella di segnalarla. I tassi di umidità del terreno era diventati molto alti, e non adatti alla vite da prosecco. *Agricolus* non è stato capace in tempi molto brevi di proporre una soluzione da adottare, costringendo il viticoltore ad adottare pratiche tradizionali: aggiungere materiale organico al terreno come terriccio di foglie e piante verdi.

4.3.2 Metodo di raccolta dati

I dati sono raccolti in forma diretta, attraverso interviste a operatori tecnici e commerciali dell'azienda *Agricolus* e delle due imprese oggetto di studio, e in maniera indiretta attraverso l'analisi dei documenti forniti dall'impresa o interviste rilasciate su riviste e giornali pubblici. Si è tentato in tal maniera di rispettare il sistema di raccolta informazioni suggerito dallo studioso Denzin (1978) in quale riteneva fondamentale per l'ottenimento di una visione ampia e precisa del fenomeno, la combinazione di più tecniche di raccolta dati. Questo processo è

generalmente indicato come triangolazione, cioè un processo in cui diversi metodi e tecniche di ricerca sono combinate per ottenere una migliore validazione dello studio (Johansson, 2003). In particolare però molte delle informazioni utili sono ottenute attraverso le interviste dirette, attraverso cui sarà possibile comprendere come e quando il sistema intelligente viene impiegato, chi lo utilizza e quali sono i benefici o le limitazioni che frequentemente emergono in fase di identificazione delle esigenze del cliente/agricoltore e di realizzazione del progetto.

Per la piattaforma *Agricolus* sono state condotte interviste semi-strutturate (vedere allegato A e tabella 6) al CEO e co-fondatore della startup, al responsabile del reparto tecnico, nonché agronomo di formazione, al responsabile dell'area ricerca e sviluppo, all'Accademy Account Manager e al re-seller del Centro-Italia; e consultati documenti rilasciati direttamente dall'azienda. Attraverso di esse si è cercato di comprendere le finalità della piattaforma, i benefici attesi e le criticità che emergono dall'implementazione di sistemi innovativi in un settore a stampo esperienziale.

Tabella 6. Intervistati e interviste *Agricolus*

Impresa	Intervistato	Tipo di intervista	Domande
<i>Agricolus</i>	CEO e co-fondatore	Diretta	<ul style="list-style-type: none"> • Descrizione della piattaforma • Quali decisioni supporta • Efficienza ed efficacia della decisione
	Responsabile reparto tecnico-agronomo	Diretta	<ul style="list-style-type: none"> • Quanto è utile l'esperienza e la conoscenza dell'agronomo per interpretare dati e soluzioni proposti dal sistema di supporto alle decisioni. • Ci sono casi o esempio in cui l'esperienza/la conoscenza dell'agronomo o dell'utilizzatore del sistema sia stata determinante per prendere la decisione più appropriata? • I criteri di valutazione per l'applicabilità di sistema intelligente.
	Responsabile Ricerca e Sviluppo	Diretta	<ul style="list-style-type: none"> • L'architettura del DSS impiegato Il sistema decisionale è capace di apprendere dall'esperienza del decisore migliorando i suoi futuri output?
	Accademy Account Manager	Diretta	<ul style="list-style-type: none"> • Cosa frena le imprese nell'adozione di Agricolus. • Quanto è importante la formazione e perché? E quanto secondo voi incide sul grado di accettazione e soddisfazione del sistema di supporto?
	Re-seller	Diretta	<ul style="list-style-type: none"> • Quali sono i motivi per cui tendenzialmente le imprese scelgono Agricolus? • Quando Agricolus è impiegato delle cooperative accade mai che i diversi utilizzatori arrivino a conclusioni e interpretazioni differenti su un problema segnalato? Se vi è capitato di assistere a una situazione del genere come è stata gestita? • Vi sono casi in cui l'agronomo o l'agricoltore reputa la sua esperienza sufficiente alla risoluzione dei problemi? Se sì, in buona parte dei casi si convince dell'utilità di Agricolus o declina l'offerta?

Dall'intervista al CEO circa la descrizione della piattaforma e il tipo di decisioni che supporta, *Agricolus* viene definita come una “*soluzione di gestione agronomica completa attraverso cui piccole, grande e medie imprese avviano una trasformazione dell'agricoltura, superando tre più grandi ostacoli delle imprese agricole di oggi: cambiamenti climatici repentini, dipendenza dalla agricoltura pluviale e tecnologia obsoleta*”. Il sistema di supporto propone decisioni strutturate e semi-strutturate di “*breve periodo (azioni di controllo e verifica anomalie sul campo; azioni immediate di irrigazione) e lungo periodo (piani colturali)*”. Quanto all'efficacia o all'efficienza del sistema di supporto, il co-fondatore sostiene che “*i dispositivi migliorano e abilitano il monitoraggio l'efficienza agricola in termini di costi e di processo (il dss aiuta gli agricoltori a programmare le attività), quanto all'efficacia i modelli non saranno mai sufficienti per raggiungerla da soli, è necessario ottenerla integrando l'esperienza degli agricoltori*”. Dall'intervista al responsabile del supporto tecnico si estrapolano altre importanti informazioni circa gli utilizzatori della piattaforma *Agricolus* che sono principalmente “*operativi, agronomi e difficilmente gli imprenditori, che ne fanno un uso meno quotidiano, soprattutto se l'azienda è molto grande. Per questo motivo si presuppone che colui che ne fa uso, soprattutto se è un agronomo abbia già delle conoscenze specifiche e familiarizzi con alcuni indici di rilevazione o sia capace di interpretare in maniera opportuna alcuni dati*”. Tuttavia sulla questione dell'integrazione delle esperienze ritiene che, sebbene ogni osservazione inserita dall'utente venga integrata nel modello previsionale, più che di integrazione della conoscenza, si può parlare di integrazione delle “*osservazioni umane*”, e riporta l'esempio dei rilevamenti di *crop scouting*³⁹ in cui è l'agricoltore/l'agronomo ad effettuarli estraendo manualmente dal campo del fogliame da analizzare, dopodiché il sistema sottopone ad analisi il campione per ottimizzare la decisione dispensando suggerimenti circa le attività colturali. Parlare di integrazione della conoscenza è infatti rischioso quando si parla di esperienza: affinché un'esperienza sia inserita in un sistema intelligente deve essere verificata ed essere attendibile. Tuttavia ci sono dei casi in cui l'esperienza assume valore rispetto a quanto elaborato dal sistema, è infatti opportuno non affidarsi mai completamente ma procedere con un certo senso critico. L'agronoma riporta in tal senso un esempio molto pratico “*in un campo di cereali il satellite segnalava sintomi di patologia per alcune piante seminate, ma l'esperienza dell'agricoltore è tornata utile in quanto per sua esperienza era a conoscenza che in quella posizione erano state piantati semi in profondità e i valori riportati dal sistema*

³⁹ Il *crop scouting* è il processo di valutazione precisa della pressione dei parassiti e delle prestazioni delle colture per valutare il rischio economico da infestazioni e malattie da parassiti, nonché per determinare la potenziale efficacia degli interventi di controllo dei parassiti e delle malattie.

potevano essere interpretati in altro senso. Questo ha ad esempio evitato l'esplorazione su di campo di oltre 100 ettari che avrebbe richiesto tempo di verifica e anche il passaggio del trattore su un campo seminato". Circa i criteri di applicabilità del sistema, ritiene che non ne sussistono in quanto l'obiettivo è quello di diffondere le tecnologie moderne *"in tutti i campi, per tutte le raccolte, sensibilizzando ogni tipo di agricoltore"*. Il responsabile di sviluppo ha contribuito con la sua intervista a chiarire l'architettura del DSS di *Agricolus*: *"Un cloud server raccoglie tutte le informazioni di contesto provenienti dai sensori installati nei campi, queste confluiscono in DBMS (archivio big data) che insieme alle rilevazioni satellitari, rilevazioni video con droni e dati provenienti da un GeoDatabase costituiscono la data repository di Agricolus. I dati vengono inviati di frequente (alcuni ogni ora) al MBMS che elabora modelli matematici, agronomici ed elabora previsionale sui dati. Il Model Base Management System è collegato con un'interfaccia utente che elabora diagrammi e frasi semplici e comprensibili. Le elaborazioni dati sono consultabili ogni ora, assicurando il monitoraggio da remoto delle colture attraverso pc o dispositivo mobile"*. Relativamente alla domanda sull'apprendimento del sistema di supporto il tecnico rivela che al momento il sistema di supporto di *Agricolus* non è in grado di inoltrare molte delle conoscenze esterne (provenienti anche da riviste specializzate o libri, in stile IBM Watson), questa capacità richiede un impiego di risorse da investire in questa direzione. Nell'intervista alla Academy Account Manager è stato affrontato un discorso chiave che è quello della formazione per gli utilizzatori e per i decisori. I corsi di formazioni *Agricolus* servono a sensibilizzare gli agricoltori all'impiego di nuove tecnologie in agricoltura, tuttavia è sempre bene istruirli all'utilizzo di questi potenti mezzi, evitandone il completo affidamento. *"La formazione è utile per ottimizzare le pratiche agrarie integrando le competenze specialistiche con strumenti innovativi. I corsi li istruiscono per interpretare ed utilizzare al meglio le informazioni. Forniscono una panoramica sulle tecniche di precision farming, sulle nuove tecnologie per l'agricoltura (controllo delle operazioni colturali e modelli previsionali, remote sensing, metodi di campionamento) e sulle possibili ottimizzazioni della produzione agricola, attraverso lo studio teorico e l'utilizzo pratico di Agricolus."* Ai corsi partecipano molti soggetti scettici all'utilizzo, che ritengono la loro esperienza sufficiente a gestire i campi. Alcuni temono che questi strumenti li *"distacchino dalla terra"* e per questo motivo preferiscono ricorrere alle pratiche più tradizionali. Tuttavia vi sono molto imprenditori innovativi aperti alle nuove soluzioni e alla digitalizzazione dell'impresa agricola. *"Solitamente questi si riconoscono non solo per la presenza di sensori sui campi o altri strumenti, ma per la presenza di un agronomo in azienda, figura non sempre riconosciuta"*. Infine l'intervista al re-seller è stata utile per ricostruire il punto di vista degli

utilizzatori. Il suo compito è infatti quello di proporre la piattaforma e di assisterli nelle fasi iniziali di implementazione. La prima domanda a cui ha risposto riguarda il motivo per cui molti agricoltori e imprenditori scelgono *Agricolus*. *“La piattaforma è spesso impiegata per la gestione di monitorare più campi o più operatori in maniera istantanea e contemporanea attraverso un’unica interfaccia, ma l’utilizzo più comune è quello della prevenzione delle malattie e dei parassiti. Alcuni di essi solo dopo alcuni mesi dall’impiego si accorgono anche di benefici riguardanti la gestione dei tempi e delle attività, la riduzione dei costi e il minor spreco di risorse. Qualcuno comincia anche ad impiegarlo per il monitoraggio della filiera, ad esempio un pastificio industriale sta provando ad integrarlo per monitorare le aziende che conferiscono il grano”*. Il re-seller non ha mai assistito a discussioni tra membri delle cooperative, anzi *“la piattaforma Agricolus incoraggia la collaborazione tra le parti e la condivisione dei dati. Maggiori sono i dati forniti, migliori sono gli output del DSS. Se il sistema segnala un’anomalia ogni agricoltore è libero di gestirla a suo modo, il sistema non obbliga gli interventi piuttosto invita a considerazioni di gruppo circa segnalazioni, prevenzioni o anomalie segnalate”*. Può comunque capitare che l’utilizzatore, eluda i suggerimenti del sistema, soprattutto i primi mesi dall’adozione. *“Ci impiegano un po' di tempo a fidarsi, ma quanto agricoltore e sistema sono ben integrati si sviluppa una sorta di fiducia e costruttiva collaborazione tra uomo e macchina. Di certo non mancano casi in cui l’agricoltore si rifiuta e non ne comprende l’utilità, ma i casi sono sempre più rari.”*

Per l’impresa A sono state utilizzate due tipi di fonti: interviste dirette e fonti indirette quali dichiarazioni rilasciate dal presidente dell’associazione umbra degli olivicoltori durante un’intervista condotta da personale *Agricolus*. Gli altri membri dell’associazione sono stati invece intervistati telefonicamente, ponendo le domande presenti nell’appendice B e sinteticamente esposte in tabella 7. Dalle dichiarazioni stampa rilasciate dal presidente dell’associazione si può rispondere a seguenti quesiti: perché *Agricolus*; quanto si è soddisfatti e in cosa può migliorare. L’intervistato risponde che *“L’associazione di circa 2.500 agricoltori, utilizza Agricolus per il monitoraggio dei parassiti in uliveto: informa gli agricoltori circa grado di infestazione e trattamenti da eseguire. Usano Agricolus DSS appositamente per monitorare l’insetto chiamato "Bactrocera oleae" che le olive di attacco e le perdite dovute prodotti e bassa qualità dell’olio. Negli ultimi anni, questo patogeno ha determinato grosse perdite per le aziende agricole, per questo motivo gli agricoltori hanno bisogno di una soluzione per il monitoraggio e per l’intervento tempestivo. L’associazione è soddisfatta per il modello di previsione parassitaria fornito dalla piattaforma perché permette di risparmiare*

costi legati all'acquisto di prodotti impiegati per gli attacchi dei parassiti. L'utilità è evidente se si confrontano alcune imprese dell'associazione che non hanno utilizzato modelli negli ultimi anni ed hanno perso tutto il prodotto. Si suggerisce un miglioramento di *Agricolus*, per quanto riguarda la fornitura di informazioni specifiche associate a ciascun campo: ad esempio identificare la presenza di aree con vincoli particolari (SIC, ZPS, ZVN, ecc), classificarle per tipologia di irrigazione o per piani di coltivazione". Le altre interviste sono state effettuate a tre aziende appartenenti all'associazione, intervistando per due di esse sia l'imprenditore che l'agronomo, per altre rispettivamente un agricoltore o un agronomo. Gli agronomi tutti hanno dichiarato di aver utilizzato *Agricolus* per la prevenzione dagli attacchi della mosca olearia e il monitoraggio degli olivi. L'agricoltore della cooperativa 1 e 4 lo hanno impiegato soltanto per la consultazione della reportistica di sintesi in quanto hanno poca familiarità con la consultazione quotidiana di dati e indici processati dal sistema. L'agricoltore della cooperativa 2 invece ha impiegato il sistema anche per la gestione ordinaria di altre attività "monitoraggio di condizioni meteorologiche specifiche in ogni appezzamento, come temperatura, umidità, pioggia, pressione atmosferica", oltre a quelle riguardanti azioni di prevenzione dall'attacco di parassiti dichiarando inoltre di aver "evitato perdite di produzione e di aver coperto l'investimento tecnologico in un anno". Altri benefici riscontrati hanno riguardato "limitati danni alle colture e una guida ai trattamenti" (agricoltore cooperativa 1); "tempestività di intervento, contenuti danni alla drupe e poche perdite di produzione" (agronomo cooperativa 1); "pianificazione dei trattamenti" (agronomo cooperativa 3); "ridotto i costi produzione, ma valorizzando il prodotto finale" (agricoltore cooperativa 4); "trattamenti mirati" (agronomo cooperativa 4). Le condizioni in cui è stato impiegato il sistema è per tutte prevenzione e attività ordinarie di cura del campo e del olivo, ma dall'intervista all'agronomo della cooperativa 1 traspare un ulteriore elemento, questo dichiara che "*Agricolus* è prezioso per gestire diverse variabili come le condizioni meteo, gli attacchi da parassiti, prima di *Agricolus* queste variabili non erano controllate. Ad esempio non si era a conoscenza di attacchi parassitari avvenuti nei campi circostanti o di uno sciame di mosche in arrivo da est." Le criticità emerse riguardano difficoltà di accettazione soprattutto da parte di alcuni agricoltori, l'agronomo della cooperativa 1 raccontava una difficoltà iniziale nel far comprendere l'utilità all'imprenditore, che riteneva una "perdita di tempo la registrazione giornaliera delle attività"; diversamente agronomo della cooperativa 4 fa emergere il rischio del completo affidamento alla tecnologia. L'agricoltore della cooperativa 2 dichiara delle difficoltà iniziali nel comprendere i dati emessi dal sistema, criticità superata con i corsi di formazione. I miglioramenti richiesti hanno riguardato l'integrazione con altre attività dell'impresa come quella contabile, per capire quanto

effettivamente si è recuperato o risparmiato e la possibilità di fare domande al sistema chiedendo se una variazione di un trattamento potrebbe essere accettabile o meno.

Tabella 7. Intervistati e interviste caso A

Impresa	Intervistato	Tipo di intervista	Domande
Impresa A	Presidente Associazione	No (fonti esterne)	<ul style="list-style-type: none"> • Perché Agricolus? • Quanto è soddisfatto dei risultati ? E in cosa potrebbe migliorare?
	Agricoltore cooperativa 1	Diretta	<ul style="list-style-type: none"> • In che occasione le è capitato di utilizzare Agricolus? A quale esigenze ha risposto? • Quali benefici ha riscontrato e in che condizioni lo ritiene molto utile? • Quali le criticità? • Come potrebbe essere migliorato?
	Agronomo cooperativa 1	Diretta	
	Agricoltore cooperativa 2	Diretta	
	Agronomo cooperativa 3	Diretta	
	Agricoltore cooperativa 4	Indiretta	
	Agronomo cooperativa 4	Diretta	

Dell'impresa B sono stati invece intervistati l'agronomo e l'imprenditore, la quale però ha impiegato *Agricolus* in circostanze differenti dalla prima, rispondendo al bisogno di voler *“integrare dati provenienti da più campi per migliorare la gestione dell'attività agricola delle viti da prosecco. È particolarmente utile per il monitoraggio in campo dei principali parametri qualitativi, come percentuale di zuccheri, pH e acidità che determineranno la resa del prodotto finale”* (imprenditore). L'agronomo l'ho ha trovato particolarmente utile nel ricorso ai modelli previsionali *“modelli previsionali possono supportare gli interventi di concimazione: il bilancio nutrizionale, opportunamente parametrizzato per la vite, permette un calcolo del fabbisogno nutrizionale specifico del vigneto, considerando tutte le caratteristiche ambientali e di gestione come la concimazione dell'anno precedente, la produzione attesa, la modalità di gestione del suolo o l'andamento stagionale. Il modello permette di somministrare una dose di concimazione ottimale, senza sprechi”*. Alla domanda in quale circostanza lo ritiene utili, entrambi dichiarano per la gestione ordinaria e per la gestione della mutevolezza dell'ambiente e delle condizioni climatiche che sono sempre imprevedibili. Nonostante ciò l'agronomo ribadisce che lo strumento non aiuta a prevenire o a predire catastrofi come le forti piogge e le grandinate del maggio 2019. Non solo non era stata dichiaratamente comunicata con il bollettino meteo dal satellite, ma soprattutto dopo l'accadimento il sistema non è stato capace di suggerire immediate pratiche, ha soltanto presentato un'analisi dell'accaduto senza suggerire attività da svolgere per tamponare il danno. *“Il sistema può essere migliorato ed integrato all'interno di altre attività dell'impresa, maggiori dettagli sul risparmio effettivo di risorse,*

sulla resa e la qualità del prodotto, stime sulla quantità di prodotto producibile e magari anche un'integrazione con altri attori della filiera" (imprenditore).

Tabella 8. Intervistati e interviste caso B

Impresa	Intervistato	Tipo di intervista	Domande
Impresa B	Agronomo	Diretta	<ul style="list-style-type: none"> • In che occasione le è capitato di utilizzare Agricolus? A quale esigenze ha risposto? • Quali benefici ha riscontrato e in che condizioni lo ritiene molto utile? • Quali le criticità? • Come potrebbe essere migliorato?
	Imprenditore	Diretta	

4.4 Il contributo teorico

Dall'analisi delle interviste e delle potenzialità e funzionalità del sistema intelligente è evidente che l'impiego di nuove soluzioni sta comportando un cambio di paradigma: il passaggio dall'esperienza ai dati. Questo passaggio va a modificare il modo di fare agricoltura, ma anche di fare impresa (nuove pratiche, un nuovo assetto organizzativo, nuove risorse da investire). I sistemi intelligenti contribuiscono a migliorare la produttività consentendo gli agricoltori e le aziende di estrarre valore economico dai dati raccolti (Kamilaris, Kartakoullis, e Prenafeta-Boldú, 2017), ma il passaggio non è intuitivo. Fino ad ora gli agricoltori si sono serviti di tradizioni, osservazioni ed esperienze sul campo, ma con l'introduzione di strumenti intelligenti e agricoltura di precisione (Lokers et al., 2016), diventa fondamentale dotarsi di nuove competenze o quanto meno aggiornarsi per riuscire a trarre il meglio dalle opportunità che le nuove tecnologie offrono. Dunque dall'esperienza e le conoscenze individuali si passa ad un nuovo tipo di approccio basato sulla capacità di comprendere quali e quanti dati sono fondamentali per la propria attività, quali strumenti di archiviazione, quali quelli di modellazione ed analisi (Hashem et al., 2015). Si crea pertanto la necessità di grandi investimenti in infrastrutture per l'archiviazione e l'elaborazione dei dati (Nandyala e Kim, 2016; Hashem et al., 2015), ma anche investimenti in conoscenza qualora non si è dotati delle competenze giuste per implementare nuove soluzioni. Dai casi mostrati è infatti evidente che sebbene un sistema intelligente si sostituisca in alcune attività al tecnico agronomo, è sempre necessario che vi sia almeno un soggetto che sappia interpretare e leggere le elaborazioni dei DSS. Nelle realtà più piccole è molto complicato che questo avvenga, contrariamente alle aziende gestite dai grandi agricoltori che molto spesso non soffrono della mancanza di risorse umane aggiornate e nuove competenze (Sawant, Urkude e Jawale, 2016) o della disponibilità

di infrastrutture affidabili e all'avanguardia per la raccolta e analisi dei big data. Tuttavia la teoria della complessità e l'analisi dei casi studio attraverso la piattaforma *Agricolus* hanno contribuito a chiarire le circostanze di questo cambio di paradigma, che non compromette le vecchie pratiche piuttosto le integra con nuove soluzioni. Pertanto non sarà quasi mai sufficiente dotarsi di strumenti all'avanguardia se non si è adeguatamente competenti nel settore. In effetti sebbene nella gestione ordinaria delle attività o anche in quella complicata i sistemi intelligenti tornano particolarmente utili e sono molto spesso autonomi, man mano che la situazione diventa complesso o caotico è necessario ritornare all'esperienza e al saper fare dell'agricoltore in quanto il sistema da solo non sarà capace di indicare la strada più corretta da intraprendere (figura 15).

Figura 15. Un nuovo paradigma



Fonte: elaborazione dell'autore

Senza dubbio una serie di benefici saranno ottenibili dai sistemi di supporto ma altrettanti saranno ricavati dall'esperienza dell'utilizzatore.

4.4.1 I benefici dei sistemi nella gestione dei domini complicati o complessi

Nei casi studio affrontati si assiste alla gestione di impresa in domini tendenzialmente complicati o complessi, in cui le relazioni di causa ed effetto non sono lineari; per questo motivo gli strumenti di supporto aiutano a comprendere le relazioni tra variabili e ad interpretare e sintetizzare informazioni chiave estraibili dai dati raccolti. In agricoltura esiste una certa variabilità degli accadimenti a causa di diversi fattori che non possono essere gestiti in maniera standardizzata (ad esempio gli attacchi di parassiti sono spesso imprevedibili, così come le emergenze idriche o gli effetti dei disboscamenti), Thorp et al., (2008). Le analisi descrittive e prescrittive fornite dai sistemi intelligenti sono utili al decisore (tecnico/agronomo), ma non lo sostituiscono, aiutandolo oltremodo a potenziare le proprie conoscenze, a migliorare l'attività ordinaria e a prevenire situazioni al limite del caos. Per ovviare alla complessità del sistema "impresa agricola" i sistemi intelligenti sono specializzati, in effetti aumenta la loro efficacia

se il problema da risolvere ricade nel dominio di applicazione. Lo stesso livello di efficacia non è raggiunto nel caso in cui debba essere risolto un problema di diversa entità. Di sicuro dalle testimonianze raccolte si evince che durante la gestione ordinaria delle attività l'impiego dei sistemi di supporto genera valore in termini di: minore spreco di risorse (uso efficiente dell'acqua e dei concimi; riduzione dei pesticidi), prevenzione di danni e reattività di gestione, aumento della resa delle coltivazioni, diffusione delle buone pratiche agricole (es guida ai trattamenti e agli interventi mirati); monitoraggio contemporaneo di più campi; aumento della qualità del prodotto finale, gestione ottimale delle attività (es pianificazione e assegnazione dei compiti) e riduzione dei costi di assistenza specialistica/ agrotecnica.

4.4.2 I benefici dell'esperienza nella gestione caotica e nell'efficienza della scelta

Il caso dell'impresa B evidenzia le difficoltà del sistema intelligente nel gestire condizioni di emergenza ed imprevedibilità, nelle quali il sistema restituisce un'analisi descrittiva di fatti, ma non elabora in immediato la soluzione. Ciò avviene soprattutto lì dove l'evento o la combinazione di variabili non sia mai accaduta in precedenza. Torna pertanto utile l'esperienza e la conoscenza dell'operatore agronomo o dell'imprenditore che dovrà ridurre l'impatto dei danni sul valore dell'impresa. Inoltre sebbene tali strumenti siano determinanti per supportare i decisori nella scelta di pratiche e strategie più efficaci, non sempre lo sono per supportare le scelte più efficienti. L'efficienza e il fare le cose giuste è ottenibile qualora l'uso di questi strumenti è impiegato per affrontare problematiche sistemiche, ambientali e sostenibili. Ma molto dipende dagli obiettivi che il decisore si pone e dal problema che intende risolvere. L'efficienza è raggiunta inserendo nella valutazione del contesto variabili non quantitative, ma qualitative, che possono essere legate alla produzione di prodotti di qualità nel rispetto della filiera, dell'ambiente o del territorio in cui si opera. Per fare ciò non occorre l'intelligenza del sistema, ma la saggezza e la lungimiranza di una governance flessibile e sostenibile che sappia coordinare dati, tecnologie e risorse (Nandyala e Kim, 2016; Nativi et al., 2015) nel rispetto del sistema in cui si opera. L'agricoltura diventa efficiente ed intelligente quando l'impresa riesce ad affrontare le sfide della produzione agricola in termini di produttività, impatto ambientale, sicurezza alimentare e sostenibilità. Questi obiettivi dovranno essere prefissati e pre-impostati dall'imprenditore/ agricoltore, non saranno settati in automatico dai sistemi. Ecco che l'efficienza della soluzione è ottenuta nella scelta e la scelta è sempre prerogativa del decisore. In sistemi di supporto fungono da catalizzatori per migliorare i processi decisionali fornendo nuove conoscenze e nuove intuizioni ai gestori.

4.4.3 Criticità e limiti dei sistemi di supporto

Molteplici sono le criticità e i limiti evidenziati che potrebbero comprometterne l'efficienza e l'efficacia del processo decisionale supportato dai sistemi intelligenti. Le criticità sono connesse alle incapacità del sistema intelligente che molto spesso non è ben integrato tra le attività dell'impresa o con le sue specificità. I sistemi sono talvolta specializzati e molto efficaci in alcune funzioni, ma fallaci in altre. Alcuni imprenditori recriminano una distanza tra le loro pratiche e le funzionalità, chiedendo ad esempio un'integrazione con le esigenze economiche dell'impresa, come monitoraggio del rendimento, delle quantità prodotte rispetto a quelle vendute, rispetto dei costi o dei risparmi ottenuti dalla programmazione di alcune attività. Così come altri recriminano una mancanza dell'interazione con altri attori della filiera, in quanto non è solo importante come si coltiva, ma come i prodotti dell'azienda sono trasformati o che in che modo arrivano al consumatore. I limiti sono connessi all'accettazione delle nuove pratiche e soluzioni. Non tutti gli agricoltori sono consapevoli dei vantaggi dei sistemi recriminando un allontanamento dell'uomo alla terra e una mancanza di osservazioni dirette e reali sui campi. Molto però deriva dagli stili di gestione. Gli agricoltori che da sempre hanno basato la loro azienda sull'esperienza hanno una stretta conoscenza personale di ogni singola parte del campo e sono abituati a basare le proprie considerazioni su osservazioni ravvicinate e continue dei loro campi. Per questo motivo difficilmente riconoscerà le raccomandazioni di un sistema di supporto, poiché abituato ad apprendere attraverso il fare quotidiano, non attraverso prospetti sintetici su analisi aggregata di dati. Eppure non è questo che avviene. Come dimostrato da *Agricolus* il sistema si arricchisce di feedback derivanti dalle osservazioni e considerazioni degli agricoltori. Pertanto quello che manca sono attività di formazione e comunicazione dei benefici derivanti dall'adozione di nuove pratiche e tecnologie. Molto spesso è opportuno che tali attività siano svolte dalle associazioni di appartenenza, come è avvenuto nel caso A affrontato al paragrafo precedente, in cui l'associazione di categoria ha sensibilizzato all'uso del sistema intelligente. Inoltre potrebbe essere utile anche svolgere corsi di formazione in accordo con le aziende proponenti le soluzioni innovative: anche nel caso studio B, l'azienda è venuta a conoscenza di *Agricolus* durante un evento promosso dal consorzio del prosecco del Valdobbiadene dove si illustravano funzionalità e risultati ottenibili dall'impiego di *Agricolus*. Tuttavia, storicamente si è rivelato difficile stimolare gli agricoltori a utilizzare i DSS e le nuove tecnologie (McCown, 2002). Le nuove pratiche sembrano talvolta molto lontane dai loro modi di fare agricoltura e le nuove soluzioni presentate sembrano non corrispondere al modo in cui il loro lavoro viene svolto nella pratica (Jørgensen et al., 2007).

Per questo motivo le aziende come *Agricolus* dovrebbero rendere i nuovi strumenti facilmente accessibili e in termini economici (per favorirne la diffusione) e in termini di *user experiece*, elaborando piattaforme più intuitive e soluzioni più realistiche per gli utilizzatori (Jørgensen et al., 2007; Hashem et al., 2015; Karmas, Karantzos e Athanasiou, 2014).

CAPITOLO V

Considerazioni conclusive

5.1 Generare valore per l'impresa attraverso i sistemi di supporto alle decisioni

Gli studi di natura manageriale riguardanti i sistemi di supporto, da sempre hanno basato le loro considerazioni sul modello elaborato nel 1971 da Gorry e Scott Morton, i quali utilizzando le categorie di attività manageriali di Anthony (1965) e la tassonomia sui tipi di decisione di Simon (1960) per comprendere l'utilità dei sistemi intelligenti e il tipo di problema che questi avrebbero dovuto affrontare. Fino ai nostri giorni il modello resta valido, con la differenza che, a seguito di un miglioramento delle capacità delle macchine intelligenti, il numero di attività da automatizzare sono aumentate ed hanno riguardato anche l'ambito tattico-operativo; di conseguenza molte delle attività ritenute semi strutturate sono ad oggi strutturabili e dunque replicabili da una "macchina" intelligente. Mentre il *management information system* ha da tempo offerto all'impresa potenti strumenti per gestire, ordinare ed automatizzare i processi aziendali, fornendo una perfetta integrazione tra moduli funzionali, repositories di dati centralizzate, e standardizzazione di processi; l'intelligenza artificiale sta procurando ai decisori ottimi strumenti d'analisi aziendale capaci di supportare i decisori nelle decisioni strategico-organizzative, con il rischio però di stravolgere gli assetti organizzativi. Piuttosto che uno studio di dati grezzi volti alla mera descrizione degli accadimenti, le moderne soluzioni offrono osservazioni su enormi set di dati la cui elaborazione fornisce alle organizzazioni l'opportunità di ridefinire il proprio vantaggio competitivo (Mikalef et al., 2018 ; Vidgen, Shaw e Grant, 2017). In questo senso, l'analisi aziendale non si occupa solo di modelli descrittivi, ma anche di modelli in grado di fornire approfondimenti significativi e supportare decisioni in merito alle prestazioni e previsioni aziendali. Soprattutto facilitano il ruolo svolto da decisori che potranno servirsi di fogli di calcolo, grafici, tabelle, per affrontare problemi aziendali specifici, nonché aiutarli ad organizzare e condividere le conoscenze, o crearne delle nuove. Questo studio si inserisce nel dibattito sul ruolo dei sistemi intelligenti, provando da un lato a contribuire teoricamente circa le nuove tendenze e direzioni della ricerca, dall'altro, sulla base dell'analisi esplorativa, a ridefinire il ruolo dei sistemi di supporto considerando le varie circostanze di vita reale. Si è fornito infatti un altro punto di vista nell'ambito degli studi del management e dei sistemi di supporto: al di là dei livelli organizzativi in cui un sistema può essere impiegato è importante considerare a) il grado di complessità in cui l'impresa versa; b) che tipo di contributo il sistema intelligente sarà in grado di provvedere; c) quanto è necessario l'intervento del

decisore. Ciò implicherà che anche in circostanza altamente operative e di prerogativa dei sistemi intelligenti, potrebbe essere richiesto l'intervento del decisore qualora circostanze improbabili ed imprevedibili mutano il contesto ordinario o qualora il sistema non sia in grado di cogliere tutti gli aspetti della realtà. Di conseguenza a seconda della circostanza (ordinaria, complicata, complessa o caotica) i sistemi di supporto possono generare più o meno valore per l'impresa. Maggiori saranno le variabili da considerare, minore sarà la loro misurabilità e minore è il valore i sistemi di supporto intelligenti generano. Ecco la necessità di considerare l'intervento umano come determinante per la creazione di valore. Il modello elaborato in figura 13 torna quindi utile per comprendere il peso e l'importanza dell'intervento del decisore in determinate circostanze e di conseguenza rivedere le funzioni e le utilità di sistemi intelligenti (sebbene potenziati da avanzate tecniche di intelligenza artificiale). Pertanto nonostante i progressi, ancora numerosi sono i limiti di questi strumenti che in situazioni di scelte strategiche non si sostituiscono ai decisori, ma fungono da catalizzatori per il miglioramento del processo decisionale. Questi possono essere impiegati per fornire nuove informazioni, e innescare nuove intuizioni che condurranno i decisori all'elaborazione di nuove scelte. Il loro contributo è nella elaborazione di analisi descrittive accurate, analisi prescrittive e analisi predittive attendibili, che costituiscono una nuova base di dati per i decisori moderni.

5.2 Gli effetti sulle imprese

Gli effetti che i sistemi di supporto generano sulle imprese sono di diversa natura: organizzativi, gestionali ed economici. Quelli positivi riscontrati nell'impiego dei moderni sistemi intelligenti, testimoniano miglioramenti conseguibili in termini di efficienza e di efficacia delle decisioni. Le positività emerge sia durante lo studio della letteratura (capitolo secondo) che durante la discussione di risultati pratici analizzati nel quarto capitolo. Essi riguardano i sistemi di supporto impiegati in ambito tattico-operativo ove si è assistito a: miglioramenti economico-gestionali riguardanti l'incremento delle prestazioni (risparmio di costi, incremento del valore aggiunto), riduzione dei tempi di risposta (Sniezeck et al., 2002; Atkin et al., 2008), gestione ottimale di dati esterni ed interni; i miglioramenti di natura organizzativa hanno riguardato: l'ottimizzazione delle risorse fisiche, la riorganizzazione dei processi, dei compiti e delle attività e la migliore gestione delle incertezze e delle ambiguità. Altri ricercatori hanno osservato progressi in termini di efficacia lì dove il decisore ha ottenuto ad esempio un aumento del numero di alternative alle decisioni, maggiore tempo dedicato alla qualità del processo decisionale, maggiore fiducia da parte dei responsabili delle decisioni (Todd e Benbasat, 1991;

Kanungo, Sharma e Jain, 2001) e soprattutto la possibilità di dedicarsi alla risoluzione di problemi più soft che riguardano il mantenimento delle relazioni esterne ed interne all'impresa.

Tuttavia, altri studiosi hanno riferito che il DSS può anche avere conseguenze negative non intenzionali sull'organizzazione rischiando di distruggere valore piuttosto che crearlo (Poon e Wagner, 2001; Hartono, Santhanam, Holsapple, 2007). La distruzione del valore da parte del sistema intelligente avviene attraverso le incomprensioni che si generano con il decisore, senza il quale il sistema di supporto non avrebbe ragione di esistere. Da sempre si è ritenuto che i sistemi di supporto potessero limitare i singoli processi decisionali (Silver, 1998) poiché il decisore piuttosto che vagliare autonomamente altre possibilità o valutare criticamente la scelta suggerita dal sistema finisce per accettarla in maniera diretta. Inoltre, l'uso dei sistemi senza una chiara comprensione del contesto del problema può portare a una conformità tutt'altro che ideale peggiorando il processo decisionale. Per questo motivo altri studi si sono concentrati nel dimostrare il valore aggiunto e complementare che genera l'uomo insieme al sistema (Subramania e Khare, 2011; Pinto, Mettler e Taisch, 2013). L'integrazione non è però semplice e dipende da numerosi fattori tra cui il grado di accettazione della nuova "tecnologia abilitante", la discrezionalità del decisore nel valutare gli output del sistema intelligente, la capacità di integrarlo nell'ambiente interno ma anche esterno all'impresa (si pensi alla gestione della catena di fornitura attraverso DSS). In effetti non si potrà mai concludere se un sistema è o meno adatto, ma dipenderà sempre dal management e da quanto il sistema integrato operi o sia fatto operare in linea con gli obiettivi dell'azienda. Senza cambiamenti comportamentali da parte di leader senior, tuttavia, le loro organizzazioni non realizzeranno il pieno potere delle macchine intelligenti. Il progresso trasformerà positivamente le organizzazioni solo se i progressi manageriali lo consentiranno (Dewhurst e Willmott, 2014). Inoltre, potenzialmente i sistemi di supporto hanno la possibilità di migliorare il processo decisionale nelle organizzazioni, dall'altro hanno anche la possibilità di disorientare i decisori meno esperti e meno abili a comprendere l'utilità e limiti degli strumenti alla loro portata, con il rischio che questi diano un senso errato ai dati disponibili e non li utilizzino con saggezza. I sistemi di supporto vanno per questo sviluppati in stretto dialogo con gli utenti: è ingenuo credere che un sistema si adatti incondizionatamente a tutti i tipi di decisori.

5.3 Human in the loop: direzioni future di ricerca

Le tipologie di sistemi di supporto alle decisioni sono numerose, quelle attuali si caratterizzano per una facilità nel gestire fattori altamente quantificabili. Eppure data la complessità dei sistemi aziendali reali, si è compreso che una decisione si basa il più delle volte su di elementi

difficilmente integrabili algoritmicamente. Pertanto i sistemi di supporto attuali possono definirsi incompleti e capaci di fornire soltanto una formalizzazione dell'ambiente esterno espressa da modelli matematici che sfruttano la parte quantitativa delle informazioni disponibili. Questi andrebbero completati con l'integrazione delle esperienze e conoscenze umane da inserire nel circuito della macchina intelligente. I sistemi di supporto seppur potenziati da algoritmi offrono una decisione preliminare (Pinto, Mettler e Taisch, 2013) che richiede azioni e un'analisi più approfondita dello scenario in esame. Il decisore solo a seguito della combinazione di analisi delle informazioni qualitative, esperienza personale e soluzioni proposte dal modello giunge alla decisione finale. Anche nei casi in cui i dati sono altamente affidabili e ben rappresentativi dello scenario, l'esperto potrebbe essere a conoscenza di eventi recenti (o che verranno presto) che non si riflettono ancora nei dati passati e che possono modificare temporaneamente o permanentemente la situazione. La stessa affermazione può essere fatta nel caso in cui l'esperto riconosca che un fattore contingente diventa un fattore strutturale (un cambiamento permanente), quindi richiede un approccio diverso al problema generale.

Le nuove frontiere di ricerca saranno proiettate a favorire la migliore integrazione tra decisori e sistemi. Alcuni ricercatori in merito parlano di intelligenza aumentata (Barile et al., 2018a; Barile et al 2018b; Barile et al., 2019), ovvero un'intelligenza collaborativa e integrata che fornisce all'impresa un supporto saggio oltre che razionale, altri discutono del concetto di *human in the loop* (Subramania e Khare, 2011; Pinto, Mettler e Taisch, 2013), ovvero progettare sistemi di supporto human-centered. Occorrerà dunque focalizzarsi su modelli computazionali che considerino tutti gli aspetti che caratterizzano la realtà e che ad oggi sono difficilmente realizzabili e gestibili. Gli studi futuri dovranno concentrarsi su modelli integrati dove gli elementi di giudizio forniti da un esperto umano e i dati modelli elaborati possono essere utilizzati come input dal decisore umano nella formulazione di una decisione complessa. Inoltre per meglio calare la ricerca dei sistemi di supporto nelle organizzazioni dovrebbero essere adottate metodologie di ricerca orientate alla pratica come la ricerca scientifica di design, il *case study* e la ricerca d'azione che considerino sia rigore che pertinenza con la realtà (Rajaeian, Cater-Steel e Lane, 2017).

Il presente lavoro possiede una serie di limitazioni, in particolare le considerazioni ricavate dal caso studio potrebbero essere strettamente connesse al settore di esplorazione. Sarà pertanto necessario estendere la ricerca in nuovi campi e validare ulteriormente in modello elaborato.

Bibliografia

- Ackermann, F., & Eden, C. (2011). Strategic management of stakeholders: Theory and practice. *Long range planning*, 44(3), 179-196.
- Adam, F., & Pomerol, J. C. (2008). Developing practical decision support tools using dashboards of information. In *Handbook on Decision Support Systems 2* (pp. 151-173). Springer, Berlin, Heidelberg.
- Aghina W, De Smet A, & Heywood S. *The past and future of global organizations*. McKinsey Quarterly. 2014 (September). Available from: <https://www.mckinsey.com/business-functions/organization/our-insights/the-past-and-future-of-global-organizations>.
- Agrawal, A., Gans, J., & Goldfarb, A. (2018). Prediction machines: The simple economics of artificial intelligence. Harvard Business Press.
- Ahmad, S. N., & Laroche, M. (2017). Analyzing electronic word of mouth: A social commerce construct. *International Journal of Information Management*, 37(3), 202–213.
- Aloini, D., Dulmin, R., Farina, G., Mininno, V., & Pellegrini, L. (2016). Structured selection of partners in open innovation: an IF-TOPSIS based approach. *Measuring Business Excellence*, 20(1), 53-66.
- Alvarez-Melis, D., & Jaakkola, T. S. (2017). A causal framework for explaining the predictions of black-box sequence-to-sequence models. *arXiv preprint arXiv:1707.01943*.
- Ananiadou, S., Rea, B., Okazaki, N., Procter, R., & Thomas, J. (2009). Supporting systematic reviews using text mining. *Social science computer review*, 27(4), 509-523.
- Andrieu, C., & Saint Pierre, G. (2012). Comparing effects of eco-driving training and simple advices on driving behavior. *Procedia-Social and Behavioral Sciences*, 54, 211-220.
- Anthony R. N. (1965) *Planning and Control Systems: A Framework for Analysis*. Harvard University Press, Boston.
- Anthony, R.N., Dearden, J., & Bedford, N.M., 1989. *Management Control Systems*, sixth ed. Irwin, Homewood, IL, pp. 185–186.
- Anvari, S., & Turkay, M. (2017). The facility location problem from the perspective of triple bottom line accounting of sustainability. *International Journal of Production Research*, 55(21), 6266-6287.
- Aragonés-Beltrán, P., Aznar, J., Ferrís-Oñate, J., & García-Melón, M. (2008). Valuation of urban industrial land: An analytic network process approach. *European Journal of Operational Research*, 185(1), 322-339.
- Atkin, J. A., Burke, E. K., Greenwood, J. S., & Reeson, D. (2008). On-line decision support for take-off runway scheduling with uncertain taxi times at London Heathrow airport. *Journal of Scheduling*, 11(5), 323.
- Baccarani, C. (2010). Complessità e intelligenza manageriale. *Sinergie Italian Journal of Management*, 81(10), 97-111.

- Baesens, B., Mues, C., Martens, D., & Vanthienen, J. (2009). 50 years of data mining and OR: upcoming trends and challenges. *Journal of the Operational Research Society*, 60(sup1), S16-S23.
- Balagh, A. K. G., Naderkhani, F., & Makis, V. (2014). Highway accident modeling and forecasting in winter. *Transportation Research Part A: Policy and Practice*, 59, 384-396.
- Barfod, M. B. (2012). An MCDA approach for the selection of bike projects based on structuring and appraising activities. *European Journal of Operational Research*, 218(3), 810-818.
- Barfod, M.B, Salling, K.B., & Leleur, S. (2011). Composite decision support by combining cost-benefit and multi-criteria decision analysis. *Decision Support Systems*, 51, 167-175
- Barile, S. (2009). Verso la qualificazione del concetto di complessità sistemica. *Sinergie*, 79(2), 47-76.
- Barile S., Bassano C., Spohrer James C., Piciocchi P., Pietronudo M.C. & Saviano M.S. (2019). AI & Value Co-Creation: An Integrated VSA and SS Perspective. In *Artificial Intelligence & Robotics in service interactions: trends, benefits and challenges*, Zaragoza, Spain.
- Barile, S., Di Nauta, P., & Iandolo, F. (2016). *La decostruzione della complessità*.
- Barile, S., Ferretti, M., Bassano, C., Piciocchi, P., Spohrer, J., & Pietronudo, M.C. (2018a). *From Smart to Wise Systems: shifting from Artificial Intelligence (AI) to Intelligence Augmentation (IA)*. Poster presented at 1st International workshop on OpenTech AI, Helsinki, March 2018.
- Barile, S., Piciocchi, P., Bassano, C., Spohrer, J., & Pietronudo, M. C. (2018b). *Re-defining the Role of Artificial Intelligence (AI) in Wiser Service Systems*. In International Conference on Applied Human Factors and Ergonomics (pp. 159-170). Springer, Cham
- Barile, S., & Saviano, M. (2011). Qualifying the concept of systems complexity. Various Authors, *Contributions to Theoretical and Practical Advances in Management. A Viable Systems Approach (VSA)*. ASVSA, Associazione per La Ricerca sui Sistemi Vitali. International Printing, 27-60.
- Barrett M. L. & Beerel A. C. (1988) *Expert Systems in Business: Practical Approach*. Ellis Horwood, Chichester.
- Bassano, C., Piciocchi, P., & Pietronudo, M. C. (2018). Managing value co-creation in consumer service systems within smart retail settings. *Journal of Retailing and Consumer Services*, 45, 190-197.
- Beer, S. (1970). Managing modern complexity. *Futures*, 2(3), 245-257.
- Beinhocker, E. D. (2013). Reflexivity, complexity, and the nature of social science. *Journal of Economic Methodology*, 20(4), 330-342.
- Bennett, A., Bennett, D., Burstein, F., & Holsapple, C. W. (2008). The decision-making process for complex situations in a complex environment. *Handbook on Decision Support Systems*, Springer-Verlag, New York

- Beraldi, P., Violi, A., & De Simone, F. (2011). A decision support system for strategic asset allocation. *Decision support systems*, 51(3), 549-561.
- Bedessi S., (2013). L'utilizzazione di una rete neurale artificiale per la previsione delle presenze turistiche.
- Bernroider, E. W., & Schmöllerl, P. (2013). A technological, organisational, and environmental analysis of decision making methodologies and satisfaction in the context of IT induced business transformations. *European Journal of Operational Research*, 224(1), 141-153.
- Bhandari, G., Hassanein, K., & Deaves, R. (2008). Debiasing investors with decision support systems: An experimental investigation. *Decision Support Systems*, 46(1), 399-410.
- Bogataj, D., Bogataj, M., & Hudoklin, D. (2017). Mitigating risks of perishable products in the cyber-physical systems based on the extended MRP model. *International Journal of Production Economics*, 193, 51-62.
- Britt H. (2011), *Using the Cynefin framework in evaluation planning: A Case Example*, Available at www.heatherbritt.com
- Brynjolfsson, E., & McAfee, A. (2014). *The second machine age: Work, progress, and prosperity in a time of brilliant technologies*. WW Norton & Company.
- Byrne, D. (2003). Complexity theory and planning theory: a necessary encounter. *Planning Theory*, 2(3), 171-178.
- Byun, H. S., & Lee, K. H. (2005). A decision support system for the selection of a rapid prototyping process using the modified TOPSIS method. *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, 26(11-12), 1338-1347.
- Caine, V., Estefan, A., & Clandinin, D. J. (2013). A return to methodological commitment: Reflections on narrative inquiry. *Scandinavian Journal of Educational Research*, 57(6), 574-586.
- Cavdur, F., & Sebatli, A. (2019). A decision support tool for allocating temporary-disaster-response facilities. *Decision Support Systems*, 127, 113145.
- Chan, F. T., Jiang, B., & Tang, N. K. (2000). The development of intelligent decision support tools to aid the design of flexible manufacturing systems. *International journal of production economics*, 65(1), 73-84.
- Chen, C., Ahtari, G., Majkut, K., & Sheu, J. B. (2017). Balancing equity and cost in rural transportation management with multi-objective utility analysis and data envelopment analysis: A case of Quinte West. *Transportation Research Part A: Policy and Practice*, 95, 148-165.
- Charles, A., Lauras, M., Van Wassenhove, L. N., & Dupont, L. (2016). Designing an efficient humanitarian supply network. *Journal of Operations Management*, 47, 58-70.
- Churchman, C. W. (1975). *A philosophy for complexity*.
- Connell N.A. D. & Powell P. L. (1990) A comparison of potential applications of expert systems and decision support systems. *Journal of the Operational Research Society* 41(5), 431-440
- Corbetta, P. (1999). Metodologia e tecniche della ricerca sociale.
- Corbetta, P. (2003). *Social research: Theory, methods and techniques*. Sage.

- Courtney, J. F. (2001). Decision making and knowledge management in inquiring organizations: toward a new decision-making paradigm for DSS. *Decision Support Systems*, 31, 17-38
- Danziger, S., Levav, J., & Avnaim-Pesso, L. (2011). Extraneous factors in judicial decisions. *Proceedings of the National Academy of Sciences*, 108(17), 6889-6892.
- Denzin, N. (1978). *Sociological methods: A sourcebook*. New York: McGraw Hill.
- Daugherty, P. R., & Wilson, H. J. (2018). *Human+ machine: Reimagining work in the age of AI*. Harvard Business Press.
- Dejoux, C., & Léon, E. (2018). *Métamorphose des managers...: à l'ère du numérique et de l'intelligence artificielle*. Pearson.
- Denning, P. J. (1986). *Towards a science of expert systems* (Vol. 1). NASA, Ames Research Center, Moffett Field, CA.
- Dev, N. K., Shankar, R., Gunasekaran, A., & Thakur, L. S. (2016). A hybrid adaptive decision system for supply chain reconfiguration. *International Journal of Production Research*, 54(23), 7100-7114.
- Dewhurst, M., & Willmott, P. (2014). Manager and machine: The new leadership equation. *McKinsey Quarterly*, 4(3), 76-86.
- Dhaliwal, J. S., & Tung, L. L. (2000). Using group support systems for developing a knowledge-based explanation facility. *International Journal of Information Management*, 20(2), 131-149.
- Di Ciccio, C., Marrella, A., & Russo, A. (2015). Knowledge-intensive processes: characteristics, requirements and analysis of contemporary approaches. *Journal on Data Semantics*, 4(1), 29-57.
- Di Giacomo, L., & Patrizi, G. (2010). Methodological analysis of supply chains management applications. *European Journal of Operational Research*, 207(1), 249-257.
- Diaz, N., Pascual, R., Ruggeri, F., & Droguett, E. L. (2017). Modelling age replacement policy under multiple time scales and stochastic usage profiles. *International Journal of Production Economics*, 188, 22-28.
- Drucker, P. F. (1977). *An introductory view of management: instructor's manual*. Harper and Row.
- Duan, Y., Edwards, J. S., & Dwivedi, Y. K. (2019). Artificial intelligence for decision making in the era of Big Data—evolution, challenges and research agenda. *International Journal of Information Management*, 48, 63-71.
- Durkin J D (1996) Expert systems: a view of the field. *IEEE Expert* 11(2), 56-63
- Eden, C., & Ackermann, F. (1998). Strategy making: The journey of strategic management. *Sage, London Eden C, Ackermann F (2006) Where next for problem structuring methods. J Oper Res Soc*, 57, 766768.
- Eden, C., Jones, S., & Sims, D. (1983). *Messing about in problems: an informal structured approach to their identification and management*.

- Edwards, J. S., Duan, Y., & Robins, P. C. (2000). An analysis of expert systems for business decision making at different levels and in different roles. *European Journal of Information Systems*, 9(1), 36-46.
- Engelhardt, K. G., & Edwards, R. A. (1992). Humanrobot integration for service robotics. In *Human-robot interaction* (pp. 315-346). Taylor & Francis Ltd., London, UK.
- Evans, M. W., & Marciniak, J. (1987). *Software quality assurance and management*. New York, USA: John Wiley & Sons.
- Fang, C., & Marle, F. (2012). A simulation-based risk network model for decision support in project risk management. *Decision Support Systems*, 52(3), 635-644.
- Feigenbaum E.A. & Feldman J., *Computers and Thought*, McGraw-Hill, 1963
- Ferretti, V., & Montibeller, G. (2016). Key challenges and meta-choices in designing and applying multi-criteria spatial decision support systems. *Decision Support Systems*, 84, 41-52.
- Franke, V. (2011). Decision-making under uncertainty: using case studies for teaching strategy in complex environments. *Journal of Military and Strategic Studies*, 13(2).
- French S. (2013), Cynefin, Statistics and Decision Analysis, *Journal of the Operational Research Society*, Vol. 64, pp. 547-561
- Gänswein, W. (2011). *Effectiveness of information use for strategic decision making*. Wiesbaden: Gabler.
- Ghaddar, B., & Naoum-Sawaya, J. (2018). High dimensional data classification and feature selection using support vector machines. *European Journal of Operational Research*, 265(3), 993-1004.
- Gibson M.L. & Vedder R. G. (1989) Tools and techniques for use in decision support systems. *Decision Support System* 6(2), 42-50.
- Golinelli G.M. (1991), *Struttura e governo dell'impresa*, Cedam, Padova.
- Golinelli G.M. (2008), *L'approccio sistemico al governo dell'impresa. Verso la scientificazione dell'azione di governo*, Vol. II, Cedam, Padova.
- Gorry, G. A., & Morton, M. S. (1989). A framework for management information systems. *Sloan Management Review*, 30(3), 49-61.
- Gorzeń-Mitka, I., & Okręglicka, M. (2014). Improving decision making in complexity environment. *Procedia Economics and Finance*, 16, 402-409.
- Griffin, R.W., 1987, "Management" second edition. Houghton Mifflin Co., Boston
- Guarnaschelli, A., Bearzotti, L., & Montt, C. (2017). An approach to export process management in a wood product enterprise. *International Journal of Production Economics*, 190, 88-95.
- Guarnieri, P., & Luzzati, T. (2018). *Riflessioni intorno al tema della razionalità in economia* (No. 2018/237).
- Hagerty, J. (2017). Planning Guide for Data and Analytics. *Gartner Inc*, 13.

- Hahn, J., & Wang, T. (2009). Knowledge management systems and organizational knowledge processing challenges: A field experiment. *Decision Support Systems*, 47(4), 332-342.
- Hartley, R. F. (1994). Management mistakes & successes. John Wiley & Sons.
- Hartono, E., Santhanam, R., & Holsapple, C. W. (2007). Factors that contribute to management support system success: An analysis of field studies. *Decision Support Systems*, 43(1), 256-268.
- Hashem, I. A. T., Yaqoob, I., Anuar, N. B., Mokhtar, S., Gani, A., & Khan, S. U. (2015). The rise of “big data” on cloud computing: Review and open research issues. *Information systems*, 47, 98-115
- Hey, T., & Trefethen, A. (2003). The data deluge: An e-science perspective. *Grid computing: Making the global infrastructure a reality*, 809-824.
- Hinton, G., Osindero, S., Welling, M., & Teh, Y. W. (2006). Unsupervised discovery of nonlinear structure using contrastive backpropagation. *Cognitive science*, 30(4), 725-731.
- Hong, Z., & Lee, C. K. M. (2013). A decision support system for procurement risk management in the presence of spot market. *Decision Support Systems*, 55(1), 67-78.
- Horvitz, E. J., Breese, J. S., & Henrion, M. (1988). Decision theory in expert systems and artificial intelligence. *International journal of approximate reasoning*, 2(3), 247-302.
- Hsu, C. Y., Lim, S. S., & Yang, C. S. (2017). Data mining for enhanced driving effectiveness: an eco-driving behaviour analysis model for better driving decisions. *International Journal of Production Research*, 55(23), 7096-7109.
- Hu, W., Almansoori, A., Kannan, P. K., Azarm, S., & Wang, Z. (2012). Corporate dashboards for integrated business and engineering decisions in oil refineries: An agent-based approach. *Decision Support Systems*, 52(3), 729-741.
- Huber, G. (2003). The necessary future firms: attributes of survivors in a changing world, San Francisco: Sage Publication.
- Hummelbrunner, R., & Jones, H. (2013). A guide for planning and strategy development in the face of complexity. *Background Note, Overseas Development Institute, London*.
- Irani, J., Pise, N., & Phatak, M. (2016). Clustering techniques and the similarity measures used in clustering: A survey. *International Journal of Computer Applications*, 134(7), 9-14.
- Jarrahi, M. H. (2018). Artificial intelligence and the future of work: human-AI symbiosis in organizational decision making. *Business Horizons*, 61(4), 577-586.
- Johansson, P. (2003). Madfilm-a multimodal approach to handle search and organization in a movie recommendation system. In *Proceedings of the 1st Nordic Symposium on Multimodal Communication* (pp. 53-65).
- Kamilaris, A., Kartakoullis, A., & Prenafeta-Boldú, F. X. (2017). A review on the practice of big data analysis in agriculture. *Computers and Electronics in Agriculture*, 143, 23-37.
- Kanal, L. N., & Lemmer, J. F., (Eds.), *Uncertainty in Artificial Intelligence*, North-Holland, New York, 1986.
- Kangaspunta, J., Liesiö, J., & Salo, A. (2012). Cost-efficiency analysis of weapon system portfolios. *European Journal of Operational Research*, 223(1), 264-275.

- Kannan, D. (2018). Role of multiple stakeholders and the critical success factor theory for the sustainable supplier selection process. *International Journal of Production Economics*, 195, 391-418.
- Kanungo, S., Sharma, S., & Jain, P. K. (2001). Evaluation of a decision support system for credit management decisions. *Decision Support Systems*, 30(4), 419-436.
- Kao, J.-H., Chan, T.-C., Lai, F., Lin, B.-C., Sun, W.-Z., Chang, K.-W., ... Lin, J.-W. (2017). Spatial analysis and data mining techniques for identifying risk factors of Out-of- Hospital Cardiac Arrest. *International Journal of Information Management*, 37(1), 1528–1538.
- Karmas, A., Karantzalos, K., & Athanasiou, S. (2014). Online analysis of remote sensing data for agricultural applications. In *OSGeo's European Conference on Free and Open Source Software for Geospatial*.
- Kauffman S., *A casa nell'universo, le leggi del caos e della complessità*, Editori Riuniti, 2001, pag. 33.
- Kirytopoulos, K., Voulgaridou, D., Platis, A., & Leopoulos, V. (2011). An effective Markov based approach for calculating the Limit Matrix in the analytic network process. *European Journal of Operational Research*, 214(1), 85-90.
- Kitchenham, B., Brereton, O. P., Budgen, D., Turner, M., Bailey, J., & Linkman, S. (2009). Systematic literature reviews in software engineering—a systematic literature review. *Information and software technology*, 51(1), 7-15.
- Koçaş, C., & Akkan, C. (2016). A system for pricing the sales distribution from blockbusters to the long tail. *Decision Support Systems*, 89, 56-65.
- Koh, S. L., Genovese, A., Acquaye, A. A., Barratt, P., Rana, N., Kuylenstierna, J., & Gibbs, D. (2013). Decarbonising product supply chains: design and development of an integrated evidence-based decision support system—the supply chain environmental analysis tool (SCEnAT). *International Journal of Production Research*, 51(7), 2092-2109.
- Kumar, V., Holt, D., Ghobadian, A., & Garza-Reyes, J. A. (2015). Developing green supply chain management taxonomy-based decision support system. *International Journal of Production Research*, 53(21), 6372-6389.
- Kurtz, C. F., & Snowden, D. J. (2003). The new dynamics of strategy: Sense-making in a complex and complicated world. *IBM systems journal*, 42(3), 462-483.
- Larco Martinelli, J. A., Fransoo, J., Gharehgozli, A., & Wiers, V. (2019). The scheduler's balancing act of sensing and reacting: a behavioural perspective on scheduling. *International Journal of Production Research*, 1-12.
- Larson, D., & Chang, V. (2016). A review and future direction of agile, business intelligence, analytics and data science. *International Journal of Information Management*, 36(5), 700-710.
- Laudon, K. C., & Laudon, J. P. (1999). *Management information systems*. Prentice Hall PTR.
- Lechner, G., & Reimann, M. (2019). Integrated decision-making in reverse logistics: an optimisation of interacting acquisition, grading and disposition processes. *International Journal of Production Research*, 1-20.
- Lederer, A. L. (2008). Decision support systems unfrustration: The root problems of the management of changing IT. *Decision Support Systems*, 45(4), 833-844.

- Leleur, S., Petersen, N.B., & Barfod, M.B. (2007). The COSIMA Approach to Transport Decision Making – Combining Cost-benefit and Multi-criteria Analysis for Comprehensive Project Appraisal. In K-S. Kim (Ed.), *Improving Public Investment Management for Large-Scale Government Projects: Focusing on the Feasibility Studies – Lessons and Challenges* (pp. 100-122). KDI.
- Lepenioti, K., Bousdekis, A., Apostolou, D., & Mentzas, G. (2020). Prescriptive analytics: Literature review and research challenges. *International Journal of Information Management*, 50, 57-70.
- Leung, K. H., Choy, K. L., Ho, G. T. S., Lee, C. K., Lam, H. Y., & Luk, C. C. (2019). Prediction of B2C e-commerce order arrival using hybrid autoregressive-adaptive neuro-fuzzy inference system (AR-ANFIS) for managing fluctuation of throughput in e-fulfilment centres. *Expert Systems with Applications*, 134, 304-324.
- Li, L., & Ni, J. (2009). Short-term decision support system for maintenance task prioritization. *International journal of production economics*, 121(1), 195-202.
- Li, Y., Vo, A., Randhawa, M., & Fick, G. (2017). Designing utilization-based spatial healthcare accessibility decision support systems: A case of a regional health plan. *Decision Support Systems*, 99, 51-63.
- Lokers, R., Knapen, R., Janssen, S., van Randen, Y., & Jansen, J. (2016). Analysis of Big Data technologies for use in agro-environmental science. *Environmental modelling & software*, 84, 494-504.
- Ltifi, H., Kolski, C., & Ayed, M. B. (2015). Combination of cognitive and HCI modeling for the design of KDD-based DSS used in dynamic situations. *Decision Support Systems*, 78, 51-64.
- Mahroof, K. (2019). A human-centric perspective exploring the readiness towards smart warehousing: The case of a large retail distribution warehouse. *International Journal of Information Management*, 45, 176–190.
- Manning, C., Surdeanu, M., Bauer, J., Finkel, J., Bethard, S., & McClosky, D. (2014, June). The Stanford CoreNLP natural language processing toolkit. In *Proceedings of 52nd annual meeting of the association for computational linguistics: system demonstrations* (pp. 55-60).
- Manzie, C., Watson, H., & Halgamuge, S. (2007). Fuel economy improvements for urban driving: Hybrid vs. intelligent vehicles. *Transportation Research Part C: Emerging Technologies*, 15(1), 1-16.
- Mathisen, B. M., Aamodt, A., Bach, K., & Langseth, H. (2019). Learning similarity measures from data. *Progress in Artificial Intelligence*, 1-15.
- McCown, R. L. (2002). Changing systems for supporting farmers' decisions: problems, paradigms, and prospects. *Agricultural systems*, 74(1), 179-220.
- McLeod J. & Childs S. (2013), The Cynefin framework: A tool for analyzing qualitative data in information science?, *Library & Information Science Research* vol. 35, 2013, pp. 299–309.
- Miller, T. (2018b). Explanation in artificial intelligence: Insights from the social sciences. *Artificial Intelligence*

- Mikalef, P., Pappas, I. O., Krogstie, J., & Giannakos, M. (2018). Big data analytics capabilities: a systematic literature review and research agenda. *Information Systems and e-Business Management*, 16(3), 547-578.
- Moody J., Blanton J. & Will R. (1999) Capturing expertise from experts: the need to match knowledge elicitation techniques with expert system types. *Journal of Computer Information Systems* 39(2) 89-95.
- Moon, I., & Yun, W. (1997). The distribution free job control problem. *Computers & industrial engineering*, 32(1), 109-113.
- Moore.J, H., & M. G. Chang. (1980, Fall). "Design of Decision Support Systems." Data Base, Vol. 12, Nos. 1 and 2.
- Mortenson, M. J., Doherty, N. F., & Robinson, S. (2015). Operational research from Taylorism to Terabytes: A research agenda for the analytics age. *European Journal of Operational Research*, 241(3), 583-595.
- Nagori, V., & Trivedi, B. (2014). Types of Expert System: Comparative Study. *Asian Journal of Computer and Information Systems (ISSN: 2321-5658)*, 2(02).
- Nandyala, C. S., & Kim, H. K. (2016). Big and meta data management for U-agriculture mobile services. *International Journal of Software Engineering and Its Applications*, 10(2), 257-270.
- Nativi, S., Mazzetti, P., Santoro, M., Papeschi, F., Craglia, M., & Ochiai, O. (2015). Big data challenges in building the global earth observation system of systems. *Environmental Modelling & Software*, 68, 1-26.
- Neapolitan, R. E. (2004). *Learning bayesian networks* (Vol. 38). Upper Saddle River, NJ: Pearson Prentice Hall.
- Ng, W. L., Leung, S. C. H., Lam, J. K. P., & Pan, S. W. (2008). Petrol delivery tanker assignment and routing: a case study in Hong Kong. *Journal of the Operational Research Society*, 59(9), 1191-1200.
- Nie, Y. M., & Li, Q. (2013). An eco-routing model considering microscopic vehicle operating conditions. *Transportation Research Part B: Methodological*, 55, 154-170.
- Nielsen M.A. (2015). *Neural Networks and Deep Learning*. Deternination press. Disponibile al <http://neuralnetworksanddeeplearning.com/chap1.html> (ultimo accesso 23 Novembre 2019).
- Nissen, M. E., & Sengupta, K. (2006). Incorporating software agents into supply chains: Experimental investigation with a procurement task. *Mis Quarterly*, 145-166.
- Nord, H. J., & Nord, D.G. (1995). Why managers use executive support systems: selecting and using information technology for strategic advantage. *Industrial Management & Data Systems*, 95(9), 24-28
- O'Leary, D. E. (2015). User participation in a corporate prediction market. *Decision Support Systems*, 78, 28-38.
- O'Leary D and Turban E (1987) The organisational impact of expert systems. *Human Systems Management* 7(1), 11-19.

- O'Neill L.J. (2004), Faith and decision-making in the Bush presidency: The God elephant in the middle of America's livingroom, *Emergence: Complexity and Organisation*, 2004, Vol. 6, No. 1/2, pp. 149–156
- Ölmez M., Schandera M. & Lindemann U. (2013). Using Decision Classification Criteria for Knowledge Acquisition and Transfer in Multi-Perspective Decision Making Processes. *International Conference on Innovation through Knowledge Transfer (InnovationKT 2013)*, Derry-Londonderry, Northern Ireland. In: *The Journal of Innovation Impact*, pp. 17-30.
- Omidvar, M., & Bordbar, F. (2013). Advanced decision support systems for managers. *European Online Journal of Natural and Social Sciences: Proceedings*, 2(3 (s)), pp-700.
- Oz. E., Fedorowicz, J., & Stapleton, T. (1993). Improving quality, speed and confidence in decision making: Measuring expert system benefits. *Information & Management*, 24(2), 71-82
- Papakiriakopoulos, D., Pramataris, K., & Doukidis, G. (2009). A decision support system for detecting products missing from the shelf based on heuristic rules. *Decision Support Systems*, 46(3), 685-694.
- Panetta, K. (2018). Gartner top 10 strategic technology trends for 2018. Retrieved from <https://www.gartner.com/smarterwithgartner/gartner-top-10-strategic-technology-trends-for-2018/>.
- Parker, D.C., Manson, S.M., [Janssen, M.A.](#), Hoffmann, M., Deadman, P., (2003) Sistemi multi-agente per la simulazione dell'uso del suolo e del cambiamento della copertura del suolo: una revisione. *Annali dell'Association of American Geographers* 93 (2): 314–337.
- Peng, Y., Zhang, Y., Tang, Y., & Li, S. (2011). An incident information management framework based on data integration, data mining, and multi-criteria decision making. *Decision Support Systems*, 51(2), 316-327.
- Phillips-Wren, G., Mora, M., Forgyon, G. A., & Gupta, J. N. (2009). An integrative evaluation framework for intelligent decision support systems. *European Journal of Operational Research*, 195(3), 642-652.
- Pinto, R., Mettler, T., & Taisch, M. (2013). Managing supplier delivery reliability risk under limited information: Foundations for a human-in-the-loop DSS. *Decision Support Systems*, 54(2), 1076-1084.
- Poon, P., & Wagner, C. (2001). Critical success factors revisited: success and failure cases of information systems for senior executives. *Decision support systems*, 30(4), 393-418.
- Poplawska, J., Labib, A., & Reed, D. M. (2015). A hybrid multiple-criteria decision analysis framework for corporate social responsibility implementation applied to an extractive industry case study. *Journal of the Operational Research Society*, 66(9), 1491-1505.
- Rajaeian, M. M., Cater-Steel, A., & Lane, M. (2017). A systematic literature review and critical assessment of model-driven decision support for IT outsourcing. *Decision Support Systems*, 102, 42-56.
- Rekik, R., Kallel, I., Casillas, J., & Alimi, A. M. (2018). Assessing web sites quality: A systematic literature review by text and association rules mining. *International Journal of Information Management*, 38(1), 201–216.

- Ren, H., Zhou, W., Guo, Y., Huang, L., Liu, Y., Yu, Y., ... & Ma, T. (2019). A GIS-based green supply chain model for assessing the effects of carbon price uncertainty on plastic recycling. *International Journal of Production Research*, 1-19.
- Rescher N., (1998) *Complexity. A Philosophical Overview*, Transaction Publishers, New Brunswick, New Jersey.
- Rockart, J. F., & De Long, D. W. (1988). *Executive support systems: The emergence of top management computer use*. Dow Jones-Irwin.
- Rodríguez, J. T., Vitoriano, B., & Montero, J. (2010). A natural-disaster management DSS for Humanitarian Non-Governmental Organisations. *Knowledge-Based Systems*, 23(1), 17-22.
- Rotmans, J., & Van Asselt, M. (1999). Intergrated assessment modelling. In P. Martens & J. Rotmans (Eds.), *Climate change: An integrated perspective* (pp. 239-275). Dordrecht, the Netherlands: Kluwer.
- Russel, S., & Norvig, P. (2003) *Artificial intelligence: A modern approach. EUA: Prentice Hall, 178.*
- Saaty, T. L. (1996). *Multicriteria decision making: The analytic hierarchy process*. RWS Publ.
- Sawant, M., Urkude, R., & Jawale, S. (2016). Organized Data and Information for Efficacious Agriculture Using PRIDE™ Model. *International Food and Agribusiness Management Review*, 19(1030-2016-83147), 115-130.
- Schaffernicht, M., & Groesser, S. N. (2011). A comprehensive method for comparing mental models of dynamic systems. *European Journal of Operational Research*, 210(1), 57-67.
- Schumann, M., Gongla, I., Lee, K. S., & Sakamoto. J. G. (1989). Business strategy advisor: An expert systems implementation. *Journal of Information Systems Management*, 6(2), 16-24.
- Senn, J. (1990), *Information Systems in Management*, 4th ed., Wadsworth, Belmont, CA.
- Sexton, R. S., Dorsey, R. E., & Sikander, N. A. (2004). Simultaneous optimization of neural network function and architecture algorithm. *Decision Support Systems*, 36(3), 283-296.
- Shang, J., Tadikamalla, P. R., Kirsch, L. J., & Brown, L. (2008). A decision support system for managing inventory at GlaxoSmithKline. *Decision Support Systems*, 46(1), 1-13.
- Shepherd R., Barker G., French S., Hart A., Maule J., Cassidy A.(2006), *ManagingFoodChain Risks: Integrating Technical and Stakeholder Perspectives on Uncertainty*, *Journal of Agricultural Economics*, Vol. 57, No.2, pp. 313–327.
- Silver, M. S. (1988). User perceptions of decision support system restrictiveness: An experiment. *Journal of Management Information Systems*, 5(1), 51-65.
- Simon, H. A. (1978). Rationality as process and as product of thought. *The American economic review*, 68(2), 1-16.
- Simon, H. A. (1979). Rational decision making in business organizations. *The American economic review*, 69(4), 493-513
- Simon, H. A. (1986). Rationality in psychology and economics. *Journal of Business*, S209-S224.

- Simon H.A. (1987), Making Management Decision: the Role of Intuition and Emotion, *The Academy of Management Executive*.
- Sniezek, J. A., Wilkins, D. C., Wadlington, P. L., & Baumann, M. R. (2002). Training for crisis decision-making: Psychological issues and computer-based solutions. *Journal of Management Information Systems*, 18(4), 147-168.
- Snowden, D. (2000). Cynefin, a sense of time and place: an ecological approach to sense making and learning in formal and informal communities. Conference proceedings of *KMAC at the University of Aston*, July 2000. Available at <http://www.governica.com/Cynefin#ref-6>
- Snowden, D. (2002). The new simplicity: context, narrative and content. *Journal of Knowledge Management*, 5(10), 11-15.
- Snowden, D. (2005). Strategy in the context of uncertainty. *Handbook of Business Strategy*, 6(1), 47-54.
- Snowden D. (2010), *The origins of Cynefin*, Part 1-7 Available at <http://cognitive-edge.com/blog/entry/3505/part--one--origins--of--cynefin>
- Snowden, D. J., & Boone, M. E. (2007). A leader's framework for decision making. *Harvard business review*, 85(11), 68.
- Soltanpoor, R., & Sellis, T. (2016, September). Prescriptive analytics for big data. In *Australasian Database Conference* (pp. 245-256). Springer, Cham.
- Sprague, R. H., Jr., & E. D. Carlson. (1982). Building Effective Decision Support Systems. Englewood Cliffs, NJ: Prentice Hall
- Sterman, J. D. (1994). Learning in and about complex systems. *System Dynamics Review*, 10(2-3), 291-330.
- Subramania, H. S., & Khare, V. R. (2011). Pattern classification driven enhancements for human-in-the-loop decision support systems. *Decision Support Systems*, 50(2), 460-468.
- Suzuki, Y. (2009). A decision support system of dynamic vehicle refueling. *Decision Support Systems*, 46(2), 522-531.
- Tadeusiewicz, R., Ogiela, L., & Ogiela, M. R. (2008). The automatic understanding approach to systems analysis and design. *International Journal of Information Management*, 28(1), 38-48.
- Tao, L., Wu, D. D., Liu, S., & Dolgui, A. (2018). Optimal due date quoting for a risk-averse decision-maker under CVaR. *International Journal of Production Research*, 56(5), 1934-1959.
- Thorp, K. R., DeJonge, K. C., Kaleita, A. L., Batchelor, W. D., & Paz, J. O. (2008). Methodology for the use of DSSAT models for precision agriculture decision support. *computers and electronics in agriculture*, 64(2), 276-285.
- Todd, P., & Benbasat, I. (1991). An experimental investigation of the impact of computer based decision aids on decision making strategies. *Information Systems Research*, 2(2), 87-115.
- Tremblay, M. C., Hevner, A. R., & Berndt, D. J. (2012). Design of an information volatility measure for health care decision making. *Decision Support Systems*, 52(2), 331-341.

- Turban, E., Aronson, J., & Liang, T., (2007). Decision support and business intelligence systems, 7th Edition Prentice Hall of India. *New Dehli*.
- Turban, E., & Frenzel, L. E. (1992). *Expert systems and applied artificial intelligence*. Prentice Hall Professional Technical Reference.
- Vahidov, R., & He, X. (2009). Situated DSS for personal finance management: Design and evaluation. *Information & Management*, 46(8), 453-462.
- Van Eck, N. J., & Waltman, L. (2010). VOSviewer manual. *Leiden: Univeristeit Leiden*, 1(1).
- Van Eck, N.J., & Waltman, L. (2011). Text mining and visualization using VOSviewer. *ISSI Newsletter*, 7(3), 50–54.
- Von Bertalanffy, L. (1968). *General system theory*. New York, 41973(1968), 40.
- Vinodh, S., Sundararaj, G., Devadasan, S. R., Maharaja, R., Rajanayagam, D., & Goyal, S. K. (2008). DESSAC: a decision support system for quantifying and analysing agility. *International Journal of Production Research*, 46(23), 6759-6780.
- Wang, E., Tang, J., & He, Y. (2012). Intelligent group decision support systems based on multi-agent system. In Proceedings of Information Science and Service Science and Data Mining (ISSDM), 2012 6th *International Conference on New Trends in Information Science, Service Science and Data Mining* (pp. 129-132). Taipei, Taiwan: Institute of Electrical and Electronics Engineers (IEEE)
- Wang, C.S., & Yang, H.-L. (2012). A recommender mechanism based on case-based reasoning. *Expert Systems With Applications*, 39, 4335-4343.
- Watson, H.,G. Houdeshel, & R. K. Rainer, Jr. (eds.) (1997). *Building Executive Information Systems and Other Decision Support Applications*. New York: John Wiley.
- Weiss, G. (Ed.). (1999). *Multiagent systems: a modern approach to distributed artificial intelligence*. MIT press.
- West MA (2017). The future of teams. In: Salas E, Rico R, Passmore J, editors. *The Wiley Blackwell Handbook of the Psychology of Team Working and Collaborative Processes*. West Sussex: Wiley; pp. 589-596
- Wiederhold, G. (1992). The roles of artificial intelligence in information systems. *Journal of Intelligent Information Systems*, 1(1), 35-55.
- Wiederhold, G. (1992). The roles of artificial intelligence in information systems. *Journal of Intelligent Information Systems*, 1(1), 35-55.
- Whitten, L., L. D. Bentley and K. C. Dittman. (2001). *Systems Analysis and Design Methods*. 5th ed., Columbus, OH: McGraw-Hill.
- Xiang, Y. P., & Poh, K. L. (2002). Knowledge-based time-critical dynamic decision modelling. *Journal of the operational research society*, 53(1), 79-87.
- Xu, D., & Wang, H. (2006). Intelligent agent supported personalization for virtual learning environments. *Decision Support Systems*, 42(2), 825-843.

Yin, R.K. (2003). *Case Study Research: Design and Methods*. Sage. Thousand Oaks, California.

Zhang, X. (2013). The evolution of management information systems: A literature review. *Transactions of the SDPS: Journal of Integrated Design and Process Science*, 17, 59-88.

Złotowski, J., Yogeeswaran, K., & Bartneck, C. (2017). Can we control it? Autonomous robots threaten human identity, uniqueness, safety, and resources. *International Journal of Human-Computer Studies*, 100, 48-54

Il ruolo dell'Intelligenza artificiale a supporto delle decisioni nei sistemi d'impresa. Un'analisi empirica attraverso la piattaforma Agricolus.

Ph.D student Maria Cristina Pietronudo

Abstract. *Prendere decisioni aziendali non dipende più solo dalla abilità di guidare l'impresa in un contesto in perenne mutazione, ma anche dalla capacità di gestire e integrare un'enorme quantità di dati e informazioni. Ciò rende il processo decisionale decisamente più complesso, richiedendo ai decisori maggiori sforzi e molto più tempo di elaborazione per comprendere quali sono e quanti sono i dati da considerare affinché si giunga alla scelta ottimale per l'impresa. In questo scenario, l'intelligenza artificiale e i sistemi intelligenti svolgono un ruolo importante, in quanto capaci di migliorare i processi produttivi e informativi delle imprese e di supportare i manager nella scelta di azioni da intraprendere o delle opportunità da valutare.*

Sebbene già in passato si è ampiamente discusso dei sistemi esperti nei processi decisionali (Gorry e Morton, 1989; Edwards, Duan e Robins, 2000; Laudon e Laudon, 2006; Duan, Edwards e Dwivendi, 2019), con lo sviluppo di nuove soluzioni è opportuno chiarire nuovamente il ruolo rivestito dai sistemi di supporto e in che modo questi si integrano con dipendenti e manager di un'organizzazione.

La letteratura fino ad ora ha cercato di capire a che livelli dell'organizzazione i sistemi esperti possono essere applicati e che tipo di decisione e decisore supportano, giungendo alle seguenti conclusioni: i) nei casi in cui il sistema esperto si sostituisce al decisore, il decisore è il più delle volte un utente non esperto; ii) il sistema interviene per migliorare l'efficacia del processo ma non persegua l'efficienza, la quale si realizzava solo attraverso l'intervento decisionale dell'utente (Schumann et al., 1989; Oz, Fedorowicz e Stapleton, 1993). A distanza di un ventennio quali sono i dilemmi ancora aperti? I sistemi intelligenti sono riusciti a sostituire utenti esperti nel processo decisionale? Sono diventati più efficaci?

L'obiettivo della tesi è comprendere in che modo l'intelligenza artificiale supporta le decisioni d'impresa, al fine di proporre un nuovo modello interpretativo che vada a

- 1) chiarire i limiti e le potenzialità dei più moderni sistemi intelligenti*
- 2) definire il ruolo dei manager e i vantaggi che questi traggono dall'utilizzo di tali sistemi*
- 3) esplorare quali sono le implicazioni in termini di efficacia e di efficienza per l'intera impresa.*

INTERVISTA (semistrutturata) AD AGRICOLUS

- Descrizione della piattaforma (es. scopi e funzioni; a chi si rivolge) e dettagli sulle specificità del settore di applicazione (es. perché l'agricoltura).
- L'architettura del DSS impiegato (es. che tipi di dati elabora; che tipo di interfaccia utente).
- Quali decisioni supporta (esempi).
- I criteri di valutazione per l'applicabilità di sistema intelligente.

- Le difficoltà in cui il personale tecnico e commerciale incorre nella fase di identificazione delle esigenze del cliente/agricoltore e di realizzazione del progetto.
- Cosa frena le imprese nell'adozione di Agricolus.
- Quali sono i motivi per cui tendenzialmente le imprese scelgono Agricolus?
- Quanto è utile l'esperienza e la conoscenza dell'agronomo per interpretare dati e soluzioni proposti dal sistema di supporto alle decisioni.
- Ci sono casi o esempio in cui l'esperienza/la conoscenza dell'agronomo o dell'utilizzatore del sistema sia stata determinante per prendere la decisione più appropriata?
- Efficienza o efficacia della decisione.
- Il sistema decisionale è capace di apprendere dall'esperienza del decisore migliorando i suoi futuri output?
- Vi sono casi in cui l'agronomo o l'agricoltore reputa la sua esperienza sufficiente alla risoluzione dei problemi? Se sì, in buona parte dei casi si convince dell'utilità di Agricolus o declina l'offerta?
- Quando Agricolus è impiegato dalle cooperative accade mai che i diversi utilizzatori arrivino a conclusioni e interpretazioni differenti su un problema segnalato? Se vi è capitato di assistere a una situazione del genere come è stata gestita?
- Quanto è importante la formazione e perché? E quanto secondo voi incide sul grado di accettazione e soddisfazione del sistema di supporto?

Il ruolo dell'Intelligenza artificiale a supporto delle decisioni nei sistemi d'impresa. Un'analisi empirica attraverso la piattaforma Agricolus.

Ph.D student Maria Cristina Pietronudo

Abstract. *Prendere decisioni aziendali non dipende più solo dalla abilità di guidare l'impresa in un contesto in perenne mutazione, ma anche dalla capacità di gestire e integrare un'enorme quantità di dati e informazioni. Ciò rende il processo decisionale decisamente più complesso, richiedendo ai decisori maggiori sforzi e molto più tempo di elaborazione per comprendere quali sono e quanti sono i dati da considerare affinché si giunga alla scelta ottimale per l'impresa. In questo scenario, l'intelligenza artificiale e i sistemi intelligenti svolgono un ruolo importante, in quanto capaci di migliorare i processi produttivi e informativi delle imprese e di supportare i manager nella scelta di azioni da intraprendere o delle opportunità da valutare.*

Sebbene già in passato si è ampiamente discusso dei sistemi esperti nei processi decisionali (Gorry e Morton, 1989; Edwards, Duan e Robins, 2000; Laudon e Laudon, 2006; Duan, Edwards e Dwivendi, 2019), con lo sviluppo di nuove soluzioni è opportuno chiarire nuovamente il ruolo rivestito dai sistemi di supporto e in che modo questi si integrano con dipendenti e manager di un'organizzazione.

La letteratura fino ad ora ha cercato di capire a che livelli dell'organizzazione i sistemi esperti possono essere applicati e che tipo di decisione e decisore supportano, giungendo alle seguenti conclusioni: i) nei casi in cui il sistema esperto si sostituisce al decisore, il decisore è il più delle volte un utente non esperto; ii) il sistema interviene per migliorare l'efficacia del processo ma non perseguiva l'efficienza, la quale si realizzava solo attraverso l'intervento decisionale dell'utente (Schumann et al., 1989; Oz, Fedorowicz e Stapleton, 1993). A distanza di un ventennio quali sono i dilemmi ancora aperti? I sistemi intelligenti sono riusciti a sostituire utenti esperti nel processo decisionale? Sono diventati più efficaci?

L'obiettivo della tesi è comprendere in che modo l'intelligenza artificiale supporta le decisioni d'impresa, al fine di proporre un nuovo modello interpretativo che vada a

- 1) chiarire i limiti e le potenzialità dei più moderni sistemi intelligenti*
- 2) definire il ruolo dei manager e i vantaggi che questi traggono dall'utilizzo di tali sistemi*
- 3) esplorare quali sono le implicazioni in termini di efficacia e di efficienza per l'intera impresa.*

INTERVISTA (semistruutturata) AGLI UTILIZZATORI

- In che occasione le è capitato di utilizzare Agricolus? A quale esigenze ha risposto?
- Quali benefici ha riscontrato e in che condizioni lo ritiene molto utile?
- Quali le criticità?
- Come potrebbe essere migliorato?

INTERVISTA INDIRETTA AL FRUITORE

- Perché Agricolus?
- Quanto è soddisfatto dei risultati?
- In cosa potrebbe migliorare?

