EDILIZIA

ALESSANDRO CARBONARI, ALESSANDRA CORNELI,
ALBERTO GIRETTI, BERARDO NATICCHIA

RETI BAYESIANE PER I DIGITAL TWIN NELLE COSTRUZIONI

FRANCOANGELI

I lettori che desiderano informarsi sui libri e le riviste da noi pubblicati
possono consultare il nostro sito Internet: *www.francoangeli.it* e iscriversi nella home page
al servizio "Informatemi" per ricevere via e.mail le segnalazioni delle novità.

ALESSANDRO CARBONARI, ALESSANDRA CORNELI,
ALBERTO GIRETTI, BERARDO NATICCHIA

RETI BAYESIANE PER I DIGITAL TWIN NELLE COSTRUZIONI

FRANCOANGELI

Il volume è stato pubblicato con il contributo del Dipartimento di Ingegneria Civile, Edile e Architettura dell'Università Politecnica delle Marche.

In copertina: Leonardo Corneli, *Connessione sconosciuta*.
Olio su tela, 2019.

Isbn e-book: 9788835168386

Copyright © 2024 by FrancoAngeli s.r.l., Milano, Italy.

*L'opera, comprese tutte le sue parti, è tutelata dalla legge sul diritto d'autore. L'Utente nel momento in cui effettua il download dell'opera accetta tutte le condizioni della licenza d'uso dell'opera previste e comunicate sul sito **www.francoangeli.it**.*

Indice

Prefazione pag. 9

1. Il digital twin per l'ambiente costruito » 13
1.1 Origine del concetto di digital twin » 14
1.2 I digital twin nella complessità dell'ambiente costruito » 17
1.2.1 L'ambiente costruito come sistema complesso » 17
1.2.2 Un limite epistemico » 19
1.2.3 Adattività » 20
1.2.4 Strategie di adattamento e morte del DT » 22
1.2.5 Il problema del monitoraggio » 22
1.2.6 Il problema della modellazione » 24
1.2.7 La metafora cognitiva » 24
1.2.8 Astrazione e riduzioni di modelli » 26
1.2.9 La modellazione analitica » 27
1.2.10 Incertezza e modellazione probabilistica » 27
1.3 Il digital twin intelligente » 28
1.3.1 Il paradosso dei Big Data » 28
1.3.2 I "Knowledge Based Systems" » 29
1.3.3 Knowledege Management » 30
1.3.4 Pensiero strategico » 31
1.3.5 Teoria delle decisioni » 33
1.3.6 Strategie e piani di azione » 34
1.3.7 Abilità conversazionali » 36
1.4 Livelli di elaborazione » 36
1.5 Conclusioni » 39

2. Integrazione di Reti Bayesiane nell'architettura di un digital twin » 40
2.1 Un'architettura di riferimento per il digital twin dell'ambiente costruito » 40

2.2 Implementazione dell'architettura per lo sviluppo del DT pag. 44
2.2.1 I livelli dell'architettura del DT » 44
2.2.2 Verso una toolchain del DT » 50
2.3 Il ruolo delle Reti Bayesiane » 52

3. Le Reti Bayesiane » 57
3.1 La funzione di verosimiglianza e le probabilità condizionate » 57
3.1.1 Premessa » 57
3.1.2 La funzione di verosimiglianza » 58
3.1.3 Le probabilità condizionate e la formula di inversione del teorema di Bayes » 60
3.1.4 Inferenza bayesiana nel caso di distribuzioni discrete » 63
3.2 L'inferenza nelle reti singolarmente connesse » 67
3.2.1 Concetti preliminari » 67
3.2.2 L'inferenza nelle strutture a catena » 71
3.2.3 L'inferenza nelle strutture ad albero » 75
3.2.4 L'inferenza nelle strutture ad albero multiplo » 76
3.3 L'inferenza nelle reti multiconnesse » 78
3.4 L'inferenza approssimata nelle Reti Bayesiane » 82
3.5 Apprendimento delle probabilità condizionate » 83
3.5.1 Tipologie di apprendimento » 83
3.5.2 Distribuzioni multivariate » 84
3.5.3 Apprendimento delle probabilità condizionate » 86

4. La conduzione energetica di edifici infrastrutturali » 91
4.1 Il digital twin intelligente per la gestione delle stazioni metropolitane » 91
4.2 La gestione delle stazioni delle metropolitane » 93
4.2.1 Descrizione del caso di studio » 93
4.2.2 Politiche di gestione energetica della stazione della metropolitana » 106
4.3 Architettura e sviluppo del ragionatore bayesiano » 107
4.3.1 Architettura del sistema di monitoraggio e controllo » 107
4.3.2 Il sistema di acquisizione dei dati in tempo reale » 109
4.3.3 Sviluppo della struttura del predittore » 118
4.3.4 Sviluppo del predittore bayesiano » 120
4.4 Implementazione » 134

4.4.1 Istanziazione del predittore pag. 134
4.4.2 Analisi dei risultati e delle prestazioni » 136

5. Gestione real-time della sicurezza nei cantieri di costruzione » 142
5.1 Approccio programmatico ed approccio proattivo alla gestione della sicurezza » 142
5.2 Il digital twin per la gestione della sicurezza in contesti costruttivi complessi » 144
5.3 La piattaforma tecnologica di supporto decisionale » 145
5.3.1 La piattaforma di gestione della sicurezza » 145
5.3.2 Il dimostrativo e l'analisi dei processi produttivi » 147
5.3.3 L'ambiente virtuale di monitoraggio e simulazione » 152
5.3.4 Il sistema di tracciamento » 157
5.3.5 Il predittore bayesiano » 159
5.4 Implementazione del sistema » 166
5.4.1 Implementazione del sistema di monitoraggio » 166
5.4.2 Integrazione del predittore bayesiano nell'ambiente virtuale di simulazione » 170
5.5 Prove eseguite sul prototipo » 172
5.5.1 L'ambiente di prova » 172
5.5.2 Analisi dei risultati delle simulazioni ed analisi delle prestazioni » 173

6. Protezione contro le cadute dall'alto » 177
6.1 Il digital twin integrato nel PSC digitale » 177
6.1.1 Protezione contro le cadute durante i lavori su torri a traliccio » 177
6.1.2 Il Piano di Sicurezza e Coordinamento digitale » 179
6.2 La logica di monitoraggio ed il sistema di acquisizione dei dati » 180
6.2.1 La struttura qualitativa della rete » 180
6.2.2 I sensori per il monitoraggio in tempo reale » 183
6.3 Il ragionatore bayesiano » 185
6.3.1 Elicitazione delle probabilità condizionate » 185
6.3.2 Risultati degli esperimenti condotti sulla Rete Bayesiana » 187
6.4 Realizzazione dell'approccio proattivo alla sicurezza » 189

Appendice A » 193

Bibliografia » 199

Prefazione

Tutti gli ambiti della scienza sono oggi permeati dal paradigma della complessità. Lo studio dei sistemi complessi si pone come una vera e propria rivoluzione scientifica, che prende le mosse dall'evidenza empirica sperimentale che la comprensione o spiegazione di molti sistemi reali non possa essere ricondotta a evidenti e deterministici rapporti causa-effetto.

Ciò è ad esempio molto evidente in tutti i sistemi caratterizzati dalla reciproca interazione non lineare di molte componenti, ognuna delle quali ha comportamenti che pur se autonomi influenzano però quello delle altre componenti. In queste situazioni i sistemi manifestano spesso instabilità o equilibri dinamici che non possono essere desunti dalla semplice sovrapposizione delle leggi che governano le singole componenti. Ciò non solo per la rilevante complessità matematica del problema quanto per l'estrema variabilità dei risultati che si otterrebbero a fronte di piccolissime variazioni o mancata definizione dei dai di input che coinvolgono non solo lo stato corrente ma l'intera storia del sistema. In altri termini si potrebbe affermare che per tali sistemi, detti appunto complessi, un approccio analitico classico non riuscirebbe a spiegarne in modo significativo il comportamento e tantomeno ad anticiparne quello futuro senza trattare una quantità e precisione di dati tale da rendere il modello matematico non operabile.

Tuttavia i sistemi complessi non sono necessariamente caotici e il più delle volte manifestano quelle che sono chiamate proprietà emergenti, comportamenti globali riconoscibili e sufficientemente stabili, difficilmente prevedibili partendo dalle leggi che governano le singole componenti ma che scaturiscono da combinazioni di pattern di condizioni e interazioni il più delle volte anch'esse riconoscibili a livello macroscopico.

Per quanto detto è evidente che la possibilità di individuare e modellare tali regolarità deve essere la base di partenza di ogni strumento di supporto alla previsione e alle decisioni nell'ambito dei sistemi complessi e che ciò

richiede sia la rimozione di ogni assunzione deterministica dei fenomeni macroscopici sia l'accettazione di prevedibilità solo a breve termine.

Se pensiamo a come la computer science possa aiutarci a perseguire questi obiettivi si può facilmente immaginare che sarebbe di grande utilità un modello in grado di replicare in tempo reale ciò che sta accadendo nella realtà e di trattare la correlazione tra configurazioni e comportamenti noti del sistema in osservazione supportando di conseguenza l'interpretazione di ciò che sta avvenendo e la previsione di ciò che presumibilmente potrà essere l'evoluzione futura.

È così che nasce il concetto di digital twin, formulato per la prima volta nel 2001 da Michael Grieves. Il digital twin è un modello del sistema reale, allineato ad esso con dati acquisiti anche in tempo reale, che consente di percepire il suo effettivo stato evidenziandone anche aspetti difficilmente misurabili nel sistema reale. Il digital twin di un sistema complesso consente di percepire come questo si stia muovendo e soprattutto di percepire un'imminente evoluzione attraverso il riconoscimento di un comportamento emergente, addirittura anche anticipandone gli effetti attraverso la simulazione in avanti su orizzonti temporali compatibili con l'instabilità del sistema e quindi in genere brevi.

Il crescente interesse raccolto dallo sviluppo di digital twin dell'ambiente costruito, testimonia quanto forte sia percepita la necessità di trovare strumenti innovativi per la gestione di un sistema la cui complessità richiede approcci e supporti decisionali diversi da quelli tradizionali.

La strada che oggi comincia a delinearsi per realizzare quella che potrebbe essere vista come un'intelligenza propria del sistema costruito in grado ad esempio di per garantirne la resilienza di fronte ad eventi critici è quella di implementare un digital twin in grado di riconoscere in tempo reale anomalie, supportare nell'immediato la risposta per ridurne l'impatto e recuperare le funzionalità essenziali, imparare dal passato e adattarsi alle nuove situazioni.

Nell'intento di contribuire a questo obiettivo il testo sviluppa nei primi due capitoli un approfondimento del paradigma del digital twin, documentando così il dibattito della comunità scientifica su questo importante tema. In questi capitoli verrà posta molta enfasi sulle motivazioni per cui il digital twin non può essere pensato solo come uno strumento tradizionale di simulazione, né come una mera virtualizzazione di sistemi fisici, pur comprendendola, evidenziandone la valenza interpretativa e decisionale. Proprio questa valenza implica però la principale difficoltà tecnica che deve essere superata nello sviluppo di digital twin e che consiste nella necessità di ridurre il numero di dati necessario ad allineare la replica digitale al reale prendendo in considerazione solo quelli determinanti per consentire

attraverso la modellazione di mimare in tempo reale il comportamento rilevante del sistema.

Come anticipato, è difficile perseguire questo obiettivo con approcci modellistici tradizionali ed è in questa chiave che gli autori vogliono contribuire proponendo un paradigma utile nella modellazione dei sistemi complessi. Attraverso una serie di esemplificazioni viene definito il ruolo fondamentale che può essere svolto dalla modellazione di processi complessi attraverso Reti Bayesiane. Come è ad esempio mostrato nel capitolo 4, relativamente ad una grande infrastruttura urbana, le Reti Bayesiane hanno la capacità di sintetizzare grandi moli di dati provenienti da sorgenti differenti, fino a modellare informazione strutturata di comportamenti emergenti utile nella gestione della sicurezza degli utenti.

Le inferenze che le Reti Bayesiane consentono di supportare possono coinvolgere vari sistemi interconnessi, come quello di trasporto di una stazione metropolitana e quello della ventilazione e l'interscambio con l'esterno ai fini dell'ottimizzazione delle prestazioni ambientali ed energetiche.

L'importanza e la fattibilità tecnica del trattamento in tempo reale di uno streaming continuo dei dati è invece evidenziata nell'applicazione presentata nel capitolo 5, in cui viene proposto un sistema proattivo per la gestione della sicurezza nei cantieri che, integrato con tecniche di interfaccia uomo-macchina molto efficaci, permette di estendere le capacità umane di individuazione delle situazioni di pericolo e di allertare gli operatori allorquando la probabilità subisca incrementi sensibili. Fondamentale è in questo caso la capacità di aggiornamento immediato delle inferenze che prendono in considerazione assunzioni di pertinenza e rilevanza dei dati e dei fenomeni rappresentando in modo molto efficiente conoscenza esperta. Proprio quest'ultimo aspetto è un vantaggio importantissimo della modellazione con Reti Bayesiane rispetto a quella oggi più consueta delle reti neurali. Queste ultime sono infatti difficilmente impiegabili nella rappresentazione di conoscenza esperta perché richiedono grandi quantità di dati pregressi per l'allenamento. Purtroppo in molti casi, come ad esempio nella modellazione di eventi rari o molto specifici o ancora di difficile replicazione, ciò non è perseguibile rendendo difficoltoso il training delle reti neurali.

Il capitolo 6, ancora incentrato su un'applicazione per la sicurezza nei cantieri, mette in evidenza come le Reti Bayesiane siano in grado di individuare le cause più probabili di eventuali procedure irregolari, sia per la gestione di reali situazioni operative che per la formazione degli operatori. Inoltre, si mostrerà come le reti possono ovviare ad eventuali carenze di dati.

Oltre alle Reti Bayesiane, i capitoli esemplificativi riportano i dettagli della dotazione tecnologica necessaria per l'acquisizione ed il trattamento

dei dati, essendo questa un'altra funzione fondamentale per l'allineamento del digital twin al sistema fisico.

In definitiva, questo libro si propone come un tassello per la dimostrazione delle enormi potenzialità delle Reti Bayesiane nella modellazione dei sistemi complessi. Il potenziale di innovazione in questa area di ricerca è sterminato, per cui gli autori auspicano che questo libro possa contribuire al ricco e durevole dibattito scientifico che presumibilmente accompagnerà gli sviluppi tecnici e scientifici nel settore dei digital twin per l'ambiente costruito nei prossimi anni.

1. Il digital twin per l'ambiente costruito

L'industria delle costruzioni è uno dei motori economici primari dell'economia di molti paesi, con uno studio ISTAT che ha stimato per il 2023 un monte di investimenti nel settore delle costruzioni in rapporto al PIL pari al 11,1% (ISTAT, 2024). Inoltre, promuove la crescita, fornisce occupazione e funge da volano per molti altri settori dell'economia. Nonostante la sua rilevanza socioeconomica, il settore mostra, tuttavia, significativi limiti di produttività e scarsa attitudine al rinnovamento. Il comparto delle costruzioni è oggi percepito e classificato come uno dei meno digitalizzati e più lento all'innovazione. Si aprono così numerose sfide tecnologiche a cui la ricerca nel settore dovrà rapidamente fornire una risposta in un tempo credibile, che sia innovativa ed efficace. Fra di esse la transizione digitale è una delle questioni più critiche. Il Codice dei Contratti Pubblici (D. Lgs. 31 marzo 2023, n. 36) richiede l'adozione di piattaforme e strumenti digitali, come il *Building Information Modelling* (BIM), per ottimizzare la gestione informativa e facilitare la collaborazione durante tutto il ciclo di vita delle opere, mentre l'Unione Europea sta introducendo iniziative come il *Digital Building Logbook* per standardizzarne la documentazione digitale. Questi significativi sintomi di un cambiamento inesorabile corrispondono ad una graduale evoluzione della prassi tecnica. La tecnologia digital twin (DT), un concetto di pianificazione e ottimizzazione basato sulla simulazione, ha il potenziale di inserirsi, in modo complementare al BIM, nel processo di trasformazione digitale del settore. Mentre infatti il BIM può essere considerato l'evoluzione digitale del sistema informativo, il DT si caratterizza come l'evoluzione digitale della gestione del sistema delle prestazioni che si estende, se pur con diverse accezioni, a tutte le fasi del ciclo di vita del prodotto. A partire dal concetto di modello informativo introdotto dal BIM, il DT pone in rilievo gli aspetti concernenti l'interpretazione dell'in-

formazione, sia essa generata dai vari gruppi di progetto nelle fasi di progettazione, o dal sistema di sensori in risposta alla dinamica dell'edificio. In questo capitolo analizzeremo i concetti fondamentali che sottendono l'idea del DT e le sue potenzialità nell'applicazione nel settore delle costruzioni. L'analisi sarà condotta attraverso una riflessione paradigmatica. Cercheremo di evidenziare per quanto possibile i diversi modelli teorici e tecnologici necessari per qualificare funzionalmente il concetto del DT, il quale alla fine raggiungerà un ragguardevole livello di complessità, difficilmente realizzabile oggi in un immediato oggetto tecnico. Ciononostante, crediamo che quanto discuteremo potrà contribuire a tracciare con maggiore chiarezza metodologica le numerose linee di ricerca e sviluppo tecnico che oggi sostengono la transizione digitale del settore.

1.1 Origine del concetto di digital twin

Una delle prime e più autorevoli elaborazioni del concetto di digital twin è stata formulata da Michael Grieves relativamente alla gestione del ciclo di vita di un prodotto (Grieves, 2002). L'idea originale, affinata nel corso degli anni (Grieves, 2022), vede il DT composto di tre parti (Fig. 1):

1. *una parte fisica*, che può esistere già o essere in procinto di realizzazione nel modo reale (unità di sinistra rappresentata in figura);
2. *la controparte digitale* che è definita solo nel dominio digitale (unità rappresentata nella parte destra della figura);
3. *un canale di comunicazione* che trasferisce dati dal lato fisico al lato digitale, e restituisce informazione nella direzione opposta.

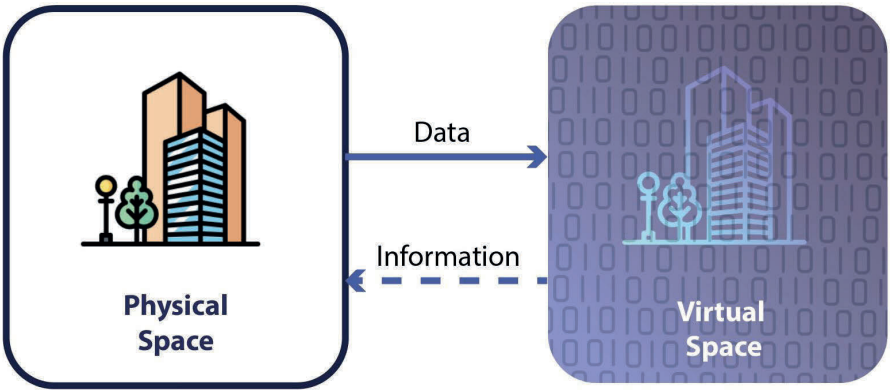

Fig. 1 - Schema di "digital twin model" (ispirata a Grieves, 2022b)

L'introduzione dell'idea di DT, inizialmente limitata al settore manifatturiero, sta profondamente influenzando la gestione del ciclo di vita del prodotto in tutti i comparti produttivi. Il DT ha infatti permesso di far evolvere la gestione tradizionale per fasi, caratterizzata dalla sequenza di progetto, ingegnerizzazione, realizzazione e manutenzione, verso una nuova gestione *product centered* (Grieves, 2022), in cui il punto fondamentale diviene la gestione dell'informazione associata al prodotto. L'attenzione principale del processo di gestione è posta sulla generazione e manutenzione dell'informazione di prodotto durante le quattro fasi principali del ciclo di vita, che sono il progetto e la realizzazione del prototipo, la realizzazione del prodotto, l'esercizio e l'utilizzo (definita anche "fase operativa"), fino allo smaltimento. Nella sua prima formulazione il concetto di DT manifesta tuttavia numerosi limiti. In particolare, l'idea di un modello monolitico che cattura l'essenza del prodotto si scontra con la complessità del sistema dei requisiti prestazionali e con la natura pluridisciplinare del processo di sviluppo. Pertanto, dopo il 2016 l'idea originale di DT fu declinata in tre tipologie, articolate per fasi (Grieves e Vickers, 2017):

a) il *digital twin prototype* (DTP) – un modello prototipale che contiene in sé tutte le combinazioni di variante secondo cui il prodotto può essere realizzato. Nella fase del progetto e della realizzazione del prototipo il DTP gestisce la dinamica dell'informazione attraverso la combinazione e l'integrazione di tutte le fonti dei dati, e supporta valutazioni prestazionali di massima;
b) il *digital twin instance* (DTI) – la controparte digitale dell'insieme dei prodotti che sono stati realizzati. Esso è definito incrementalmente durante la fase di realizzazione. Un esempio di informazione contenuta nel DTI sono gli attributi dei componenti effettivamente realizzati, gli esiti dei controlli e dei collaudi eseguiti su di essi, la logica dei sistemi di controllo integrati nel prodotto realizzato;
c) il *digital twin aggregate* (DTA) – l'aggregazione di tutti i modelli ed i sistemi informativi che sono stati realizzati per il DTI. Durante la fase di esercizio il prodotto realizzato nel mondo fisico comunica con il suo DTA. Il DTA riflette quindi la dinamica dell'esercizio della controparte fisica. In questa fase sono integrate svariate tipologie di dato, che includono le eventuali modifiche effettuate sul prodotto fisico durante l'esercizio, i profili delle dinamiche dello stato interno ed i dati relativi alle interfacce con l'ambiente esterno. I dati di esercizio sono la base su cui il DTA implementa il controllo prestazionale. L'analisi di tali dati infatti permette l'individuazione di correlazioni statistiche e l'esecuzione di inferenze sulle prestazioni attese dal sistema sui con-

testi d'uso reali. Il DTA accompagna il ciclo di vita fino alla fase dello smaltimento, la cui implementazione sarà guidata dall'informazione memorizzata nel DTA. Anche quando il prodotto fisico cesserà di esistere, il DTA potrà rimanere a disposizione come sorgente informativa e di conoscenza per la realizzazione e gestione di ulteriori modelli di DT di prodotti successivi.

È utile sottolineare quali delle caratteristiche esplicitamente o implicitamente menzionate nell'elenco precedente costituiscono una caratteristica peculiare del DT. Si noti che inizialmente esiste solo un modello digitale; questo viene denominato DTP solo nel momento in cui viene ratificata la decisione di realizzare la controparte fisica. La disponibilità di un DT incrementa drammaticamente le possibilità di eseguire dei test virtuali. Essi risultano utili sicuramente prima della realizzazione del prodotto, essendo eseguibili a costi molti inferiori rispetto ai test solitamente effettuati su prototipi fisici; quindi, il numero di test effettuabili con un budget assegnato viene drammaticamente incrementato. Analogamente, il DT permette di eseguire inferenze, ovvero può proiettare il sistema fisico in scenari non ancora sperimentati, oppure, ancora, può recuperare scenari realizzatisi nel passato al fine di analizzare le cause di una determinata evoluzione del sistema già osservata. Un esempio di applicazione che è basata su queste tecniche e che è stata argomentata in letteratura, riguarda il supporto decisionale relativo alla manutenzione predittiva degli edifici, in merito a tipologia e tempistica di intervento (Zhao *et al*., 2022). Infine, il DT non può prescindere da un sistema di monitoraggio che sia in grado di interpretare la dinamica e l'evoluzione generale del sistema fisico in tempo reale. Le funzionalità del DT in rapporto alle dinamiche della controparte fisica si collocano su due orizzonti temporali distinti. Un orizzonte di breve periodo, che chiameremo di tempo reale, in cui il DT deve manifestare un *comportamento reattivo* alla dinamica del sistema, ed una dinamica di medio periodo in cui il DT deve manifestare un *comportamento predittivo* delle possibili evoluzioni dello stato della controparte fisica.

Questi aspetti verranno analizzati nei successivi paragrafi da una prospettiva metodologica più ampia, e, nel resto del volume, in un'ottica applicativa più dettagliata. La proiezione dei concetti del DT ai fini della gestione dell'ambiente costruito si presenta come un'operazione estremamente articolata e complessa. Nella trattazione che seguirà in questo capitolo procederemo quindi per gradi, analizzando da un punto di vista metodologico gli aspetti salienti sopra esposti ed introducendo i paradigmi che, a nostro avviso, ne devono regolare la loro implementazione.

1.2 I digital twin nella complessità dell'ambiente costruito

Abbiamo visto che il DT, pensato come uno strumento di gestione di una controparte fisica, deve inglobare strumenti atti a predire le possibili evoluzioni del sistema fisico ed a valutare i risultati delle conseguenti strategie di gestione. Il DT dovrà pertanto operare sulla base di un modello predittivo della controparte fisica, il quale, a sua volta, dovrà riflettere la struttura e le dinamiche del sistema che sono rilevanti ai fini degli obiettivi della gestione. La realizzazione di un DT passa quindi necessariamente attraverso un'operazione di modellazione della controparte fisica, cioè attraverso un processo di astrazione che seleziona le strutture e le dinamiche rilevanti ai fini dei particolari obiettivi di gestione. Tale processo, in quanto astrazione, ha una natura essenzialmente riduzionista, e si pone quindi all'interno delle problematiche che sorgono all'interfaccia tra la rigidità dei sistemi tecnici e la dinamica complessa dei sistemi sociotecnici e naturali. Per approfondire questi concetti è necessario introdurre una visione sistemica dell'ambiente costruito al fine di evidenziarne gli aspetti critici che maggiormente influenzano la realizzazione di un DT orientato alla sua gestione.

1.2.1 L'ambiente costruito come sistema complesso

L'ambiente costruito si riferisce alle strutture ed alle infrastrutture realizzate dall'uomo, che possono variare da semplici abitazioni a intere città, fino a includere ambienti esterni modificati dall'intervento umano. Questo termine abbraccia un'ampia gamma di realtà fisiche, come edifici, strade, ponti, e spazi pubblici, tutti elementi fondamentali del tessuto urbano e rurale. L'ambiente costruito può essere considerato un sistema in quanto è un insieme di elementi interconnessi che interagiscono tra loro per formare un complesso unitario. Questi elementi includono strutture fisiche come edifici e infrastrutture ma anche fattori sociali, economici e ambientali. Ogni componente dell'ambiente costruito assume un ruolo specifico in relazione al funzionamento generale del sistema. Ad esempio, le reti di trasporto facilitano il movimento delle persone e delle merci, mentre le politiche di pianificazione territoriale influenzano lo sviluppo e l'uso dello spazio. Inoltre, l'ambiente costruito è dinamico e reattivo, capace di evolvere in risposta a cambiamenti interni ed esterni, alla stessa stregua di un sistema naturale. La rete intricata di elementi interconnessi, che influenzano e sono influenzati da comportamenti umani, da politiche di sviluppo, da innovazioni tecnologiche e dall'ambiente naturale fa si che l'ambiente costruito manifesti molto frequentemente le caratteristiche fondamentali dei sistemi che definiamo complessi (vedi Box 1). Possiamo a tutti gli effetti definire

Box 1 – I sistemi complessi

Un sistema complesso è un insieme dinamico di componenti interconnessi che manifestano comportamenti non lineari (Simon, 1996). Questi sistemi sono caratterizzati da una struttura altamente organizzata, con meccanismi di retroazione e sensibilità alle condizioni iniziali. Il comportamento complessivo emerge dall'interazione tra i sottosistemi e non può essere compreso analizzando singolarmente ciascun elemento. Sono esempi di sistemi complessi la mente umana, gli ecosistemi naturali, gli organismi viventi, i mercati finanziari, i sistemi sociali ed economici. Anche nella fisica negli ultimi decenni sono stati studiati molti sistemi caratterizzati da una notevole complessità, anche dal punto di vista della ricchezza della descrizione macroscopica come, ad esempio, i sistemi amorfi o i vetri di spin. In questo campo il fisico Giorgio Parisi è stato insignito nel 2021 del premio Nobel proprio per i suoi studi sui sistemi complessi in fisica. La caratteristica fondamentale dell'emergenza di comportamenti globali non osservabili localmente rende "praticamente" impossibile predire l'evoluzione del sistema dall'analisi e dalla sovrapposizione delle leggi che regolano i singoli componenti. Ciò è dovuto al fatto che il comportamento del sistema può cambiare drammaticamente in funzione di impercettibili differenze del suo stato interno o delle sollecitazioni dell'ambiente esterno. Pur ammettendo quindi un sottostante principio di causa-effetto nella determinazione delle dinamiche sistemiche questo risulta in generale poco significativo o utile per prevedere l'evoluzione di un sistema complesso.

l'ambiente costruito come un sistema complesso. L'ambiente costruito è infatti caratterizzato da una struttura non lineare dove piccoli cambiamenti possono avere grandi impatti a causa delle interdipendenze non lineari tra i suoi componenti (sensibilità alle condizioni iniziali). È inoltre contraddistinto da cicli di feedback che possono amplificare o mitigare gli effetti di tali cambiamenti. Gli esempi di interazione fra sottosistemi componenti sono molteplici e variano a seconda della scala di osservazione. A livello micro, troviamo ad esempio l'interazione tra materiali da costruzione e condizioni climatiche locali, che influenzano la durabilità e l'efficienza energetica degli edifici. A livello meso, troviamo le dinamiche tra spazi pubblici e comportamenti sociali, dove l'architettura e l'urbanistica possono promuovere o inibire determinate attività umane. In questo contesto la realizzazione di aree verdi, pianificato tipicamente sulla base delle esigenze della popolazione, contribuisce in modo indiretto, ad esempio, all'abbattimento dell'isola di calore urbana, con significative ricadute sulla dinamica energetica, di cui abbiamo detto alle scale inferiori. A livello macro, troviamo le interazioni tra infrastrutture di trasporto e modelli di mobi-

lità, le quali influenzano la qualità dell'aria, i livelli di congestione del traffico e di nuovo le micro-dinamiche termiche. In verso contrario, l'introduzione di una nuova tecnologia di costruzione può modificare non solo le pratiche edilizie, ma anche l'economia locale, i modelli di mobilità e l'uso del suolo. Tali cambiamenti possono produrre, a loro volta, dei nuovi sistemi di requisiti ed innescare ulteriori evoluzioni delle tecnologie costruttive. L'analisi di queste interazioni alle diverse scale, e delle influenze che possono innestarsi tra dinamiche che occorrono alle diverse scale sono essenziali per comprendere come l'ambiente costruito evolve e reagisce ai cambiamenti interni ed esterni, e come può essere gestito per raggiungere gli obiettivi prestazionali.

1.2.2 Un limite epistemico

Stante quindi la natura inerentemente intricata e complessa dell'ambiente costruito, nella nostra riflessione emerge un fondamentale limite epistemico. La sensibilità alle condizioni iniziali della controparte fisica, la quale

Box 2 – Sistemi multi-agente

In termini di modelli di calcolo, i modelli che meglio approssimano la struttura sistemica sono i *sistemi multi-agente* (Wooldridge, 2009). I sistemi multi-agente sono sistemi computazionali composti da più elementi interagenti, noti come *agenti*. Gli agenti sono sistemi di calcolo più o meno complessi con due importanti capacità. In primo luogo, sono oggetti teleologici, sono cioè in grado di agire autonomamente, perseguendo un insieme determinato di obiettivi. In secondo luogo, sono oggetti sociali, sono cioè in grado di interagire con altri agenti a diversi livelli di complessità, semplicemente scambiando dati, oppure impegnandosi in attività collettive quali la cooperazione, il coordinamento, la negoziazione e simili. I sistemi multi-agente, opportunamente formulati, possono fornire il modello di calcolo più prossimo alla struttura dei sistemi complessi, in quanto la loro struttura è essenzialmente isomorfa alla struttura sistemica, fatta cioè di elementi autonomi che interagiscono attraverso interfacce ben definite, e la flessibilità della loro capacità di calcolo permette di simulare localmente praticamente tutti i possibili tipi di interazione sistemica, incluse le interazioni non lineari. È bene tuttavia ribadire che, anche se i sistemi multi-agente permettono di simulare in modo accurato le evoluzioni possibili dei sistemi complessi, essi non risolvono il limite epistemico di cui si accennava più sopra, in quanto la eventuale presenza di interazioni non lineari riporta nella simulazione la sensibilità alle condizioni iniziali che è all'origine dell'incertezza nella predizione dello stato sistemico.

deriva dalla propria natura complessa, non permette in linea di principio la costruzione di un DT che offra, nella predizione dell'evoluzione temporale dello stato del sistema, livelli di certezza oltre una data soglia. La non linearità delle relazioni che intercorrono tra le componenti sistemiche, infatti, non permette di controllare gli effetti dell'errore introdotto dalle approssimazioni di modellazione. Questo è in linea generale un problema estremamente rilevante. Ciononostante, nella misura in cui il DT riuscirà a riflettere la struttura dei componenti e delle relazioni primarie sarà possibile, attraverso la simulazione, determinare con buona certezza se pur non l'eventualità della singola evoluzione, lo spettro delle possibilità entro cui la dinamica futura del sistema potrà evolvere (vedi Box 2). Questa capacità predittiva potrà essere raggiunta nella misura in cui il DT sia *strutturalmente isomorfo* alla controparte fisica, cioè ne rifletta la struttura sistemica sia nell'insieme delle componenti che delle relazioni.

1.2.3 Adattività

L'isomorfismo strutturale tra ambiente fisico e DT si pone quindi come garanzia della espressività del DT all'interno dei limiti epistemici imposti dalla natura complessa dell'ambiente costruito. Questa posizione apre tuttavia una serie di spunti significativi relativamente alla struttura computazionale del DT. Abbiamo visto che un sistema complesso è una rete di componenti interconnessi che sono in continua interazione con le dinamiche dell'ambiente in cui esistono. Tali sistemi sono dinamici, in grado cioè di auto-organizzarsi e di evolvere in risposta a stimoli ambientali, senza la necessità di un controllo centrale. L'adattabilità si manifesta attraverso la capacità di ogni componente di modificare localmente il proprio comportamento in base alle informazioni ricevute dall'interazione con gli altri in modo da ottimizzare la dinamica complessiva. Chiameremo tale capacità *adattività*. L'isomorfismo strutturale impone al DT di essere capace di riflettere sul piano computazionale la capacità adattiva dei sistemi complessi. Nella pratica questo può avvenire in diversi modi. Nel tempo possono cambiare infatti i parametri dei modelli (es. le proprietà dei materiali di un componente di un edificio), oppure potrebbero intervenire nuovi sottosistemi, o, ancora, delle profonde discontinuità strutturali potrebbero richiedere di sostituire l'intero modello. Da un punto di vista sistemico, possiamo distinguere tre tipi di adattamento:

- *adattamento parametrico* – in cui cambia l'intensità delle relazioni tra componenti e/o la loro natura, restando invariata la topologia della rete di relazioni;

- *adattamento strutturale* – in cui cambia la topologia della rete di relazioni;
- *riformulazione* – in cui varia la natura dei componenti e la struttura del sistema.

La necessità di dotarsi di un meccanismo di adattamento è proprio quello che contraddistingue in modo profondo il DT da qualsiasi altro tipo di modellazione dell'ambiente costruito (vedi Box 3). La maggior parte dei prototipi proposti in letteratura, soddisfa questo requisito solo parzialmente.

Box 3 – Algoritmi genetici

Sul piano computazionale esistono diverse soluzioni al problema dell'adattamento. Per quanto riguarda l'adattamento parametrico gli algoritmi di regressione offrono un'ampia e consolidata base metodologica per l'allineamento del DT tramite una parametrizzazione del sistema delle relazioni (Takezawa, 2005). Più complessa è invece la definizione di una metodologia robusta per l'adattamento strutturale. In tale ambito, il lavoro di John H. Holland sugli algoritmi genetici offre importanti spunti metodologici relativamente alle possibilità di automatizzare il processo di adattamento (allineamento) strutturale del DT alle dinamiche complesse dell'ambiente costruito. John Holland è stato un pioniere nel campo dei sistemi adattivi e degli algoritmi genetici. Il suo lavoro ha gettato le basi per lo sviluppo di sistemi capaci di auto-organizzarsi e adattarsi in risposta a cambiamenti ambientali. I sistemi adattivi, noti anche come sistemi complessi adattivi, sono strutture dinamiche capaci di modificare il proprio comportamento in risposta ai cambiamenti ambientali. Questi sistemi apprendono dall'ambiente e si evolvono attraverso un processo di selezione naturale delle caratteristiche più vantaggiose. Nel 1975, Holland ha pubblicato *Adaptation in Natural and Artificial Systems* (Holland, 1992), un testo fondamentale che ha introdotto gli algoritmi genetici. Un algoritmo genetico è un metodo di ricerca euristico ispirato dai processi di selezione naturale e genetica. Inizia con una popolazione di soluzioni casuali rappresentate da cromosomi, che sono stringhe di dati, spesso codificate in binario. La qualità di ogni soluzione viene valutata tramite una funzione di *fitness* definita in modo specifico per ogni determinato problema. Le soluzioni migliori vengono poi selezionate per la riproduzione attraverso due operatori genetici:

- il *crossover*, dove parti dei cromosomi vengono scambiate tra due soluzioni;
- la *mutazione*, che introduce variazioni casuali.

Questo processo di selezione, riproduzione e mutazione si ripete per molte generazioni, con l'obiettivo di produrre soluzioni sempre più efficaci e vicine all'ottimale.

1.2.4 Strategie di adattamento e morte del DT

Il processo di adattamento del DT si profila sul piano computazionale come una *procedura conservativa*, che incede quindi per gradi cercando di mantenere per quanto possibile la struttura originaria del DT. Tale procedura inizia da un processo di adattamento parametrico, in cui la struttura del DT viene mantenuta e le relazioni sono nuovamente parametrizzate in modo da garantire una migliore performance nella predizione dell'evoluzione sistemica. Se tale processo fallisce, la procedura passa ad un adattamento strutturale, in cui la topologia della rete di relazioni sistemiche viene progressivamente modificata cancellando ed introducendo nuove relazioni, ma mantenendo il numero e la natura dei componenti. Se anche tale processo fallisce, possiamo dire che si è giunti ai limiti delle possibilità di rappresentazione della concettualizzazione da cui è stato generato il DT. In tal caso il modello del DT deve essere riconcettualizzato in quanto ha raggiunto i limiti della sua capacità di adattamento. Per dirla con Maturana e Varela (Maturana e Varela, 1991), il DT ha raggiunto i limiti della propria determinazione strutturale, i limiti, cioè, della sua capacità di interagire con gli stimoli dell'ambiente esterno. In tal caso, continuando l'analogia con i sistemi viventi, possiamo dire che il DT muore e deve essere riformulato. Quanto detto rappresenta il secondo limite epistemico introdotto dalla complessità dell'ambiente costruito nella formulazione del DT. La cosa interessante da notare, tuttavia, è che anche in questo caso è possibile verificare quando tale limite è raggiunto e quindi, nonostante tutto, è possibile operare in sicurezza di prestazione.

1.2.5 Il problema del monitoraggio

Abbiamo già notato che il DT è caratterizzato dal monitoraggio continuo della controparte fisica. Le tecnologie di monitoraggio ed i sistemi di acquisizione dei dati costituiscono una componente fondamentale dei sistemi di controllo, perché servono sia a determinare lo stato di evoluzione del sistema in tempo reale, sia a raccogliere i feedback che conseguono a determinate azioni di controllo. E questi feedback affinano poi le azioni di controllo negli step successivi. Come indicato anche nella rappresentazione di Fig. 1, il flusso di dati diretto dal sistema fisico allo spazio virtuale è una componente essenziale del canale di comunicazione. Nel tentativo di superare l'approccio del monitoraggio puramente manuale a favore di una più efficiente e robusta raccolta automatica di dati, sono state sviluppate diverse metodologie negli ultimi decenni, che recentemente sono state classificate in base alla tecnologia su cui sono basate (Sacks *et al.*,

2020): strumenti di misura della posizione e dimensione di componenti di edifici, come ad esempio le stazioni totali ed i laser scanner; il GPS, utilizzato frequentemente per la stima del progresso dei lavori relativi ad infrastrutture; la "computer vision" per l'interpretazione di fotogrammi, ad esempio per individuare e prevenire situazioni di pericolo; i sistemi audio e ad infrasuoni, che possono localizzare e tracciare lo stato di macchinari (es. tempo di utilizzo e di spegnimento); i sistemi di localizzazione tramite tag apposti sulle risorse da tracciare, generalmente molto accurati; le reti di comunicazione non cablate, ad esempio per il tracciamento di materiali e, nel caso in cui l'accuratezza di localizzazione non costituisca un requisito fondamentale, anche di altre tipologie di risorse; le reti di monitoraggio ambientale, ad esempio per misurare i parametri relativi alla qualità degli ambienti o delle aree di lavoro. La specializzazione dei sistemi di monitoraggio è ormai imprescindibile. Il sistema viene scelto in funzione del tipo di sottosistema da monitorare ed anche della scala a cui si deve eseguire il monitoraggio. Ad esempio, la micro-scala del monitoraggio del diametro delle polveri ambientali richiede l'utilizzo di una dotazione strumentale (es. tipo e dislocazione dei sensori, sistemi di acquisizione ed elaborazione dei dati) differente rispetto al caso della "macro" mappatura del livello acustico in aree di lavoro vaste. Perciò, ogni sistema di monitoraggio è finalizzato e limitato, ma ogni singola unità partecipa e contribuisce ad abilitare una coscienza di gruppo del sistema nel suo complesso, di cui possono fare parte anche agenti umani. Inoltre, le unità per il monitoraggio restituiscono informazioni discretizzate nello spazio, ed anche nel tempo. La necessità di interpolare tra i dati osservati, oltre che quella di fare inferenze, richiede l'integrazione di modelli all'interno dei DT, siano essi analitici o statistici o di altro tipo, considerando le opportunità messe a disposizione dai Big Data e dall'Intelligenza Artificiale. Per questo motivo risulta utile la modellazione dei singoli sistemi. Tuttavia, per i motivi richiamati in precedenza si deve andare oltre la semplice addizione di comportamenti, ovvero il monitoraggio di ogni sottosistema non è sufficiente all'interpretazione dell'evoluzione dell'intero sistema. Si deve infatti provvedere ad integrare tutti i modelli dei sottosistemi, in modo da poter fornire degli insight che interessano l'evoluzione del sistema nel suo complesso. Inoltre, poiché il sistema complessivo è il risultato dell'interazione tra i suoi sottosistemi, la modellazione deve includere anche il modello dell'informazione che circola tra i sottosistemi, con le proprie asincronie, limiti, approssimazioni. In questo modo si può pensare di controllare di volta in volta quei sottosistemi che possono influire sul comportamento emergente del DT per perseguire gli obiettivi gestionali di livello più alto. La disponibilità di grandi potenze di calcolo permette oggi di acquisire e processare i dati con elevata effi-

cienza e di lanciare le simulazioni supportate da tali modelli in tempo reale, così da poter creare l'"insight" in brevissimo tempo e permettere all'agente responsabile della gestione di acquisire gli input a supporto del processo decisionale. Oggi il problema dell'integrazione dei dati è ancora aperto. Esistono studi che evidenziano che c'è ancora poca conoscenza in merito al lavoro di integrazione di dati provenienti da sensori e da fonti di tipo diverso all'interno di un unico modello virtuale (Giorgadze *et al.*, 2022). Sul piano dell'analisi sistemica il monitoraggio rappresenta la connessione tra la componente fisica e la componente cyber del sistema complessivo. Le tecnologie attuali, come abbiamo discusso, nonostante la loro evoluzione tecnica, non forniscono ancora sufficiente flessibilità per una loro riconfigurazione in tempo reale. Esse rappresentano quindi un fattore di rigidezza che ostacola la capacità di adattamento del DT al variare della configurazione della componente fisica. In tal senso esse definiscono, nei termini di Maturana e Varela, la *determinazione strutturale primaria* del DT.

1.2.6 Il problema della modellazione

Quanto richiamato finora restituisce la descrizione di un DT che è decentralizzato, dinamico, in grado di intercettare ed in parte anticipare l'evoluzione di sistemi complessi, grazie alla dotazione di sistemi di monitoraggio ed all'integrazione di modelli di vario tipo. Essendo l'ambiente costruito complesso ed in continua evoluzione, anche i modelli integrati nel DT devono aggiornarsi con l'effettiva evoluzione del sistema fisico. Questo aspetto apre un significativo spettro problematico sulla natura e sulla qualità dei modelli che possono essere utilizzati nei vari sottosistemi (agenti) che costituiscono il sistema (multi-agente) strutturalmente isomorfo alla controparte fisica, e che fondano le funzioni reattive e predittive del DT e la sua capacità adattiva. Al fine di definire uno schema concettuale per organizzare in modo per quanto possibile coerente la pletora di modelli che possono essere utilizzati nella costruzione di un DT, useremo una metafora cognitiva.

1.2.7 La metafora cognitiva

L'esperienza quotidiana è densa di esperienze di che nell'arco di pochi istanti sottendono sofisticate capacità di *problem solving.* Andando in bicicletta, non risolviamo l'equazione del moto per calcolare l'angolo di pendenza compatibile con la conservazione del momento angolare, la velocità di traslazione e l'attrito disponibile. In essa il modello matematico analitico non trova

Box 4 – I sistemi a regole e i sistemi connessionisti

Dal punto di vista computazionale i sistemi a regole ed i sistemi connessionisti possono essere considerati una buona approssimazione della componete reattiva del sistema cognitivo (Sistema 1). I primi operano nel campo dell'AI simbolica mentre i secondi sono i sistemi non simbolici che attualmente danno prova di prestazioni significative. Nei sistemi cognitivi, i sistemi a regole sono considerati reattivi perché sono progettati per rispondere a stimoli o dati in ingresso con comportamenti o output predefiniti. Questi sistemi seguono un insieme di istruzioni codificate che determinano la loro risposta in base alle condizioni incontrate. Il lavoro di Anderson sui sistemi a regole (Anderson, 1992) si inserisce nel contesto più ampio dell'intelligenza artificiale, dove questi sistemi rappresentano una delle prime e più consolidate forme di AI. I sistemi a regole si basano su un insieme di regole predefinite per effettuare inferenze o prendere decisioni. Queste regole sono spesso formulate in un linguaggio comprensibile agli esseri umani, come "se X è vero, allora Y è vero", facilitando così la comprensione e la manutenzione del sistema. Tali sistemi trovano applicazione in vari ambiti, tra cui i sistemi esperti ed i sistemi di supporto alle decisioni. Una caratteristica distintiva dei sistemi a regole è il determinismo, ovvero la capacità di produrre lo stesso output date le stesse condizioni in input, garantendo prevedibilità e affidabilità. Inoltre, la trasparenza è un altro aspetto fondamentale, poiché le regole sono chiare e ispezionabili, rendendo più semplice comprendere il funzionamento del sistema. Infine, la scalabilità permette ai sistemi a regole di gestire grandi quantità di dati e di essere facilmente aggiornati o modificati. Anche i sistemi connessionisti (Bishop e Bishop, 2024), ispirati alla struttura del cervello umano e alle sue reti neurali, possono essere considerati sistemi reattivi grazie alla loro capacità di adattarsi e rispondere a stimoli esterni in maniera dinamica. Questi sistemi sono composti da nodi, analoghi ai neuroni, che possiedono un valore di attivazione e sono interconnessi tramite connessioni pesate, le quali possono essere di tipo eccitatorio o inibitorio. La reattività di tali sistemi è data dalla loro architettura distribuita e non simbolica, dove la rappresentazione di un concetto è diffusa su diversi sottoinsiemi di nodi, permettendo una risposta coordinata e complessa agli stimoli. Dal punto di vista della realizzazione di un DT la principale differenza da considerare sta nella capacità di spiegare la catena di inferenze o elaborazioni che ha portato ad un determinato risultato (ovvero l'explainable AI) (Ghonge *et al.*, 2024). All'oggi i sistemi simbolici sembrano capaci di tale proprietà, ma, stante la velocità della ricerca nel settore, non è detto che nell'immediato futuro anche i sistemi connessionisti non saranno capaci di tali funzioni.

spazio applicativo. Quello che ci appare cioè molto utile per "comprendere" la realtà, sembra non esserlo altrettanto per "agire" su di essa. A partire dalle informazioni raccolte dai nostri sensi e dall'esperienza siamo in grado di risolvere problemi complessi in un batter d'occhio. Usiamo euristiche, metafore, analogie o comunque modelli che non usano il dato matematico puro quanto piuttosto un dato contestualizzato in grado di spostare la situazione sperimentata dall'ambito quantitativo a quello qualitativo. È come se il nostro cervello fosse in grado di fare previsioni trattando un dato arricchito, contestualizzato. Piuttosto che le grandezze numeriche, sono trattate le categorie, le situazioni, le aspettative messe tutte insieme da una qualche tecnica in grado di fare sintesi. Il nostro cervello pensa e prende le decisioni evidenziando la presenza di due sistemi, che Kahneman chiama sistema 1 e sistema 2 (Kahneman, 2011). Il sistema 1 agisce in fretta ed è automatico. Il suo consumo di energie è basso e i tempi di attivazione sono inferiori al decimo di secondo. All'interno di questo sistema sono inserite tutte le sensazioni, impressioni ed esperienze che ci fanno sopravvivere in contesti complessi. Questo sistema ci fa prendere decisioni in frazioni di secondo in maniera quasi automatica e spesso da queste decisioni dipende il nostro successo o addirittura la nostra sopravvivenza. Il sistema 2 invece è molto più lento e consuma tantissima energia. Si attiva per poche decine di minuti al giorno e molto spesso conferma ciò che il sistema 1 ha deciso. Siamo portati a credere che il sistema 2 sia il principale attore, ma chi influisce nella maggior parte delle nostre scelte è il sistema 1. Molti neuroscienziati stimano che il sistema 1 prenda il 95% delle decisioni totali. In realtà le operazioni automatiche del sistema 1 generano modelli di idee sorprendentemente articolati e complessi. Solo il sistema 2, però, è in grado di elaborare i pensieri in una sequenza rendicontabile e spiegabile (vedi Box 4).

1.2.8 Astrazione e riduzioni di modelli

I sistemi di tipo 2 sono basati su modelli capaci di rappresentare sistemi complessi a diversi livelli di astrazione. I modelli di tipo 2 che fondano il DT sono essenziali per analizzare, comprendere e prevedere il comportamento della controparte fisica senza la necessità di manipolarla direttamente. I livelli di astrazione dei modelli variano in base alla granularità dei dettagli che si desidera includere: un alto livello di astrazione può catturare l'essenza del sistema fisico con pochi dettagli, mentre un basso livello di astrazione fornisce una rappresentazione più dettagliata e vicina alla realtà. Questa gerarchia di astrazione è particolarmente utile nelle fasi di progettazione e analisi (i.e. *digital twin prototype*), dove modelli differenti possono essere utilizzati per valutare aspetti specifici di un sistema. Modelli

più definiti supportano, al contrario, le fasi di evoluzione e miglioramento della controparte fisica (i.e. *digital twin instance, digital twin aggregate*), consentendo di analizzare possibili alternative tecniche e di prevedere l'impatto delle modifiche prima che queste vengano implementate. I livelli di astrazione nella modellistica sono quindi fondamentali per comprendere e semplificare la complessità del mondo reale.

1.2.9 La modellazione analitica

Un modello analitico, che rappresenta una descrizione matematica dettagliata di un sistema, permette di prevedere il comportamento del sistema stesso attraverso equazioni matematiche spesso basate su principi fisici. Nella modellazione di sistemi complessi, questi modelli possono diventare estremamente onerosi e difficili da risolvere, specialmente quando si tratta di sistemi con molte variabili interdipendenti. I modelli ridotti sono derivati dai modelli analitici dettagliati attraverso ben definite tecniche matematiche (Quarteroni e Rozza, 2014) che mantengono le caratteristiche essenziali del sistema originale ma riducono la complessità matematica, rendendo più gestibile l'analisi e la simulazione. I modelli ridotti sono particolarmente utili quando si necessita di risposte rapide o quando si lavora con sistemi troppo complessi per essere descritti in modo completo. La scelta del livello di astrazione appropriato dipende dall'obiettivo della modellazione: se si richiede precisione e dettaglio, un modello analitico è preferibile; se si desidera una soluzione più pratica e meno onerosa in termini di calcolo, un modello ridotto può essere la scelta migliore. In ogni caso, qualsiasi sia il livello di astrazione, ogni modello è una rappresentazione approssimativa della realtà e come tale deve essere validato attraverso dati sperimentali o osservazioni reali.

1.2.10 Incertezza e modellazione probabilistica

Uno dei problemi principali nella modellazione dei sistemi complessi è la gestione dell'incertezza. Le fonti dell'incertezza nella modellazione sono molteplici e possono essere raggruppate in tre categorie principali, ovvero incertezza casuale, incertezza sistematica e incertezza epistemica (Morgan e Henrion, 1990):

- l'incertezza casuale deriva dalla variabilità naturale dei fenomeni e dalla loro aleatorietà, che rende difficile prevedere esattamente come si comporteranno nel tempo e nello spazio. Questo tipo di incertezza

è spesso associato alla misurazione di dati sperimentali e può essere ridotto aumentando la dimensione del campione o migliorando la precisione degli strumenti di misura;
- l'incertezza sistematica è legata a limitazioni nei modelli utilizzati, come approssimazioni, ipotesi semplificative e trascuratezza di alcuni effetti o interazioni. Questa forma di incertezza può essere mitigata attraverso lo sviluppo di modelli più raffinati e l'uso di metodi di calibrazione;
- l'incertezza epistemica riflette la nostra limitata comprensione dei sistemi che stiamo cercando di rappresentare. Questo tipo di incertezza emerge quando non possediamo tutte le informazioni necessarie per costruire un modello perfettamente accurato del mondo reale, spesso a causa della mancanza di dati o della complessità intrinseca dei fenomeni in esame. Nella pratica, l'incertezza epistemica può essere ridotta attraverso l'acquisizione di maggiori conoscenze e dati, migliorando così la precisione dei modelli e la fiducia nelle previsioni che essi generano.

La modellazione probabilistica è un approccio statistico che utilizza la teoria della probabilità per modellare e prevedere eventi incerti. A differenza dei modelli deterministici, che prevedono un singolo risultato possibile, i modelli probabilistici considerano una gamma di possibili esiti e li descrivono attraverso distribuzioni di probabilità. Questi modelli sono particolarmente utili quando si tratta di fenomeni complessi dove l'elemento casuale è significativo. La modellazione probabilistica ci permette di quantificare l'incertezza e di prendere decisioni informate nonostante la presenza di variabilità.

1.3 Il digital twin intelligente

1.3.1 Il paradosso dei Big Data

Fino qui abbiamo discusso l'idea di DT limitatamente al ruolo di un depositario di informazioni che viene popolato dall'evoluzione del sistema fisico. Nell'espletare questo ruolo, essendo rappresentazioni virtuali di oggetti o sistemi reali aggiornate in tempo reale, i DT richiedono l'elaborazione di grandi quantità di dati grezzi ed aggregati. Nella pratica il volume di tali dati eccede di molti ordini di grandezza le capacità di analisi umane. Questa circostanza genera una situazione paradossale in quanto nonostante la vasta quantità di informazioni disponibili, la conoscenza effettiva disponibile per il supporto decisionale rimane limitata. Questo fenomeno è chiamato *information overflow*, un sovraccarico informativo che si verifica quando la quantità di informazioni a disposizione eccede la capacità

dell'individuo di elaborarla, ed influenza negativamente l'attenzione, la comprensione e la capacità decisionale. La conseguente scarsa capacità di valutare i fatti nella loro realtà e nei loro possibili sviluppi, spesso dovuta a una focalizzazione eccessiva sul breve termine a scapito di una visione a lungo termine, causa una miopia decisionale che può avere effetti estremamente negativi per la qualità della gestione. La capacità di filtrare, interpretare e utilizzare i dati in modo efficace da parte del DT, limitando il flusso informativo verso l'utente alle componenti di maggiore rilevanza, diviene quindi fondamentale per supportare decisioni informate e strategiche.

1.3.2 I "Knowledge Based Systems"

Dal punto di vista della nostra riflessione paradigmatica, questa situazione non è di poco conto e richiede un ennesimo arricchimento dell'idea fin qui elaborata del DT, estendendola al dominio dei sistemi basati sulla conoscenza. I sistemi basati sulla conoscenza, noti anche come *Knowledge Based Systems* (KBS), sono sistemi di elaborazione dell'informazione che utilizzano modelli simbolici o sub-simbolici della realtà, chiamati basi di conoscenza, per risolvere problemi complessi attraverso algoritmi che implementano forme diverse di inferenza logica. La base di conoscenza rappresenta fatti e informazioni su di uno specifico dominio, che possono essere organizzati esplicitamente in una struttura ontologica (*modelli simbolici*), o implicitamente in grandi insiemi di relazioni statistiche (*modelli sub-simbolici*). Il motore inferenziale è il componente che sviluppa le forme di ragionamento (*inferenze*) utilizzando tipicamente regole logiche (es. IF-THEN) o inferenze statistiche (e.g. regola di Bayes) al fine di esplicitare/generare nuova conoscenza da quella esistente. Questi sistemi operano in domini limitati, ma con prestazioni paragonabili a quelle di un esperto umano, esaminando un ampio numero di possibilità e costruendo soluzioni dinamicamente. Sono utilizzati in vari campi, dall'intelligenza artificiale alla rappresentazione della conoscenza e dal ragionamento automatico ai sistemi esperti. La capacità che rende il paradigma KBS rilevante nel contesto dello sviluppo di un DT è la sua capacità di operare in domini mal strutturati e di fornire spiegazioni sulle proprie conclusioni. Questo li rende strumenti potenti per l'assistenza decisionale e l'automazione di compiti complessi. Entrambi questi aspetti sono di grande interesse.

Utilizzare un Knowledge Based DT significa infatti delegare al DT parte della catena di inferenze che genera il contesto di analisi a supporto di una decisione (*contesto decisionale*). Ma se il contesto decisionale fonda e guida la qualità della decisione del decisore umano è necessario che si

instauri un rapporto di fiducia tra l'uomo e la macchina relativamente alla qualità dell'inferenza che ha prodotto il contesto stesso. Questo tema è oggi molto attuale, stante la grande capacità dimostrata dai Large Language Models (es. ChatGPT), che sono in grado di interloquire in modo estremamente complesso ma spesso falliscono nella ricostruzione dei passi di inferenziali. Il tema è quello della *explanable AI* (vedi Box 5).

Box 5 – Explanable AI

L'intelligenza artificiale spiegabile, o Explainable AI (XAI), è un insieme di processi e metodi che permettono agli utenti umani di comprendere e fidarsi dei risultati e dell'output creati dagli algoritmi di inferenza. Questo campo si concentra sulla trasparenza degli algoritmi AI, fornendo la capacità di spiegare, in termini facilmente comprensibili, come le inferenze sono state sviluppate. XAI ha due diverse connotazioni in relazione al fatto che il KBS opera su di una base di conoscenza simbolica, cioè logica e quindi esplicita, o sub-simbolica, quindi attraverso insiemi di correlazioni statistiche. Nel caso dei sistemi simbolici è necessario semplicemente introdurre un secondo livello di logica (*meta-logica*) che rappresenti il processo inferenziale stesso e sia capace di tracciare e quindi comunicare la catena dei passi inferenziali. Nel caso dei sistemi sub-simbolici, essendo la rappresentazione implicita e le relazioni derivate da algoritmi di machine-learning, è necessario ricorrere a tecniche parziali di spiegazione che non forniscono una argomentazione logica ma tendono a meglio qualificare la relazione tra input e output. Una di queste, ad esempio, è l'uso di modelli lineari interpretabili. Tecniche come *SHapley Additive exPlanations* (SHAP) e *Local Interpretable Model-agnostic Explanations* (LIME) sono utilizzate per attribuire l'importanza delle feature alle predizioni del modello e per fornire spiegazioni specifiche per ogni singola predizione.

1.3.3 Knowledege Management

In ultima analisi quindi, la questione dei Big Data richiede un'estensione paradigmatica del concetto del DT verso i Knowledge Based Systems, e questo significa a sua volta passare dalla prospettiva del dato aggregato (data-driven) and una prospettiva dell'uso delle strutture di conoscenza come strumento di organizzazione operativa dell'informazione (*Knowledge Driven*). La gestione della conoscenza (*Knowledge Management*), che comprende l'organizzazione delle informazioni in modo da creare modelli di conoscenza capaci di organizzare i dati secondo architetture semantiche rilevanti per i diversi domini di