



SCUOLA DI DOTTORATO IN INGEGNERIA INDUSTRIALE
UNIVERSITÀ DEGLI STUDI DI FIRENZE

DOTTORATO DI RICERCA IN
INGEGNERIA INDUSTRIALE E DELL'AFFIDABILITÀ

Sede Amministrativa: DIPARTIMENTO DI ENERGETICA – S.STECCO

TESI DI DOTTORATO

**Applicazione delle reti bayesiane nell'ambito
dell'affidabilità e della manutenzione industriale**

Tutor Universitario:
Prof. Mario Tucci

Il Coordinatore:
Prof. Mario Tucci

DOTTORANDO: Orlando Borgia

SSD: ING-IND/17

Ciclo di dottorato XXI

Anno 2008

*Für Christine,
die meinem Leben einen Sinn gegeben hat*

RINGRAZIAMENTI

Innanzitutto ringrazio il Prof. Mario Tucci, tutor del mio dottorato nonché coordinatore del corso di studi, per essere stato sempre fonte di stimolo e punto di riferimento scientifico indiscusso delle mie attività di ricerca.

Un pensiero particolare per il Prof. Filippo De Carlo, che pur non ricoprendo nessun ruolo ufficiale per quanto riguarda il dottorato, è stato poi nei fatti il compagno di lavoro delle attività di ricerca e di didattica che ho avuto l'opportunità di svolgere. Ha avuto la pazienza di guidarmi, supportarmi e consigliarmi, lasciandomi sempre il giusto spazio per esprimermi.

Allo stesso modo ringrazio il Prof. Mario Rapaccini, che ho imparato ad apprezzare e soprattutto a stimare, oltre che per le indiscusse capacità scientifiche, anche sotto l'aspetto umano e sociale.

Un grazie infine anche a tutti i colleghi della Sezione Impianti e Tecnologie Industriali del Dipartimento di Energetica con cui ho trascorso, nel corso di questi tre anni, piacevoli momenti di lavoro, in particolare: Filippo V., Romeo, Luca, Filippo S. ed Alessandro.

STRUTTURA DELLA TESI

L'argomento di ricerca prescelto per il corso di dottorato nasce dalle tematiche di studio affrontate, prima in occasione della mia attività di tesi di laurea, e successivamente, durante l'anno di fruizione dell'assegno di ricerca presso il Dipartimento di Energetica. Pertanto oggetto del presente elaborato sono l'analisi e la valutazione dell'applicazione delle reti bayesiane nell'ambito dell'affidabilità e della manutenzione industriale.

L'elaborato, che contiene i frutti del percorso triennale di studio, presenta la seguente struttura.

Il capitolo 1 costituisce una breve introduzione alle problematiche presenti nel mondo delle analisi affidabilistiche e dell'implementazione dei piani di manutenzione, con particolare riguardo alla politica di manutenzione su condizione.

Successivamente il capitolo 2 illustra con adeguato approfondimento la teoria delle reti bayesiane, i principi derivati dal calcolo delle probabilità ed i recenti sviluppi teorici della metodologia.

Nel capitolo 3 si è eseguita una sintetica, ma sufficientemente vasta e completa, panoramica dello stato dell'arte dell'applicazione dello strumento bayesiano per quanto riguarda le pubblicazioni scientifiche nell'ambito dell'impiego industriale. Lo studio ha visto l'analisi di circa 60 articoli, suddivisi per categorie in funzione del filone di ricerca di appartenenza.

Il capitolo 4 è stata, invece, l'occasione per illustrare le migliori applicazioni dello strumento bayesiano, sviluppate durante la mia esperienza di dottorato. Sono state quindi riportati i casi di studio relativi all'utilizzo delle reti come strumento simulativo per la stima dell'affidabilità di un sistema complesso, sistema di supporto all'operatore per la riconfigurazione di un impianto di processo nel caso di guasto, strumento per la valutazione di rischio nelle metodologie RBI ed infine supporto per la gestione delle non conformità relative al processo produttivo.

Infine il capitolo 5 contiene le valutazioni e le conclusioni finali.

LISTA DELLE PUBBLICAZIONI

La presente tesi di dottorato si basa sui lavori contenuti all'interno delle seguenti pubblicazioni internazionali:

Borgia O., De Carlo F., 2009. “*Application of Bayesian networks into the Risk Based Inspection methodologies*” 18th AR²TS Advances in Risk and Reliability Technology Symposium, Loughborough University, 21-23 Aprile, Burleigh Court.

Borgia O., De Carlo F., 2007. “*The use of expert systems in process management*”, MM2007, 3° Conferenza Internazionale sulla Gestione della manutenzione, Maintenance and Management 2007, 27-28 Settembre, Roma.

Borgia O., De Carlo F., Perri C., 2007. “*Bayesian networks for nonconformities management*”, MITIP2007, 9th International Conference on The Modern Information Technology in the Innovation Processes of the Industrial Enterprises, 6-7 Settembre, Firenze.

Borgia O., De Carlo F., Peccianti M., Tucci M., 2006. “*Dynamic Object Oriented Bayesian Networks in maintenance management: a case study*”, ESREL2006, Conference on Safety and Reliability for Managing Risk, 18-22 Settembre, Estoril.

Borgia O., De Carlo F., Peccianti M., Tucci M., 2006. “*The use of Dynamic Object Oriented Bayesian Networks in reliability assessment*”, 2° Conferenza Internazionale sulla Gestione della manutenzione, Maintenance and Management 2006, 26-27 Aprile, Sorrento.

Sommario

1	INTRODUZIONE	1
1.1	ASSET LIFE CYCLE MANAGEMENT	1
1.2	DALLA MANUTENZIONE CORRETTIVA ALLA MANUTENZIONE SU CONDIZIONE	2
1.2.1	<i>Che cos'è la manutenzione</i>	<i>2</i>
1.2.2	<i>Storia ed evoluzione del concetto di manutenzione.....</i>	<i>3</i>
1.2.3	<i>Tipologie di manutenzione.....</i>	<i>5</i>
1.2.4	<i>La manutenzione su condizione</i>	<i>11</i>
	BIBLIOGRAFIA RELATIVA AL CAPITOLO 1	14
2	LE RETI BAYESIANE	15
2.1	L'INCERTEZZA.....	15
2.1.1	<i>Agire in presenza di incertezza</i>	<i>15</i>
2.1.2	<i>Incetezza e decisioni razionali.....</i>	<i>16</i>
2.1.3	<i>Rappresentazione della conoscenza in un dominio incerto</i>	<i>17</i>
2.2	LE RETI BAYESIANE PER LA GESTIONE DELL'INCERTEZZA	17
2.2.1	<i>Teoria della probabilità e regola di Bayes</i>	<i>17</i>
2.2.2	<i>Sintassi e semantica delle Reti Bayesiane.....</i>	<i>18</i>
2.2.3	<i>Topologia delle Reti Bayesiane.....</i>	<i>20</i>
2.3	INDIPENDENZA CONDIZIONATA	22
2.3.1	<i>Proprietà Globale di Markov.....</i>	<i>22</i>
2.3.2	<i>Proprietà Locale di Markov.....</i>	<i>23</i>
2.3.3	<i>Proprietà Locale diretta di Markov</i>	<i>24</i>
2.3.4	<i>d-Separation.....</i>	<i>25</i>
2.4	PROPAGAZIONE DELLE INFORMAZIONI: INFERENZA	27
2.4.1	<i>Un semplice esempio di inferenza diagnostica</i>	<i>30</i>
2.5	COSTRUZIONE DELLA STRUTTURA DI UNA RETE: LEARNING	31
2.6	EVOLUZIONE DELLE RETI BAYESIANE.....	33
	BIBLIOGRAFIA RELATIVA AL CAPITOLO 2	36
3	LE RETI BAYESIANE NELL'AFFIDABILITÀ E NELLA MANUTENZIONE INDUSTRIALE.....	37
3.1	APPLICAZIONI DELLE RETI DI BAYES	37
3.2	RETI STATICHE, DINAMICHE E ORIENTATE AGLI OGGETTI.....	38
3.3	CONDITION BASED MAINTENANCE	40
3.4	LEARNING	46
3.5	CONFRONTO CON ALTRI STRUMENTI DIAGNOSTICI	54
3.6	PROGNOSTICA	58

BIBLIOGRAFIA RELATIVA AL CAPITOLO 3	63
4 CASI APPLICATIVI.....	68
4.1 MODELLAZIONE AFFIDABILISTICA TRAMITE LE RETI BAYESIANE ORIENTATE AD OGGETTI	68
4.1.1 <i>Introduzione</i>	68
4.1.2 <i>La rappresentazione SADT</i>	68
4.1.3 <i>La relazione di equivalenza tra RBD e BN</i>	70
4.1.4 <i>Politiche di manutenzione</i>	71
4.1.5 <i>Il caso di studio</i>	74
4.1.6 <i>Risultati</i>	77
4.1.7 <i>Conclusioni</i>	81
4.2 LE RETI BAYESIANE COME SISTEMA DI SUPPORTO PER LE DECISIONI PER UN IMPIANTO DI PROCESSO	83
4.2.1 <i>Introduzione</i>	83
4.2.2 <i>Caso di studio</i>	83
4.2.3 <i>La metodologia utilizzata</i>	86
4.2.4 <i>L'analisi HAZOP</i>	88
4.2.5 <i>Il modello bayesiano</i>	90
4.2.6 <i>Risultati</i>	92
4.2.7 <i>Conclusioni</i>	93
4.3 LE RETI BAYESIANE PER LA GESTIONE DELLE NON CONFORMITÀ.....	95
4.3.1 <i>Introduzione</i>	95
4.3.2 <i>Caso di studio</i>	95
4.3.3 <i>Gestione dei dati storici</i>	96
4.3.4 <i>Il modello bayesiano</i>	97
4.3.5 <i>Le potenzialità dello strumento bayesiano</i>	99
4.3.6 <i>Conclusioni</i>	103
4.4 LE RETI BAYESIANE NELLA RISK BASED INSPECTION	105
4.4.1 <i>Introduzione</i>	105
4.4.2 <i>L'approccio RBI</i>	106
4.4.3 <i>Il modello bayesiano</i>	109
4.4.4 <i>Caso di studio</i>	111
4.4.5 <i>Risultati</i>	115
4.4.6 <i>Conclusioni</i>	116
BIBLIOGRAFIA RELATIVA AL CAPITOLO 4	118
5 CONCLUSIONI.....	121
ACRONIMI.....	124

1 Introduzione

1.1 *Asset life cycle management*

A causa della crescente competitività, dovuta alla globalizzazione dei mercati, sta diventando sempre più rilevante nelle realtà aziendali la gestione ottimale degli *asset*. Un *asset* è un'entità posseduta dall'azienda, di cui interessa gestire il ciclo di vita. Partendo dalle realtà più semplici nelle quali gli *asset* di interesse sono delle semplici unità HVAC o una macchina utensile, si può arrivare a situazioni più complesse che gestiscono *asset* come flotte di mezzi trasporto, impianti e macchine per processi manifatturieri, stabilimenti petrolchimici fino alle problematiche relative alla gestione dei patrimoni immobiliari.

Il ciclo di vita degli *asset* è composto da diverse fasi:

- Definizione delle specifiche e progettazione;
- Costruzione;
- Collaudo ed Installazione;
- Esercizio;
- Aggiornamento;
- Manutenzione;
- Messa fuori servizio e dismissione.

La disciplina scientifica deputata allo studio della gestione di queste entità viene denominata *Asset Management*, mentre per quanto riguarda gli aspetti industriali la gestione del ciclo di vita di un bene è chiamata *Asset Management Life Cycle Management*. È evidente come maggiore sia l'ampiezza di copertura del ciclo di vita, maggiore sarà la complessità delle attività e dei servizi che dovranno essere espletati a favore del bene.

Il presente lavoro si propone di investigare metodologie di analisi e valutazioni relative alla fase manutentiva del ciclo di vita di *asset*.

Le attività manutentive, che hanno l'obiettivo di garantire il mantenimento della piena funzionalità di un bene, presentano un'ampia valenza economica, poiché interessano la maggiore, in termini di durata, delle fasi di vita di qualsiasi bene. La valenza economica di queste attività è ulteriormente accentuata dalla congiuntura

economica che stiamo recentemente attraversando; siamo infatti in una fase di espansione molto limitata, di conseguenza la conservazione dei mezzi di produzione e delle infrastrutture assume particolare importanza.

1.2 Dalla manutenzione correttiva alla manutenzione su condizione

1.2.1 Che cos'è la manutenzione

La manutenzione può essere definita come la combinazione di tutte le azioni tecniche ed amministrative, incluse le azioni di supervisione, monitoraggio e controllo, volte a mantenere o riportare un'entità in uno stato in cui possa eseguire la funzione richiesta (UNI EN 13306:2003;2.1). La manutenzione, quindi, non consiste necessariamente nel ripristinare una funzione compromessa, ma anche e soprattutto nell'evitare il degrado o la deriva di questa funzione.

È proprio in questa direzione che, negli ultimi decenni, si sono concentrati gli sforzi e gli studi, per la ricerca di nuove tecniche e metodologie di manutenzione capaci di migliorare, nel modo più efficiente possibile, la funzionalità degli impianti a livello di disponibilità prevista e allo stesso momento garantire la sicurezza di persone e cose e dell'ambiente circostante.

La profonda evoluzione del concetto di manutenzione è dovuta in parte a motivi intrinseci, legati allo sviluppo organizzativo e tecnologico, in parte alla rivoluzione dell'informatica e delle comunicazioni, che ha consentito l'uso diffuso e approfondito dell'informazione anche nei domini d'interventi squisitamente tecnici.

Tra le problematiche, che questa evoluzione determina, le più difficili sono oltre a quelle di ordine tecnico, anche quelle di tipo organizzativo gestionali. Infatti, l'implementazione di un "corretto ed efficiente" sistema di manutenzione, all'interno di una azienda, è cosa molto complessa e onerosa, poiché pervade l'intera organizzazione con le sue funzioni, i suoi componenti e il personale impiegato.

L'attenzione rivolta e le risorse impiegate nella manutenzione fanno di essa un'attività di importanza strategica e quindi uno strumento di profitto che, come tale, deve essere pianificato e progettato, sin dalla concezione del progetto, corretto e migliorato durante tutto il ciclo di vita del sistema.

1.2.2 Storia ed evoluzione del concetto di manutenzione

La manutenzione ha giocato sempre un ruolo importante nella vita dell'uomo fin dalla preistoria [1.1].

In origine, il significato di manutenzione era quasi esclusivamente legato alle problematiche connesse alla conservazione dell'oggetto su cui s'interveniva.

Dal 3000 a.C., fino a quando è durata l'epoca dei faraoni, gli egiziani affidavano il coordinamento manutentivo dei canali e delle dighe al "nomarca" (governatore provinciale), uno dei loro funzionari più importanti.

Nel Diritto Romano si trovano regole sull'esercizio della manutenzione; la cura e la manutenzione dedicata alla rete stradale romana, ad esempio, fu uno dei fattori chiave di successo dell'impero. Lo stesso vale per l'Impero d'Oriente, dove manutenzione e restauro, specialmente dei beni immobiliari, erano largamente praticati. Durante il periodo carolingio, e per tutto il medioevo, la responsabilità della manutenzione era affidata al feudatario, al pari della difesa e della costruzione di opere pubbliche.

In seguito, in epoche più recenti, della bottega artigiana che, evolvendosi, si trasformò in manifattura, l'artigiano unico autore del prodotto, si rendeva garante e controllore della sua qualità e della sua manutenzione, possedendone, per così dire, l'integrale *knowhow* conoscitivo. Pertanto, implicitamente compiva anche il controllo di qualità, e con esso indicava all'utente le azioni manutentive, che riteneva necessarie per la sua garanzia.

Con la comparsa e diffusione delle macchine, conseguente alla rivoluzione industriale, il lavoro divenne parcellizzato e organizzato "scientificamente", secondo i criteri del taylorismo. Questi ruppero l'identità artigianale del prodotto sinonimo di qualità, rendendo esplicita la necessità di opportuni interventi manutentivi, dando vita alla nascita della figura dell'operaio specializzato nella manutenzione. Si ha, così, la nascita delle prime metodologie manutentive, poiché si comprende che la manutenzione comporta un vantaggio economico in quanto "costo evitato".

In ambito industriale, la manutenzione nel tempo si è trasformata da un onere inevitabile ad un fattore di competitività, come fattore di profitto indiretto.

Nella prima parte del Novecento, la manutenzione si afferma come funzione autonoma, con un preciso "corpus disciplinare", nato dall'aggregazione di numerose

e diverse scoperte scientifiche, finché nel 1963 l'OCSE propone una prima definizione di manutenzione, indirizzata principalmente al contesto industriale.

È proprio alla fine degli anni '60 che la manutenzione, da esclusiva politica correttiva, si trasforma in strategia preventiva.

Già da qualche decennio, però, la manutenzione preventiva era applicata nel settore militare e nell'industria di produzione d'energia. Le azioni preventive venivano effettuate sotto l'egida della casualità (in base a intervalli di tempo o a cicli di utilizzo prefissati), e ciò rappresentava un grande limite, poiché tale strategia imponeva spesso interventi su componenti ancora in buone condizioni con grande dispendio di risorse.

Nel 1970, la manutenzione diventa scienza di conservazione, con l'introduzione di un neologismo: la "Terotecnologia". Questa è un insieme di management, finanze, ingegneria e altre pratiche applicate ai beni fisici, per perseguire un economico costo del ciclo di vita (definizione del Ministero del Commercio e Industria Britannico).

Nonostante i limiti di questa visione, ben evidenziati dieci anni più tardi da *Nakajima* [1.2, 1.3], il termine "ingegneria" afferma ciò che la manutenzione in realtà è sempre stata, fin da quando gli egizi dovevano regolare le piene del Nilo, ossia pratiche ingegneristiche finalizzate all'ottenimento di economie (conservazione del valore e della prestazione, sicurezza, difesa dell'ambiente).

Con l'avvento di un'informazione diffusa, attraverso processi sempre più sofisticati di comunicazione, resi ancora più efficienti dall'uso generalizzato dell'informatica e dei supporti di elettronica, la manutenzione tende a divenire arte raffinata, governata dai principi di una scienza che ha connotazioni sofisticate e complesse.

Da ciò lo sviluppo ulteriore della manutenzione, che permette il passaggio da una semplice politica preventiva ciclica, ad una più efficace ed efficiente strategia di manutenzione preventiva del tipo predittivo o secondo condizione.

Il bene fisico, detto anche *asset*, diventa più in generale il "sistema", e la disciplina che lo studia è l'Ingegneria dei Sistemi [1.4]. La manutenzione quindi interviene sui sistemi, la cui definizione si applica, sia a beni materiali, sia a beni immateriali come l'organizzazione.

I principi di manutenzione possono conseguentemente abbracciare un dominio più ampio rispetto alla definizione originale data dall'OCSE, non solo industria, ma anche civile (infrastrutture e costruzioni) e servizi.

La manutenzione è dunque un insieme di nozioni e tecniche fondate sulle scienze fisiche, matematiche e chimiche, applicate alla progettazione, organizzazione e realizzazione opere.

È sotto questo profilo che si devono trarre i componenti costitutivi del successo manutentivo: l'organizzazione e le competenze professionali. Non va dimenticato, infatti, che per circa due terzi la manutenzione è manodopera e per il terzo rimanente parti di ricambio e materiali di consumo.

L'obiettivo finale, quindi, consiste nell'instaurare un legame tra la manutenzione e l'ingegneria, che durante tutta la vita operativa del sistema permetta di verificare costantemente le prestazioni del sistema e reindirizzare l'organizzazione della manutenzione per un continuo miglioramento dei risultati in termini di produttività, sicurezza e protezione dell'ambiente.

Inoltre, gli obiettivi della manutenzione sono strettamente collegati alle indicazioni fornite dalla direzione aziendale, e possono essere così sintetizzati:

- la conservazione dei cespiti aziendali durante il loro ciclo di vita utile;
- il mantenimento della funzionalità degli impianti al livello di disponibilità previsto;
- la sicurezza del personale e delle cose;
- la protezione dell'ambiente;
- il contenimento dei costi di manutenzione;
- il controllo tecnico ed economico dei risultati.

1.2.3 Tipologie di manutenzione

Manutenzione ordinaria

In base alle modalità di intervento, ed ai fini del controllo economico, è consuetudine dividere le attività di manutenzione in due grandi categorie: la manutenzione ordinaria e quella straordinaria.

Per manutenzione ordinaria si intendono quelle tipologie di interventi di manutenzione, durante il ciclo di vita, atti a (UNI 11063:2003; 4.1):

- mantenere l'integrità originaria del bene;
- mantenere o ripristinare l'efficienza dei beni;
- contenere il normale degrado d'uso;

- garantire la vita utile del bene;
- far fronte ad eventi accidentali.

Generalmente gli interventi sono richiesti a seguito di:

- rilevazione di guasti o avarie (*manutenzione a guasto o correttiva*);
- attuazione di politiche manutentive (*manutenzione preventiva ciclica, predittiva, secondo condizione*);
- esigenza di ottimizzare la disponibilità del bene e migliorarne l'efficienza (interventi di miglioramento o di piccola modifica che non comportano incremento del valore patrimoniale del bene).

I suddetti interventi non modificano le caratteristiche originarie (dati di targa, dimensionamento, valori costruttivi ecc.) del bene stesso, e non ne modificano la struttura essenziale e la loro destinazione d'uso.

I costi relativi devono essere previsti (anche su base statistica) nel *budget* di manutenzione e attribuiti all'esercizio finanziario in cui le attività sono state svolte.

In figura 1.1 sono rappresentate le principali tipologie di manutenzione ordinaria, in funzione delle loro modalità di esecuzione.

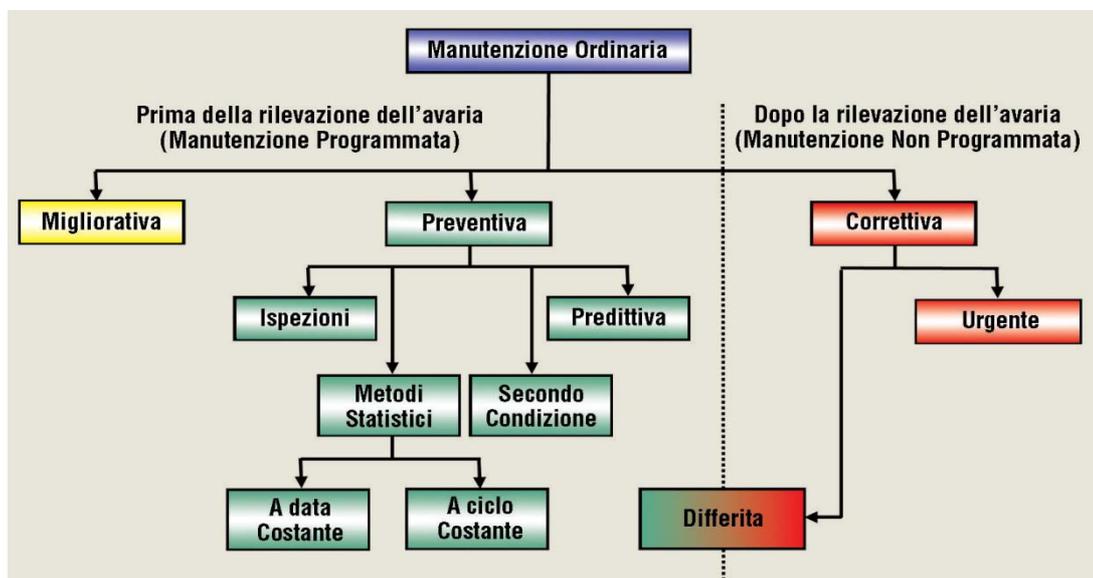


Fig. 1.1: Tipologie di manutenzione ordinaria

Manutenzione correttiva

È detta anche “a guasto”: è la manutenzione eseguita a seguito della rilevazione di un'avarità ed è volta a riportare un'entità nello stato in cui essa possa eseguire una funzione richiesta (UNI EN 13306:2003; 7.6).

Essa, nei casi di urgenza è eseguita senza indugio, dopo la rilevazione del guasto, in modo da evitare conseguenze inaccettabili (UNI EN 13306:2003; 7.9).

In tal caso essa ricade tra le attività di manutenzione non programmata ossia tra le attività svolte non in accordo ad un piano temporale stabilito, ma dopo la ricezione di una indicazione riguardante lo stato di un'entità (UNI 9910:1991; 191-07-11).

Qualora invece l'entità in avaria non sia critica, l'intervento di manutenzione può essere differito (UNI EN 13306:2003; 7.8).

In questo caso l'intervento è effettuato insieme con altri interventi di manutenzione programmata, ossia con altri interventi di manutenzione preventiva eseguita in base a un programma temporale o a un numero stabilito di grandezze quali il numero di ore di produzione, il numero di avvii o di fermate, i chilometri percorsi, etc. (UNI EN 13306:2003; 7.2).

Manutenzione preventiva

Termine che indica qualsiasi attività di manutenzione diretta a prevenire guasti ed avarie: il momento migliore per intervenire può essere trovato calcolando, sulla base dei dati storici, la probabilità che un componente possa rompersi entro un predeterminato periodo di tempo, o può essere determinato da misure strumentali che mostrino il reale stato d'usura.

Più specificamente, la manutenzione preventiva è quella eseguita a intervalli predeterminati o in base a criteri prescritti, ed è volta a ridurre la probabilità di guasto o il degrado del funzionamento di un'entità (UNI EN 13306:2003; 7.1).

In funzione dei metodi d'analisi utilizzati, la manutenzione preventiva può essere suddivisa in:

- preventiva basata su metodi statistici (frequenza dei guasti);
- preventiva secondo condizione;
- preventiva basata su modelli (predittiva);
- preventiva basata sulle ispezioni.

La manutenzione preventiva basata sui metodi statistici può essere a sua volta suddivisa in:

- MP a data costante: se l'intervento di manutenzione è realizzato dopo un predeterminato periodo, indipendentemente dal reale tempo di funzionamento;

- MP a ciclo costante: se l'intervento di manutenzione è realizzato quando il componente raggiunge un prefissato tempo di funzionamento (tempo reale di funzionamento) o ciclo.

Questa tipologia di manutenzione è anche detta ciclica ed è definita come la manutenzione preventiva effettuata in base a intervalli di tempo o cicli di utilizzo prefissati, ma senza una precedente indagine sulle condizioni dell'entità (UNI EN 13306:2003; 7.3).

Qualora si debba realizzare la manutenzione di un sistema o di un'apparecchiatura complessa, composta cioè da molte entità, può essere più vantaggioso, sia in termini economici che in termini di disponibilità del sistema stesso, realizzare in una sola fermata la manutenzione di tutti i componenti del sistema.

Questo tipo di intervento è comunemente chiamato manutenzione "di opportunità od opportunistica". Essa è definita come la manutenzione eseguita, in forma sequenziale o parallela, su più componenti in corrispondenza di un'opportunità di intervento, al fine di realizzare sinergie e sincronie nell'impiego di risorse economiche, tecniche ed organizzative (UNI 10147:2003; 7.3).

La manutenzione preventiva secondo condizione e quella basata su modelli di previsione sono realizzate quando è possibile misurare prefissati parametri e stabilire se il loro valore ricada entro limiti di sicurezza ben definiti. La raccolta ed analisi di questi dati permette di calcolare il trend evolutivo delle grandezze a cui essi si riferiscono.

È possibile, in tal modo, determinare un piccolo intervallo di tempo, vicino al punto di rottura, durante il quale attivare i lavori di manutenzione necessari. Più specificamente, la manutenzione secondo condizione è una manutenzione preventiva basata sul monitoraggio delle prestazioni di un'entità e/o dei parametri significativi per il suo funzionamento e sul controllo dei provvedimenti conseguentemente presi.

Il monitoraggio delle prestazioni e dei parametri può essere calendarizzato, eseguito su richiesta o effettuato in continuo (UNI EN 13306:2003; 7.4).

La manutenzione predittiva è una manutenzione su condizione eseguita in seguito a una previsione derivata dall'analisi e dalla successiva valutazione dei parametri significativi afferenti il degrado dell'entità (UNI EN 13306:2003; 7.5).

La manutenzione preventiva basata sulle ispezioni, intendendo per “ispezione” l’insieme delle azioni volte a determinare e a valutare il corretto funzionamento di un’entità, è realizzata quando, mentre le apparecchiature sono in esercizio, si verifica il loro regolare funzionamento ed il loro stato ed ambiente di esercizio è nelle condizioni prescritte dal costruttore. Se una sola di queste condizioni non è realizzata, viene tempestivamente attivata un’attività di manutenzione correttiva.

Le apparecchiature da sottoporre a periodiche ispezioni devono essere selezionate in base a ben definiti criteri (rischio, criticità, etc.). Le ispezioni basate sull’analisi del rischio derivano dalla metodologia di valutazione RBI (*Risk Based Inspection*) ormai largamente diffusa.

Le ispezioni sono condotte da specialisti secondo procedure più o meno complesse (metodi d’ispezione), seguendo ben definiti percorsi d’ispezione.

Le frequenze delle ispezioni sono in genere definite in base alla severità dei criteri di sicurezza in cui ricadono le apparecchiature, ad esempio:

- apparecchiature soggette a norme di legge o a regolamenti speciali;
- apparecchiature contenenti materiali pericolosi la cui rottura può comportare autocombustione, esplosioni, rilascio di sostanze tossiche e che operano ad alta pressione e temperatura;
- apparecchiature contenenti materiali pericolosi la cui rottura non comporta autocombustione e che operano a media pressione ed a temperatura ambiente;
- apparecchiature non contenenti materiali pericolosi, che operano a bassa pressione ed a temperatura ambiente.

Con il termine “ispezione”, si intende anche la verifica della conformità mediante misurazione, osservazione, prova o rilevazione dimensionale delle caratteristiche relative ad un’entità. L’ispezione in oggetto può essere condotta prima, durante o dopo altre attività di manutenzione (UNI EN 13306:2003: 8.1).

In genere questo tipo di ispezioni ha lo scopo di verificare che lo stato di una entità sia conforme a ben precisi requisiti di legge o a specifiche norme di settore.

Manutenzione migliorativa

È l’insieme delle azioni di miglioramento o piccola modifica che non incrementano il valore patrimoniale del bene (UNI 10147:2003; 7.4).

Le attività di manutenzione correttiva e preventiva possono talvolta essere un'ottima occasione per dotare una macchina anche di nuovi accorgimenti tecnologici atti a migliorare le performance complessive del sistema, oltre che l'affidabilità d'esercizio. Gli interventi di manutenzione migliorativa riguardano in genere:

- la riabilitazione con ammodernamento (*upgrading & updating*);
- l'applicazione di particolari soluzioni tecniche innovative (telecontrollo, telemisura);
- la diagnostica esperta con ricorso all'uso di mezzi telematici (telediagnosi).

Manutenzione straordinaria

Per manutenzione straordinaria si intendono quelle tipologie di interventi non ricorrenti e di elevato costo, in confronto al valore di rimpiazzo del bene ed ai costi annuali di manutenzione ordinaria dello stesso (UNI 11063:2003; 4.2).

Gli interventi inoltre:

- possono prolungare la vita utile e/o, in via subordinata migliorarne l'efficienza, l'affidabilità, la produttività, la manutenibilità e l'ispezionabilità;
- non ne modificano le caratteristiche originarie (dati di targa, dimensionamento, valori costruttivi ecc.) e la struttura essenziale;
- non comportano variazioni di destinazioni d'uso del bene.

I costi relativi sono previsti nel *budget* di manutenzione.

Gli interventi di manutenzione straordinaria devono essere opportunamente identificati ed elencati.

Tra questi si annoverano, in genere:

- le fermate generali (fermate di impianto - *plant shutdown*);
- le piccole fermate (fermate dei treni o linee - *train shutdown*);
- le manutenzione episodica (coibentazioni di tubi, impermeabilizzazioni di vasche, pittura di serbatoi, lavori civili ecc.)

Per ciascuna tipologia di lavori straordinari è necessario che siano definiti i rispettivi contenuti e criteri di attivazione, esecuzione, controllo e contabilizzazione.

1.2.4 La manutenzione su condizione

La realizzazione ottimale di una politica di manutenzione su condizione si basa sui presupposti di accertamento, con interventi periodici e/o sorveglianza continua dello stato di “salute” del bene e di capacità nel prevedere l’evoluzione del guasto, eventualmente accertato.

Come già esposto, vi sono politiche alternative di manutenzione, quali la manutenzione correttiva e la manutenzione programmata, che per diverse tipologie di beni, di componenti, di condizioni di processo e di utilizzo, possono rappresentare soluzioni più efficaci ed efficienti.

La CBM (*Condition Based Monitoring*) si integra con la RCM (*Reliability Centered Maintenance*) e la RBM (*Risk Based Maintenance*), nella definizione di adeguate strategie di manutenzione. Si applica efficacemente a fenomeni di guasto evolutivo, con elementi di predicibilità nell’evoluzione del guasto. Inoltre presuppone la disponibilità e la messa in opera di adeguate metodologie sperimentali e di mezzi strumentali di sorveglianza, continua o periodica e di accertamento dell’evoluzione del guasto che possono essere identificati nelle metodologie di *Condition Monitoring*.

Metodologie efficaci di Condition Monitoring devono, per quanto possibile, consentire diagnosi:

- precoci (l’individuazione dell’inizio dell’anomalia deve essere tempestiva, con l’ausilio di strumentazione capace di rilevare e segnalare piccoli incrementi della grandezza monitorata);
- affidabili (falsi allarmi annullano i benefici e determinano perdite economiche);
- accurate (l’identificazione e la stima dell’entità del guasto supportano la scelta dell’intervento di manutenzione più appropriata).

In funzione delle politiche di manutenzione adottate, lo stato dei componenti può essere rilevato mediante accertamento di integrità o valutazione di ulteriore esercibilità durante apposite ispezioni da prevedere anche in occasione della fermata programmata.

Laddove applicabile, la CBM permette di:

- ridurre gli interventi sui componenti per i quali è stata accertata l'esercibilità, nelle fermate programmate;
- rendere la programmazione delle fermate di manutenzione più flessibile, senza compromettere l'integrità e l'affidabilità dei componenti;
- gestire nel breve termine le fermate non programmate, causate da insorgenza ed evoluzione di fenomeni di guasto non previsti, perché diversi dai dati storici; gestire quindi in sicurezza il transitorio di diminuita affidabilità del componente senza mettere a rischio l'integrità del bene, cui il componente è legato. L'indisponibilità accidentale è così convertita in indisponibilità programmata a breve (fermate improvvise o fermate con preavviso di giorni/settimane comportano oneri fra loro molto diversi);
- proteggere gli *asset* mediante l'identificazione precoce e affidabile di guasti evolutivi, che consentono di prevenire maggiori danni a componenti critici e di costo elevato;
- stimare meglio il momento più conveniente per interventi manutentivi, tale da ottimizzare il bilancio tra i costi dell'intervento ed i benefici derivanti dal recupero di efficienza (ottimizzazione dei consumi specifici, massimizzazione della produzione, ecc.).

Tutto ciò si traduce in sostanziali benefici economici, in termini di riduzione dei costi totali di manutenzione e dei costi d'investimento per il rinnovo delle apparecchiature. D'altra parte, anche la manutenzione su condizione riserva dei limiti. In particolare la CBM non si applica su quei componenti per i quali la manutenzione è determinata da guasti ed avarie difficili da catalogare e difficili da prevedere e sorvegliare nel tempo. Inoltre non è sempre possibile modulare nel tempo, attraverso l'approccio CBM, i programmi di manutenzione. Tale limite deriva dalla necessità di dovere effettuare, comunque determinati interventi di manutenzione ciclica, richiesti da esigenze produttive e da norme per la salvaguardia della sicurezza e dell'ambiente.

L'implementazione di una strategia di CBM comporta costi aggiuntivi relativi a strumentazione aggiuntiva e ad esami e valutazioni diagnostiche dei dati, a fronte dei quali deve avere una stima convincente dei corrispondenti benefici. Inoltre implica, evidentemente, i rischi connessi a livelli non sufficienti di precocità, affidabilità e precisione diagnostica delle metodologie adottate.

Questi rischi vanno tuttavia pesati con quelli derivanti dalla minore informazione diagnostica disponibile con politiche di manutenzione programmata.

Ne consegue che spesso la scelta più razionale è quella di adottare un approccio integrato con strategie di manutenzione che prevedano un mix di manutenzione preventiva e manutenzione su condizione.

Obiettivo del presente elaborato è l'analisi dell'applicazione delle reti bayesiane nell'ambito dell'affidabilità e manutenzione industriale, con particolare riguardo alle sue potenzialità in relazione allo sviluppo di sistemi diagnostici per la manutenzione su condizione.

Bibliografia relativa al Capitolo 1

- [1.1] Belgin N., 1988. “*Dalla Società Industriale Alla Società della Manutenzione*”, Produrre non basta, Collana Note e Commenti Anno XXIV, numero 2/3, CENSIS.
- [1.2] Nakajima S., 1988. “*Total Productive Maintenance*”, Cambridge.
- [1.3] Nakajima S., 1989. “*TPM Development Program: Implementing Total Productive Maintenance*”, Cambridge.
- [1.4] Blanchard S.B., 1995. “*Maintainability: A Key to Effective Serviceability and Maintenance Management*”, John Wiley & Sons Inc., New York.
- [1.5] Moubay J., 1997. “*Reliability – Centered Maintenance*”, Second edition, Industrial Press Inc., New York.
- [1.6] Tang W.H., 1973. “Probabilistic Updating of Flaw Information”, *Journal of Testing and Evaluation*.
- [1.7] Melcher R.E., 1999. “*Structural Reliability, Analysis and Prediction*”, Second edition, Ellis Horwood Chichester, Chichester.

2 Le reti bayesiane

“Le reti bayesiane sono un solido formalismo grafico per rappresentare un sistema con un dominio affetto da incertezza percorrendo una strada coerente con gli assiomi della teoria delle probabilità” (Pearl, 1988).

2.1 L'incertezza

2.1.1 Agire in presenza di incertezza

Un problema molto diffuso è che gli agenti non hanno quasi mai accesso all'intera verità dell'ambiente in cui operano. Alcune conoscenze possono derivare direttamente da percezioni dell'agente, altre invece possono venire inferite dalle percezioni correnti o precedenti, con la conoscenza di alcune proprietà e caratteristiche dell'ambiente. Tuttavia anche in semplici contesti, ci saranno domande importanti per le quali un'agente non potrà fornire una risposta categorica. Quindi, usualmente, l'agente deve operare in presenza di incertezza.

L'incertezza sorge quindi dalla mancanza di conoscenza oppure dalla incompletezza e dalla mancanza di comprensione delle proprietà di un ambiente. In questo secondo caso si parla di “problema della qualificazione”, che afferma che molte regole sul dominio saranno incomplete, perché vi sono troppe condizioni che devono essere enumerate esplicitamente, o perché alcune delle condizioni sono ignote.

In questo contesto la conoscenza dell'agente può solo fornire quello che si chiama un grado di credenza, che può essere trattato tramite la teoria della probabilità. In sostanza la probabilità fornisce una rappresentazione della conoscenza dell'agente affetta da incertezza.

Come accennato precedentemente un agente all'interno di un ambiente ha delle percezioni che determinano la sua conoscenza, di conseguenza il grado di credenza che attribuisce agli elementi dell'ambiente dipende dalle sue percezioni, correnti e precedenti. Si parla quindi di conoscenza a priori o incondizionata prima che avvenga l'acquisizione di prove derivante da nuove percezioni che aggiornino la conoscenza dell'agente stesso e che quindi modifichino i suoi gradi di credenza. Si

definisce invece conoscenza a posteriori o condizionata, la conoscenza dell'agente a valle del processo di acquisizione.

Dal momento che sarà la teoria della probabilità lo strumento con cui rappresenteremo la conoscenza di un agente all'interno di un dominio, parallelamente a quanto sopra descritto si possono definire i concetti di probabilità a priori o incondizionata e probabilità a posteriori o condizionata.

2.1.2 Incertezza e decisioni razionali

La presenza di incertezza cambia radicalmente il modo in cui un'agente prende le decisioni. Solitamente un agente logico ha un singolo obiettivo (tipicamente congiunto) e prende delle decisioni che garantiscono il suo raggiungimento. Di conseguenza un'azione è eseguita o non eseguita in base al fatto che porti al raggiungimento dell'obiettivo, quando invece entra in gioco l'incertezza la situazione si modifica sostanzialmente.

In presenza di incertezza un agente deve esprimere delle preferenze fra le varie conseguenze possibili delle proprie azioni, dove una conseguenza è uno stato completamente noto e specificato.

Si introduce così la teoria dell'utilità per ragionare e rappresentare il concetto di preferenza. La teoria dell'utilità dice che ogni stato ha un grado di utilità per un agente e l'agente preferirà stati con la massima utilità. In particolare l'utilità di uno stato è relativa all'agente a cui si riferiscono le preferenze rappresentate dalla sua funzione di utilità, inoltre è bene sottolineare che non vi è spesso alcuna oggettività nella scelta delle preferenze.

Le preferenze, espresse come utilità, vengono combinate con la teoria della probabilità per dare origine alla teoria delle decisioni razionali, più propriamente della teoria delle decisioni.

Il concetto principale che sta alla base della teoria delle decisioni è il seguente: un agente è razionale se e solo se sceglie l'azione che porta alla massima utilità attesa, mediata su tutte le possibili conseguenze dell'azione stessa. Quello appena enunciato è chiamato principio della Massima Utilità Attesa.

Quindi una decisione razionale dell'agente non dipende solo dall'importanza degli obiettivi da raggiungere ma anche dalla probabilità e dal grado con cui verranno raggiunti.

2.1.3 Rappresentazione della conoscenza in un dominio incerto

La rappresentazione della conoscenza all'interno di un dominio affetto da incertezza è usualmente affrontata tramite una struttura di dati chiamata "rete di credenza".

Una rete di credenza è un grafo per cui valgono le seguenti proprietà:

1. Un insieme di variabili casuali costituiscono i nodi della rete;
2. Un insieme di archi con verso connette le coppie di nodi. Il significato di una freccia dal nodo X al nodo Y è che X ha un'influenza diretta su Y ;
3. Ogni nodo ha una tabella delle probabilità condizionate che quantifica gli effetti che i nodi a lui collegati hanno sul nodo stesso;
4. Il grafo non genera e non contiene cicli diretti (grafo diretto aciclico, DAG, dall'inglese *Directed Acyclic Graph*).

Quelli appena elencati sono i principi su cui si basa la topologia di una rete di credenza.

Le reti bayesiane, oggetto della presente tesi, sono una particolare tipologia di rete di credenza le cui peculiarità verranno ampiamente discusse e presentati nei successivi paragrafi.

2.2 Le reti bayesiane per la gestione dell'incertezza

2.2.1 Teoria della probabilità e regola di Bayes

Le reti Bayesiane sono uno strumento che utilizza i principi della teoria delle probabilità. Si definiscano A e B come due variabili casuali discrete e si introducano le seguenti definizioni:

- Probabilità incondizionata o a priori: $P(A)$;
- Probabilità condizionata: $P(A|B)$, probabilità di avere A dato B ;
- Probabilità congiunta: $P(X_1, \dots, X_n)$, assegna una probabilità all'evento per cui X_1, X_2, \dots, X_n , si verificano contemporaneamente.

Sfruttando i tre assiomi principali della probabilità:

$$0 \leq P(A) \leq 1 \quad (2.1)$$

$$P(\text{vero}) = 1 \quad ; \quad P(\text{falso}) = 0 \quad (2.2)$$

$$P(A \vee B) = P(A) + P(B) - P(A \wedge B) \quad (2.3)$$

e la regola del prodotto:

$$P(A \wedge B) = P(A | B)P(B) = P(B | A)P(A) \quad (2.4)$$

si ottiene la regola di Bayes:

$$P(B | A) = \frac{P(A | B)P(B)}{P(A)} \quad (2.5)$$

Inoltre se ad una probabilità $P(A|B)$ si aggiunge un'ulteriore prova C si ottiene un esempio di "aggiornamento Bayesiano":

$$P(A | B) \xrightarrow{\text{Aggiungo } C} P(A | B \wedge C) = P(A | B) \frac{P(C | A \wedge B)}{P(C | B)} \quad (2.6)$$

Però, nel caso in cui B e C siano indipendenti dato A :

$$P(C | A \wedge B) = P(C | A) \quad (2.7)$$

$$P(B | A \wedge C) = P(B | A) \quad (2.8)$$

Si ottiene l'**indipendenza condizionale**, un forte strumento semplificativo.

2.2.2 Sintassi e semantica delle Reti Bayesiane

Come anticipato, le reti bayesiane sono grafici diretti aciclici (Directed Acyclic Graph, DAG) usati per rappresentare la conoscenza all'interno di domini caratterizzati dall'incertezza.

Una BN (Bayesian Network) è definita dalla coppia: $\mathcal{G} = ((N, A), \mathcal{P})$, dove (N, A) rappresentano rispettivamente: N l'insieme di nodi, A l'insieme di archi. \mathcal{P} invece rappresenta la distribuzione di probabilità associata ad ogni nodo.

Definendo i genitori di un nodo come tutti quei nodi le cui frecce puntano al nodo stesso, si può introdurre la seguente suddivisione:

- I nodi radice sono tutti quei nodi che non hanno genitori;
- I nodi foglia sono tutti quei nodi che non hanno alcun figlio; non hanno cioè nessuna influenza causale sulle altre variabili.

Quando il nodo non è un nodo radice, cioè quando ha dei nodi genitori, la distribuzione \mathcal{P} è una distribuzione di probabilità condizionale che quantifica le dipendenze probabilistiche tra i nodi ed i loro genitori.

Data X , variabile casuale discreta, rappresentata dal nodo $n \in N$, i suoi stati mutualmente escludenti possono essere definiti tramite $S_n : \{S_1^n, \dots, S_M^n\}$.

E' possibile ora definire il vettore π^n come la distribuzione probabilistica:

$$\pi = [\pi(S_1) \dots \pi(S_m) \dots \pi(S_M)], \pi(S_m) \geq 0 \quad (2.9)$$

dove

$$\pi(S_m) = p(X=S_m) \quad (2.10)$$

e

$$\sum_{m=1}^M \pi(S_m) = 1 \quad (2.11)$$

dove $\pi^n(S_m^n)$ è la probabilità marginale per cui n sia nello stato S_m^n .



Fig. 2.1: Coppia di nodi Genitore-Figlio

Per esempio nella figura 2.1, i nodi n_i e n_j sono collegati da un arco. Se $(n_i, n_j) \in A$, ovvero esiste un arco che collega i a j , e $(n_j, n_i) \notin A$, non esiste un arco che collega i a j , allora n_i è considerato come un genitore di n_j . L'insieme di genitori del nodo n_j è definito come $pa(n_j)$.

Il set P , l'insieme delle probabilità congiunte caratterizzanti un nodo, è rappresentato con la tabella delle probabilità condizionate (CPT). Quindi ogni nodo ha associata una CPT. Per esempio, in figura 2.1, i nodi n_i e n_j sono definiti sul set $S_{n_i} : \{s_1^{n_i}, \dots, s_L^{n_i}\}$ e $S_{n_j} : \{s_1^{n_j}, \dots, s_L^{n_j}\}$.

La CPT di n_i è quindi definita dalle probabilità condizionali $P(n_j | n_i)$ su ogni stato n_j conoscendo gli stati n_i dei suoi genitori. Questo CPT è definito come una matrice:

$$P(n_j | pa(n_i)) = \begin{bmatrix} p(n_j = s_1^{n_j} | n_i = s_1^{n_i}) \dots p(n_j = s_L^{n_j} | n_i = s_1^{n_i}) \\ p(n_j = s_1^{n_j} | n_i = s_M^{n_i}) \dots p(n_j = s_L^{n_j} | n_i = s_M^{n_i}) \end{bmatrix} \quad (2.12)$$

Riguardo ai nodi radice le CPT contengono solo le righe descrittive le probabilità a priori di ogni stato.

Una rete bayesiana è quindi in grado di rappresentare graficamente in maniera compatta e sintetica un sistema. Ogni valore della tabella della distribuzione della

probabilità congiunta (CPT), associata ad un nodo, deriva dalle informazioni e dalle conoscenze che abbiamo sul sistema considerato.

I nodi rappresentano quindi le variabili del sistema, gli archi ne mostrano qualitativamente le relazioni di dipendenza e le CPT ne definiscono quantitativamente i valori.

2.2.3 Topologia delle Reti Bayesiane

La rete Bayesiana è una struttura di dati utilizzata per rappresentare, sia visivamente, tramite la connessione nodi – archi, sia matematicamente, tramite la distribuzione di probabilità congiunta, la dipendenza fra le variabili di un sistema.

Possiamo perciò definire le BN come un grafo per cui valgono le seguenti caratteristiche, già in parte precedentemente anticipate:

1. Un insieme di variabili casuali costituiscono i nodi della rete.
2. Un insieme di archi con verso connette le coppie di nodi. Il significato di una freccia dal nodo X al nodo Y è che X ha un'influenza diretta su Y .
3. Ogni nodo ha una tabella delle probabilità condizionate che quantifica gli effetti che i genitori hanno sul nodo.
4. I genitori di un nodo sono tutti quei nodi che hanno frecce che puntano al nodo.
5. I nodi radice sono tutti quei nodi che non hanno genitori.
6. I nodi foglia sono tutti quei nodi che non hanno alcun figlio; non hanno nessuna influenza causale sulle altre variabili.
7. Il grafo non genera e non contiene cicli diretti (grafo diretto aciclico, DAG, dall'inglese *Directed Acyclic Graph*).

Dopo aver costruito la rete, verrà definita, per i nodi che partecipano alle dipendenze dirette, la “tabella delle probabilità condizionate”; esse verranno utilizzate per il calcolo di qualunque altro valore di probabilità.

Trovandosi di fronte alla necessità di dover costruire una rete bayesiana che sia in grado di modellare un sistema nel modo più efficace, una semplice e generale procedura sarà:

1. Si scelga un insieme di variabili rilevanti X_i che descrivono il dominio, si definiscono i nodi n_i ;
2. Si scelga un ordinamento per le variabili, nodi radice e foglie disposti

secondo la corretta gerarchia;

3. Per ciascuna variabile X_i :
 - a. Si aggiunga un nodo, n_i , alla rete;
 - b. Si supponga $Genitori(X_i)$, $pa(n_i)$, come un qualche insieme minimo di nodi già presenti nella rete, tale che la proprietà di indipendenza condizionale sia soddisfatta;
 - c. Si definisca la tabella delle probabilità condizionate per X_i , n_i .

Questo metodo di costruzione garantisce che la rete sia aciclica poiché ogni nodo è connesso solo ai nodi precedenti.

Ecco un semplice esempio di rete bayesiana, comunemente riportato:

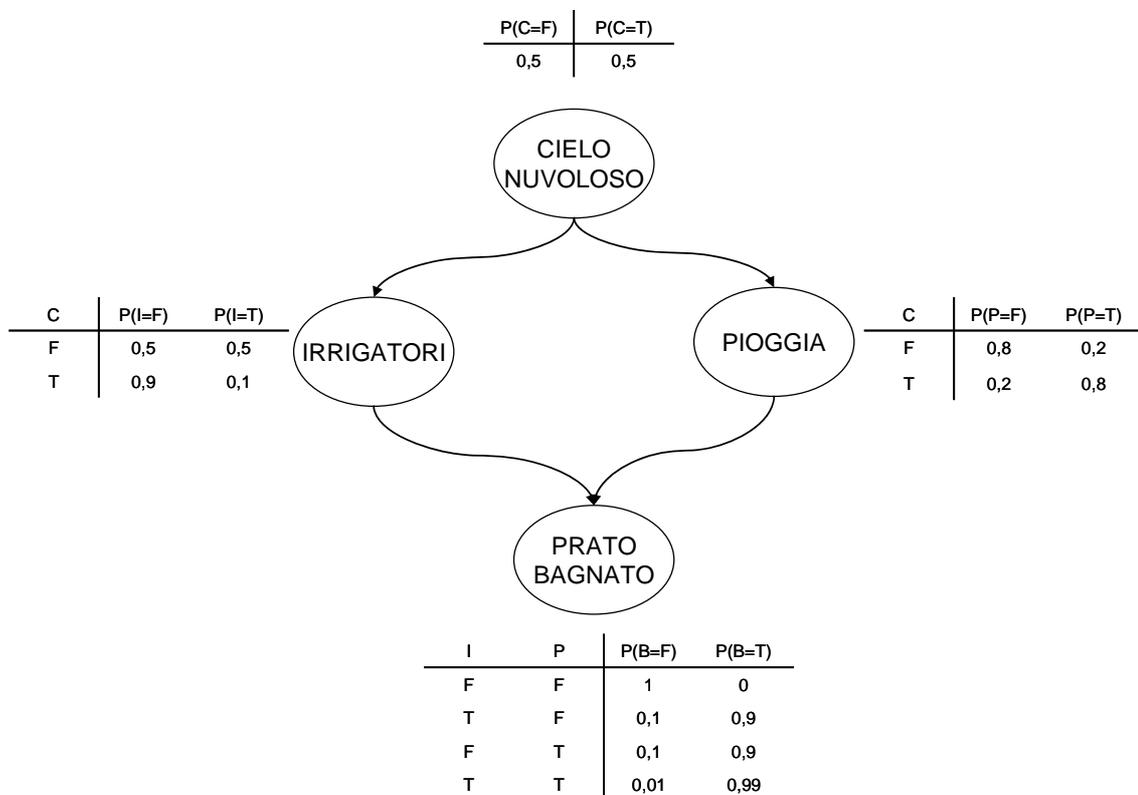


Fig. 1.2: una rete Bayesiana completa, sono riportate sia le probabilità a priori che le CPT dei nodi figli.

La topologia della rete può quindi essere pensata come una base di conoscenza astratta in grado di incorporare un'ampia varietà di situazioni differenti. Riesce a rappresentare sia la struttura generale del processo sia qualsiasi dettaglio della popolazione.

2.3 Indipendenza condizionata

Per comprendere le proprietà di cui godono le reti bayesiane è necessario fare una premessa sui modelli grafici probabilistici ossia grafi in cui i nodi rappresentano delle variabili casuali e gli archi rappresentano invece le relazioni di dipendenza tra i nodi.

Se il modello grafico è costituito da archi indiretti si ha una rete di Markov (*Markov Network*) se invece è formato da archi diretti si ha una rete bayesiana. Le reti bayesiane sono dunque un caso particolare delle reti di Markov, di conseguenza anche ad esse si applicano le proprietà globale e locale di Markov.

2.3.1 Proprietà Globale di Markov

La proprietà globale di Markov formula l'indipendenza condizionata tra due insiemi di nodi:

“Presi tre insiemi di nodi (variabili casuali), A , B , C , un qualunque nodo X_A nell'insieme A è indipendente da un qualunque altro nodo X_B nell'insieme B , dato il terzo insieme di nodi C , se e solo se tutti i cammini tra un qualunque nodo X_A ed uno X_B , sono separati da un qualunque nodo X_C appartenente all'insieme C ”.

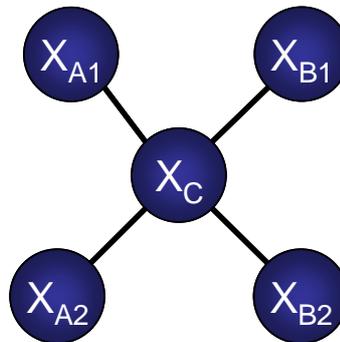


Fig. 2.3: proprietà globale di Markov

Con la simbologia matematica $X_A \perp X_B | X_C$ si indica che le variabili casuali nei due insiemi A e B sono condizionatamente indipendenti date le variabili nell'insieme C . Al contrario scriveremo $X_A \text{ not } \perp X_B | X_C$ per indicare esplicitamente che A e B sono condizionatamente dipendenti dato C .

2.3.2 Proprietà Locale di Markov

Dalla proprietà globale di Markov deriva la proprietà locale di Markov secondo cui: “un singolo nodo X_i è indipendente da tutti gli altri nodi del grafo, dati che siano i suoi nodi adiacenti, che prendono il nome di *Markov Blanket* di X_i .”

Per nodi adiacenti si intendono i genitori, i figli del nodo, e gli altri eventuali genitori dei figli del nodo.

Per spiegare il motivo per cui nel *Markov Blanket* di un nodo sono inclusi anche gli altri genitori del figlio del nodo stesso, prendiamo un esempio classico, la rete rappresentata in figura 2.4. Essa è costituita da quattro nodi, tutti binari, e da quattro archi.

Nel nodo foglia, la lettera W sta per “*wet grass*”, ossia rappresenta la variabile che indica se l’erba è bagnata oppure no. I suoi due nodi genitori con le lettere R “*rain*” e S “*sprinkler*”, definiscono le possibili cause che possono determinare l’evento erba bagnata: la pioggia o l’irrigatore. Infine, la radice di tutto il grafo, il nodo C indica la variabile “*cloudy*”.

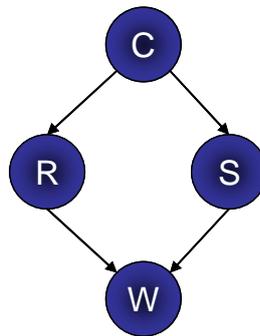


Fig. 2.4: proprietà locale di Markov

L’erba può essere bagnata a causa della pioggia oppure dell’attivazione dell’irrigatore. A sua volta, la nuvolosità del cielo influenzerà la possibilità che si metta a piovere, così come l’utilizzo dell’annaffiatoio. È improbabile infatti che qualcuno si metta ad annaffiare l’erba quando sta per piovere.

Per esempio, se $W=1$, certamente una delle sue due possibili cause, o anche entrambe, avrà assunto valore pari ad uno.

Il nostro intento è capire come mai nel *Markov Blanket* di un nodo siano inclusi anche gli altri genitori del figlio di un nodo stesso. In questo caso quindi facciamo

finta che il nodo C non ci sia, e cerchiamo di spiegare perché S fa parte del *Markov Blanket* di R .

Supponiamo che abbia piovuto, dunque $R=1$. Se osserviamo che l'erba è bagnata ($W=1$), la probabilità che l'annaffiatoio sia attivo ($S=1$) è ora minore rispetto a quando non sapevamo che valore avesse R , cioè:

$$P(S = 1 | W = 1, R = 1) < P(S = 1 | W = 1) \quad (2.11)$$

perché ora il nodo R , ovvero il suo valore, ha giustificato il fatto che l'erba è bagnata. Vediamo dunque che R e S , non appena il loro comune nodo figlio W viene osservato, diventano condizionatamente dipendenti, nonostante siano marginalmente indipendenti.

Possiamo allora affermare che il nodo R ed il nodo S , comuni genitori di W , sono correlati tra loro, noto che sia il loro figlio comune.

2.3.3 Proprietà Locale diretta di Markov

Esiste una definizione alternativa d'indipendenza per le BN, conosciuta come proprietà locale di Markov diretta, secondo cui *“un nodo è condizionatamente indipendente dai suoi non-discendenti, dati i suoi nodi genitori”*.

Se ordiniamo topologicamente i nodi da uno a N antepoendo i genitori ai figli, possiamo applicare la regola a catena della probabilità (*chain rule*) e scrivere la distribuzione congiunta in questo modo:

$$\begin{aligned} P(X_1, \dots, X_N) &= P(X_1)P(X_2 | X_1)P(X_3 | X_1, X_2) \dots P(X_N | X_1, \dots, X_{N-1}) = \\ &= \prod_{i=1}^N P(X_i | X_{1:i-1}) \end{aligned} \quad (2.12)$$

dove

$$X_{1:i-1} = (X_1, \dots, X_{i-1}) \quad (2.13)$$

sono i nodi ascendenti del nodo X_i .

Ma poiché dalla proprietà sopra scritta X_i è indipendente dai suoi ascendenti $X_{1:i-1}$, dati i suoi nodi genitori, deriva che

$$\prod_{i=1}^N P(X_i | X_{1:i-1}) = \prod_{i=1}^N P(X_i | Pa(X_i)) \quad (2.14)$$

Se dovessimo calcolare la probabilità congiunta, sfruttando le relazioni d'indipendenza, otterremmo la seguente espressione:

$$P(C, S, R, W) = P(C)P(S | C)P(R | C)P(W | S, R) \quad (2.15)$$

Se invece avessimo applicato semplicemente la regola a catena della probabilità, la probabilità congiunta di tutti i nodi del grafo sarebbe stata:

$$P(C, S, R, W) = P(C)P(S | C)P(R | C, S)P(W | C, S, R) \quad (2.16)$$

In quest'ultima espressione vediamo quindi, che non possiamo fare le semplificazioni fatte in quella sopra nella quale abbiamo potuto considerare R indipendente da S , noto il suo nodo genitore C , e W indipendente da C , noti R e S .

Elemento di grande importanza è dato dunque dal fatto, che sfruttando le relazioni d'indipendenza condizionata, possiamo ottenere una rappresentazione più compatta della probabilità congiunta e quindi più semplice da calcolare.

Nell'esempio sopra, otteniamo un risparmio minimo, ma in generale, se avessimo n nodi binari, lo spazio necessario per rappresentare la probabilità congiunta nella forma completa sarebbe $O(2^n)$, mentre nella forma fattorizzata sarebbe $O(n2^k)$, in cui k è il massimo *fan-in*, cioè il massimo numero di genitori di un nodo.

2.3.4 *d*-Separation

Tutte le relazioni d'indipendenza condizionata nelle reti Bayesiane possono essere spiegate attraverso la cosiddetta *d*-separation, (“*d*” sta per diretto), anche detto “*explaining away*” che vuol dire giustificazione.

L'analisi della *d*-separation può essere fatta studiando tre principali strutture elementari di rete.

Primo Caso

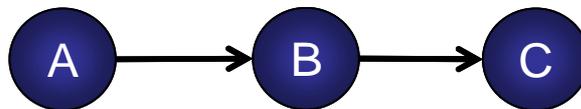
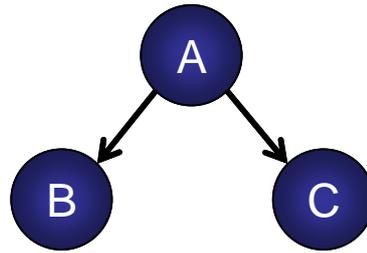


Fig. 2.5: *d*-separation primo caso

$$A \perp B | C$$

$$A \text{ not } \perp B \text{ marginalmente}$$

Questo è il caso più semplice, è intuitivo, infatti, che i nodi a valle e a monte di B sono dipendenti se e solo se B è nascosto, perché il condizionamento su un nodo spezza il grafo in quel punto.

Secondo Caso**Fig. 2.6: d-separation secondo caso**

$$B \perp C \mid A$$

$B \text{ not } \perp C$ marginalmente

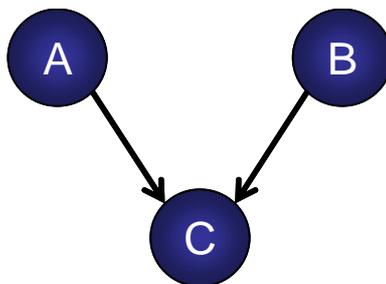
Supponiamo che questa rete rappresenti la qualità della produzione di una linea di assemblaggio.

Poniamo che B rappresenti la qualità del primo pezzo prodotto su questa linea, e C sia invece la qualità del secondo pezzo.

Infine A sia una misura di quanto è alta la performance della linea complessivamente. Se il valore di A non è conosciuto, sapere il valore di B , quindi sapere se il primo pezzo è risultato conforme o non conforme, ci permette di inferire in merito alla qualità complessiva della linea, dunque sul valore di A e infine sul valore di C , ossia sulla qualità del secondo pezzo.

Da ciò deriva che $B \text{ not } \perp C$.

D'altra parte però, se conosciamo il valore di A , la qualità globale della linea, allora le qualità del primo e del secondo pezzo possono essere considerate indipendenti l'una dall'altra e dunque è provato anche che $B \perp C \mid A$.

Terzo Caso**Fig. 2.7: d-separation terzo caso**

$A \perp B$ marginalmente

$A \text{ not } \perp B | C$

Supponiamo che il nodo A rappresenti la qualità di una linea di assemblaggio, e che B rappresenti invece le condizioni ambientali in cui avviene produzione: temperatura, umidità, etc. Infine C sia la qualità di un prodotto, output della linea di assemblaggio. A priori la qualità della linea di assemblaggio (il nodo A) è indipendente dalle condizioni ambientali quindi $A \perp B$ marginalmente.

Tuttavia, non appena il nodo C diventa noto, e quindi non appena conosciamo la qualità del prodotto, possiamo inferire in merito alla qualità della linea sulla base di ciò che sappiamo riguardo alle condizioni ambientali, dunque $A \text{ not } \perp B | C$.

2.4 Propagazione delle informazioni: inferenza

Il concetto di base dell'inferenza consiste nel voler calcolare la probabilità che una variabile assuma un determinato valore, conoscendo a priori il valore di una variabile ad essa correlata.

Questo è il tipo più comune d'inferenza, cosiddetta causale, esiste però anche l'inferenza diagnostica quando, partendo dalla conoscenza degli effetti, si indaga sulle cause che li hanno determinati.

In entrambi i casi, qualunque sia il percorso logico che si vuole seguire, il punto iniziale per rispondere ad ogni domanda d'inferenza è il modello grafico che specifica una completa distribuzione di probabilità congiunta per tutte le variabili.

Le reti bayesiane possono essere caratterizzate da quattro tipi di inferenza:

- Inferenza diagnostica (dagli effetti alle cause);
- Inferenza causale (dalle cause agli effetti);
- Inferenza intercausale (fra cause di un effetto comune);
- Inferenza mista (combinando due o più delle precedenti).

La conoscenza che scatena il processo inferenziale è formalizzata come un'evidenza che può essere di tipo forte o debole a seconda dei casi.

“Un'evidenza forte” della variabile casuale X indica che il nodo $n \in N$ è in uno degli stati $S_n : \{S_1^n, \dots, S_M^n\}$. Per esempio X è nello stato $S_1^n : p(n = S_1^n) = 1$ e $S_1^n : p(n = S_{m \neq 1}^n) = 0$

Nel caso in cui la conoscenza sia incerta si possono utilizzare le “evidenze deboli”. Si definisce evidenza debole, per un nodo n , quella che permette l’aggiornamento dei valori della probabilità a priori per gli stati di n . Per esempio X è nello stato S_1^n e S_M^n con la stessa probabilità e non in altri stati: $p(n = S_1^n) = 0.5$, $p(n = S_M^n) = 0.5$ e $p(n = S_{m \neq (1,M)}^n) = 0$.

Il processo inferenziale inoltre può essere esatto oppure approssimato, a seconda che si abbia una rete bayesiana lineare o meno.

Una rete si dice lineare quando è presente al massimo un solo cammino che congiunge ogni coppia di nodi. Le reti lineari vengono indicate come *singly-connected network*, (SCN), mentre le reti non lineari sono indicate con l’espressione *multiply connected network*, (MCN).

Svolgere l’inferenza nelle *singly connected network* è il caso più semplice perché si fonda sulla pura applicazione della regola a catena della probabilità (*chain rule*) e sulla regola di Bayes.

In molti problemi però si ha a che fare con *multiply-connected network* e quindi con molteplici cammini (*multi-path*) di connessione tra i nodi e di flusso d’informazione attraverso la rete. La rete mostrata in figura 2.8 è un esempio di MCN.

Esistono due principali modelli d’inferenza esatta per le MCN: l’algoritmo di eliminazione delle variabili e la programmazione dinamica (*Dynamic Programming*, DP), che risulta essere il modello migliore tra i due in quanto permette di evitare numerose computazioni ridondanti e per questa ragione anche quello maggiormente diffuso ed applicato nei sistemi software per la risoluzione delle reti.

La programmazione dinamica si articola nei seguenti passi (figura 2.8):

1. *Moralization* del grafo diretto aciclico (DAG): si connettono tutti i nodi genitori che hanno un nodo figlio in comune;
2. Trasformazione in un grafo indiretto: non si considera più il verso degli archi;
3. *Triangulation*: un grafo triangolarizzato è un grafo che non contiene nessun ciclo di lunghezza maggiore di tre, perché in tutti i cicli che superano questa lunghezza è inserita una corda che rompe il ciclo.
4. Identificazione dei gruppi di nodi (*cliques*, o *bucket*). Un clique è un sottografo di un grafo indiretto che è completo e massimale.

5. Identificazione dei separatori tra i cliques per costruire poi l'albero di congiunzione, d'ora in poi anche chiamato con il nome inglese *Junction Tree*, o *jtree*. In un albero di congiunzione, vale la seguente proprietà, detta *Running Intersection Property*: dati due *cliques*, X e Y , tutti i raggruppamenti nel percorso tra X e Y contengono $X \cap Y$.
6. Costruzione del *Junction Tree*. È un albero indiretto in cui ogni nodo è un raggruppamento (cliques) di variabili. Applicando su di esso il protocollo *message passing*, è possibile eseguire l'inferenza esatta.
7. Algoritmo *local message passing*, per calcolare le probabilità marginali in un tempo $O(N)$.

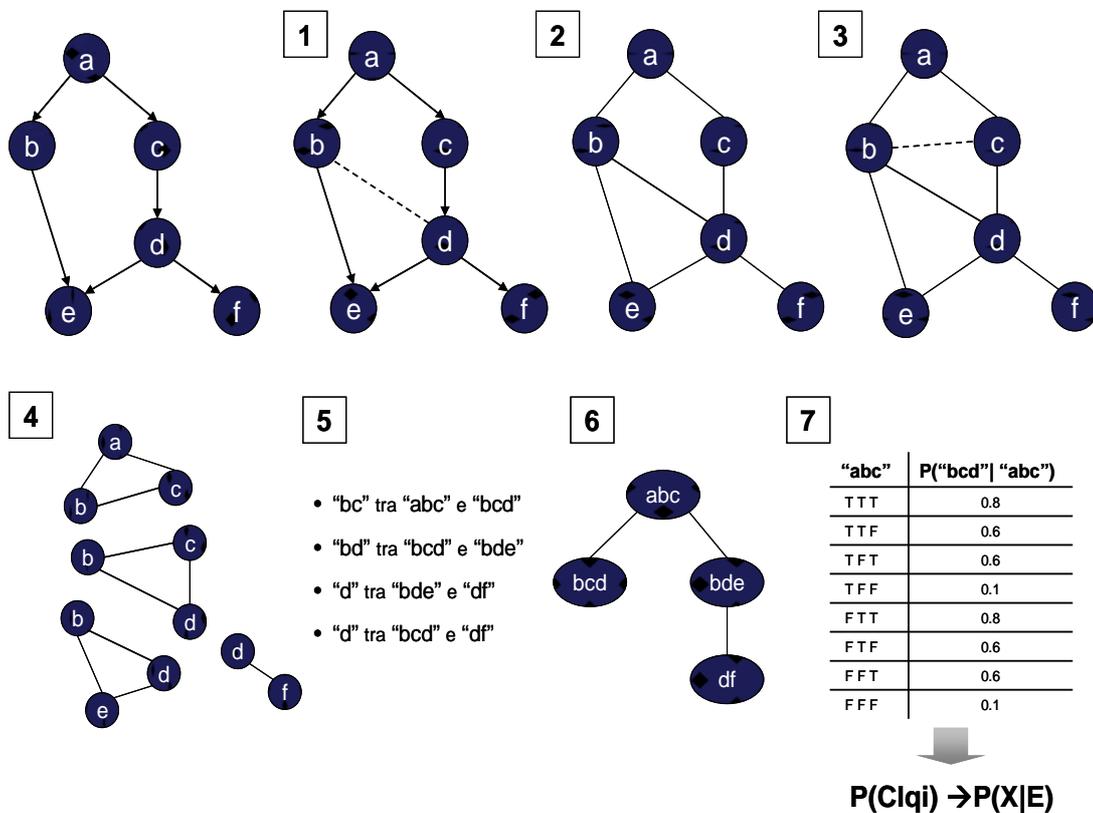


Fig. 2.8: inferenza bayesiana

L'obiettivo è propagare l'impatto di nuove prove (o evidenze, dall'inglese *evidence*) attraverso la rete in modo tale che in ogni tabella sia assegnata una misura di certezza aggiornata. Ogni nuovo elemento di conoscenza crea una perturbazione, che si diffonde lungo la rete attraverso il passaggio di un messaggio fra tutti i nodi vicini. Prima viene calcolata la probabilità associata ad ogni *clique*, $P(\text{Cl}_i)$, poi da essa, viene calcolata a sua volta la probabilità dei singoli nodi del *clique* $P(X|E)$.

C'è un flusso di informazione che attraversa il grafo lungo gli archi: ogni nodo può inviare un messaggio ad un suo vicino, dopo aver ricevuto i messaggi da tutti gli altri suoi nodi vicini.

Il tempo connesso agli algoritmi *DP* è esponenziale rispetto alla dimensione della *clique* più grande.

2.4.1 Un semplice esempio di inferenza diagnostica

Al fine di presentare un semplice esempio delle capacità inferenziali di una rete, consideriamo i nodi rappresentati in figura 2.9. Il nodo *A* rappresenta la causa di un evento, mentre *B* ne è l'effetto. Causa ed effetto sono poi collegate tramite un arco che rappresenta l'influenza di *A* su *B*.

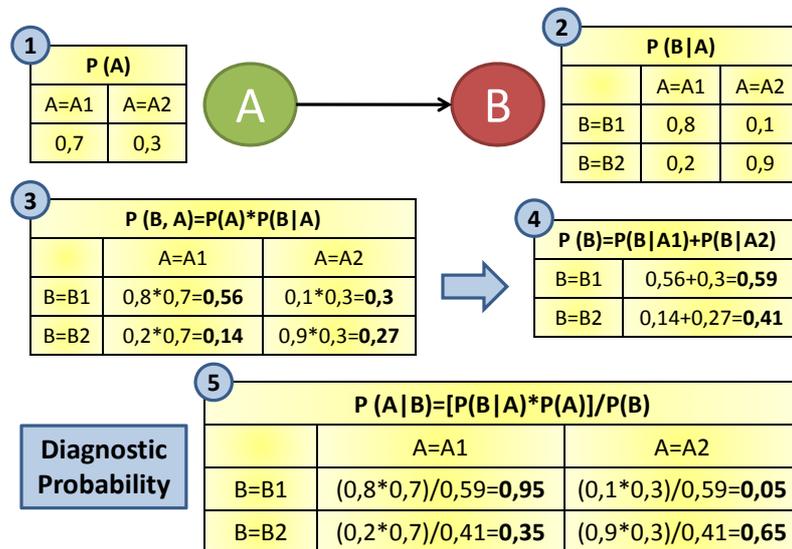


Fig. 2.9: esempio di inferenza bayesiana

La probabilità di accadimento del nodo $P(A)$ è descritta nella tabella delle probabilità a priori (1), mentre la tabella delle probabilità condizionate (2) descrive l'occorrenza $P(B|A)$ degli stati della variabile effetto *B*, dato lo stato della variabile causa *A*.

Nella tabella (3) riportiamo la probabilità congiunta degli eventi *A* e *B*, mentre in (4) ci calcoliamo le probabilità a posteriori dell'evento *B*.

Obiettivo finale è il calcolo delle probabilità diagnostiche $P(B|A)$, legate al fenomeno causa-effetto che viene presentato nella tabella 5 di in figura 2.9.

La procedura di calcolo che è stata illustrata, e che comprende le cinque tabelle di figura 2.9, rappresenta il processo inferenziale che una rete bayesiana esegue ad ogni aggiornamento.

2.5 Costruzione della struttura di una rete: Learning

Quando si parla di *learning* della struttura, detto anche selezione del modello (*model selection*), ci si riferisce alla definizione della topologia del grafo, ovvero all'individuazione di tutti i collegamenti tra i nodi della rete per costruire il grafo diretto aciclico (DAG) che spieghi meglio possibile i dati.

La struttura della rete può essere definita “manualmente” sulla base della conoscenza del problema, oppure si possono sfruttare strumenti che costruiscono la struttura in modo automatico dai dati.

È possibile distinguere quattro casi:

Tab. 2.1: tecniche automatiche di costruzione delle reti

	STRUTTURA	OSSERVABILITA'	METODO
a	Nota	Completa	<i>Maximum Likelihood Estimation</i>
b	Nota	Parziale	<i>Expectation Maximization (EM)</i>
c	Sconosciuta	Completa	Ricerca attraverso <i>model selection</i>
d	Sconosciuta	Parziale	EM + <i>model selection</i>

- a) Il primo caso è naturalmente il più semplice. In questo caso, l'obiettivo è trovare le stime di massima probabilità dei parametri di ogni tavola di probabilità condizionata (*Conditional Probability Table*, CPT).
- b) Quando la struttura è nota ma l'osservabilità è parziale si deve usare l'algoritmo *Expectation Maximization (EM)*, per trovare (localmente) la stima ottima di massima probabilità dei parametri.
- c) Nel caso di struttura non nota e osservabilità completa, per la selezione del modello, un importante strumento è costituito dalla cosiddetta funzione *scoring*, che permette di attribuire un punteggio alle possibili strutture esaminate. Prima di tutto, però, è necessario poter usufruire di un'efficiente procedura di ricerca, poiché lo spazio

di tutte le possibili topologie è vastissimo anche solo per un piccolo numero di nodi. Obiettivo del *learning* della struttura è, infatti, la costruzione di un grafo diretto aciclico (DAG) che spieghi meglio possibile i dati, se però le variabili sono N , il numero dei possibili DAG è super-esponenziale rispetto a N . Non c'è una formula chiusa che permette di calcolare il loro numero preciso, ma per dare un'idea, per quattro nodi esistono 543 DAG, e per 10 nodi $O(10^{18})$.

- d) Una *Bayesian Scoring Function*, $H(B_1; B_2)$, per due strutture della rete, B_1 e B_2 , può essere costruita dal rapporto delle loro probabilità a posteriori:

$$H(B_1; B_2) = \frac{P(B_1; D) / P(D)}{P(B_2; D) / P(D)} = \frac{P(B_1; D)}{P(B_2; D)} = \frac{P(D | B_1)P(B_1)}{P(D | B_2)P(B_2)}$$

dove D è l'insieme di dati.

Se la probabilità semplice della struttura è costante, la funzione selezionerà, come soluzione di massima probabilità, la struttura che massimizza la quantità $P(D | B_i)$.

Ovviamente, se non sappiamo se abbiamo raggiunto o no il massimo punteggio possibile, non sappiamo neanche quando interrompere la ricerca e quindi dobbiamo andare a valutare tutti i punti nella griglia, altrimenti possiamo usare il metodo *Branch-and-Bound* (B&B).

Nel caso in cui il valore di n sia molto elevato, sarebbe computazionalmente intrattabile analizzare tutti i possibili casi o anche implementare interamente il B&B, senza contare che il costo in termini di tempo impiegato sarebbe molto elevato.

Un approccio comune è quello di eseguire la ricerca solamente fino ad un livello K che richieda un tempo $O(n^K)$, per esempio possiamo assumere un limite sul numero massimo di parenti per ogni nodo.

Infine il caso d in cui non conosciamo la struttura e in cui ci sono anche variabili nascoste e/o dati mancanti, è certamente il più difficile. Generalmente si prendono

sempre in esame, sistemi in cui l'assenza d'informazioni non è così elevata, si cerca in altre parole di venire il più possibile in possesso di dati che permettano di ricadere in una delle situazioni viste sopra.

2.6 Evoluzione delle reti bayesiane

Essendo un ottimo strumento di predizione, le reti bayesiane, BN, sono state sottoposte a numerosi studi per cercare di migliorare la loro applicabilità alla realtà che ci circonda.

Un primo limite che presentano le BN è l'incapacità di gestire il tempo come una variabile.

Per esempio, una rete bayesiana per quanto bene costruita sarà in grado di indicare il componente guasto ma non riuscirà ad indicare quale componente si guasterà nel futuro. Viste da questo lato, le BN sono ottime per supportare la diagnosi di un guasto, ma pessime per la sua previsione. Per superare questa forte limitazione sono state studiate nuove reti, in grado di gestire l'evoluzione temporale del dominio, le reti bayesiane dinamiche.

Prima di affrontare nel dettaglio il comportamento delle DBN (*Dynamic Bayesian Network*) è opportuno introdurre la Catena di Markov, *Markov Chain* (MC), una tipologia di rete temporale utilizzata nel campo dell'affidabilità. Le proprietà delle reti di Markov sono:

- La relazione statistica tra gli stati è rappresentata come una matrice probabilistica di transizione, P_{MC} ;
- Non possono verificarsi più eventi, guasti, nello stesso momento;
- Gli eventi devono essere indipendenti ed il modello deve simulare una situazione statica.

Una DBN è una rete bayesiana che include una dimensione temporale. Questa nuova dimensione è gestita dalle variabili casuali indicizzate nel tempo X_i ed è rappresentata al tempo k da un nodo $n_{i,k} \in N_k$ con un numero finito di stati

$S_{n_i} : \{S_1^{n_i}, \dots, S_M^{n_i}\}$. $\pi_k^{n_i}$ descrive la distribuzione probabilistica tra gli stati al tempo k .

Molti istanti di tempo sono rappresentati da altrettanti insiemi di nodi N_0, \dots, N_k, N_k , che individuano l'insieme di tutti i nodi rappresentati all'istante k .

Un arco che collega due variabili, considerate in due istanti di tempo differenti, rappresenta una dipendenza probabilistica temporale tra queste variabili. Quindi, le DBN permettono di modellare le variabili casuali e i loro impatti sulla futura distribuzione delle altre variabili. Definendo questi impatti come probabilità di transizione tra gli stati della variabile al tempo $k-1$ e quelli al tempo k si giunge alla definizione di un nuovo insieme di CPT, le quali sono equivalenti a quelle statiche delle BN ma, relative alle frazioni di intertempo. Con questo modello l'istante futuro k è indipendente dall'istante precedente $k-1$, ciò significa che la CPT $P(n_{i,k} | pa(n_{i,k}))$ rispetta le proprietà di Markov. Inoltre, questa CPT è equivalente al modello di Markov della variabile X_i se $pa(n_{i,k}) = n_{i,k-1}$ e $S_{n_{i,k-1}} = S_{n_{i,k}} : P(n_{i,k} | n_{i,k-1}) = P_{MC}$.

Partendo da una situazione osservata all'istante $k=0$, la distribuzione probabilistica $\pi_k^{n_i}$ su n_i stati è computata mediante l'inferenza della DBN. Per calcolare $\pi_{k+T}^{n_i}$ varie soluzioni sono proposte in letteratura. Una di queste consiste nello sviluppare frazioni di tempo t risultanti da un accrescimento della rete proporzionale a t , ma non è il metodo più adatto per mantenere la rete compatta. Esiste, ed è molto utilizzato dai software, un metodo che utilizza l'inferenza iterativa e permette di mantenere la rete compatta. La caratteristica principale è di calcolare la distribuzione probabilistica delle variabili X_i all'istante k basandosi solo sulle probabilità corrispondenti all'istante $k-1$. Le probabilità agli istanti successivi sono calcolate utilizzando inferenze in successione. Una rete con solo due istanti di tempo è indicata in figura 2.10.

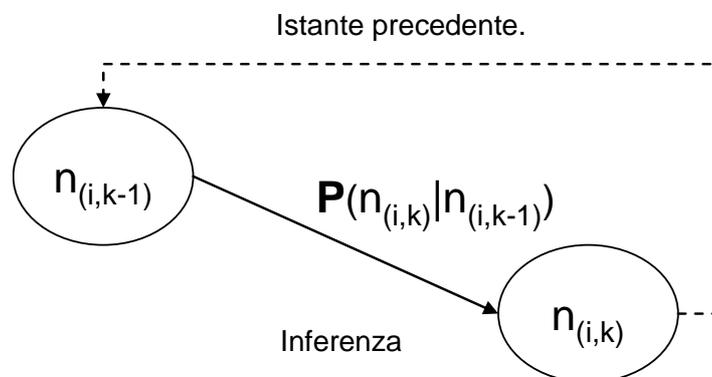


Fig. 2.10: Una rete bayesiana dinamica, DBN, per la variabile casuale X_i .

Il primo istante contiene i nodi corrispondenti al corrente istante $k-1$, il secondo quelli seguenti al tempo k . Osservazioni, introdotte come un'evidenza forte o debole, sono realizzabili solamente nell'istante corrente. L'incremento di tempo è ottenuto definendo le probabilità marginali calcolate del nodo al tempo k come osservazioni per il nodo corrispondente all'istante precedente.

Bibliografia relativa al Capitolo 2

- [2.1] Norving R., 1995. “*Intelligenza artificiale, un approccio moderno*”, UTET libreria, Milano.
- [2.2] Neapolitan E.R., 2004. “*Learning Bayesian Networks*”, Prentice Hall Series in Artificial Intelligence, New Jersey.
- [2.3] Huang C., Darwiche A., 1994. “Inference in belief networks: a procedural guide”, *International Journal of Approximate Reasoning*.
- [2.4] Pearl J., 1988. “*Probabilistic Reasoning in Intelligent Systems: Networks of Plausible Inference*”, Morgan Kaufmann Publishers Inc., San Francisco.
- [2.5] Jensen F.V., 1997. “*Introduction to Bayesian Networks*”, Springer-Verlag New York Inc., New York.
- [2.6] Jensen F.V., Nielsen T.D., 2001. “*Bayesian Networks and Decision Graphs*”, Springer-Verlag New York Inc., New York.
- [2.7] Pourret O., Naïm P., Marcot B., 2008. “*Bayesian Networks: A Practical Guide to Applications*”, John Wiley & Sons Inc., New York.

3 Le reti bayesiane nell'affidabilità e nella manutenzione industriale

3.1 Applicazioni delle reti di Bayes

Le reti di Bayes, seppur di recente introduzione, sono uno strumento molto utilizzato nell'ambito dell'analisi affidabilistico manutentiva in ambito industriale. Le prime applicazioni risalgono agli anni '90, mentre nel corso dei primi anni 2000 si riscontra una massiccia attività pubblicistica, diretta conseguenza di un uso sempre più diffuso in ambito scientifico.

L'utilizzo di questo strumento, derivato dalla teoria del calcolo delle probabilità, ha visto le sue prime applicazioni pratiche in ambito medico. La medicina diagnostica ha introdotto questa metodologia facendone largo uso già nel corso degli anni '80.

Gli articoli analizzati nel presente elaborato sono stati ottenuti da specifiche pubblicazioni scientifiche, tramite un'approfondita ricerca all'interno degli archivi on-line di *Scencedirect.com*, *IEEEexplorer.org* e *Ingentaconnect.com*. Nella maggior parte dei casi si tratta di pubblicazioni che presentano esperienze applicative degli strumenti bayesiani.

Un articolo molto interessante circa lo sviluppo e la diffusione della metodologia in questione in ambito scientifico è fornito da Doguc e Ramirez-Marquez [3.1], i quali suggeriscono un'ampia gamma di applicazioni di reti bayesiane al settore industriale. Gli esempi più significativi analizzati spaziano dal *risk management* applicato alla costruzione di navi [3.2], alla diagnostica per manutenzione preventiva [3.3], all'uso di sensori che monitorino il sistema applicato al mondo dei trasformatori di tensione [3.4], alla validazione dei dati suggeriti dai sensori in casi di importanza rilevante (motori dello *Space Shuttle*) [3.5]. Sono inoltre presenti applicazioni relative all'integrazione degli esperti umani con i dati rivelati dai sensori, discussa applicando dati reali e simulati [3.6], alla validità del metodo bayesiano, posto a confronto con le principali alternative fornite dal mondo manutentivo (ad esempio la *Fault Tree Analysis* [3.7]) e del mondo dell'intelligenza artificiale applicato (*Neural Networks* [3.8]).

Alcune delle precedenti categorie saranno approfondite nei successivi paragrafi.

3.2 Reti statiche, dinamiche e orientate agli oggetti

La teoria convenzionale sulle reti bayesiane viene affrontata dalla maggior parte degli articoli analizzati in questa ricerca, per cui in questo breve paragrafo ripercorreremo le pubblicazioni che sembrano essere le più complete e divulgative sull'argomento approfondendo le motivazioni che portano a ritenere tali riferimenti preferibili rispetto agli altri. Da questo punto di vista, per una trattazione completa, esaustiva e compiuta sulla teoria delle reti si rimanda al capitolo precedente del presente elaborato.

L'articolo che risulta essere il miglior punto di partenza per familiarizzare con il linguaggio, la struttura e le implicazioni di base del mondo bayesiano è [3.9]. Presenta infatti una descrizione basilare e chiarisce, anche per chi non conosce in maniera ottimale, gli strumenti statistici entro i confini dei quali le reti bayesiane si muovono.

Di interesse divulgativo e tese a chiarificare le implicazioni matematiche delle reti di Bayes sono anche le letture del professor Dasgoupta [3.10], [3.11] e [3.12], vere e proprie lezioni sull'argomento, che sono state utilizzate anche come riferimento bibliografico del precedente capitolo.

L'articolo [3.13] affronta in modo compiuto il problema di modellizzazione della rete, con riferimento particolare a casi in cui il sistema da rendere sia sufficientemente complesso. Suggerisce infatti le fonti di informazioni normalmente necessarie all'obiettivo (esperti di compilazione della rete, esperti sul problema da modellizzare, con manuali, documentazioni, procedure e dati storici, laddove siano disponibili). Inoltre propone una metodologia di costruzione della rete basata sull'ipotesi di decomposizione della struttura in sottosistemi modellabili autonomamente, riuniti poi per la formazione del grafo complesso, valutando di volta in volta la bontà di aggiunta del singolo componente rispetto al costo che tale operazione comporta (in termini di complessità di calcolo). Gli autori propongono la scomposizione del problema al livello massimo, tenendo conto dell'utilità di tale operazione in relazione alle politiche manutentive adottate o adottabili sul sistema di

riferimento. In aggiunta interpellano gli esperti, seguendo un approccio diagnostico, piuttosto che uno causale, chiedendo cioè la probabilità del verificarsi di un certo guasto, date delle evidenze specifiche manifestate dal sistema.

Un'altra fonte interessante è [3.14], che presenta come scopo principale quello di cercare di risolvere le problematiche incontrate nella compilazione di una rete bayesiana tramite l'ausilio di esperti, soprattutto per quanto riguarda la definizione dei parametri di ciascun nodo. Suggerisce perciò di porre, nell'ordine suggerito, domande sulle probabilità dei nodi radice (a priori non sono difficili da essere determinate) e sulle probabilità condizionate del primo ordine (anche in questo caso non dovrebbero rappresentare uno scoglio insormontabile per gli esperti). Per quanto riguarda le probabilità condizionate scaturite dalla dipendenza in contemporanea da più nodi genitori, gli autori consigliano di richiedere soltanto quelle strettamente necessarie e comunque, laddove sia possibile, di far riferimento alle tecniche di addestramento automatico della rete tramite algoritmi specifici, per ovviare alla loro difficile definizione da parte degli operatori esperti.

Una particolare insieme delle reti bayesiane sono quelle *object oriented*. In generale i linguaggi di programmazione orientati agli oggetti rendono più facilmente modellabili i grafi relativi alle reti bayesiane [3.15], nelle quali ciascuna variabile viene associata ad un oggetto, avente delle tabelle determinanti (*Condition Probability Table, CPT*). Più nodi vengono poi interconnessi tramite gli archi del grafo per creare degli oggetti complessi, il cui risultato è esprimibile anche tramite una funzione probabilistica. Questo approccio consente di definire delle classi di oggetti, descrivibili utilizzando le stesse funzioni di probabilità all'interno di ciascuna di esse, con il vantaggio che le classi di oggetti godono della proprietà di ereditarietà da genitori a figli, attraverso cui creare due gerarchie: fra classi diverse, all'interno della stessa classe, fra oggetti. Le reti bayesiane orientate agli oggetti sono esse stesse un'importante specializzazione di interesse per lo stato dell'arte, benché nell'ambito della manutenzione e dell'affidabilità industriale non vi sia una rilevante e proficua applicazione di questa metodologia.

È necessario inoltre citare in questo paragrafo altri due articoli che riportano la teoria delle reti statiche in modo più complesso, funzionale a uno step di conoscenza più elevato sono [3.16], che rappresenta una citazione bibliografica spesso ricorrente, visto l'interesse riscosso e il fatto che sia anche un caposaldo della materia (è riscontrabile spesso come articolo citato) e [3.17] che, partendo dalla teoria sulle reti statiche e su quelle *object oriented* evolve verso quelle dinamiche. Si tratta di grafi che tengono in conto del fattore temporale attraverso l'aggiunta di una nuova variabile casuale “*time step*”. Per ogni intervallo di tempo n vengono *n-uplicate* le variabili del modello in modo da creare un grafo suddivisibile in sottoinsiemi di variabili allo stesso intervallo temporale. Gli archi che connettono tali sottoinsiemi (e che vanno da un nodo N_t a N_{t+1}) rappresentano l'avanzamento temporale delle CPT del nodo N . Ciò che introduce [3.17] è una forma compatta di rappresentazione della rete temporalmente connessa, in modo tale da interfacciarsi con un grafo composto soltanto da due sottoinsiemi temporali.

Una fonte che riassume i concetti teorici sulle reti bayesiane (sia quelle statiche, sia quelle dinamiche, orientate agli oggetti) è [3.18], mentre [3.19] tratta in modo diffuso il *belief updating* (cioè il calcolo delle distribuzioni marginali di probabilità, note le evidenze) e la *belief revision* nelle sue due varianti della “spiegazione più probabile” di un fenomeno H (ossia la ricerca di tutte le evidenze E che massimizzano $p(H/E)$) e della “spiegazione accettabile” (che ricerca soltanto alcune evidenze tali da ottimizzare $p(H/E)$).

3.3 Condition Based Maintenance

L'uso di sensori accoppiato a reti bayesiane dinamiche è stato uno dei *focus* principali durante la ricerca sullo stato dell'arte proposta da questo elaborato.

Un'interessante fonte è risultata [3.20], nella quale si teorizza ed applica ad un esempio esplicativo un metodo che, sulla base dei dati rilevati da dei sensori e sul costo attribuito ai falsi positivi e negativi riportati dal sistema minimizza le perdite causate da errori di diagnostica sul sistema. Il lavoro parte però da alcune ipotesi vincolanti molto forti: lo stato dell'impianto deve essere caratterizzato da una

modalità binaria (dicotomia) e la capacità dei sensori di diagnosticare indipendentemente i guasti.

L'articolo [3.21] prende in considerazione l'idea di unire le potenzialità di due strumenti quali CBM (*Condition Based Maintenance*) e SPC (*Statistical Process Control*); partendo da due tipi di ispezioni, sul livello di deterioramento del sistema e sugli stati del sistema. Deloux, Castanier e Bérenguer suggeriscono di effettuare in prima analisi, in luogo di un monitoraggio costante dello stato di degrado del sistema, un controllo statistico tramite carta di controllo. Successivamente soltanto nel caso in cui il valore ottenuto del fattore di *stress* superi un limite massimo di specifica (*Upper Specification Limit*), è necessario procedere con un controllo dello stato di funzionamento del sistema stesso. Le conclusioni raggiunte sono avallate sia in caso di sistemi sottoposti ad usura, sia soggetti a *shock* istantanei e la bontà del modello è validata per confronto con le metodologie classiche di manutenzione, tramite la valutazione dell'impatto economico delle varie prospettive manutentive al variare dei principali coefficienti di costo caratteristici del sistema.

Interessante è anche [3.22], in quanto tratta un caso di CBM a soglie di guasto multiple per l'applicazione della manutenzione preventiva, modificabile in funzione dell'evolversi dell'usura del sistema. I segnali forniti dal modello sono di una duplice tipologia, una riguardante il verificarsi del guasto, al quale corrisponde necessariamente una manutenzione correttiva, e l'altra circa le varie tappe che tengono conto dello stato di degrado del sistema (*Multiple Threshold Limit*). Quest'ultime sono monitorate tramite l'accensione di altrettanti allarmi, che provoca l'attivazione delle attività di manutenzione preventiva. All'aumentare del numero di questi intervalli la programmazione della manutenzione preventiva acquisisce informazioni di valore, permettendo di variare il tempo prima della successiva ispezione a seconda del livello raggiunto. Infatti, più elevato sarà il livello misurato, più rapidamente possibile si dovrà intervenire. Lo scopo principale degli autori è quello di ottimizzare la *threshold limit* nel caso di ispezioni a intervalli regolari, oppure quello di definire in che istanti temporali effettuare dei controlli nell'ottica di minimizzare il costo di manutenzione totale a fronte di un valore di soglia predefinito a priori. Il modello creato contempla alcune ipotesi di base riguardanti una

manutenzione di tipo AGAN (*As Good As New*, cioè tenendo conto del fatto che a ciascun intervento manutentivo sul sistema corrisponde un azzeramento del suo stato di deterioramento), una funzione di logoramento che sia monotona non decrescente e che i suoi incrementi siano stazionari e statisticamente indipendenti e che il superamento della soglia di guasto comporti necessariamente uno stato di avaria del sistema. Il modello presenta inoltre una analisi di sensitività alla velocità di guasto ed ai vari contributi dei costi manutentivi ed offre una validazione delle tesi sostenute a confronto con le principali politiche classiche di manutenzione.

In [3.4] gli autori si focalizzano sul mondo dei trasformatori di potenza e forniscono una breve disamina sui vantaggi in generale della CBM rispetto ad un approccio basato su dati storici dai quali ricavare il tasso di guasto. La crescente disponibilità a buon mercato di rilevatori ha infatti, secondo gli autori, spinto verso questa direzione ed ha permesso così di ridurre i costi manutentivi, di migliorare la sicurezza delle operazioni e di allungare la vita utile dei trasformatori.

Secondo Wang e Zhang, in [3.6], la modellizzazione del sistema deve essere fatta seguendo determinate ipotesi: si deve infatti monitorare a intervalli di tempo discreti e costanti il sistema e per ciascuno degli istanti di monitoraggio deve essere prodotto un *expert judgement* sullo stato del sistema. In base ai dati rilevati dai sensori, l'esperto, umano o meno che sia, è chiamato ad attribuire a tali valori uno stato di funzionamento specifico definito per il componente monitorato. Definito un istante, in cui scatta un allarme a fronte del superamento per alcuni valori rilevati di una soglia limite, se prima di quel momento non è possibile assegnare un andamento ai vari parametri (funzionamento a regime), appena viene raggiunto questo istante esiste una correlazione negativa fra vita residua e giudizio degli esperti: la prima è monotona decrescente mentre il secondo ha un andamento crescente. Vale allora la pena, secondo gli autori, di preoccuparsi soltanto di ciò che succede dal momento del verificarsi del *warning* in poi. L'*expert judgement* alla *i-esima* rilevazione è indipendente dei precedenti *EJs* ed è soltanto funzione dei dati ricavati dai sensori. Applicando un modello così definito a dati reali e simulati si verifica la bontà dell'uso del parere degli esperti per la diagnostica del sistema ma d'altro canto, se ne mette in luce anche i vantaggi rispetto al metodo che consideri i *trend*. Per quanto

riguarda gli svantaggi sono da prendere in considerazione la soggettività del giudizio, l'esperienza non sempre sufficiente e difficilmente trasferibile e l'impossibilità di ottenere informazioni attendibili sulla prognostica definita come la quantificazione della vita residua stimata.

L'articolo [3.23] tratta la costruzione di un modello diagnostico e del relativo algoritmo di risoluzione del problema per un sistema manutentivo, facendo affidamento sui segnali rilevati da adibiti appositi sensori. Basandosi sulla teoria delle reti bayesiane e, nella fattispecie, su quelle orientate agli oggetti, gli autori, considerando un approccio *top-down* ed ipotizzando l'uso di dati primari e derivati provenienti dai sensori definiscono una procedura in due fasi: la prima preoccupazione è la determinazione dei casi "anormali" attraverso il monitoraggio dei dati rilevati, mentre la seconda, che si apre nel momento in cui la prima ha dato esito positivo, è volta alla ricerca del problema di base che ha provocato tali segnali scatenanti. Per tale proposito gli autori suggeriscono un algoritmo di indagine del modello che, a fronte dell'acquisizione di dati ed una classificazione delle evidenze in stati, attraverso una propagazione automatica dell'evidenza, calcoli la probabilità che ciascun componente sia l'indiziato principale, per così dire, ed associ ad ognuno di essi il calcolo della *probability-cost function* $f(p_i, C_i)$ al fine di intraprendere l'azione manutentiva più efficiente ed efficace. Tale procedura viene effettuata tramite una *object-oriented dynamic bayesian network*, ed il modello è applicato successivamente ad un caso di studio relativo al monitoraggio delle condizioni operative del processo di raffinazione della carta.

In [3.24] vengono proposti e analizzati vari approcci che possono essere utilizzati al fine di determinare in fasi precoci un criterio di allarme per un sistema soggetto ad un significativo deterioramento. La prima possibilità proposta consiste nel definire una distribuzione di probabilità di accadimento dell'evento guasto a priori $f(p)$ e nello stabilire, secondo il teorema di Bayes, la sua corrispettiva a posteriori $f(p/x)$ al verificarsi di $X = x$; indicata con a l'azione manutentiva da intraprendere e con L la funzione di perdita, il criterio di allarme scelto sarà quello che minimizza

$E(L(a,p)/x)$. Una possibile variante suggerita consiste nel modificare la funzione di perdita pesando in modo differente i contributi di falso allarme e di allarme non rilevato; viene suggerito un andamento lineare per la prima ed uno quadratico per la seconda. Un altro approccio considerato è quello di osservare in ciascun istante monitorato il numero di componenti in avaria per definire il numero e le soglie dei livelli di predittiva. Vengono proposti anche gli approcci bayesiani (operazionale ed epistemico) e le cinque modalità vengono discusse tramite la loro applicazione ad un caso di studio, che mostra come le diverse proposte portino alla definizione di diversi criteri di allarme, sia in termini di valori di soglia, che per quanto riguarda il numero di intervalli.

Interessante dal punto di vista bibliografico è anche [3.25], articolo che tratta il problema dell'identificazione di perdite nei circuiti idraulici e della loro localizzazione in funzione dei parametri monitorati da opportuni sensori all'interno della rete idrica. Il modello proposto è volto al calcolo dei parametri ottimali che massimizzino la verosimiglianza a posteriori, una volta inizializzato il calcolo di questa funzione con una *plausibility* determinata a priori tramite ricorso al parere degli esperti. Il tutto al fine di determinare la più probabile configurazione riconducibile ad un evento di perdita di acqua dal sistema. Gli autori mostrano come di fronte ad un problema difficile da trattare, a causa delle molte variabili in gioco, sia possibile validare comunque il modello (ossia ottenere uno scenario di guasto corretto) anche in presenza di errori di costruzione dello stesso (se, logicamente, non eccessivamente invalidanti) e di errori riconducibili ai dati forniti dagli strumenti di misura. Anche in questo caso l'incertezza viene contenuta tra il 5% e il 10% del valore misurato. Inoltre viene studiata l'influenza del numero e della tipologia di rilevatori sull'affidabilità del modello e vengono offerti alcuni interessanti spunti su problemi di ricerca operativa riguardanti la collocazione ottimale dei sensori all'interno della rete idrica di riferimento. Il modello viene infine validato anche in presenza di guasti multipli contemporanei, caso in cui però l'esplosione dei possibili scenari pone seri problemi computazionali anche di fronte a reti non particolarmente complesse.

Il tema dell'affidabilità basata sulle condizioni rilevate in tempo reale viene affrontato diffusamente anche in [3.26]; gli autori infatti suggeriscono un'ibridazione del modello affidabilistico basato su dati storici con un'analisi statistica dei residui, intesi come la differenza fra la misura segnalata dal sensore ed il valore della stessa grandezza stimato a priori. La Figura 3.1 illustra il processo di generazione dei residui.

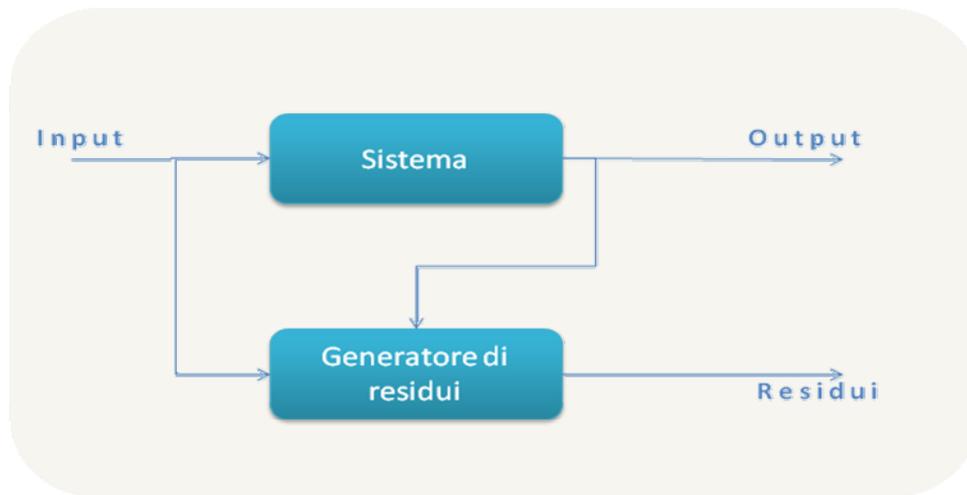


Fig. 3.1: Schema di generazione dei residui

La tecnica proposta consiste in un monitoraggio costante dei residui relativi ai singoli sensori (un valore *stand alone* è di per sé sufficiente alla determinazione di un guasto, ma è necessario uno insieme di rilevazioni per disaccoppiare guasti multipli) tramite un'analisi di trend, tenendo conto dei falsi positivi e negativi relativi ai sensori stessi. (tramite la valutazione statistica con test delle ipotesi, i cui valori di *missed detection* α e *false alarm* β devono essere noti a priori). Tale metodo è applicato ad un caso di studio relativo all'affidabilità di un processo di riscaldamento di acqua, tramite l'applicazione ad alcune specifiche modalità di guasto attraverso l'uso del software *Bayesialab*®.

Un ultimo articolo interessante sul CBM è [3.3], nel quale gli autori presentano una metodologia di indagine del problema, di stampo non bayesiano, ma che consente lo studio di sistemi che siano soggetti a una funzione di deterioramento con una duplice modalità, a seconda ad esempio del mutare delle condizioni di operatività del sistema (caso frequente nel mondo dell'Oil & Gas). Lo scopo principale di questo articolo è quindi quello di proporre una politica di manutenzione adattativa basata su un

algoritmo in grado di rilevare in tempo reale il cambiamento della funzione di degrado. Tale curva viene convenzionalmente divisa in due tratti, entrambi aventi una distribuzione probabilistica di tipo γ , ma con parametri caratteristici differenti, inoltre non è conosciuto aprioristicamente il momento in cui avviene il passaggio da una curva all'altra. Tale istante viene rilevato attraverso un algoritmo basato su un approccio CuSum, la cui regola di terminazione è:

$$N = \min \left\{ n \geq 1, \max_{1 \leq k \leq n} \sum_{i=k}^n \log \frac{f(\gamma_2)}{f(\gamma_1)} \geq h \right\} \quad (3.1)$$

dove con N si intende il numero di rilevazioni necessarie alla scoperta di questo cambiamento di forma della funzione da γ_1 a γ_2 e h è scelto in modo tale che la probabilità di avere un falso allarme sia minore di un valore α scelto a priori. Considerando la distanza di Kullback – Leibler d_{γ_1, γ_2} [3.27], il numero minimo di osservazioni necessarie è $\tau \approx \frac{|\log \alpha|}{d_{\gamma_1, \gamma_2}}$. Basandosi su questo modello gli autori

valutano l'applicazione dello stesso a dati simulati per validarne la bontà da un punto di vista economico.

3.4 Learning

Una categoria di articoli interessanti sono quelli che si occupano del problema di formulazione delle reti bayesiane in assenza di esperti, ricorrendo a particolari algoritmi di compilazione del grafo; fra i più significativi vale la pena fare un cenno al già citato [3.1]. L'articolo mette in luce come sia difficile interfacciarsi con la presenza di esperti, in quanto spesso essi rappresentano un costo non trascurabile (anche a causa del loro difficile reperimento sul mercato del lavoro) e devono essere presenti sia nella fase di *start up*, cioè nella formulazione del grafo, sia in quella di *on going* del sistema. Per oltrepassare questo ostacolo viene suggerito l'algoritmo *K2*, un metodo di ricerca composto da due parti: una *scoring function* che quantifica l'associazione e ricerca il set di genitori di ciascun nodo che hanno una associazione massima con esso e un approccio euristico che riduce lo spazio di ricerca delle soluzioni e senza il quale il metodo prevedrebbe la necessità di esaminare tutti i possibili set di nodi genitori. Tale algoritmo presenta buoni risultati, secondo gli autori, se la banca dati di partenza sul quale inferire è di dimensione non esigua e

offre un buon rapporto fra efficienza ed accuratezza dell'analisi, riducendo la complessità esplorativa da un ordine di grandezza esponenziale ad uno quadratico.

Relativamente allo stesso algoritmo di addestramento, [3.28] tratta con maggior dettaglio l'argomento. Il principio base di funzionamento risiede infatti, secondo quanto suggerito dagli autori, nella definizione di una *score function* proporzionale in qualche modo alla probabilità a posteriori $p(B_s/DB_n)$, dove con B_s si intende una particolare struttura del grafo risultante e DB_n è il database di partenza utilizzato per l'operazione di *learning*. L'assunto fondamentale è che il grafo che massimizza questa probabilità sia quello che si avvicina in modo più corretto alla struttura generata dal database. Una possibile forma di tale funzione di probabilità viene suggerita da Cooper e Herskovitz in [3.29], articolo molto teorico che fa da caposaldo al problema, citato in numerose altre fonti bibliografiche consultate.

L'articolo di Kuo-Chu Chang e Jun Liu [3.28] tratta inoltre anche altri due algoritmi di addestramento della rete.

Il primo è il metodo di *Srinivas*; un algoritmo ricorsivo che, a partire da un grafo vuoto, aggiunge passo dopo passo un nodo alla volta andando a verificare quale sono i genitori di tutti i nodi non facenti ancora parte del grafo, per scegliere come aggiunta alla *k-esima* iterazione quello che ha il minor numero di genitori. L'inizializzazione dell'algoritmo, ossia la scelta del primo nodo da aggiungere, viene fatta servendosi del parere di uno o più esperti, oppure viene lasciata al fattore caso. Si nota facilmente che tale procedura porta ad ottenere un risultato euristico, perciò non necessariamente una soluzione ottimale ed anche nel caso che lo fosse, non ci sono le possibilità comunque di dimostrarlo. Inoltre, il metodo necessita di valutare tramite test di indipendenza condizionata la parentela di ciascun nodo con quelli che potrebbero essere immessi nel grafo. Il volume di questi test è dell'ordine di 2^n , se con n identifichiamo la cardinalità dei nodi. Infine viene citato anche l'algoritmo *Constructor*, il cui principio di fondo si basa sull'identificazione dei Markov *Blanket* di ciascun nodo (genitori, figli e coniugi); in questo caso sono necessari $n2^n$ test. Quest'ultimi due metodi proposti, secondo gli autori, sono poco validi, in quanto il loro tempo di elaborazione risulta vincolato in modo forte dal numero di variabili in gioco.

Il secondo algoritmo suggerito, stavolta da [3.27], è l'*EM-Algorithm*, che si basa sul concetto di massima verosimiglianza logaritmica e tiene conto dei passi degli algoritmi di *Expectation Calculation* e *Maximization* (EM). L'articolo descrive in modo compiuto, forse anche da un lato eccessivamente teorico, l'approccio in questione per metterlo successivamente a confronto con il *Voting EM-Algorithm*. Quest'ultimo è una variante dello stesso che si basa sulla distanza di Kullback-Laibler per definire la verosimiglianza e trarre come conclusione, dopo aver testato entrambi gli approcci su una rete bayesiana per la definizione di un grafo concernente la probabilità di allagamento per tracimazione dell'alveo dei fiumi, che il *Voting EM* risulta essere applicabile alle stesse reti bayesiane quanto l'algoritmo EM e che risulta anche preferibile se utilizzato nell'addestramento online dei parametri.

Anche l'articolo [3.16] cita l'algoritmo EM, anche se non dettagliatamente, come possibilità offerta di autocompilazione delle reti bayesiane; in questo caso però, non si tratta certamente della parte più interessante del lavoro di Langseth e Portinale, che offre spunti di interesse maggiore, che verranno successivamente esposti ed approfonditi.

L'algoritmo PC viene invece suggerito, analizzato e testato da [3.30], si tratta anche in questo caso di una metodologia di addestramento che, una volta definite le variabili e le loro tabelle di probabilità condizionata, ricerca tra gli $n(n-1)$ archi quelli più probabilmente esistenti, secondo il database disponibile, e successivamente, prova a suggerire anche un orientamento agli archi di connessione fra i nodi. Per una migliore implementazione viene suggerita l'integrazione del metodo di autocompilazione con la presenza, almeno nella fase di definizione del grafo, di esperti in grado di vagliare l'utilità o meno di nodi e di archi che potrebbero presentare legami di tipo statistico. Infatti non sempre è possibile definire una vera e propria connessione logico-causale e la loro eliminazione fornisce snellezza al modello e consente di rendere "spiegabile" il grafo, condizione necessaria per un sistema esperto. Gli autori suggeriscono anche un interessante schema logico descrittivo del processo seguito dal *PC-Algorithm* e della sua integrazione con l'esperto umano, qui riportato in figura 3.2.

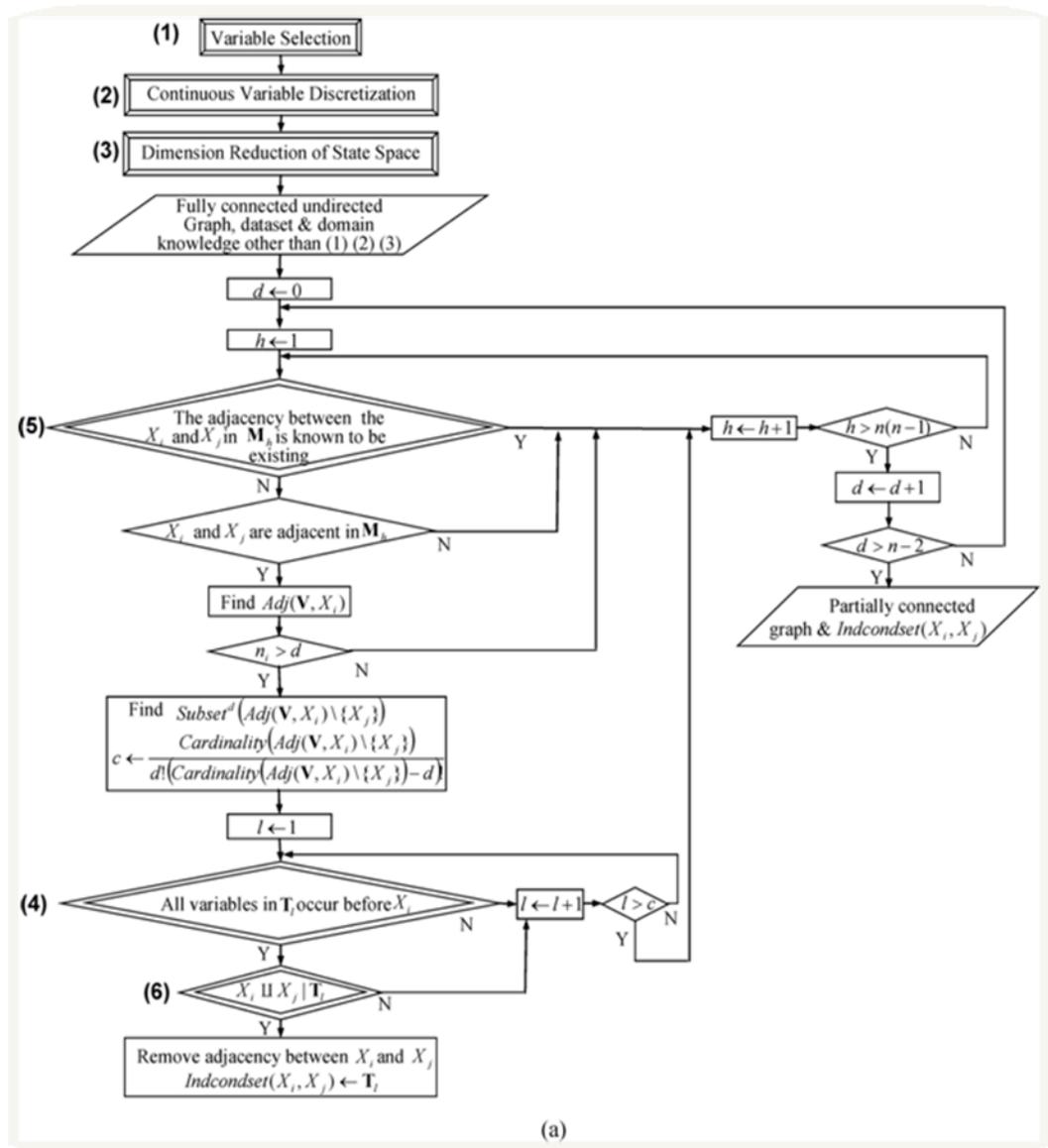


Fig. 3.2: Schema logico del PC-Algorithm

Un'interessante analisi sulla validità dell'autocompilazione del grafo piuttosto che sull'integrazione dell'intelligenza artificiale viene svolta anche da [3.31]. Gli autori infatti propongono un approccio comparativo basato fra vari sistemi di definizione della rete bayesiana applicata a 195 casi aziendali dal database Tukutuku. I metodi paragonati sono la regressione lineare, un Case Based Reasoning (con distanza di 1, 2 e 3 dagli altri casi), e quattro reti bayesiane create combinando l'uso di esperti o meno con gli algoritmi *Hugin* e *Powersoft*. I risultati mostrano, seppur con attendibilità non molto elevata dovuta al ridotto database citato dall'articolo e riconosciuto onestamente anche dagli autori stessi, come la regressione lineare sia l'applicazione migliore e che i metodi di autocompilazione pura siano preferibili a

quelli ibridi, derivanti dall'unione fra algoritmo di *learning* ed esperienza umana; inoltre appare evidente che tra i due algoritmi suggeriti sia costantemente da preferire quello di *Hugin*. I parametri di misurazione utilizzati sono il MRE (*Magnitude Relative Error*), il MMRE (*Mean MRE*), il MdMre (*Median MRE*), ed il *prediction level*.

Gli algoritmi LS (basato sul metodo di Lauritzen e Spiegelhalter) e GD (*Gradient Descendant*) sono invece citati come metodi di risoluzione da [3.32], che suggerisce ancora come le reti create grazie all'ausilio fornito da esperti non siano concorrenziali con quelle definite tramite algoritmi di compilazione o con quelle ibride che sfruttano entrambe le fonti. Tali algoritmi in realtà sono soltanto citati, ma non viene fornita una loro descrizione compiuta. L'articolo è interessante perché fornisce una valida panoramica sulle *best practice* da seguire per la definizione ibrida o in automatico del grafo, basata sulla stima dei parametri (tramite *domain expert* o con i due algoritmi precedenti, oppure, ancora, con l'*EM-Algorithm*). Il lavoro propone un'integrazione tra i due approcci secondo il "peso" dei dati disponibili e successivamente, sulla stima della bontà del modello (validandolo con un 20% dei dati disponibili, quando il restante 80% è stato usato per la definizione del grafo; oppure confrontando il modello ottenuto con quello suggerito da più esperti). Lo schema logico di riferimento, riportato in Figura 3.3, suggerisce un addestramento diviso in due fasi, a cui segue una fase di validazione. La prima fase consiste nella stima dei parametri di ciascun nodo, che può essere effettuata tramite ausilio di esperti, attraverso algoritmi di compilazione dei nodi stessi oppure anche con un sistema combinato dei due approcci. La validazione del modello è eseguita attraverso un'analisi di sensitività al cambiamento della probabilità a posteriori, a fronte all'osservazione di differenti valori. Si fa riferimento al cambiamento delle distribuzioni di probabilità del nodo *target* a seguito dell'alterazione di alcuni valori degli altri nodi.

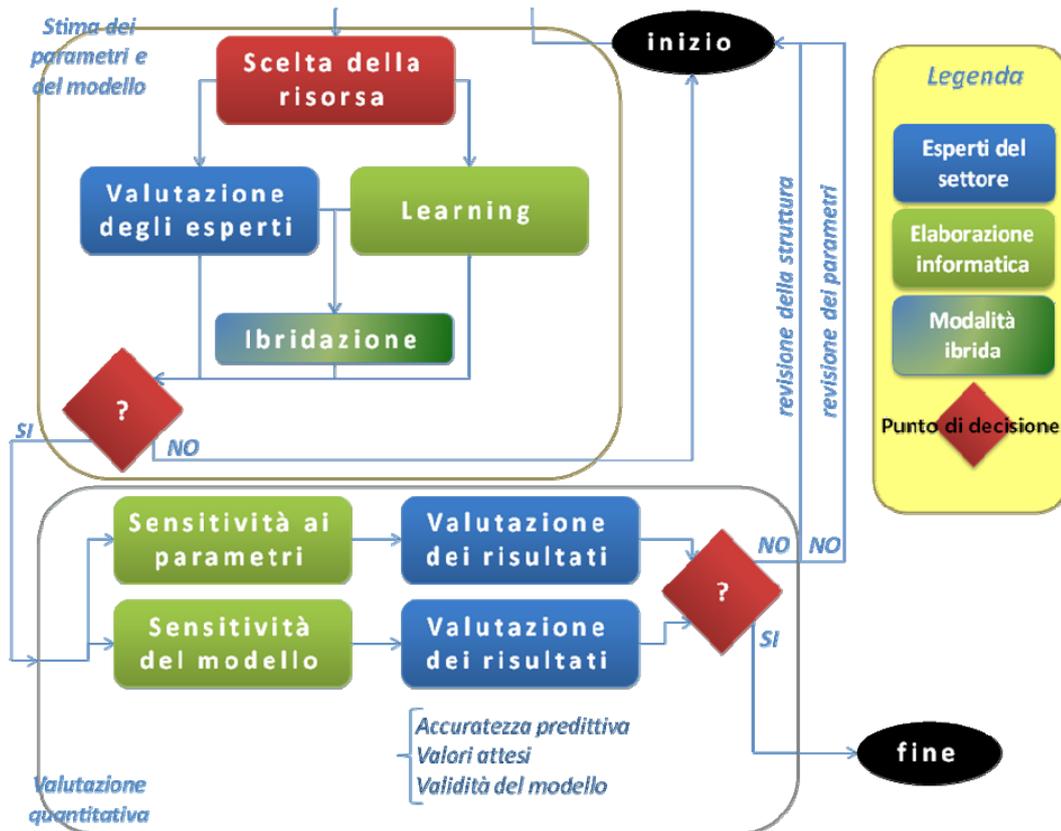


Fig. 3.3: Schema logico di riferimento per l'addestramento in due fasi

Ramirez e Sala Piqueras [3.33] applicano un esempio di *supervised learning* (tramite il ricorso a degli esperti) dei parametri e della struttura del grafo ad un caso di diagnosi di guasto, relativo alla perdita di acqua in un sistema fisico composto da due depositi interconnessi. Al di là del caso di interesse specifico, gli autori si limitano ad esporre un loro metodo di auto compilazione e definizione dei parametri, fornendone una descrizione matematica.

Per quanto riguarda il software utilizzato nella definizione del modello, relativamente alla formulazione del grafo tramite *learning* da database, in sede di stato dell'arte vale la pena citare anche gli algoritmi suggeriti dallo stesso *Bayesialab*[®], rintracciabili in un articolo presentato da uno degli stessi autori del programma [3.34]. In tale pubblicazione vengono appunto citati il *Minimum Description Length*, come algoritmo utilizzato nella fase di discretizzazione dei parametri di ciascun nodo; mentre come metodi di addestramento per la definizione del grafo sono illustrati:

- il *SopLEQ*, che ricerca lo spazio definito dalle classi equivalenti (ad esempio che hanno lo stesso set di relazioni di dipendenza);

- *Taboo*, che esplora direttamente tutto lo spazio della rete bayesiana;
- *Taboo Order*, che ricerca nello spazio definito da una lista ordinata di nodi.

Il punto di partenza per il primo e terzo algoritmo è l'insieme vuoto dei nodi, mentre il secondo elabora anche grafi in parte inizialmente già definiti, considerando gli archi aggiunti al grafo dagli esperti, facenti parte di un insieme di collegamenti non modificabile.

Infine, a chiusura di questo paragrafo sullo stato dell'arte relativo al *learning*, citiamo l'articolo [3.35] che offre un'ampia panoramica, essendo esso stesso un sunto dettagliato di tipo bibliografico sul tema in questione. L'autore divide la fase di learning in due parti: quella relativa ai parametri dei singoli nodi e quella di costruzione del grafo. Al primo caso appartengono l'algoritmo di massima verosimiglianza, valido nel caso in cui si abbiano a disposizione dati in quantità non eccessiva ed una sua variante che tiene conto appunto di tale limite. Quest'ultimo invece che ricercare il modello migliore, si limita a confrontare reciprocamente l'incertezza relativa a sottoinsiemi di modelli ragionevoli. Inoltre viene citata una serie di algoritmi, contestualmente ai problemi che sono ad essi connessi. In Tabella 3.1 ne è riportata una sintesi.

Tab. 3.1: Schema logico di riferimento per l'addestramento in due fasi

Algoritmo	Problematiche
MAP	Generali
di Laplace	Approssimazione del secondo ordine
EM	Valori nascosti o mancanti
IPF	Undirected networks
Mean fields	Approssimato
Gibbs	Approssimato
MCMC	Approssimato

Dopo una convincente disamina sulla necessità di disporre di un campione di rilevazioni adatto al metodo che vogliamo utilizzare, l'autore teorizza una convergenza asintotica dell'errore di modellizzazione. Questo al crescere della dimensione del campione di riferimento, si raggiunge un valore limite inferiore ineliminabile, definito come "tasso di errore ottimale bayesiano". L'andamento è osservabile in figura 3.4. Infine l'autore si concentra sulle tecniche di addestramento

per la struttura del grafo, suddividendone gli approcci in una duplice modalità: di tipo bayesiano o non bayesiano.

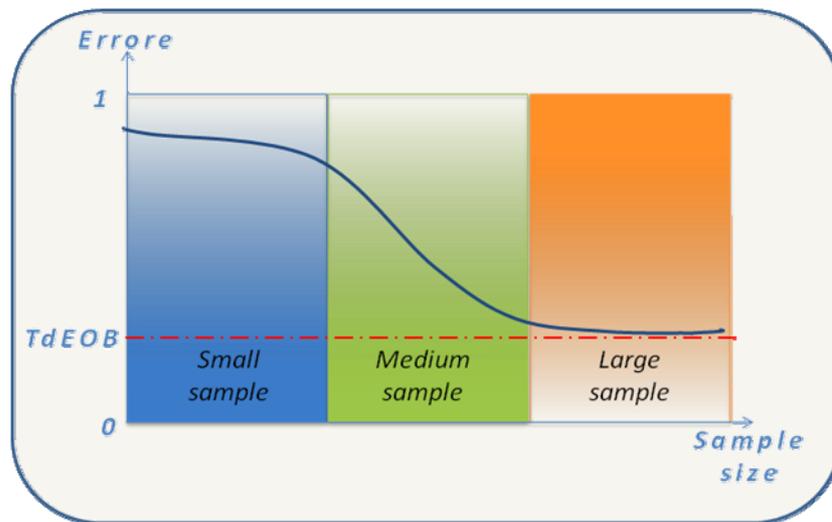


Fig. 3.4: Curva dell'errore asintotico

La differenza sostanziale tra queste due modalità consiste nell'inizializzazione o meno del metodo con l'uso di conoscenza nota a priori, che rappresenta un vantaggio sostanziale soltanto nel caso in cui sia scelta in modo efficiente. L'autore si concentra soprattutto su algoritmi compilativi non bayesiani e cita, nella fattispecie:

- il metodo di *Chow and Liu* (1968), come capostipite della famiglia che si rifà a strutture ad albero in grado di dare risultati validi nei casi di campioni di addestramento con dimensioni ridotte;
- Il metodo di *Herskovits and Cooper*, applicabile anche a caso molto più voluminosi;
- il *Cart Algorithm* ed il *Constructor*, applicati a strutture con variabili di tipo binario;
- l'approccio *Maximum Likelihood* e la sua variante di *Minimum Cross Entropy*;
- l'*Extended Likelihood Approach* che, simile ai precedenti, sostituisce la verosimiglianza con una funzione di punteggio, che deve essere anch'essa massimizzata.

Vengono infine accennati il *Minimum Information Complexity* ed il *Resampling Approach*. Relativamente all'approccio bayesiano viene invece citato il metodo *Markov Chain Monte Carlo*, cui appartengono una famiglia di algoritmi specifici.

3.5 Confronto con altri strumenti diagnostici

Uno strumento alternativo confrontabile con le reti bayesiane ed in letteratura spesso analizzato in questi termini è quello costituito dagli alberi di guasto. In [3.7] gli autori si interrogano sulla possibilità di migliorare la diagnostica attraverso il passaggio proprio dalla modellazione tramite alberi di guasto a quella mediante le reti bayesiane. Vengono valutate la convenienza in termini di vantaggio informativo, ma anche computazionale. Infatti le BN non necessitano della duplicazione delle cause comuni a più modalità di guasto con altrettanti nodi, il che consente una rappresentazione più *user friendly* del modello. Inoltre offrono l'opportunità di aggiornare i parametri della rete automaticamente al presentarsi di determinate evidenze, senza dover ricorrere alla riformulazione manuale della stessa. Consentono poi di ovviare al problema dell'esplosione del numero dei parametri necessari alla definizione del grafo, quando cresce il numero di componenti del sistema, tramite l'applicazione del metodo di ricerca operativa *Branch & Bound* (scartando cioè gli eventi che sono rari dalla costruzione delle CPT). Tali funzionalità sono dimostrate mediante un caso di studio, relativo all'analisi statica delle strutture civili.

Un articolo sempre riguardante il confronto fra le reti bayesiane e gli alberi di guasto è [3.36], nel quale gli autori estendono la trasformazione dei secondi nelle prime al caso di *Dynamic Fault Tree*. La trattazione parte da una descrizione delle porte specifiche relative a questa particolare modalità degli alberi di guasto ('*warm spare*', '*sequence enforcing*', '*probabilistic dependency*' e '*priority and*') e descrive per ciascuna di esse come tradurle in delle corrispondenti parti di una DBN, basandosi su un grafo che modella un processo markoviano del primo ordine (il nodo al $[k+1]$ -esimo intervallo è condizionatamente indipendente dal nodo al $[k-1]$ -esimo se è conosciuto il suo valore al k -esimo). Tale trasformazione viene successivamente implementata in uno specifico algoritmo risolutivo che è capace di tradurre tutti i blocchi di un albero di guasto anche quelli elementari, descritti in [3.37]. Infine l'articolo in questione valida l'algoritmo di traduzione confrontando i risultati affidabilistici ottenuti applicando la rete bayesiana dinamica così creata a partire da un DFT. In questo caso, l'esempio di studio riguarda il mondo dei sistemi di computazione a multiprocessore. L'applicazione è sviluppata tramite due software

che presentano approcci diversi allo stesso problema e che riportano risultati comparabili.

Il riferimento [3.37], già citato precedentemente e redatto in parte dagli stessi autori, e oltre a descrivere la traduzione dei blocchi elementari di un FT in una BN, applicata tramite un algoritmo piuttosto elementare ed il cui vantaggio principale risiede nell'unione della metodologia strutturata caratteristica del primo con la forza di modellizzazione della seconda. Inoltre descrive anche le tappe che permettono di importare delle modifiche specifiche dei FT, quali l'introduzione di cause di guasto comuni a più elementi, l'uso di relazioni di tipo *noisy-or* (un'estensione del gate 'or' grazie al quale il sistema continua a funzionare, con una probabilità limitata, anche nel caso in cui sia guasto un componente) e l'introduzione di variabili multistrato, definite cioè con una determinazione per lo meno ternaria. L'esempio di riferimento su cui gli autori mostrano i loro studi anche in questo caso è relativo ad un sistema a multiprocessore ridondato.

Anche [3.16] riporta un'interessante disamina sulla validità dell'operazione di traduzione di un FT in una BN; infatti la traducibilità, oltre ad essere garantita da numerosi articoli, offre l'opportunità di effettuare sulle reti bayesiane così create lo stesso tipo di analisi valide per i FT, alle quali si aggiungono ulteriori specifici strumenti, derivanti dalle potenzialità delle FT. Il caso di studio citato in questa fonte è relativo ad un sistema che processa il segnale digitale attraverso specifiche unità funzionali. Gli autori suggeriscono inoltre una serie di software risolutivi utilizzabili per la risoluzione delle reti bayesiane, quali *Hugin* [3.38], *Netica* [3.39] e *Bugs* [3.40].

L'articolo [3.41] illustra il vantaggio delle reti bayesiane in termini di possibilità di modellizzare stati multipli per ciascun nodo. Il punto di partenza per la costruzione del modello probabilistico è composto secondo gli autori dal *reability block diagram* del caso da analizzare. In questo specifico riferimento la metodologia viene applicata ad un sistema radar dal quale, attraverso un algoritmo ricorsivo molto semplice, viene costruita la rete corrispondente. L'articolo accenna anche ad un algoritmo di conversione per i FT che però non viene descritto esaurientemente.

Una fonte bibliografica interessante, [3.42], illustra come gli *Event Tree* (ET) possano essere generalizzati attraverso il ricorso a reti bayesiane. Lo strumento in questione viene spesso usato in realtà solitamente ai FT nei problemi affidabilistici ed ha come scopo precipuo quello di analizzare la sequenza di incidenti messa in moto da un evento scatenante e di attribuire ad ogni possibile sviluppo di questa sequenza una probabilità di accadimento ed una magnitudo relativa agli effetti comportati al suo realizzarsi. L'articolo propone un algoritmo di conversione di un ET in una BN composto da pochi semplici passaggi e spiega come estendere il concetto di albero ad eventi anche in presenza di fattori in grado di modificare le tabelle di probabilità relative a ciascun evento. Il caso di studio applicato relativo a questo lavoro è concernente il problema del deragliamenti dei treni.

Anche strumenti tipici dell'intelligenza artificiale come le reti neurali sono state prese come termine di confronto, e quindi alla stregua di possibile metodologia concorrente, alle reti bayesiane. In [3.43] infatti gli autori applicano ad un caso di studio sull'identificazione della rugosità superficiale un confronto fra queste due modalità investigative, dopo averne brevemente descritto i principi teorici basilari sottostanti. Attraverso il "*K-fold cross validation method*" [3.44] e gli stessi dati di partenza, viene dimostrato il vantaggio delle BN, che si fonda sull'attitudine dello strumento a mostrare dei risultati interpretabili e spiegabili, cosa molto più difficile con le NNs, specie nel caso di relazioni che siano non lineari. Tuttavia è comunque riconosciuto a quest'ultime una maggiore rapidità di elaborazione, in ogni caso questa caratteristica non è ritenuta essere un vantaggio sostanziale, in quanto il recente sviluppo delle capacità computazionali, mette decisamente in secondo piano questo elemento. Mentre la facilità di lettura, proprietà specifica delle BN da parte dell'interfaccia utente, è ritenuta essere un *task* ben più importante.

Anche [3.8] tratta il confronto fra reti bayesiane e neurali; attribuendo alle seconde l'importante caratteristica di essere svincolate dalla conoscenza a priori del modello e questo si rivela un vantaggio nel caso in cui le relazioni fra i sensori e le modalità di guasto non siano note con certezza, oppure se i dati disponibili sono ambigui o inconsistenti. In realtà però questo strumento non viene molto utilizzato per la correlazione fra sensori e modalità di guasto perché non permette una comprensione

completa del fenomeno. Questa ragione è accresciuta, fra l'altro, dal fatto che i programmi di modellizzazione attraverso reti neurali sono spesso proprietari ed è perciò estremamente difficile comprendere con che modalità operino. Le reti bayesiane vengono incontro appunto a tale problematica in modo efficace.

Molto interessante sempre in ambito comparativo fra i paradigmi investigativi è [3.45]; gli autori infatti esplicitano come la conoscenza necessaria all'implementazione di un sistema esperto sia classificabile in tre macrogruppi: la *factual knowledge* si occupa dei dati misurati posseduti circa un determinato problema, l'*expertise knowledge* invece studia le relazioni causa-effetto, mentre la *systemic knowledge* si occupa di capire e spiegare le relazioni fra i componenti di un sistema. Ciascuna di queste risorse si presta ad un particolare strumento di indagine: l'*expertise knowledge* si adatta bene a strumenti come il *case based reasoning* puro piuttosto che alle logiche *fuzzy*; la *factual knowledge* è basilare per le applicazioni delle reti neurali, mentre le reti bayesiane necessitano e sfruttano i vantaggi legati a tutte e tre le modalità di conoscenza. L'articolo cita casi specifici per validare questa sua classificazione ed il suo collegamento biunivoco fra tipi di *knowledge* posseduti e lo strumento analitico di modellizzazione da utilizzare. Inoltre offre un esempio sulla bontà dello strumento bayesiano, applicandolo al mondo della manutenzione degli aerei.

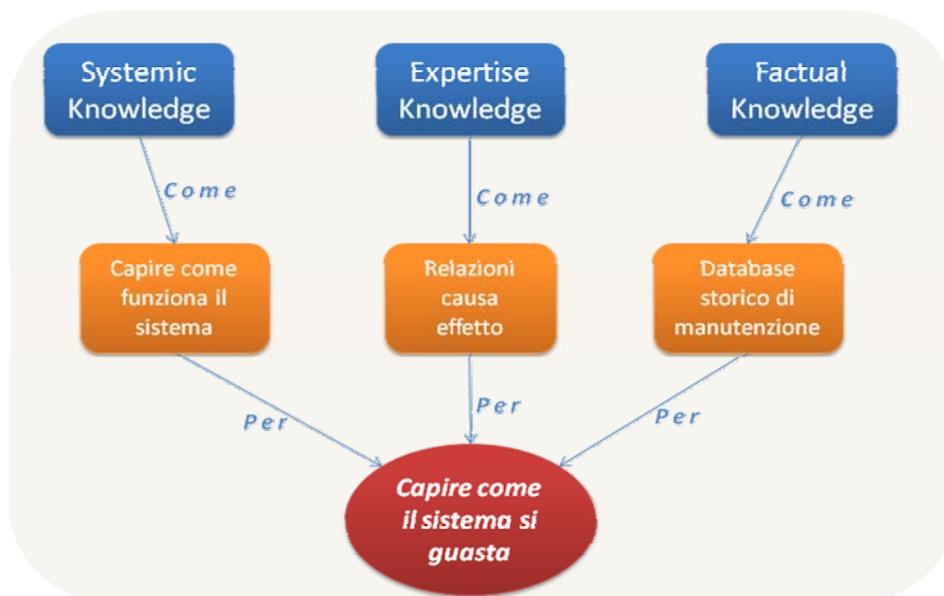


Fig. 3.5: Schema di classificazione della conoscenza

In [3.46] viene suggerito l'argomento di passaggio tra questa e la successiva categoria, viene suggerito infine, con lo scopo di realizzare una rete bayesiana che tenga conto in modo corretto e completo delle possibili modalità di guasto del sistema, di far precedere alla creazione di quest'ultima una analisi del rischio di tipo *HAZOP*.

3.6 *Prognostica*

La prognosi di un sistema è il vero valore aggiunto di un modello affidabilistico, in quanto, se ben realizzata, consente di programmare le eventuali operazioni manutentive secondo calendari di priorità specifici in funzione della vita utile residua prevista del sistema. Per tale ragione la ricerca di tale obiettivo è stata una delle linee guida nel reperimento di fonti bibliografiche per questo lavoro di tesi, analizzando soprattutto l'ambito di riferimento delle reti bayesiane.

L'articolo citato nel paragrafo precedente, [3.46], mette in luce come la prognostica in sé abbia come scopo quello di determinare la vita utile residua del sistema e le operazioni necessarie a mantenere questo in uno stato di funzionamento, che garantisca la sua missione primaria (produttività, sicurezza, disponibilità, ...). Questo avviene spesso anche attraverso lo studio dell'impatto di guasti di componenti sul corretto funzionamento di altre parti del sistema. Gli autori, dopo aver fatto cenno al processo prognostico standard, propongono una loro versione che mira ad integrare sotto una comune architettura le fasi costituenti del processo. Vengono pertanto definiti sei passi per la creazione del modello:

- il *functional model* definisce le relazioni causali di tipo qualitativo fra i componenti del sistema (grazie anche alla scomposizione in sottoprocessi della struttura complessa), fornendo una descrizione statica;
- il *dynamical model* caratterizza i meccanismi fisici di degrado, selezionando quelli che realmente intervengono nel caso specifico e collegandoli secondo le relazioni che intercorrono tra di essi;
- il *behavioural model* consiste nella scelta dello strumento più adatto allo scopo di integrare le due fasi precedenti. Gli autori ritengono che le reti bayesiane dinamiche siano da preferirsi per la forza matematica del

formalismo, per il ridotto tempo di computazione e per la facile leggibilità e comunicabilità dei risultati anche in forma grafica;

- L'*event model* si preoccupa di assicurare la consistenza della prognosi effettuata sul sistema reale: definisce infatti un set di 'variabili di degrado' del sistema (per monitorare la situazione in tempo reale attraverso l'uso di sensori specifici) e uno di 'variabili di manutenzione' (governate secondo una logica di tipo booleano e correlate al piano di manutenzione);
- Il *prognosis model* si occupa di considerare le ultime due fasi attraverso l'integrazione nel modello bayesiano dei nodi caratteristici del degrado e della manutenzione.

Infine durante l'implementazione si cerca di ottenere l'interoperabilità fra i vari software utilizzati per la compilazione del modello completo. Lo schema concettuale fornito dagli autori dell'articolo è riassunto in figura 3.6, alla quale essi fanno riferimento nell'applicazione pratica del loro modello ad un caso di studio riguardante lo srotolamento da bobine di strisce di metallo (i software utilizzati in questo caso sono *MEGA*, *BayesiaLab* e *Casip*)

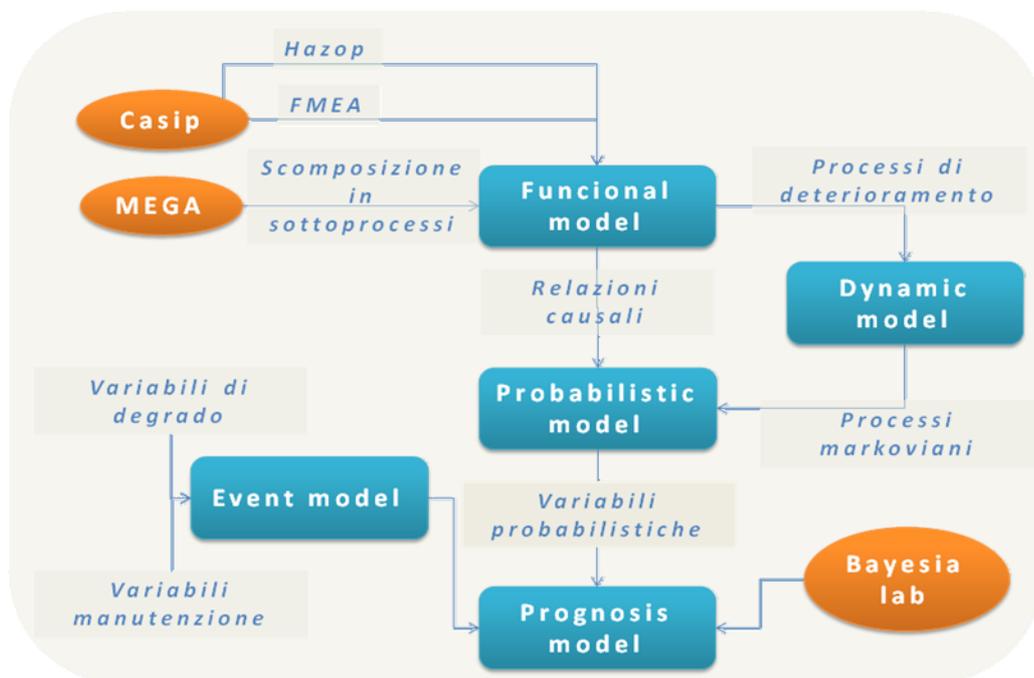


Fig. 3.6: Schema per l'interoperabilità dei tre strumenti software

Basato sullo stesso approccio e su un modello concettuale molto simile al precedente, [3.47], dopo aver definito l'importanza di riferirsi alla prognosi del sistema piuttosto che a quella del singolo componente, estende tale metodologia di indagine alla

determinazione della politica manutentiva ottimale in funzione dei costi necessari per implementarla. L'uso delle DBN consente di implementare direttamente sul modello sia interventi di tipo AGAN (attraverso il ripristino delle condizioni del sistema a quelle iniziali, tramite evidenza forte), sia di tipo ABAO (lasciando il sistema nelle condizioni in cui è stato trovato), sia politiche manutentive imperfette (facendo riferimento in questo caso alle *soft evidences*). Inoltre è possibile definire un programma manutentivo ottimale, che minimizzi cioè il totale dei costi relativi alle operazioni necessarie per la sua implementazione, attraverso l'uso dei nodi utilità sul grafo.

Un'altra fonte interessante è [3.48], articolo in cui l'autore suggerisce diversi strumenti utili per gestire il calcolo prognostico sulla base della vita utile residua stimata, a seconda delle informazioni possedute ed ottenibili, tali strumenti vengono divisi in tre macro categorie:

- se disponiamo soltanto di dati storici attendibili sul tasso di guasto λ , l'approccio corretto da implementare è di tipo *reliability data-based*, tenendo conto eventualmente dei dati censurati e attraverso modelli esponenziali negativi a λ costante o Weibull (secondo cui λ è funzione del tempo);
- se invece possediamo oltre a questi anche delle rilevazioni sulle condizioni operative, allora viene suggerito un approccio *stress based* attraverso una regressione lineare che leghi il tempo medio al guasto al fattore, o ai fattori di *stress* considerato secondo una precisa funzione.

Il *proportional hazard model* definisce un tasso di guasto $\lambda = f(t, Z_i)$, che risulta essere funzione del tempo e dipendente dalla condizione operativa di stress Z_i in cui il componente opera. In realtà, se è misurabile il parametro di degrado del sistema, è possibile anche definirne un *trend* evolutivo nel tempo e definire un *general path model*. Quest'ultimo deve tener conto dell'evoluzione futura in funzione delle caratteristiche attuali del sistema, circoscrivendone lo stato previsto in un certo istante con un livello di confidenza ritenuto accettabile. Tale intervallo viene migliorato anche attraverso l'uso di dati rilevati dai sensori, che vanno ad arricchire l'insieme delle informazioni di partenza attraverso un processo di revisione del sistema di tipo bayesiano. Il processo è descritto graficamente in figura 3.7. Infine, se

lo stato di operatività oltre ad essere noto è anche mutevole, viene suggerito il *Markov chain approach*. La validità dei modelli presentati viene testata su un caso di studio applicato all'affidabilità degli pneumatici.

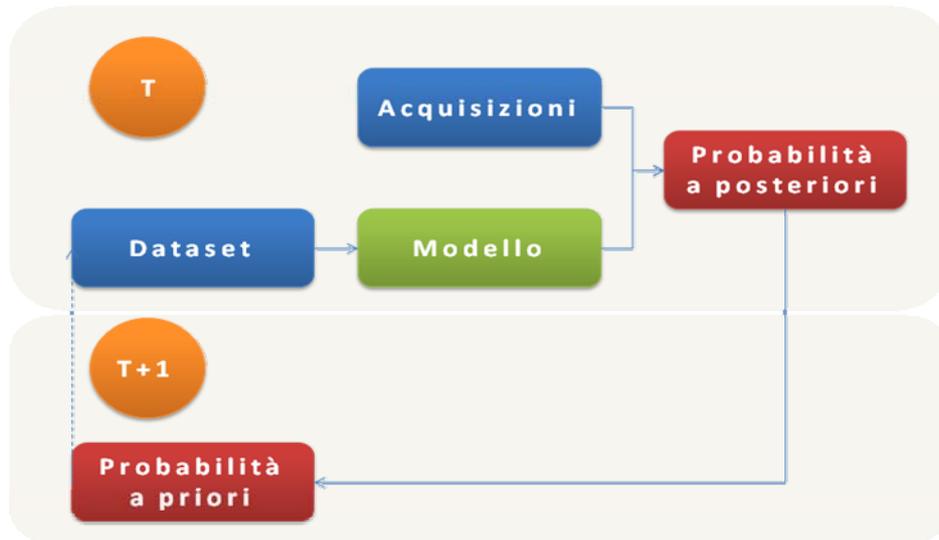


Fig. 3.7: Schema del processo per la gestione del calcolo prognostico

In [3.49] viene invece proposto un approccio di stampo prettamente statistico al problema, che tiene conto del fatto che sono le relazioni reciproche fra variabili ad essere caratterizzanti nella prognosi di un sistema. La metodologia proposta si sviluppa in due successivi passaggi:

1. la determinazione delle matrici mobili di varianza e covarianza, la cui finestra temporale di riferimento è scelta in funzione del processo da analizzare, ed il calcolo del determinante di ciascuna di queste, ottenuto ponendo per la prima tutti gli 1 sulla diagonale principale e per la seconda tutti gli 0;
2. l'osservazione dell'andamento temporale dei valori dei due determinanti, considerato che a un picco anomalo dei valori di questi è associato uno stato di avaria del sistema per una delle variabili monitorate dai sensori utilizzati.

Infine viene dimostrato come lo strumento sia robusto al cambiamento delle condizioni a contorno del problema analizzato, tramite applicazione dello stesso al processo industriale di deposizione di materiali gassosi su di un substrato solido.

La tabella 3.2 riporta in modo schematico e sintetico gli articoli citati in questo capitolo sullo stato dell'arte, categorizzandoli in funzione dei casi di studio che propongono e della tematica che affrontano.

Tab. 3.2: Schema logico di riferimento per l'addestramento in due fasi

Ambito	Caso di studio	Argomento del caso di studio	Senza caso di studio
BN, DBN, OOBN	[3.13]; [3.14]; [3.16]; [3.17]	Sistema diagnostico per locomotori diesel; Impianto termonucleare; Sistema di processo del segnale digitale; Riscaldamento industriale dell'acqua	[3.10]; [3.11]; [3.12]; [3.9]; [3.18]; [3.19]
CBM	[3.4]; [3.23]; [3.25]; [3.26]	Trasformatori di potenza; Raffinazione della carta; Perdite nei circuiti idraulici; Riscaldamento industriale dell'acqua	[3.3]; [3.6]; [3.20]; [3.21]; [3.22]; [3.24]
<i>Learning</i>	[3.16]; [3.27]; [3.30]; [3.32]; [3.33]	Sistema di processo del segnale digitale; Flooding; Processo di laminazione; Evoluzione futura delle caratteristiche ambientali dello Stato di Victoria (Australia); Perdite di acqua	[3.1]; [3.28]; [3.31]; [3.34]; [3.35]
Confronto	[3.16]; [3.7]; [3.36]& [3.37]; [3.42]; [3.45]; [3.46]	Sistema di processo del segnale digitale; Analisi statica delle strutture civili; Sistemi multiprocessore; Deragliamenti dei treni; Manutenzione degli aerei; Srotolamento di strisce di metallo dalle bobine	[3.8]; [3.42]; [3.43]
Prognostica	[3.46]; [3.48]; [3.49]	Srotolamento di strisce di metallo dalle bobine; Affidabilità degli pneumatici; deposizione di materiali gassosi su di un substrato solido	[3.47]

Bibliografia relativa al Capitolo 3

- [3.1] Doguc O., Ramirez-Marquez J.E., 2009. “*A generic method for estimating system reliability using Bayesian networks*” Reliability Engineering & System Safety, volume 94, pp. 542-550.
- [3.2] Lee E., Park Y., Shin J.G., 2009. “*Large engineering project risk management using a Bayesian belief network*”, Expert Systems with Applications, volume 36, pp. 5880-5887.
- [3.3] Fouladirad M., Grall A., Dieulle L., 2008. “*On the use of on-line detection for maintenance of gradually deteriorating systems*” Reliability Engineering & System Safety, volume 93, pp. 1814-1820.
- [3.4] Setayeshmehr A., Akbari A., Borsi H., Gockenbach E., 2004. “*A procedure for diagnosis and condition based maintenance for power transformers*”, Conference Record of the 2004 IEEE International Symposium on Electrical Insulation, pp. 504-507.
- [3.5] Liu E., Zhang D., 2002. “*Diagnosis of component failures in the Space Shuttle main engines using Bayesian belief networks: a feasibility study*” 2002, (ICTAI 2002). Proceedings of 14th IEEE International Conference on Tools with Artificial Intelligence, pp. 181-188.
- [3.6] Wang W., Zhang W., 2008. “*An asset residual life prediction model based on expert judgments*”, European Journal of Operational Research, volume 188, pp. 496-505.
- [3.7] Mahadevan S., Zhang R., Smith N., 2001. “*Bayesian networks for system reliability reassessment*”, Structural Safety, volume 23, pp. 231-251.
- [3.8] Pouget F., Dacier M., 2003. “*Alert Correlation: Review of the state of the art*”, Institut Eurecom Corporate Communications Department, volume Research Report, pp. 48-50.
- [3.9] Charniak E., 1991. “*Bayesian Networks without tears*”, AI magazine, volume 12, pp. 50-63.
- [3.10] Lecture - 22 Bayesian Networks, 2008.
- [3.11] Lecture - 23 Reasoning with Bayes Networks, 2008.
- [3.12] Lecture - 24 Reasoning with Bayes networks (Contd.), 2008.

- [3.13] Przytula W.K., Thompson D., 2008. “*Construction of bayesian networks*”, ECAI 2008: Proceedings, 18th European Conference on Artificial Intelligence.
- [3.14] Celeux G., Corset F., Lannoy A., Ricard B., 2006. “*Designing a Bayesian network for preventive maintenance from expert opinions in a rapid and reliable way*”, Reliability Engineering & System Safety, volume 91, pp. 849-856.
- [3.15] Koller D., Pfeffer A., 1997. “*Object-Oriented Bayesian Networks*”, Proceedings, pp. 302-313.
- [3.16] Langseth H., Portinale L., 2007. “*Bayesian networks in reliability*”, Reliability Engineering & System Safety, volume 92, pp. 92-108.
- [3.17] Weber P., Jouffe L., “*Complex system reliability modelling with Dynamic Object Oriented Bayesian Networks (DOOBN)*”, Reliability Engineering & System Safety, volume 91, pp. 149-162.
- [3.18] De Carlo F., Borgia O., “*Reliability and maintainability strategies modelling by means of dynamic object oriented Bayesian networks*”, Production Planning & Control, submitted.
- [3.19] Shimony S.E., Domshlak C., 2003. “*Complexity of probabilistic reasoning in directed-path singly-connected Bayes networks*”, Artificial Intelligence, volume 151, pp. 213-225.
- [3.20] Kohda T., Cui W., 2004. “*Risk-Based Failure Diagnosis of Dynamical Systems using Dynamic Bayesian Network*”.
- [3.21] Deloux E., Castanier B., Bérenguer C., 2009. “*Predictive maintenance policy for a gradually deteriorating system subject to stress*” Reliability Engineering & System Safety, volume 94, pp. 418-431.
- [3.22] Grall A., Bérenguer C., Dieulle L., “*A condition-based maintenance policy for stochastically deteriorating systems*” Reliability Engineering & System Safety, volume 76, pp. 167-180.
- [3.23] Weidl G., Madsen A.L., Israelson S., 2005. “*Applications of object-oriented Bayesian networks for condition monitoring, root cause analysis and decision support on operation of complex continuous processes*”, Computers & Chemical Engineering, volume 29, pp. 1996-2009.

- [3.24] Roed W., Aven T., 2009. “*Bayesian approaches for detecting significant deterioration*” Reliability Engineering & System Safety, volume 94, pp. 604-610.
- [3.25] Poulakis Z., Valougeorgis D., Papadimitriou C., 2003. “*Leakage detection in water pipe networks using a Bayesian probabilistic framework*”, Probabilistic Engineering Mechanics, volume 18, pp. 315-327.
- [3.26] Weber P., Theilliol D., Aubrun C., 2008. “*Component reliability in fault-diagnosis decision making based on dynamic Bayesian networks*”, Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, volume 222, pp 161-172.
- [3.27] Zhang S.Z., Yu H., Ding H., Yang N.H., Wang X.K., 2003. “*An application of online learning algorithm for Bayesian network parameter*”, International Conference on Machine Learning and Cybernetics, volume 1, pp. 153-156.
- [3.28] Chang K.C., Liu J., 1996. “*Efficient algorithms for learning probabilistic networks*”, IEEE International Conference on Systems Man and Cybernetics, volume 2, pp. 1274-1279.
- [3.29] Cooper G.F., Herskovits E., 1992. “*A Bayesian Method for the Induction of Probabilistic Networks from Data*” International Journal of Machine Learning, volume 9, pp. 309-347.
- [3.30] Li J., Shi J., 2007. “*Knowledge discovery from observational data for process control using causal Bayesian networks*”, IIE Transactions.
- [3.31] Mendes E., Mosley N., 2008. “*Bayesian Network Models for Web Effort Prediction: A Comparative Study*” Software Engineering, IEEE Transactions on, volume 34, pp. 723-737.
- [3.32] Pollino M., Woodberry F., Nicholson H., Korb G., 2005. “*Parametrising Bayesian Networks: a case study in ecological risk assessment*”.
- [3.33] Ramirez J.V., Piqueras A., 2006. “*Learning Bayesian Networks for Systems Diagnosis*”, Electronics, Robotics and Automotive Mechanics Conference 2006, pp. 125-130.
- [3.34] Jouffe L., 2004. “*Bayesialab: the decision support and data mining tool*”, ISBA bulletin, volume 11, pp. 7-10.

- [3.35] Buntine W., 1996. “*A guide to the literature on learning probabilistic networks from data*”, Knowledge and Data Engineering, IEEE Transactions on, volume 8, pp. 195-210.
- [3.36] Montani S., Portinale L., Bobbio A., Varesio M., Codetta-Raiteri D., 2006. “*A tool for automatically translating dynamic fault trees into dynamic bayesian networks*”, Reliability and Maintainability Symposium, 2006. RAMS '06, pp. 434-441.
- [3.37] Bobbio A., Portinale L., Minichino M., Ciancamerla E., 2001. “*Improving the analysis of dependable systems by mapping fault trees into Bayesian networks*”, Reliability Engineering & System Safety, volume 71, pp. 249-260.
- [3.38] “<http://www.hugin.com/>”, Hugin Expert - Advanced Decision Support using Bayesian Networks and Influence Diagrams.
- [3.39] “<http://www.norsys.com/>”, Netica Bayesian Network Software from Norsys.
- [3.40] “<http://www.mrc-bsu.cam.ac.uk/bugs/>”, The BUGS Project - Bayesian inference Using Gibbs Sampling.
- [3.41] Zhou Z., Jin G., Dong D., Zhou J., 2006. “*Reliability Analysis of Multistate Systems Based on Bayesian Networks*”, Proceedings of the 13th Annual IEEE International Symposium and Workshop on Engineering of Computer Based Systems, IEEE Computer Society, pp. 344-352.
- [3.42] Marsh D.W.R., Bearfield G., 2008. “*Generalizing event trees using Bayesian networks*”, Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part O: Journal of Risk, volume 222, pp. 105-114.
- [3.43] Correa M., Bielza C., Pamies-Teixeira J., 2009. “*Comparison of Bayesian networks and artificial neural networks for quality detection in a machining process*”, Expert Systems with Applications, volume 36, pp. 7270-7279.
- [3.44] Eastment H.T., Krzanowski W.J., 1982. “*Cross-Validatory Choice of the Number of Components from a Principal Component Analysis*”, Technometrics, volume 24, pp. 73-77.
- [3.45] Kipersztok O., Dildy G., 2002. “*Evidence-based Bayesian networks approach to airplane maintenance*”, IJCNN '02 Proceedings of the 2002 International Joint Conference on Neural Networks, pp. 2887-2891.

- [3.46] Muller A., Suhner M., Iung B., 2008. “*Formalisation of a new prognosis model for supporting proactive maintenance implementation on industrial system*”, Reliability Engineering & System Safety, volume 93, pp. 234-253.
- [3.47] Iung B., Véron M., Suhner M., Muller A., 2008. “*Integration of Maintenance Strategies into Prognosis Process to Decision-Making Aid on System Operation*”, CIRP Annals - Manufacturing Technology, volume 54, pp. 5-8.
- [3.48] Hines J.W., 2009. “*Empirical Methods for Process and Equipment Prognostics*”, pagg. 1-30.
- [3.49] Chen A., Blue J., Chou T.C., Yang T.K., 2006. “*Recipe-independent Tool Health Indicator and Fault Prognosis*”, ISSM 2006, IEEE International Symposium on Semiconductor Manufacturing, pp. 460-463.

4 Casi applicativi

4.1 Modellazione affidabilistica tramite le reti bayesiane orientate ad oggetti

4.1.1 Introduzione

Negli ultimi decenni, molti strumenti di supporto basati su modelli probabilistici, sono stati applicati a processi di produzione, macchine ed impianti per valutarne le prestazioni in termini di affidabilità e disponibilità. La complessità dei sistemi da valutare è dovuta principalmente a due fattori, la sostanziale multifunzionalità del loro esercizio e le condizioni di incertezza in cui operano.

Queste sono le principali ragioni che spingono verso il miglioramento delle attuali analisi probabilistiche, tramite l'adozione di nuovi metodi in grado di gestire l'incertezza e di concentrarsi sulle funzioni del sistema, anziché sui singoli componenti.

Un recente approccio, in questa direzione, è rappresentato dalle DOOBN (*Dynamic Object Oriented Bayesian Networks*) che, introducendo il parametro temporale, sono uno sviluppo della metodologia precedente, le OOBN (*Object Oriented Bayesian Networks*) [4.1].

L'approccio che di seguito presenteremo, ispirandosi a quanto riportato in [4.2], ha l'obiettivo di valutare l'affidabilità complessiva di un sistema e soprattutto l'impatto delle diverse decisioni in materia di gestione della manutenzione. Questa metodologia è stata poi applicata, in un contesto industriale, per lo studio dell'impianto di produzione e trattamento aria compressa del treno alta velocità ETR500 PLT.

4.1.2 La rappresentazione SADT

Lo sviluppo di una rete bayesiana richiede l'individuazione delle variabili caratterizzanti il sistema, che possono acquisire e la struttura di dipendenza che le lega.

Le metodologie che sono state utilizzate per formalizzare la struttura della rete bayesiana sono state la SADT (*Structured Analysis and Design Technique*) [4.3] e la RBD (*Reliability Block Diagram*) [4.4]. La prima ci è stata utile per l'individuazione delle variabili del sistema e dei legami tra i principali parametri di funzionamento, la seconda invece ci è stata utile per individuare le logiche affidabilistiche dei diversi componenti facenti parte del sistema.

Questi due formalismi grafici sono stati poi unificati tramite una rete bayesiana orientata ad oggetti, che ci ha permesso di creare un modello unico rappresentativo del sistema.

L'approccio SADT ha focalizzato la nostra attenzione sul funzionamento del sistema in relazione all'ambiente di utilizzo ed alle risorse interne ed esterne coinvolte nell'esercizio. Esso è basato sul principio di scomposizione funzionale del sistema, partendo dalla funzione principale generale fino alle singole funzioni elementari.

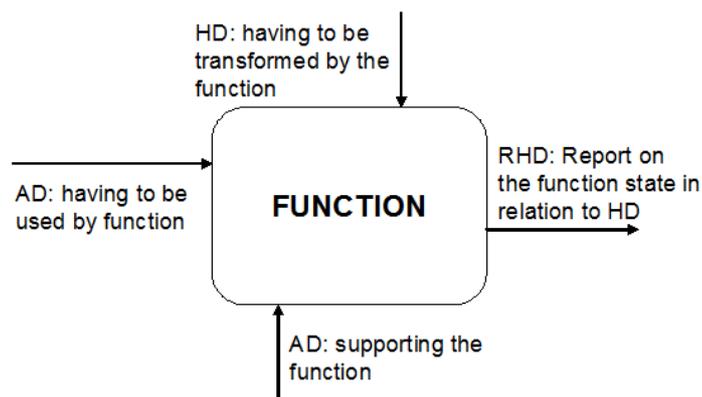


Fig. 4.1: la rappresentazione SADT

Ogni funzione, realizzata da uno o più componenti del sistema, rappresenta la modifica di un prodotto (figura 4.1). Ciascuna funzione (*function*), individuata nel processo di decomposizione, è caratterizzata da due tipologie di *input* AD (*being Able to Do*) ed HD (*Having to Do*) che rappresentano le risorse in termini di energia, materiale, ecc; necessarie per l'espletamento della funzione. Inoltre è presente anche un elemento di *output* RHD (*Report of Having to Do*) che rappresenta il risultato del processo di trasformazione espletato dalla funzione elementare. Quindi l'elemento funzione può essere visto come una *black box* in grado di trasformare un flusso di risorse in ingresso, in uno o più elementi "prodotti" in uscita.

4.1.3 La relazione di equivalenza tra RBD e BN

Come descritto nel paragrafo precedente, una funzione elementare di un sistema per essere realizzata ha la necessità di essere supportata dai componenti fisici che nella realtà svolgono quella operazione. Nel caso in cui nell'espletamento di una funzione non sia coinvolto un solo componente è necessario che la rappresentazione grafica tenga conto delle connessioni logiche affidabilistiche dei componenti coinvolti. Per questa ragione ci siamo rivolti alla metodologia RBD per definire le logiche di interazione di più componenti che concorrono a svolgere un'unica funzione. Di seguito si riporta lo schema di equivalenza che è stato sviluppato al fine di mappare le logiche di *AND* ed *OR* tramite i nodi e le tabelle delle probabilità condizionate delle reti [4.5], [4.6].

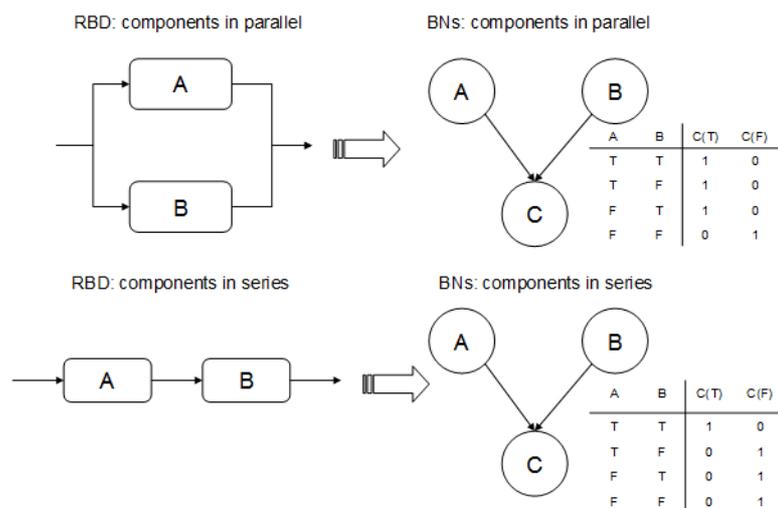


Fig. 4.3: rappresentazione tramite RBD e BN

In figura 4.3 è mostrato come è possibile convertire le connessioni RBD, serie e parallelo, in una rete bayesiana elementare che conservi le medesime proprietà e caratteristiche in termini di relazioni affidabilistiche. Ai nodi genitori (*A*, *B*) sono assegnate come probabilità a priori, il tasso di guasto dei singoli componenti, mentre il nodo *C*, che rappresenta la connessione affidabilistica tra i due componenti, è caratterizzato da una specifica tabella di probabilità condizionata in funzione della relazione affidabilistica che si vuole ricreare. Nel caso in cui la relazione tra *A* e *B* sia

semplicemente un parallelo o un serie, la CPT del nodo C sarà di tipo “deterministico”, composta cioè esclusivamente da 0 ed 1.

Questa tipologia di rappresentazione infatti ha l’enorme vantaggio di poter rappresentare anche comportamenti intermedi, in funzione per esempio del profilo di missione del sistema. In questo caso la CPT del nodo C assume dei valori probabilistici in funzione del comportamento che si vuole modellare.

4.1.4 Politiche di manutenzione

Il passo successivo dello studio è stata la modellazione, tramite le reti bayesiane, delle principali strategie di manutenzione applicabili ad un sistema industriale.

Abbiamo individuato due possibili estremi per quanto riguarda i risultati di un’attività di manutenzione: la riparazione perfetta e la riparazione minima. Nel primo caso il componente dopo essere riparato è caratterizzato da un tasso di guasto pari a quello che avrebbe all’inizio del suo ciclo di vita. Questo tipo di riparazione corrisponde sostanzialmente ad una sostituzione ed in letteratura viene definito come “*as good as new*”. Al contrario la riparazione minima si riferisce ad una riparazione che non ha portato nessun beneficio al componente coinvolto, che per tale conserva il tasso di guasto che aveva prima dell’attività di manutenzione, tale approccio è anche definito come “*as bad as old*”.

Esiste però anche una situazione intermedia, nella quale a valle di una riparazione il componente acquista un tasso di guasto con valore intermedio tra quello che avrebbe se fosse nuovo, e quello che aveva all’istante precedente all’attività di manutenzione. Il valore di tale tasso è in funzione della “qualità” dell’attività di manutenzione svolta sul componente. Questo terzo caso è conosciuto in letteratura come manutenzione imperfetta e rappresenta gran parte delle attività di manutenzioni reali che difficilmente possono essere assimilate ai casi estremi precedentemente illustrate [4.7], [4.8].

Ciascuna delle tre tipologie di manutenzione appena descritte saranno opportunamente modellate, tramite l’utilizzo di reti bayesiane in grado di emulare il risultato delle attività di manutenzione.

Riparazione minima: Si consideri un componente che sia caratterizzato da una funzione probabilità di guasto, data una distribuzione normale e caratterizzato da una strategia di manutenzione correttiva. La sua funzione di affidabilità sarà una curva monotona decrescente con un andamento riportato in figura 4.4, evidenziato dal colore verde. Questo tipo di caratterizzazione, ottenuto assegnando all'equazione di governo del nodo la funzione affidabilità corrispondente, è utile per rappresentare tutti quei componenti che all'interno di un sistema soggetto a manutenzione sono invece trascurati e sostituiti o riparati solo in caso di guasto.

Riparazione perfetta: Questo tipo di strategia si riferisce ad interventi di manutenzione preventive (programmata o predittiva) che sono in grado di ristabilire la totale efficienza del componente oggetto dell'intervento. In questo caso la funzione affidabilità del nodo di riferimento è ristabilita pari al 100% ogni volta che viene eseguita l'attività di manutenzione. Se consideriamo un'attività di manutenzione programmata, al tempo $t=T_1$, il nodo rappresentante il componente soggetto a tale operazione, sarà caratterizzato da una funzione affidabilità che al tempo T_1 sarà automaticamente ristabilita pari al 100%.

L'espressione analitica della funzione affidabilità è:

$$R(t) = e^{-\lambda \left[t - \text{int} \left(\frac{t}{T_1} \right) T_1 \right]} \quad (4.1)$$

dove il fattore di seguito riportato rappresenta la frequenza a cui viene effettuata l'aggiornamento del valore della funzione affidabilità:

$$\left[t - \left(\text{int} \frac{t}{T_1} \right) \cdot T_1 \right] \quad (4.2)$$

In figura 4.4 è riportato l'andamento della curva di affidabilità relativa ad un componente sostituito con una frequenza pari a 2500 unità di tempo (linea blu).

Questo tipo di caratterizzazione è utile per rappresentare tutti quei componenti che all'interno di un sistema soggetto a manutenzione, vengono completamente sostituiti con frequenza regolare, e quindi risulta essere adatta al piano di manutenzione programmata.

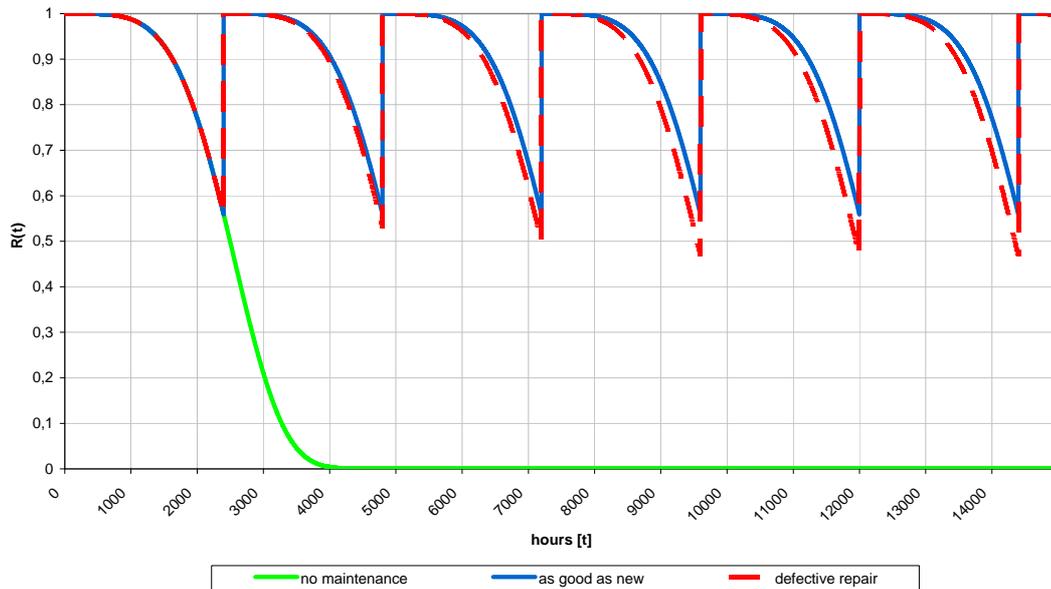


Fig. 4.4: andamenti delle differenti politiche di manutenzione

Riparazione imperfetta: Questo tipo di intervento riguarda tutti quei componenti soggetti a delle attività di manutenzione preventive che si limitano ad intervenire sul componente, senza sostituirlo, ma riportandolo in condizioni di corretto funzionamento. In molti casi questo tipo di attività non garantisce che il componente sia caratterizzato da una curva di affidabilità pari a quella che avrebbe come se fosse nuovo, in particolare la sua curva di affidabilità avrà un andamento decrescente con un coefficiente angolare negativo minore rispetto a come se fosse nuovo. Questo tipo di risultato è ottenuto aggiungendo delle ore fittizie di funzionamento all'istante zero di funzionamento.

In figura 4.4 il risultato di questa modellizzazione è evidenziato tramite la linea rossa. Come è evidente l'affidabilità del componente è pari al 100% all'istante immediatamente successivo all'attività di manutenzione, per poi decrescere però più velocemente rispetto alla corrispondente curva affidabilistica nel caso in cui fosse stato sostituito invece che riparato.

Al fine di rappresentare un'attività di manutenzione imperfetta è stato necessario introdurre un secondo nodo, come riportato in figura 4.5.

Consideriamo due nodi A e B , il primo rappresentante la manutenzione imperfetta, il secondo invece relativo al componente fisico vero e proprio.

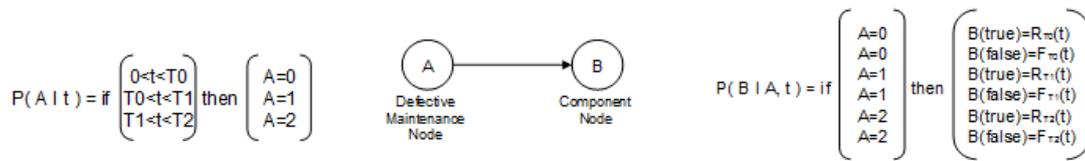


Fig. 4.5: modello tramite BN per la riparazione imperfetta

Il nodo A può assumere, per esempio, tre differenti stati corrispondenti ai valori (0, 1, 2) in funzione del valore della variabile temporale, che rappresentano tre differenti livelli di manutenzione relativi al nodo B . Il nodo B , invece, può assumere due differenti stati (*true*, *false*) caratterizzati però da differenti equazioni di governo a seconda del valore assunto dal nodo A , genitore di B .

In figure 4.5 sono riportate le condizioni logiche che legano rispettivamente gli stati del nodo A ai valori assunti dal nodo temporale (T_1 , T_2 , T_3) e gli stati del nodo B , ovvero l'equazione affidabilistica che governa il degrado del componente reale, in funzione dello stato assunto dal nodo A . Nell'esempio riportato in figura 4.5, il componente B assume tre differenti equazioni di governo, poiché si ipotizza che prima di essere sostituito (*as good as new*) il componente subisca due attività di manutenzione che ne ripristino la funzionalità tramite interventi di semplice riparazione.

4.1.5 Il caso di studio

L'approccio appena illustrato sarà applicato per l'analisi affidabilistica di un sottosistema dell'elettromotrice del treno alta velocità ETR500 PLT, in servizio presso la società di trasporto pubblico TRENITALIA. In particolare saranno analizzate le prestazioni del gruppo di produzione e trattamento aria compressa (GPTA).

Ciascun convoglio, caratterizzato da una coppia di elettromotrici, è provvisto di due sistemi GPTA, una per ciascuna motrice. Il sistema è composto approssimativamente da circa 30 componenti che possono essere suddivisi in due sottogruppi: l'unità di produzione (riportata a sinistra in figura 4.6) e l'unità di trattamento e condizionamento (riportata a destra in figura 4.6).

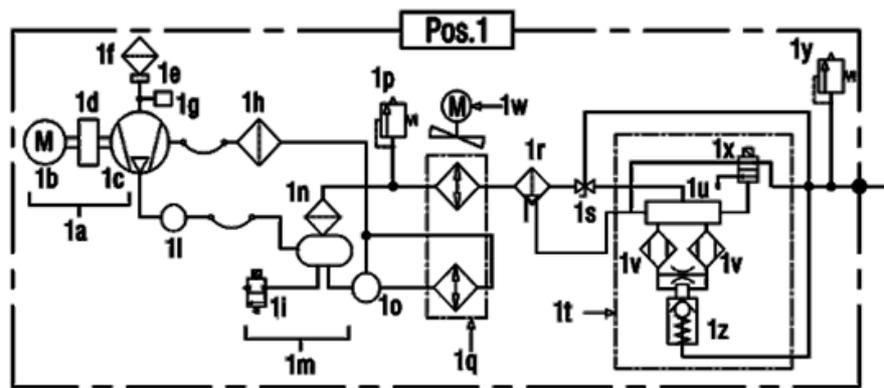


Fig. 4.6: il GPTA

Le funzioni di affidabilità dei singoli componenti sono state ottenute dall'analisi dei dati di guasto e manutenzione riportati nel sistema informativo aziendale adottato dall'utilizzatore per gestire la flotta dei mezzi. Le informazioni sono state trattate statisticamente per ottenere le distribuzioni relative ai guasti ($f(t)$, $F(t)$, $R(t)$) e agli interventi di manutenzione ($g(t)$, $G(t)$). Queste attività unitamente ad un approfondito studio del sistema sono state presentate nel lavoro [4.9].

La prima fase del lavoro ha visto l'applicazione delle metodologie SADT ed RBD al sistema GPTA. Sono state identificate le tre principali funzioni del gruppo aria: compressione, trattamento e condizionamento, in seguito per ciascuna di essa si è provveduto ad identificare gli elementi di *input* ed *output* secondo quanto indicato nel paragrafo precedente. Un esempio di scomposizione, relativo al livello più alto, è riportato in figura 4.7.

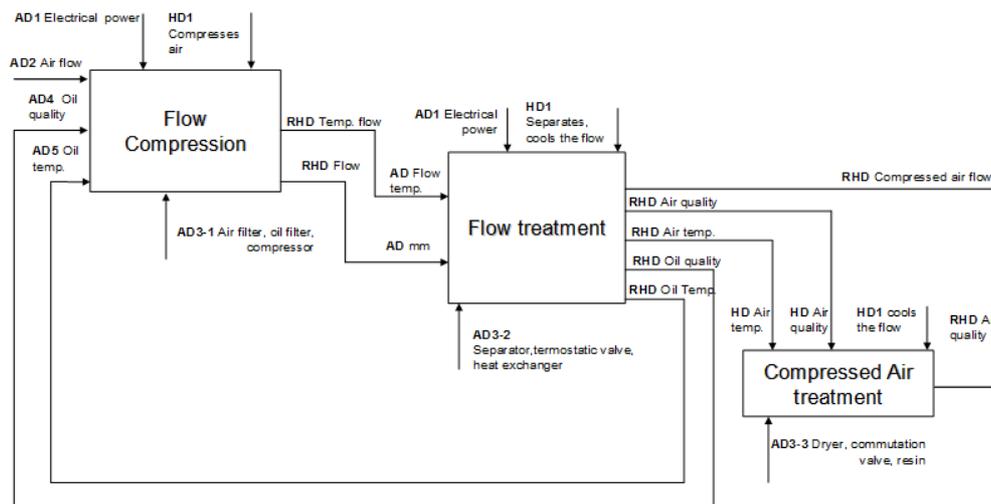


Fig. 4.7: la rappresentazione dell'impianto tramite la tecnica SADT

Il secondo passo ha visto invece la trasposizione della struttura del sottosistema all'interno di una rete bayesiana attraverso la tecnica dei nodi orientati ad oggetti (OOBN). Ciascun parametro I/O, tutte le funzioni elementari e gli stessi componenti fisici sono stati rappresentati tramite dei nodi, mentre le relazioni di dipendenza e le connessioni logiche tramite i relativi archi, in questo modo per ciascuna funzione elementare è stata costruita la relativa rete bayesiana. Al termine di questo processo, secondo la logica del flusso di funzionamento (SADT) da una funzione elementari alla successiva, le reti sono state collegate tramite dei nodi "giunzione" che sostanzialmente rappresentano, allo stesso tempo, l'*output* di una funzione e l'*input* di un'altra. Il risultato finale della costruzione della rete rappresentante il sistema GPTA nel suo complesso è riportato in figura 4.8.

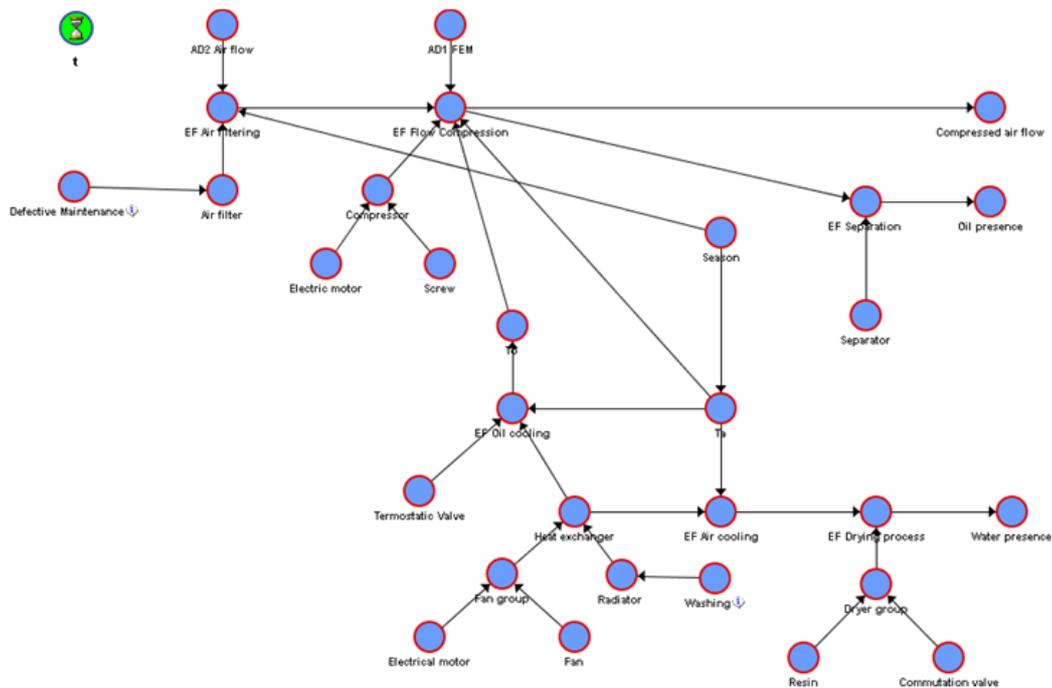


Fig. 4.8: la DOOBN relativa all'intero GPTA

Come si evince dall'immagine in alcuni casi i nodi di *output* sono multipli, questa soluzione è stata adottata quando era di interesse monitorare due diversi parametri del flusso in oggetto (la qualità dell'aria in uscita Q_a è stata suddivisa in presenza acqua e presenza olio, in quanto questi due diversi parametri avevano influenze diverse sulle prestazioni del sistema e delle successive funzioni).

La rappresentazione grafica del sistema, ed in particolare la sua scomposizione in sottofunzioni, è molto utile per comprendere a fondo le numerose relazioni tra i parametri di funzionamento, rappresentati tramite nodi della rete.

4.1.6 Risultati

Le prestazioni del sistema sono state analizzate all'interno di una finestra temporale pari a 32000 ore di funzionamento (circa 5,5 anni di funzionamento del convoglio), scadenza che corrisponde all'intervento di manutenzione straordinaria che riporta tutti i sottosistemi delle motrici alle condizioni di funzionamento iniziale in quanto prevede la sostituzione *in toto* dei gruppi di servizio. Perciò è lecito ipotizzare che a valle di questa scadenza il sottosistema GPTA possa essere ipotizzato nel suo complesso *as good as new*.

Il sistema è stato analizzato sotto due diversi aspetti: il flusso di aria compressa e la qualità dell'aria compressa. Quest'ultima è stata poi suddivisa in due ulteriori parametri: presenza acqua e presenza olio. La scelta di questi parametri è stata dettata dall'esperienza dei tecnici di manutenzione, che hanno individuati queste variabili come quelle caratterizzanti il funzionamento del sottosistema. Ognuno dei tre parametri può assumere differenti valori, corrispondenti agli stati del nodo, riportati in tabella 4.1.

Tab. 4.1: stati dei nodi

Nodo	Compressed air flow	Water presence	Oil presence
Stato 1	regular air flow	no water	no oil
Stato 2	overheated air flow	small water quantity	small oil quantity
Stato 3	no air flow	great water quantity	great oil quantity

In figura 4.9 sono riportate gli andamenti delle probabilità degli stati *regular air flow*, *no water* e *no oil*, dei tre principali parametri relativi alle prestazioni del sistema GPTA, all'interno di un intervallo temporale di 32000 ore di funzionamento.

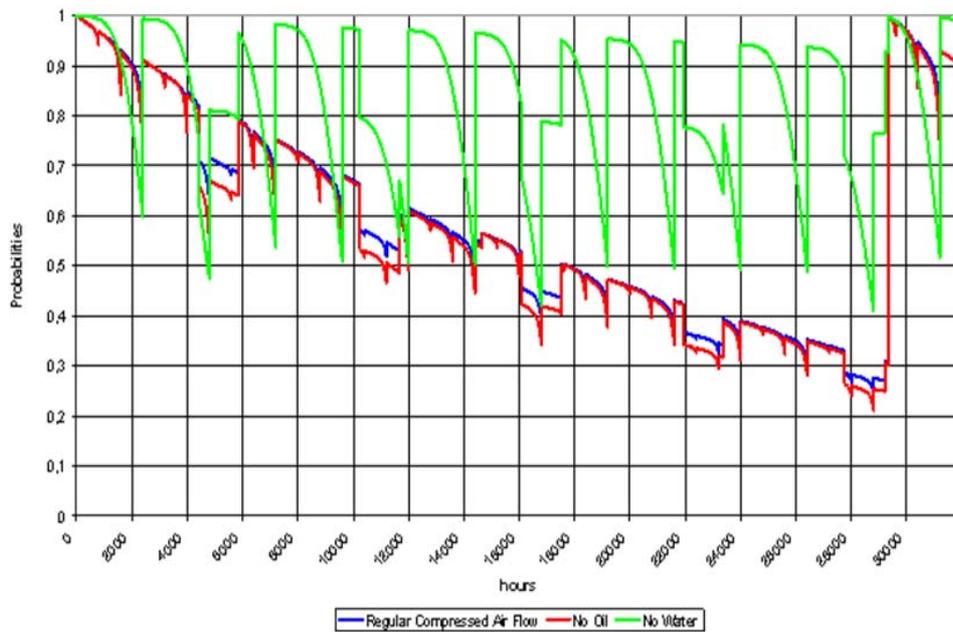


Fig. 4.9: andamento delle probabilità degli stati di corretto funzionamento

Gli effetti delle attività di manutenzione programmata sono facilmente identificabili nei punti di discontinuità presenti nelle curve relative agli andamenti delle probabilità.

Al fine di avere un quadro più chiaro dei valori probabilistici assunti dai diversi stati si è preferito riportare in figura 4.10 l'andamento stagionale dei parametri, mediati all'interno di intervalli semestrali. Appare evidente come siano presenti due diversi trend: il primo relativo agli stati *regular air flow* e *no oil*, il secondo invece caratterizzante lo stato *no water*. La ragione di questi due differenti andamenti è dovuta al semplice fatto che il corretto funzionamento dei parametri prestazionali dei nodi *compressed air flow* e *water presence* sono legati alle medesime cause, mentre del tutto scorrelato risulta essere il terzo parametro *oil presence*.

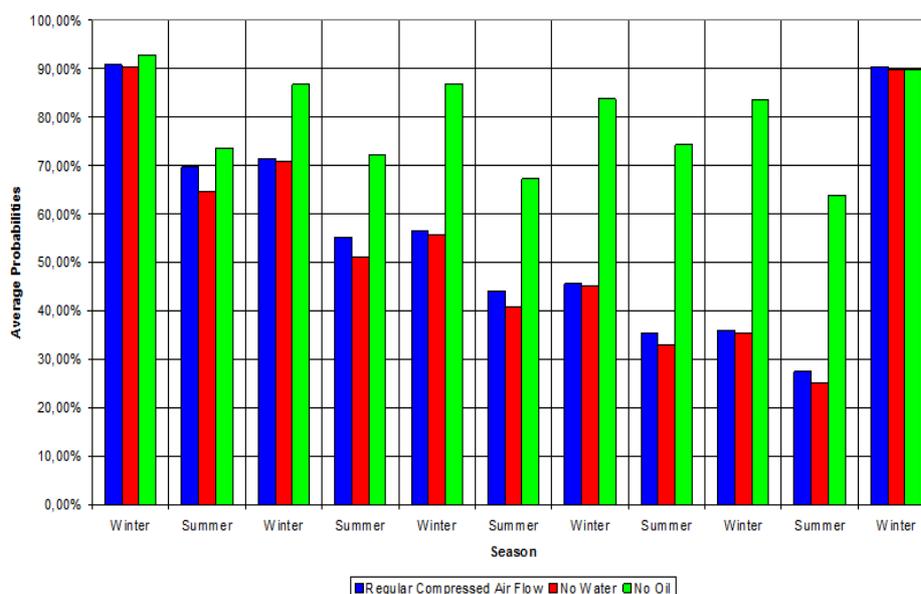


Fig. 4.10: probabilità di corretto funzionamento mediate su intervalli semestrali

Un'altro importante elemento che emerge dall'analisi degli andamenti è la sostanziale differenza stagionale (inverno/estate) in termini di livello delle prestazioni. Appare evidente come la stagione estiva sia quella più critica per il corretto funzionamento del sottosistema, inoltre questa particolarità è valida per tutti e tre i parametri prestazionali.

Questo tipo di approccio ha l'importante vantaggio di poter confrontare con notevole rapidità ed economia di risorse le prestazioni dei parametri funzionali a seguito di differenti strategie manutentive. Al fine di sfruttare questa opportunità si è deciso di analizzare i risultati a seguito dell'implementazione del piano di manutenzione proposto dal costruttore, seguito dall'utilizzatore solo nei primi due anni di vita delle macchine, ai fini del mantenimento della validità della garanzia.

In figura 4.11 è riportato l'andamento stagionale, mediato su intervalli semestrali, delle probabilità del principale parametro di corretto funzionamento (*regular air flow*) nelle due differenti configurazioni del piano di manutenzione; in rosso quello adottato dall'utilizzatore e in blu quello proposto dal costruttore. Appaiono evidenti le differenze in termini di prestazioni a partire dalla conclusione del terzo anno, quando cioè i due piani di manutenzione programmati iniziano a differire sostanzialmente per le cadenze e l'intensità degli interventi.

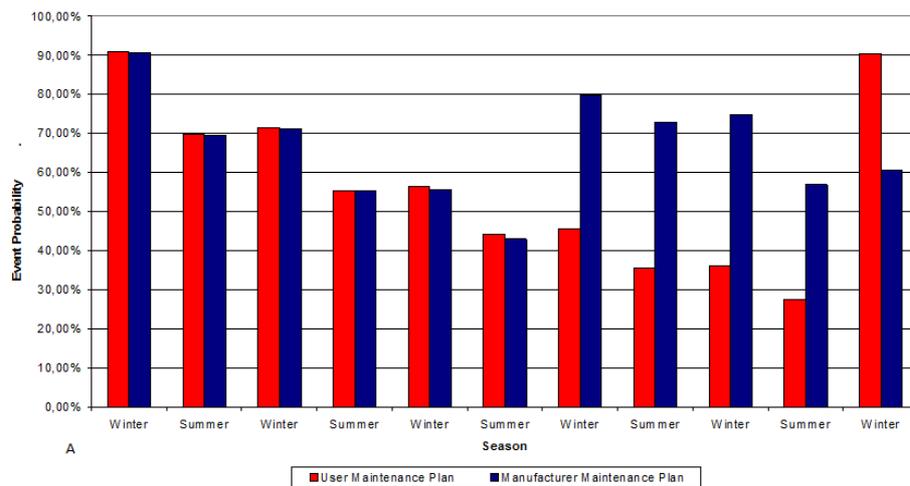


Fig. 4.11: probabilità di corretto funzionamento mediate su intervalli semestrali per il parametro *air flow*

Da un'analisi dei piani di manutenzione appare evidente come entrambi siano basati su due livelli di manutenzione: il primo relativo ad interventi di basso impatto, da poter svolgere online, senza cioè portare il treno in impianto, il secondo invece caratterizzato da interventi più pesanti, da svolgere con il treno fuori servizio. La principale differenza dei due piani di manutenzione sta nella frequenza degli interventi del secondo tipo che nel programma del costruttore hanno frequenza doppia rispetto a quello attuato dall'utilizzatore.

Questo spiega perché per i primi tre anni, dove si eseguono prevalentemente interventi di basso livello manutentivo, le prestazioni siano molto simili; mentre poi ci siano grosse differenze dal quarto anno in poi, quando entrano in gioco gli interventi di manutenzione pesante.

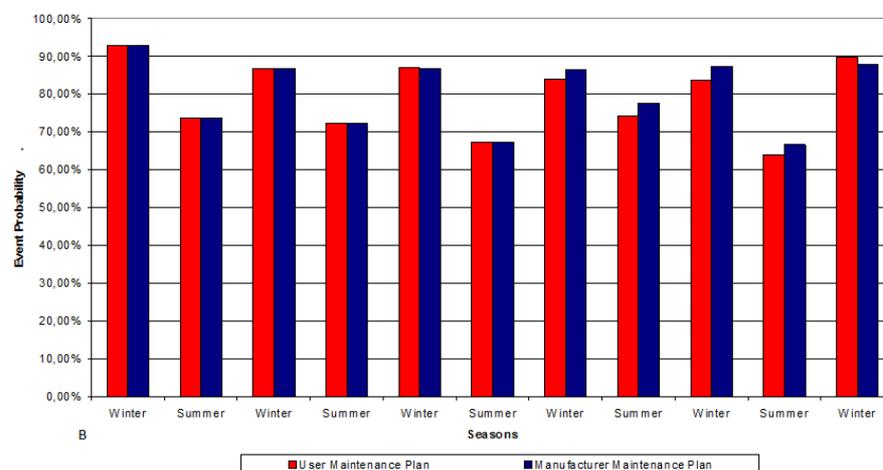


Fig. 4.12: probabilità di corretto funzionamento mediate su intervalli semestrali per il parametro *water presence*

Per quanto riguarda invece il parametro prestazione *water presence* il discorso è ben diverso, in quanto l'andamento delle probabilità dello stato *no water* risultano essere simili durante l'intero intervallo di analisi. Ciò è dovuto al fatto che per quanto riguarda i componenti che influenzano tale variabile, i piani di manutenzione non rivelano sostanziali differenze.

In conclusione l'analisi comparativa delle prestazioni dei tre indici di prestazione per i due differenti piani di manutenzione ha evidenziato come, a seconda delle diverse funzioni che il sottosistema è tenuto ad espletare, si ottengono andamenti diversi a seconda delle attività di manutenzione caratterizzanti i relativi componenti critici.

4.1.7 Conclusioni

L'approccio proposto in questo lavoro, basato sulla rappresentazione grafica secondo le DOOBN della scomposizione di un sistema complesso ottenuto tramite le metodologie SADT ed RBD, si pone l'obiettivo di stimare il comportamento delle prestazioni di un sistema complesso affetto da incertezza.

Per fare questo è stato necessario rappresentare le principali politiche di manutenzione (correttiva e preventiva) e trasporre le logiche di connessione affidabilistiche (*AND*, *OR*) nel linguaggio delle reti bayesiane. In particolare rispetto alla letteratura scientifica a disposizione si è sviluppato un approccio rappresentativo degli interventi di manutenzione imperfetta, che rappresentano la maggioranza delle attività reali.

Un altro importante risultato, in termini di introduzione della variabile temporale, è stato l'utilizzo del nodo temporale e non del classico arco temporale; questa soluzione garantisce un più vasto campo di applicazione all'approccio proposto in quanto possono essere modellate un maggior numero di distribuzioni affidabilistiche. Partendo poi da delle informazioni operative si è dimostrato come il modello proposto sia in grado di stimare le principali prestazioni, divenendo un valido strumento di comparazioni per differenti strategie di manutenzione, oltre a rappresentare un importante strumento di supporto per le decisioni.

Gli sviluppi futuri di questo lavoro sono, prima di tutto la necessaria validazione dell'approccio proposto tramite la comparazione dei risultati con i classici strumenti simulativi, ed in un secondo momento la possibilità di estendere l'approccio di modellazione ad altre specifiche attività manutentive come i sistemi diagnostici ed i piani ispettivi al fine di ampliarne ulteriormente il campo applicativo.

4.2 Le reti bayesiane come sistema di supporto per le decisioni per un impianto di processo

4.2.1 Introduzione

La complessità crescente di macchine ed impianti richiede sempre più spesso l'adozione di nuove metodologie e strumenti per la loro gestione. In particolare esiste una richiesta sempre maggiore di strumenti di supporto per i processi decisionali in grado di aumentare l'efficacia e l'efficienza delle azioni da intraprendere.

Questa necessità trova risposta in numerosi studi e progetti che puntano ad implementare strumenti di supporto per le decisioni dedicati agli operatori di processo, ed in alcuni casi anche di manutenzione, al fine di prendere in caso di necessità la migliore decisione.

Tra i principali problemi che ci si trova ad affrontare nell'intraprendere lo sviluppo di questi sistemi si sottolinea la bassa qualità delle informazioni e dei dati a disposizione (troppo spesso incompleti e non affidabili), oltre alle importanti differenze in termini di competenze ed esperienza degli operatori con cui ci si dovrà interfacciare.

I sistemi esperti rappresentano una risposta di successo alle esigenze poco sopra espresse, in particolare si contraddistinguono per la capacità di supportare l'operatore di interfaccia in condizioni di incertezza, mancanza di esperienza ed informazioni.

In questo sottoparagrafo ripercorreremo sinteticamente le tappe che sono state seguite per lo sviluppo di un sistema esperto di supporto per un impianto chimico di trattamento acque con l'obiettivo di migliorare le attività di gestione di processo.

4.2.2 Caso di studio

L'impianto oggetto dell'attività di studio è stato l'impianto di depurazione delle acque reflue della città di Firenze, denominato San Colombano, la cui gestione è attualmente affidata alla società Publiacqua S.p.A..

Allo stato attuale una parte dell'impianto è ancora in costruzione, al suo completamento disporrà di tre differenti linee acqua e di ben sei digestori, con una capacità di smaltimento pari a circa 400.000 abitanti equivalenti.



Fig. 4.13: un'immagine dell'impianto di San Colombano

L'impianto è sostanzialmente divisibile in due macroaree: la sezione acqua e la sezione fanghi. La sezione acqua rappresenta quella con maggiore criticità in termini di qualità dell'acqua in uscita (viene convogliata nel fiume Arno) ma soprattutto in termini di rischio esondazione, sia per i possibili danni all'impianto sia per il pericolo allagamento cittadino. La parte fanghi invece, grazie a dei tempi di risposta molto lunghi ed alle numerose ridondanze di attrezzature di cui dispone, non presenta particolari rischi dal punto di vista della sicurezza. Bensì pone delle difficoltà dal punto di vista gestionale in quanto il processo di digestione dei fanghi richiede un gran numero di regolazioni poiché di tipo chimico, a differenza invece di quello dell'acqua che è per lo più meccanico.

L'impianto dispone di una sala controllo, all'interno della quale, tramite sinottico è possibile monitorare in continuo e gestire in remoto gran parte dei processi sopra descritti. Purtroppo, come spesso accade, i segnali e le informazioni che dovrebbero essere presenti non sono disponibili o affidabili per diverse ragioni: gli strumenti di misura installati non sono idonei all'ambiente aggressivo cui lavorano oppure non sono idonei per l'applicazione richiesta ed in alcuni casi sono gli stessi cablaggi a dimostrarsi non all'altezza delle necessità. Anche se potrebbe sembrare paradossale, questi tipi di problemi sono molto frequenti in impianti di queste dimensioni e con queste tecnologie, soprattutto in considerazione del fatto che i parametri monitorati sono nell'ordine di alcune centinaia.

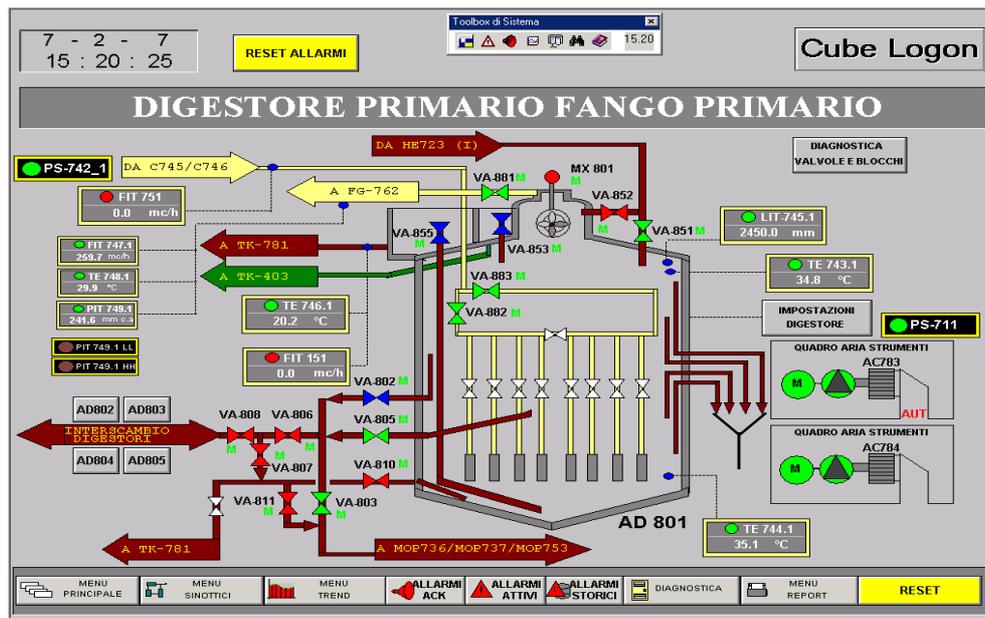


Fig. 4.14: un'immagine del sinottico presente nella sala di controllo per la gestione dell'impianto

Un'altra importante problematica è rappresentata dalle competenze degli operatori addetti al monitoraggio dell'impianto. Infatti la gestione di questi tipi di impianti presuppone un discreto spettro di conoscenze che va dalle conoscenze della chimica di processo alle più concrete nozioni di elettromeccanica per la pianificazione operativa degli interventi. Molto spesso, specialmente nei turni notturni, gli operatori presenti in impianto non dispongono o delle competenze in termini di relazioni causa-effetto o dell'esperienza necessaria per interpretare correttamente i segnali a disposizione, non riuscendo così a prendere la decisione più corretta.

Inoltre grandi difficoltà nascono dal fatto che, presentando l'impianto una notevole inerzia dovuta alle importanti dimensioni, spesso i risultati di un'azione possono essere apprezzabili a molte ore di distanza dall'intervento stesso, magari l'azione decisa ed intrapresa da un operatore può essere valutata solo con la distanza di uno o due turni da dei colleghi che non dispongono delle stesse informazioni. Tutto ciò, inevitabilmente, è fonte di incertezza, e di una gestione non efficace oltre che inefficiente.

Il processo decisionale degli operatori è così fortemente condizionato dall'incertezza delle misure di processo e dalla incapacità di prevedere che spesso si interviene in condizioni di emergenza quando il processo ha acquistato una deriva tale da poter essere considerata irreversibile, provocando quindi un disservizio (scarico acque non depurate, mancata produzione di energia in regime di cogenerazione).

A fronte di queste necessità ci si è posti l'obiettivo di sviluppare un sistema di supporto per le decisioni in grado di aiutare l'operatore nella gestione delle linee, con particolare riferimento alla linea fanghi, con le seguenti proprietà:

- Riduzione dell'incertezza di misura;
- Rappresentazione tramite modello della linea trattamento fanghi;
- Arricchire il modello con la conoscenza degli esperti;
- Riuscire a prevedere i risultati delle azioni intraprese.

4.2.3 La metodologia utilizzata

L'attività di sviluppo di un sistema esperto è un processo evolutivo caratterizzato da due fasi principali (figura 4.14). Il primo passo è l'acquisizione dei dati e delle informazioni appartenenti agli operatori, ai progettisti ed ai gestori che hanno maggiore esperienza per quanto riguarda questa tipologia di impianto. Quest'attività può essere suddivisa a sua volta in tre fasi: identificazione, codifica e formalizzazione delle informazioni. Nel caso di studio in oggetto, al fine di raggiungere il miglior risultato possibile, la fase di acquisizione delle informazioni è stata realizzata tramite lo svolgimento di un'approfondita analisi dell'impianto tramite la metodologia HAZOP (*HAZard and OPerability analysis*)

Prima di tutto abbiamo formato un gruppo di lavoro multidisciplinare composto da cinque persone che rappresentassero tutte le competenze necessarie allo svolgimento dell'analisi: il responsabile dell'impianto, il responsabile della manutenzione dell'impianto, un esperto di trattamento fanghi, un operatore esperto ed un *team leader* esperto della metodologia di analisi. Non tutti i componenti del gruppo avevano sempre lavorato a stretto contatto con l'impianto e ciò ha garantito una maggiore oggettività nelle valutazioni emerse.

L'analisi, basata su una discussione comune strutturata secondo le indicazioni della metodologia, ha avuto anche la funzione di raccogliere tutto il materiale a disposizione (manuali, procedure, dati del CMMS – *Computerized Maintenance Management System*) per aumentare il grado di conoscenza dell'impianto, in particolare è stato fatto uno sforzo significativo per delineare il processo decisionale all'interno dell'impianto e mappare le conoscenze a disposizione e quelle necessarie

per una gestione ottimale. In un certo senso abbiamo costruito la base di conoscenza da implementare all'interno del sistema esperto.

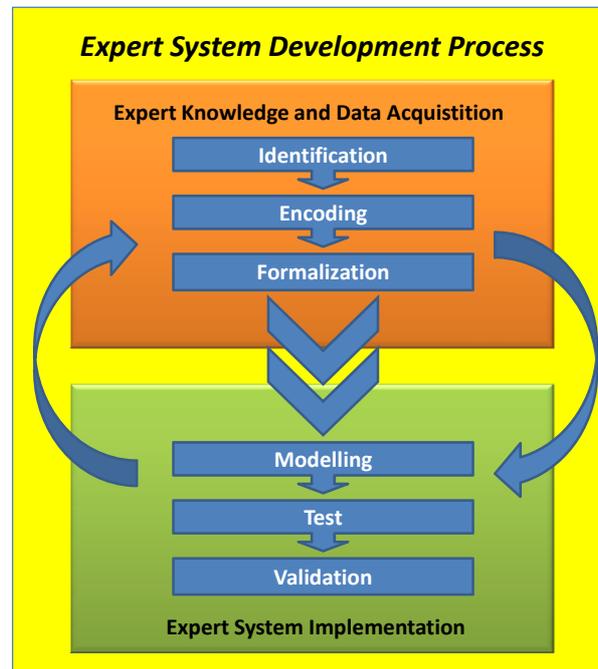


Fig. 4.14: schematizzazione della metodologia utilizzata

La seconda fase del processo di sviluppo del sistema esperto è l'implementazione vera e proprio dello strumento che può essere anch'essa scomposta in: modellazione, test e validazione del sistema. È evidente come tra le attività appena elencate la più complessa sia la realizzazione del modello che è caratterizzato da due elementi principali: il motore di inferenza e la modellazione delle conoscenze acquisite nella prima fase dello studio (figura 4.15).

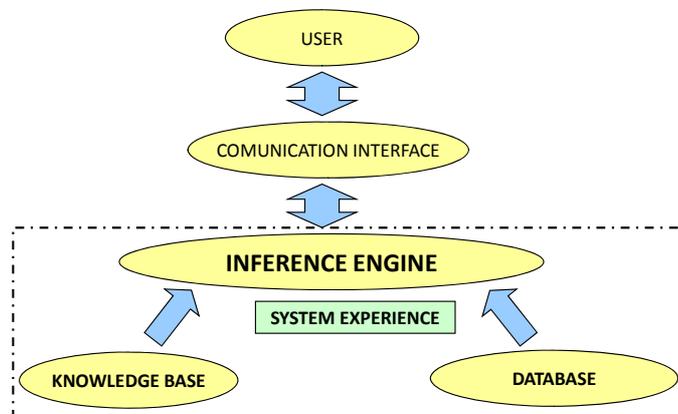


Fig. 4.15: architettura di un sistema esperto

In questa applicazione il formalismo scelto per la rappresentazione dell'impianto sono le reti bayesiane ed il software utilizzato per lo sviluppo del sistema è stato *BayesiaLab*[®].

In seguito il modello è stato testato con una serie di dati, provenienti da passate osservazioni, che però non erano stati utilizzati nel processo di addestramento della rete; mentre ad oggi a causa della mancata disponibilità del gestore dell'impianto si è in attesa di intraprendere la fase di validazione.

Il progetto ha inoltre evidenziato come lo sviluppo di un sistema esperto non sia un processo lineare ma bensì richieda continue revisioni e miglioramenti al fine di rifinire e completare il modello.

4.2.4 L'analisi HAZOP

La metodologia HAZOP trova larga applicazione nell'impiantistica industriale, sebbene sia nata e specificatamente sviluppata in ambito petrolchimico.

A seconda dell'ambito applicativo si basa su un insieme di parole guida (esempio: "più", "meno", "come", ecc.) e di un gruppo di parametri chiave del processo al fine di identificare le possibili deviazioni dal processo *standard* e soprattutto le relative conseguenze in termini di rischi per le persone, cose ed ambiente.

L'HAZOP è una metodologia sistematica ben strutturata per investigare sistemi o processi relativamente complessi al fine di identificare i rischi potenziali o effettivi contenuti all'interno delle operazioni e procedure seguite per la gestione dell'impianto per poter intraprendere un percorso di eliminazione o mitigazione.

Quest'analisi è stata realizzata dal *team* di lavoro identificando 21 nodi che corrispondono ad altrettanti parametri di processo. Per ciascun nodo poi sono state applicate le parole guida individuando rischi e conseguenze delle attività coinvolte.

Di seguito, in tabella 4.2, si riporta un breve elenco dei termini più utilizzati come: flusso, pressione, livello e temperature di tutti i principali componenti della linea (pompe, serbatoi, filtri, reattori, ecc).

Tab. 4.2: un esempio dei criteri HAZOP

Node	Parameter	Guide Word
Water line storage tanks	Mud flow	No, plus, minus
	Mud level	Plus, minus
Pumps for centrifuges	Flow	No, plus, minus

Centrifuges	Flow, Mud concentration	No, plus, minus Plus, minus
Concentrated mud storage tank	Level	Plus, minus
Pumps for mixers	Flow	No, plus, minus
Mixers	Fresh mud flow Recirculating mud flow	No, plus, minus Plus
Exchangers	Temperature gradient Mud concentration Hot water flow	No, plus, minus Plus No, plus, minus
Digesters	Fresh mud flow Temperature Pressure Concentration PH Mixture Ricirculating mud flow	No, plus, minus Plus, minus Plus, minus Plus, minus Plus, minus Plus, minus No, plus, minus
Gravel filters	Pressure Biogas flow	Plus, minus No, plus, minus

Non tutti i parametri di processo selezionati avevano una corrispondenza con le misure di campo o con i dati disponibili nel CMMS, in alcuni casi si è fatto riferimento anche a degli indicatori qualitativi; criterio comune però di scelta è stato il loro coinvolgimento nel processo decisionale degli operatori esperti.

L'analisi è stata eseguita compilando delle tabelle (figura 4.16) contenenti i seguenti campi: parametro di processo, parola guida, deviazione, causa, conseguenza, sistemi di protezione, azioni intraprese, note.

Nodo 8		Impianto di digestione			Scheda 11/11		
Parametro di processo	Parola guida	Deviazione	Causa	Conseguenza	Sistemi di protezione	Interventi	Note
Portata di ricircolo fanghi	No	Mancata alimentazione fanghi di ricircolo	Mancata alimentazione dei mixer con fango di ricircolo <i>(Vedi scheda nodo 6)</i>	Rapido abbassamento della temperatura nel digestore	Misuratore dei portata nella linea di ricircolo	Azionare un'altra pompa di ricircolo e, se necessario, bloccare la portata di fanghi freschi <i>(Vedi scheda nodo 6)</i>	Le pompe sono ridondate
	Di meno	Ridotta alimentazione fanghi di ricircolo	Minore alimentazione dei mixer con fango di ricircolo <i>(Vedi scheda nodo 6)</i>	Graduale abbassamento della temperatura nel digestore	Misuratore dei portata nella linea di ricircolo	Azionare un'altra pompa di ricircolo e, se necessario, ridurre la portata di fanghi freschi <i>(Vedi scheda nodo 6)</i>	Le pompe sono ridondate
	Di più	Maggiore alimentazione fanghi di ricircolo	Maggiore alimentazione dei mixer con fango di ricircolo <i>(Vedi scheda nodo 6)</i>	Migliore mantenimento della temperatura nel digestore	Misuratore dei portata nella linea di ricircolo	Controllare il corretto funzionamento delle pompe di ricircolo <i>(Vedi scheda nodo 6)</i>	

Fig. 4.16: un esempio della scheda HAZOP sviluppata nell'analisi

Nel contempo un'approfondita ricerca delle informazioni disponibili ma non note o fino a quel momento inutilizzate ha permesso di identificare importanti fonti di informazioni trascurate, oltre a consolidare e condividere le conoscenze e le competenze a disposizione.

Questo approccio ha così portato alla realizzazione del primo elemento architettuale del sistema esperto: la base di conoscenza che trova origine dalle esperienze e dalle competenze degli esperti e dai dati dal campo.

4.2.5 Il modello bayesiano

Il modello è stato sviluppato con l'obiettivo di creare un sistema di supporto delle decisioni relativi alla gestione di processo, che a fronte di una serie di parametri di *input* (tipicamente informazioni che l'operatore può raccogliere dal sinottico della sala controllo o dall'ambiente circostante) sia in grado di restituire una fotografia della probabilità con cui determinati eventi potranno verificarsi.

Si è proceduto identificando i parametri di ingresso del processo decisionale per poi definire gli *output* necessari al fine di riprodurre correttamente il processo di ragionamento di un esperto.

Conseguentemente è stato sviluppato un modello (figura 4.17) composto da differenti tipologie di nodi, ognuna delle quali rappresentante:

- Nodi gialli, parametri misurati sul campo;
- Nodi blu, indici qualitativi del processo;
- Nodi verdi, parametri di impianti che influenzano le decisioni dell'esperto;
- Nodi rossi, fattori ambientali o esterni all'impianto che rappresentano dei vincoli per il processo decisionale.

Ogni nodo poi è caratterizzato da un certo numero di stati, in funzione della sua tipologia (per esempio i nodi gialli corrispondenti a parametri fisicamente misurati sono stati realizzati con numero di stati sufficiente a coprire l'intervallo di misura). D'altra parte sono presenti nodi, come quelli che rappresentano vincoli esterni all'impianto (nodi rossi), che sono caratterizzati da due semplici stati (positivo/negativo). È chiaro che la numerosità degli stati assegnata a ciascun nodo è stata stabilita in funzione dell'accuratezza di cui necessitava l'informazione in funzione del processo decisionale dell'esperto.

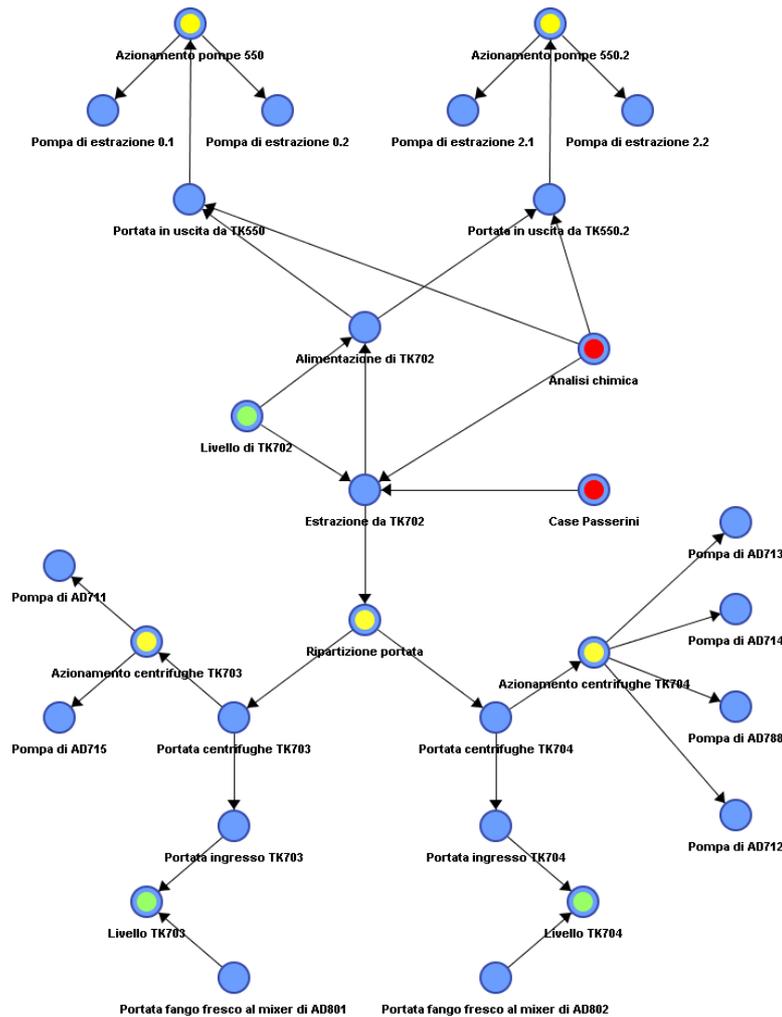


Fig. 4.17: la rete bayesiana rappresentante la linea fanghi

La rete, riportata in figura 4.17, rappresenta la linea fanghi e ripercorrendola dall'alto verso il basso è possibile seguire tutte le diverse fasi del processo di trattamento dei fanghi. La presenza di un arco da un nodo ad un altro, però, non sempre corrisponde alla presenza di un reale flusso fisico presente in linea ma in alcuni il congiungimento è dovuto ad una relazione di dipendenza o di influenza diretta di tipo qualitativo.

Il processo di sviluppo della rete con la creazione dei nodi seguito dalla definizione degli archi, ha seguito due criteri. Prima di tutto ci siamo posti in condizioni di riprodurre il ragionamento degli esperti, poi in un secondo momento abbiamo provato a tenere anche conto del flusso fisico del processo e delle influenze reciproche tra le attrezzature presenti nella linea.

4.2.6 Risultati

Il primo risultato ottenuto tramite il presente studio è stato un notevole miglioramento della conoscenza degli operatori in relazione alle dinamiche del processo ed alle metodologie per la gestione degli eventi critici, questo poiché l'analisi è stata realizzata da un gruppo di lavoro ben strutturato che copriva tutto lo spettro di competenze richiesto.

Tutte queste informazioni sono state poi trasferite in una rete bayesiana che può essere utilizzata come uno strumento di supporto per gli operatori del processo.

D'altra parte lo sviluppo del sistema esperto ha richiesto un importante sforzo al fine di modellare la conoscenza degli esperti e di reperire le informazioni ed i dati necessari alla costruzione delle tabelle di probabilità condizionate alla base del processo inferenziale del modello bayesiano.

Questo processo è stato facilitato dall'uso di una metodologia ben strutturata e sistematica come la HAZOP che ha permesso di collezionare le informazioni ingresso necessarie identificando, codificando e formalizzando la conoscenza degli esperti e valorizzando il significato di molti dati ed informazioni provenienti dal campo.

In questo modo si è sviluppato un sistema di supporto per le decisioni dell'operatore responsabile della linea fanghi, che fosse in grado di suggerire la migliore azione nelle differenti possibili configurazioni di processo.

Un esempio di processo inferenziale è riportato in figura 4.18, relativamente al sistema di pompaggio del primo serbatoio di accumulo dei fanghi a valle della linea acqua.

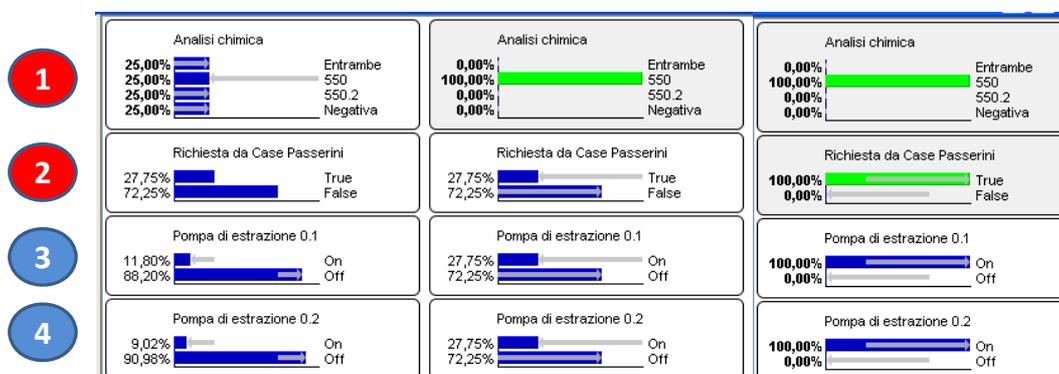


Fig 4.18: esempio del processo inferenziale per il sistema di pompaggio nei serbatoi

In figura 4.18 sono riportate le probabilità degli stati di quattro nodi della rete: I nodi 1 e 2 rappresentano due parametri di *input* (*analisi chimica, richiesta Case Passerini*) che influenzano l'avvio del sistema di pompaggio del serbatoio di accumulo fanghi che si trova a monte dell'intera linea fanghi (*Pompa di estrazione 0.1, Pompa di estrazione 0.2*). La prima colonna mostra le probabilità degli stati dei nodi 3 e 4, quando i nodi di *input* sono caratterizzati da evidenze deboli (agli stati dei nodi 1 e 2 sono associate delle probabilità e non dei valori deterministici); mentre la seconda e la terza colonna mostrano come cambiano tali probabilità quando i nodi di ingresso vengono caratterizzati prima con una e poi con due evidenze forti (valori deterministici, evidenziati tramite gli istogrammi verdi).

Come è facilmente visualizzabile, il processo inferenziale genera un continuo aggiornamento delle probabilità degli stati dei nodi di *output* la cui distribuzione rappresenta il suggerimento che il sistema esperto indica all'operatore come configurazione consigliata. Per esempio nel caso in cui le analisi delle acque siano positive e ci sia richiesta di fango da Case Passerini, il sistema suggerisce all'operatore, senza alcun dubbio, di accendere entrambe le pompe per il caricamento della vasca.

In questo modo l'operatore seppur con poche competenze ed esperienza si trova a non dover prendere comunque una decisione alla cieca ma può partire dalla configurazione suggerita dal sistema di supporto. Il medesimo approccio è stato sviluppato per tutte le attrezzature facenti parte della linea fanghi, partendo dalle pompe di caricamento fino al gruppo dei digestori.

4.2.7 Conclusioni

Lo studio presentato in questo paragrafo si è concentrato sullo sviluppo di un sistema esperto in grado di prevedere l'andamento dei principali parametri di funzionamento di un impianto di processo con l'obiettivo di suggerire all'operatore la migliore configurazione di impianto per mantenere il processo sotto controllo.

La rete bayesiana sviluppata ha quindi delle proprietà di tipo prognostico per quanto riguarda le azioni da intraprendere per la gestione del processo.

Il progetto ha avuto seguito in quanto si è provveduto ad estendere la rete bayesiana fino alle pompe di rilancio fanghi verso l'impianto di incenerimento presso Case Passerini; completando così la linea fanghi.

D'altra parte sarebbe di sicuro interesse, oltre che molto utile per la completezza della rappresentazione, estendere la modellazione anche agli impianti ausiliari alla linea fanghi come il circuito biogas.

Resta però in sospeso la fase di validazione del modello che richiede l'approvazione e la collaborazione dell'attuale società di gestione dell'impianto, purtroppo senza l'espletamento di questa attività resta difficile valutare a pieno il reale valore aggiunto del sistema di supporto proposto e realizzato.

Inoltre, una volta validato l'approccio adottato sarebbe molto interessante ampliare le capacità prognostiche della rete con finalità manutentive, logistiche o legate alla sicurezza.

4.3 Le reti bayesiane per la gestione delle non conformità

4.3.1 Introduzione

Questo lavoro mostra le potenzialità delle reti bayesiane come strumento di supporto per una rappresentazione grafica ed intuitiva di un processo o di un sistema complesso. Partendo da un insieme di dati di ingresso, le reti bayesiane non sono solo uno strumento inferenziale ma il loro maggiore valore aggiunto sta nella capacità di codificare in un modello probabilistico l'esperienza e le conoscenze di una risorsa umana esperta. Una volta generata una rete bayesiana può essere opportunamente modificata per raffinzioni successive con il fine di avvicinarsi sempre di più alla realtà.

Le reti bayesiane sono spesso utilizzate per la rappresentazione di modelli legati alla manutenzione o all'affidabilità di un sistema complesso, ma la flessibilità della metodologia garantisce un ampio campo di applicabilità. In questo lavoro le reti bayesiane sono state applicate nell'ambito della qualità, ed in particolare come strumento di supporto per la gestione delle non conformità, tramite la realizzazione di un sistema esperto in grado di garantire miglioramenti sia dal punto di vista operativo che strategico. L'obiettivo del modello è quello di costituire uno strumento in grado di prevedere, identificare e gestire le non conformità relative al processo di progettazione e costruzione di turbomacchine.

4.3.2 Caso di studio

In accordo agli standard ed ai regolamenti relativamente al processo di gestione delle non conformità (NC), in vigore presso il costruttore; ogni volta che viene rilevata una non conformità, è necessario compilare una specifica relazione da parte dell'operatore. Questo al fine di tracciare le informazioni, come ad esempio la descrizione e la causa di difetti, l'unità operativa responsabile per della NC ed ulteriori dettagli utili al miglioramento complessivo del processo.

Una corretta e completa identificazione delle NC è fondamentale per guidare le successive fasi di analisi e previsione di conseguenze, come le spese di riparazione o di giorni necessari per risolvere un'anomalia.

D'altra parte, si è verificato che nel caso in cui la non conformità presente non sia descritta correttamente, poiché la *root-cause* analisi si basa su questi dati; può accadere un'errata identificazione dell'elemento debole del processo, provocando un importante spreco di energie nel migliorare l'efficacia di azioni sbagliate.

Sebbene questa prima fase è cruciale per l'intero processo di gestione delle non conformità, la sola automazione del processo a seguito di informatizzazione, non può essere una soluzione, in quanto l'identificazione e la descrizione delle NC proviene direttamente dall'esperienza e dalla conoscenza degli operatori.

D'altra parte, questi elementi di competenza non possono essere facilmente codificati o formalizzati in un sistema qualsiasi, dal momento che ogni tipologia di non conformità è caratterizzata da delle proprie specificità difficilmente standardizzabili. Per questo motivo, è stata realizzato, tramite un modello bayesiano, uno strumento di supporto, in cui gli elementi di *output*, sono determinati sia dai dati storici sulle non conformità gestite fino a quel momento, sia dall'esperienza operativa sul processo.

4.3.3 Gestione dei dati storici

La prima fase di creazione di un modello probabilistico bayesiano, basato prevalentemente sui dati storici a disposizione, è l'importazione della banca dati contenente le informazioni di interesse (figura 4.19).

L'importazione del *database* all'interno del software utilizzato per la costruzione della rete, permette di trasformare immediatamente ciascun dato in una variabile casuale rappresentata per mezzo di un nodo. Mentre il contenuto dei *record* del *database* rappresenta i valori che può acquisire la variabile.

Partendo quindi dall'elaborazione dei dati storici è possibile ricostruirsi, tramite i semplici principi del calcolo delle probabilità le probabilità, a priori e le tabelle di probabilità condizionata di ciascun nodo della rete.

Questa prima fase del processo ha l'obiettivo di costruire la base conoscenza del sistema esperto di supporto per la gestione delle NC.

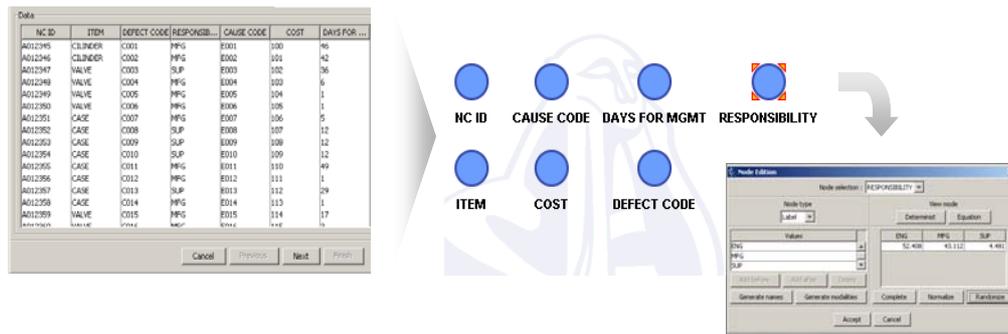


Fig 4.19: processione di generazione delle probabilità a priori

La scelta del database corretto, contenente cioè le variabili chiave del processo, e la sua completezza ed affidabilità, è un passaggio cruciale in quanto influenzerà fortemente il seguente processo di costruzione ma soprattutto i risultati del modello.

Le reti bayesiane sono strumento probabilistico che non mostra sensibilità al numero dei *record* del *database* nè tantomeno al numero delle variabili introdotto, quanto invece è influenzata dal numero di valori che può acquisire ciascuna variabile. In questa applicazione infatti alcuni nodi erano caratterizzati da un elevato numero di stati (circa novanta), questa particolarità ha provocato non pochi problemi nella fase di costruzione della rete, in ogni caso questa problematica può essere bypassata tramite una discretizzazione ad intervalli dei valori acquisibili dalle variabili.

Oltre alla banca dati, l'individuazione delle variabili caratterizzanti il processo è stata eseguita tramite appositi incontri con gli esperti aziendali, le cui informazioni hanno permesso di arricchire il modello. All'interno del processo di gestione delle non conformità, gli elementi chiave individuati sono stati: i difetti identificati, le cause dei difetti, l'unità operativa responsabile, i costi ed giorni di gestione. Di conseguenza queste variabili costituiscono i nodi principali della rete di credenza sviluppata.

4.3.4 Il modello bayesiano

Una volta definiti tutti i nodi; la creazione degli archi permette di impostare le relazioni di causalità tra le variabili; la struttura complessiva determina il flusso di informazioni ogni volta che la rete è stimolata tramite un processo inferenziale.

In questo caso di studio, sono state costruite due reti diverse (figura 4.20). Nel primo, gli archi sono stati creati manualmente seguendo i criteri logici scaturiti dall'analisi

degli esperti del processo; mentre nel secondo lo sviluppo della struttura è stata completamente ottenuto in modalità automatica, tramite l'algoritmo *built-in* del software.

Questo tipo di approccio ha portato ad avere nella prima tipologia di rete che tutte le non conformità hanno un impatto in termini di tempi e costi per la gestione della loro risoluzione (per esempio: mancanza materiali, attività di rilavorazione). Allo stesso tempo, ciascuna non conformità dipende da una particolare causa che può essere determinata tramite il componente difettoso e dall'unità operativa che ha eseguito la relativa attività. Esplorando la rete, ciascun componente è collegato ad una cella di lavorazione ed al prodotto finale di cui fa parte.

In realtà, diversi criteri logici (che apparentemente potrebbero sembrare tutti corretti) possono suggerire lo sviluppo di reti differenti, in ogni caso però la struttura più semplice garantisce i risultati migliori in termini di *output*.

Perciò per quanto riguarda l'algoritmo inferenziale, ogni volta che una rete caratterizzata da connessioni singole tra i nodi non permette di rappresentare il problema, nel caso in cui si ricorra ad una rete a connessioni multiple allora è necessario adottare un algoritmo lineare (*linear junction tree*), al fine di garantire un flusso di informazioni unico attraverso tutti i nodi della rete.

Perciò particolare attenzione è stata rivolta alla creazione dei collegamenti di tipo triangolare.

La seconda rete, invece, è stata realizzata automaticamente da un software di modellazione, in questo modo abbiamo un modello interamente basato sui risultati dell'analisi dei dati esterni, piuttosto che come risultato dell'analisi della conoscenza degli esperti in relazione al processo.

Il software ha analizzato tutti i record a disposizione, alla ricerca di tutte le possibili correlazioni tra le variabili inserite, creando un modello che rappresentasse nella maniera più verosimile possibile i dati di ingresso.

Il tempo computazionale richiesto per la generazione del modello manuale è stato molto maggiore e le connessioni delle reti risultanti sono state molto differenti, sebbene entrambi le procedure abbiano portato alla generazione di un modello di rete *singly connected*. In figura 4.20 sono presentati i risultati dei processi di modellazione delle due reti.

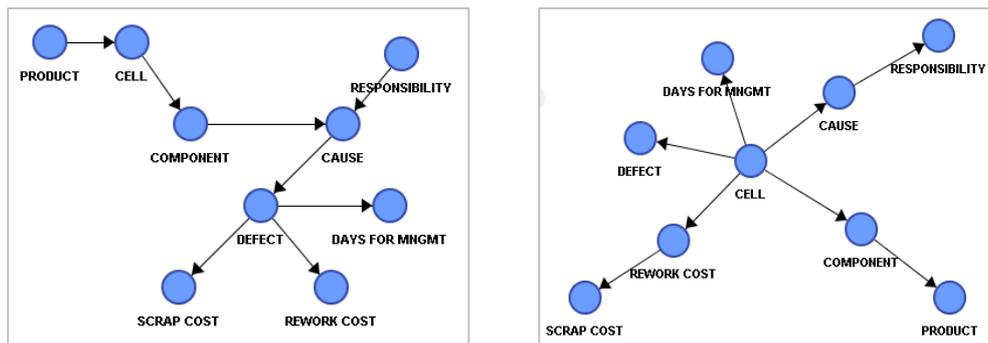


Fig 4.20: confronto tra le possibili reti

La configurazione della rete ottenuta automaticamente è un'interessante opportunità per evidenziare relazioni nascoste tra le variabili del processo di gestione delle NC, a cui nessuno avrebbe mai pensato o fatto riferimento. Inoltre la semplice struttura di connessione dei nodi (*single connected network*) significa un unico flusso di informazioni che garantisce buoni risultati in termini di capacità predittive.

4.3.5 Le potenzialità dello strumento bayesiano

In questo paragrafo si dà evidenza di come funziona il processo inferenziale all'interno di una rete bayesiana.

Se tramite informazioni provenienti dall'esterno abbiamo un'evidenza forte relativamente ad una variabile del sistema o se vogliamo solo indagare uno scenario potenziale, è possibile assegnare ad uno stato della variabile il valore di certezza, di conseguenza scaturirà immediatamente un processo inferenziale da cui deriverà il cambiamento delle probabilità relative ai diversi stati dei restanti nodi della rete.

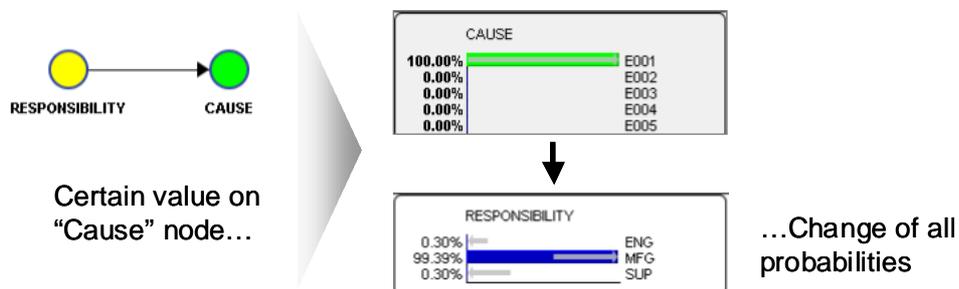


Fig. 4.21: esempio di processo inferenziale

Di sicuro, la possibilità di ottenere un'immediata sintesi dei risultati e una rappresentazione intuitiva del problema sono elementi importanti quando si decide di

utilizzare lo strumento bayesiano ma questi risultati si possono ottenere anche con altre metodologie di analisi.

La caratteristica, che distingue le reti bayesiane da altri strumenti, è la loro capacità di non limitarsi a rappresentare le informazioni contenute in *database* ma bensì sono in grado di superare la rappresentazione avvicinandosi alla realtà. Questo significa che le BN sono in grado di fornire risposte che illustrano il comportamento di un sistema reale in maniera molto migliore e più approfondita di una semplice banca dati. Questo è possibile grazie a due proprietà in particolare: la capacità previsionale e la rappresentazione della conoscenza.

Capacità previsionale

Al fine di realizzare la fase di test del modello per verificare le sue capacità previsionali, la rete è stata realizzata tramite i dati presenti in un *database* da cui erano stati preventivamente estratti 25 *record*. Una volta completato il processo di modellazione, la rete è stata sollecitata con i dati preventivamente estratti, verificando ottime capacità di aderenza alla realtà. In particolare le migliori capacità previsionali si sono misurate in occasione dei test eseguiti con le non conformità maggiormente diffuse, in ogni caso il continuo incremento della banca dati a disposizione certamente determinerà un miglioramento dei risultati anche in presenza degli eventi meno frequenti.

Rappresentazione della conoscenza

La seconda proprietà caratterizzante le reti bayesiane è la capacità di rappresentare conoscenze che provengono da fonti diverse, ed in particolare di saper estrapolare informazioni provenienti sia dalle comuni banche dati ma anche dalle conoscenze, dall'esperienza e dalle competenze delle risorse umane coinvolte nel processo di sviluppo del modello.

Con riferimento al presente caso di studio, è stato possibile osservare ed investigare una serie di elementi che influenzano il processo di gestione delle non conformità che difficilmente sarebbero potuti essere codificati e formalizzati all'interno di un sistema informatico in quanto non erano propriamente legati ad una specifica tipologia di difetto. Questo significa che nel caso non avessimo usato le BN non

avremmo mai potuto tenere in considerazione il contributo di queste variabili all'interno dei risultati del modello.

Le reti bayesiane, invece, hanno permesso di codificare all'interno del nostro modello le conoscenze e l'esperienza degli operatori, tramite semplici modifiche alla rete di partenza generata tramite le informazioni della banca dati. In particolare è stato possibile agire sul modello tramite l'aggiunta di nodi (variabili ed archi (relazioni) che influenzavano fortemente il processo decisionale.

In qualsiasi momento si identifichi all'interno del processo un nuovo fattore che influenzi le decisioni, questo può essere facilmente rappresentato tramite l'inserimento di un nuovo nodo e delle relative connessioni (archi) con le variabili già presenti nel modello. Questo implica inoltre la necessità di dover compilare le nuove tabelle di probabilità condizionata che si sono venute a generare a seguito dell'inserimento del nuovo nodo, tramite i dati storici a disposizione o l'esperienza degli operatori.

In particolare all'interno del processo di generazione dei difetti che si trova alla base delle non conformità, si è notato che con l'avvicinarsi della scadenza di consegna l'imputazione delle non conformità alle unità operative responsabili subisce dei cambiamenti sensibili. Questo è dovuto principalmente al fatto che nelle ultime fasi del processo produttivo si tenta di recuperare i ritardi accumulati inizialmente, quando si è lontani dalla scadenza e quindi si sente meno pressione, per evitare i ritardi e le relative penali.

In particolare, gli ultimi anelli della *supply chain* sono fortemente sotto pressione, in quanto rappresentano le ultime opportunità di recuperare i ritardi accumulati fino a quel momento, per questa ragione, in prossimità della data di consegna, molte non conformità sono imputate alla produzione interna (*manufacturing*) o alla logistica esterna, invece che alle unità che si trovano all'inizio della catena di fornitura del prodotto come gli acquisti o la progettazione.

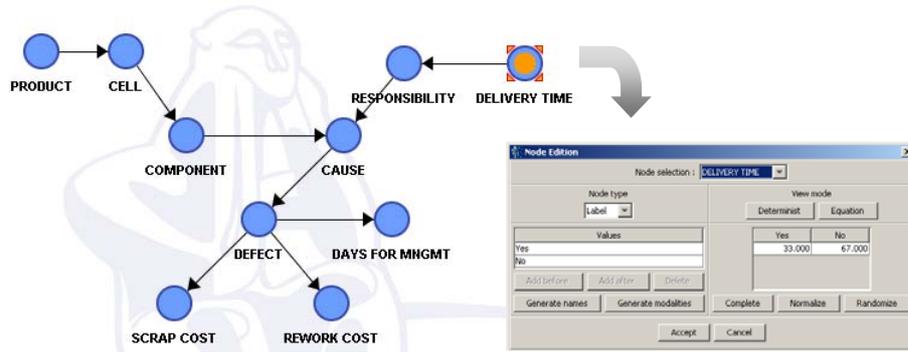


Fig. 4.22: esempio dell'inserimento di un nodo

Nonostante la sua rilevanza, un fattore come quello appena descritto non potrà mai essere inserito all'interno di un *database*, in quanto non può essere legato a nessun difetto specifico. Mentre all'interno del modello presentato è stato possibile considerare questo elemento, tramite l'inserimento di un nodo binario (caratterizzato da due stati), “*delivery time*”, che ha permesso di introdurre un importante elemento di variabilità che influenza sensibilmente i risultati in quanto garantisce maggiore aderenza alla realtà. Proprio la realtà infatti risulta molto spesso complessa e caratterizzata da fenomeni difficilmente tracciabili nelle semplici banche dati.

Un altro elemento molto importante è la capacità di inserire un elemento di relazione tra due variabili: l'arco. Questa opportunità risulta fondamentale quando si utilizza per la costruzione della rete la procedura automatica. Si può verificare infatti che relazioni certe o relazioni che si vogliono imporre (per esempio a causa di vincoli esterni) non siano contenute all'interno del *database* utilizzato come fonte dei dati e perciò è necessario provvedere manualmente a tale operazione.

Non bisogna dimenticare però che molto spesso quando si considerano delle semplici strutture come quella riportata in figura 4.22, solo pochi archi sono in grado di cambiare significativamente i risultati, infatti in molti casi si ripresenta la possibilità di sviluppare delle strutture triangolari che non sono in grado di modificare la struttura del flusso di informazioni già presente nella rete.

In ogni caso, nuove relazioni di influenza o di dipendenza possono essere semplicemente rappresentate tramite l'inserimento di un arco, che a seconda del punto dove viene aggiunto e delle variabili che congiunge influenzerà più o meno il risultato finale del processo inferenziale della rete.

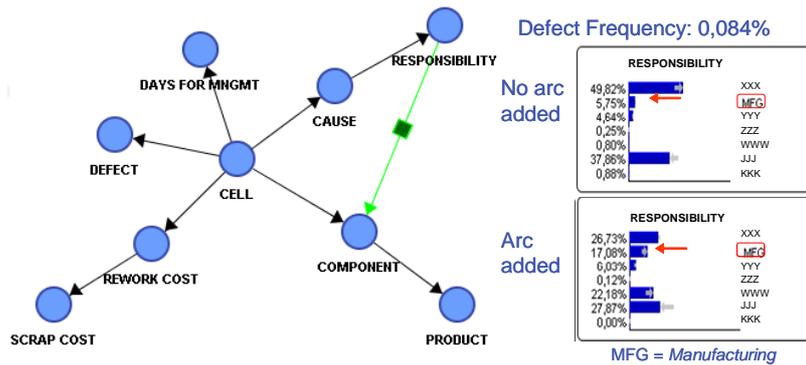


Fig. 4.23: esempio di aggiunta di un arco

4.3.6 Conclusioni

Un'ampia applicabilità è sicuramente una delle ragioni principali per utilizzare le reti bayesiane come strumento di supporto per la gestione delle non conformità, a ciò si aggiunge una rappresentazione grafica intuitiva del problema e la possibilità di fornire un'analisi istantanea di un ipotetico scenario.

Oltre a questo ci sono due importanti caratteristiche che questo progetto ha messo in luce.

Prima di tutto, l'opportunità di poter con continuità rifinire il modello bayesiano, combinando i dati storici con la conoscenza degli esperti e l'eventuale nuova acquisizione di competenze. Una volta realizzata la prima rete si è lontani dal modello in grado di aderire con maggior affidabilità alla realtà, perciò è necessario generare un processo di miglioramento della rete a fronte anche dei risultati di utilizzo.

In seconda battuta emerge poi l'importanza di uno strumento che a fronte di una notevole complessità inferenziale, dispone di un'interfaccia utente molto semplice ed intuitiva che tramite la rappresentazione grafica della rete permette anche ad utenti non esperti di calcolo delle probabilità di poter muovere i primi passi in questo ambito.

Nel modello proposto in questo caso di studio, tutti gli operatori del processo di gestione delle non conformità, dall'ispettore di officina all'ingegnere di processo, possono interrogare il modello al fine di ottenere dei risultati semplici e facilmente spendibili in ambito operativo.

Questi elementi sono le principali ragioni che garantiscono alle reti bayesiane una diffusione sempre maggiore ed un'applicabilità estremamente vasta ed i risultati di questo progetto ne sono una testimonianza.

4.4 Le reti bayesiane nella Risk Based Inspection

4.4.1 Introduzione

L'obiettivo di questo progetto è la valutazione dell'efficacia dell'introduzione delle reti bayesiane all'interno delle metodologie di *Risk Based Inspection* (RBI).

Lo scopo della *Risk Based Inspection* è il calcolo del rischio associato alle apparecchiature di un sistema, tramite utilizzo di parametri specifici come per esempio “*Inspection*” e “*Damage Factors*”.

Il numero relativamente basso di parametri è il primo limite di queste metodologie, a questo si aggiunge il fatto che i parametri di valutazione sono considerati singolarmente senza tener conto delle mutue relazioni.

Il modello proposto a seguito delle analisi realizzate in questo progetto, si propone di migliorare la metodologia RBI tramite il rilassamento dei vincoli appena descritti con l'aiuto di una modellazione del sistema oggetto dello studio, basata sul formalismo bayesiano.

Negli ultimi anni, l'affermazione delle metodologie di RCM, RBI ed RBLM ha messo in evidenza l'importanza della gestione del rischio con il fine di adottare le migliori strategie di manutenzione ed ispezione, in funzione delle condizioni di degrado delle apparecchiature.

In questo contesto è nata l'esigenza del progetto europeo RIMAP (*Risk Based Inspection and Maintenance Procedures for European Industry*) che si pone di integrare le metodologie RBI di origine anglosassone con le direttive europee in ambito sicurezza (ATEX, PED, SEVESO 2).

Il presente paragrafo descriverà sinteticamente lo studio effettuato al fine di integrare le metodologie RBI con ulteriori strumenti in grado di superarne le limitazioni sopra indicate. In particolare rivolgeremo la nostra attenzione all'opportunità di utilizzare le reti bayesiane per la rappresentazione di sistemi complessi caratterizzati da un dominio affetto da incertezza.

4.4.2 L'approccio RBI

L'RBI è una metodologia che usa la stima del rischio per gestire i programmi d'ispezione. Il concetto basilare è che un'ampia percentuale del rischio totale deriva da una piccola percentuale di apparecchiature. Questo permette di creare un programma ispettivo appropriato, in base ai livelli di rischio presenti. Le procedure RBI hanno avuto origine nei primi anni '70, quando, per la prima volta, furono considerati i risultati delle ispezioni per l'aggiornamento dei modelli probabilistici, attraverso la regola di Bayes [4.11]. Nel 1991 l'ASME (*American Society of Mechanical Engineers*) ha prodotto il primo documento, che forniva le linee guida per lo sviluppo dell'RBI. Sebbene i principi ed i concetti dell'RBI siano universalmente applicabili, tale metodologia è specificatamente indirizzata alle industrie di processo chimiche e a quelle di idrocarburi. Il metodo richiede la definizione del rischio come dato di partenza. Nella RBI il rischio è identificato come la combinazione tra la probabilità di accadimento di un evento, in un determinato periodo di tempo, e le conseguenze (generalmente negative) associate all'evento [4.12] [4.13]. In termini matematici il rischio è dato dal prodotto delle probabilità di accadimento moltiplicato per le conseguenze dell'evento stesso. Calcolare il rischio assoluto può essere dispendioso in termini di costi e tempo, per questo l'RBI è focalizzata sulla determinazione dei rischi relativi. Le procedure RBI possono essere applicate in modo qualitativo, quantitativo o semi-quantitativo. Ciascuno di questi metodi applica una diversa determinazione del rischio, tramite l'individuazione delle aree di potenziale preoccupazione. Permette quindi di sviluppare un elenco di priorità per eventuali analisi e ispezioni più approfondite. Ogni metodo propone una propria misura di classificazione del rischio tramite la valutazione separata della probabilità di guasto e delle potenziali conseguenze [4.14]. In genere, uno studio RBI usa aspetti di tutti e tre gli approcci: le metodologie non sono considerate concorrenti ma bensì complementari[4.15]. Esistono infatti delle fasi comuni a tutte le metodologie RBI: pianificazione; raccolta dei dati; identificazione dei meccanismi di degrado e dei modi di guasto; valutazione della probabilità di guasto; valutazione delle conseguenze di guasto; determinazione, valutazione e gestione del rischio; gestione del rischio attraverso l'attività d'ispezione; altre attività di mitigazione del rischio; rivalutazione e aggiornamento,

ruoli, responsabilità, formazione e qualifiche; documentazione e registrazione [4.16], [4.17].

Analisi qualitativa

L'analisi qualitativa usa dati poco dettagliati, perciò è molto veloce da implementare.

Ha tre funzioni principali:

1. screening delle unità all'interno dello stabilimento;
2. stime del grado di rischio nelle unità e sviluppo della matrice di rischio;
3. identificazione delle aree con maggiore rischio.

Si determina prima un fattore per la probabilità di guasto e poi uno per le conseguenze. I due poi vengono combinati nella matrice di rischio [4.18]. I parametri utilizzati per determinare il fattore di probabilità sono sei: *Damage Factor* (DF), *Inspection Factor* (IF), *Condition Factor* (CCF), *Process Factor* (PF), *Mechanical Design Factor* (MDF), *Equipment Factor* (EF). I suddetti fattori sono determinabili mediante tabelle (ad esempio, vedere tabella 4.3).

Tab. 4.3: tabella di valutazione CCF

<p>Condition Factor (CCF) The Condition Factor is intended to gage the effectiveness of plant maintenance and housekeeping efforts.</p>
<p>Step 1. In a plant walkthrough, how would the plant housekeeping be judged (including painting and insulation maintenance programs)?</p> <ul style="list-style-type: none"> • Significantly better than industry standards, CCF1=0 • About industry standard, CCF1=2. • Significantly below industry standards, CCF1=5. <p>Select appropriate value for CCF1 from above.</p>
<p>Step 2. The quality of plant design and construction is:</p> <ul style="list-style-type: none"> • Significantly better than industry standards, where the owner has used more rigorous standards, CCF2=0 • About industry standard, where typical contract standards were used, CCF2=2. • Significantly below industry standards, CCF2=5. <p>Select the appropriate value for CCF2 from above.</p>
<p>Step 3. In a review of the effectiveness of the plant maintenance program, including fabrication, PM programs, and QA/QC, they would be judged:</p> <ul style="list-style-type: none"> • Significantly better than industry standards, CCF3=0 • About industry standard, CCF3=2. • Significantly below industry standards, CCF3=5. <p>Select the appropriate value for CCF3.</p>

La categoria di probabilità è espressa tramite un valore numerico che va da 1 a 5. Viene determinata in base al fattore di probabilità generale dato dalla somma dei sei

sottofattori descritti. L'analisi delle conseguenze determina un fattore di conseguenza "Danno" (*Damage Consequence Factor*), e un fattore di conseguenza "Salute" (*Health Consequence Factor*). Questi vengono determinati per ogni sostanza chimica. Il *Damage Consequence Factor* si ottiene dalla combinazione di sette elementi che determinano l'entità di un pericolo di incendio o esplosione: *Chemical Factor* (CF), *Quantity Factor* (QF), *State Factor* (SF), *Auto Ignition Factor* (AF), *Pressure Factor* (PRF), *Credit Factor* (CF), *Damage Potential Factor* (DPF). La *Damage Consequence Category* è quindi trovata combinando i fattori sopra descritti. La *Health Consequence Category* si ottiene dai seguenti elementi: *Toxic Quantity Factor* (TQF), *Dispersibility Factor* (DIF), *Credit Factor* (CRF), *Population Factor* (PPF); ed è calcolata combinando i fattori di conseguenza descritti. I valori delle categorie di conseguenza (salute o danno), sono espressi per mezzo di lettere dell'alfabeto (A, B, ..., E). Se si fondono le due categorie di conseguenze in una sola lettera, è possibile rappresentarle su una matrice di rischio in funzione della categoria di probabilità (figura 4.24) [4.19].

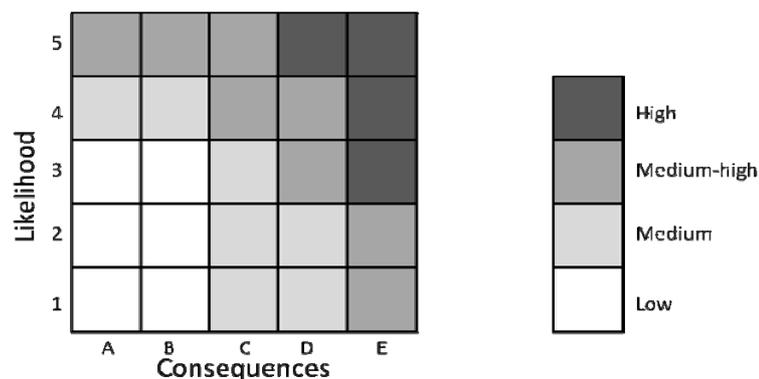


Fig. 4.24: esempio di matrice di rischio

Analisi quantitativa

L'analisi quantitativa di rischio usa alberi degli eventi e alberi dei guasti [4.20], [4.21], per descrivere la combinazione di eventi che potrebbero portare a gravi incidenti e modelli fisici raffiguranti la progressione degli incidenti e il trasporto di materie pericolose per l'ambiente.

4.4.3 Il modello bayesiano

Il modello è stato creato analizzando inizialmente un modello RBI qualitativo. Per prima cosa sono state studiate le variabili componenti il fattore di probabilità DF, EF, IF, CCF, MDF, PF e CP (*Likelihood Category*) (figura 4.25). Successivamente tali elementi sono stati separati e analizzati nuovamente. L'analisi comprende l'attribuzione di una probabilità effettuata secondo dati applicativi e secondo il buon senso. Ogni singola variabile è composta da un certo numero di sottovariabili. Queste rappresentano i parametri che influenzano la variabile corrispondente.

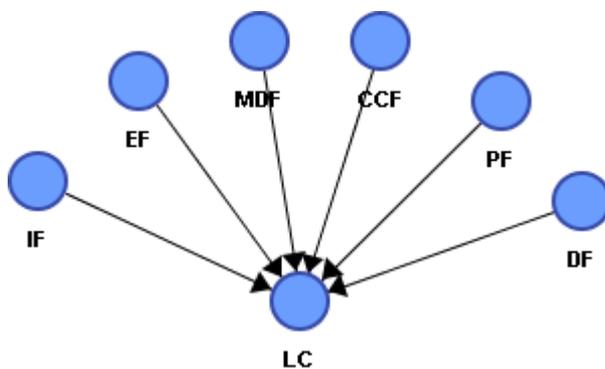


Fig. 4.25: rete rappresentativa dell'RBI qualitativo

Il passo successivo è stato la ricerca di nuove variabili che potessero condizionare le variabili RBI. I nuovi parametri considerati del tipo: fattori psicologici e sociali (*mobbing, stress*), condizioni di lavoro difficili (mancanza di un numero adeguato di addetti, mancanza di informazioni), collocazione stabilimento, adeguatezza impianto, layout impianto. Tali fattori sono stati analizzati, sono state assegnate le relative probabilità e sono state costruite le relazioni con le altre variabili. Le probabilità sono state assegnate a ciascuno dei tre stati definiti per ciascun parametro grazie a tre soglie: Alto, Medio e Basso. Il passo successivo è stato quello di costruire un modello rappresentante le relazioni tra le variabili RBI e le nuove variabili. Lo studio eseguito ha portato alla nascita di sei sottomodelli.

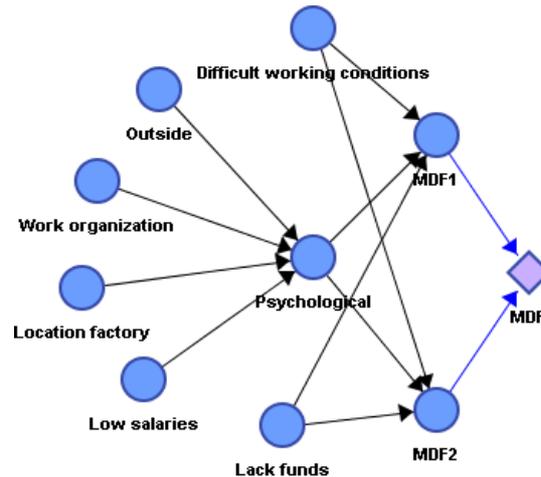


Fig. 4.26: il sottomodulo bayesiano del parametro MDF

Come si osserva quasi tutte le nuove variabili sono nodi di tipo “*leaf*”, ovvero nodi che condizionano i nodi “*root*”, ovvero quasi tutte le variabili RBI. Il calcolo di ciascun fattore costituente la *Likelyhood Category* è riassunto di seguito.

Detto F_k ciascun fattore costituente la LC, si ha:

$$LC = \sum_{k=1}^p F_k \quad (4.3)$$

Il singolo fattore F_k è calcolabile come:

$$F_k = \sum_{j=1}^m F_{k,j} \quad (4.4)$$

Dove $F_{k,j}$ è il j -mo sottofattore costituente F_k .

Qui finisce l’analogia con il metodo RBI e si introduce la probabilità condizionata tipica delle BN. Infatti $F_{k,j}$ si calcola come:

$$F_{k,j} = \sum_{i=1}^n F_{k,j,i} \cdot \left(P_{F_{k,j,i}} \mid \Omega_{F_{k,j}} \right) \quad (4.5)$$

Dove $F_{k,j,i}$ è l’ i -mo stato del j -mo sottofattore $F_{k,j}$

$P_{F_{k,j,i}}$ è la probabilità di avverarsi di $F_{k,j,i}$ e $\Omega_{F_{k,j}}$ sono i parametri che condizionano il j -mo sottofattore costituente F_k , ossia $F_{k,j}$.

principali sono serbatoi e tubazioni. L'esempio propone l'applicazione sia della metodologia RBI qualitativa classica, sia del nuovo modello integrato tramite le BN.

Determinazione della categoria di probabilità

Per prima cosa sono state analizzate le variabili relative alla categoria di probabilità. In entrambi i sottosistemi le attrezzature sono sottoposte a meccanismi di degrado che generano sia corrosione localizzata che corrosione generale.

La corrosione localizzata, per esempio, nelle tubazioni in acciaio al carbonio che contengono vapore, si verifica in punti di discontinuità quali curve, riduzioni di diametro e in prossimità di valvole o altri dispositivi di sicurezza. Nei serbatoi le parti interessate sono le aperture di sfogo o di ventilazione, i tronchetti e le attrezzature interne.

La corrosione generale, invece, può derivare dalle condizioni dell'ambiente e produrre ossido di ferro (ruggine) sulle tubazioni o sui serbatoi in acciaio al carbonio. Non sono però esclusi altri meccanismi di corrosione (ad esempio corrosione acida), che potrebbero portare ad altri tipi di degrado. Per quanto detto il *Damage Factor* complessivo (per entrambi i sottosistemi) è dato dalla somma di $DF_6=3$, $DF_7=2$ e $DF_{11}=1$. Perciò $DF=6$ (vedi API 580, tabella DF).

Il modello proposto considera nuove variabili; vengono infatti introdotti alcuni parametri che possono condizionare i DF. Le variabili introdotte sono: guasti alle condutture esterne, temperatura, umidità, pulizia, improvvisa interruzione energia elettrica (sarebbe stato possibile introdurre altre variabili, a condizione che fossero coerenti e che condizionassero il DF). A tali variabili sono state assegnate degli stati e a ciascuno di questi le relative probabilità.

Ad esempio, la variabile "pulizia" è stata suddivisa in tre stati: Bassa, Media e Alta a cui sono state attribuite le probabilità visibili nella tabella 4.3. Tale ragionamento è stato effettuato su tutte le variabili che condizionano il parametro *Damage Factor*.

Tab. 4.3: tabella descrittiva degli stati della variabile *cleaning*

Cleansing	Value	Probability
Low (lower than a month)	<1	0,6
Medium (After a month)	4-20	0,3
High (higher than a month)	>20	0,1

Tali probabilità non influenzano direttamente il DF, condizionano invece gli unici parametri che costituiscono il DF, come risulta dall'API 580.

A tali parametri è stato assegnato un valore probabilistico, relativo alle possibilità che il fenomeno descritto nella voce del DF si verifichi oppure no. Nella valutazione della variabile DF, all'interno del modello bayesiano, sono stati inseriti 11 nodi relativi ai sottofattori DF1, ..., DF11. Per questi nodi sono stati definiti i valori descritti nell'API 580, assegnandogli un valore probabilistico. I valori proposti per le probabilità degli stati dei parametri possono essere aggiornati in base alle caratteristiche dell'impianto in esame. Il valore finale del DF si otterrà applicando la formula per il calcolo dell'elemento F_k prima descritta. Il sottomodello descritto per la variabile DF è raffigurato nella figura 4.29.

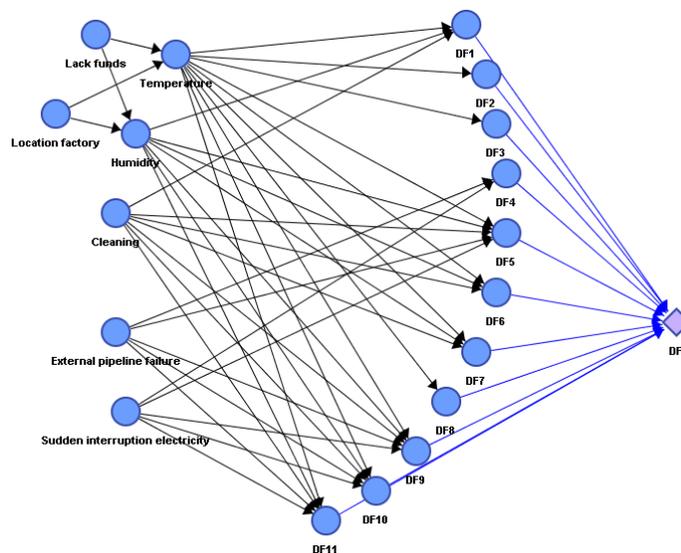


Fig. 4.29: il modello bayesiano del *Damage Factor*

Posto $j=1, \dots, 11$, le voci $F_{k,j}$, ossia DF_j , i valori delle voci dei parametri assegnati dall'API 580, $P(DF_i)$ la probabilità ottenuta considerando il condizionamento delle nuove variabili proposte sulle voci DF_i , si ha:

$$F_k = \sum_{j=1}^m \sum_{i=1}^n F_{k,j,i} \cdot \left(P_{F_{k,j,i}} | \Omega_{F_{k,j}} \right) \rightarrow DF = \sum_{j=1}^m \sum_{i=1}^n DF_{j,i} \cdot \left(P_{DF_{j,i}} | \Omega_{DF_j} \right) \quad (4.6)$$

Nel caso in esame si ottiene DF pari a 14.920.

Tale procedura è stata ripetuta per tutti i fattori di probabilità costituenti la *Likelihood Category* (LC), ed in tabella 4.4 sono apprezzabili i risultati finali di tale attività.

La categoria di probabilità ricavata nel modello RBI qualitativo risulta essere maggiore rispetto a quella appena calcolata (tabella 4.4). Determinata la categoria di probabilità, secondo il nuovo modello proposto, essa verrà implementata con la categoria di conseguenza di danno e salute, per la costruzione della matrice.

Tab. 4.4: la *Likelihood Category* relativa ai due sottosistemi tramite il modello BN+RBI

	EF		DF		IF		CCF		PF		MDF		Prob. factor		LC	
Sub I	6.3	5	14.9	6	-5.9	-6	7.1	12	6.6	8	4.3	2	33	27	3	3
Sub II	6.3	5	14.9	6	-5.9	-6	5.4	6	4.9	7	4.3	2	30	20	3	2

Valutazione delle conseguenze

La valutazione di entrambe le categorie di conseguenza avviene mediante il modello RBI qualitativo, in quanto esse non sono soggette a modifica nel nuovo modello.

Nel sottosistema I sono presenti sia sostanze infiammabili che tossiche (idrossido di ammonio o ammoniaca acquosa) quindi è necessario valutare sia il rischio d'incendio ed esplosione che quello tossico, mentre per il sottosistema II si potrà determinare direttamente, in quanto sono presenti solo sostanze tossiche. Conoscendo le caratteristiche chimico fisiche relative all'alcool considerato, è possibile determinare la categoria di conseguenza di danno:

- Punto di ebollizione: 170°C/338°F;
- Temperatura di autoaccensione 491°C/915.8°F;
- I parametri per infiammabilità e reattività derivanti dall'NFPA (*National Fire Protection Association*): *Reactivity*: R=1, *Fire Hazard*: F=2.

In corrispondenza di un F=2 e di un R=1 si definisce un *Chemical Factor* (CF) pari a 10. La categoria di conseguenza del danno comprende oltre al *Chemical Factor* anche il *Quantity Factor* (QF), *Auto Ignition Factor* (AF), *State Factor* (SF), *Pressure Factor* (PRF), *Credit Factor* (CF), i quali sono stati valutati mediante il supporto delle tabelle nell'API 580. Si determina così la categoria di conseguenza danno (tabella 4.5).

Per determinare, invece, il fattore di conseguenza "salute", dobbiamo definire i diversi fattori che lo compongono, per ciascuno dei fluidi tossici di processo. Nel sottosistema I, l'unica sostanza tossica presente è l'idrossido di ammonio. Di seguito

si riportano le principali caratteristiche chimico-fisiche di interesse per la nostra analisi:

- Punto di ebollizione (soluzione al 25%) 38°C/100,4°F;
- I parametri per la salute, infiammabilità e reattività derivanti dall'NFPA (National Fire Protection Association): *Fire Hazard: F=1, Reactivity: R=0, Health Hazard: H=3.*

Dalla somma delle quantità contenute nei serbatoi si ottiene un valore complessivo di circa 110.000 libbre individuando un TQF1 pari a 27. Così facendo vengono valutati anche gli altri parametri costituenti la categoria di conseguenza danno, *Dispersibility Factor (DIF)*, *Credit Factor (CRF)*, *Population Factor (PPF)*. Si ottiene così la categoria di conseguenza salute (tabella 4.5)

Tab. 4.5: valutazione delle conseguenze relative ai due sottosistemi tramite il modello BN+RBI

	CF	QF	SF	AF	PRF	CF	Damage Factor	DC
Sub I	10	37	1	-10	-10	-3	25	B
Sub II	-	-	-	-	-	-	-	-
	TQF	DIF	CRF	PPF			Health Factor	HC
Sub I	27	0,3	-5	15			37,3	D
Sub II	12	0,03	-10	15			17,3	B

4.4.5 Risultati

Le matrici di rischio emerse dalle due analisi all'apparenza potrebbero sembrare simili, ma in realtà sono significativamente differenti.

Come emerge dalla figura 4.30, la probabilità di occorrenza degli eventi si è ridotta, tramite l'approccio appena presentato.

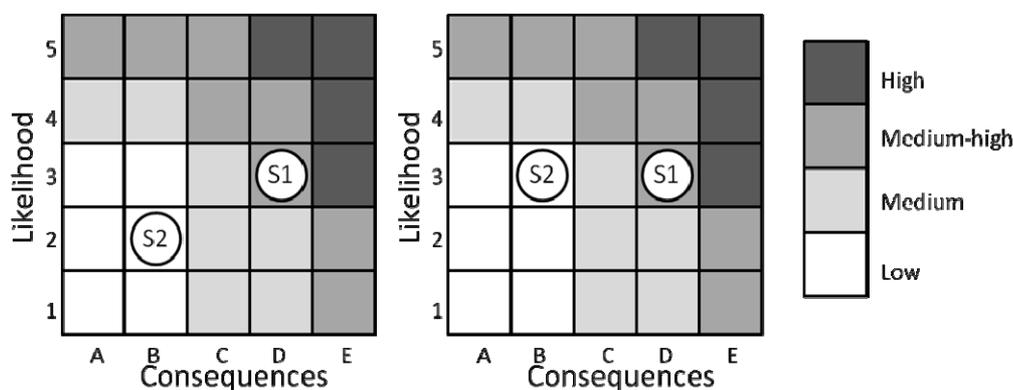


Fig. 4.30: risultati dell'analisi a confronto

Mentre per quello che riguarda le conseguenze, dal momento che non erano influenzate dall'introduzione dello strumento bayesiano, è possibile riscontrare che non c'è stato nessun cambiamento.

In questa applicazione la differenza dei risultati delle due valutazioni non è molto grande ma nel caso di impianto maggiormente critici, il nuovo approccio potrebbe portare a delle differenze significative.

L'elemento distintivo, del nuovo approccio, è la possibilità di poter considerare, in accordo al profilo di missione e al luogo di installazione dell'impianto, le condizioni ambientali all'interno della valutazioni RBI.

Tale attività, tramite lo strumento grafico ed intuitivo, rappresentato dalle BN, è sufficientemente semplice e rapida nella propria implementazione, garantendo ottime capacità di aggiornamento.

4.4.6 Conclusioni

L'RBI, nata in ambito petrolchimico, trova gran parte delle proprie applicazioni in specifici ambiti come *oil&gas*, industriale chimica e farmaceutica. La metodologia ha numerosi vincoli, sia strutturali che dal punto di vista contenutistico.

I limiti strutturali sono rappresentati dal modello di valutazione, che tramite i *form* presenti, risulta molto rigido. Come più volte evidenziato, i parametri di valutazione sono fissati e non possono essere in alcun modo adattati al contesto sotto esame. Inoltre, le variabili considerate sono un numero abbastanza limitato che ben rappresenta solo una piccola parte degli impianti a cui invece potrebbe essere applicata la metodologia, oltre comunque a non considerare molti elementi che potrebbero sicuramente influenzare le valutazioni oggetto dello studio. Si fa riferimento a variabili come l'ambiente, il personale, la sicurezza, ecc., che se considerate singolarmente, forse hanno un'importanza di secondo ordine ma se viste sotto la luce delle mutue relazioni, raggiungono invece un'importanza spesso non trascurabile.

L'approccio proposto, che integra la metodologia bayesiana all'interno del modello RBI, si pone l'obiettivo di dare l'opportunità agli analisti di costruire un modello maggiormente flessibile e versatile.

Il modello proposto, teoricamente senza alcuna limitazione strutturale, può essere implementato in un ampio spettro di applicazioni, acquisendo così una delle caratteristiche tipiche delle reti bayesiane, l'estensibilità.

In questo modo l'approccio RBI può essere esteso, in maniera relativamente rapida e semplice, a campi di applicazioni e casi che invece prima non era possibile prendere in considerazione.

D'altra parte, l'introduzione di nuove variabili può generare anche una certa complessità dovuta alla necessità di creare nuove relazioni tra i parametri del modello. Questo vincolo rappresenta il principale limite del modello proposto, in quanto l'attività di costruzione delle relazioni richiede competenze e soprattutto tempo. Le reti bayesiane, però, una volta ultimato il modello, permettono di aggiornare i valori delle variabili con modalità molto semplici e rapide, garantendo la possibilità di investigare nuove configurazioni. È possibile quindi valutare rapidamente i risultati di una nuova procedura di ispezione o manutenzione, in termini di categorie di danno e conseguenze: si inserisce un'evidenza, debole o forte che sia, all'interno della rete e tramite il processo inferenziale, si aggiornano anche le probabilità di rischio.

Il secondo limite è la difficoltà nell'assegnare i valori delle tabelle di probabilità condizionate, in particolare nel trasformare in un valore numerico l'esperienza e le competenze acquisite in anni di vita operativa sull'impianto.

È evidente quindi che minori saranno gli sforzi, minore sarà la qualità del modello e di conseguenza dei risultati in termini di matrice di rischio.

Concludendo è possibile affermare che partendo dai limiti mostrati dalla metodologia RBI, si è proposto un nuovo approccio, tramite l'introduzione delle reti bayesiane, al fine di colmare le lacune e di garantire soprattutto maggiore flessibilità e versatilità alle tecniche di valutazione. Questa soluzione, però, presenta per alcuni aspetti un aumento di complessità che diventa accettabile a fronte dei miglioramenti ottenibili in termini di maggior completezza ed affidabilità delle valutazioni.

Bibliografia relativa al Capitolo 4

- [4.1] Weidl G., Madsen A.L., Israelson M., 2005. “*Application of Object-oriented Bayesian Networks for condition monitoring, root cause analysis and decision support on operation of complex continuous processes*”, Reliability Engineering & System Safety, Elsevier.
- [4.2] Weber P., Jouffe L., 2006. “*Complex system reliability modelling with Dynamic Object Oriented Bayesian networks (DOOBN)*”, Reliability Engineering & System Safety, volume 91, issue 2, pp 149-162 2006 Elsevier.
- [4.3] Santarek K., Buseif I., 1998. “*Modeling and design of flexible manufacturing systems using SADT and Petri nets tools*”, Journal of Material Processing Technology, volume 76, pp 212–217, Elsevier.
- [4.4] Torres-Toledano J.G., Sucar L.E., 1998. “*Bayesian networks for reliability analysis of complex systems*”, Proceedings of the 6th Ibero-American conference on AI. Lecture notes in artificial intelligence, vol. 1484, Springer Berlin.
- [4.5] Portinale L., Bobbio A., 1999. “*Bayesian networks for dependability analysis: an application to digital control reliability*”, Proceedings of the fifteenth conference on uncertainty in artificial intelligence, pp 551–558, Morgan Kaufmann Publishers.
- [4.6] Bobbio A., Portinale L., Minichino M., Ciancamerla E., 2001. “*Improving the analysis of dependable systems by mapping fault trees into Bayesian network*”, Reliability Engineering & System Safety, Elsevier.
- [4.7] Tucci M., Gherdovich M., 1997. “*Analisi bayesiana per la stima dell’affidabilità di componenti e sistemi riparabili*”, Proceedings of the Society of Logistics engineering conference, Ottobre 7-10, Torino.
- [4.8] Langseth H., Lindqvist B.H., 2003. “*A maintenance model for components exposed to several failure modes and imperfect repair*”, Mathematical and statistical methods in reliability, quality, reliability and engineering statistics, pp 415–430, K. Doksum.
- [4.9] De Carlo F., Borgia O., Tucci M., 2005. “*Diagnostic systems in maintenance management: a case of study in italian high speed train etr 500*”, Proceedings

of the First international Conference on Maintenance Management for Quality life, Safety and Productivity, Aprile 14-15, Venezia.

- [4.10] Olesen K.G., Madsen A.L., 2002. “*Maximal Prime Subgraph Decomposition of Bayesian Networks*”, IEEE transactions on systems, man and cybernetics, part B: cybernetics, volume 32.
- [4.11] Tang W.H., 1973. “*Probabilistic Updating of Flaw Information*”, Journal of Testing and Evaluation, pp 9-18, ASTM Library.
- [4.12] Khan F.I., Haddara M.M., Bhattacharya S.K., 2006. “*Risk-Based Integrity and Inspection Modeling (RBIIM) of Process Components/System*”, Risk Analysis, volume 26, pp 203-221, Blackwell Publishing.
- [4.13] Straub D., Faber M.H., 2006. “*Computational Aspects of Risk-Based Inspection Planning*”, Computer–Aided Civil and Infrastructure Engineering, volume 21, pp 179-192, Blackwell Publishing, 2006.
- [4.14] Jovanovic A., 2003. “*Risk-based inspection and maintenance in power and process plants in Europe*”, Nuclear Engineering and Design, volume 26, pp 226-244, Elsevier.
- [4.15] Nilsson F., 2003. “*Risk-based approach to plant life management*”, Nuclear Engineering and Design pp 221-229, Elsevier.
- [4.16] Nøkland T.E., Wiencke H.S., Aven T., 2006. “*Identification of Safety Critical Valves – a Risk Based Approach*”, Safety and Reliability for Managing Risk, pp16, Guedes Soares & Zio Editors.
- [4.17] Bragatto A., Pittiglio P., Ansaldi S., 2008. “*The management of mechanical integrity inspections at small-sized “Seveso” facilities*”, Reliability Engineering & System Safety 94, pp7, Elsevier.
- [4.18] Hagemeyer P.M., Kerkveld G., 1998, 1998. “*A Methodology for Risk-Based Inspection of Pressurized Systems*”, Proceedings of the I MECH E Part E Journal of Process Mechanical Engineering 212, pp11, Hagemeyer Editors.
- [4.19] Chang M., Chang R., Shu C., Lin K., 2005. “*Application of Risk Based Inspection in Refinery and Processing Piping*”, Journal of Loss Prevention in the Process Industries 18, pp363, Elsevier.
- [4.20] Santosh A., Vinod G., Shrivastava O.P., Saraf R.K., Ghosh A.K., Kushwaha H.S., 2005. “*Reliability analysis of pipelines carrying H2S for risk based*

inspection of heavy water plants”, Reliability Engineering & System Safety 91, pp8, Elsevier.

[4.21] Furlanetto L., 1998. “*Manuale di Manutenzione degli Impianti Industriali*”, Editore Franco Angeli, Milano.

[4.22] Langseth H., Portinale L., 2007. “*Bayesian networks in reliability*”, Reliability Engineering & System Safety, volume 92, edizione 1, pp 92-108, Elsevier.

5 Conclusioni

La valutazione dell'affidabilità di un sistema e l'implementazione di politiche di manutenzione su condizione sono sfide di estremo interesse per l'ingegneria moderna. La loro importanza è dovuta al fatto che entrambe influenzano in maniera considerevole aspetti, molto delicati, legati al binomio prodotto/servizio; come: l'immagine aziendale, la soddisfazione del cliente e non ultimo i costi di gestione del bene.

L'evento di guasto, quindi, rappresenta una criticità che spesso non può essere accettata a causa delle conseguenze che genera e per tale ragione è oggetto di indagini ed analisi molto avanzate ed in continua evoluzione.

Le analisi di affidabilità ed i sistemi di manutenzione su condizione richiedono spesso un'elevata esperienza oltre che la necessaria familiarità con la tipologia di sistema oggetto di studio. Tradizionalmente l'ingegneria di manutenzione stima l'affidabilità di un sistema tramite l'analisi delle logiche di interazione e funzionamento dei componenti del sistema stesso. Le metodologie tipiche con cui attualmente si valuta l'affidabilità di un sistema sono: gli alberi di guasto, i diagrammi a blocchi affidabilistici, FMEA/FMECA, ecc., che spesso propongono delle rappresentazioni grafiche esplicative del sistema e delle interazioni tra i componenti stessi.

Queste tecniche di analisi garantiscono una rappresentazione quantitativa dell'affidabilità dei componenti di un sistema, ottenuta spesso tramite analisi dei dati storici, e tramite l'implementazione di modelli matematici permettono la stima dell'affidabilità complessiva del sistema. In questo caso quindi il sistema ed il suo comportamento di guasto devono essere ben noti in quanto la conoscenza dei fenomeni è un'ipotesi irrinunciabile. Purtroppo questo presupposto spesso non si verifica all'interno delle applicazioni reali in quanto può capitare che ci si trovi ad affrontare problemi inediti, mai riscontrati in precedenza, dove siano presenti numerosi elementi di incertezza o dove per esempio sia necessario analizzare sistemi molto complessi il cui comportamento è difficilmente prevedibile a causa della numerosità dei fattori da considerare.

In questo contesto le tecniche classiche di analisi affidabilistica e gli stessi esperti di ingegneria di manutenzione possono non essere sufficienti per ottenere delle stime affidabilistiche corrispondenti al vero.

Le reti bayesiane si propongono proprio come una risposta a queste nuove sfide, emerse in ambito tecnico, rappresentando un approccio alternativo basato sul calcolo delle probabilità ed in particolare sulla regola di Bayes. Come emerso nel capitolo 3 l'utilizzo delle reti bayesiane per la stima dell'affidabilità è una pratica molto recente ma che ha già visto numerose applicazioni, alcune delle quali di grande successo. Proprio con questo obiettivo nel capitolo 4 abbiamo presentato un'applicazione di calcolo dell'affidabilità di un sistema complesso tramite l'utilizzo delle DOOBN.

Nel corso della presentazione dei quattro casi di studio è emerso come le reti bayesiane siano uno strumento con notevoli potenzialità in termini di rappresentazione di domini affetti da incertezza, a ciò si aggiunge il fatto di essere caratterizzate da relativa semplicità di sviluppo ed implementazione unita ad una visualizzazione grafica molto efficace in termini di variabili del sistema e relazioni di influenza.

È emerso inoltre come la fase di costruzione della rete riservi comunque delle insidie e proprio in quest'ottica sono da considerarsi una fonte preziosa di consigli ed ispirazione i numerosi articoli presenti in letteratura che illustrano algoritmi e procedure di sviluppo della rete in modalità completamente automatizzata o con l'ausilio di esperti.

Allo stesso modo lo strumento bayesiano si è mostrato un sistema di supporto molto utile e con notevoli potenzialità per quanto riguarda la manutenzione su condizione. L'analisi dello stato dell'arte ci ha riservato numerosi lavori relativi all'utilizzo di questi strumenti come sistema esperto di supporto con capacità diagnostiche ed in alcuni casi anche prognostiche.

Proprio in questa direzione vanno i casi applicativi relativi alla gestione delle non conformità e alla gestione dell'impianto di depurazione, illustrati nel capitolo 4. In entrambe le occasioni, le reti bayesiane, tramite un'accurata valorizzazione dei dati storici e della conoscenza degli esperti, sono state applicate come strumento per lo sviluppo di sistemi di supporto alle decisioni degli operatori.

Lo stesso approccio di supporto ma in relazione allo sviluppo di piani ispettivi è invece stato l'oggetto di studio delle applicazioni delle BN alle metodologie RBI. In questo caso la rete si è dimostrata un utile strumento per considerare elementi di valutazione precedentemente trascurati la cui influenza però sarebbe stata difficilmente quantificabili con le metodologie classiche a disposizione.

In conclusione non si può che sottolineare come le reti bayesiane, introdotte in ambito tecnico da Pearl nel 1988, rappresentino ormai uno strumento di analisi e supporto complementare alle tecniche classiche presenti già da diversi decenni nel panorama tecnico dell'ingegneria di manutenzione. Come evidente esse non devono essere un paradigma la cui applicazione sia da intendersi valida ed utile in qualsiasi ambito applicativo ma bensì devono essere considerate uno strumento molto avanzato il cui impiego ha ragione di essere solo in determinate occasioni in cui si verificano le condizioni incertezza, complessità e di una relativa ignoranza sulle dinamiche dei fenomeni di interesse.

Acronimi

Nella presente sezione sono elencati, in ordine alfabetico, gli acronimi utilizzati nel presente elaborato:

ABAO – As Bad As Old

AGAN – As Good As New

ASME – American Society of Mechanical Engineering

BN – Bayesian Network

CBM – Condition Based Maintenance

CMMS – Computerized Maintenance Management System

DBN – Dynamic Bayesian Network

DFT – Dynamic Fault Tree

DOOBN – Dynamic Object Oriented Bayesian Network

ET – Event Tree

FT – Fault Tree

GPTA – Gruppo Produzione e Trattamento Aria

HAZOP – HAZard OPerability

HVAC – Heat Ventilation and Air Cooling

NC – Non conformità

NFPA – National Fire Protection Association

OOBN – Object Oriented Bayesian Network

RBD – Reliability Block Diagram

RBI – Risk Based Inspection

RBLM – Risk Based Life Maintenance

RBM – Risk Based Maintenance

RCM – Reliability Centered Maintenance

RIMAP – Risk Based Inspection and Maintenance Procedures

SADT – Structured Analysis and Design Technique