Process Mining

Come estrarre conoscenza dai log dei processi di business

Wil M.P. van der Aalst, Andrea Burattin, Massimiliano de Leoni, Antonella Guzzo, Fabrizio M. Maggi e Marco Montali

Sommario Le tecniche di *process mining* consentono di estrarre conoscenza dai *log* generati da un qualunque sistema informativo. In particolare, è possibile applicare queste tecniche sui log prodotti dai sistemi informativi che supportano i processi di business di un'organizzazione. In questo modo, il process mining permette di *modellare*, *monitorare*, e *migliorare* i processi presenti in un'ampia varietà di domini applicativi. Il crescente interesse nei confronti di questa disciplina è dovuto, da un lato, alla sempre maggiore disponibilità di dati che forniscono informazioni dettagliate sulle esecuzioni dei processi; dall'altro, alla necessità di migliorare e supportare i processi di business in contesti sempre piu' competitivi e in rapida evoluzione. Lo scopo di questo articolo è quello di promuovere l'interesse per questa disciplina, introducendo un insieme di principi guida legati all'applicazione del process mining e individuando nuove importanti sfide in questo campo. L' obiettivo ultimo è quello di promuovere lo sviluppo di tecniche di process mining più mature, nonchè di incentivarne l'utilizzo nell'ottica di fornire supporto ai processi di business durante il loro intero ciclo di vita.

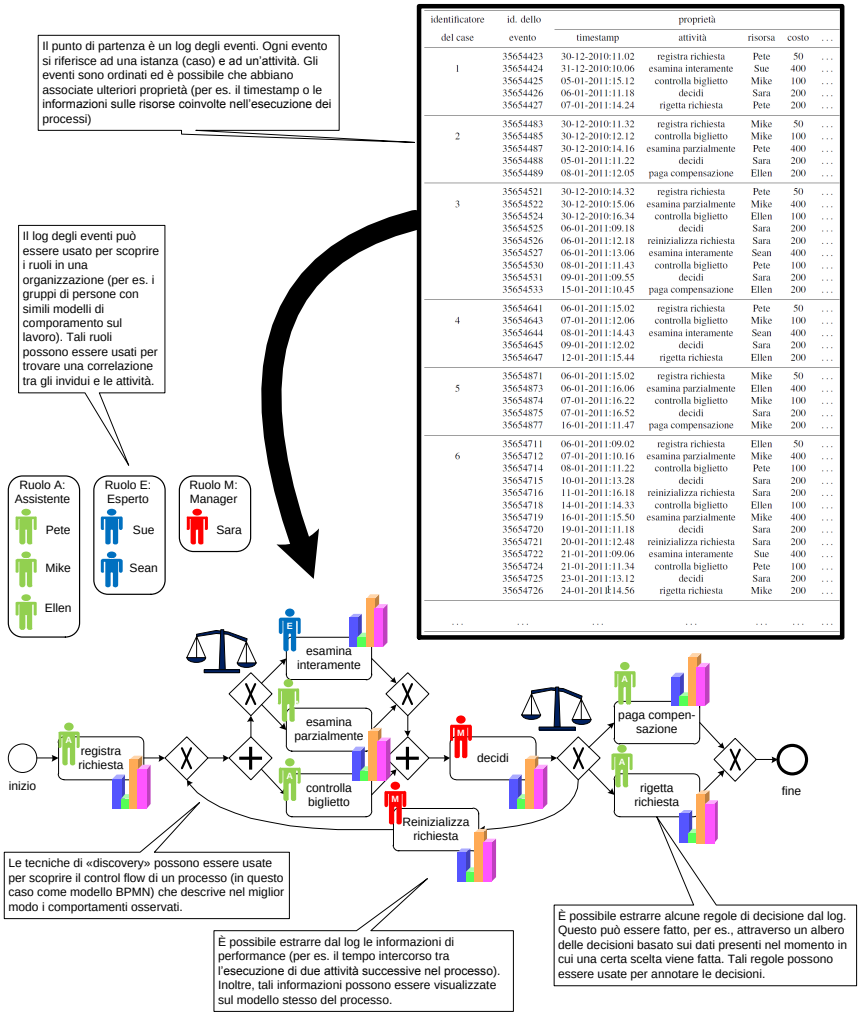
1 Introduzione

Il *process mining* costituisce un'area di ricerca relativamente giovane, che si posiziona, da un lato, tra la *computational intelligence* ed il *data mining* e, dall'altro, tra la modellazione e l'analisi dei *processi di business* (per una breve introduzione al concetto di processo e termini correlati, si veda il Riquadro 1). L'idea di base del process mining è quella di *modellare*, *monitorare* e *migliorare* i processi estraendo conoscenza dai log, oggi ampiamente disponibili nei sistemi informativi (Fig. 1). I log contengono infatti informazioni legate all'esecuzione dei processi *nel mondo reale*, e solo da un'attenta analisi della realtà può nascere una strategia vincente per migliorare la qualità dei processi e ridurne i costi.

Nel concreto, le applicazioni di process mining consentono: l'estrazione (automatica) di un modello di processo a partire da un log (*discovery*); la verifica di conformità (*conformance checking*), cioè l'individuazione di eventuali discrepanze tra un modello di processo e le informazioni contenute in un log; l'identificazione di reti sociali (*social network*) e organizzative; la costruzione automatica di modelli di simulazione; l'estensione e la revisione di modelli; la predizione delle possibili future evoluzioni di un'istanza di processo; l'estrazione (sulla base di dati storici) di raccomandazioni su come procedere nel corso di un'istanza di processo per raggiungere determinati obiettivi. Il process mining è quindi una tecnologia che supporta, di fatto, varie tecniche legate alla *Business Intelligence* (BI). Una di queste tecniche consiste, ad esempio, nel *Business Activity Monitoring* (BAM), che consente il monitoraggio in tempo reale di processi di business. Sempre nell'ambito della BI, il process mining può essere utilizzato a supporto del *Complex Event Processing* (CEP), che si riferisce all'analisi di grandi quantità di eventi e all'uso di questi per il monitoraggio, l'indirizzamento e l'ottimizzazione in tempo reale del business di un'organizzazione. Infine, il process mining può essere usato nell'ambito del *Corporate Performance Management* (CPM), ovvero per la misurazione della performance di un processo o di un'organizzazione. Il process mining può fungere anche da piattaforma tecnologica sulla quale realizzare meccanismi di gestione dei processi quali il *Continuous Process Improvement* (CPI), il *Business Process Improvement* (BPI), il *Total Quality management* (TQM), e il *Six Sigma*. Tutte queste tecniche condividono l'idea che un processo vada "analizzato al microscopio" per identificare possibili miglioramenti, e il process mining nasce proprio con l'idea di fornire una tecnologia di questo tipo.

Oggigiorno, le organizzazioni cercano di rendere i loro processi interni sempre più efficienti così da minimizzare i costi e i tempi per la loro esecuzione per fronteggiare un mercato che diventa sempre più globalizzato e competitivo. Per questa ragione i sistemi software di gestione di processi (come SAP o ERP) stanno diventando sempre più richiesti perchè riescono ad ottimizzare e controllare l'esecuzione dei processi.
In [3], Weske definisce un processo di business come una serie di attività eseguite in maniera coordinata all'interno di un contesto organizzativo e/o tecnico con lo scopo di perseguire un certo obiettivo aziendale. È necessario esprimere il *modello* di processo esplicitamente per poterne orchestrare concretamente l'esecuzione in sistemi software. In particolare, occorre descrivere quali vincoli ne disciplinano l'esecuzione, quali dati vengono consumati e prodotti dalle attività, nonchè eventuali vincoli organizzativi che disciplinano chi può/deve eseguire cosa.
Uno stesso modello di processo viene tipicamente messo in esecuzione più volte ed ogni esecuzione viene chiamata *istanza* o *case*. Per es., una banca esegue una nuova istanza di un processo per elargire un prestito ogni volta che un nuova cliente effettua una richiesta. Tipicamente un log contiene una serie di *tracce di esecuzione*, ognuna della quali contiene rispettivamente tutti gli eventi relativi ad una istanza.

Riquadro 1: Introduzione ai principali concetti legati ai processi di business e alla loro gestione



identificatore del case	id. dello evento	proprietà timestamp	attività	risorsa	costo	...
1	35654423	30-12-2010:11.02	registra richiesta	Pete	50	...
	35654424	31-12-2010:10.06	esamina interamente	Sue	400	...
	35654425	05-01-2011:15.12	controlla biglietto	Mike	100	...
	35654426	06-01-2011:11.18	decidi	Sara	200	...
	35654427	07-01-2011:14.24	rigetta richiesta	Pete	200	...
2	35654483	30-12-2010:11.32	registra richiesta	Mike	50	...
	35654485	30-12-2010:12.12	controlla biglietto	Mike	100	...
	35654487	30-12-2010:14.16	esamina parzialmente	Pete	400	...
	35654488	05-01-2011:11.22	decidi	Sara	200	...
	35654489	08-01-2011:12.05	paga compensazione	Ellen	200	...
3	35654521	30-12-2010:14.32	registra richiesta	Pete	50	...
	35654522	30-12-2010:15.06	esamina parzialmente	Mike	400	...
	35654524	30-12-2010:16.34	controlla biglietto	Ellen	100	...
	35654525	06-01-2011:09.18	decidi	Sara	200	...
	35654526	06-01-2011:12.18	reinizializza richiesta	Sara	200	...
	35654527	06-01-2011:13.06	esamina interamente	Sean	400	...
	35654530	08-01-2011:11.43	controlla biglietto	Pete	100	...
	35654531	09-01-2011:09.55	decidi	Sara	200	...
	35654533	15-01-2011:10.45	paga compensazione	Ellen	200	...
4	35654641	06-01-2011:15.02	registra richiesta	Pete	50	...
	35654643	07-01-2011:12.06	controlla biglietto	Mike	100	...
	35654644	08-01-2011:14.43	esamina interamente	Sean	400	...
	35654645	09-01-2011:12.02	decidi	Sara	200	...
	35654647	12-01-2011:15.44	rigetta richiesta	Ellen	200	...
5	35654871	06-01-2011:15.02	registra richiesta	Mike	50	...
	35654873	06-01-2011:16.06	esamina parzialmente	Ellen	400	...
	35654874	07-01-2011:16.22	controlla biglietto	Mike	100	...
	35654875	07-01-2011:16.52	decidi	Sara	200	...
	35654877	16-01-2011:11.47	paga compensazione	Mike	200	...
6	35654711	06-01-2011:09.02	registra richiesta	Ellen	50	...
	35654712	07-01-2011:10.16	esamina parzialmente	Mike	400	...
	35654714	08-01-2011:11.22	controlla biglietto	Pete	100	...
	35654715	10-01-2011:13.28	decidi	Sara	200	...
	35654716	11-01-2011:16.18	reinizializza richiesta	Sara	200	...
	35654718	14-01-2011:14.33	controlla biglietto	Ellen	100	...
	35654719	16-01-2011:15.50	esamina parzialmente	Mike	400	...
	35654720	19-01-2011:11.18	decidi	Sara	200	...
	35654721	20-01-2011:12.48	reinizializza richiesta	Sara	200	...
	35654722	21-01-2011:09.06	esamina interamente	Sue	400	...
	35654724	21-01-2011:11.34	controlla biglietto	Pete	100	...
	35654725	23-01-2011:13.12	decidi	Sara	200	...
	35654726	24-01-2011:14.56	rigetta richiesta	Mike	200	...
...	...	...	...	...	...	...

Figura 1. Le tecniche di process mining estraggono conoscenza dagli event log al fine di modellare, monitorare e migliorare i processi.

Le aziende oggi stanno iniziando a porre molta enfasi anche sulla *corporate governance*, sulla *gestione del rischio*, e sulla *conformità*. Regolamentazioni, quali il *Sarbanes-Oxley Act* (SOX) e l'accordo Basilea II, per esempio, si focalizzano specificatamente sulla conformità della gestione aziendale a regole e norme condivise. Le tecniche di process mining offrono strumenti per rendere

Nel 2009 è stata fondata la *task force sul process mining* sotto il patrocinio dell'*Institute of Electrical and Electronic Engineers, Inc.* (IEEE). Scopo principale della task force è promuovere l'uso delle tecniche e degli strumenti di process mining e stimolarne nuove applicazioni. La task force si prefigge a tutt'oggi una serie di obiettivi specifici, fra i quali:

- diffondere lo stato dell'arte sul process mining a utenti, sviluppatori, consulenti, manager e ricercatori;
- partecipare attivamente alla standardizzazione di come gli eventi debbano essere rappresentati in un log;
- organizzare *tutorial*, *special session*, *workshop* e *panel*nell'ambito di conferenze e convegni internazionali;
- pubblicare articoli, libri, video ed edizioni speciali di riviste sul tema.

La Task Force comprende più di 10 produttori di software, tra i quali si trovano HP, Fujitsu e IBM, oltre 20 istituti di ricerca, incluse le università di affiliazione degli autori di questo articolo, molte aziende di consulenza (come Deloitte) e semplici utenti (per es. Rabobank). Fin dalla sua fondazione, la Task Force ha svolto varie attività riconducibili agli obiettivi sopradescritti, tra cui la pubblicazione del primo libro sul process mining [1], un sito web (`www.processmining.org`), molti workshop, sessioni a conferenze e scuole di approfondimento. Nel 2010, la Task Force ha standardizzato *XES* (`www.xes-standard.org`), un formato per la memorizzazione dei log, estendibile e supportato dalla *libreria OpenXES* (`www.openxes.org`) e da strumenti di process mining quali ProM, XESame, Nitro, etc. All'indirizzo `http://www.win.tue.nl/ieeetfpm/` è possibile reperire maggiori informazioni sulle attività della Task Force.

Riquadro 2: IEEE Task Force sul process mining

i controlli di conformità più rigorosi e per accertare la validità e l'affidabilità delle informazioni riguardanti i processi chiave di un'organizzazione. Tutte queste problematiche possono beneficiare del process mining grazie anche al fatto che gli algoritmi sviluppati sono stati implementati in diversi sistemi, sia accademici che commerciali. Inoltre, ad oggi esiste un attivo gruppo di ricercatori che lavora sullo sviluppo di tecniche di process mining, che pertanto sta diventano uno degli "argomenti caldi" nella ricerca sul *Business Process Management* (BPM). Parallelamente, l'industria si sta dimostrando molto interessata e ricettiva rispetto a questi temi e sempre più produttori software stanno introducendo funzionalità di process mining nei loro prodotti. Esempi di tali prodotti sono: ARIS Process Performance Manager (Software AG), Comprehend (Open Connect), Discovery Analyst (StereoLOGIC), Flow (Fourspark), Futura Reflect (Futura Process Intelligence), Interstage Automated Process Discovery (Fujitsu), OKT process mining suite (Exeura), Process Discovery Focus (Iontas/Verint), ProcessAnalyzer (QPR), ProM (TU/e), Rbminer/Dbminer (UPC), e Reflect|one (Pallas Athena).

L'interesse per il process mining, sia nell'universià che nel mondo dell'industria, è dimostrato anche dal fatto che *IEEE* ha creato una specifica Task Force con lo scopo di promuovere e supportare process mining (si veda il Riquadro 2). Un'importante risultato della task force è la redazione del *Manifesto sul Process Mining* [2], tradotto in diverse lingue, incluso l'italiano [2]. Esso è un documento per descrivere le principali caratteristiche del process mining e fornire una serie di linee guida per coloro che vogliono lavorare in questo campo nonchè le più interessanti sfide per il futuro.

2 Cos'è il process mining?

La capacità di espansione dei sistemi informativi e di altri sistemi computazionali è caratterizzata dalla legge di Moore. Gordon Moore, il co-fondatore di Intel, aveva previsto, nel 1965, che il numero di componenti in circuiti integrati sarebbe raddoppiato ogni anno. Durante gli ultimi 50 anni questa crescita è stata effettivamente esponenziale sebbene leggermente più lenta. Questi progressi hanno condotto ad un'incredibile espansione dell'"universo digitale" (cioè di tutti i dati immagazzinati o scambiati elettronicamente) che, col passare del tempo, si sta via via allineando a quello reale.

La crescita di un universo digitale allineato con i processi di business rende possibile l'analisi di ciò che accade nella realtà sulla base di quanto registrato in un log. Un log può contenere eventi di vario tipo: un utente che ritira del denaro contante da uno sportello automatico, un dottore che regola un apparecchio per i raggi X, una persona che fa richiesta per una patente di guida, un contribuente che sottomette una dichiarazione dei redditi o un viaggiatore che riceve il numero di un biglietto elettronico sono tutti scenari in cui l'azione viene tracciata log. Si propone perciò la sfida di cercare di sfruttare questi dati in modo significativo, per esempio per fornire suggerimenti durante l'esecuzione di un processo, identificare colli di bottiglia, prevedere problemi

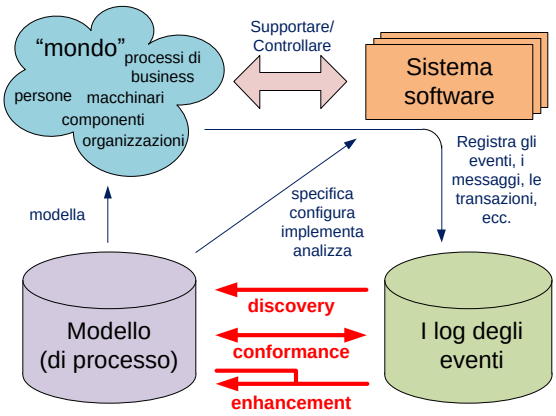


Figura 2. I tre tipi principali di process mining: (a) *discovery*, (b) *conformance checking*, e (c) *enhancement*.

nell'esecuzione, registrare violazioni, raccomandare contromisure e dare "forma" ai processi. Lo scopo del process mining è fare esattamente tutto questo.

Il punto di partenza per qualsiasi tecnica di process mining è sempre un *event log* (di seguito denominato semplicemente log). Tutte le tecniche di process mining assumono che sia possibile registrare eventi sequenzialmente in modo che ciascuno di questi si riferisca ad una determinata *attività* (cioè ad un passo ben definito di un processo) e sia associato ad una particolare istanza di processo. Un'istanza di processo, o *case*, è una singola esecuzione del processo. Per esempio si consideri il processo di gestione di prestiti elargiti da un istituto di credito: ogni esecuzione del processo è intesa a gestire una richiesta di prestito. I log possono contenere anche ulteriori informazioni circa gli eventi. Di fatto, quando possibile le tecniche di process mining usano informazioni supplementari come le *risorse* (persone e dispositivi) che eseguono o che danno inizio ad un'attività, i *timestamp* o altri dati associati ad un evento (come la dimensione di un ordine).

2.1 Come si attua il process mining nel concreto?

In concreto, come mostrato in Fig. 2, il process mining prevede tre tipi di utilizzo: il primo dei quali è detto *process discovery*: dato un log di eventi, le tecniche di discovery estraggono un modello di processo che è conforme con il comportamento registrato in tale log. Il secondo tipo è il *conformance checking*: un modello di processo che descrive il comportamento teorico atteso è confrontato con il comportamento reale del processo come registrato nel log per verificare se esistono delle divergenze. Il terzo tipo è l'*enhancement* (miglioramento). In tal caso, l'idea è quella di estendere o migliorare un modello di processo esistente usando le informazioni contenute nei log. Mentre il conformance checking misura quanto un modello è allineato con ciò che accade nella realtà, questo terzo tipo di process mining si propone di cambiare o estendere il modello preesistente per adeguarlo alla realtà.

La Fig. 3 descrive i tre tipi di process mining in termini di *input/output*. Le tecniche di discovery prendono in input un event log e producono un modello. Il modello estratto è tipicamente un modello di processo (per esempio una rete di Petri, un modello BPMN, un modello EPC o un diagramma UML delle attività). Tuttavia, il modello può anche descrivere altre prospettive (come per esempio una social network che descrive la rete sociale di un'organizzazione). Le tecniche di conformance checking prendono in input un event log e un modello. L'output consiste in una serie di informazioni diagnostiche che mostrano le differenze tra il modello e il log. Anche le tecniche di enhancement (revisione o estensione) richiedono un event log e un modello in input. L'output è il modello stesso, migliorato o esteso.

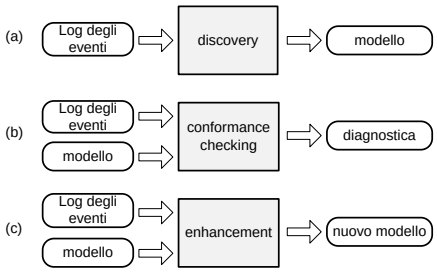


Figura 3. I tre tipi base di process mining spiegati in termini di *input* e *output*: (a) *discovery*, (b) *conformance checking*, ed (c) *enhancement*.

2.2 Che cosa non è il process mining

Esistono alcuni fraintendimenti comuni quando si parla di process mining. Alcuni produttori, analisti e ricercatori tendono a pensare alle tecniche di process mining come una forma specifica di data mining applicata *post mortem* sui log di istanze di processo già concluse. Tuttavia, questa visione non è corretta, in quanto:

- *Il process mining non si limita alla scoperta del flusso di controllo.* Il discovery del flusso di controllo è spesso visto come la parte più interessante del process mining. Tuttavia, il process mining non si limita a questo. Il discovery è infatti solo una delle tre principale forme di process mining (assieme a conformance ed enhancement) ed, inoltre, non si limita unicamente al flusso di controllo: la prospettiva organizzativa, di istanza e temporale svolgono un ruolo altrettanto importante.
- *Il process mining non è solo una particolare forma di data mining.* Il process mining può essere considerato come "l'anello mancante" fra il data mining ed il tradizionale *model-driven BPM*, in cui si parte da un modello di processo progettato a tavolino. La maggior parte delle tecniche di data mining non sono infatti orientate ai processi, ed i modelli di processo hanno caratteristiche specifiche, come la possibilità di rappresentare comportamenti concorrenti, incomparabili con le strutture che tipicamente caratterizzano il data mining, quali alberi di decisione e regole associative. Questa discrepanza richiede lo sviluppo di modelli di rappresentazione e algoritmi completamente nuovi.
- *Il process mining non si limita ad una analisi offline.* Le tecniche di process mining estraggono conoscenza a partire da dati storici. Anche se è possibile effettuare analisi a partire da dati "post mortem", il risultato di tali analisi può essere ottenuto anche considerando le istanze in esecuzione, allo scopo di fornire un supporto operativo alle decisioni (*operational support*). Ad esempio, un modello di processo precedentemente estratto da un log può essere successivamente impiegato per predire il tempo di completamento di un ordine iniziato da un cliente.

2.3 Un framework di riferimento per l'applicazione del process mining

La Fig. 4 riporta le principali fasi attraverso le quali passa un'analisi comprensiva dei processi di business basata sul process mining. Il primo passo della pianificazione consiste ovviamente in uno studio atto a giustificare la pianificazione stessa (fase 0). Dopo l'avvio del progetto, è necessario interrogare sistemi informativi, esperti di dominio e manager per ricavare dati, modelli, obiettivi e quesiti ai quali si vuole rispondere (fase 1). Questa attività richiede una comprensione dei dati che si hanno a disposizione ("quali dati si possono usare per l'analisi?") e del dominio ("quali sono i quesiti rilevanti?"), e fornisce i risultati riportati in Fig. 4 (cioè dati storici, modelli progettati, obiettivi, quesiti). Durante la fase 2 viene (ri)costruito il modello del flusso di controllo e lo si collega al log. In questa fase si possono usare tecniche automatiche di discovery. Il modello estratto può già essere utilizzato per rispondere ad alcuni dei quesiti posti, e di conseguenza avviare una fase di adattamento e rimodellazione del processo. Inoltre, il log può essere filtrato o adattato sulla

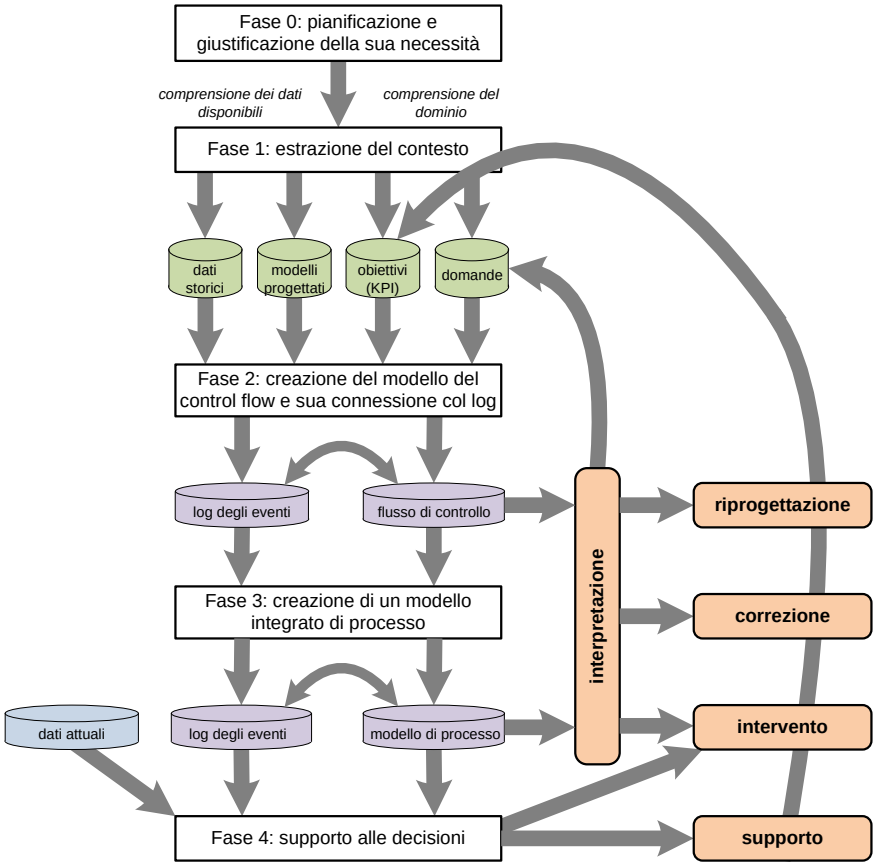


Figura 4. Ciclo di vita di un modello L^* che descrive un progetto di process mining costituito da cinque fasi: pianificazione e giustificazione (fase 0), estrazione (fase 1), creazione di un modello di flusso di controllo e connessione al log (fase 2), creazione di un modello di processo integrato (fase 3) e supporto alle decisioni (fase 4).

base del modello (ad esempio rimuovendo attività rare o istanze anomale, ed inserendo eventi mancanti). Quando il processo è piuttosto strutturato, il modello del flusso di controllo può essere esteso con altre prospettive durante la fase 3. Per esempio, è possibile scoprire le relazione tra le risorse che concorrono all'esecuzione di un processo (*prospettiva dell'organizzazione*), la frequenza con cui certi eventi accadono e quali attività sono colli di bottiglia(*prospettiva del tempo*). La relazione tra log e modello, stabilita durante la fase 2, può essere impiegata per estendere il modello stesso (ad esempio, i timestamp possono essere utilizzati per stimare i tempi di attesa delle attività). Infine, i modelli costruiti durante la fase 3 si possono utilizzare per fornire supporto alle decisioni (fase 4), combinando la conoscenza estratta a partire dai dati storici con informazioni sulle istanze in esecuzione. In questo modo è possibile generare raccomandazioni su cosa fare, generare informazioni predittive sul futuro andamento del processo, e intervenire sul processo stesso. È opportuno evidenziare che le fasi 3 e 4 possono essere eseguite solo se il processo è sufficientemente stabile e strutturato.

3 Principi Guida e Sfide per il futuro del process mining

Attualmente esistono tecniche e strumenti che permettono di realizzare tutte le fasi riportate in Fig. 4. Tuttavia il process mining è un paradigma relativamente recente e la maggior parte degli

Negli ultimi dieci anni, le tecniche di process mining sono state utilizzate in più di 100 organizzazioni inclusi comuni (per es., Alkmaar, Zwolle, Heusden in Olanda), agenzie governative (per es., Rijkswaterstaat, Centraal Justitieel Incasso Bureau), banche (per es., ING Bank), ospedali (per es., Catharina hospital ad Eindhoven), multinazionali (per es., Deloitte), industrie manufatturiere e loro clienti (per es., Philips, ASML, Ricoh, Thales). Questa diffusione dimostra l'ampio numero di contesti nei quali è possibile applicare il process mining.
Recentemente, l'università di Eindhoven ha iniziato a collaborare al progetto CoSeLog centrato sul process mining che coinvolge 10 comuni olandesi (cfr. `http://www.win.tue.nl/coselog`). In questo progetto, le tecniche di process mining vengono utilizzate per scoprire similarità e differenze tra i comuni nella gestione dei loro compiti. L'obiettivo ultimo è quello di creare un'infrastruttura centralizzata e condivisa che garantisca la comunicazione tra i comuni e che realizzi, per quanto è possibile, la standardizzazione dei processi che i comuni stessi eseguono. I primi risultati sono estremamente incoraggianti: per maggiori informazioni, si rimanda a [1, pp. 294-299] e a [7].
Un altro interessante caso di studio ha coinvolto il dipartimento nazionale per i lavori pubblici in Olanda [8]. Qui, le tecniche di process mining sono state utilizzate per generare un modello di processo. Il log utilizzato per questo caso di studio contiene 14280 istanze di processo e complessivamente 150000 eventi; ciò dimostra che molte tecniche di process mining scalano bene su log reali. Nell'ambito dello stesso caso di studio, a partire dalle informazioni contenute nel log, è stato possibile costruire una rete sociale che ha enfatizzato come la responsabilità dell'esecuzione delle istanze di processo passasse da un attore ad un altro.
Gli esempi appena descritti si riferiscono a processi che sono ben strutturati, spesso noti in letteratura come "processi a lasagna". Tuttavia, altri processi sono caratterizzati da una struttura molto più complessa (i cosiddetti "processi a spaghetti"). Anche se non tutte le tecniche di process mining esistenti possono essere applicate a questo tipo di processi, esistono alcune tecniche che sono state sviluppate in maniera specifica per l'analisi dei processi a spaghetti. Queste risultano estremamente utili, in quanto permettono di migliorare processi strutturalmente complessi, sia in termini di esecuzione che in termini comprensibilità. Processi non strutturati si riscontrano spesso in domini altamente dinamici dove è richiesto un alto grado di flessibilità e in cui ogni esecuzione è differente e fa storia a sè . Questo tipo di comportamento è spesso osservato nei processi per la fornitura di servizi sanitari e nel trattamento di pazienti ospedalizzati. L'articolo [6] riporta l'applicazione di tecniche di process mining nel reparto di oncologia di uno dei principali ospedali in Olanda: il log degli eventi utilizzato per questo caso di studio contiene 24331 eventi che si riferiscono a 376 diverse attività. Un altro interessante caso studio [4] riguarda l'applicazione di tecniche di process mining combinate con tecniche di classificazione, a log provenienti da un sistema di gestione di containers in un porto italiano di Trans-shipment: il log di eventi utilizzato è dell'ordine di 50Mb di dati riguardanti il transito di 5336 containers nei primi due mesi del 2006 e le relative movimentazioni su piazzale. La tecnica ha permesso di scoprire diversi scenari di gestione dei containers (ognuno descritto con un modello dettagliato di processo) e, altresì, di evidenziare le correlazioni tra tali casi d'uso e alcune proprietà non strutturali dei processi stessi (es. porto di provenienza/destinazione, compagnia di navigazione, dimensione del containers).

Riquadro 3: Applicazioni Pratiche e Industriali

strumenti disponibili non sono maturi. Inoltre, i nuovi utenti spesso non hanno una conoscenza approfondita del potenziale e dei limiti del process mining. Per tali ragioni, vengono di seguito forniti alcuni principi guida ed alcune sfide per potenziali utenti, ricercatori e sviluppatori interessati a far avanzare lo stato dell'arte in questa disciplina.

Principi guida. Come per ogni nuova tecnologia, quando il process mining viene applicato in scenari reali, è possibile incorrere in errori ricorrenti. La Tabella 1 riprende i sei principi guida del manifesto del process mining [2], che danno una serie di indicazioni da seguire per una corretta applicazione di queste tecniche. Per esempio, si consideri il principio guida *PG4*: "Gli eventi devono essere legati ad elementi del modello". Il conformance checking e l'enhancement si basano significativamente su tale relazione. Il *conformance checking*, per esempio, si basa sul principio del "replay". Dopo aver collegato le attività nel modello con gli eventi nel log, questi ultimi sono ordinati per ordine di occorrenza (per es., usando i timestamp). Si può fare così il replay del log per verificare che esso sia conforme al modello.

Le sfide del futuro. Il process mining è un'importante tecnologia per la gestione dei processi nelle moderne organizzazioni. Nonostante esista attualmente una vasta gamma di tecniche di process mining, ci sono ancora molte sfide ancora aperte. La Tabella 2 elenca le undici sfide descritte nel manifesto [2]. Prendiamo, per esempio, la sfida *S4*: "Gestire il *concept drift*". Il termine *concept drift* si riferisce alla situazione in cui il processo cambia la propria struttura mentre viene analizzato. Per esempio, nella parte iniziale di un log un processo può prevedere che due attività siano concorrenti mentre nel seguito il processo cambia e la modellazione delle attività impone che queste vengano eseguite sequenzialmente. I processi possono cambiare per varie ragioni e i loro cambiamenti possono essere periodici e relativi ad un certo lasso temporale (per es., "in dicembre c'è più domanda" o "venerdì ci sono meno impiegati disponibili") oppure questi possono essere dovuti a condizioni ambientali che cambiano (per es., "il mercato è diventato più competitivo"). Tali cambiamenti hanno impatto sui processi, inducendo modifiche temporanee o permanenti. È quindi estremamente importante rilevare questi cambiamenti ed analizzarli. Purtroppo, la maggior

Tabella 1. I sei principi guida descritti nel Manifesto.

PG1	**Gli eventi devono essere trattati come entità di prima classe** Gli eventi dovrebbero essere considerati *attendibili* nel senso che occorre assumere che gli eventi registrati nei log siano realmente avvenuti e che gli attributi associati agli eventi siano corretti. Gli event log dovrebbero essere *completi*, cioè dovrebbero contenere tutti gli eventi rilevanti per descrivere un processo e ogni evento dovrebbe avere una precisa *semantica*. I dati associati agli eventi dovrebbero essere resi disponibili, tenendo in considerazione problematiche di privacy e sicurezza.
PG2	**L'estrazione dei log deve essere guidata da quesiti** Senza quesiti concreti, è difficile combinare eventi realmente significativi in un log. Si considerino, per esempio, le centinaia di tabelle che possono costituire il database di un sistema ERP (*Enterprise Resource Planning*) come SAP. Senza quesiti concreti, non è possibile stabilire come procedere nell'estrazione di un log.
PG3	**Occorre supportare concorrenza, punti di decisione e altri costrutti di base legati al flusso di controllo** Le tecniche di process mining dovrebbero supportare i "costrutti tipici"; questi annoverano, per esempio, attività sequenziali, parallele o ripetute, o anche la scelta di una data attività in un insieme di alternative sulla base di precondizioni.
PG4	**Gli eventi devono essere collegati ad elementi del modello di processo** Le tecniche di *conformance checking* ed *enhancement* si basano significativamente sulle relazioni tra gli *elementi del modello di processo* e gli eventi nei log. Tali relazioni possono essere usate per effettuare il "replay" degli eventi sul modello. Le tecniche di replay possono essere usate per rilevare discrepanze tra i log e i modelli di processo Tali tecniche possono essere anche utilizzate per arricchire il modello con informazioni addizionali estratte dal log (per es., l'analisi dei timestamp nei log possono identificare colli di bottiglia durante l'esecuzione).
PG5	**I modelli devono essere trattati come astrazioni utili della realtà che mettono in risalto alcuni aspetti** Un modello derivato dai dati associati agli eventi fornisce una certa *vista della realtà*. Tale vista dovrebbe essere considerata come un'astrazione del comportamento catturato dal log. Tale astrazione non è, in generale, assoluta ma può essere utile avere diverse astrazioni in funzione del particolare punto di vista di interesse.
PG6	**Il process mining deve essere un processo continuo** Data la natura dinamica dei processi, non bisogna considerare il process mining come una attività da eseguirsi una volta per tutte. L'obiettivo non dovrebbe, infatti, essere quello di costruire un modello "definitivo". Al contrario, utenti ed analisti dovrebbero ripetere le analisi con una certa periodicità.

parte delle tecniche esistenti parte dall'assunzione che la struttura dei processi non sia soggetta a modifiche nel tempo.

A causa della spettacolare crescita della dimensioni dei log registrati da sistemi software, sta diventando sempre più evidente quanto complessa sia la natura dell'analisi di tali log e l'estrazioni di informazioni da questi. Nonostante gli ottimi risultati ottenuti dalle odierne tecniche per l'analisi automatica e il process mining, la comlessitá di tale analisi rende necessario includere il giudizio umano per interpretare e raffinare i risultati. In relazione alle sfide *S8* and *S9*, le tecniche automatiche devono essere integrate con interfacce utente "amichevoli" ed intuitive e con metodi per l'analisi visuale dei risultati. In questo modo, gli analisti possono integrare la loro flessibilità, creatività e conoscenza del dominio con le tecniche automatiche di process mining in modo da arrivare ad ottenere una completa comprensione dei processi eseguiti in una data organizzazione. Il lavoro [5] discute alcuni approcci per integrare tecniche puramente automatiche e metodologie di analisi visuale.

Tabella 2. Alcune delle più importanti sfide nell'ambito del process mining.

S1 Costruzione, fusione e pulizia dei log
Quando vengo estratti gli eventi da un log per il loro uso come input di tecniche di process mining, ci sono svariate problematiche da tenere in considerazione: i dati possono essere *distribuiti* su una moltitudine di sorgenti eterogenee, questi possono essere *incompleti*, il log può contenere eventi che sono *outliers* o hanno *diversi livelli di granularità*, ecc.

S2 Manipolazione di log complessi e con caratteristiche diverse
I log possono avere molte caratteristiche differenti. Alcuni log possono essere estremamente grandi, il che li rende difficile da gestire; altri possono essere così ridotti da non contenere dati sufficienti per giungere a conclusioni affidabili.

S2 Creazione di *benchmarks* rappresentativi
Sono necessari dei buoni *benchmark* contenenti insiemi di dati significativi di alta qualità. Questo è necessario per essere in grado di comparare e migliorare algoritmi e applicazioni.

S4 Gestire il *concept drift*
Un processo può modificarsi mentre viene analizzato. La comprensione del concept drift è di primaria importanza per la gestione e l'analisi dei processi.

S5 Migliorare i limiti di rappresentazione nel *process discovery*
Un'attenta selezione del *bias* di rappresentazione è necessaria, al fine di garantire risultati di elevata qualità.

S6 Valutare i criteri di qualità
Per valutare la qualità dei risultati di una tecnica di process mining, ci sono quattro dimensioni che spesso si escludono a vicenda: (a) *fitness*, (b) *simplicity*, (c) *precision*, e (d) *generalization*. Una chiara sfida è quella di scoprire modelli la cui qualità sia bilanciata rispetto a tutte le dimensioni.

S7 *Cross-Organizational mining*
Ci sono vari casi d'uso dove i log di molte organizzazioni sono disponibili per l'analisi. Alcune organizzazioni infatti cooperano per gestire i loro processi (per es., i partner nelle *supply chain*) oppure queste eseguono essenzialmente lo stesso processo condividendo esperienza, conoscenza o un'infrastruttura comune. Tradizionalmente le tecniche di process mining considerano ogni log come generato all'interno di una singola organizzazione. Una nuova sfida è quella di scoprire le relazioni e le interconnessioni tra i diversi partner che cooperano nell'esecuzione di dati processi.

S8 Fornire supporto alle decisioni
L'applicazione di tecniche di process mining non si limita all'analisi *off-line* ma può essere usato per un supporto in *real-time*, ad esempio, per ottimizzare l'esecuzione dei processi. È possible identificare tre tipi di supporto alle decisioni: *monitoraggio*, *predizione*, e *raccomandazione*.

S9 Combinare il process mining con altri tipi di analisi
La sfida, in questo caso, è quella di combinare le tecniche di process mining automatico con altri tipi di analisi (tecniche di ottimizzazione, data mining, simulazione, analisi visuale, etc.) al fine di estrarre ulteriori informazioni dai dati.

S10 Migliorare l'usabilità per gli utenti non esperti
La sfida è quella di nascondere i sofisticati algoritmi di process mining dietro interfacce user-friendly che si auto-configurino e suggeriscano caso per caso quali sono le analisi più opportune.

S11 Migliorare la comprensibilità per gli utenti non esperti
I risultati ottenuti da tecniche di process mining possono essere difficili da interpretare e, quindi, potrebbero portare a conclusioni errate. Al fine di evitare tali problemi, i risultati dovrebbero essere presentati usando una rappresentazione semplice, associandovi un livello di confidenza da cui gli stessi risultati sono caratterizzati.

4 Che cosa rende il process discovery una sfida?

Sebbene il process mining non riguardi solamente l'estrazione di un modello di processo a partire da un log, questo aspetto è sicuramente il più complesso ed interessante.

In quest'ambito, data mining e process mining si scontrano con una serie di problematiche comuni, quali ad esempio la gestione del rumore, del concept drift e di grandi e complessi spazi di ricerca. Tuttavia, il process discovery si trova ad affrontare una gamma di ulteriori sfide:

- non si hanno a disposizione esempi negativi (cioè un log mostra quello che è accaduto ma non quello che non dovrebbe mai accadere);
- a causa della concorrenza, della presenza di cicli e di scelte mutuamente esclusive, lo "spazio degli stati" possibili ha una dimensione molto grande ed il log contiene tipicamente solo una frazione molto piccola di tutti i comportamenti possibili;
- non c'è nessun nesso diretto tra la dimensione del modello e il suo comportamento: un modello può descrivere lo stesso numero di comportamenti di un modello strutturalmente più complesso;
- è necessario trovare il giusto bilanciamento tra i seguenti quattro criteri qualitativi, spesso in contrasto tra loro (si veda la sfida *S6*): (a) *fitness* (capacità di riprodurre i comportamenti osservati), (b) *simplicity* (la riduzione di grandi e complessi modelli a strutture più semplici), (c) *precision* (per evitare "*underfitting*"), e (d) *generalization* (per evitare "*overfitting*").[1]

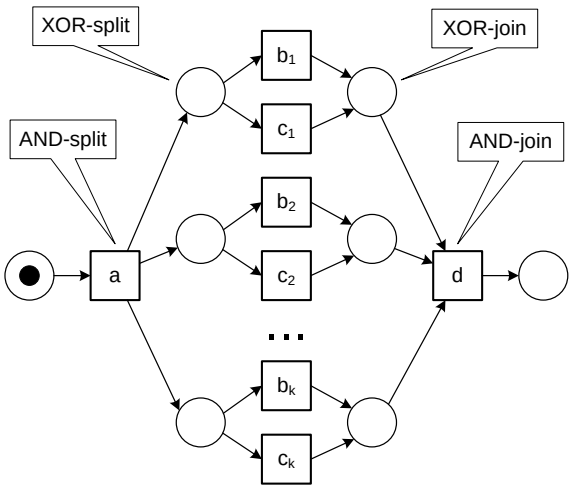


Figura 5. Una rete di Petri con $2^k k!$ diverse sequenze di esecuzione possibili.

Per illustrare concretamente alcune di queste sfide, si consideri il modello di processo in Fig. 5. Il modello consiste in una rete di Petri, la quale descrive un processo che inizia con l'attività a e finisce con d. Nel mezzo, k attività possono essere eseguite in parallelo. L'i-esimo ramo parallelo contiene un punto di scelta sull'esecuzione di b_i oppure c_i. Ne consegue che il modello esibisce $2^k k!$ comportamenti distinti; con $k = 10$, questo significa che il processo supporta 3.715.891.200 sequenze di esecuzione possibili. Per esempio, sono ammissibili sia $ac_5b_3c_1b_2b_4c_6c_8b_7c_9c_{10}d$ che $ab_1c_2b_3c_4b_5c_6b_7c_8b_9c_{10}d$. Costrutti di concorrenza e di scelta mutuamente esclusiva generalmente causano un'esplosione del numero di tracce ammissibili. L'introduzione di cicli di attività (ripetizioni) nel modello può addirittura portare il numero di tracce ammissibili a diventare infinito.

[1] In letteratura, un modello scoperto con tecniche di process mining è *overfitting* se non generalizza e permette tutti e soli i comportamenti riscontrati nel log. Viceversa, un modello è *underfitting* se è troppo generale e considera certi comportamenti come ammissibili sebbene non ci sia nessuna evidenza che questi debbano essere supportati.

Non è di conseguenza realistico assumere che tutte le tracce supportate dal processo vengano effettivamente osservate in un dato log.

Fortunatamente, gli algoritmi esistenti di *process discovery* non richiedono l'osservazione completa di tutte le possibili combinazioni di sequenze per scoprire attività concorrenti. Per esempio, il classico algoritmo α [1] è in grado di derivare una rete di Petri sulla base di meno di $4k(k-1)$ tracce. L'algoritmo α ha unicamente bisogno di avere a disposizione tutte "le successioni di attività" piuttosto che tutti i modi in cui le attività possono essere intervallate; in altre parole, l'algoritmo richiede che nel caso in cui l'attività x possa essere seguita direttamente da y, tale comportamento sia presente nel log almeno una volta. Viceversa, le tecniche di "knowledge discovery" tradizionali sono incapaci di scoprire modelli di processo come quello di Fig. 5.

Si ritiene, infine, che il recente trend delle tecniche di *process improvement* (Six Sigma, TQM, CPI, CPM, etc.) e di *compliance* (SOX, BAM, etc.) possano trarre enormi benefici dall'utilizzo del process discovery. Per questa ragione, la speranza è quella che questo articolo stimoli la comunità italiana di ICT a sviluppare nuove tecniche di "knowledge discovery" che pongano i processi organizzativi al centro dell'analisi. Le sfide per il futuro descritte in questo articolo sono dettagliate nel manifesto sul process mining [2]. Un'estesa analisi dello stato dell'arte sull'argomento è anche disponibile in [1].

Riferimenti bibliografici

1. W.M.P. van der Aalst. *Process Mining: Discovery, Conformance and Enhancement of Business Processes*. Springer-Verlag, Berlin, 2011. Sito ufficiale del libro: `http://www.processmining.org/book/`
2. AA.VV. *Manifesto del Process Mining*. IEEE Task Force on Process Mining. `http://www.win.tue.nl/ieeetfpm/lib/exe/fetch.php?media=shared:pmm-italian-v2.pdf`
3. M. Weske. *Business Process Management: Concepts, Languages, Architectures*. Springer-Verlag, Berlin, 2007.
4. F. Folino, G. Greco, A. Guzzo, L. Pontieri. *Mining usage scenarios in business processes: Outlier-aware discovery and run-time prediction*. Data Knowledge Engineering, Volume 70, nr 12, Pages 1005-1029, 2011. Elsevier.
5. M. de Leoni, W.M.P. van der Aalst, A.H.M. ter Hofstede. *Process Mining and Visual Analytics: Breathing Life into Business Process Models*. Alexandru Floares (Ed.), Computational Intelligence. Nova Science Publishers, Hauppauge, USA, 2012 (To Be Published)
6. R. S. Mans, M. H. Schonenberg, M. Song, W. M. P. van der Aalst and P. J. M. Bakker, *Application of Process Mining in Healthcare A Case Study in a Dutch Hospital* Communications in Computer and Information Science, 1, Volume 25, Biomedical Engineering Systems and Technologies, Part 4, Pages 425-438 Springer-Verlag, Berlin, 2009.
7. J. C. A. M. Buijs, and B. F. van Dongen and W. M. P. van der Aalst *Towards Cross-Organizational Process Mining in Collections of Process Models and Their Executions* Business Process Management Workshops, Lecture Notes in Business Information Processing, 2012, Volume 100, Part 1, 2-13
8. W.M.P. van der Aalst, H.A. Reijersa, A.J.M.M. Weijters, B.F. van Dongen, A.K. Alves de Medeiros, M. Song, H.M.W. Verbeek *Business process mining: An industrial application* Journal Information Systems, Volume 32 Issue 5, July, 2007, Pages 713-732, Elsevier Science Ltd. Oxford, UK