

THE MONTHLY LIFELINE

La Newsletter Ufficiale di Investech Spa

LE ORGANIZZAZIONI NELLE LORO DIVERSE FORME NEL LIBRO DI MATTHEW SKELTON E MANUEL PAIS "TEAM TOPOLOGIES"

Investech Values

In "Team Topologies", i consulenti IT Matthew Skelton e Manuel Pais presentano un modello per la progettazione organizzativa e l'interazione tra i team, aiutando a costruire un'organizzazione che migliora il valore del software. Il libro "Team Topologies" fornisce un modello pratico e adattivo per la progettazione organizzativa e l'interazione tra i team. Matthew Skelton e Manuel Pais rivelano i segreti dei modelli di team e delle interazioni efficaci per aiutare le organizzazioni a scegliere e a far evolvere i propri team in modo da ottimizzare i flussi di valore e mantenere il software sano. Il modello di Team Topologies si basa su quattro tipi fondamentali di team e tre modelli di interazione tra i team.

Il termine "topologie" è comunemente usato in ingegneria, in particolare per le topologie di rete. Derivato dal greco, questo nome si riferisce al modo in cui le diverse parti di un sistema sono interconnesse o disposte insieme. Tale significato può anche essere applicato per considerare come vengono sviluppate le dinamiche all'interno di organizzazioni più o meno complesse: come i diversi team si relazionano tra loro, se sono collegati o meno, e fare scelte intenzionali su questi collegamenti. Ciò include la decisione di quando è vantaggioso collaborare per risolvere un problema comune e quando tale collaborazione potrebbe nascondere una mancanza di capacità in alcuni team. Innanzitutto, è vero che non sempre avremo team in grado di lavorare in modo indipendente sui propri backlog. L'attuazione pratica di un approccio efficace per la sincronizzazione dei team più piccoli che formano la struttura del team nel suo insieme dipende dalla natura dei compiti comuni a questi team. Se il problema è rappresentato da contesti ben definiti, i team possono inizialmente collaborare per definire tali contesti, quindi eventualmente utilizzare servizi di simulazione per testare dipendenze e fenomeni in modo indipendente, verificando regolarmente che le tecniche utilizzate rimangano sincronizzate man mano che le cose evolvono. Se il problema è più complesso, potrebbe essere necessaria una sincronizzazione quotidiana tra tutti i team per garantire che le persone giuste stiano collaborando e che le dipendenze siano gestite in modo efficace.

DEBUG E DATA MINING: INCREMENTARE I DATI PER MIGLIORARE I CAMPIONI DI ADDESTRAMENTO NELLA MACHINE LEARNING

Work Hard List

Nel Machine Learning, il data mining è fondamentale per analizzare e risolvere i problemi, come dati di bassa qualità o iperparametri non ottimali. Questo richiede una comprensione approfondita delle diverse opzioni e cicli di iterazione più lunghi. La **qualità dei dati utilizzati per addestrare gli algoritmi** di ML è fondamentale per il loro successo. I dati di alta qualità devono essere accurati, completi e pertinenti al problema da risolvere. L'**incremento dei dati è una tecnica che aiuta a correggere le lacune dei set di dati di addestramento**, migliorando l'accuratezza e il potere predittivo del modello.

Il **debug del software tradizionale** è importante per identificare e risolvere i problemi. Tuttavia, il **debug nell'apprendimento automatico (ML)** è più complesso e richiede competenze specifiche. Il **debug dei modelli ML** richiede una comprensione approfondita del modello e la sperimentazione di varie soluzioni. Questo processo richiede un investimento significativo di tempo e risorse, con **cicli di iterazione più lunghi** rispetto al debug del software tradizionale.

La scarsa qualità dei risultati del debug può dipendere da molteplici cause, per cui occorre tempo per esplorare le opzioni e iterare gli esperimenti. Per essere considerati di "alta qualità", i dati devono essere accurati, completi e pertinenti al problema da risolvere.

L'incremento dei dati è una tecnica utilizzata per **integrare piccoli insiemi di dati o per correggere i dati mancanti**, aggiungendo nuovi campioni di addestramento laddove esistono lacune nell'insieme di dati. Nei problemi di apprendimento automatico (ML), è comune avere un **set di dati di addestramento che non contiene tutte le possibili risposte** o i parametri di un algoritmo. L'aumento dei dati ci permette di colmare queste lacune, migliorando così l'accuratezza e il potere predittivo del modello.

"Se il problema è rappresentato da contesti ben definiti, i team possono inizialmente collaborare per definire tali contesti, quindi eventualmente utilizzare servizi di simulazione per testare dipendenze e fenomeni in modo indipendente "

Blog: The Best of Month | Aprile

L'avvento delle nuove tecnologie ha portato a una diversificazione delle competenze richieste dalla forza lavoro. In particolare, si è verificato un cambiamento nelle modalità di reclutamento dei professionisti in alcuni settori, con un'incidenza nell'ingegneria elettrica, informatica e industriale. E in Italia? Il mercato del lavoro italiano rimane molto esigente nei confronti dei lavoratori qualificati nel settore tecnico e ingegneristico. Tra i ruoli più richiesti ci sono l'ingegnere energetico, l'ingegnere di ricerca e sviluppo, il progettista meccanico, lo specialista di marketing di prodotto, il pianificatore di produzione e l'ingegnere informatico.

THE NEW IN

1837

Nel 1837 Charles Babbage pubblicò la descrizione del suo progetto: la **Macchina Analitica**. Questa macchina poteva eseguire **calcoli in modo automatico**. Babbage lavorò al progetto fino alla sua morte, avvenuta nel 1871. Non riuscì a portare a termine la macchina a causa di ostacoli politici e finanziari. I moderni **personal computer**, sviluppati quasi un secolo dopo, presentano **notevoli somiglianze con il progetto di Babbage**. Alcuni storici ritengono che la macchina non avrebbe funzionato con la tecnologia dell'epoca. Altri punti di vista, invece, avvalorano l'ipotesi che **avrebbe potuto essere costruita** se il governo e gli investitori avessero contribuito.

Credits: Wikipedia