



Just in Time

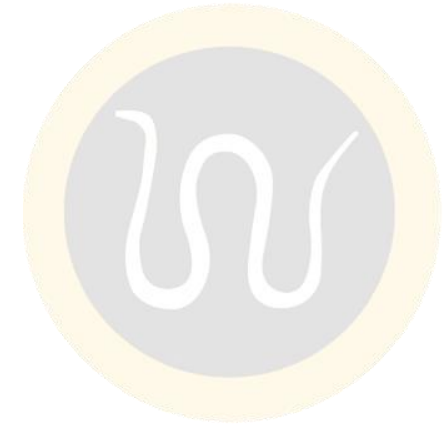
Machine Learning e Model Risk Management

Giu 2021

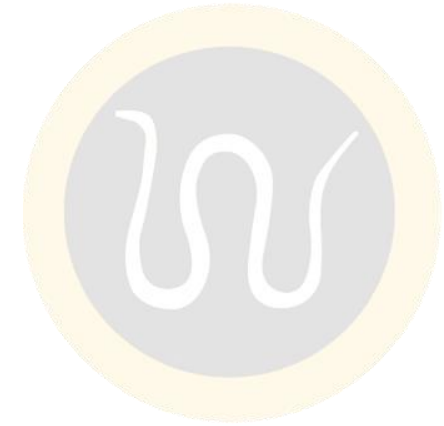


Sommario

- È stato dimostrato che gli **algoritmi di apprendimento automatico (ML)** superano i modelli tradizionali in termini di potere predittivo in molte situazioni e sono in grado di elaborare grandi quantità di dati non strutturati e provenienti da varie fonti.
- Ad oggi, però, i modelli ML sono ancora **poco utilizzati in ambito regolamentare** poiché la loro complessità determina numerose difficoltà nell'ambito del processo di approvazione degli organi di supervisione che, talvolta, potrebbe non avere chiare risposte in merito.
- Attualmente le tecniche di ML vengono quindi utilizzate ai fini di **analisi esplorativa dei dati** e di **modeling**, con netta preferenza per il primo ambito rispetto al secondo.
- Partendo dal *white paper* di **Model Risk Managers' International Association (MRMIA)** [«MACHINE LEARNING AND MODEL RISK MANAGEMENT»](#), il presente documento sintetizza e reinterpreta le principali **implicazioni** nell'uso dei modelli di ML ai fini di **Validazione Interna** e **gestione del Rischio Modello**, evidenziandone punti di forza e potenziali debolezze anche e soprattutto rispetto ai modelli tradizionali attualmente in uso nelle istituzioni finanziarie.



Agenda



01	<u>Implicazioni nel Processo di Validazione</u>	4
02	<u>Implicazioni nella Gestione del Rischio Modello</u>	10

01

Implicazioni nel Processo di Validazione

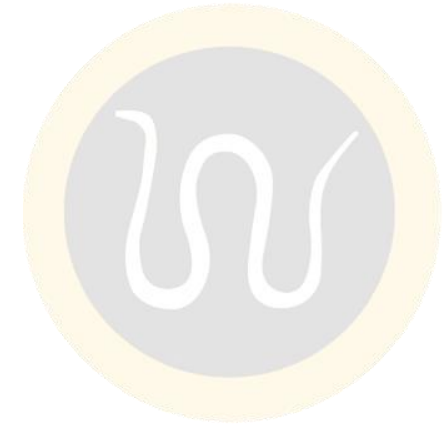
Punti Chiave

Data Model

Conceptual Soundness

Model Implementation and Ongoing Validation

Model Documentation and Use



Implicazioni nel Processo di Validazione 1/5

Punti Chiave



«This [white paper](#) shows that machine learning has already permeated the financial industry to a considerable extent. Some banks have already developed frameworks to deal with the model risks of machine learning applications, while other banks are still in the midst of soul searching for viable starting points. There definitely is a need to share emerging industry best practices and to develop a comprehensive framework to assess model risks in machine learning applications»¹

- Tre aspetti principali per stabilire un **quadro di convalida efficace**:
 1. **Team qualification**: il team di convalida deve acquisire sufficiente **conoscenza ed esperienza pratica** nelle tecniche di ML; ciò richiede una **formazione specifica** e l'inserimento nei gruppi di lavoro di specialisti sia interni sia esterni per velocizzare l'acquisizione di tali competenze.
 2. **Revisione end-to-end**: l'intero *framework* di validazione del modello deve essere rivisto e adattato al fatto che gli algoritmi di apprendimento automatico stanno cominciando ad essere sottoposti a revisione e approvazione; questo avrà implicazioni non solo nella così detta "**conceptual soundness**", ma anche nei **dati**, nell'**implementazione**, nel **monitoraggio**, nella **documentazione** e nell'**uso**.
 3. **«Più complesso non è sempre migliore»**: è necessario trovare **un equilibrio appropriato tra le prestazioni del modello e tutti gli altri fattori** (i.e. interpretabilità, *feedback* dal supervisore, costi e sforzi per implementare, mantenere e monitorare il modello, competenza all'interno della banca, disponibilità di librerie e codici, supporto accademico, ecc. ...).

¹ [Machine Learning and Model Risk Management](#). White Paper, MRMA, March 2021.

Implicazioni nel Processo di Validazione 2/5

Data Model

- Una profonda **analisi da parte di Validazione Interna (IV)** sull'algoritmo ML comporterebbe **tempistiche molto lunghe** e una **perdita in termini costi-benefici**, occorre pertanto un **approccio qualitativo**.
- Le 4 fasi del processo di validazione proposti nelle prossime slide (*Data Model, Conceptual Soundness, Model Implementation and Ongoing Validation, Model Documentation and Use*) si fondano tutti su tale principio.

ASPETTI	PROCESSO DI VALIDAZIONE
<p>Rappresentatività dei dati Come si può verificare che il <u>set di dati sia rappresentativo della popolazione che il ML intende modellare</u> (i dati vengono raccolti da una varietà di fonti, uniti, trasformati e talvolta campionati e filtrati utilizzando tecniche di machine learning automatizzato)?</p>	<p>Le analisi di rappresentatività tradizionali sono generalmente ancora valide (test Z, Kolmogorov-Smirnov, chi-quadrato, Kruskal-Wallis, ecc.)</p>
<p>Tracciabilità e qualità dei dati Come si può verificare la tracciabilità e la qualità dei dati?</p>	<p>Framework di controllo della tracciabilità dei dati simile a quello di audit basato su checkpoint e indicatori di confronto.</p>
<p>Costruzione di variabili sintetiche Come si può valutare se queste variabili sintetiche sono <u>costruite correttamente</u>?</p>	<p>IV si concentra su due aspetti:</p> <ol style="list-style-type: none"> I. Fare challenge sulla descrizione teorica dell'algoritmo (ingegnerizzazione, validità e implementazione) II. Analisi approfondita delle variabili ingegnerizzate, sia con domande qualitative che con controlli quantitativi
<p>Tecniche di Exploratory data analysis. In che modo si dovrebbe affrontare la <u>revisione di queste tecniche</u> quando vengono utilizzati modelli ML?</p>	<p>Occorre un approccio al risultato finale piuttosto che su una profonda comprensione di ogni fase del processo.</p>

Implicazioni nel Processo di Validazione 3/5

Conceptual Soundness

ASPETTI	PROCESSO DI VALIDAZIONE
<p>Progettazione del modello e selezione dell'algoritmo In che modo si dovrebbe verificare che la <u>scelta dell'algoritmo di ML sia corretta?</u></p>	<p>Occorre considerare tutti i drivers di algorithm selection (model performance, interpretabilità, feedback delle autorità, costi) nel confronto tra modelli ML e tradizionali. Non esistono ancora degli standard specifici per la selezione dell'algoritmo migliore, è inevitabile la presenza di un certo livello di soggettività</p>
<p>Assunzioni e limiti del modello ML Come si può verificare che limiti e assunzioni siano stati ben <u>identificati e documentati?</u></p>	<p>Il processo di validation si basa sulla conoscenza esperta e sulla profonda comprensione dei modelli ML da parte del team IV (le ipotesi sottostanti potrebbero non essere semplici da documentare con tecniche specifiche)</p>
<p>Il dynamic learning Come andrebbe attuato un processo IV su un modello che è in <u>costante cambiamento</u> ?</p>	<p>L'applicazione di un processo di validazione su un modello in costante cambiamento è estremamente complessa. Occorrono analisi mirate:</p> <ol style="list-style-type: none"> I. profonda valutazione metodologica della tecnica di dynamic recalibration. II. checkpoints periodici in cui l'ultima versione ricalibrata del modello viene testata a ritroso.
<p>Interpretabilità del modello Come valutare il grado di interpretabilità del modello ML?</p>	<p>L'interpretabilità è la principale preoccupazione di IV sui modelli ML. Tuttavia, esistono già strumenti sul mercato specificamente progettati per aiutare a spiegare i risultati dei modelli di apprendimento automatico.</p>
<p>Overfitting e bias Come valutare l'overfitting e l'eventuale presenza di bias?</p>	<p>Normalmente vengono usate tecniche di regolarizzazione, cross validation e controlli rigorosi della curva di apprendimento.</p>

Implicazioni nel Processo di Validazione 4/5

Model Implementation and Ongoing Validation

ASPETTI	PROCESSO DI VALIDAZIONE
<p>Valutazione di corretta implementazione del modello</p>	<p>Potrebbe non essere fattibile o realistico per IV eseguire una replica completamente indipendente del codice o eseguire il debug riga per riga per verificarne la correttezza.</p> <ul style="list-style-type: none"> ▪ un controllo esterno può essere sufficiente perché IV costruisce e fornisce un ampio set di dati con alcuni <u>milioni di osservazioni, reali o sintetiche</u>, e chiede sia al team di sviluppo del modello che al team di implementazione di assegnare loro un punteggio con le loro versioni della macchina modello di apprendimento, quindi <u>verifica che i risultati corrispondano esattamente</u>. ▪ Nel caso di modelli di machine learning, IV rivedrà normalmente l'insieme di KPI ricevuti e potenzialmente propone indicatori aggiuntivi da monitorare periodicamente, come metriche di prevenzione dell'overfitting, un'analisi delle prestazioni su sottopopolazioni specifiche o indicatori orientati all'interpretazione del modello

Implicazioni nel Processo di Validazione 5/5

Model Documentation and Use

ASPETTI	PROCESSO DI VALIDAZIONE
<p>Livello di specificità dovrebbe possedere la documentazione relativa ai modelli ML</p>	<p>IV deve prestare particolare attenzione ed eseguire una revisione approfondita della documentazione del modello per garantire che chiarezza, interpretabilità e tracciabilità dei modelli siano all'altezza degli standard più elevati.</p> <p>Un ostacolo importante quando si convalidano modelli sofisticati di apprendimento automatico è quanto siano qualificati i membri del team IV per fare efficacemente challenge. È necessaria una profonda comprensione di queste tecniche, al di là delle tradizionali conoscenze statistiche e informatiche</p>

02

Implicazioni nella Gestione del Rischio Modello (Model Risk Management)

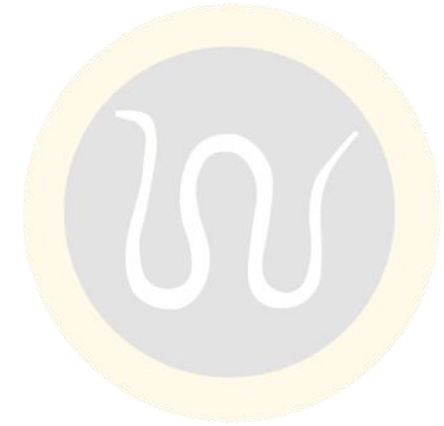
Punti Chiave

Model Identification, Registration and Planning of the
Model Lifecycle

Tiering Factors

Development, Implementation and Use

Model Review



Implicazioni nel Model Risk Management 1/5

Punti Chiave



«This [white paper](#) shows that machine learning has already permeated the financial industry to a considerable extent. Some banks have already developed frameworks to deal with the model risks of machine learning applications, while other banks are still in the midst of soul searching for viable starting points. There definitely is a need to share emerging industry best practices and to develop a comprehensive framework to assess model risks in machine learning applications»¹

- Tre aspetti principali nel considerare il ML all'interno della **Model Risk Governance**:
 1. **Partire dal framework esistente di model risk**: negli ultimi anni le istituzioni finanziarie e le autorità di vigilanza stanno acquisendo molta esperienza nel model risk che potrebbe servire come **solida base** per argomenti di model governance relativi al ML.
 2. **Considerare il nuovo ruolo dei dati**: il ML dipende in via principale dai dati, **il ruolo più importante dei dati deve essere affrontato all'interno di framework di Model Risk Governance**.
 3. **Aggiungere nuove prospettive al model inventory**: il ML potrebbe aumentare la **rilevanza degli aspetti etici a causa della distorsione dei dati** (i.e. pregiudizi), **della comprensibilità dei risultati del modello** e **del ruolo del processo di ricalibrazione**; per facilitare un quadro completo di gestione del rischio del modello, questi attributi devono essere considerati nel *model inventory*.

¹ [Machine Learning and Model Risk Management](#). White Paper, MRMIA, March 2021.

Implicazioni nel Model Risk Management 2/5

Model Identification, Registration and Planning of the Model Lifecycle

Per quanto riguarda la corretta classificazione dei modelli di ML, in quanto tali, si possono considerare due principali cambiamenti al framework esistente



Model Identification Process

Non tutte le istituzioni hanno a disposizione un inventario aggiornato automaticamente, e quindi devono fare affidamento su processi di registrazione e verifica puntuali



A causa del passaggio da un numero stabile di modelli a una **quantità instabile e in rapida evoluzione di modelli** di ML con requisiti di time-to-market brevi, saranno necessari **processi più iterativi e automatizzati**



Model Definition

La decisione, già spesso molto dibattuta, se alcuni algoritmi debbano essere considerati un modello diventa più complicata in quanto i modelli di apprendimento automatico assumono forme meno tradizionali



Una possibile soluzione sarebbe quella di trovare un **criterio comune per la definizione dei modelli di ML che utilizzino risultati qualitativi** (es. chat-bots, modelli *Customer Relations*), come il **grado di controllo umano** e/o la loro **importanza nelle decisioni aziendali**, in base al quale la definizione corrente può essere sovrascritta

Implicazioni nel Model Risk Management 3/5

Tiering Factors

- L'ampia gamma di tecnologie emergenti di ML potrebbe richiedere un raggruppamento basato su caratteristiche diverse.
- Gli enti dovrebbero pertanto estendere i loro attuali sistemi di classificazione del rischio modello (Tiering Factors), che ora si basano principalmente su **rilevanza sull'impatto del modello** e **importanza relativa dell'uso del modello all'interno dell'impresa**

TIERING FACTORS	DESCRIZIONE
Dimensions of materiality, exposure and relative importance	Devono essere presi in considerazione i rischi di compliance (i.e., GDPR, discriminazione delle minoranze attraverso i pregiudizi del modello,...)
Complexity of methodology and design	Sono necessari nuovi modi di confrontare la complessità del modello (i.e., metodologie scelte per il livello di interpretabilità o indicatori del livello di trasparenza, ...)
Data usage	I fattori da valutare sono: il volume dei dati richiesti o il numero di caratteristiche dei dati, la complessità dei dati, la qualità dei dati e se ci sono interazioni e trasformazioni variabili
Output parameters	Un ulteriore fattore decisivo è se il modello in questione è basato su machine learning supervisionato o non supervisionato
Model recalibration	La complessità varia a seconda che una potenziale ricalibrazione del modello richieda un'intera riqualificazione o meno
Testing and monitoring	La capacità di condurre una challenge efficace guida la definizione delle priorità del modello

Implicazioni nel Model Risk Management 4/5

Development, Implementation and Use

- Data la natura di «**black box**» e la costante evoluzione dei modelli di apprendimento automatico basati sui dati di cui sono nutriti, una **documentazione esatta del funzionamento e dei presupposti sottostanti potrebbe diventare impossibile**.
- La **SR 11-7** fornisce numerosi principi generali che sono applicabili anche per i modelli ML.
- Sulla base dei suggerimenti normativi, è possibile **trarre tre conclusioni principali per lo sviluppo di modelli di apprendimento automatico**, come segue:
 - Per i modelli ML con natura di «*black box*» ci si dovrà **focalizzare solo sugli aspetti più chiarificabili alla base del modello** come:
 - Data input (i.e., l'utilizzo di dati provenienti da fonti autorevoli consentirebbe una più facile individuazione e rimozione dei *bias*)
 - Decisioni umane
 - **L'effort per spiegare il modello dovrebbe dipendere dalla sua rilevanza.**
 - L'interpretazione non può essere sostituita, ma la **fiducia nel modello può essere costruita attraverso pratiche complementari**, come la **replicabilità dei risultati**.

Implicazioni nel Model Risk Management 5/5

Model Review

- I principali cambiamenti rispetto al quadro di revisione dei modelli tradizionali possono essere osservati nei tre domini di:
 1. **Frequency**: per i modelli di ML, il **monitoraggio è la nuova convalida**; la frequenza con cui valutare se il modello funziona in modo appropriato potrebbe essere basata sui seguenti indicatori principali:
 - **Variazione dei key input values** (i.e., indicatori macroeconomici)
 - **KPI stabiliti** (che potrebbero essere incentrati su segnali di allarme precoce riguardanti i dati o il funzionamento del modello come potenziali pregiudizi o obiettivi non raggiunti, nonché eventi esterni come cambiamenti normativi, legali e tecnologici)
 - **«Business volume» del modello** (data la valutazione più frequente porterà a risultati più volatili)
 2. **Validation stakeholders**: data la **connettività dei modelli di apprendimento automatico con un numero maggiore di parti interessate**, sia per quanto riguarda le fonti di dati di input, sia per l'uso degli output del modello e le aree di rischio ulteriormente interessate, le diverse aree che dovrebbero essere coinvolte nel controllo dall'inizio dello sviluppo dovrebbero comprendere ad esempio HR, Compliance e Operational Risk.
 3. **Validation content**: La SR 11-7 richiede che *«tutti i componenti del modello, inclusi input, elaborazione e reporting»* siano soggetti a validazione; nel caso in cui il ML assuma caratteristiche **«black box»**, i seguenti test acquistano rilevanza:
 - **Focus sull'implementazione** (validazione rigorosa dell'implementazione in produzione)
 - **Benchmarking** (i.e. confronto con i modelli tradizionali)
 - **Valutazione basata su set di dati diversi** (non utilizzati per stimare il modello originale)
 - **Valutazione di casi specifici** (è necessario valutare le situazioni estreme)
 - **Backtesting**
 - **Componente di reporting** (valutazione dell'output del modello per il controllo dei bias)

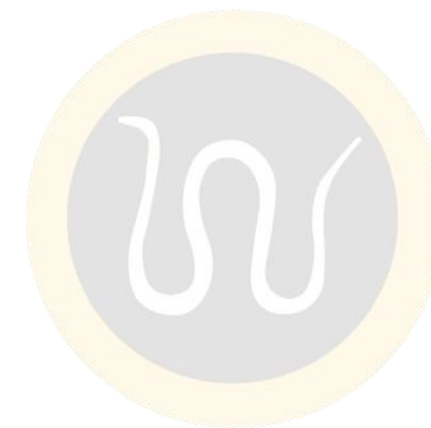
Company Profile

Iason is an international firm that consults Financial Institutions on Risk Management. Iason integrates deep industry knowledge with specialised expertise in Market, Liquidity, Funding, Credit and Counterparty Risk, in Organisational Set-Up and in Strategic Planning.

Dario Esposito
Senior Manager



Matteo Cecchin
Business Analyst



This is an Iason creation.

The ideas and the model frameworks described in this presentation are the fruit of the intellectual efforts and of the skills of the people working in Iason. You may not reproduce or transmit any part of this document in any form or by any means, electronic or mechanical, including photocopying and recording, for any purpose without the express written permission of **Iason Consulting Ltd.**

www.iasonltd.com