



# ***Advanced Analytics e Machine Learning nella gestione dei processi di Anti Financial Crime***

*Supervision Risks & Profitability- ABI Eventi*

---

*Giulia Marini- Responsabile Anti Financial Crime Governance*

*22 Settembre 2020*

**UBI**  **Banca**

---

# Agenda

1 Advanced Analytics nell'AFC di UBI Banca

2 Principali iniziative progettuali

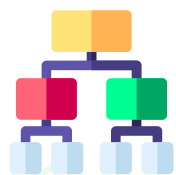
3 Indice di anomalia comportamentale AML

4 Machine Learning nel TxM

5 Lessons Learned

6 Q & A

Forte evoluzione degli ambiti RegTech per l'AFC di UBI Banca, con interventi su più direttrici:



## Strutture / organizzazione

- Rafforzamento della struttura organizzativa, con specializzazione sulle tematiche Risk Measures/Analytics & Machine Learning tra cui l'implementazione di modelli predittivi (supervisionati / non supervisionati)



## Processi

- Revisione dei processi in ambito AFC per rispondere:
  - **Regulator:** nuove disposizioni normative emanate da Banca d'Italia (V e VI Direttiva Antiriciclaggio);
  - **Utenti:** miglioramento della collaborazione attiva e dei processi di rete tramite l'impiego di metodologie/strumenti più evoluti ed efficienti
  - **Mercato:** nuove modalità di acquisizione della clientela che necessitano di strumenti integrati anche tramite canali online



## Sistemi IT

- Sviluppo di piattaforme custom per la gestione delle tematiche AFC (es. ADV, transaction monitoring)
- Integrazione di strumenti di Big Data e sviluppo di modelli / algoritmi di Risk Analytics/ Machine Learning per ottimizzare e migliorare i processi di TXM e di ADV periodica; RPA in ambito SOS per automatizzare le attività di istruttoria e agevolare la creazione del dossier documentale a supporto delle valutazioni

# Principali Iniziative Progettuali

## Indice di Anomalia Comportamentale (IAC) AML

### Descrizione

Obiettivi: individuare ed attribuire, per le controparti in perimetro, un indice di anomalia AML basato sull'osservazione e sulla valutazione dell'operatività degli ultimi 12 mesi dei clienti, basandosi sull'assunto che operazioni frequenti definiscono la tipicità di un comportamento. La metodologia per la definizione dell'AML IAC tiene conto sia delle variabili soggettive del cliente (es. caratteristiche anagrafiche) sia delle variabili oggettive (es. operazioni eseguite). L'Output è una ranking list basata sull'atipicità dei comportamenti della clientela che NON sostituisce la profilazione della clientela/alert di TXM già adottati dalla banca ma un'informazione aggiuntiva e complementare

### Processi impattati

Event Driven Review/  
ADV periodica  
Transaction Monitoring

## Machine Learning TxM- Fase 1

Obiettivi: migliorare il processo di lavorazione degli indicatori di anomalia sviluppati in CYRCULAR (piattaforma integrata di AFC di UBI) che seguono un insieme di regole deterministiche per identificare comportamenti anomali in ambito AML, tramite lo sviluppo di modelli di machine learning per focalizzare l'effort di valutazione sulle pratiche a maggior rischio riducendo i falsi positivi

Transaction Monitoring

## Machine Learning TxM- Fase 2

Obiettivo: individuare un modello predittivo evoluto per migliorare le performance degli indicatori di anomalia sviluppati in CYRCULAR (piattaforma integrata di AFC di UBI) agendo anche sulle regole a monte dei singoli alert

Transaction Monitoring

# Indice di anomalia Comportamentale AML

Le fasi operative di sviluppo

## Definizione del perimetro

Definizione del perimetro di analisi e selezione delle variabili.

Perimetro individuato

Dati di  
3,5 mln  
di clienti (PF)



## Ottimizzazione delle variabili

- Controllo statistico di Data Quality;
- Controllo di correlazione tra variabili.

Insieme delle variabili utili



## Calcolo delle anomalità

### Variabili soggettive/di contesto:

- Operatività rispetto all'area geografica;
- operatività rispetto all'età;
- operatività rispetto alla professione

### Variabili oggettive/di anomalia:

- versamento contante (numero e importo);
- prelievi contante (numero e importo);
- bonifici provenienti dall'estero (numero e importo);
- bonifici per l'estero (numero e importo);
- ricarica carte prepagate (numero e importo).

Indicatori di anomalia



## Determinazione dello IAC

- Confronto con il comportamento medio dei soggetti con caratteristiche simili. Per ogni soggetto (NDG) si calcola l'indice di anomalia attraverso la combinazione matematica (concetto di distanza euclidea) degli indicatori di contesto.
- generazione di una ranking list
- Backtesting, fine tuning e ricalibrazione

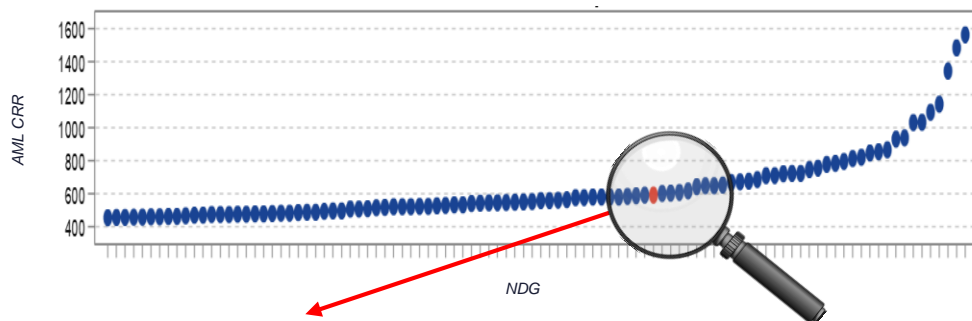
Reporting

INDICAZIONE	ETI	BANK CRD	CATEGORIA	Distanza	Distanza	Distanza	Distanza	Distanza	Distanza	Distanza	Distanza	Distanza
		NEW		INSTRUMENTI	PROFESION	PROFESION	PROFESION	PROFESION	PROFESION	PROFESION	PROFESION	PROFESION
				ETC	ETC	ETC	ETC	ETC	ETC	ETC	ETC	ETC
1	071314739	487	300.00	0.18	0.15	0.17	0.19	0.21	0.23	0.25	0.27	0.29
2	081202170	1	1740.00	0.20	0.20	0.20	0.20	0.20	0.20	0.20	0.20	0.20
3	171045710	56	1385.00	0.20	0.20	0.20	0.20	0.20	0.20	0.20	0.20	0.20
4	041009900	348	865.00	0.47	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
5	131009900	389	1035.31	0.40	0.20	0.20	0.20	0.20	0.20	0.20	0.20	0.20
6	021009900	348	865.00	0.42	0.20	0.20	0.20	0.20	0.20	0.20	0.20	0.20
7	101009900	294	671.71	0.42	0.20	0.20	0.20	0.20	0.20	0.20	0.20	0.20
8	091100000	12	1105.00	0.42	0.20	0.20	0.20	0.20	0.20	0.20	0.20	0.20

# Indice di anomalia Comportamentale AML

## Un esempio di risultati

Andamentale AML IAC (top 100 NDG)



Min - CRR: 1,65

Avg - CRR: 9,17

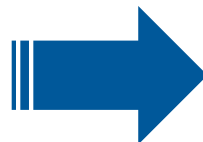
Max - CRR: 1.563,72

Caso pratico AML IAC (NDG1984XXXX):

Variabili soggettive	
Professione	Studente
Fascia età	18-25
Area geografica	Nord-est
Segmento Patrimoniale	Mass Market

Variabili oggettive		
Bonifici esteri (ingresso)	€ 147.587,0	importo annuale (€) 21 n. operazioni annuali (#)
Bonifici esteri (uscita)	€ 143.016,2	importo annuale (€) 58 n. operazioni annuali (#)
Contante (prelevamento)	€ 11.240,0	importo annuale (€) 35 n. operazioni annuali (#)
Contante (versamento)	€ 3.270,0	importo annuale (€) 14 n. operazioni annuali (#)
Carte prepagate (ricarica)	€ -	importo annuale (€) 0 n. operazioni annuali (#)

Applicazione modello  
AML IAC



AML IAC

(NDG1984XXXX):

- valore = 476,1
- posizionamento= n. 33 di circa 3,5 M

Dettaglio sigma variabili soggettive - oggettive

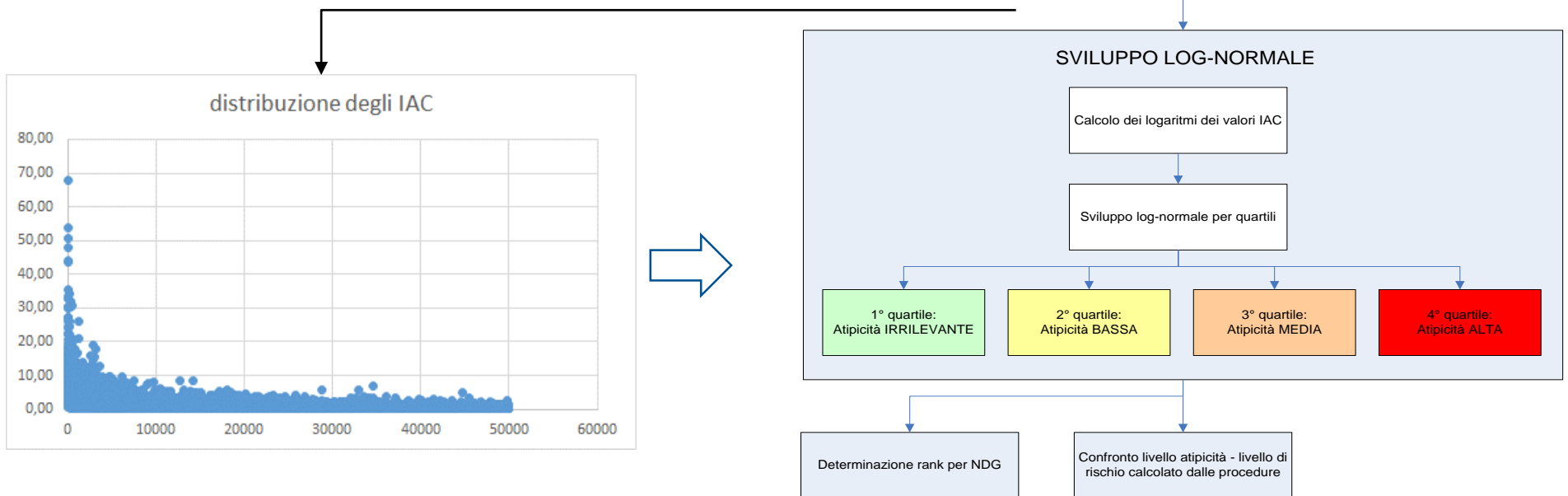
età - bonifici esteri (uscita)	103,6
età - bonifici esteri (ingresso)	82,6
età - carte prepagate (ricarica)	0,6
età - contante (prelevamento)	3,2
età - contante (versamento)	3,7
professione - bonifici esteri (uscita)	98,6
professione - bonifici esteri (ingresso)	59,5
professione - carte prepagate (ricarica)	0,6
professione - contante (prelevamento)	3,1
professione - contante (versamento)	3,2
area geografica - bonifici esteri (uscita)	82,5
area geografica - bonifici esteri (ingresso)	30,1
area geografica - carte prepagate (ricarica)	0,4
area geografica - contante (prelevamento)	1,2
area geografica - contante (versamento)	3,1
<b>totale (AML IAC)</b>	<b>476,1</b>

# Indice di anomalia Comportamentale AML

## Backtesting- campionamento per analisi quantitativa

**Campione di test:** 50.000 NDG, scelti random

**Metodologia di backtesting:**



Ci si attende che il livello di rischio «ALTO» calcolato dalla profilatura della clientela della Banca abbia caratteristiche di atipicità comportamentale affini.

Le eventuali differenze costituiscono aree di indagine per raffinare le valutazioni delle procedure o del modello oppure verificare se alcuni soggetti hanno effettivamente operatività atipiche non già rilevate ma che potrebbe essere opportuno sottoporre a verifica.

# Indice di anomalia Comportamentale AML

Backtesting- esiti

Dati esemplificativi

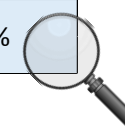
## Analisi comparata dei risultati

Atipicità comportamentale		
ALTA	2.018	4%
MEDIA	1.520	3%
BASSA	1.475	3%
IRRILEVANTE	44.987	90%

Livello di rischio GIANOS		
ALTO	3.496	7%
MEDIO	4.455	9%
BASSO	19.958	40%
IRRILEVANTE	22.091	44%

TABELLA DI CONFRONTO				
ATIPICITA' COMPORTAMENTALE	LIVELLO RISCHIO GIANOS			
	ALTO	MEDIO	BASSO	IRRILEVANTE
ALTA	514	609	606	289
MEDIA	268	405	561	286
BASSA	223	335	661	256
IRRILEVANTE	2491	3106	18130	21260

SINTESI DI CONFRONTO			
CORRISPONDENTI	22840	46%	86%
+/- 1 NOTCH	20159	40%	
+/- 2 NOTCH	4221	8%	14%
+/- 3 NOTCH	2780	6%	



Area di Indagine



# Indice di anomalia Comportamentale AML

Modalità di utilizzo nei processi di AFC

## Know Your Customer – Adeguata Verifica

### Event Driven Review

- L'anomalia comportamentale del cliente se significativa, **scatena un trigger event** con apertura di una pratica di ADV periodica con impatto sulla filiera commerciale e il coinvolgimento del Centro di Competenza a supporto dell'attività
- **Prioritizzazione del trigger event** sulla scadenza dei documenti di identificazione del cliente



### KYC ed Enhanced Due Diligence

- **Prioritizzazione delle pratiche di Adeguata Verifica periodica a scadenza (Rischi Alti e Medi)** con impatto sulla filiera commerciale e il coinvolgimento del Centro di Competenza a supporto dell'attività



## Monitoraggio Operatività Clientela – TXM

### Monitoraggio attività cliente

- Processi di **Screening della clientela e dell'operatività (TxM, Inattesi)** tramite l'utilizzo di metodologie evolute per intercettare nuovi schemi di anomalia comportamentale
- A regime, tecnologie evolute per efficientare le tempistiche di elaborazione e la qualità dei dati



### Reporting Regolamentari

- Segnalazioni Operazioni Sospette alla UIF



# Machine Learning nel TXM

## Processo di valutazione delle pratiche di TXM

Gli indicatori di Transaction Monitoring puntano ad identificare comportamenti anomali legati a transazioni sospette. L'obiettivo è di migliorare il processo lavorazione degli alert/pratiche riducendo l'elevato numero di falsi positivi e focalizzando l'effort di valutazione sulle pratiche a maggior rischio.

### PROCESSO DI VALUTAZIONE

LIVELLO DI CONTROLLO

LIVELLO 0  
GESTORE UO

Il Gestore prende in carico gli alert e le pratiche relative all'Unità Organizzativa di riferimento e assegna una pre-valutazione di coerenza o non coerenza rispetto all'operatività del cliente

LIVELLO 1  
RESPONSABILE UO

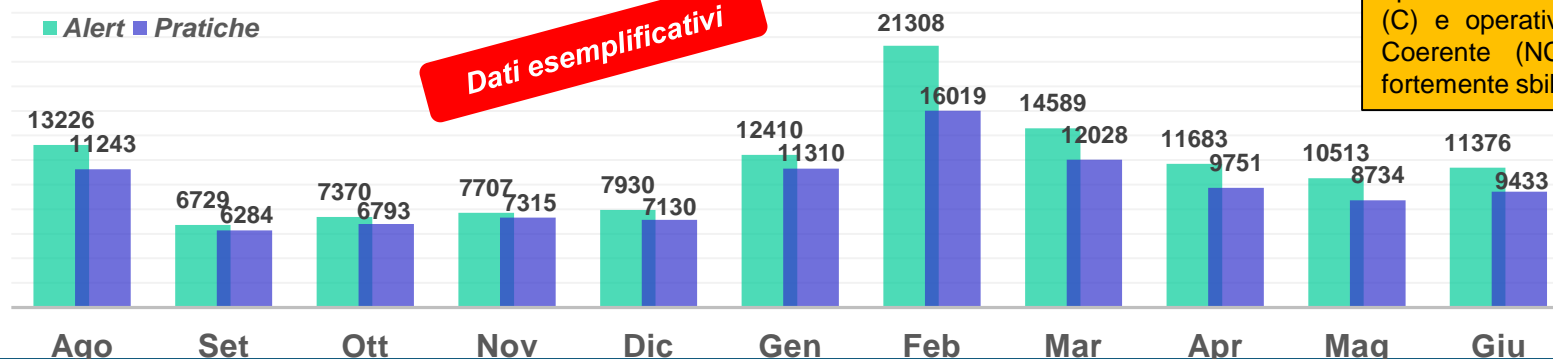
Il Responsabile (VPL) prende in carico gli alert e le pratiche, pre-valutati o meno dal Gestore e assegna una valutazione di coerenza o non coerenza (inserimento di AS-SOS/Extragianos)

LIVELLO 2  
UFFICI AFC  
C&M/SOS

Gli uffici AFC C&M/SOS prendono in carico le pratiche valutate dal Responsabile UO e ne confermano la valutazione o la rifiutano (inserimento di AS-SOS/Extragianos)

#### Nota

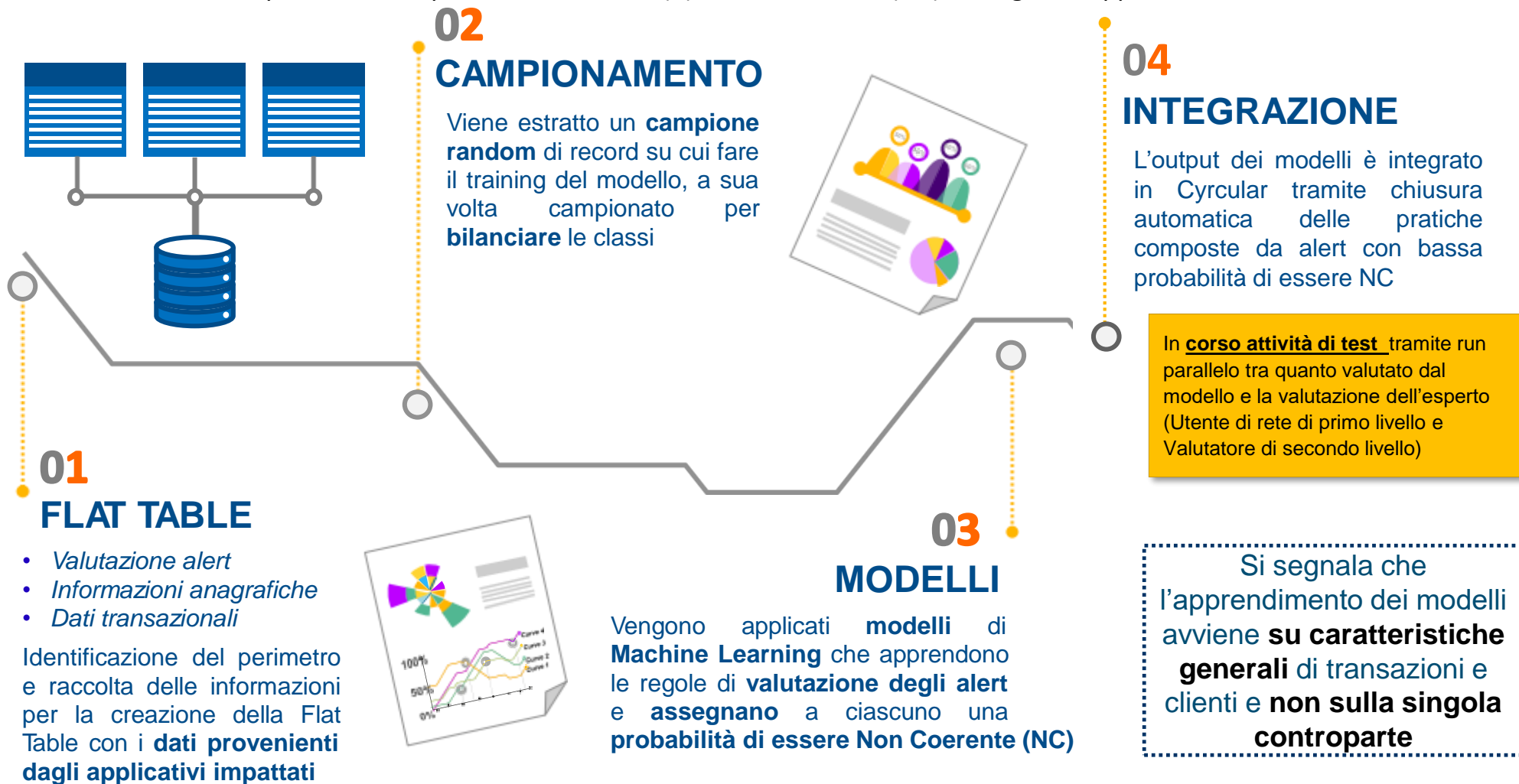
Le numeriche tra operatività Coerente (C) e operatività Non Coerente (NC) sono fortemente sbilanciate.



# Machine Learning nel TXM

## Approccio

Sono stati applicati algoritmi di classificazione per riprodurre le decisioni dei Responsabili UO e degli uffici UBI AFC C&M/SOS, che valutano alert e pratiche con operatività Coerente (C) o Non Coerente (NC). Di seguito l'approccio utilizzato:



# Machine Learning nel TXM

## Overview Modelli

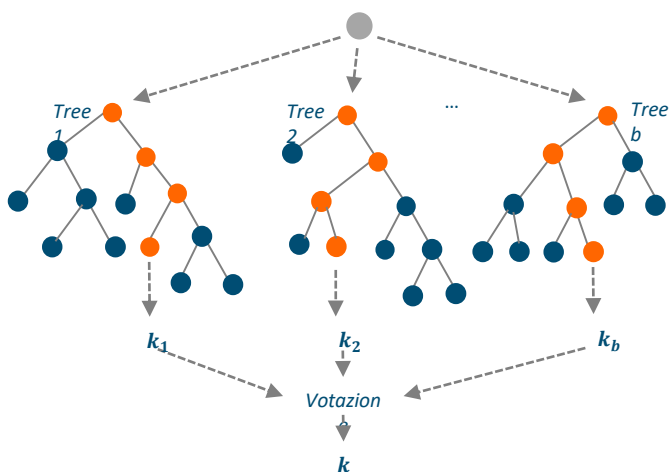
Sono state effettuate delle analisi per individuare il modello più performante, comparando modelli di Logistica, Decision Tree e Random Forest. È emerso un maggior potere predittivo per i modelli Random Forest

### RANDOM FOREST

Modelli basati sulla costruzione e aggregazione di molteplici **alberi decisionali**, costruiti secondo specifici parametri di riferimento

Rispetto ad un singolo albero:

- Riduce l'overfitting sui dati di training
- Modello più robusto dato l'utilizzo di molteplici alberi decisionali non correlati



### MODELLI PREVALENTI

- 1 Modello senza storico valutazioni precedenti
- 2 Modello con storico valutazioni precedenti

Per ciascun modello i risultati sono stati calcolati in base ai cutoff per cui è stato rilevato il **minor errore di classificazione degli alert «non coerenti»**

# Machine Learning nel TXM

## Esempio di applicazione dei Modelli

L'algoritmo assegna ad ogni alert uno score, ovvero una probabilità che l'operatività segnalata sia non coerente, sulla base delle variabili risultate significative.

A seconda della propensione al rischio, viene fissato un cutoff, ovvero un valore soglia tale che gli alert con una probabilità minore del cutoff vengono valutati come coerenti

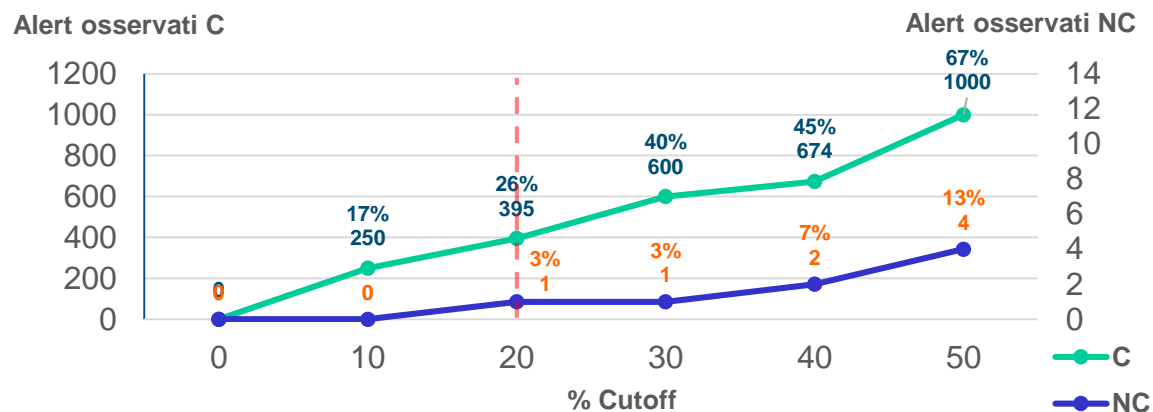
**ESEMPIO**  
CUTOFF = 20%

ID_ALERT	INDICATORE	SCORE	FLAG_COERENTE_ML
1234	NW	0,0567	Y
3456	NW	0,1834	Y
6789	NW	0,2045	N
...	...	...	...

Gli alert con uno score minore di 0,2 vengono chiusi automaticamente

Nel grafico, la curva **verde** rappresenta il numero di alert correttamente predetti C (in valore assoluto e % sul totale osservati C), la curva **blu** il numero di alert erroneamente predetti C dal modello (in valore assoluto e % sul totale osservati NC), la linea **rossa** il cutoff selezionato.

Applicando un cutoff al 20% sui dati di test dell'esempio, verrebbero chiusi 396 alert, di cui 395 osservati come coerenti (26% del totale C) e **1 non coerente (3% del totale NC)**



Il cutoff **non costituisce un indice di accuratezza del modello**, ma dai dati di test è possibile ricavare altre misure di performance, utili per valutare la bontà dei modelli

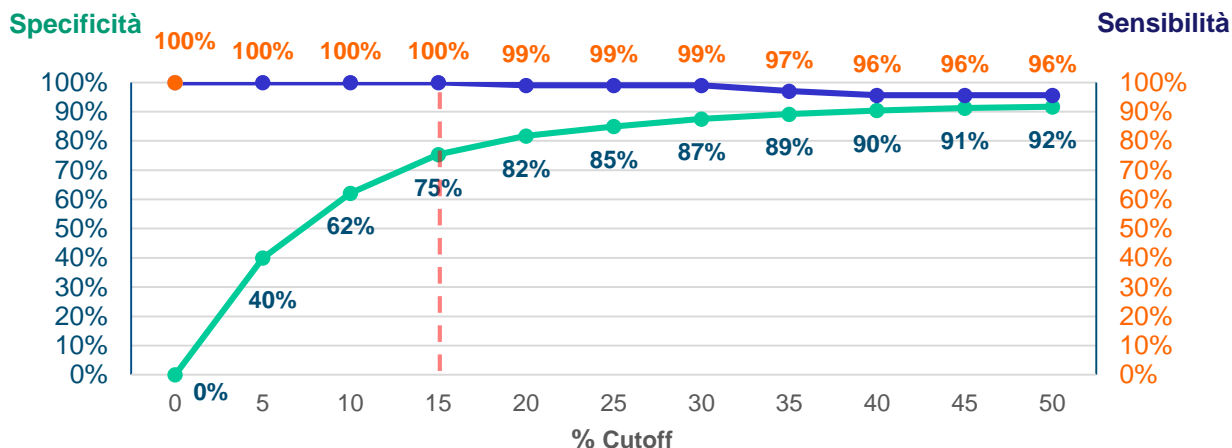
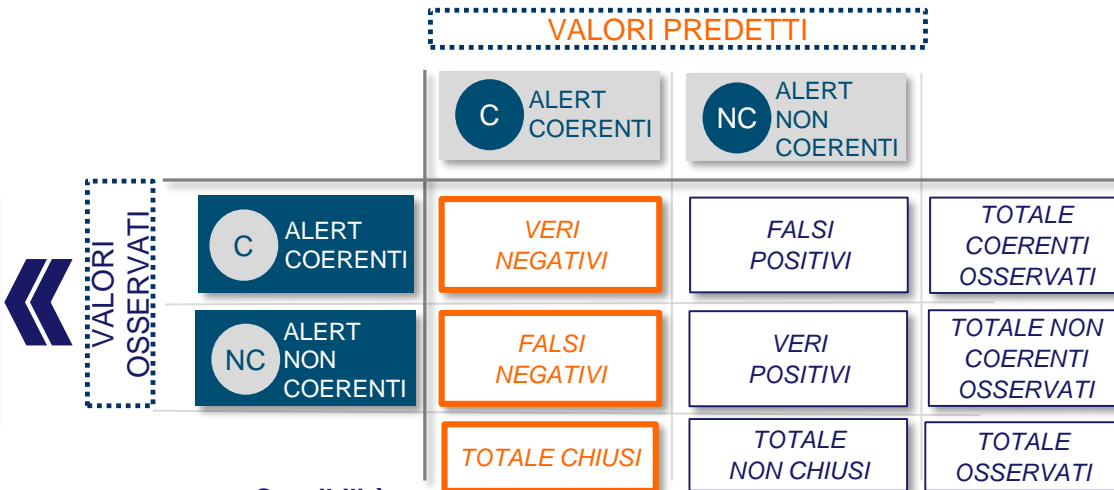
# Machine Learning nel TXM

## Misure di performance del modello

Sulla base di diversi valori soglia (**cutoff**), sono state generate le relative **matrici di confusione**, utili per valutare la performance del modello

**SPECIFICITÀ** → Rapporto tra alert correttamente predetti C e totale alert osservati C

**SENSIBILITÀ** → Rapporto tra alert correttamente predetti NC e totale alert osservati NC



Si segnala che trattandosi di algoritmi statistici basati su dati storici, i modelli di previsione presentano una componente di errore intrinseca

# Machine Learning nel TXM

## Esempio di Risultati

Il modello è stato applicato a dati di test, impostando come esempio, un valore di cutoff tale che l'alert venga considerato non sospetto nel caso abbia una **probabilità minore del 15% di essere «non coerente»**

		VALORI PREDETTI		
		C ALERT COERENTI	NC ALERT NON COERENTI	
VALORI OSSERVATI	C ALERT COERENTI	1.941	647	2.588
	NC ALERT NON COERENTI	0	42	42
		1.941	689	2.630

**ALERT CHIUSI CON ML**

**Dati esemplificativi**

- % di alert classificati C → 75%
- % di alert classificati correttamente C → 100%
- % di alert classificati erroneamente C → 0%

Dalla matrice di confusione, vengono estratti degli indici di misura di performance del modello, tra cui:



**SPECIFICITÀ** (rapporto tra alert predetti C e totale alert osservati C)

→  $1.941/2.588 \approx 0.75$



**SENSIBILITÀ** (rapporto tra alert predetti NC e totale alert osservati NC)

→  $42/42 = 1.00$

- Effort importante per la Data preparation e data quality
- Sharing di esperienze/dati/use case tra diverse business unit (Data Driven Community)
- Multidisciplinarietà (utente di business, analytics team, data expert/scientist, data engineer)
- Backtesting, calibrazione e manutenzione nel continuo dei modelli

*«Non ci sono misteri....c'è soltanto l'insufficienza di dati o della mente»*  
Paul Valéry



