



L'interazione tra LOM e rating a base statistica: le opportunità dell'intelligenza artificiale

ABI – Supervision, Risks and Profitability

22 Giugno 2021

Agenda



- 1 Contesto di Riferimento
- 2 Dati e Tecniche Tradizionali vs Dati e Tecniche Alternativi
- 3 *Early Warning* con Intelligenza Artificiale: l'utilizzo dei dati transazionali
- 4 *Pricing* con Intelligenza Artificiale: l'aggiustamento del rating con tecniche di *Machine Learning*
- 5 Annex

Le LOM creano un link importante tra i mondi “Risk” e “Lending”



A titolo esemplificativo

Alla luce del nuovo testo normativo e della connessione tra i mondi CLO e CRO, trovano spazio gli *analytics*

Tecniche che vanno a sostituire quelle in essere ad oggi

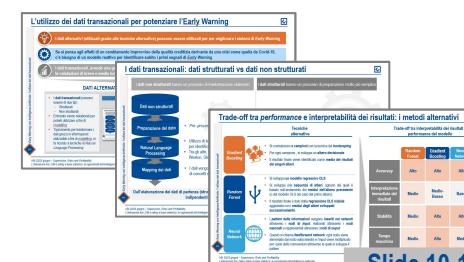
Approcci che vanno a coprire nuove aree

Metodi che vanno ad integrare aree già coperte dai modelli statistici di rating

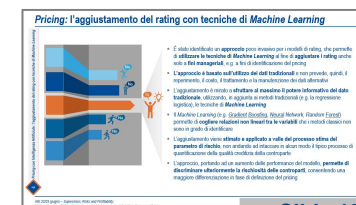
Aggiustamenti del rating mirati al «Pricing»

Modelli che guardano al concetto di «Affordability»

Metodi di gestione dei sistemi di «Early Warning»



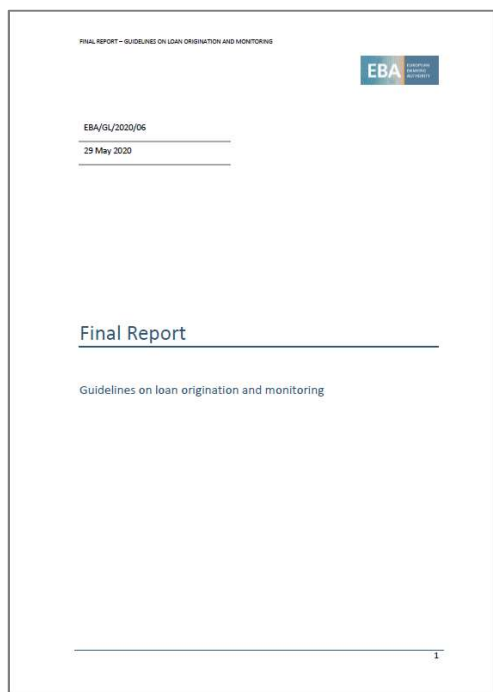
Slide 10-12



Slide 13

Contesto di Riferimento

1

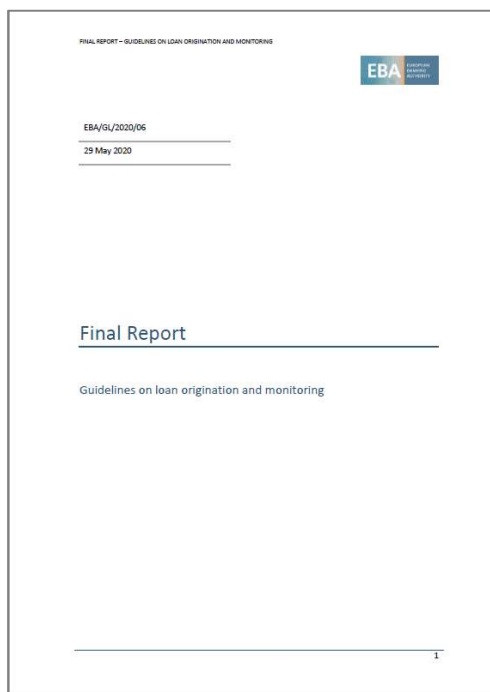


Il testo normativo di riferimento “*The Guidelines on Loan Origination and monitoring*” identifica un link chiaro tra i modelli di rating e le procedure di erogazione e monitoraggio delle linee di credito

- Il testo normativo di riferimento (EBA/GL/2020/06) è stato pubblicato nella versione finale il 29 maggio 2020 ed entra in vigore a partire dal 30 giugno 2021
- Lo scopo delle linee guida è di **migliorare** i meccanismi relativi all'**erogazione del credito** in modo da assicurare che gli istituti finanziari perseguano degli **standard prudenti** con riferimento alla **selezione delle controparti**, alla **gestione** e al **monitoraggio del rischio di credito** al fine di assicurare, a livello complessivo, un'**alta qualità del credito**
- Nel documento si possono identificare diversi **punti di connessione tra le procedure di valutazione, erogazione e monitoraggio del credito ed i modelli statistici di previsione del rischio**, con particolare riferimento a:
 - Valutazione della capacità della controparte di ripagare il credito
 - Definizione del *pricing*
 - Tecniche di *Early Warning*



(EBA/GL/2020/06)



4.3 Credit risk policies and procedures

4.3.4 Models for creditworthiness assessment and credit decision-making

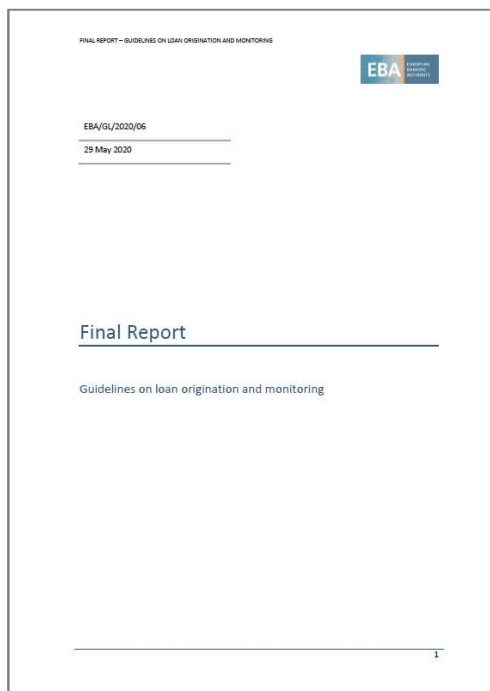
54. When using automated models for creditworthiness assessment and credit decision-making, institutions should understand the models used, and their methodology, input data, assumptions, limitations and outputs, and should have in place:

- a. internal policies and procedures detecting and preventing bias and ensuring the quality of the input data;
- b. measures to ensure the traceability, auditability, and robustness and resilience of the inputs and outputs;
- c. internal policies and procedures ensuring that the quality of the model output is regularly assessed, using measures appropriate to the model's use, including backtesting the performance of the model;
- d. control mechanisms, model overrides and escalation procedures within the regular credit decision-making framework, including qualitative approaches, qualitative risk assessment tools (including expert judgement and critical analysis) and quantitative limits.

EBA/GL/2020/06 – Assessment of borrower's creditworthiness



(EBA/GL/2020/06)



5.2 Assessment of borrower's creditworthiness

5.2.1 General provisions for lending to consumers

98. When assessing the borrower's ability to meet obligations under the loan agreement, institutions and creditors should take into account relevant factors that could influence the present and future repayment capacity of the borrower, and should avoid inducing undue hardship and over-indebtedness. The factors should include other servicing obligations, their remaining duration, their interest rates and the outstanding amounts, and repayment behaviour, e.g. evidence of any missed payments and their circumstances, as well as directly relevant taxes and insurance if known

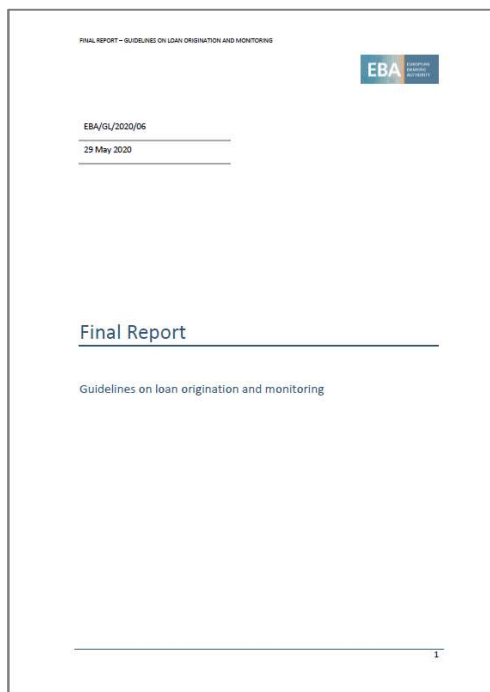
101. For assessing the borrower's ability to meet obligations under the loan agreement, institutions and creditors should adopt suitable methods and approaches, which may include models, as long as these guidelines are met. The selection of the suitable and adequate method should depend on the risk level, size and type of loan.

Contesto di Riferimento

1



(EBA/GL/2020/06)



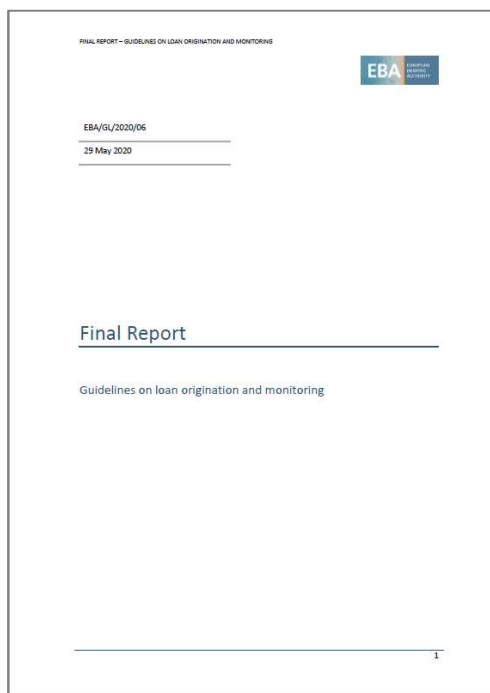
6. Pricing

202. Institutions should consider, and reflect in loan pricing, all relevant costs until the next repricing date or maturity, including:

- a. the cost of capital (considering both regulatory and economic capital), which should result from the capital allocation in place, according to the established breakdowns, e.g. geography, business line and product;
- b. the cost of funding, which should match the key features of the loan, e.g. the expected duration of the loan, taking into account not only contractual terms but also behavioural assumptions, e.g. pre-payment risk;
- c. operating and administrative costs, which should result from cost allocation;
- d. **credit risk costs calculated for different homogeneous risk groups, taking into account historical experience of recognising credit risk losses and when relevant using expected loss models;**
- e. any other real costs associated with the loan in question, including tax considerations, when relevant;
- f. competition and prevailing market conditions, in particular lending segments and for particular loan products.

EBA/GL/2020/06 – *Early Warning indicators /watch lists in credit monitoring*

(EBA/GL/2020/06)



8.5 Use of early warning indicators/watch lists in credit monitoring

269. As part of their monitoring framework, institutions should develop, maintain and regularly evaluate relevant quantitative and qualitative EWIs that are supported by an appropriate IT and data infrastructure that would allow the timely detection of increased credit risk in their aggregate portfolio as well as in portfolios, sub-portfolios, industries, geographies and individual exposures.

Dati e Tecniche Tradizionali vs Dati e Tecniche Alternativi



Si possono valutare diversi utilizzi dell'intelligenza artificiale e dei dati alternativi per migliorare i modelli statistici usati per *Loan Origination and Monitoring*, segnando un cambiamento significativo rispetto ai tradizionali modelli di valutazione del rischio di credito



L'utilizzo dei dati transazionali per potenziare l'Early Warning



I dati alternativi (utilizzati grazie alle tecniche alternative) possono essere utilizzati per migliorare i sistemi di *Early Warning*



Se si pensa agli effetti di un cambiamento improvviso della qualità creditizia derivante da una crisi come quella da Covid-19, c'è bisogno di un modello reattivo per identificare subito i primi segnali di *Early Warning*



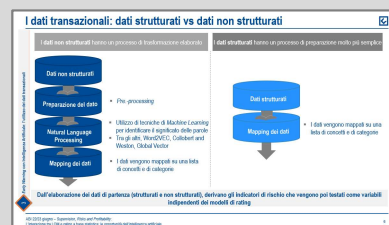
I dati transazionali, avendo una granularità nettamente superiore rispetto a quelli generalmente utilizzati, permettono di rendere le valutazioni di breve e medio lungo termine più reattive ai cambiamenti della qualità creditizia della controparte

Early Warning con Intelligenza Artificiale: l'utilizzo dei dati transazionali

DATI ALTERNATIVI

- I **dati transazionali** possono essere di due tipi:
 - Strutturati
 - Non strutturati
- Entrambi vanno rielaborati per poterli utilizzare a fini di *modelling*
- Tipicamente per trasformare i dati grezzi in informazioni utilizzabili a fini di *modelling*, si fa ricorso a tecniche di *Natural Language Processing*

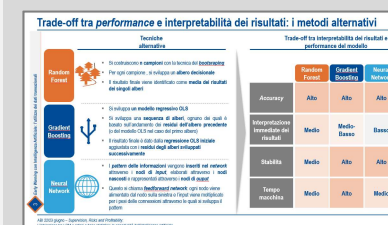
Focus alla slide 6



METODI ALTERNATIVI

- Le **tecniche di modelling** che possono essere valutate sono diverse, tra cui le più utilizzate sono:
 - Gradient Boosting*
 - Neural Network*
 - Random Forest*
- La selezione va fatta valutando il trade-off tra interpretabilità dei risultati e *performance* del modello

Focus alla slide 7



I dati transazionali: dati strutturati vs dati non strutturati

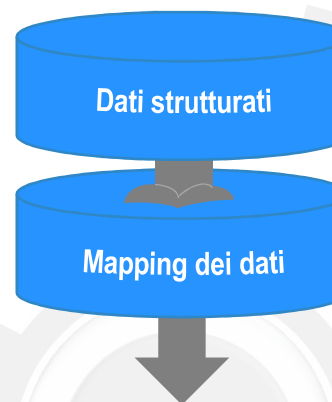


I dati non strutturati hanno un processo di trasformazione elaborato



- *Pre.-processing*
- Utilizzo di tecniche di *Machine Learning* (i.e. *Natural Language Processing*) per identificare il significato delle parole
- Tra gli altri, Word2VEC, Collobert and Weston, Global Vector
- I dati vengono mappati su una lista di concetti e di categorie

I dati strutturati hanno un processo di preparazione molto più semplice



- I dati vengono mappati su una lista di concetti e di categorie

Dall'elaborazione dei dati di partenza (strutturati e non strutturati), derivano gli indicatori di rischio che vengono poi testati come variabili indipendenti dei modelli di valutazione della qualità creditizia delle controparti

Early Warning con Intelligenza Artificiale: l'utilizzo dei dati transazionali

3

Trade-off tra *performance* e interpretabilità dei risultati: i metodi alternativi



Early Warning con Intelligenza Artificiale: l'utilizzo dei dati transazionali

Random Forest

- Si costruiscono **n campioni** con la tecnica del **bootstrapping**
- Per ogni campione, si sviluppa un **albero decisionale**
- Il risultato finale viene identificato come **media dei risultati dei singoli alberi**

Gradient Boosting

- Si sviluppa un **modello regressivo OLS**
- Si sviluppa una **sequenza di alberi**, ognuno dei quali è basato sull'andamento dei **residui dell'albero precedente** (o del modello OLS nel caso del primo albero)
- Il risultato finale è dato dalla **regressione OLS iniziale** aggiustata con i **residui degli alberi sviluppati successivamente**

Neural Network

- I **pattern delle informazioni** vengono **inseriti nel network** attraverso i **nodi di input**, elaborati attraverso i **nodi nascosti** e rappresentati attraverso i **nodi di output**
- Questo si chiama **feedforward network**: ogni nodo viene alimentato dal nodo sulla sinistra e l'input viene moltiplicato per i pesi delle connessioni attraverso le quali si sviluppa il pattern

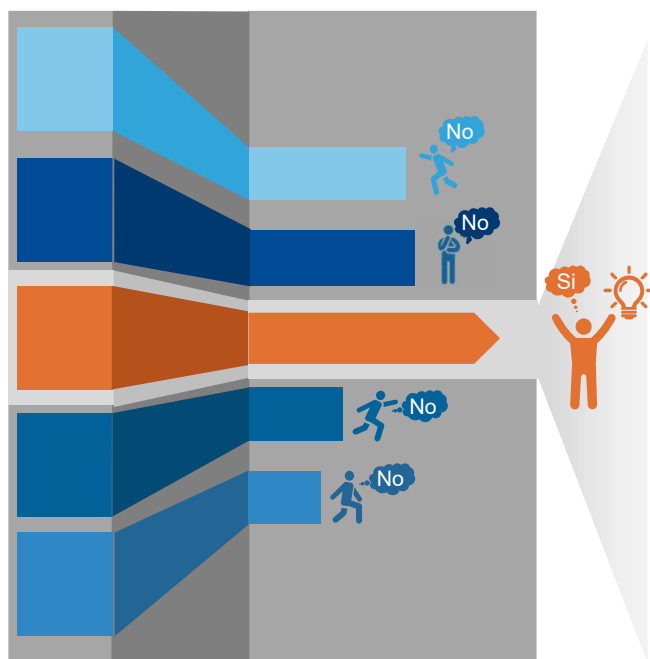
Trade-off tra interpretabilità dei risultati e performance del modello

	Random Forest	Gradient Boosting	Neural Network
Accuracy	Alto	Alto	Alto
Interpretazione immediata dei risultati	Medio	Medio-Basso	Basso
Stabilità	Medio	Alto	Alto
Tempo macchina	Medio	Alto	Medio
Quantità di dati necessaria	Medio-Alto	Medio-Alto	Medio-Alto

Pricing: l'aggiustamento del rating con tecniche di *Machine Learning*



Pricing con Intelligenza Artificiale: l'aggiustamento del rating con tecniche di *Machine Learning*



- È stato identificato un **approccio** poco invasivo per i modelli di rating, che permette di **utilizzare le tecniche di *Machine Learning*** al fine di **aggiustare i rating** anche solo a **fini manageriali**, e.g. a fini di identificazione del pricing
- L'**approccio è basato sull'utilizzo dei dati tradizionali** e non prevede, quindi, il reperimento, il costo, il trattamento e la manutenzione dei dati alternativi
- L'aggiustamento è mirato a **sfruttare al massimo il potere informativo del dato tradizionale**, utilizzando, in aggiunta ai metodi tradizionali (e.g. la regressione logistica), le tecniche di ***Machine Learning***
- Il *Machine Learning* (e.g. *Gradient Boosting*, *Neural Network*, *Random Forest*) permette di **cogliere relazioni non lineari tra le variabili** che i metodi classici non sono in grado di identificare
- L'aggiustamento viene **stimato e applicato a valle del processo stima del parametro di rischio**, non andando ad intaccare in alcun modo il tipico processo di quantificazione della qualità creditizia della controparte
- L'approccio, portando ad un aumento delle performance del modello, **permette di discriminare ulteriormente la rischiosità delle controparti**, consentendo una maggiore differenziazione in fase di definizione del pricing

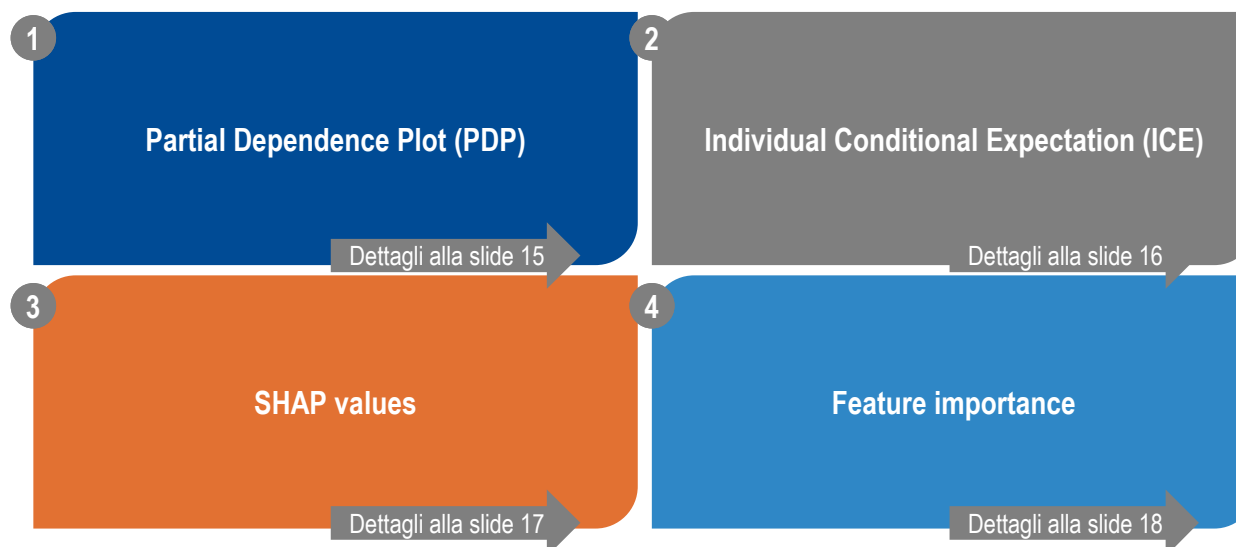
4

Annex: Interpretazione dei risultati derivanti da tecniche *Machine Learning*

Oltre alle *performance* va tenuta in considerazione l'interpretazione economica dei risultati:

- **Analisi di trend**
- **Analisi dei pesi delle variabili nel modello**
- **Relazione tra l'output del modello e le singole variabili**

Possono essere utilizzati quattro diversi *tool* per l'interpretazione dei risultati:

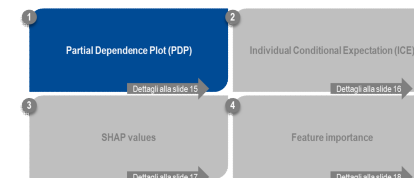
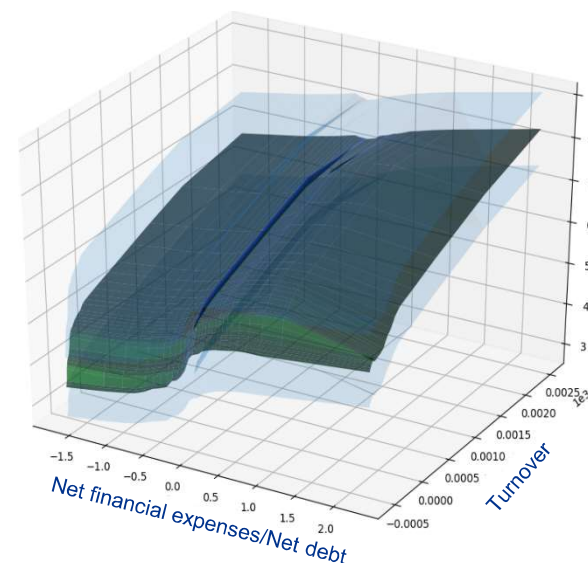
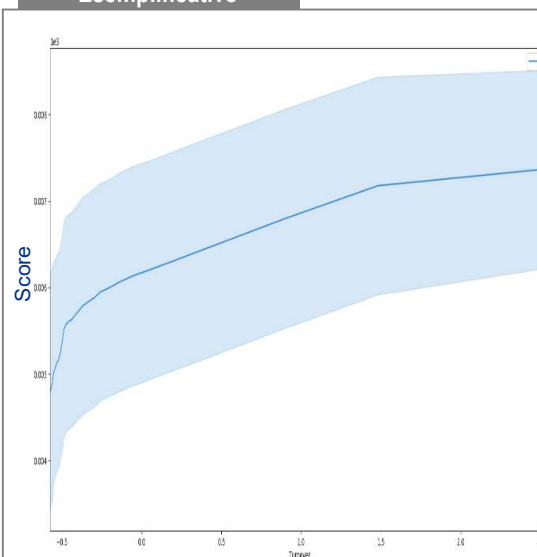


Annex: Interpretazione dei risultati: *Partial Dependence Plot*



- **2D *Partial Dependence Plot*** rappresenta gli impatti marginati di una (o più) variabile(i) sugli *outcome* delle previsioni mentre il resto delle variabili viene fissato al minimo, massimo o valore medio
- Nei modelli classici (e.g. regressioni lineari), queste analisi vengono svolte semplicemente considerando i beta di ciascuna variabile
- PDP è uno strumento potente per la validazione del modello

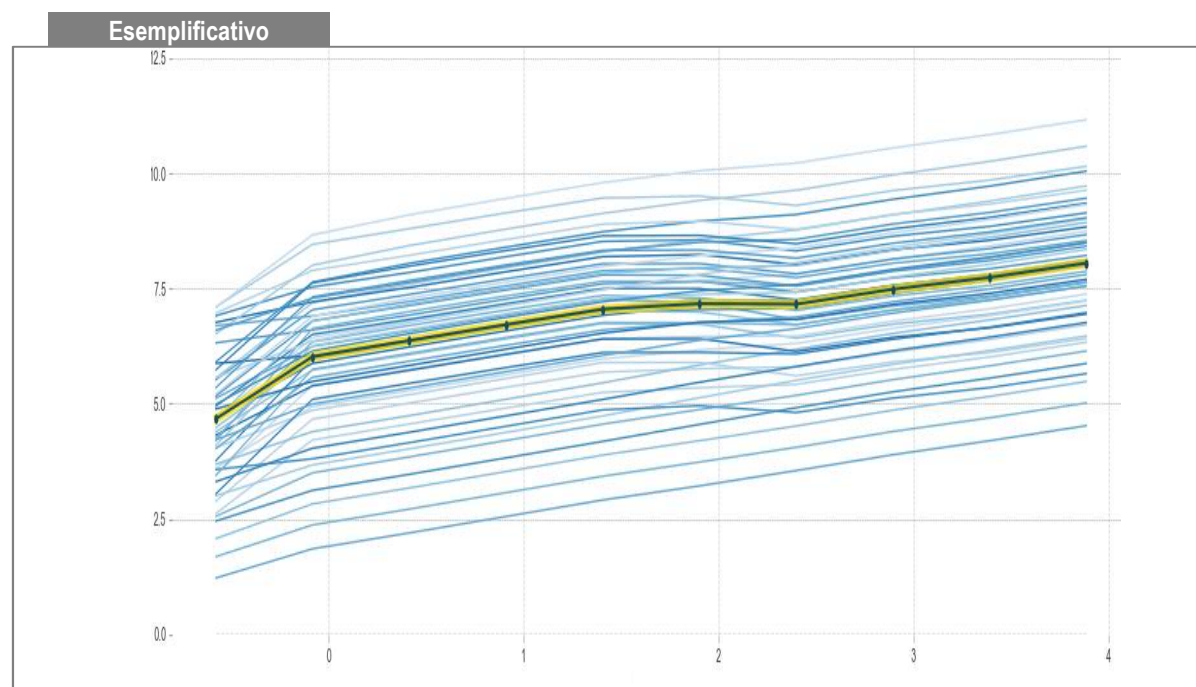
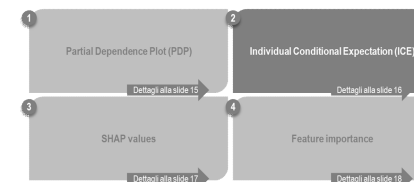
Esemplificativo



Annex: Interpretazione dei risultati: *Individual Conditional Expectations*



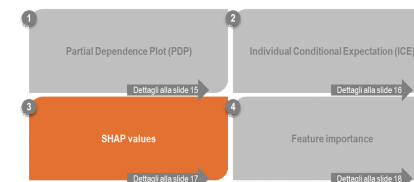
- **Individual Conditional Expectations (ICE) plots** rappresentano una curva per ogni controparte per rappresentare come il modello reagisce al cambio di una variabile mentre le altre variabili vengono tenute fisse
- La linea gialla rappresenta il valore medio delle curve
- ICE è uno strumento valido per le analisi individuali



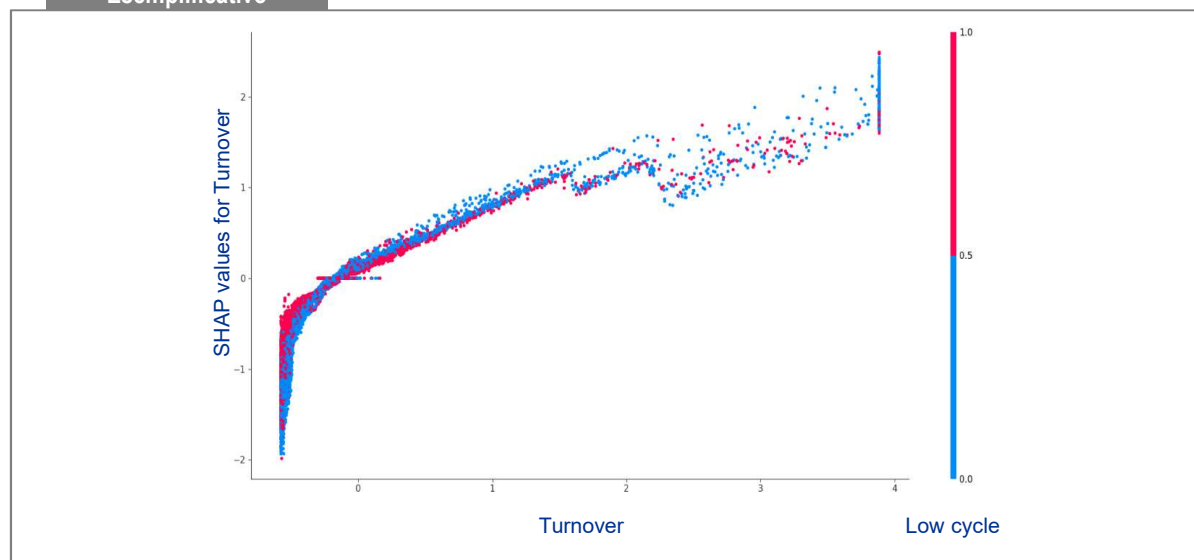
Annex: Interpretazione dei risultati: SHAP Values



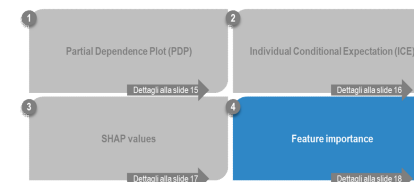
- **SHAP values** è assolutamente il metodo teoricamente più sofisticato per l'interpretazione dei risultati dei modelli
- Il metodo è derivato dalla Teoria dei Giochi e spiega l'outcome del modello attraverso l'impatto di ciascuna variabile come se fosse un *player*
- SHAP values sono un metodo sofisticato per capire l'*outcome* del modello



Esemplificativo



Annex: Interpretazione dei risultati: *Feature Importance*



- **Feature importance** rappresenta l'impatto del modello sulle previsioni attraverso il bootstrap di ogni variabile mentre le altre variabili vengono tenute fisse ai loro valori osservati
- Questo metodo viene usato per la validazione del modello

