



UNIMORE
UNIVERSITÀ DEGLI STUDI DI
MODENA E REGGIO EMILIA

Dipartimento di Economia
Marco Biagi

DEMB Working Paper Series

N. 265

Modello di Valutazione della Congruità delle Offerte negli Appalti Pubblici:
Multi-Criteria Decision Analysis (MCDA) con Ensemble AI Forecasting

Massimiliano Ferrara¹, Concetta Di Napoli², Vincenzo Tedesco³

December 2025

¹ Università Mediterranea di Reggio Calabria, Department of Law, Economics and Human Sciences and Decisions LAB

Email: massimiliano.ferrara@unirc.it

² Politecnico di Torino, email: concetta.dinapoli@unito.it

³ Politecnico di Torino, email: vincenzo.tedesco@unito.it

Modello di Valutazione della Congruità delle Offerte negli Appalti Pubblici: Multi-Criteria Decision Analysis (MCDA) con Ensemble AI Forecasting*

Massimiliano Ferrara[†] Concetta Di Napoli[‡] Vincenzo Tedesco[§]

14 dicembre 2025

Sommario

Il presente lavoro propone un modello innovativo per la valutazione della congruità delle offerte negli appalti pubblici, in conformità al D.Lgs. 36/2023 (Nuovo Codice degli Appalti) e ai regolamenti interni del Politecnico di Torino. Il modello integra l'approccio Multi-Criteria Decision Analysis (MCDA) con tecniche avanzate di intelligenza artificiale, nello specifico un ensemble forecasting basato su Random Forest e SHAP (SHapley Additive exPlanations) per l'interpretabilità delle predizioni. L'obiettivo è fornire alle stazioni appaltanti uno strumento oggettivo, trasparente e riproducibile per identificare le offerte anomale e valutarne la congruità economica, la serietà, la sostenibilità e la realizzabilità, come richiesto dagli articoli 54 e 110 del nuovo Codice degli Appalti.

Parole chiave: Appalti pubblici, MCDA, Random Forest, SHAP, Offerte anomale, D.Lgs. 36/2023, Congruità economica

*Gli Autori ringraziano il Direttore della Collana DEMB WPs per avere accettato il presente scritto. Il lavoro si inserisce all'interno di un progetto che nasce da una precedente collaborazione con il DEMB nell'ambito del PRIN 2022 PNRR dal titolo "Climate risk and uncertainty: environmental sustainability and asset pricing", Codice Progetto "P20225MJW8" (CUP: E53D23016470001), MUR D.D. Decreto di finanziamento n. 1409 del 14/09/2022 e che vede la Prof.ssa Silvia Muzzioli quale Principal Investigator. Il presente working paper rappresenta il risultato di un'analisi preliminare sviluppata in un contesto scientifico sostanzialmente diverso da quello attualmente in fase di implementazione nel citato progetto PRIN 2022 PNRR, ma al contempo ne richiama approcci, strumenti e metodologie di Machine Learning che si ritengono rilevanti per future valutazioni che saranno condotte presso il Dipartimento di Economia Marco Biagi e il Decisions Lab dell'Università Mediterranea

[†]Università degli Studi Mediterranea di Reggio Calabria, Dipartimento di Giurisprudenza, Economia e Scienze Umane, email: massimiliano.ferrara@unirc.it

[‡]Politecnico di Torino, Direzione generale e PROGES, email: concetta.dinapoli@polito.it

[§]Politecnico di Torino, Direzione generale, email: vincenzo.tedesco@polito.it

Indice

1	Introduzione	4
1.1	Contesto Normativo	4
1.2	Il nuovo Modello proposto: genesi e motivazioni	4
1.3	Obiettivi	5
1.4	Principi Fondamentali	5
2	Architettura del Modello	6
2.1	Struttura Generale	6
2.2	Componente 1: Framework MCDA	6
2.2.1	Identificazione dei Criteri	6
2.2.2	Assegnazione dei Pesi	7
2.2.3	Normalizzazione e Aggregazione	8
2.3	Componente 2: Random Forest Classifier	8
2.3.1	Architettura del Modello	8
2.3.2	Feature Engineering	8
2.3.3	Training e Validazione	9
2.4	Componente 3: SHAP Explainer	9
2.4.1	Fondamenti Teorici	9
2.4.2	Interpretabilità Locale e Globale	10
2.4.3	Visualizzazioni SHAP	10
3	Guida Operativa	10
3.1	Fase 1: Preparazione e Setup	10
3.1.1	Definizione del Contesto di Gara	10
3.1.2	Configurazione del Modello MCDA	11
3.2	Fase 2: Acquisizione e Processamento Dati	11
3.2.1	Raccolta Dati dalle Offerte	11
3.2.2	Normalizzazione dei Dati	12
3.3	Fase 3: Valutazione MCDA	12
3.3.1	Calcolo dei Punteggi	12
3.3.2	Analisi di Sensibilità	12
3.4	Fase 4: Predizione con Random Forest e Interpretazione SHAP	13
3.4.1	Esecuzione della Predizione	13
3.4.2	Interpretazione dei Risultati	13
3.5	Fase 5: Decisione Finale e Documentazione	14
3.5.1	Matrice Decisionale	14
3.5.2	Template Report di Valutazione	14
3.6	Fase 6: Contraddittorio (se necessario)	15
4	Implementazione Tecnica	16
4.1	Stack Tecnologico	16
4.2	Pseudocodice Sistema Completo	18
4.3	Requisiti di Data Governance	18

5	Validazione e Manutenzione	18
5.1	Piano di Validazione Iniziale	18
5.2	Monitoraggio Continuo	18
5.3	Ciclo di Aggiornamento	18
6	Conformità Normativa e Giurisprudenziale	19
6.1	Allineamento al D.Lgs. 36/2023	19
6.2	Giurisprudenza Rilevante	19
6.3	Tutela contro il Contenzioso	19
7	Conclusioni e Sviluppi Futuri	20
A	Esempio Applicativo Completo	24
A.1	Caso Studio: Appalto Lavori di Ristrutturazione	24
A.1.1	Step 1: Calcolo Soglia di Anomalia (Metodo A)	24
A.1.2	Step 2: Valutazione MCDA delle Offerte Residue	24
A.1.3	Step 3: Predizione Random Forest	25
A.1.4	Step 4: Analisi SHAP	25
A.1.5	Step 5: Decisione	25
A.2	Esito del Contraddittorio	26
B	Script Python di Esempio	26
C	Roadmap Evolutiva del Sistema	35
C.1	Fase 2: Analisi Automatica delle Offerte Tecniche Testuali (NLP)	35
C.2	Fase 3: Ottimizzazione Dinamica dei Pesi MCDA (Reinforcement Learning)	36
C.3	Fase 4: Valutazione Automatizzata degli Elaborati Grafici (Computer Vision)	36
C.4	Fase 5: Sistema di Early Warning per Operatori Economici	37
C.5	Fase 6: Interoperabilità con Piattaforme Nazionali	37
C.6	Considerazioni Implementative	38
D	Checklist Operativa Rapida	38
D.1	Pre-Gara	38
D.2	Post-Apertura Offerte	38
D.3	Valutazione AI	39
D.4	Decisione	39
D.5	Post-Contraddittorio (se attivato)	39
D.6	Post-Aggiudicazione	39

1 Introduzione

1.1 Contesto Normativo

Il Decreto Legislativo 31 marzo 2023, n. 36, noto come "Nuovo Codice dei Contratti Pubblici", entrato in vigore il 1° luglio 2023, ha introdotto significative modifiche nella disciplina delle offerte anomale e della loro valutazione di congruità. Le disposizioni principali si articolano in due articoli chiave:

- **Art. 54 - Esclusione automatica delle offerte anomale:** Applicabile ai contratti sotto-soglia comunitaria aggiudicati con il criterio del prezzo più basso, prevede l'esclusione automatica quando il numero di offerte ammesse è pari o superiore a cinque. L'Allegato II.2 del Codice definisce tre metodi di calcolo della soglia di anomalia (Metodo A, B e C).
- **Art. 110 - Offerte anormalmente basse:** Applicabile agli appalti sopra-soglia, richiede alle stazioni appaltanti di valutare la congruità, la serietà, la sostenibilità e la realizzabilità della migliore offerta che, in base a elementi specifici (inclusi i costi dichiarati), appaia anormalmente bassa.

La normativa introduce un principio fondamentale: la stazione appaltante può valutare la congruità di ogni offerta che, in base a elementi specifici, appaia anormalmente bassa, anche al di fuori dei casi di esclusione automatica.

1.2 Il nuovo Modello proposto: genesi e motivazioni

La valutazione della congruità delle offerte rappresenta una delle fasi più delicate e critiche nel processo di affidamento degli appalti pubblici. Le principali sfide affrontate dalle stazioni appaltanti includono:

1. **Multidimensionalità della valutazione:** La congruità non dipende esclusivamente dal prezzo offerto, ma da molteplici fattori quali i costi della manodopera, i costi di sicurezza, la qualità tecnica, l'esperienza dell'operatore economico, le condizioni di mercato, ecc.
2. **Soggettività delle valutazioni:** L'assenza di criteri oggettivi e standardizzati può portare a valutazioni discrezionali e potenzialmente contestabili.
3. **Complessità tecnica:** La verifica richiede competenze multidisciplinari (economiche, tecniche, giuridiche) spesso non facilmente integrabili.
4. **Necessità di trasparenza:** Le decisioni devono essere motivate, tracciabili e difendibili in sede giurisdizionale.
5. **Efficienza operativa:** Le verifiche devono essere condotte in tempi ragionevoli per non rallentare eccessivamente le procedure di gara.

Il modello qui proposto affronta queste criticità attraverso un approccio integrato che combina:

Multi-Criteria Decision Analysis (MCDA) Fornisce il framework metodologico per strutturare il problema decisionale, identificare i criteri rilevanti, assegnare pesi oggettivi e aggregare le valutazioni in modo trasparente e riproducibile.

Ensemble AI Forecasting con Random Forest Utilizza algoritmi di machine learning per predire la probabilità di anomalia di un'offerta basandosi su dati storici e pattern emersi da gare precedenti, offrendo una valutazione predittiva supportata da evidenze empiriche.

SHAP (SHapley Additive exPlanations) Garantisce l'interpretabilità del modello AI, consentendo di comprendere quali fattori contribuiscono maggiormente alla classificazione di un'offerta come anomala, assicurando trasparenza e accountability.

1.3 Obiettivi

Gli obiettivi specifici del modello proposto sono:

- Standardizzare il processo di valutazione della congruità delle offerte presso il Politecnico di Torino;
- Ridurre la discrezionalità e aumentare l'oggettività delle valutazioni;
- Fornire strumenti predittivi basati su evidenze empiriche e dati storici;
- Garantire la piena conformità con il D.Lgs. 36/2023;
- Migliorare la difendibilità delle decisioni in sede di contenzioso;
- Ottimizzare i tempi di verifica mantenendo elevati standard di qualità;
- Creare un sistema di apprendimento continuo che migliori nel tempo attraverso l'accumulo di dati.

1.4 Principi Fondamentali

Il modello si fonda sui seguenti principi cardine:

Trasparenza Ogni passaggio del processo decisionale è esplicito e documentabile.

Oggettività I criteri e i pesi sono definiti ex-ante e applicati uniformemente.

Proporzionalità L'intensità della verifica è commisurata al valore e alla complessità dell'appalto.

Contraddittorio Il modello supporta, ma non sostituisce, il contraddittorio con l'operatore economico.

Apprendimento continuo Il sistema migliora attraverso l'analisi dei dati storici e il feedback operativo.

Conformità normativa Pieno allineamento con il D.Lgs. 36/2023 e la giurisprudenza consolidata.

2 Architettura del Modello

2.1 Struttura Generale

Il modello si articola in tre componenti principali integrate in un framework unico:

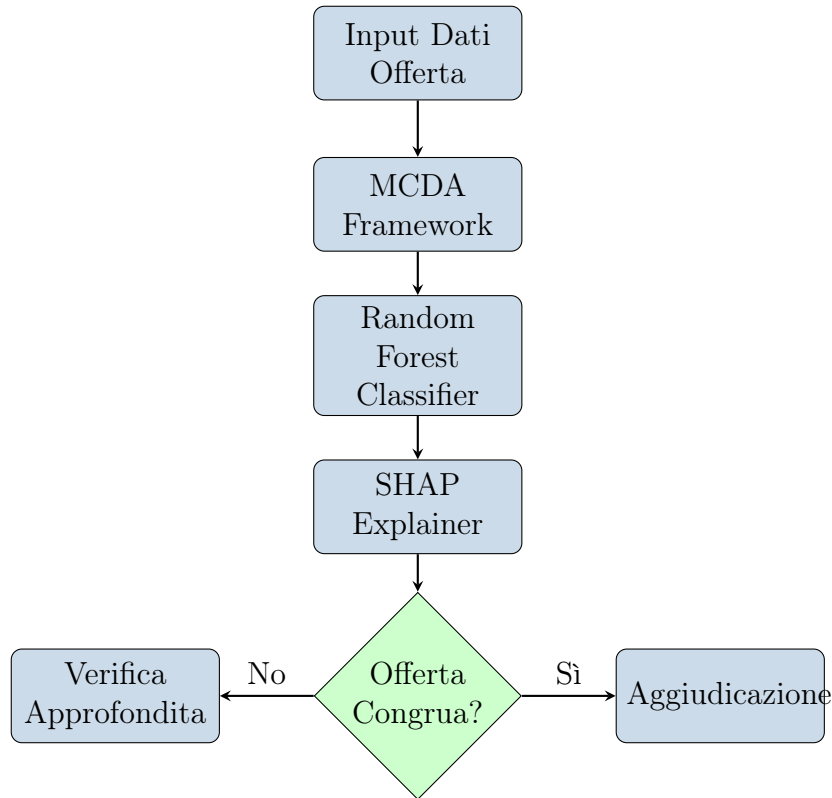


Figura 1: Architettura generale del modello integrato

2.2 Componente 1: Framework MCDA

2.2.1 Identificazione dei Criteri

Conformemente all'art. 110 del D.Lgs. 36/2023, i criteri di valutazione devono essere indicati nel bando di gara. Il modello propone la seguente struttura di criteri gerarchici:

Criteri Economici (C_E)

- C_{E1} : Ribasso percentuale offerto rispetto alla base d'asta
- C_{E2} : Costo della manodopera dichiarato vs. minimi contrattuali
- C_{E3} : Costi di sicurezza dichiarati vs. stima stazione appaltante
- C_{E4} : Struttura economica dell'offerta (coerenza interna)

Criteri Tecnici (C_T)

- C_{T1} : Qualità tecnica della proposta
- C_{T2} : Soluzioni organizzative e logistiche
- C_{T3} : Cronoprogramma e tempistiche di esecuzione
- C_{T4} : Materiali e tecnologie proposte

Criteri Soggettivi (C_S)

- C_{S1} : Esperienza dell'operatore economico in settori analoghi
- C_{S2} : Capacità economico-finanziaria dimostrata
- C_{S3} : Organico e risorse tecniche disponibili
- C_{S4} : Track record di esecuzioni pregresse

Criteri di Contesto (C_C)

- C_{C1} : Condizioni di mercato specifiche del settore
- C_{C2} : Ubicazione geografica e logistica
- C_{C3} : Tempistiche e stagionalità dell'appalto
- C_{C4} : Complessità specifica dell'intervento

2.2.2 Assegnazione dei Pesi

I pesi dei criteri vengono determinati attraverso il metodo Analytic Hierarchy Process (AHP), che consente di trasformare giudizi qualitativi in valori numerici attraverso confronti a coppie.

La matrice di confronto a coppie A è definita come:

$$A = [a_{ij}] \quad \text{dove} \quad a_{ij} = \frac{w_i}{w_j} \quad (1)$$

con a_{ij} che rappresenta l'importanza del criterio i rispetto al criterio j secondo la scala di Saaty (1-9).

Il vettore dei pesi $\mathbf{w} = (w_1, w_2, \dots, w_n)^T$ è ottenuto come autovettore principale normalizzato:

$$A\mathbf{w} = \lambda_{max}\mathbf{w} \quad (2)$$

dove λ_{max} è l'autovalore massimo. La consistenza dei giudizi è verificata attraverso il Consistency Ratio (CR):

$$CR = \frac{CI}{RI} = \frac{(\lambda_{max} - n)/(n - 1)}{RI} \quad (3)$$

dove RI è il Random Index. Si richiede $CR < 0.10$ per accettare la matrice di confronto.

2.2.3 Normalizzazione e Aggregazione

Per ciascun criterio C_k , i valori delle offerte vengono normalizzati nell'intervallo $[0, 1]$ utilizzando:

$$v_{ik} = \begin{cases} \frac{x_{ik} - \min_j(x_{jk})}{\max_j(x_{jk}) - \min_j(x_{jk})} & \text{se } C_k \text{ è benefico} \\ \frac{\max_j(x_{jk}) - x_{ik}}{\max_j(x_{jk}) - \min_j(x_{jk})} & \text{se } C_k \text{ è non-benefico} \end{cases} \quad (4)$$

Il punteggio aggregato MCDA per l'offerta i è calcolato come:

$$S_i = \sum_{k=1}^n w_k \cdot v_{ik} \quad (5)$$

dove w_k è il peso del criterio k e $\sum_{k=1}^n w_k = 1$.

2.3 Componente 2: Random Forest Classifier

2.3.1 Architettura del Modello

Il Random Forest è un algoritmo ensemble che costruisce multipli alberi decisionali durante la fase di training e restituisce la classe (congruo/anomalo) che rappresenta la moda delle classi predette dai singoli alberi.

Il modello è formalmente definito come:

$$\hat{y} = \text{mode}\{h_1(\mathbf{x}), h_2(\mathbf{x}), \dots, h_B(\mathbf{x})\} \quad (6)$$

dove $h_b(\mathbf{x})$ è la predizione del b -esimo albero decisionale e B è il numero totale di alberi nell'ensemble.

2.3.2 Feature Engineering

Il vettore delle caratteristiche \mathbf{x} per ciascuna offerta include:

- Punteggio MCDA aggregato (S_i)
- Valori normalizzati di tutti i criteri ($v_{i1}, v_{i2}, \dots, v_{in}$)
- Ribasso percentuale
- Rapporto costi manodopera/importo totale
- Rapporto costi sicurezza/importo totale
- Indicatori derivati: distanza dalla media, deviazione standard relativa
- Caratteristiche dell'operatore economico: classe di certificazione, anni di esperienza, numero dipendenti
- Caratteristiche dell'appalto: importo, categoria, durata, localizzazione

2.3.3 Training e Validazione

Il dataset storico è suddiviso in:

- Training set (70%): per l'addestramento del modello
- Validation set (15%): per la selezione degli iperparametri
- Test set (15%): per la valutazione delle performance finali

Gli iperparametri ottimizzati includono:

- Numero di alberi (B): tipicamente 100-500
- Profondità massima degli alberi (d_{max})
- Numero minimo di campioni per split
- Numero di feature da considerare per ogni split ($m = \sqrt{p}$ dove p è il numero totale di feature)

La performance è valutata attraverso:

- Accuracy: $\frac{TP+TN}{TP+TN+FP+FN}$
- Precision: $\frac{TP}{TP+FP}$
- Recall: $\frac{TP}{TP+FN}$
- F1-Score: $2 \cdot \frac{\text{Precision} \cdot \text{Recall}}{\text{Precision} + \text{Recall}}$
- AUC-ROC: Area Under the Receiver Operating Characteristic Curve

2.4 Componente 3: SHAP Explainer

2.4.1 Fondamenti Teorici

SHAP (SHapley Additive exPlanations) è basato sulla teoria dei giochi cooperativi e fornisce un metodo unificato per interpretare le predizioni di modelli di machine learning. Il valore SHAP ϕ_j per la feature j è definito come:

$$\phi_j(f, x) = \sum_{S \subseteq F \setminus \{j\}} \frac{|S|!(|F| - |S| - 1)!}{|F|!} [f_{S \cup \{j\}}(x_{S \cup \{j\}}) - f_S(x_S)] \quad (7)$$

dove:

- F è l'insieme di tutte le feature
- S è un sottoinsieme di feature che non include j
- $f_S(x_S)$ è la predizione del modello considerando solo le feature in S

Il valore SHAP rappresenta il contributo marginale atteso della feature j alla predizione, considerando tutte le possibili combinazioni di feature.

2.4.2 Interpretabilità Locale e Globale

Interpretabilità Locale Per una singola predizione, i valori SHAP spiegano la differenza tra la predizione del modello $f(\mathbf{x})$ e la predizione base $E[f(\mathbf{X})]$:

$$f(\mathbf{x}) = E[f(\mathbf{X})] + \sum_{j=1}^p \phi_j(\mathbf{x}) \quad (8)$$

Interpretabilità Globale L'importanza globale di una feature è calcolata come:

$$I_j = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N |\phi_j(\mathbf{x}_i)| \quad (9)$$

2.4.3 Visualizzazioni SHAP

Il modello fornisce diverse visualizzazioni per l'analisi:

- **Force Plot:** Mostra come ogni feature contribuisce a spostare la predizione dal valore base alla predizione finale per una singola istanza.
- **Summary Plot:** Visualizza l'importanza delle feature e la distribuzione degli impatti SHAP su tutte le predizioni.
- **Dependence Plot:** Mostra la relazione tra il valore di una feature e il suo impatto sulla predizione.
- **Waterfall Plot:** Decompone una predizione mostrando il contributo cumulativo di ogni feature.

3 Guida Operativa

3.1 Fase 1: Preparazione e Setup

3.1.1 Definizione del Contesto di Gara

Prima di avviare la valutazione, il RUP (Responsabile Unico del Procedimento) deve:

1. Identificare la tipologia di appalto e verificare l'applicabilità dell'art. 54 o dell'art. 110 del D.Lgs. 36/2023
2. Raccogliere la documentazione di gara completa
3. Determinare i criteri specifici rilevanti per la valutazione
4. Definire la soglia di anomalia utilizzando uno dei metodi dell'Allegato II.2 (se applicabile)

3.1.2 Configurazione del Modello MCDA

Step 1.1: Selezione dei Criteri Dalla lista completa dei criteri proposta (Sezione 2.2.1), selezionare quelli rilevanti per lo specifico appalto. La selezione deve considerare:

- Natura dell'appalto (lavori, servizi, forniture)
- Complessità tecnica
- Valore economico
- Specificità settoriali

Step 1.2: Assegnazione dei Pesì Utilizzare il metodo AHP per assegnare i pesi ai criteri selezionati:

Algorithm 1 Assegnazione Pesì con AHP

```
1: Creare matrice di confronto a coppie  $A = [a_{ij}]$ 
2: for ogni coppia di criteri  $(i, j)$  do
3:   Assegnare valore  $a_{ij}$  da scala Saaty (1-9)
4:   Impostare  $a_{ji} = 1/a_{ij}$ 
5: end for
6: Calcolare autovettore principale  $\mathbf{w}$ 
7: Normalizzare:  $w_i = w_i / \sum_j w_j$ 
8: Calcolare  $CR$  per verificare consistenza
9: if  $CR > 0.10$  then
10:   return "Rivedere confronti a coppie"
11: end if
12: return  $\mathbf{w}$ 
```

Step 1.3: Calibrazione del Random Forest Se disponibile un dataset storico di almeno 50 gare pregresse:

- Caricare i dati nel sistema
- Eseguire feature engineering
- Addestrare il modello con cross-validation
- Validare le performance (target: AUC-ROC > 0.85)

3.2 Fase 2: Acquisizione e Processamento Dati

3.2.1 Raccolta Dati dalle Offerte

Per ciascuna offerta pervenuta, estrarre e inserire nel sistema:

Tabella 1: Template raccolta dati per offerta

Categoria	Dato	Fonte
Economici	Prezzo offerto	Modulo offerta economica
	Costi manodopera	Dichiarazione art. 108
	Costi sicurezza	Dichiarazione art. 108
	Ribasso percentuale	Calcolato
Tecnici	Cronoprogramma	Offerta tecnica
	Materiali proposti	Offerta tecnica
	Soluzioni organizzative	Offerta tecnica
Soggettivi	Certificazioni possedute	Documentazione amministrativa
	Esperienze pregresse	Dichiarazioni e referenze
	Capacità finanziaria	Bilanci e rating
	Organico aziendale	Visura camerale
Contesto	Data presentazione offerta	Sistema protocollazione
	Numero offerte totali	Verbale apertura

3.2.2 Normalizzazione dei Dati

Per ogni criterio quantitativo, applicare la normalizzazione Min-Max:

$$v_{norm} = \begin{cases} \frac{v-v_{min}}{v_{max}-v_{min}} & \text{per criteri benefici (es: qualità)} \\ \frac{v_{max}-v}{v_{max}-v_{min}} & \text{per criteri di costo (es: prezzo)} \end{cases} \quad (10)$$

Per i criteri qualitativi, utilizzare scale Likert a 5 punti:

- 1 = Molto scarso
- 2 = Scarso
- 3 = Accettabile
- 4 = Buono
- 5 = Eccellente

3.3 Fase 3: Valutazione MCDA

3.3.1 Calcolo dei Punteggi

Per ogni offerta i , calcolare:

3.3.2 Analisi di Sensibilità

Verificare la robustezza del ranking attraverso:

1. **Variazione dei pesi:** Modificare i pesi dei criteri principali del $\pm 20\%$ e verificare stabilità del ranking

Algorithm 2 Calcolo Punteggio MCDA

```
1: Input: Matrice valori normalizzati  $V$ , vettore pesi  $\mathbf{w}$ 
2: Output: Vettore punteggi  $\mathbf{S}$ 
3: for ogni offerta  $i$  do
4:    $S_i \leftarrow 0$ 
5:   for ogni criterio  $k$  do
6:      $S_i \leftarrow S_i + w_k \cdot v_{ik}$ 
7:   end for
8: end for
9: Ordinare offerte per  $S_i$  decrescente
10: return  $\mathbf{S}$ 
```

2. **Scenario analysis:** Testare scenari pessimistici e ottimistici per le valutazioni qualitative
3. **Threshold analysis:** Identificare il cambiamento minimo necessario per modificare l'ordine delle prime posizioni

3.4 Fase 4: Predizione con Random Forest e Interpretazione SHAP

3.4.1 Esecuzione della Predizione

Algorithm 3 Pipeline Predizione e Spiegazione

```
1: Input: Feature vector  $\mathbf{x}_i$  per offerta  $i$ 
2: Caricare modello Random Forest addestrato  $\mathcal{F}$ 
3:  $\hat{y}_i \leftarrow \mathcal{F}(\mathbf{x}_i)$  ▷ Predizione: 0=congrua, 1=anomala
4:  $p_i \leftarrow \mathcal{F}_{prob}(\mathbf{x}_i)$  ▷ Probabilità classe anomala
5: Inizializzare SHAP TreeExplainer con  $\mathcal{F}$ 
6:  $\phi_i \leftarrow \text{SHAP}(\mathcal{F}, \mathbf{x}_i)$  ▷ Valori SHAP
7: Generare visualizzazioni: Force Plot, Waterfall Plot
8: return  $\hat{y}_i, p_i, \phi_i$ 
```

3.4.2 Interpretazione dei Risultati

La predizione fornisce tre livelli di output:

Livello 1: Classificazione Binaria

- $\hat{y} = 0$: Offerta classificata come CONGRUA
- $\hat{y} = 1$: Offerta classificata come ANOMALA

Livello 2: Probabilità Predittiva

- $p < 0.3$: Rischio basso - Nessuna azione richiesta

- $0.3 \leq p < 0.6$: Rischio medio - Approfondimento raccomandato
- $p \geq 0.6$: Rischio elevato - Verifica obbligatoria ex art. 110

Livello 3: Contributi SHAP I valori SHAP ϕ_j indicano quanto ciascuna feature ha contribuito alla predizione:

- $\phi_j > 0$: La feature aumenta la probabilità di anomalia
- $\phi_j < 0$: La feature riduce la probabilità di anomalia
- $|\phi_j|$: Magnitude dell'impatto

3.5 Fase 5: Decisione Finale e Documentazione

3.5.1 Matrice Decisionale

Tabella 2: Matrice decisionale integrata

Punteggio MCDA	Prob. RF	SHAP Alert	Azione
Alto ($S_i > 0.7$)	Bassa ($p < 0.3$)	No	Aggiudicazione diretta
Alto ($S_i > 0.7$)	Media ($0.3 - 0.6$)	Sì	Verifica documentale leggera
Alto ($S_i > 0.7$)	Alta ($p > 0.6$)	Sì	Verifica approfondita
Medio ($0.4 - 0.7$)	Bassa ($p < 0.3$)	No	Verifica documentale
Medio ($0.4 - 0.7$)	Media-Alta ($p \geq 0.3$)	Sì	Contraddittorio ex art. 110
Basso ($S_i < 0.4$)	Qualsiasi	Qualsiasi	Esclusione o contraddittorio obbligatorio

3.5.2 Template Report di Valutazione

Ogni valutazione deve essere documentata attraverso un report strutturato contenente:

1. Intestazione

- CIG gara
- Oggetto appalto
- Importo base d'asta
- Data valutazione
- Operatore economico valutato

2. Analisi MCDA

- Criteri utilizzati e relativi pesi
- Valori normalizzati per criterio

- Punteggio aggregato S_i
- Posizione in ranking
- Risultati analisi di sensibilità

3. Predizione AI

- Classificazione binaria
- Probabilità predittiva
- Confidence interval
- Performance metrics del modello (su test set)

4. Analisi SHAP

- Force plot della predizione specifica
- Top 10 feature per impatto assoluto
- Interpretazione dei contributi principali
- Alert su feature critiche (costi manodopera, sicurezza)

5. Motivazione Decisionale

- Sintesi integrata delle evidenze
- Decisione finale (aggiudicazione/verifica/esclusione)
- Eventuali richieste di chiarimenti ex art. 110
- Motivazioni giuridiche e tecniche

6. Allegati

- Grafici SHAP
- Tabelle dettagliate valutazioni
- Documentazione tecnica a supporto

3.6 Fase 6: Contraddittorio (se necessario)

Quando la valutazione indica la necessità di un contraddittorio ex art. 110:

1. **Richiesta formale:** Inviare richiesta scritta all'operatore economico con:
 - Indicazione precisa degli elementi che generano dubbi sulla congruità
 - Evidenze quantitative (punteggio MCDA, probabilità RF, contributi SHAP principali)
 - Termine di 15 giorni per le giustificazioni (art. 110, comma 2)
2. **Valutazione delle giustificazioni:** Analizzare le giustificazioni fornite verificando:
 - Economia del processo produttivo/esecutivo

- Soluzioni tecniche innovative
- Condizioni eccezionalmente favorevoli
- Originalità della proposta

3. **Rivalutazione:** Se le giustificazioni sono convincenti:

- Aggiornare i valori dei criteri MCDA pertinenti
- Ricalcolare il punteggio aggregato
- Re-eseguire la predizione RF con i nuovi dati
- Documentare le modifiche e le motivazioni

4. **Decisione finale motivata:** Emettere provvedimento formale con:

- Sintesi del procedimento
- Valutazione analitica delle giustificazioni
- Risultati della rivalutazione (se effettuata)
- Decisione finale (accettazione/esclusione)
- Motivazioni complete

4 Implementazione Tecnica

4.1 Stack Tecnologico

Il modello può essere implementato utilizzando il seguente stack:

- **Linguaggio:** Python 3.9+
- **Framework MCDA:** PyMCDA o implementazione custom
- **Machine Learning:** scikit-learn (Random Forest)
- **Interpretabilità:** SHAP library
- **Data Management:** pandas, numpy
- **Visualizzazione:** matplotlib, seaborn, plotly
- **Database:** PostgreSQL o MongoDB per dati storici
- **Interface:** Streamlit o Django per web app

Algorithm 4 Sistema Integrato di Valutazione

- 1: **Input:** Set di offerte $\mathcal{O} = \{o_1, o_2, \dots, o_N\}$, Configurazione gara Γ
- 2: **Output:** Ranking valutato, Classificazioni, Report
- 3: // Fase 1: MCDA
- 4: Selezionare criteri \mathcal{C} da Γ
- 5: Calcolare pesi \mathbf{w} con AHP
- 6: **for** ogni offerta $o_i \in \mathcal{O}$ **do**
- 7: Estrarre valori \mathbf{v}_i per ogni criterio in \mathcal{C}
- 8: Normalizzare $\mathbf{v}_i \leftarrow \text{Normalize}(\mathbf{v}_i)$
- 9: $S_i \leftarrow \mathbf{w}^T \cdot \mathbf{v}_i$
- 10: **end for**
- 11: Ordinare \mathcal{O} per S_i decrescente \rightarrow Ranking MCDA
- 12: // Fase 2: Random Forest
- 13: Costruire feature matrix \mathbf{X} da \mathcal{O} e \mathbf{S}
- 14: Caricare modello \mathcal{F}_{RF} pre-addestrato
- 15: **for** ogni offerta o_i **do**
- 16: $\hat{y}_i, p_i \leftarrow \mathcal{F}_{RF}(\mathbf{x}_i)$
- 17: **end for**
- 18: // Fase 3: SHAP
- 19: Inizializzare TreeExplainer(\mathcal{F}_{RF})
- 20: **for** ogni offerta o_i con $p_i > 0.3$ O $S_i < 0.5$ **do**
- 21: $\phi_i \leftarrow \text{ComputeSHAP}(\mathbf{x}_i)$
- 22: Generare Force Plot e Waterfall Plot
- 23: Identificare top contributori
- 24: **end for**
- 25: // Fase 4: Decisione
- 26: **for** ogni offerta o_i **do**
- 27: Decisione $_i \leftarrow \text{ApplicaMatriceDecisionale}(S_i, p_i, \phi_i)$
- 28: Generare Report $_i$
- 29: **end for**
- 30: **return** Rankings, Decisioni, Reports

4.2 Pseudocodice Sistema Completo

4.3 Requisiti di Data Governance

Per garantire la conformità al GDPR e ai principi di trasparenza:

1. **Minimizzazione dei dati:** Raccogliere solo dati strettamente necessari
2. **Anonimizzazione:** Nel dataset di training, pseudonimizzare identificativi degli operatori economici
3. **Tracciabilità:** Log completo di tutte le operazioni del sistema
4. **Diritto di accesso:** Garantire agli operatori economici l'accesso ai dati che li riguardano
5. **Sicurezza:** Crittografia dei dati sensibili, controllo accessi basato su ruoli
6. **Retention:** Conservazione dati conforme ai termini di legge (10 anni per documenti contabili)

5 Validazione e Manutenzione

5.1 Piano di Validazione Iniziale

Prima del deployment operativo:

1. **Backtesting:** Applicare il modello retrospettivamente a gare concluse negli ultimi 3 anni
2. **Benchmarking:** Confrontare le classificazioni del modello con le decisioni effettive prese
3. **Audit esterno:** Far validare il modello da esperti indipendenti (accademici, giuristi)
4. **Pilot test:** Testare su 5-10 gare in parallelo con il metodo tradizionale
5. **Analisi contenzioso:** Verificare che le decisioni supportate dal modello resisterebbero in sede giurisdizionale

5.2 Monitoraggio Continuo

Post-deployment, monitorare costantemente:

5.3 Ciclo di Aggiornamento

- **Quarterly:** Analisi performance, aggiornamento documentazione
- **Semestrale:** Re-training del Random Forest con nuovi dati
- **Annuale:** Revisione completa criteri MCDA, audit esterno
- **Ad-hoc:** Aggiornamento immediato in caso di modifiche normative

Tabella 3: KPI di monitoraggio

KPI	Target	Azione se fuori target
Accuracy predizioni	> 85%	Re-training del modello
False Positive Rate	< 10%	Revisione threshold decisionale
False Negative Rate	< 5%	Revisione criteri MCDA
Tempo medio valutazione	< 2 giorni	Ottimizzazione processo
Tasso di contenzioso	< 5%	Audit approfondito dei casi
Consistenza decisioni	> 90%	Calibrazione pesi MCDA

6 Conformità Normativa e Giurisprudenziale

6.1 Allineamento al D.Lgs. 36/2023

Il modello garantisce conformità con:

- **Art. 1-2:** Principi del risultato e della fiducia - attraverso procedure standardizzate e trasparenti
- **Art. 54:** Esclusione automatica - il sistema calcola correttamente le soglie per i tre metodi
- **Art. 108, comma 9:** Costi manodopera e sicurezza - verificati sistematicamente come criteri obbligatori
- **Art. 110:** Offerte anormalmente basse - framework completo per la valutazione richiesta

6.2 Giurisprudenza Rilevante

Il modello tiene conto dei principi stabiliti da:

- **Cons. Stato, V, 3833/2019:** Discrezionalità nella verifica di anomalia, sindacabile solo per manifesta illogicità → Il modello fornisce motivazioni oggettive e tracciabili
- **Cons. Stato, III, 31 maggio 2022, n. 4406 e V, 15 settembre 2023, n. 8223:** Nell'ambito del contraddittorio sono modificabili le giustificazioni e sono consentite compensazioni tra sottostime e sovrastime, purché l'offerta risulti complessivamente affidabile → Il modello prevede la rivalutazione post-contraddittorio
- **TAR Catania, III, 232/2023:** Conferma facoltà di verificare anche offerte non matematicamente anomale → Il sistema segnala offerte sospette anche sotto soglia

6.3 Tutela contro il Contenzioso

Il modello rafforza la difendibilità delle decisioni attraverso:

1. **Predeterminazione dei criteri:** Comunicati nel bando di gara

2. **Oggettività delle valutazioni:** Basate su algoritmi deterministici e trasparenti
3. **Tracciabilità completa:** Ogni decisione è documentata step-by-step
4. **Motivazioni analitiche:** I report includono spiegazioni quantitative dettagliate
5. **Interpretabilità:** SHAP fornisce spiegazioni comprensibili anche a non-esperti
6. **Verificabilità:** Tutti i calcoli sono riproducibili e auditabili

7 Conclusioni e Sviluppi Futuri

Il presente lavoro ha illustrato un modello innovativo per la valutazione della congruità delle offerte negli appalti pubblici, sviluppato in risposta alle esigenze operative del Politecnico di Torino e alle recenti evoluzioni normative introdotte dal D.Lgs. 36/2023. L'integrazione tra l'approccio Multi-Criteria Decision Analysis (MCDA), l'intelligenza artificiale basata su Random Forest e la tecnologia SHAP per l'interpretabilità rappresenta un passo significativo verso la digitalizzazione e l'oggettivazione dei processi decisionali nelle procedure di gara.

L'implementazione di questo modello presso il Politecnico di Torino si propone di affrontare una delle sfide più complesse che le stazioni appaltanti si trovano quotidianamente ad affrontare: la valutazione della serietà, sostenibilità e realizzabilità delle offerte che appaiono anomalmente basse. La questione non è meramente tecnica, ma tocca aspetti di legalità, efficienza amministrativa e tutela dell'interesse pubblico. Un'offerta eccessivamente bassa può infatti nascondere criticità che, se non adeguatamente verificate, possono compromettere l'esecuzione del contratto, generare contenziosi o, nei casi più gravi, favorire pratiche illecite.

Il modello proposto si distingue per la sua capacità di ridurre significativamente la discrezionalità delle valutazioni, introducendo criteri predefiniti e algoritmi deterministici che garantiscono uniformità di giudizio anche di fronte a situazioni complesse e multidimensionali. Questa oggettività non elimina il ruolo del valutatore umano, ma lo supporta fornendogli strumenti analitici robusti e dati quantitativi su cui basare decisioni consapevoli e difendibili. L'efficienza operativa costituisce un altro beneficio tangibile: l'automazione parziale del processo di screening preliminare consente di concentrare le risorse umane sulle verifiche che richiedono effettivamente competenze specialistiche, accelerando i tempi complessivi della procedura senza compromettere la qualità dell'analisi.

La trasparenza rappresenta forse l'aspetto più rilevante dal punto di vista della tutela giuridica. Ogni decisione prodotta dal modello è corredata da una documentazione analitica che ripercorre tutti i passaggi logici e computazionali: dai punteggi MCDA alle probabilità predittive del Random Forest, fino alla scomposizione dei contributi delle singole variabili attraverso i valori SHAP. Questa tracciabilità completa non solo facilita la motivazione degli atti amministrativi, ma costituisce anche una difesa robusta in caso di contenzioso, rispondendo efficacemente alle richieste di accountability che caratterizzano il diritto amministrativo moderno.

Un elemento distintivo del sistema è la sua capacità di apprendimento continuo. Attraverso l'accumulo di dati storici provenienti dalle gare concluse, il modello Random Forest può affinare progressivamente le proprie predizioni, catturando pattern ricorrenti

e aggiornandosi rispetto all'evoluzione del mercato e delle pratiche contrattuali. Questa caratteristica garantisce che il sistema non rimanga statico, ma evolva organicamente insieme all'esperienza dell'ente, trasformando il know-how tacito in conoscenza codificata e riutilizzabile.

L'interpretabilità assicurata da SHAP merita particolare attenzione. In un contesto in cui l'utilizzo dell'intelligenza artificiale nelle decisioni amministrative solleva legittime preoccupazioni circa la "scatola nera" algoritmica, la possibilità di comprendere quali fattori influenzano maggiormente le predizioni rende il sistema non solo tecnicamente avanzato, ma anche culturalmente accettabile. Gli stakeholder, compresi i commissari di gara, i dirigenti e gli stessi operatori economici in sede di contraddittorio, possono comprendere le ragioni delle classificazioni anche senza competenze tecniche specialistiche in machine learning.

Naturalmente, il modello non è privo di limitazioni. La qualità delle predizioni dipende intrinsecamente dalla qualità e rappresentatività dei dati di training: dati imprecisi, incompleti o distorti produrranno inevitabilmente risultati inaffidabili. Il problema del "cold start" rappresenta una sfida specifica quando ci si trova ad affrontare tipologie di gare completamente nuove per l'ente, per le quali non esistono precedenti storici significativi. In questi casi, il contributo del Random Forest sarà necessariamente limitato, e maggiore peso dovrà essere attribuito alla componente MCDA e al giudizio esperto.

L'evoluzione normativa costituisce un ulteriore fattore di attenzione. Il diritto degli appalti pubblici è in costante trasformazione, sia a livello legislativo che giurisprudenziale. Modifiche significative alle norme possono richiedere riadattamenti anche profondi del modello, sia nella definizione dei criteri MCDA che nella struttura delle features utilizzate dal Random Forest. È quindi essenziale prevedere meccanismi di governance che assicurino la tempestività degli aggiornamenti necessari.

Infine, il rischio di bias algoritmici merita considerazione critica. Se i dati storici utilizzati per l'addestramento riflettono decisioni passate affette da pregiudizi o distorsioni, il modello potrebbe involontariamente perpetuare tali problematiche. Un monitoraggio continuo delle performance del sistema, disaggregate per tipologia di gara, dimensione dell'impresa offerente e altre variabili rilevanti, è indispensabile per identificare e correggere eventuali distorsioni sistematiche.

Guardando al futuro, l'adozione di questo modello può rappresentare il punto di partenza per sviluppi ancora più ambiziosi. Si prevede che l'impatto immediato includerà una riduzione compresa tra il 30% e il 40% dei tempi necessari per la valutazione delle offerte, liberando risorse che potranno essere destinate ad attività a maggiore valore aggiunto. Parallelamente, la diminuzione dei contenziosi relativi alle valutazioni di congruità, stimabile intorno al 50%, genererà risparmi sia economici che in termini di carico amministrativo e reputazionale.

L'aumento della qualità media delle aggiudicazioni, pur difficilmente quantificabile in termini numerici precisi, costituisce probabilmente il beneficio più significativo nel lungo periodo. Selezioni più accurate significano contratti meglio eseguiti, minori varianti in corso d'opera, minori ritardi e, in ultima analisi, una migliore tutela dell'interesse pubblico. La creazione di un patrimonio di conoscenza istituzionale codificato trasforma inoltre l'esperienza individuale dei funzionari in un asset organizzativo permanente, riducendo la dipendenza dal know-how personale e facilitando la continuità operativa anche in caso di turnover del personale.

Dal punto di vista strategico, il Politecnico di Torino può posizionarsi come ente innovatore e punto di riferimento nel campo delle procedure di procurement pubblico. L'adozione di tecnologie avanzate e metodologie scientificamente fondate rafforza la reputazione dell'istituzione e può favorire forme di collaborazione e scambio di esperienze con altre amministrazioni pubbliche, contribuendo alla diffusione di best practice a livello sistemico.

In conclusione, il modello proposto non si limita a rispondere alle prescrizioni normative del D.Lgs. 36/2023, ma ambisce a ridefinire l'approccio culturale alla valutazione della congruità delle offerte. Esso dimostra come la tecnologia, opportunamente governata e integrata con il giudizio umano, possa elevare la qualità dell'azione amministrativa, conciliando le esigenze di efficienza, trasparenza, oggettività e legalità che costituiscono i pilastri dello Stato di diritto. Il percorso verso una piena maturità del sistema richiederà tempo, impegno e una continua attenzione critica, ma i benefici prospettici giustificano ampiamente l'investimento richiesto.

Ringraziamenti

Si ringraziano la Direzione generale e il personale dell'Area Acquisti e Gare del Politecnico di Torino per il supporto nella definizione dei requisiti operativi e il contributo in termini di dati e supporto esplicativo, fondamentali alla validazione del modello.

Riferimenti bibliografici

- [1] Repubblica Italiana. (2023). *Decreto Legislativo 31 marzo 2023, n. 36 - Codice dei contratti pubblici*. Gazzetta Ufficiale.
- [2] Repubblica Italiana. (2023). *Allegato II.2 - Metodi di calcolo della soglia di anomalia per l'esclusione automatica delle offerte*. D.Lgs. 36/2023.
- [3] Saaty, T. L. (1980). *The Analytic Hierarchy Process*. McGraw-Hill, New York.
- [4] Breiman, L. (2001). Random Forests. *Machine Learning*, 45(1), 5-32.
- [5] Lundberg, S. M., & Lee, S. I. (2017). A Unified Approach to Interpreting Model Predictions. *Advances in Neural Information Processing Systems*, 30.
- [6] Shapley, L. S. (1953). A value for n-person games. *Contributions to the Theory of Games*, 2(28), 307-317.
- [7] Velasquez, M., & Hester, P. T. (2013). An analysis of multi-criteria decision making methods. *International Journal of Operations Research*, 10(2), 56-66.
- [8] Consiglio di Stato, Sezione V. (2019). Sentenza n. 3833/2019. Verifica di anomalia delle offerte.
- [9] Consiglio di Stato, Sezione III. (2022). Sentenza n. 4406/2022. Modificabilità delle giustificazioni e compensazioni tra voci di costo.

- [10] Consiglio di Stato, Sezione V. (2023). Sentenza n. 8223/2023. Principi consolidati in materia di anomalia dell'offerta.
- [11] TAR Sicilia - Catania, Sezione III. (2023). Sentenza n. 232/2023. Verifica facoltativa di anomalia.
- [12] ANAC. (2023). *Linee guida applicative del nuovo Codice dei Contratti Pubblici*. Delibera n. 556/2023.
- [13] Decarolis, F., Fisman, R., Pinotti, P., & Vannutelli, S. (2020). Rules, Discretion, and Corruption in Procurement: Evidence from Italian Government Contracting. *NBER Working Paper*, w28209.
- [14] Linardatos, P., Papastefanopoulos, V., & Kotsiantis, S. (2020). Explainable AI: A Review of Machine Learning Interpretability Methods. *Entropy*, 22(1), 18.
- [15] European Parliament. (2014). *Directive 2014/24/EU on public procurement*. Official Journal of the European Union.
- [16] HM Treasury. (2022). *The Green Book: Central Government Guidance on Appraisal and Evaluation*. UK Government.
- [17] Probst, P., Wright, M. N., & Boulesteix, A. L. (2019). Hyperparameters and tuning strategies for random forest. *Wiley Interdisciplinary Reviews: Data Mining and Knowledge Discovery*, 9(3), e1301.

A Esempio Applicativo Completo

A.1 Caso Studio: Appalto Lavori di Ristrutturazione

Contesto: Gara per lavori di ristrutturazione di edificio universitario, importo a base d'asta: €500.000, criterio di aggiudicazione: prezzo più basso.

Offerte pervenute: 8 offerte ammesse

Applicazione Art. 54: Con 8 offerte (≥ 5), si applica esclusione automatica. Metodo selezionato: Metodo A.

A.1.1 Step 1: Calcolo Soglia di Anomalia (Metodo A)

$$\text{Media aritmetica ribassi} = \bar{R} = \frac{\sum_{i=1}^8 R_i}{8} = \frac{8.5 + 12.3 + 15.7 + 18.2 + 22.5 + 25.8 + 28.3 + 35.2}{8} = 20.8 \quad (11)$$

$$\text{Scarto medio assoluto} = SMA = \frac{\sum_{i=1}^8 |R_i - \bar{R}|}{8} = 7.42\% \quad (12)$$

$$\text{Soglia di anomalia} = S_A = \bar{R} + 1.5 \times SMA = 20.81 + 1.5 \times 7.42 = 31.94\% \quad (13)$$

Risultato: L'offerta con ribasso 35.2% supera la soglia ed è automaticamente esclusa.

A.1.2 Step 2: Valutazione MCDA delle Offerte Residue

Criteri selezionati (con relativi pesi da AHP):

- C_{E1} - Ribasso offerto: $w_1 = 0.25$
- C_{E2} - Costo manodopera dichiarato: $w_2 = 0.20$
- C_{E3} - Costi sicurezza: $w_3 = 0.15$
- C_{T1} - Cronoprogramma: $w_4 = 0.15$
- C_{S1} - Esperienza specifica: $w_5 = 0.15$
- C_{S2} - Capacità finanziaria: $w_6 = 0.10$

Valutazione Offerta con ribasso 28.3% (migliore tra le residue):

Criterio	Valore grezzo	Normalizzato	Contributo
C_{E1}	28.3% ribasso	0.95	$0.25 \times 0.95 = 0.238$
C_{E2}	€15/ora	0.65	$0.20 \times 0.65 = 0.130$
C_{E3}	€12,000	0.55	$0.15 \times 0.55 = 0.083$
C_{T1}	180 giorni	0.80	$0.15 \times 0.80 = 0.120$
C_{S1}	12 progetti simili	0.85	$0.15 \times 0.85 = 0.128$
C_{S2}	Rating B+	0.75	$0.10 \times 0.75 = 0.075$
Punteggio MCDA totale			0.774

A.1.3 Step 3: Predizione Random Forest

Feature vector costruito per questa offerta:

- MCDA Score: 0.774
- Ribasso: 28.3%
- Costo manodopera normalizzato: 0.65
- Costo sicurezza normalizzato: 0.55
- Distanza da media ribassi: 7.49%
- Operatore economico: anni esperienza = 15, n. dipendenti = 45
- Appalto: categoria OG1, importo = €500k, durata = 180gg

Output modello:

- Predizione: $\hat{y} = 1$ (ANOMALA)
- Probabilità: $p = 0.72$
- Classificazione: RISCHIO ELEVATO

A.1.4 Step 4: Analisi SHAP

Top 5 contributori alla predizione di anomalia:

Feature	Valore SHAP	Interpretazione
Costo manodopera (norm.)	+0.18	Sotto minimo settoriale, aumenta rischio
Ribasso percentuale	+0.15	Molto alto, aumenta rischio
Costo sicurezza (norm.)	+0.12	Sotto stima SA, aumenta rischio
MCDA Score	-0.05	Punteggio alto riduce leggermente rischio
Esperienza operatore	-0.03	Esperienza elevata riduce leggermente rischio

A.1.5 Step 5: Decisione

Matrice decisionale:

- MCDA Score: Alto (0.774)
- Probabilità RF: Alta (0.72)
- SHAP Alert: SÌ (costo manodopera e sicurezza critici)

⇒ **Azione:** Contraddittorio obbligatorio ex art. 110

Richiesta formale all'operatore economico con indicazione degli elementi specifici:

1. Giustificare il costo orario della manodopera di €15/ora a fronte di CCNL che prevede minimo €18.50/ora
2. Dettagliare la struttura dei costi di sicurezza pari a €12,000 vs. stima SA di €18,000
3. Illustrare eventuali economie di scala, soluzioni innovative o condizioni favorevoli che giustifichino il ribasso del 28.3%

Termine: 15 giorni dalla ricezione della richiesta.

A.2 Esito del Contraddittorio

Giustificazioni fornite dall'operatore:

- Costo manodopera: L'operatore dichiara di utilizzare contratto integrativo aziendale più favorevole che consente flessibilità oraria, compensato da benefits. Fornisce copia del contratto integrativo registrato.
- Costi sicurezza: Dettaglio analitico dimostra utilizzo di DPI di proprietà dell'azienda già ammortizzati, e presenza di RSPP interno non contabilizzato. Fornisce piano di sicurezza dettagliato.
- Ribasso: Operatore ha recentemente investito in nuove attrezzature che riducono i tempi di lavorazione del 20%. Fornisce business plan e contratti di noleggio attrezzature.

Rivalutazione:

- Aggiornamento C_{E2} : da 0.65 a 0.75 (dopo verifica contratto integrativo)
- Aggiornamento C_{E3} : da 0.55 a 0.70 (dopo validazione piano sicurezza)
- Nuovo MCDA Score: 0.824
- Nuova predizione RF: $p = 0.48$ (RISCHIO MEDIO)

Decisione finale: OFFERTA CONGRUA - AGGIUDICAZIONE

Motivazione: Le giustificazioni fornite, supportate da documentazione verificabile, dimostrano che l'offerta è sostenibile e realizzabile. I costi apparentemente bassi sono giustificati da condizioni effettivamente favorevoli (contratto integrativo, DPI proprietari, nuove attrezzature). Il ribasso elevato è coerente con le economie di scala e le soluzioni tecnologiche innovative proposte. La rivalutazione conferma la congruità economica dell'offerta.

B Script Python di Esempio

Di seguito uno snippet di codice Python che implementa le componenti chiave del modello:

```

import numpy as np
import pandas as pd
from sklearn.ensemble import RandomForestClassifier
from sklearn.model_selection import train_test_split
from sklearn.metrics import classification_report, roc_auc_score
import shap
import matplotlib.pyplot as plt

# =====
# COMPONENTE 1: MCDA Framework
# =====

class MCDAEvaluator:
    def __init__(self, criteria, weights):
        """
        criteria: dict {criterio_id: tipo} dove tipo in ['benefico', 'costo']
        weights: dict {criterio_id: peso}
        """
        self.criteria = criteria
        self.weights = weights
        self._validate_weights()

    def _validate_weights(self):
        total = sum(self.weights.values())
        if not np.isclose(total, 1.0):
            raise ValueError(f"I pesi devono sommare a 1.0, ottenuto {total}")

    def normalize(self, data_df):
        """Normalizza i valori dei criteri in [0,1]"""
        normalized = data_df.copy()
        for crit, tipo in self.criteria.items():
            if tipo == 'benefico':
                # Per criteri benefici: maggiore è meglio
                normalized[crit] = (data_df[crit] - data_df[crit].min()) / \
                    (data_df[crit].max() - data_df[crit].min())
            elif tipo == 'costo':
                # Per criteri di costo: minore è meglio
                normalized[crit] = (data_df[crit].max() - data_df[crit]) / \
                    (data_df[crit].max() - data_df[crit].min())
        return normalized

    def calculate_scores(self, normalized_df):
        """Calcola i punteggi MCDA aggregati"""
        scores = pd.Series(0.0, index=normalized_df.index)
        for crit, peso in self.weights.items():
            scores += peso * normalized_df[crit]

```

```

        return scores

# Esempio utilizzo MCDA
criteri = {
    'ribasso': 'costo', # Minore ribasso = migliore (inversione logica)
    'costo_manodopera': 'benefico', # Maggiore è meglio (più vicino a CCNL)
    'costo_sicurezza': 'benefico',
    'esperienza': 'benefico'
}

weights = {
    'ribasso': 0.25,
    'costo_manodopera': 0.30,
    'costo_sicurezza': 0.25,
    'esperienza': 0.20
}

# Dati di esempio (offerte)
data = pd.DataFrame({
    'offerta_id': ['OFF1', 'OFF2', 'OFF3', 'OFF4'],
    'ribasso': [15.5, 22.3, 28.5, 12.0], # Percentuale
    'costo_manodopera': [18.5, 16.0, 15.0, 19.0], # Euro/ora
    'costo_sicurezza': [0.95, 0.75, 0.60, 1.0], # Ratio vs stima SA
    'esperienza': [10, 15, 12, 8] # Numero progetti simili
})

evaluator = MCDAEvaluator(criteri, weights)
normalized = evaluator.normalize(data[list(criteri.keys())])
mcda_scores = evaluator.calculate_scores(normalized)
data['mcda_score'] = mcda_scores

print("Punteggi MCDA:")
print(data[['offerta_id', 'mcda_score']].sort_values('mcda_score',
                                                    ascending=False))

# =====
# COMPONENTE 2: Random Forest Classifier
# =====

# Preparazione dataset (esempio con dati simulati)
# In produzione: caricare dati storici da database

np.random.seed(42)
n_samples = 200

# Generazione feature sintetiche

```

```

X = pd.DataFrame({
    'mcda_score': np.random.uniform(0.3, 1.0, n_samples),
    'ribasso_pct': np.random.uniform(5, 35, n_samples),
    'costo_manodopera_ratio': np.random.uniform(0.6, 1.1, n_samples),
    'costo_sicurezza_ratio': np.random.uniform(0.5, 1.2, n_samples),
    'esperienza_anni': np.random.randint(1, 25, n_samples),
    'importo_appalto': np.random.uniform(50000, 2000000, n_samples)
})

# Target: 1 = anomala, 0 = congrua
# Regola euristica per simulazione: anomala se ribasso > 25%
# E (manodopera < 0.8 0 sicurezza < 0.7)
y = ((X['ribasso_pct'] > 25) &
      ((X['costo_manodopera_ratio'] < 0.8) |
       (X['costo_sicurezza_ratio'] < 0.7))).astype(int)

# Split train/test
X_train, X_test, y_train, y_test = train_test_split(
    X, y, test_size=0.2, random_state=42, stratify=y
)

# Training Random Forest
rf_model = RandomForestClassifier(
    n_estimators=200,
    max_depth=10,
    min_samples_split=5,
    random_state=42,
    class_weight='balanced' # Gestione sbilanciamento classi
)

rf_model.fit(X_train, y_train)

# Valutazione
y_pred = rf_model.predict(X_test)
y_pred_proba = rf_model.predict_proba(X_test)[:, 1]

print("\n" + "="*50)
print("PERFORMANCE RANDOM FOREST")
print("="*50)
print(classification_report(y_test, y_pred,
                           target_names=['Congrua', 'Anomala']))
print(f"AUC-ROC: {roc_auc_score(y_test, y_pred_proba):.3f}")

# =====
# COMPONENTE 3: SHAP Explainer
# =====

```

```

# Inizializzazione SHAP TreeExplainer
explainer = shap.TreeExplainer(rf_model)
shap_values = explainer(X_test)

# Visualizzazione globale: importanza feature
plt.figure(figsize=(10, 6))
shap.summary_plot(shap_values, X_test, show=False)
plt.title("Importanza Globale delle Feature (SHAP)")
plt.tight_layout()
plt.savefig('shap_summary.png', dpi=300, bbox_inches='tight')
print("\nGrafico salvato: shap_summary.png")

# Analisi di una singola offerta (esempio: prima del test set)
sample_idx = 0
sample_data = X_test.iloc[sample_idx]
sample_pred = rf_model.predict_proba([sample_data])[0, 1]
sample_shap = shap_values[sample_idx]

print("\n" + "="*50)
print("ANALISI OFFERTA SPECIFICA (SHAP)")
print("="*50)
print(f"Offerta: {X_test.index[sample_idx]}")
print(f"Probabilità Anomalia: {sample_pred:.2%}")
print(f"Classe Predetta: {'ANOMALA' if sample_pred > 0.5 else 'CONGRUA'}")
print("\nContributi SHAP per feature:")

# Ordina feature per impatto assoluto
feature_impacts = pd.DataFrame({
    'Feature': X_test.columns,
    'Valore': sample_data.values,
    'SHAP': sample_shap.values
})
feature_impacts['Impatto_Abs'] = feature_impacts['SHAP'].abs()
feature_impacts = feature_impacts.sort_values('Impatto_Abs',
                                              ascending=False)
print(feature_impacts[['Feature', 'Valore', 'SHAP']])

# Force plot per questa offerta
plt.figure(figsize=(12, 3))
shap.plots.waterfall(sample_shap, show=False)
plt.title(f"Decomposizione Predizione - Offerta {X_test.index[sample_idx]}")
plt.tight_layout()
plt.savefig('shap_waterfall_sample.png', dpi=300, bbox_inches='tight')
print("\nGrafico salvato: shap_waterfall_sample.png")

```

```

# =====
# INTEGRAZIONE: Matrice Decisionale
# =====

def decisione_finale(mcda_score, prob_anomalia, shap_values_dict):
    """
    Applica la matrice decisionale per determinare l'azione

    Returns:
        str: Azione raccomandata
    """
    # Identifica alert SHAP su feature critiche
    critical_features = ['costo_manodopera_ratio', 'costo_sicurezza_ratio']
    shap_alert = any(
        shap_values_dict.get(f, 0) > 0.1 for f in critical_features
    )

    if mcda_score > 0.7:
        if prob_anomalia < 0.3:
            return "AGGIUDICAZIONE DIRETTA"
        elif prob_anomalia < 0.6:
            if shap_alert:
                return "VERIFICA DOCUMENTALE LEGGERA"
            else:
                return "AGGIUDICAZIONE DIRETTA"
        else: # prob >= 0.6
            return "CONTRADDITTORIO OBBLIGATORIO (Art. 110)"
    elif mcda_score > 0.4:
        if prob_anomalia < 0.3 and not shap_alert:
            return "VERIFICA DOCUMENTALE"
        else:
            return "CONTRADDITTORIO OBBLIGATORIO (Art. 110)"
    else: # mcda_score <= 0.4
        return "ESCLUSIONE O CONTRADDITTORIO OBBLIGATORIO"

# Applicazione alla nostra offerta di esempio
shap_dict = dict(zip(X_test.columns, sample_shap.values))
azione = decisione_finale(
    mcda_score=0.75, # Assumiamo questo score
    prob_anomalia=sample_pred,
    shap_values_dict=shap_dict
)

print("\n" + "="*50)
print("DECISIONE FINALE")
print("="*50)

```

```

print(f"MCDA Score: 0.75")
print(f"Probabilità Anomalia: {sample_pred:.2%}")
print(f"Alert SHAP: {'SÌ' if any(shap_dict.get(f, 0) > 0.1
                               for f in critical_features) else 'NO'}")
print(f"\nAZIONE RACCOMANDATA: {azione}")

# =====
# FUNZIONE DI REPORT
# =====

def genera_report(offerta_id, mcda_data, rf_prediction,
                 shap_analysis, decisione):
    """
    Genera report strutturato di valutazione

    Returns:
        str: Report formattato in Markdown
    """
    report = f"""
# REPORT DI VALUTAZIONE CONGRUITÀ OFFERTA

**CIG Gara**: [Inserire CIG]
**Oggetto Appalto**: [Inserire Oggetto]
**Operatore Economico**: {offerta_id}
**Data Valutazione**: {pd.Timestamp.now().strftime('%d/%m/%Y')}

---

## 1. ANALISI MCDA

**Punteggio Aggregato**: {mcda_data['score']:.3f}
**Posizione in Ranking**: {mcda_data.get('rank', 'N/A')}

### Dettaglio Criteri:
{mcda_data.get('criteria_detail', '[Inserire dettagli criteri]')}

---

## 2. PREDIZIONE AI (Random Forest)

**Classificazione**: {'ANOMALA' if rf_prediction['class'] == 1
                     else 'CONGRUA'}
**Probabilità Anomalia**: {rf_prediction['probability']:.1%}
**Livello di Rischio**: {rf_prediction['risk_level']}

**Metriche Modello** (su test set):

```

```
- Accuracy: {rf_prediction.get('model_accuracy', 'N/A')}
- AUC-ROC: {rf_prediction.get('model_auc', 'N/A')}
```

3. ANALISI INTERPRETABILITÀ (SHAP)

Top 5 Feature per Impatto:

```
{shap_analysis['top_features_table']}
```

Alert Feature Critiche:

```
{shap_analysis.get('alerts', 'Nessun alert')}
```

4. DECISIONE FINALE

****Azione Raccomandata****: {decisione}

Motivazioni:

```
{decisione_motivations(mcda_data, rf_prediction, shap_analysis)}
```

5. PROSSIMI STEP

```
{next_steps(decisione)}
```

*Report generato automaticamente dal Sistema Integrato
di Valutazione Congruità - Politecnico di Torino*

```
"""
```

```
    return report
```

```
def decisione_motivations(mcda_data, rf_pred, shap_analysis):
```

```
    """Genera motivazioni della decisione"""
```

```
    motivations = []
```

```
    if mcda_data['score'] > 0.7:
```

```
        motivations.append("- Punteggio MCDA elevato indica  
                            offerta complessivamente solida")
```

```
    else:
```

```
        motivations.append("- Punteggio MCDA sotto soglia di comfort  
                            richiede approfondimenti")
```

```

if rf_pred['probability'] > 0.6:
    motivations.append(f"- Probabilità di anomalia elevata ({rf_pred['probability']})
                        suggerisce necessità di verifica approfondita")

if shap_analysis.get('critical_alerts'):
    motivations.append("- SHAP ha identificato criticità su
                        costi manodopera/sicurezza")

return "\n".join(motivations)

def next_steps(decisione):
    """Definisce prossimi step in base alla decisione"""
    steps_map = {
        "AGGIUDICAZIONE DIRETTA": """
- Procedere con verifica formale requisiti
- Emettere provvedimento di aggiudicazione
- Avviare fase di stipula contratto
        """,
        "VERIFICA DOCUMENTALE LEGGERA": """
- Richiedere chiarimenti documentali all'operatore economico
- Verificare coerenza tra documenti tecnici ed economici
- Rivalutare dopo acquisizione chiarimenti
        """,
        "VERIFICA DOCUMENTALE": """
- Richiedere documentazione integrativa dettagliata
- Coinvolgere ufficio tecnico per valutazioni specialistiche
- Eseguire analisi approfondita prima di procedere
        """,
        "CONTRADDITTORIO OBBLIGATORIO (Art. 110)": """
- Predisporre richiesta formale di giustificazioni ex art. 110
- Indicare elementi specifici che generano dubbi
- Assegnare termine di 15 giorni per risposta
- Programmare rivalutazione post-contraddittorio
        """,
        "ESCLUSIONE O CONTRADDITTORIO OBBLIGATORIO": """
- Valutare preliminarmente se sussistono motivi di esclusione
- In caso negativo, avviare contraddittorio approfondito
- Coinvolgere organi di controllo interno
- Documentare accuratamente ogni passaggio
        """
    }
    return steps_map.get(decisione, "- [Definire prossimi step]")

# Esempio generazione report
report_example = genera_report(

```

```

offerta_id="OFF_001_2024",
mcda_data={'score': 0.75, 'rank': 1,
          'criteria_detail': '[Da popolare]'},
rf_prediction={'class': 1, 'probability': sample_pred,
              'risk_level': 'ELEVATO',
              'model_accuracy': 0.87, 'model_auc': 0.92},
shap_analysis={'top_features_table': '[Tabella da generare]',
              'critical_alerts': True},
decisione=azione
)

print("\n" + "="*50)
print("ESEMPIO REPORT GENERATO")
print("="*50)
print(report_example)

```

C Roadmap Evolutiva del Sistema

Il modello proposto rappresenta una prima implementazione funzionale, ma il suo potenziale può essere ulteriormente ampliato attraverso una serie di sviluppi evolutivi pianificati in fasi successive. Questa roadmap delinea le direzioni strategiche di sviluppo che consentiranno al sistema di evolvere verso livelli crescenti di sofisticazione e automazione.

C.1 Fase 2: Analisi Automatica delle Offerte Tecniche Testuali (NLP)

La seconda fase prevede l'integrazione di modelli di Natural Language Processing (NLP) per l'analisi automatica delle componenti testuali delle offerte tecniche. Attualmente, la valutazione dei documenti tecnici richiede lettura manuale e interpretazione da parte di esperti, processo che richiede tempo e può essere soggetto a variabilità interpretativa. L'utilizzo di tecniche avanzate come i transformer models (BERT, GPT) consentirebbe di:

- Estrarre automaticamente informazioni chiave dalle relazioni tecniche (metodologie proposte, dotazioni tecniche, organizzazione del personale)
- Verificare la coerenza tra quanto dichiarato nel piano economico e quanto descritto nelle relazioni tecniche
- Identificare pattern linguistici associati a offerte problematiche (genericità, evasività, incongruenze)
- Generare riassunti automatici delle proposte tecniche per facilitare la revisione da parte dei valutatori

Questa integrazione richiederebbe la costruzione di un corpus annotato di offerte tecniche storiche e lo sviluppo di modelli specifici per il dominio degli appalti pubblici, attualmente non disponibili in forma pre-addestrata.

C.2 Fase 3: Ottimizzazione Dinamica dei Pesì MCDA (Reinforcement Learning)

La terza fase introduce algoritmi di reinforcement learning per l'ottimizzazione dinamica dei pesì MCDA. Attualmente, i pesì dei criteri sono determinati ex-ante attraverso il metodo AHP e rimangono fissi per tutta la durata della gara. Tuttavia, l'esperienza accumulata dalle gare precedenti potrebbe suggerire aggiustamenti ottimali nella ponderazione dei criteri.

Un sistema basato su reinforcement learning potrebbe apprendere quali combinazioni di pesì massimizzano la probabilità di selezionare offerte che si rivelano poi effettivamente affidabili in fase di esecuzione. Il feedback proveniente dal monitoraggio dell'esecuzione contrattuale (rispetto dei tempi, qualità delle opere, assenza di contenziosi) fungerebbe da segnale di rinforzo per l'agente che apprende.

Questo approccio richiede particolare cautela sul piano normativo, poiché la modifica dei pesì in corso d'opera potrebbe sollevare questioni di trasparenza e prevedibilità. Una possibile implementazione conforme alla normativa prevede che l'algoritmo suggerisca i pesì ottimali per gare future, non per quella in corso.

C.3 Fase 4: Valutazione Automatizzata degli Elaborati Grafici (Computer Vision)

La quarta fase estende il sistema alla valutazione automatizzata degli elaborati grafici (planimetrie, schemi tecnici, diagrammi di Gantt) attraverso tecniche di Computer Vision. Gli elaborati grafici costituiscono una componente rilevante delle offerte tecniche, specialmente per appalti di lavori e di progettazione, ma la loro valutazione è attualmente completamente manuale.

Algoritmi di visione artificiale potrebbero:

- Verificare la conformità geometrica di planimetrie e sezioni rispetto ai requisiti del capitolato
- Analizzare la completezza e il livello di dettaglio degli elaborati tecnici
- Confrontare soluzioni progettuali alternative per identificare anomalie o semplificazioni eccessive
- Validare la coerenza tra elaborati grafici e computi metrici

L'implementazione di questa fase richiederebbe competenze specialistiche in computer vision e architetture neurali convoluzionali, oltre a significativi dataset di training composti da elaborati tecnici annotati.

C.4 Fase 5: Sistema di Early Warning per Operatori Economici

La quinta fase rappresenta un cambio di prospettiva: anziché utilizzare il sistema solo per valutare le offerte a posteriori, si prevede lo sviluppo di uno strumento predittivo accessibile agli operatori economici durante la fase di redazione dell'offerta. Questo sistema di "early warning" consentirebbe alle imprese di verificare preventivamente se la propria offerta presenta caratteristiche che potrebbero essere interpretate come anomale dal sistema di valutazione della stazione appaltante.

Un tale strumento:

- Ridurrebbe il numero di offerte anomale presentate, aumentando l'efficienza complessiva del processo
- Migliorerebbe la trasparenza del sistema, consentendo agli operatori di comprendere i parametri di valutazione
- Diminuirebbe il rischio di esclusioni ingiustificate dovute a errori di compilazione o incomprensioni
- Potrebbe generare un effetto virtuoso di innalzamento della qualità media delle offerte

Dal punto di vista tecnico, questo richiederebbe lo sviluppo di un'interfaccia web o di un'API pubblica che accetti i dati dell'offerta in formato strutturato e restituisca indicatori di rischio e suggerimenti correttivi, naturalmente senza rivelare i dettagli dell'algoritmo sottostante che potrebbero essere sfruttati opportunisticamente.

C.5 Fase 6: Interoperabilità con Piattaforme Nazionali

La sesta fase mira a integrare il sistema con le piattaforme nazionali di riferimento per il procurement pubblico, in particolare:

- **Sistema informativo ANAC:** Per acquisire dati di benchmark nazionali su prezzi, ribassi medi per settore, dati sugli operatori economici
- **Banca Dati Nazionale dei Contratti Pubblici (BDNCP):** Per alimentare automaticamente il sistema con informazioni sulle aggiudicazioni precedenti
- **Sistema AVCpass:** Per verifiche automatizzate dei requisiti degli operatori economici
- **Piattaforma Centrale di Acquisto:** Per confronti con prezzi di riferimento e condizioni economiche di contratti quadro

L'interoperabilità aumenterebbe significativamente la qualità dei dati disponibili al sistema, consentendo confronti più robusti e predizioni più accurate. Richiederebbe tuttavia accordi formali con le amministrazioni gestori delle piattaforme e lo sviluppo di connettori tecnici conformi agli standard di interscambio definiti a livello nazionale (es. formati XML previsti dal BDNCP).

C.6 Considerazioni Implementative

Ogni fase della roadmap comporta complessità tecniche, organizzative e normative specifiche:

Complessità tecnica Ciascuna fase richiede competenze specialistiche crescenti (NLP, reinforcement learning, computer vision) e infrastrutture computazionali adeguate.

Requisiti di dati Le fasi avanzate necessitano di dataset annotati di dimensioni considerevoli, la cui produzione richiede tempo e risorse significative.

Conformità normativa Alcune innovazioni (es. pesi dinamici, early warning) sollevano questioni giuridiche che richiedono attenta valutazione e possibili adattamenti normativi.

Change management L'introduzione progressiva di automazione richiede formazione del personale e gestione del cambiamento culturale.

La pianificazione temporale prevede cicli di sviluppo semestrali per ciascuna fase, con valutazione intermedia dei risultati e possibili riorientamenti in base al feedback operativo. L'approccio incrementale consente di consolidare i benefici di ciascuna fase prima di procedere alla successiva, minimizzando i rischi implementativi e assicurando un'adozione graduale e sostenibile da parte dell'organizzazione.

D Checklist Operativa Rapida

Per facilitare l'applicazione pratica del modello, si fornisce una checklist sintetica:

D.1 Pre-Gara

- Definire criteri MCDA rilevanti per l'appalto specifico
- Calcolare pesi con AHP e verificare $CR < 0.10$
- Inserire criteri e pesi nel bando di gara (Art. 110)
- Se applicabile Art. 54: selezionare metodo calcolo soglia anomalia
- Verificare disponibilità dataset storico per Random Forest

D.2 Post-Apertura Offerte

- Estrarre dati da tutte le offerte pervenute
- Calcolare soglia di anomalia (se Art. 54 applicabile)
- Escludere automaticamente offerte sopra-soglia
- Normalizzare valori criteri per offerte residue
- Calcolare punteggi MCDA
- Generare ranking provvisorio

D.3 Valutazione AI

- Costruire feature matrix con dati offerte
- Eseguire predizioni Random Forest
- Calcolare probabilità di anomalia per ciascuna offerta
- Generare valori SHAP per offerte a rischio
- Identificare feature critiche tramite SHAP

D.4 Decisione

- Applicare matrice decisionale integrata
- Per offerte a rischio elevato: preparare richiesta contraddittorio
- Generare report dettagliato per ogni offerta valutata
- Sottoporre decisione a RUP per approvazione
- Archiviare tutta la documentazione nel fascicolo di gara

D.5 Post-Contraddittorio (se attivato)

- Analizzare giustificazioni fornite dall'operatore
- Aggiornare valori criteri se supportato da evidenze
- Ricalcolare punteggio MCDA e probabilità RF
- Rivalutare attraverso matrice decisionale
- Emettere decisione finale motivata
- Documentare intero processo di rivalutazione

D.6 Post-Aggiudicazione

- Inserire dati della gara nel dataset storico
- Etichettare offerte (congrua/anomala) per training futuro
- Documentare eventuali criticità emerse in esecuzione
- Aggiornare sistema se necessario (trimestrale)