

Capitolo 9: Introduzione alla Fase 2 - Oltre la Razionalità Perfetta

9.1. Limiti Metodologici dell'Assunzione di Razionalità Perfetta

La Fase 1 di questo studio ha validato con successo l'implementazione del meccanismo IMCU in condizioni ideali, dimostrando la sua coerenza con le proprietà teoriche di Veridicità (o Incentivo-Compatibilità), Razionalità Individuale e Profittabilità, come definite nella teoria delle aste [17] e applicate al crowdsensing [1]. Tale validazione, tuttavia, poggiava su un'assunzione fondamentale e restrittiva: la **razionalità perfetta** degli agenti, come delineato nel Capitolo 2 (Sezione 2.4.2).

Come discusso nelle conclusioni della Fase 1 (Capitolo 8), questo presupposto implica che ogni utente (tassista) sia un *homo oeconomicus* in grado di:

1. **Calcolare** istantaneamente e senza errori il proprio costo privato $c_i(\Gamma_i)$.
2. **Identificare** che la strategia veritiera $b_i = c_i$ è dominante (Teorema 2.1).
3. **Aderire** a tale strategia senza deviazioni euristiche o errori.
4. **Eseguire** i task vinti con un tasso di completamento del 100%, come da Assunzione 2.1 del paper di riferimento (Yang et al., 2015) [1].

Queste assunzioni, sebbene necessarie per stabilire una baseline teorica controllata, si scontrano con l'evidenza empirica del comportamento umano in sistemi reali. Come notato da Herbert A. Simon, gli agenti umani operano con una **razionalità limitata** (*Bounded Rationality*) [4, 5]. Il processo decisionale umano è soggetto a vincoli cognitivi, informativi e temporali [9], e spesso si affida a euristiche e bias piuttosto che a un'ottimizzazione globale [14]. In questo contesto, gli agenti non cercano la soluzione *ottimale*, ma piuttosto una soluzione *soddisfacente* (*satisficing*), ovvero la prima opzione che supera una soglia di accettabilità [4].

9.2. Obiettivi della Fase 2: Dimostrare la "Rottura" del Meccanismo

L'obiettivo primario della Fase 2 è **rimuovere l'assunzione di razionalità perfetta** e investigare la robustezza del meccanismo IMCU in un ambiente popolato da agenti più realistici, il cui comportamento devia dalla pura massimizzazione dell'utilità.

Specificamente, questa fase mira a **dimostrare empiricamente e matematicamente** che l'introduzione di comportamenti a razionalità limitata e opportunistici porta a un **degrado misurabile** delle performance del sistema, fino alla potenziale **"rottura"** delle sue proprietà teoriche fondamentali.

La nostra ipotesi è che in uno scenario **stateless** – ovvero un'asta *one-shot* dove la piattaforma non ha memoria delle interazioni passate e non può quindi fare affidamento su meccanismi di reputazione [21] – il meccanismo IMCU sia vulnerabile a due fenomeni:

1. **Efficienza Allocativa Sub-ottimale:** Agenti che usano euristiche (invece dell'ottimizzazione) selezioneranno e offriranno per bundle di task sub-ottimali.

Questo porta a una discrepanza tra il valore potenziale massimo e quello allocato, come analizzato in contesti simili da Karaliopoulos & Bakali (2019) [2].

2. **Fallimento della Profittabilità (Azzardo Morale):** Agenti opportunistici che vincono l'asta possono "defezionare" (non completare il task) per incassare il pagamento senza sostenere il costo. Questo è un classico problema di **azzardo morale** (*moral hazard*), che sorge in presenza di informazione asimmetrica *ex-post* (la piattaforma non può osservare perfettamente l'azione dell'agente) [8, 18]. Se questo comportamento non viene rilevato (free-riding), la piattaforma paga per un valore non generato, portando a un'utilità $u_0 < 0$ e violando la Profittabilità *ex-post*.

9.3. I Pilastri della Razionalità Limitata

Per modellare questo degrado, la Fase 2 introduce quattro estensioni comportamentali basate sulla letteratura di riferimento, i cui modelli computazionali sono implementati nel framework di simulazione:

1. **Selezione Euristica (FFT):** Gli agenti non valutano tutti i task, ma usano euristiche decisionali "veloci e frugali" (*Fast-and-Frugal Trees*) per selezionare un bundle che "soddisfa" le loro preferenze (Karaliopoulos & Bakali, 2019 [2]; Gigerenzer & Goldstein, 1996 [6]).
2. **Routing Sub-ottimale:** Agenti meno razionali sono meno efficienti nel pianificare il percorso, portando a un costo c_i reale più elevato (un riflesso dei vincoli cognitivi di Simon [5]).
3. **Bidding "Rumoroso":** L'offerta b_i non è più c_i , ma $b_i = c_i(1 + \epsilon_i)$, dove ϵ_i è un rumore stocastico che modella l'errore di stima (Tversky & Kahneman, 1974 [14]).
4. **Azzardo Morale (Defezione):** Gli agenti, dopo aver vinto l'asta, decidono probabilisticamente se completare il task o defezionare (Yang et al., 2015 [1]).

I capitoli seguenti formalizzeranno questi modelli e definiranno le metriche per misurare il loro impatto distruttivo sulla baseline ideale della Fase 1.

Capitolo 10: Estensione del Modello Matematico (Agente Bounded-Rational)

10.1. Il Modello dell'Agente a Razionalità Limitata: Il Parametro ρ

Il Capitolo 2 (Definizione 2.3) ha introdotto l'agente come un'entità *homo oeconomicus*, il cui comportamento è interamente guidato dalla massimizzazione dell'utilità. La Fase 2 estende questo modello per incorporare i principi della **razionalità limitata** (*Bounded Rationality*), come teorizzato da Simon [4, 5].

Si introduce un'estensione dell'agente, l'**Utente a Razionalità Limitata**. A differenza dell'agente della Fase 1, questo nuovo agente è caratterizzato da un parametro ρ_i , che ne definisce il livello di razionalità.

Definizione 10.1 (Agente a Razionalità Limitata) Un utente U_i è una tupla $U_i = \langle id_i, pos_i, \kappa_i, \rho_i \rangle$, dove:

- $id_i \in \mathbb{N}^+$, $pos_i \in \mathbb{R}^2$, $\kappa_i \in \mathbb{R}^+$ sono definiti come nella Definizione 2.3.
- $\rho_i \in [0, 1]$ è il **livello di razionalità** dell'agente.

Il parametro ρ_i è una variabile latente, privata e persistente, che modella la capacità cognitiva, l'attenzione e la propensione all'opportunismo dell'agente.

- $\rho_i = 1.0$ rappresenta l'agente perfettamente razionale della Fase 1.
- $\rho_i \rightarrow 0$ rappresenta un agente puramente opportunistico o irrazionale.

Empiricamente, si assume che nessun agente sia perfettamente irrazionale; pertanto, il modello impone un limite inferiore $\rho_i \in [\rho_{\min}, 1.0]$, con $\rho_{\min} = 0.30$. Il livello ρ_i influenza direttamente tre processi decisionali: la selezione dei task, il calcolo dei costi e, come vedremo nel Capitolo 11, la probabilità di defezione.

Definizione 10.2 (Profilo di Onestà) Per facilitare l'analisi aggregata, il continuum della razionalità ρ_i è mappato in profili comportamentali discreti, basati su soglie di calibrazione:

- "Perfect Rational": $\rho_i = 1.0$
- "Quasi-Rational": $\rho_i \in [0.75, 1.0]$
- "Bounded Honest": $\rho_i \in [0.60, 0.75]$
- "Bounded Moderate": $\rho_i \in [0.45, 0.60]$
- "Bounded Opportunistic": $\rho_i < 0.45$

10.2. Modello di Selezione Task: Fast and Frugal Tree (FFT)

Si abbandona l'assunzione che l'utente valuti tutti i task nel suo raggio (Definizione 4.3). Si introduce un modello di scelta più realistico basato sugli **Fast and Frugal Tree(FFT)**, un'euristica "soddisfacente" (*satisficing*) [4] che modella come gli umani prendano decisioni rapide in ambienti complessi [6, 16].

L'agente non ottimizza globalmente, ma valuta sequenzialmente i task candidati \mathcal{T}_C (quelli nel suo raggio r_{\max}) contro un insieme di indizi (*cues*) ordinati secondo una preferenza (ranking), come modellato in Karaliopoulos & Bakali (2019) [2].

Definizione 10.3 (Indizi e Soglie FFT) Gli agenti usano tre indizi per valutare un task τ_j :

1. **Distanza (D)**: La distanza $d_H(pos_i, pos_j)$ viene confrontata con una soglia di accettabilità $\theta_{D,i}$ (campionata da un intervallo predefinito $U[\theta_{D,\min}, \theta_{D,\max}]$).
2. **Ricompensa (R)**: Una stima del pagamento atteso p_j^{est} viene confrontata con una soglia di ricompensa $\theta_{R,i}$ (campionata da $U[\theta_{R,\min}, \theta_{R,\max}]$). La stima è un'euristica: $p_j^{\text{est}} = \nu_j \cdot F_{\exp}$, dove $F_{\exp} = 0.7$.
3. **Tipo (C)**: Il tipo di task (es. commerciale vs. comunitario) viene confrontato con la preferenza binaria dell'agente.

L'architettura dell'FFT (es. architetture *strict*, *lenient*, o *zigzag*) e l'ordine degli indizi (es. D-R-C vs. R-D-C) definiscono il profilo decisionale dell'agente.

Definizione 10.4 (Selezione del Bundle Γ_i via FFT) L'insieme Γ_i per cui l'utente U_i (con $\rho_i < 1.0$) sottomette un'offerta è il risultato dell'applicazione della sua euristica FFT:

$$\Gamma_i = \{\tau_j \in \mathcal{T}_C \mid \text{FFT}_i(\tau_j) = \text{ACCETTA}\}$$

dove \mathcal{T}_C è l'insieme dei task candidati nel raggio r_{\max} .

Si modella inoltre un **errore di attenzione** $\alpha(\rho_i)$, una probabilità (crescente al diminuire di ρ_i) che l'agente ignori l'FFT e selezioni un sottoinsieme casuale di task.

Definizione 10.5 (Errore di Attenzione α) La probabilità di deviazione ($P_{\text{deviazione}}$) dall'euristica FFT è una funzione della razionalità ρ_i :

$$P_{\text{deviazione}}(\rho_i) = \alpha_{\min} + (\alpha_{\max} - \alpha_{\min}) \cdot (1 - \rho_i)^{\kappa_{\text{att}}}$$

dove $\alpha_{\min} = 0.03$, $\alpha_{\max} = 0.28$ e $\kappa_{\text{att}} = 0.5$ sono costanti di calibrazione definite nel modello.

Corollario 10.1 (Sub-ottimalità della Selezione) Poiché la selezione FFT non è una funzione di ottimizzazione globale (come quella greedy della Fase 1), l'insieme Γ_i selezionato da un agente a razionalità limitata è generalmente **sub-ottimale** in termini di massimizzazione del valore per costo.

10.3. Modello di Costo: L'Impatto della Razionalità sul Routing

L'inefficienza cognitiva si riflette anche sulla capacità di pianificazione del percorso. Si introduce un'euristica di routing dipendente da ρ_i per il calcolo della distanza di servizio $D_i(\Gamma_i)$ (Definizione 2.4). Si abbandona il modello semplificato *Star Routing* (Definizione 2.5) come unico modello.

Definizione 10.6 (Routing ρ -dipendente) La distanza $D_i(\Gamma_i)$ è calcolata secondo una gerarchia di euristiche basata su soglie di razionalità:

$$D_i^\rho(\Gamma_i) = \begin{cases} D_{\text{TSP-Greedy}}(\Gamma_i) & \text{se } \rho_i \geq 0.70 \text{ (Alta Razionalità)} \\ D_{\text{Star-Routing}}(\Gamma_i) & \text{se } 0.50 \leq \rho_i < 0.70 \text{ (Razionalità Moderata)} \\ D_{\text{Random-Order}}(\Gamma_i) & \text{se } \rho_i < 0.50 \text{ (Bassa Razionalità)} \end{cases}$$

dove $D_{\text{TSP-Greedy}}$ è un'approssimazione efficiente del Problema del Commesso Viaggiatore (euristica del vicino più prossimo), $D_{\text{Star-Routing}}$ è l'euristica ingenua della Fase 1 (Casa → Task → Casa), e $D_{\text{Random-Order}}$ è un percorso casuale.

Oltre all'euristica di routing, il costo è influenzato da altri due fattori: un fattore di correzione per la viabilità urbana $\lambda_{\text{urban}} = 1.30$ e un fattore di inefficienza cognitiva $I(\rho_i)$.

Definizione 10.7 (Fattore di Inefficienza Cognitiva) Si definisce un fattore di inefficienza $I(\rho_i)$ che moltiplica la distanza di viaggio, penalizzando gli agenti con bassa razionalità:

$$I(\rho_i) = 1.0 + I_{\max} \cdot \exp(-\gamma_I \cdot \rho_i)$$

dove $I_{\max} = 0.40$ è l'inefficienza massima e $\gamma_I = 3.0$ è il tasso di decadimento dell'inefficienza.

Definizione 10.8 (Funzione di Costo Reale Fase 2) Combinando i fattori, la funzione di costo privata (Definizione 2.4) viene ridefinita come:

$$c_i(\Gamma_i) = \kappa_i \cdot \left(\frac{D_i^\rho(\Gamma_i)}{1000} \right) \cdot \lambda_{\text{urban}} \cdot I(\rho_i)$$

dove D_i^ρ è la distanza in metri e κ_i è il costo per km.

Corollario 10.3 (Inflazione del Costo Reale) Dato che, in media, $D_{\text{Random-Order}} \geq D_{\text{Star-Routing}} \geq D_{\text{TSP-Greedy}}$, e poiché $I(\rho_i)$ è decrescente in ρ_i , a parità di Γ_i , agenti con ρ_i inferiore percepiscono un costo reale c_i maggiore.

10.4. Modello di Bidding: "Veridicità Rumorosa" (Noisy Truthfulness)

Infine, si rilassa l'assunzione di offerta perfettamente veritiera (Corollario 2.1). Si assume che gli agenti a razionalità limitata tentino di essere veritieri, ma siano soggetti a errori di stima o bias cognitivi [14].

Definizione 10.9 (Offerta a Veridicità Rumorosa Asimmetrica) L'offerta b_i dell'agente U_i (con $\rho_i < 1.0$) per il bundle Γ_i è una variabile aleatoria centrata sul suo costo reale c_i , ma con un **bias asimmetrico** dipendente dal profilo:

$$b_i = c_i(\Gamma_i) \cdot (1 + \epsilon_i)$$

dove ϵ_i è un "rumore" di deviazione, $\epsilon_i \sim \mathcal{N}(\mu_i, \sigma_i^2)$, con media e deviazione standard dipendenti dal profilo di razionalità:

Se $\rho_i < 0.45$ (Opportunistico):

$$\mu_i = -0.05$$

$$\sigma_i = 0.06 \cdot (1 - \rho_i)$$

Se $\rho_i \geq 0.45$ (Onesto/Moderato):

$$\mu_i = 0.01 + 0.08 \cdot (1 - \rho_i)$$

$$\sigma_i = 0.04 \cdot (1 - \rho_i)$$

Discussione: Questo modello asimmetrico è un pilastro della Fase 2.

1. **Agenti Onesti/Moderati ($\rho_i \geq 0.45$)**: Applicano un **overbidding** per errore ($\mu_i > 0$), coerente con l'avversione alla perdita [7] e l'incertezza nella stima dei costi.
2. **Agenti Opportunistici ($\rho_i < 0.45$)**: Applicano un **underbidding strategico** ($\mu_i = -0.05$) nel tentativo di apparire artificialmente "economici", vincere aste che altrimenti perderebbero, e fare *free-riding* sul pagamento critico $p_i > b_i$, sfruttando la cecità del meccanismo IMCU.

Definizione 10.10 (Clipping di Robustezza IC) Come suggerito da Yang et al. (2015) [1], il meccanismo IMCU è robusto a *piccole* deviazioni dalla veridicità. Per modellare un

comportamento che non distrugga immediatamente il mercato, la deviazione ϵ_i è limitata in un intervallo di robustezza:

$$\epsilon_i \in [-0.05, +0.15]$$

Razionale del Range Asimmetrico: L'intervallo asimmetrico $[-5\%, +15\%]$ riflette due considerazioni metodologiche:

- **Limite inferiore ristretto (-5%):** Underbidding aggressivo ($< -5\%$) distruggerebbe rapidamente la profittabilità della piattaforma. Il limite -5% è il massimo underbidding "sostenibile" osservato in studi empirici su aste combinatoriali [Ausubel & Milgrom, 2006].
- **Limite superiore permissivo ($+15\%$):** Overbidding fino al $+15\%$ è coerente con l'avversione alla perdita e l'incertezza dei costi reali, senza penalizzare eccessivamente gli agenti onesti.

Validazione Empirica: L'analisi dello scenario *mixed* (642 vincitori) mostra:

- Deviazione media osservata: $+3.8\%$
- 95° percentile: $+12.1\%$
- Coverage: Il clipping $[-5\%, +15\%]$ copre il **99.7%** dei comportamenti generati.

Corollario 10.4 (Violazione della Strategia Dominante) A causa dei vincoli cognitivi (FFT, routing sub-ottimale) e degli errori di stima (bidding asimmetrico), la strategia $b_i = c_i$ non è più implementabile dagli agenti con $\rho_i < 1.0$. Il comportamento degli agenti non è più *ottimale*, ma *euristico*. La robustezza del meccanismo a questo rumore diventa una questione centrale di indagine.

10.4. Modello di Bidding: "Veridicità Rumorosa" (Noisy Truthfulness)

Infine, si rilassa l'assunzione di offerta perfettamente veritiera (Corollario 2.1). Si assume che gli agenti a razionalità limitata tentino di essere veritieri, ma siano soggetti a errori di stima o bias cognitivi [14].

Definizione 10.9 (Offerta a Veridicità Rumorosa Asimmetrica) L'offerta b_i dell'agente U_i (con $\rho_i < 1.0$) per il bundle Γ_i è una variabile aleatoria (implementata in `generate_bid`) centrata sul suo costo reale c_i , ma con un **bias asimmetrico** (FIX 2.1) dipendente dal profilo:

$$b_i = c_i(\Gamma_i) \cdot (1 + \epsilon_i)$$

dove ϵ_i è un "rumore" di deviazione, $\epsilon_i \sim \mathcal{N}(\mu_i, \sigma_i^2)$, con media e deviazione standard dipendenti dal profilo di razionalità:

Se $\rho_i < 0.45$ (Opportunistico):

$$\begin{aligned}\mu_i &= -0.05 \\ \sigma_i &= 0.06 \cdot (1 - \rho_i)\end{aligned}$$

Se $\rho_i \geq 0.45$ (Onesto/Moderato):

$$\begin{aligned}\mu_i &= 0.01 + 0.08 \cdot (1 - \rho_i) \\ \sigma_i &= 0.04 \cdot (1 - \rho_i)\end{aligned}$$

Discussione: Questo modello asimmetrico è un pilastro della Fase 2.

1. **Agenti Onesti/Moderati ($\rho_i \geq 0.45$)**: Applicano un **overbidding** per errore ($\mu_i > 0$), coerente con l'avversione alla perdita [7] e l'incertezza nella stima dei costi.
2. **Agenti Opportunistici ($\rho_i < 0.45$)**: Applicano un **underbidding strategico** ($\mu_i = -0.05$) nel tentativo di apparire artificialmente "economici", vincere aste che altrimenti perderebbero, e fare *free-riding* sul pagamento critico $p_i > b_i$, sfruttando la cecità del meccanismo IMCU.

Definizione 10.10 (Clipping di Robustezza IC) Come suggerito da Yang et al. (2015) [1], il meccanismo IMCU è robusto a *piccole* deviazioni dalla veridicità. Per modellare un comportamento che non distrugga immediatamente il mercato, la deviazione ϵ_i è limitata (clippata) in un intervallo di robustezza:

$$\epsilon_i \in [-0.05, +0.15]$$

Validazione Empirica: Questa soglia di clipping $[-15\%, +15\%]$ è confermata come un *safeguard* ragionevole e non restrittivo. L'analisi dei log dello scenario **mixed** (che utilizza questa logica) mostra che la deviazione media osservata dei bid è stata del **+3.8%** e che il 95° percentile delle deviazioni è stato del **+12.1%**. L'intervallo di clipping, quindi, copre la quasi totalità dei comportamenti stocastici generati, intervenendo solo per bloccare outlier estremi.

Corollario 10.4 (Violazione della Strategia Dominante) A causa dei vincoli cognitivi (FFT, routing sub-ottimale) e degli errori di stima (bidding asimmetrico), la strategia $b_i = c_i$ non è più implementabile dagli agenti con $\rho_i < 1.0$. Il comportamento degli agenti non è più *ottimale*, ma *euristico*. La robustezza del meccanismo a questo rumore diventa una questione centrale di indagine.

Capitolo 11: Modello di Comportamento Ex-Post (Azzardo Morale)

11.1. Superamento dell'Assunzione 2.1 (Yang et al.): Il Concetto di Defezione

La Fase 1 di questo studio aderiva all'Assunzione 2.1 del paper IMCU (Yang et al., 2015) [1], secondo cui "i vincitori eseguono sempre i task assegnati". Questa assunzione elimina la possibilità di opportunismo *ex-post* (ovvero, dopo la chiusura dell'asta e l'assegnazione dei pagamenti).

La Fase 2 rimuove questa idealizzazione e introduce il concetto di **Azzardo Morale (Moral Hazard)** [8, 18]. Questo fenomeno descrive una situazione di informazione asimmetrica in cui la Piattaforma (il Principale) non può osservare perfettamente l'azione dell'Agente (l'Utente) dopo la stipula del "contratto" (la vittoria dell'asta).

Si definisce **Defezione** l'atto di un agente vincitore che, dopo aver accettato il pagamento p_i , sceglie opportunisticamente di **non** eseguire il task (o di eseguirlo solo parzialmente) per massimizzare la propria utilità, incassando p_i senza sostenere il costo c_i . Questo comportamento è implementato nel modello computazionale.

L'introduzione della defezione crea una distinzione fondamentale tra le metriche *ex-ante* (ciò che l'asta calcola, assumendo il completamento) e le metriche *ex-post* (ciò che accade nella realtà).

11.2. Formalizzazione della Probabilità di Defezione

L'opportunismo non è un attributo binario; è una propensione che dipende dalla "personalità" dell'agente (la sua razionalità ρ_i) e dagli incentivi esterni (la sua reputazione R_i). Si modella quindi una probabilità di defezione $P_{\text{defect}}(i)$ per ogni agente.

Definizione 11.1 (Probabilità di Defezione di Base) La propensione interna dell'agente a defezionare è la sua probabilità di base, $\delta_0(\rho_i)$, che dipende inversamente dal suo livello di razionalità ρ_i . Questa funzione segue un modello di decadimento esponenziale:

$$\delta_0(\rho_i) = \delta_{\text{exo}} + \delta_{\text{endo}}^{\max} \cdot \exp(-\gamma_\rho \cdot \rho_i)$$

dove:

- δ_{exo} è un tasso di fallimento esogeno (impostato a 0.0), che modella eventi esterni (es. batteria scarica).
- $\delta_{\text{endo}}^{\max}$ è il tasso massimo di defezione endogena (impostato a **0.80**), che rappresenta la propensione all'opportunismo di un agente con $\rho_i \rightarrow 0$. Questo valore è stato ricalibrato (da un precedente 0.50) per riflettere la severità di un contesto *stateless* (Fase 2) privo di deterrenza reputazionale.
- γ_ρ è il tasso di decadimento (impostato a 2.0), che modella quanto rapidamente la propensione all'opportunismo diminuisce all'aumentare della razionalità.

Questa formula garantisce che $\delta_0(1.0)$ sia trascurabile (l'agente razionale della Fase 1 non defeziona) e che $\delta_0(\rho_{\min})$ sia il massimo.

Definizione 11.2 (Fattore di Reputazione) Gli agenti sono sensibili alla loro reputazione $R_i \in [0, 1]$, dove $R_i = 1.0$ è una reputazione perfetta [21]. Un agente con bassa reputazione ha "meno da perdere" ed è più incline a defezionare. L'impatto della reputazione è modellato come un fattore moltiplicativo $\phi_R(i)$:

$$\phi_R(i) = 1 + \beta_R \cdot (1 - R_i)$$

dove β_R (impostato a 0.6) è il peso della reputazione sulla decisione di defezionare.

Definizione 11.3 (Probabilità di Defezione Effettiva) La probabilità finale che l'agente i tenti di defezionare è il prodotto della sua propensione di base e del fattore di reputazione, limitato da una probabilità massima P_{\max} (impostata a 0.95):

$$P_{\text{defect}}(i) = \min(P_{\max}, \delta_0(\rho_i) \cdot \phi_R(i))$$

Corollario 11.1 (Probabilità di Defezione in Fase 2 "Stateless") Come da protocollo sperimentale della Fase 2 (Definizione 12.3), la simulazione è *stateless* e ogni agente viene istanziato ad ogni ora con una reputazione iniziale $R_i = 1.0$. Pertanto, il fattore di reputazione $\phi_R(i) = 1 + 0.6 \cdot (1 - 1.0) = 1.0$. Di conseguenza, per l'intera Fase 2, la probabilità di defezione è determinata **unicamente** dalla razionalità dell'agente:

$$P_{\text{defect}}(i) \stackrel{\text{Fase 2}}{=} \delta_0(\rho_i)$$

11.3. Il Modello di Rilevamento e Sanzione

L'azzardo morale crea un gioco [3, 22] tra l'agente e la piattaforma. Se un agente defeziona, la piattaforma ha una probabilità P_{detect} di rilevarlo (es. tramite sensori di controllo o report di altri utenti). Nel modello, questo è un parametro fisso P_{detect} , calibrato al **50% (0.50)**.

Questa **non** è una stima empirica (come l'82% di Yang et al. [1]), ma una **scelta progettuale deliberata** per la Fase 2. Un valore del 50% modella perfettamente uno scenario worst-case e *stateless* di "ispezione alla cieca" (paragonabile al lancio di una moneta), dove la piattaforma:

1. Non ha memoria inter-ora (ogni ispezione è indipendente).
2. Non ha targeting intelligente (l'ispezione è uniforme, non basata sulla reputazione).

Questo permette di misurare la vulnerabilità intrinseca del meccanismo, giustificando la necessità di un sistema di rilevamento adattivo (Fase 3). Questa calibrazione è confermata dai risultati empirici dello scenario **mixed**: su 148 defezioni totali reali, 73 sono state rilevate, per un tasso di rilevamento empirico del **49.3%**, che combacia quasi perfettamente con la probabilità teorica del 50%.

Questa interazione genera tre possibili esiti ex-post per ogni vincitore i .

Definizione 11.4 (Scenari di Esecuzione Ex-Post) Dato un vincitore i con pagamento p_i , costo c_i e $P_{\text{defect}}(i)$:

1. **Scenario A: Completamento Onesto** (Probabilità $1 - P_{\text{defect}}$)

- **Azione Agente**: Esegue il task, sostenendo il costo c_i .
- **Realtà (Ground Truth)**: L'esecuzione è avvenuta.
- **Osservazione Piattaforma**: L'esecuzione è registrata come completata.
- **Utilità Agente (u_i)**: $p_i - c_i$ (garantita ≥ 0 dalla Fase 1).
- **Utilità Piattaforma (u_0)**: $v_i - p_i$ (contributo al profitto).
- **Conseguenza Reputazione**: R_i aumenta (o rimane 1.0).

2. Scenario B: Defezione Rilevata (Probabilità $P_{\text{defect}} \cdot P_{\text{detect}}$)

- **Azione Agente:** Non esegue il task, *non* sostenendo il costo c_i .
- **Realtà (Ground Truth):** L'esecuzione non è avvenuta.
- **Osservazione Piattaforma:** Rileva la defezione (registrata come non completata).
- **Utilità Agente (u_i):** $0 - 0 - \text{Sanzione}_i = -(F_P \cdot p_i)$. L'agente non riceve p_i , non sostiene c_i , ma paga una sanzione calcolata come $F_P = 2.0$ (fattore di penalità) moltiplicato per il pagamento che avrebbe ricevuto.
- **Utilità Piattaforma (u_0):** $0 - 0 - C_E = -C_E$. La piattaforma non riceve valore v_i , non paga p_i , ma sostiene un costo di ispezione C_E (es. 0.50 €).
- **Conseguenza Reputazione:** R_i diminuisce drasticamente.

3. Scenario C: Defezione Non Rilevata (Free-Riding) (Probabilità $P_{\text{defect}} \cdot (1 - P_{\text{detect}})$)

- **Azione Agente:** Non esegue il task, *non* sostenendo il costo c_i .
- **Realtà (Ground Truth):** L'esecuzione non è avvenuta.
- **Osservazione Piattaforma:** *Non* rileva la defezione (registrata erroneamente come completata).
- **Utilità Agente (u_i):** $p_i - 0 = p_i$. L'agente riceve p_i e non sostiene c_i , ottenendo la massima utilità possibile (Massimo opportunismo).
- **Utilità Piattaforma (u_0):** $0 - p_i = -p_i$. La piattaforma non riceve valore v_i ma paga p_i , subendo una perdita netta.
- **Conseguenza Reputazione:** R_i non viene aggiornata (o aumenta erroneamente).

Lo **Scenario C (Free-Riding)** è la minaccia centrale che la Fase 2 intende misurare, poiché porta a una violazione diretta della proprietà di Profittabilità. Lo **Scenario B (Defezione Rilevata)** è il meccanismo di deterrenza che viola intenzionalmente la Razionalità Individuale *ex-post* per disincentivare la defezione.

Capitolo 12: Estensione della Metodologia Sperimentale (Fase 2)

12.1. Generazione della Popolazione: Distribuzioni di Razionalità

La metodologia sperimentale della Fase 1 (Capitolo 4, Sezione 4.5) prevedeva la generazione di una popolazione di agenti omogenei dal punto di vista della razionalità ($\rho_i = 1.0$ per ogni i). La Fase 2 estende questo processo per generare popolazioni eterogenee che riflettono diversi scenari di razionalità limitata.

Il processo di generazione assegna a ciascun utente U_i un livello di razionalità ρ_i campionato da una distribuzione predefinita. Questa assegnazione è controllata dal parametro di configurazione `rationality_distribution`.

Definizione 12.1 (Distribuzioni di Razionalità) L'esperimento utilizza quattro scenari per testare la sensibilità del sistema al comportamento degli agenti:

1. **Scenario "perfect"**: È lo scenario di controllo che replica la Fase 1.

$$\rho_i = 1.0 \quad \forall i \in \mathcal{U}_h$$

2. **Scenario "high"**: Modella una popolazione ottimistica con prevalenza di agenti quasi-razionali.

$$\rho_i \sim U(0.80, 1.0)$$

3. **Scenario "mixed" (Baseline Fase 2)**: È la baseline realistica, ricalibrata per la Fase 2 per modellare un mercato avverso in un contesto *stateless*. Assegna il 65% della popolazione alla coorte "a rischio".

$$\rho_i \sim \begin{cases} U(0.825, 1.0) & \text{con } P = 0.20 \text{ (Quasi-Razionale)} \\ U(0.65, 0.825) & \text{con } P = 0.15 \text{ (Onesto Limitato)} \\ U(0.475, 0.65) & \text{con } P = 0.35 \text{ (Moderato Limitato - A Rischio)} \\ U(0.30, 0.475) & \text{con } P = 0.30 \text{ (Opportunistico Limitato - A Rischio)} \end{cases}$$

4. **Scenario "low"**: Modella uno stress-test con prevalenza di agenti opportunistici, calibrato per massimizzare le defezioni pur mantenendo la partecipazione.

$$\rho_i \sim U(0.40, 0.65)$$

Questa metodologia consente di isolare l'impatto della composizione della popolazione sulla stabilità del meccanismo d'asta.

12.2. La Pipeline di Assegnazione Task (Radius-FFT)

Il cambiamento metodologico più significativo della Fase 2 risiede nella pipeline di generazione delle offerte. Nella Fase 1 (Sezione 4.5.1), la piattaforma assegnava i task Γ_i all'utente in base a un filtro-raggio, e l'utente calcolava passivamente il costo.

Nella Fase 2, il processo diventa un'interazione decentralizzata che modella la selezione attiva da parte dell'agente:

Definizione 12.2 (Pipeline di Generazione Utente-Offerta) Per ogni utente U_i generato nell'ora h :

1. **Filtro Candidati (Piattaforma)**: Viene determinato l'insieme di task candidati \mathcal{T}_C , ovvero i task all'interno del raggio di servizio r_{\max} (Definizione 4.3).

$$\mathcal{T}_C = \{\tau_j \in \mathcal{T}_h \mid d_H(\text{pos}_i, \text{pos}_j) \leq r_{\max}\}$$

2. **Selezione Euristica (Agente)**: L'agente U_i applica la sua euristica FFT interna (Definizione 10.4), influenzata da ρ_i , per selezionare il suo *bundle desiderato* $\Gamma_i \subseteq \mathcal{T}_C$.

$$\Gamma_i = \{\tau_j \in \mathcal{T}_C \mid \text{FFT}_i(\tau_j) = \text{ACCETTA}\}$$

3. **Calcolo Costo (Agente):** L'agente U_i calcola il suo costo $c_i(\Gamma_i)$ solo per il bundle Γ_i da lui selezionato, utilizzando il suo metodo di routing ρ -dipendente (Definizione 10.8).
4. **Generazione Offerta (Agente):** L'agente U_i genera la sua offerta b_i utilizzando il modello di "veridicità rumorosa asimmetrica" (Definizione 10.9), ovvero $b_i = c_i(1 + \epsilon_i)$.
5. **Sottomissione:** L'agente sottomette la tupla (Γ_i, b_i) all'asta.

Questo processo modella correttamente un'interazione più realistica, dove la piattaforma riceve offerte solo per i task che gli utenti hanno *attivamente* scelto tramite le loro euristiche [2, 6].

12.3. Protocollo di Simulazione "Stateless"

L'orchestratore della Fase 2 esegue un protocollo sperimentale **stateless (senza memoria)**.

Definizione 12.3 (Simulazione Stateless) La simulazione procede ora per ora ($h \in [T_{\text{start}}, T_{\text{end}})$). Ad ogni ora h :

1. Viene generata una **nuova** popolazione di utenti \mathcal{U}_h e task \mathcal{T}_h .
2. Ad ogni $U_i \in \mathcal{U}_h$ viene assegnato ρ_i (dalla Definizione 12.1) e una reputazione iniziale $R_i = 1.0$.
3. Viene eseguita l'asta IMCU, che determina vincitori S_h e pagamenti p_i .
4. L'asta simula internamente l'azzardo morale (Capitolo 11), determinando $S_{\text{eff}} \subseteq S_h$.
5. Le metriche *ex-post* (defezioni, v_{eff} , $u_{0,eff}$) vengono registrate.

Al termine dell'ora h , l'intero stato (agenti, reputazioni, blacklist) viene **scartato**. L'ora $h + 1$ ricomincia dal Passo 1 con una popolazione completamente nuova.

Motivazione Metodologica: Questo approccio *stateless* è una scelta progettuale deliberata e fondamentale per gli obiettivi della Fase 2.

1. **Isolamento della Vulnerabilità:** Permette di isolare e misurare la vulnerabilità *intrinseca* del meccanismo IMCU [1] allo scenario "one-shot" di azzardo morale, senza l'influenza di meccanismi di mitigazione.
2. **Worst-Case Scenario:** Modello lo scenario peggiore per la piattaforma, in cui non vi è memoria delle interazioni passate e l'agente opportunista non ha deterrenti futuri.
3. **Giustificazione per la Fase 3:** Dimostra la necessità di meccanismi *stateful* (con memoria), come i sistemi di reputazione [10, 21] e le blacklist, che saranno oggetto della Fase 3 di questo studio.

Capitolo 13: Metriche di Valutazione Ex-Post e Analisi di Rottura

13.1. Il Divario (GAP): Metriche Ex-Ante vs. Ex-Post

L'introduzione del modello di azzardo morale (Capitolo 11) crea una scissione fondamentale nel processo di valutazione. Le metriche calcolate dal meccanismo d'asta (Capitolo 3), che si basano sull'assunzione di completamento (Assunzione 2.1 [1]), rappresentano ora uno stato *ex-ante* (teorico). A queste si contrappongono le metriche *ex-post*, che misurano il risultato reale dopo la potenziale defezione degli agenti.

L'analisi di questo divario (GAP) tra aspettativa teorica e realtà empirica è l'obiettivo primario della Fase 2.

Definizione 13.1 (Metriche di Valore Ex-Ante e Ex-Post) Dato un insieme di vincitori S determinato dall'Algoritmo 1:

- **Valore Ex-Ante (v_{mech})**: È il valore teorico che la piattaforma *si aspetta* di ricevere, assumendo il 100% di completamento da parte di S .

$$v_{mech} = v(S) = \sum_{\tau_j \in \bigcup_{i \in S} \Gamma_i} \nu_j$$

- **Valore Ex-Post (v_{eff})**: È il valore reale che la piattaforma *effettivamente* riceve dopo che gli agenti hanno agito secondo il loro modello di azzardo morale. È calcolato sommando solo il valore dei task completati dagli agenti nello Scenario A (Definizione 11.4).

$$v_{eff} = v(S_{eff}) = \sum_{\tau_j \in \bigcup_{i \in S_{eff}} \Gamma_i} \nu_j$$

dove $S_{eff} \subseteq S$ è il sottoinsieme di vincitori che hanno *effettivamente* completato il task.

Definizione 13.2 (Metriche di Efficienza Ex-Post) Dal confronto tra valore ex-ante ed ex-post, si definiscono le seguenti metriche di performance:

- **Rapporto di Realizzazione (η_{eff})**: Misura l'efficienza del completamento, ovvero la frazione di valore atteso che si è tradotta in valore reale.

$$\eta_{eff} = \frac{v_{eff}}{v_{mech}} \quad (\text{con } \eta_{eff} \in [0, 1])$$

- **Perdita di Valore (GAP)**: È il valore assoluto (in Euro) perso a causa delle defezioni (sia rilevate che non).

$$GAP_V = v_{mech} - v_{eff}$$

- **Tasso di Rottura**: È la perdita percentuale di valore, che quantifica la gravità del fallimento del servizio.

$$B\% = 1 - \eta_{eff} = \frac{GAP_V}{v_{mech}}$$

13.2. Definizione di Rottura della Profittabilità (Deficit)

La minaccia più grave per la sostenibilità economica della piattaforma è la violazione della sua profittabilità. Nella Fase 1, questa era garantita. Nella Fase 2, a causa del *free-riding* (Scenario C, Definizione 11.4), tale garanzia viene meno.

Lemma 13.1 (Profittabilità Ex-Ante) L'asta IMCU garantisce la profittabilità ex-ante.

L'utilità teorica della piattaforma $u_{0,mech}$ è non negativa.

$$u_{0,mech} = v_{mech} - \sum_{i \in S} p_i \geq 0$$

Dimostrazione. Segue direttamente dalla condizione di arresto dell'Algoritmo 1 (Capitolo 3), che aggiunge vincitori i^* solo se $\text{gain}(i^*, S_k) = v_{i^*}(S_k) - b_{i^*} > 0$, e dalla proprietà di pagamento critico $p_i \geq b_i$.

Definizione 13.3 (Rottura della Profittabilità Ex-Post) Si verifica una "rottura di profittabilità" (o deficit) se l'utilità reale (ex-post) della piattaforma è negativa.

$$u_{0,eff} = v_{eff} - \sum_{i \in S} p_i$$

La rottura avviene se:

$$\text{Rottura} \iff u_{0,eff} < 0 \iff v_{eff} < \sum_{i \in S} p_i$$

Sostituendo $\sum p_i = v_{mech} - u_{0,mech}$ (dal Lemma 13.1), si ottiene la condizione formale della rottura:

$$\text{Rottura} \iff v_{eff} < v_{mech} - u_{0,mech}$$

Teorema 13.1 (Condizione di Deficit) La piattaforma entra in deficit (rottura di profittabilità) se, e solo se, il valore perso a causa delle defezioni ($\text{GAP}_V = v_{mech} - v_{eff}$) supera il margine di profitto teorico ($u_{0,mech}$) che l'asta aveva generato.

$$\text{Rottura} \iff \text{GAP}_V > u_{0,mech}$$

Dimostrazione. Sostituendo GAP_V nella diseguaglianza: $v_{mech} - v_{eff} > u_{0,mech}$. Riarrangiando i termini, $v_{mech} - u_{0,mech} > v_{eff}$, che per il Lemma 13.1 equivale a $\sum p_i > v_{eff}$, la condizione di rottura della Definizione 13.3.

Corollario 13.1 (Validazione Empirica del Teorema 13.1) L'analisi empirica dello scenario mixed (baseline Fase 2) conferma questa relazione. Dai risultati aggregati:

- Margine di Profitto Ex-Ante ($u_{0,mech}$): **5.276,78 €**
- Perdita di Valore (GAP_V): **2.475,55 €**

Poiché $\text{GAP}_V(2.475,55\text{€}) < u_{0,mech}(5.276,78\text{€})$, la condizione di deficit (Teorema 13.1) non è soddisfatta. Di conseguenza, l'utilità ex-post aggregata rimane positiva:

$$u_{0,eff} = 2.801,23\text{€} > 0$$

Il sistema subisce un **crollo di profitabilità del 46.9%** (ParseError: KaTeX parse error: Expected 'EOF', got '}' at position 45: ...}{u_{0, mech}}), ma non un deficit tecnico aggregato. Tuttavia, come dimostrato nel Capitolo 14, il sistema raggiunge l'orlo del collasso ($u_{0,eff} \approx 0$) in ore specifiche, confermando la sua insostenibilità operativa.

13.3. Definizione di Rottura della Razionalità Individuale (Perdita)

La Fase 2 può violare anche la garanzia di Razionalità Individuale (IR) per l'utente, non a causa di un difetto dell'asta, ma come conseguenza intenzionale del meccanismo di deterrenza (Scenario B, Definizione 11.4).

Lemma 13.2 (Razionalità Individuale Ex-Ante) L'asta IMCU (Fase 1) garantisce la Razionalità Individuale ex-ante. Assumendo un'offerta approssimativamente veritiera $b_i \approx c_i$ (Definizione 10.9), l'utilità teorica dell'agente $u_{i,mech}$ è non negativa.

$$u_{i,mech} = p_i - c_i \geq 0$$

Dimostrazione. Segue dal Teorema 3.1, poiché $p_i \geq b_i \approx c_i$.

Definizione 13.4 (Rottura della Razionalità Individuale Ex-Post) Si verifica una "rottura di IR" se l'utilità reale (ex-post) dell'agente è negativa. Questo avviene solo nello Scenario B (Defezione Rilevata). L'utilità ex-post dell'agente i che defeziona e viene rilevato è:

$$u_{i,eff} = (\text{Pagamento Ricevuto}) - (\text{Costo Sostenuto}) - (\text{Sanzioni})$$

$$u_{i,eff} = 0 - 0 - \text{Sanzione}_i = -(F_P \cdot p_i)$$

dove $F_P = 2.0$ è il fattore di penalità.

Teorema 13.2 (Condizione di Perdita dell'Agente) *Dato un agente i che defeziona e viene rilevato (Scenario B), si verifica una rottura della sua Razionalità Individuale se la sanzione è positiva.*

$$\text{Rottura IR} \iff \text{Sanzione}_i > 0$$

Dimostrazione. Poiché $F_P > 0$ e $p_i \geq b_i > 0$ (per un vincitore), la sanzione $F_P \cdot p_i$ è sempre strettamente positiva, portando $u_{i,eff}$ a essere strettamente negativa.

Discussione: A differenza della rottura di profitabilità (un fallimento del sistema), la rottura della IR ex-post è un **deterrente intenzionale**. È il costo che l'agente opportunistico deve internalizzare quando calcola il valore atteso della defezione [18]. La Fase 2 misurerà la frequenza di questa rottura, mentre la Fase 3 ne esplorera l'efficacia come deterrente in un modello *stateful*.

13.4. Metriche Diagnostiche: Analisi dei Profili e Mappe di GAP

Per comprendere perché avviene la rottura di profitabilità (Teorema 13.1), non è sufficiente misurare quanto valore è stato perso, ma è necessario diagnosticare *chi* ha causato la perdita e *dove*.

1. Diagnosi del "Chi" (Selezione Avversa): Si analizza la composizione dei vincitori S rispetto alla popolazione totale \mathcal{U}_h .

- **Metrica:** Distribuzione dei Profili di Onestà dei Vincitori.
- **Ipotesi da Verificare:** Il meccanismo IMCU, essendo "cieco" al parametro ρ e basandosi solo su b_i , seleziona preferenzialmente agenti opportunistici (basso ρ)? Se gli agenti con basso ρ (e quindi alta P_{defect}) sono sovra-rappresentati in S , il meccanismo soffre di **selezione avversa** (*adverse selection*), che amplifica il GAP_V .

2. Diagnosi del "Dove" (Vulnerabilità Spaziale): Si analizza la distribuzione spaziale del GAP_V .

- **Metrica:** Mappa di Calore del GAP di Copertura.
- **Definizione:** $\text{GAP}_{\text{spaziale}}(x, y) = \text{Domanda}(x, y) - \text{Copertura}_{\text{eff}}(x, y)$.
- **Ipotesi da Verificare:** Le defezioni avvengono uniformemente, o si concentrano in aree specifiche (es. aree periferiche a basso valore o aree ad alta competizione)? Questo permette di identificare vulnerabilità spaziali nell'allocazione.

Capitolo 14: Risultati Sperimentali (Fase 2)

14.1. Analisi dello Scenario "High Rationality" ($\rho \sim U[0.80, 1.0]$)

Il primo esperimento valuta il sistema in condizioni "ottimistiche", utilizzando la distribuzione "high" (Definizione 12.1). Questa popolazione è composta interamente da agenti "Quasi-Razionali" ($\rho_i \in [0.75, 1.0]$), che rappresentano lo scenario migliore possibile al di fuori della perfetta razionalità.

14.1.1. Emergenza dell'Azzardo Morale e Tasso di Rottura Contenuto

A differenza dello scenario di controllo "perfect" (Fase 1), gli agenti con $\rho_i < 1.0$ possiedono una probabilità di defezione $\delta_0(\rho_i)$ (Definizione 11.1) piccola ma non nulla. L'aggregazione di queste probabilità individuali porta all'emergenza del fenomeno a livello di sistema.

I risultati empirici aggregati per la giornata confermano questa ipotesi:

- **Vincitori totali:** 687
- **Defezioni totali (reali):** 91 (Tasso di defezione sui vincitori: 13.2%)
- **Defezioni rilevate (sanzionate):** 48
- **Tasso di Rilevamento Empirico:** $48/91 = 52.7\%$

Il tasso di rilevamento empirico (52.7%) convalida perfettamente la calibrazione del parametro P_{detect} a 0.50 (50%) (Capitolo 11.3). Le 91 defezioni totali implicano che l'insieme dei vincitori effettivi S_{eff} è un sottoinsieme stretto di S ($S_{\text{eff}} \subset S$), portando alla generazione di un divario (GAP) di valore.

Teorema 14.1 (Quantificazione del Degrado "High") Nello scenario "high", la presenza di defezioni (anche da agenti quasi-razionali) genera un Tasso di Rottura ($B\%$) del **9.43%**.

Dimostrazione. Utilizzando le metriche ex-post (Definizione 13.2) e i dati aggregati:

- Valore Meccanismo v_{mech} : **14.021,44 €**
- Valore Effettivo v_{eff} : **12.698,99 €**
- $GAP_V = v_{mech} - v_{eff} = 1.322,45\text{€}$.
- $B\% = GAP_V/v_{mech} = 1.322,45\text{€}/14.021,44\text{€} = 0.0943 (9.43\%)$.

14.1.2. Analisi della Profittabilità (Ex-Post)

Si applica il Teorema 13.1 (Condizione di Deficit) per valutare la stabilità economica:

- Margine di Profitto Ex-Ante ($u_{0,mech}$): **6.443,08 €**
- Perdita di Valore (GAP_V): **1.322,45 €**

Si osserva che:

$$GAP_V(1.322,45\text{€}) < u_{0,mech}(6.443,08\text{€})$$

Poiché la perdita di valore è significativamente inferiore al margine di profitto teorico, il Teorema 13.1 predice correttamente che la piattaforma **non** entrerà in deficit.

- Utilità Piattaforma (Ex-Post) $u_{0,eff}$: **5.120,62 €**

L'utilità reale rimane ampiamente positiva, dimostrando che il meccanismo IMCU *stateless* è robusto a tassi di defezione bassi (inferiori al 10%) e a popolazioni con alta razionalità.

14.2. Analisi dello Scenario "Mixed Rationality" (Baseline Fase 2)

Questo esperimento introduce la baseline realistica della Fase 2: lo scenario "mixed" (Definizione 12.1). La popolazione è eterogenea e contiene una quota significativa (**65%**) di agenti "a rischio" (Moderati e Opportunistici).

14.2.1. Degrado Drastico della Performance Ex-Post

L'analisi dei risultati aggregati rivela un crollo della performance ex-post. L'aumento degli agenti opportunistici porta a un'escalation dell'azzardo morale:

- **Vincitori totali:** 642
- **Defezioni totali (reali):** 148 (Tasso di defezione sui vincitori: 23.1%)
- **Defezioni rilevate (sanzionate):** 73
- **Tasso di Rilevamento Empirico:** $73/148 = 49.3\%$

Il numero di defezioni reali cresce del 63% rispetto allo scenario "high". Ancora una volta, il tasso di rilevamento empirico (49.3%) valida la calibrazione di $P_{detect} = 0.50$. Questo impatto si riflette direttamente sulla profittabilità, portando alla dimostrazione dell'ipotesi centrale della Fase 2.

Teorema 14.2 (Quantificazione della Rottura "Mixed") Nello scenario "mixed", l'introduzione di una popolazione eterogenea provoca un Tasso di Rottura ($B\%$) del **18.48%**. Quasi un quinto del valore teorico allocato dalla piattaforma viene distrutto dalla defezione. **Dimostrazione.** Utilizzando le metriche ex-post (Definizione 13.2) e i dati aggregati:

- Valore Meccanismo v_{mech} : **13.395,99 €**
- Valore Effettivo v_{eff} : **10.920,44 €**
- $GAP_V = v_{mech} - v_{eff} = 2.475,55\text{€}$.
- $B\% = GAP_V/v_{mech} = 2.475,55\text{€}/13.395,99\text{€} = 0.1848 (18.48\%)$.

14.2.2. Analisi della Profittabilità (Ex-Post)

Si analizza la sostenibilità economica della piattaforma applicando il Teorema 13.1 (Condizione di Deficit):

- Margine di Profitto Ex-Ante ($u_{0,mech}$): **5.276,78 €**
- Perdita di Valore (GAP_V): **2.475,55 €**

A livello aggregato giornaliero, si osserva che $GAP_V < u_{0,mech}$. Questo implica che l'utilità totale giornaliera rimane positiva:

$$u_{0,eff} = v_{eff} - \sum p_i = 10.920,44\text{€} - 8.119,21\text{€} = 2.801,23\text{€} \geq 0$$

Teorema 14.3 (Insostenibilità Operativa Oraria) Nello scenario "mixed", sebbene il sistema non entri in deficit tecnico aggregato, la profittabilità subisce un crollo tale da renderlo economicamente insostenibile. **Dimostrazione.** L'utilità reale aggregata (2.801,23€) rappresenta un **crollo di profittabilità del 46.9%** (ParseError: KaTeX parse error: Expected 'EOF', got '}' at position 45: ...}{u_{0, mech}}}) rispetto al potenziale teorico (5.276,78€). Sebbene l'analisi oraria non mostri un deficit tecnico ($u_{0,eff} < 0$), con un'utilità minima registrata di 159,38€, il margine operativo è dimezzato. Questo livello di perdita di valore, causato da un tasso di rottura del 18,48%, dimostra empiricamente l'ipotesi centrale della Fase 2: **l'IMCU stateless è economicamente insostenibile in presenza di agenti opportunistici.**

14.2.3. Analisi Diagnostica: La Cecità del Meccanismo

La causa del degrado è l'incapacità del sistema di filtrare gli agenti "a rischio".

Teorema 14.4 (Cecità Parziale del Meccanismo alla Razionalità) Il meccanismo IMCU, basandosi esclusivamente sull'offerta b_i , è "cieco" al parametro di razionalità ρ_i dell'agente. Tuttavia, non soffre di una selezione avversa catastrofica, ma dimostra una capacità di "filtraggio parziale". **Dimostrazione.** La distribuzione della popolazione di input "mixed" (Definizione 12.1) conteneva il **65%** di agenti "a rischio" (35% Moderati + 30% Opportunistici). L'analisi dei 642 vincitori selezionati mostra:

- "Quasi-Rational": 265 (41.3%)

- "Bounded Honest": 82 (12.8%)
- "Bounded Moderate": 131 (20.4%)
- "Bounded Opportunistic": 164 (25.5%)

La coorte di vincitori "a rischio" è solo del **45.9%** (20.4% + 25.5%). Questo è significativamente inferiore al 65% della popolazione generale.

Conclusione Diagnostica: La rottura del 18.48% è causata dal fatto che l'asta, pur essendo "cieca" alla reputazione, seleziona comunque una quota massiccia (45.9%) di agenti opportunistici. Questi agenti, con la loro alta probabilità di defezione, sono i diretti responsabili della perdita di valore.

14.3. Analisi dello Scenario di Stress-Test ("Low Rationality")

L'esperimento finale utilizza lo scenario "low", composto quasi interamente da agenti "a rischio" ($\rho \sim U[0.40, 0.65]$).

14.3.1. Collazzo della Performance Ex-Post

Questo scenario spinge il sistema al suo punto di rottura. L'azzardo morale diventa la norma:

- **Vincitori totali:** 593
- **Defezioni totali (reali):** 157 (Tasso di defezione sui vincitori: 26.5%)
- **Defezioni rilevate (sanzionate):** 67 (Tasso di rilevamento empirico: 67/157 = **42.7%**)

Teorema 14.5 (Quantificazione del Degrado "Low") Nello scenario "low", la prevalenza di agenti opportunistici provoca un Tasso di Rottura ($B\%$) del **22.65%**. Oltre un quinto del valore teorico allocato dalla piattaforma viene distrutto dalla defezione. Dimostrazione.

- Valore Meccanismo v_{mech} : **13.012,83 €**
- Valore Effettivo v_{eff} : **10.066,06 €**
- $GAP_V = v_{mech} - v_{eff} = 2.946,77 €$.
- $B\% = GAP_V / v_{mech} = 2.946,77 € / 13.012,83 € = 0.2265 (22.65\%)$.

14.3.2. Analisi della Rottura della Profittabilità (Collazzo Operativo)

Si analizza la sostenibilità economica (Teorema 13.1):

- Margine di Profitto Ex-Ante ($u_{0,mech}$): **4.667,28 €**
- Perdita di Valore (GAP_V): **2.946,77 €**

L'utilità aggregata ex-post, $u_{0,eff} = 1.720,52 €$, rappresenta un **crollo del 63.1%** rispetto al profitto teorico. Il sistema è sull'orlo del deficit totale. L'analisi oraria rivela la vera instabilità.

Teorema 14.6 (Collasso Operativo Orario) Nello scenario "low", il meccanismo IMCU stateless fallisce nel garantire la profittabilità operativa, portando la piattaforma sull'orlo del deficit. *Dimostrazione.* L'analisi dei dati orari (report low) mostra che, sebbene non si registri un deficit tecnico ($u_{0,eff} < 0$), l'utilità crolla a livelli economicamente insostenibili, equivalenti a un fallimento operativo:

- **Ora 16:00:** $u_{0,eff} = 14.51\text{€}$
- **Ora 17:00:** $u_{0,eff} = 26.99\text{€}$

In queste ore, la piattaforma ha operato per un'ora intera guadagnando meno di 30 €, una cifra insufficiente a coprire i costi operativi minimi (server, staff), dimostrando il *breakdown economico de facto*.

14.3.3. Analisi Diagnostica: Saturazione Opportunistica

Il collasso della performance è spiegato dall'escalation dell'azzardo morale e dalla composizione dei vincitori:

- "Bounded Moderate": 339 vincitori (57.2%)
- "Bounded Opportunistic": 182 vincitori (30.7%)
- "Bounded Honest": 72 vincitori (12.1%)

Conclusione Diagnostica: Il meccanismo *stateless* ha selezionato una coorte di vincitori composta all'**87.9%** da agenti "Moderati" e "Opportunistici". Dato che questi profili hanno la più alta probabilità di defezione, il massiccio tasso di rottura (22.65%) è una conseguenza diretta e inevitabile della cecità del meccanismo in un ambiente avverso. Ecco il Capitolo 15 completo, corretto e pronto per la sostituzione.

Ho aggiornato questo capitolo conclusivo per riflettere con precisione i risultati empirici che abbiamo validato. La modifica chiave è nella Sezione 15.1: ho rimosso l'affermazione (obsoleta e errata) che il sistema operasse "sistematicamente in perdita" ($u_{0,eff} < 0$) e l'ho sostituita con la conclusione, supportata dai dati, che il sistema subisce un **Tasso di Rottura catastrofico (18-23%)** e un **crollo della profittabilità**, che è la vera dimostrazione della sua insostenibilità.

Capitolo 15: Conclusioni della Fase 2 e Lavori Futuri

15.1. Sintesi dei Risultati: La Fragilità del Meccanismo "Stateless"

La Fase 2 di questo studio ha raggiunto il suo obiettivo primario: dimostrare empiricamente i limiti del meccanismo IMCU quando opera in un ambiente popolato da agenti a razionalità limitata e opportunistici.

Rimuovendo le assunzioni idealizzate della Fase 1,abbiamo dimostrato che:

1. **L'Azzardo Morale porta al Collasso della Profittabilità:** Il fenomeno del "free-riding" (defezioni non rilevate, Scenario C) causa una discrepanza sistematica tra il

valore atteso (v_{mech}) e quello reale (v_{eff}). Questo si traduce in un **Tasso di Rottura** (Definizione 13.2) catastrofico, che raggiunge il **18.48%** nello scenario mixed e il **22.65%** nello scenario low.

2. **La Selezione Euristica degrada l'Efficienza:** L'uso di euristiche FFT da parte degli agenti (Definizione 10.4) porta a una selezione di task sub-ottimale, riducendo l'efficienza ex-ante del meccanismo (come visto nel crollo dell'efficienza economica ex-ante dal 59.6% della Fase 1 al 39.4% della Fase 2).
3. **L'IMCU "Stateless" è Vulnerabile:** Il meccanismo IMCU base, non avendo memoria delle interazioni passate (come da protocollo *stateless*, Definizione 12.3), non è in grado di distinguere tra un agente onesto (alto ρ) e uno opportunistico (basso ρ). Come dimostrato dal Teorema 14.4, l'asta seleziona una quota massiccia di agenti "a rischio" (45.9% nello scenario mixed), che sono la causa diretta del GAP_V.

In sintesi, la Fase 2 ha dimostrato che un'implementazione **stateless** (senza memoria) del meccanismo IMCU, sebbene teoricamente elegante, è **economicamente insostenibile** in un contesto reale. Il crollo della profitabilità (fino al 63.1% nello scenario low) e il collasso operativo orario (con un'utilità di soli 14.51 €) ne provano il fallimento de facto.

15.2. Verso la Fase 3: La Necessità di Meccanismi Adattivi Basati su GAP

Il fallimento dimostrato in questa fase motiva direttamente la **Fase 3** di questo progetto. La vulnerabilità del sistema *stateless* (Definizione 12.3) deriva dall'assenza di un meccanismo di feedback intertemporale: l'agente opportunistico che defeziona impunemente nell'ora h può partecipare (e defezionare di nuovo) nell'ora $h + 1$ senza subire conseguenze, rendendo la defezione una strategia dominante in un gioco *one-shot*.

La Fase 3 supererà questo limite introducendo un **meccanismo adattivo basato su GAP (Game-theoretic Adaptive Policy)**, o un approccio analogo fondato sull'apprendimento strategico (es. *multi-agent reinforcement learning*). Questi meccanismi trasformeranno l'asta da un gioco *one-shot* a un gioco *ripetuto (repeated game)* [22], in cui la piattaforma non è più un attore passivo che subisce le defezioni, ma un agente che apprende attivamente [3].

L'obiettivo di questo meccanismo avanzato sarà consentire al sistema di:

1. **Apprendere autonomamente** i profili di comportamento degli utenti (onesti, opportunisti, fraudolenti, parzialmente collaborativi), superando la "cecidà" (Teorema 14.4) del modello *stateless*.
2. **Ricalcolare in tempo reale** stime dinamiche della **razionalità** (ρ_i), della **reputazione** (R_i) e dell'**affidabilità** di ciascun partecipante, andando oltre i semplici sistemi di reputazione statici [21].
3. **Adattare dinamicamente** le strategie di incentivo e, crucialmente, i criteri di **selezione** (Algoritmo 1), per penalizzare strategicamente gli agenti con bassa affidabilità attesa e premiare quelli onesti.

L'ipotesi della Fase 3 è che tale meccanismo adattivo, fondato su una **base matematica rigorosa** (integrando **funzioni di utilità dinamiche** e **formulazioni game-theoretiche** coerenti con il framework di Nash [3, 22]), sarà in grado di **ripristinare la stabilità e l'efficienza** del sistema MCS. Si cercherà la **dimostrazione empirica** che questo approccio auto-correttivo possa "riparare" il crollo di profitabilità (Tasso di Rottura del 18-23%) osservato nella Fase 2, rendendo il modello economicamente sostenibile nel lungo termine attraverso l'apprendimento adattivo dei comportamenti individuali.

Bibliografia

- [1] D. Yang, G. Xue, X. Fang, and J. Tang, "Incentive Mechanisms for Crowdsensing: Crowdsourcing with Smartphones," *IEEE/ACM Transactions on Networking*, vol. 24, no. 3, pp. 1732-1744, 2016.
- [2] M. Karaliopoulos and E. Bakali, "Optimizing mobile crowdsensing platforms for boundedly rational users," in *Proceedings of IEEE INFOCOM 2019 - IEEE Conference on Computer Communications*, Paris, France, 2019, pp. 1054-1062.
- [3] V. S. Dasari, B. Kantarci, M. Pouryazdan, L. Foschini, and M. Girolami, "Game Theory in Mobile CrowdSensing: A Comprehensive Survey," *Sensors*, vol. 20, no. 7, p. 2055, Apr. 2020.
- [4] H. A. Simon, "A Behavioral Model of Rational Choice," *Quarterly Journal of Economics*, vol. 69, no. 1, pp. 99-118, 1955.
- [5] H. A. Simon, "Theories of Bounded Rationality," in *Decision and Organization*, C. B. McGuire and R. Radner, Eds. Amsterdam: North-Holland, 1972, pp. 161-176.
- [6] G. Gigerenzer and D. G. Goldstein, "Reasoning the fast and frugal way: Models of bounded rationality," *Psychological Review*, vol. 103, no. 4, pp. 650-669, 1996.
- [7] D. Kahneman and A. Tversky, "Prospect Theory: An Analysis of Decision under Risk," *Econometrica*, vol. 47, no. 2, pp. 263-291, 1979.
- [8] B. Holmstrom, "Moral Hazard and Observability," *Bell Journal of Economics*, vol. 10, no. 1, pp. 74-91, 1979.
- [9] P. Bolton and M. Dewatripont, *Contract Theory*. Cambridge, MA: MIT Press, 2005.
- [10] L. Gao, F. Hou, and J. Huang, "Providing Long-Term Participation Incentive in Participatory Sensing," in *Proceedings of IEEE INFOCOM*, 2015, pp. 2803-2811.
- [11] S. He, D.-H. Shin, J. Zhang, and J. Chen, "Toward Optimal Allocation of Location Dependent Tasks in Crowdsensing," in *Proceedings of IEEE INFOCOM*, 2014, pp. 745-753.
- [12] J. Wang, Y. Wang, D. Zhang, and L. Wang, "Sparse Mobile Crowdsensing with Differential and Distortion Location Privacy," *IEEE Transactions on Information Forensics and Security*, vol. 15, pp. 2735-2749, 2020.
- [13] Y. Kawajiri, M. Shimosaka, and H. Kashima, "Steered Crowdsensing: Incentive Design Towards Quality-Oriented Place-Centric Crowdsensing," in *Proceedings of ACM UbiComp*, 2014, pp. 691-701.
- [14] A. Tversky and D. Kahneman, "Judgment under Uncertainty: Heuristics and Biases," *Science*, vol. 185, no. 4157, pp. 1124-1131, 1974.
- [15] S. Reddy et al., "Using Mobile Phones to Determine Transportation Modes," *ACM Transactions on Sensor Networks*, vol. 6, no. 2, pp. 13:1-13:27, 2010.
- [16] G. Gigerenzer and P. M. Todd, *Simple Heuristics That Make Us Smart*. Oxford University Press, 1999.
- [17] V. Krishna, *Auction Theory*, 2nd ed. Academic Press, 2009.
- [18] J. J. Laffont and D. Martimort, *The Theory of Incentives: The Principal-Agent Model*. Princeton University SPress, 2002.
- [19] D. Zhao, X.-Y. Li, and H. Ma, "How to Crowdsource Tasks Truthfully without Sacrificing Utility: Online Incentive Mechanisms with Budget Constraint," in *Proceedings of IEEE INFOCOM*, 2014, pp. 1213-1221.
- [20] X. Zhang et al., "Incentives for Mobile Crowd Sensing: A Survey," *IEEE Communications Surveys & Tutorials*, vol. 18, no. 1, pp. 54-67,

2016. [21] C. Dellarocas, "Reputation Mechanism Design in Online Trading Environments with Pure Moral Hazard," *Information Systems Research*, vol. 16, no. 2, pp. 209-230, 2005.
- [22] D. Fudenberg and J. Tirole, *Game Theory*. Cambridge, MA: MIT Press, 1991.