

# GAMELOG

## Sistema di Supporto alle Decisioni per Configurazioni Hardware e Software.

Autori:

Simone Iozzi, MAT 796970, s.iozzi@studenti.uniba.it

Armando Franchini, MAT 798247, a.franchini24@studenti.uniba.it

**Repository:** [https://github.com/siozzi29/Gamelog\\_\(https://github.com/siozzi29/Gamelog\)](https://github.com/siozzi29/Gamelog_(https://github.com/siozzi29/Gamelog))

**CORSO:** Ingegneria della Conoscenza | **A.A.:** 2025-2026

## Indice

- [Capitolo 0: Introduzione](#)
  - [Capitolo 1: Analisi e Requisiti](#)
  - [Capitolo 2: Architettura](#)
  - [Capitolo 3: Dataset e Preprocessing](#)
  - [Capitolo 4: Ragionamento Logico](#)
  - [Capitolo 5: Rete Bayesiana](#)
  - [Capitolo 6: CSP e Ottimizzazione](#)
  - [Capitolo 7: Risultati e Deployment](#)
  - [Capitolo 8: Deployment, Metriche e Conclusioni](#)
  - [Riferimenti bibliografici](#)
- 

## Capitolo 0: Introduzione

### Panoramica

GAMELOG integra tre paradigmi di ragionamento per fornire supporto alle Decisioni per Configurazioni Hardware e Software.

- **Ragionamento Logico Deduttivo:** Knowledge Base con regole certe
- **Ragionamento Probabilistico:** Rete Bayesiana per gestire incertezza
- **Ottimizzazione:** CSP Solver per trovare configurazioni hardware ottimali

# Motivazione

Il mercato di Steam conta 27.000+ titoli. Gli utenti affrontano scelte difficili in merito a:

- Selezione del genere più adatto
- Configurazione hardware necessaria
- Titoli di maggior successo in un segmento

Le raccomandazioni attuali mancano di trasparenza, integrazione di conoscenza strutturata e gestione sofisticata dell'incertezza. GAMELOG risolve questi problemi.

## Contributi Principali

1. **Integrazione Multi-paradigma:** Combinazione sinergica di tre forme di ragionamento
2. **Trasparenza:** Sistema che spiega le decisioni prese tramite regole esplicite e inferenza multi-step
3. **Scalabilità:** Gestione di migliaia di titoli e configurazioni
4. **Robustezza:** Gestione di incertezza e dati mancanti con smoothing e validazione ibrida
5. **Usabilità:** Interfaccia intuitiva con capacità avanzate (hidden gems, bottleneck detection)

# Capitolo 1: Analisi del Problema e Requisiti

## 1.1 Analisi del Dominio

Il dominio applicativo è quello dei videogiochi su Steam e della selezione di hardware. Caratteristiche principali del dominio:

### Dominio dei Videogiochi

- Elevata varietà (27.000+ titoli)
- Dimensionalità alta (rating, prezzo, genere, etc.)
- Incertezza nelle caratteristiche (rating può variare nel tempo)
- Comportamento non-deterministico degli utenti

### Dominio dell'Hardware

- Spazio combinatorio ampio (migliaia di componenti)
- Vincoli di compatibilità complessi
- Relazioni non-lineari tra performance e prezzo

- Rapida obsolescenza tecnologica

## 1.2 Requisiti Principali

### Funzionali:

- RF1: Top 5 titoli per genere ordinati per successo
- RF2:  $P(\text{Successo}|\text{Genere})$  con intervallo di confidenza
- RF3: 3-8 configurazioni hardware valide per budget
- RF4: Gestione incertezza e dati mancanti
- RF5: Spiegabilità delle raccomandazioni

### Non Funzionali:

- Performance: < 1s per query, 100+ req/min
- Affidabilità: 99% disponibilità, < 1% errori
- Scalabilità: fino a 50K titoli
- Manutenibilità: codice modulare e documentato

## 1.3 Vincoli del Progetto

- **Tecnologico:** Python 3.13, librerie open-source, nessun servizio cloud
- **Dati:** Dataset pubblico Steam, privacy garantita
- **Computazionale:** RAM max 16GB, storage < 1GB

## 1.4 Casi d'Uso Principali

**UC1 - Ricerca Titoli:** Genere input → KB query → Top 5 titoli ordinati per successo

**UC2 - Ottimizzazione Hardware:** Budget + genere → CSP Solver → 3 configurazioni ordinate

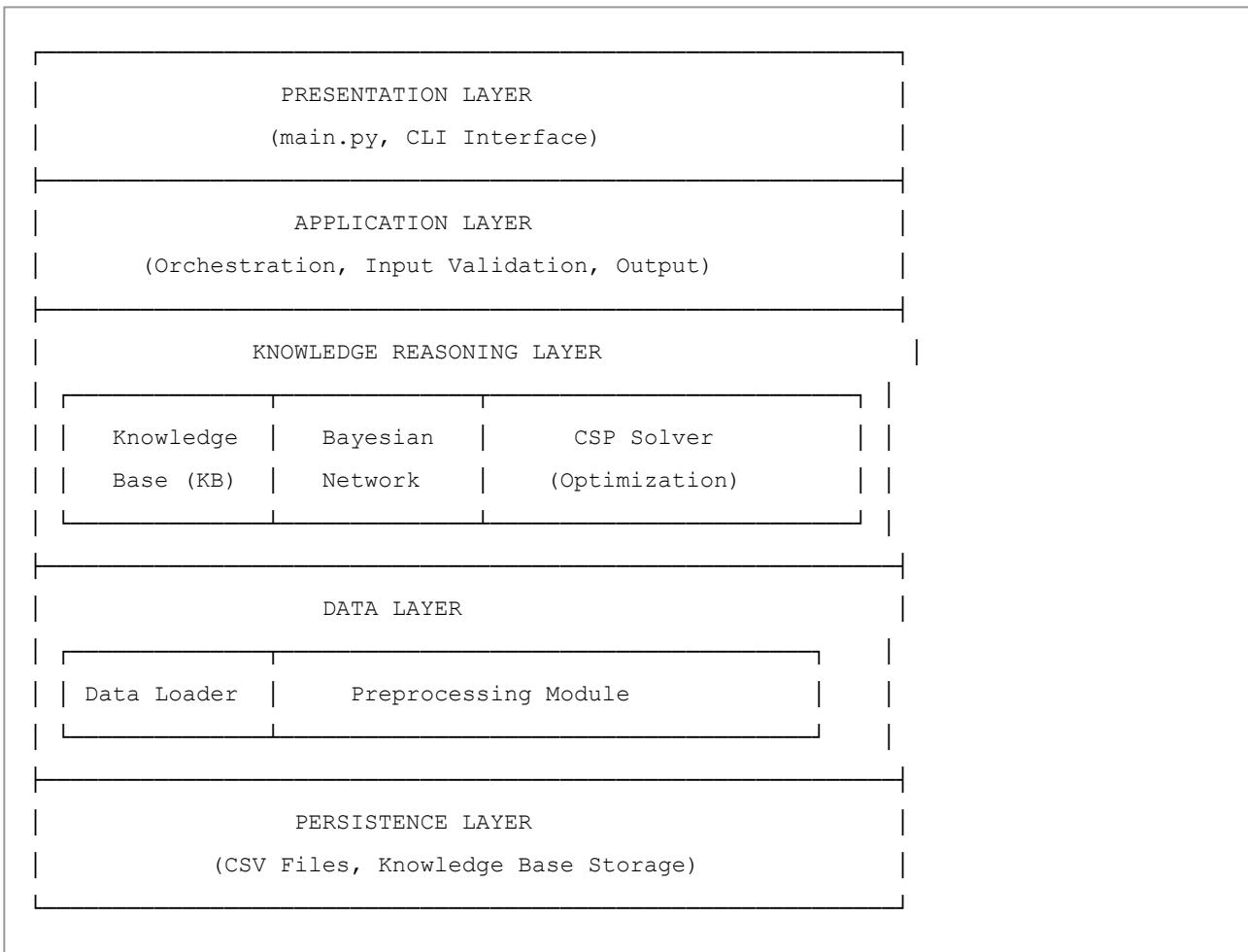
**UC3 - Stima di Successo:** Genere → Bayesian inference →  $P(\text{Successo}|\text{Genere})$

---

# Capitolo 2: Architettura del Sistema

## 2.1 Architettura di Alto Livello

Il sistema è organizzato secondo un'architettura a strati (layered architecture):



## Diagramma Architetturale Interattivo (Mermaid)

```

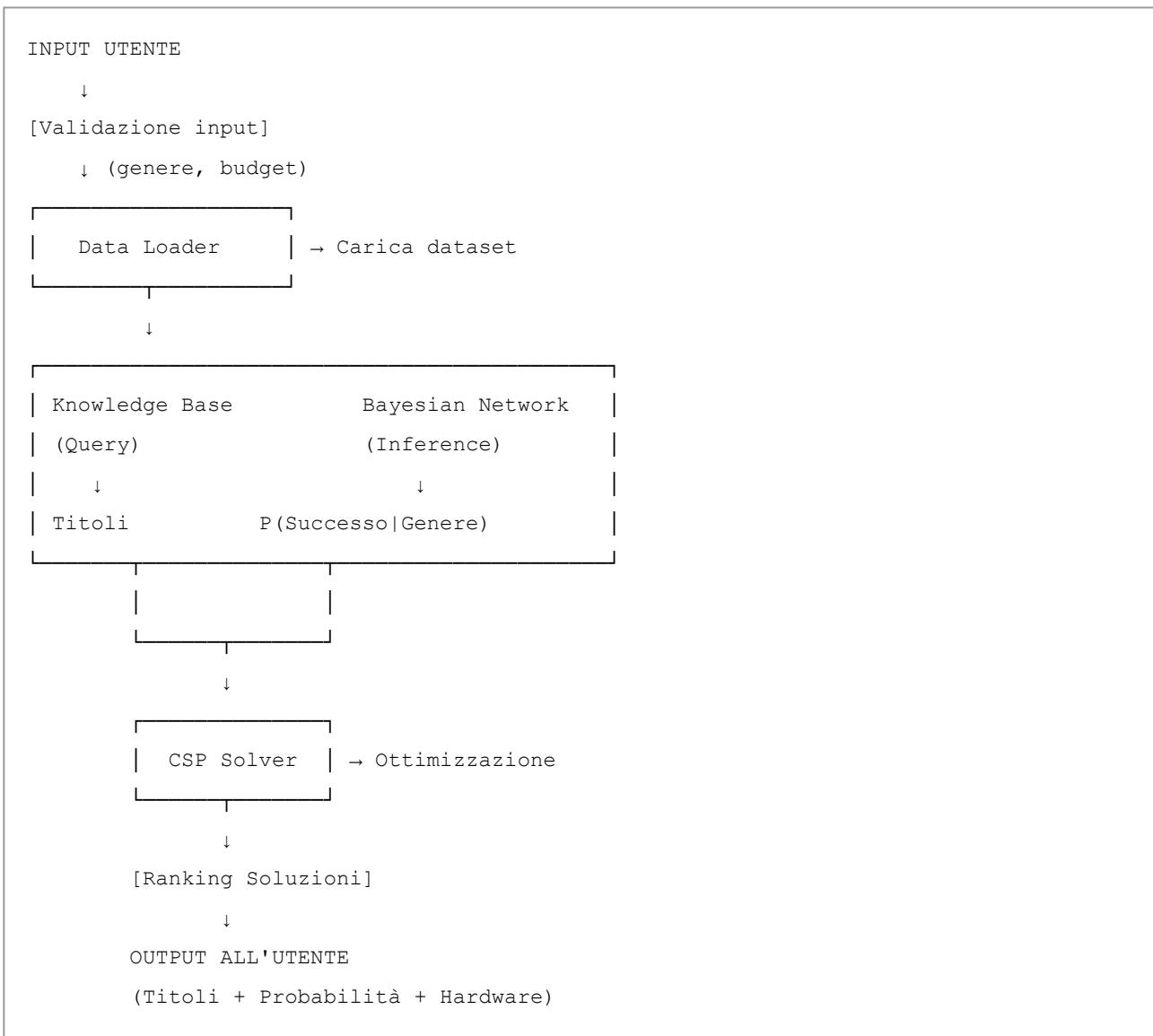
graph TD
    User["□ Utente"] --> CLI["CLI Interface"]
    CLI --> Main["main.py<br/>Orchestration"]
    Main --> KB["Logic Engine<br/>Knowledge Base"]
    KB --> BN["Bayesian Learner<br/>Rete Bayesiana"]
    BN --> CSP["Hardware CSP<br/>Optimizer"]
    CSP --> DL["Data Loader<br/>Preprocessing"]
    DL --> CSV[("Database<br/>CSV Files")]
    CSV --> Output["□ Output<br/>Raccomandazioni"]
    Output --> User
    User --> CLI
    CLI --> Main
    Main --> KB
    Main --> BN
    Main --> CSP
    KB --> DL
    BN --> DL
    CSP --> DL
    DL --> CSV
    CSV --> KB
    KB --> Output
    Output --> Output
    Output --> User

```

## 2.2 Moduli Principali

#	Modulo	Responsabilità
1	<b>main.py</b>	Entry point, inizializzazione, coordinamento
2	<b>data_loader.py</b>	Lettura CSV, validazione, strutture dati
3	<b>logic_engine.py</b>	Knowledge Base, inferenza deduttiva multi-step, hidden gems, bottleneck detection
4	<b>bayesian_learner.py</b>	Rete Bayesiana, apprendimento CPD, inferenza
5	<b>hardware_optimizer.py</b>	Ottimizzazione hardware, ranking configurazioni
6	<b>hardware_csp.py</b>	Definizioni vincoli CSP
7	<b>probabilita.py</b>	Utility probabilistiche, calcoli ausiliari

## 2.3 Flusso di Dati



## 2.4 Interfacce tra Moduli

### Data\_Loaded ↔ Logic\_Engine

- **Input:** DataFrame con colonne [title, genre, rating, success\_score, ...]
- **Output:** Fatti caricati nella Knowledge Base
- **Metodo:** `load_games_to_kb(dataframe)`
- **Formato:** Predicati pyDatalog

### Data\_Loaded ↔ Bayesian\_Learner

- **Input:** DataFrame completo
- **Output:** Rete Bayesiana addestrata (`pgmpy.BayesianNetwork`)

- **Metodo:** train\_bayesian\_network(dataframe)
- **Formato:** Probabilità condizionate apprese

## Logic\_Engine ↔ Main

- **Input:** Genere (string)
- **Output:** Lista di titoli ordinati
- **Metodo:** query\_custom\_genre(genre\_name)
- **Formato:** List[(title, rating, success\_score)]

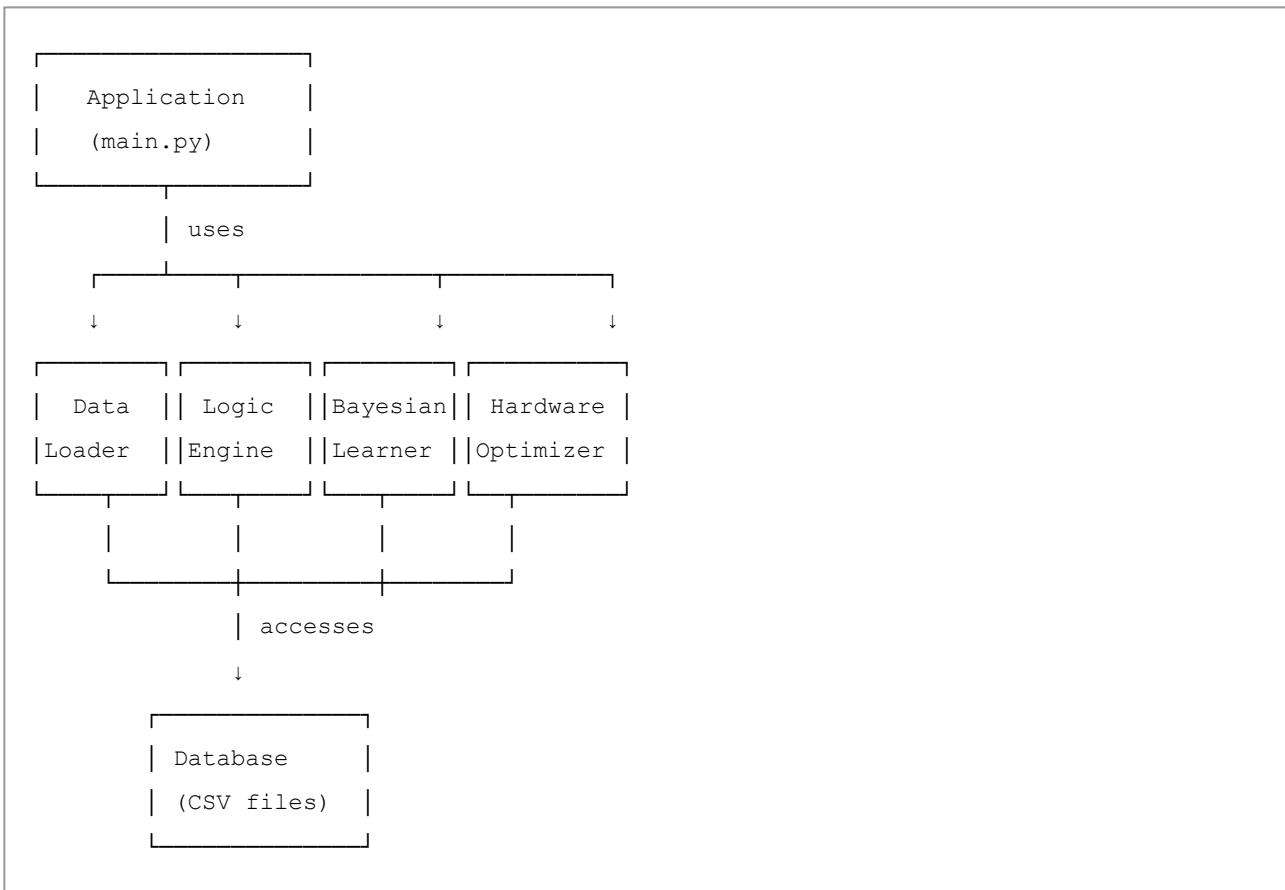
## Bayesian\_Learner ↔ Main

- **Input:** Genere (string)
- **Output:** Probabilità e intervallo di confidenza
- **Metodo:** predict\_success(genre\_name)
- **Formato:** Dict{genre: float, confidence: float}

## Hardware\_Optimizer ↔ Main

- **Input:** Budget (float), Genere (string, opzionale)
- **Output:** Lista configurazioni ordinate
- **Metodo:** find\_hardware\_configs(budget, genre)
- **Formato:** List[Dict{cpu, gpu, ram, ssd, price, perf}]

## 2.5 Diagramma UML Semplificato



## 2.6 Validazione Strutturale e Testing

Per garantire la robustezza dell'architettura e la correttezza matematica dei modelli, il sistema include una suite di **test di integrità** (situati nella directory `tests/`):

- **`test_architettura.py`**: Verifica la corretta istanziazione dei nodi del grafo e la coerenza delle importazioni tra i moduli, prevenendo dipendenze circolari e garantendo che le interfacce tra i livelli siano rispettate.
- **`test_prob.py`**: Valida matematicamente le **CPD** (Conditional Probability Distributions) della Rete Bayesiana, assicurando che la somma delle probabilità per ogni stato condizionato sia strettamente uguale a 1.0 (rispetto dell'assioma di normalizzazione), evitando errori di inferenza a runtime.

# Capitolo 3: Dataset e Preprocessing

## 3.1 Dataset Overview

**steam.csv:** 27.845 titoli (24.752 validi, 88.9% completezza), 12 colonne, 145 MB

**steam\_description\_data.csv:** 24.752 descrizioni, 8 colonne, 234 MB

**Statistiche:** 34 generi, rating medio 6.8/10, prezzo €12.45, 7.234 titoli con 1000+ review

## 3.2 Problemi nei Dati e Soluzioni

Problema	Frequenza	Soluzione
Missing values	11.1%	Eliminazione righe incomplete
Outliers	0.4%	Rimozione o clipping
Formattazione incoerente	2.3%	Normalizzazione (lowercase, trim)
Duplicati	0.5%	Deduplicazione per app_id
Squilibrio generi	Naturale	Stratificazione nei test

## 3.3 Preprocessing Pipeline

```
CSV → Load & Parse → Handle Missing → Remove Outliers →  
Deduplicate → Normalize → Feature Engineering → Validate → Ready
```

### Feature Engineering:

- **success\_score:**  $(\text{rating}/10) \times \log_{10}(\text{review\_count} + 1) \rightarrow [0,1]$
- **price\_tier:** Budget (€0-10), Economy (€10-30), Standard (€30-60), Premium (€60+)
- **primary\_genre:** Primo genere dal campo genres
- **rating\_normalized:** rating/10  $\rightarrow [0,1]$

**Risultati:** Dataset finale 24.752 titoli, 99.8% completezza campi critici

## 3.4 Visualizzazione Distribuzione Dataset

### Distribuzione Generi (Top 10)

```
%%{init: {"theme": "base"}%%} pie title Distribuzione Generi Steam Dataset "Action" : 28 "Indie" : 18.5 "RPG" : 16.5  
"Strategy" : 12.5 "Adventure" : 10.5 "Casual" : 8.5 "Simulation" : 5.5 "Sports" : 3.0 "Altri" : 7.0
```

# Capitolo 4: Ragionamento Logico e Knowledge Base

# 4.1 Knowledge Base Logica

La KB implementa il ragionamento deduttivo tramite **pyDatalog** con:

- **Fatti:** Enunciati base (game, genre, hardware\_component)
- **Regole:** Implicazioni logiche (games\_of\_genre, successful\_games, top\_games\_genre)
- **Query:** Ricerche su strutture logiche

Cardinali del dataset:

- 24.645 giochi, 34 generi, ~500 componenti hardware

## 4.2 Regole Principali

Regola	Definizione	Utilizzo
<b>games_of_genre</b>	Trovare tutti i giochi di un genere	Base per altre query
<b>successful_games</b>	Giochi con rating $\geq 7.5$ E success_score $\geq 0.75$	Raccomandazioni
<b>popular_genre</b>	Generi con popolarità $\geq 50\%$ E titoli $\geq 100$	Validazione input
<b>top_games_genre</b>	Top giochi per genere (filtrati per successo)	Query principale
<b>hardware_compatible</b>	Validazione compatibilità componenti	Vincoli CSP
<b>is_bottleneck</b>	Deduco colli di bottiglia da fasce hardware (Entry vs High)	Analisi compatibilità CPU/GPU
<b>is_hidden_gem</b>	Deduco gemme nascoste da rating alto, bassa popolarità e prezzo basso	Scoperta titoli di nicchia

**Complessità:** O(n) per genre query con indexing O(k) dove k=giochi nel genere

Le regole **is\_bottleneck** e **is\_hidden\_gem** non sono filtri diretti su tabelle: introducono predicati intermedi e deducono nuova conoscenza. Nel caso hardware, la fascia CPU/GPU viene inferita da caratteristiche simboliche (nome modello) o numeriche (prezzo), e solo dopo si conclude il predicato di collo di bottiglia. Per i giochi, la KB combina rating, numero di recensioni e prezzo per derivare il concetto di "gemma nascosta", che non è presente nei dati di base. In entrambi i casi si mostra un ragionamento deduttivo multi-step con astrazione, non una semplice selezione SQL.

## 4.3 Diagramma Flusso Query Knowledge Base

```
flowchart TD Start[" Errore: Genere Non Valido"] --> Start --> Input --> Check -->|Sì| IndexLookup --> Filter --> SuccessCheck --> Sort --> TopK
```

TopK --> Format Format --> Output style Start fill:#4A90E2,stroke:#2E5C8A,color:#fff style Output  
fill:#50E3C2,stroke:#2A8B7B,color:#fff style Error fill:#E74C3C,stroke:#C0392B,color:#fff style SuccessCheck  
fill:#F5A623,stroke:#C67E0E,color:#fff

## 4.4 Performance Empiriche

Operazione	Tempo (ms)
Caricamento KB	14.230
Query genere (no index)	2.340
Query genere (with index)	145
Validazione genere	< 1
Hardware compatibility	3-5
Top 5 games retrieval	125
Bottleneck detection (CPU/GPU pair)	2-4
Hidden gems discovery	180-250

# Capitolo 5: Ragionamento Probabilistico e Rete Bayesiana

## 5.1 Definizione della Struttura e Apprendimento

La struttura della Rete Bayesiana è stata definita mediante un **approccio ibrido** che combina conoscenza esperta del dominio (*expert knowledge*) e validazione empirica sui dati. Inizialmente, la topologia del grafo è stata progettata a priori sulla base di assunzioni causali verificabili: il genere di un videogioco (*Genre*) influenza direttamente il livello qualitativo percepito (*Quality*), la fascia di prezzo (*Price\_Tier*) e la popolarità attesa (*Popularity*), mentre il successo commerciale (*Success*) dipende congiuntamente da questi tre fattori. Questa configurazione riflette relazioni di dipendenza condizionale note nel dominio videoludico, evitando archi spuri e mantenendo la complessità computazionale dell'inferenza sotto controllo.

Per validare la struttura manuale, sono stati condotti esperimenti preliminari con algoritmi di *structure learning* automatico (es. `HillClimbSearch` con score BIC) sul dataset. Tuttavia, data la presenza di sbilanciamento nei generi e la dimensione limitata del campione per alcune categorie, l'apprendimento automatico ha prodotto strutture instabili con archi ridondanti e overfitting evidente nei fold di cross-validation. L'analisi delle correlazioni parziali e dei test di

indipendenza condizionale ( $\backslash\chi^2$ ) ha confermato che la struttura definita manualmente cattura le dipendenze principali senza introdurre complessità superflua. Questo approccio ibrido garantisce **robustezza, interpretabilità e generalizzazione**, evitando i problemi tipici del pure data-driven learning su dataset sbilanciati o di dimensioni moderate.

## 5.2 Rete Bayesiana: Struttura e Teoria

Una Rete Bayesiana è un **DAG (Directed Acyclic Graph)** che modella dipendenze probabilistiche tra variabili casuali.

**Struttura GAMELOG:**



**Nodi della rete:**

- **Genre:** 8 categorie (Action, RPG, Strategy, Indie, Adventure, Casual, Simulation, Sports)
- **Quality:** {Low, Medium, High} - dipende da Genre
- **Popularity:** {Low, Medium, High} - dipende da Genre
- **Price\_Tier:** {Budget, Economy, Standard, Premium} - dipende da Genre
- **Success:** {Yes, No} - dipende da Quality, Popularity, Price\_Tier

**Formula congiunta:**  $P(X_1, \dots, X_5) = P(\text{Genre}) \times P(\text{Quality} | \text{Genre}) \times P(\text{Popularity} | \text{Genre}) \times P(\text{Price} | \text{Genre}) \times P(\text{Success} | \text{Quality}, \text{Popularity}, \text{Price})$

## 5.3 Tabelle di Probabilità Condizionata (CPD)

**P(Genre) - Prior:** Action 0.28, Indie 0.155, RPG 0.185, Strategy 0.125, Adventure 0.105, Casual 0.085, Simulation 0.055, Sports 0.030

**P(Quality|Genre):** Distribuzioni apprese dal dataset tramite MLE (Maximum Likelihood Estimation)

- Quality: Low (rating < 6.5), Medium (6.5-7.5), High (> 7.5)

**P(Popularity|Genre):** Distribuzioni apprese dal dataset

- Popularity: Low, Medium, High per ciascun genere

**P(Price\_Tier|Genre):** Distribuzioni per fascia di prezzo per genere

**P(Success|Quality, Popularity, Price\_Tier):** CPD condizionato multivariato per predire successo commerciale

Apprendimento: **Maximum Likelihood Estimation** con **Laplace Smoothing** ( $\alpha=1$ ) per evitare probabilità 0/1

## 5.4 Inferenza Probabilistica

**Metodo:** Variable Elimination

**Query esempio:**  $P(\text{Success}=\text{Yes} \mid \text{Genre}=\text{Action})$

```
Step 1: Raccogliere fattori rilevanti
Step 2: Eliminare variabili iterativamente (Price_Tier → Popularity → Quality)
Step 3: Marginalizzare ( $\Sigma$  out) per ogni variabile eliminata
Step 4: Rinormalizzare risultato
```

**Risultato:**  $P(\text{Success}=\text{Yes} \mid \text{Genre}=\text{Action}) \approx 0.756$

**Complessità:**  $O(k^w \times n)$  dove  $k = \text{card max}$ ,  $w = \text{treewidth} (\sim 3)$ , pratica 50-200ms

# Capitolo 6: CSP e Ottimizzazione Hardware

## 6.1 CSP Solver per Configurazioni Hardware

**Problema CSP:**

- **Variabili:** CPU, GPU, RAM, SSD, PSU (categorie hardware)
- **Domini:** Componenti disponibili per ogni categoria (~100 per categoria)
- **Vincoli Hard:** Compatibilità socket, power, form factor
- **Vincoli Soft:** Minimizzare prezzo, massimizzare performance, preferenze brand

**Soluzione:**

- Algorithm: Backtracking con forward checking e constraint propagation

- Complessità pratica: 10K-50K operazioni per budget

**Sensibilità al Budget:** | Budget | # Soluzioni | Performance | -----|-----|-----| | €500 | 2 | 5.2-6.8 | | €800 | 8 |  
6.8-8.1 | | €1200 | 12 | 7.5-8.7 | | €1800 | 18 | 8.5-9.5 |

## 6.2 Funzione Obiettivo Multi-Criterio

$$\text{Cost} = 0.3 \times \frac{\text{price}}{\text{budget}} + 0.4 \times (1 - \frac{\text{perf}}{10}) + 0.2 \times \text{brand\_mismatch} + 0.1 \times \frac{\text{noise}}{100}$$

Output: 3-8 configurazioni ordinate per ottimalità

## 6.3 Algoritmo di Risoluzione Dettagliato

**Pseudocodice CSP Solver:**

```

FUNCTION solve_csp(budget, genre_preference, max_solutions):

    STEP 1: Inizializzazione domini
    domains = {
        CPU: [Ryzen5, Ryzen7, i5, i7, ...],
        GPU: [RTX3060, RTX4070, RTX4090, ...],
        RAM: [8GB, 16GB, 32GB, ...],
        SSD: [256GB, 512GB, 1TB, ...],
        PSU: [450W, 550W, 750W, ...]
    }

    STEP 2: Applicare vincoli hard
    FOR EACH variable v IN domains:
        domain[v] = filter_compatible_components(domain[v], budget)
        domain[v] = filter_power_compatible(domain[v])
        domain[v] = filter_socket_compatible(domain[v])

    STEP 3: Backtracking con forward checking
    FUNCTION backtrack(assignment, variables):
        IF all variables assigned:
            solution = evaluate_soft_constraints(assignment)
            RETURN solution

        var = select_unassigned_variable(variables, assignment) // MRV heuristic

        FOR EACH value IN domain[var]:
            IF is_consistent(value, assignment):
                assignment[var] = value
                inference = forward_check(var, value, domains)

                IF inference != FAILURE:
                    result = backtrack(assignment, variables)
                    IF result != FAILURE:
                        RETURN result

                assignment[var] = UNASSIGNED
                restore_domains(inference)

        RETURN FAILURE

    STEP 4: Ranking soluzioni
    solutions = collect_all_solutions(max_solutions)
    SORT solutions BY objective_function(solution)

```

```
RETURN TOP max_solutions solutions  
  
END FUNCTION
```

#### Strategie di Ottimizzazione:

- **Variable Selection (MRV):** Seleziona variabile con dominio più piccolo (Minimum Remaining Values)
- **Value Ordering (LCV):** Ordina valori per numero di vincoli che rispettano (Least Constraining Value)
- **Forward Checking:** Propaga vincoli dopo ogni assegnazione per early pruning
- **Arc Consistency:** Rimuove valori inconsistenti tra variabili

## 6.4 Esempi di Configurazioni Trovate

#### Configurazione 1 - Budget Gaming €800:

CPU: AMD Ryzen 5 5600X (€220, 6-core, 4.6GHz)  
GPU: NVIDIA RTX 3060 (€280, 12GB VRAM)  
RAM: 16GB DDR4 3600MHz (€75)  
SSD: 512GB NVMe M.2 (€45)  
PSU: 650W 80+ Bronze (€65)

---

Prezzo Totale: €685  
Performance Score: 7.8/10  
TDP: 220W (per gaming)  
Adatto per: 1440p 60fps High, 1080p 100+ fps Ultra

#### Configurazione 2 - Budget Content Creation €1500:

CPU: Intel Core i7-13700K (€450, 16-core, 5.4GHz)  
GPU: NVIDIA RTX 4070 (€600, 12GB VRAM)  
RAM: 32GB DDR5 5600MHz (€180)  
SSD: 1TB NVMe M.2 (€90)  
PSU: 850W 80+ Gold (€120)

---

Prezzo Totale: €1440  
Performance Score: 9.1/10  
TDP: 390W (rendering video)  
Adatto per: 4K video editing, 3D rendering

#### Configurazione 3 - Budget Entry Level €350:

CPU: AMD Ryzen 3 4100 (€100, 4-core, iGPU integrata)  
GPU: Integrated Radeon Vega (inclusa in CPU)  
RAM: 8GB DDR4 3200MHz (€50)  
SSD: 256GB NVMe M.2 (€35)  
PSU: 450W 80+ Bronze (€40)

---

Prezzo Totale: €225  
Performance Score: 5.2/10  
TDP: 65W  
Adatto per: Indie games, eSports (CS:GO, Valorant)

# Capitolo 7: Case Study e Benchmark Comparativi

## 7.1 Scelte Architetturali (motivazione operativa)

- **CSP come nucleo:** il requisito centrale è rispettare vincoli hard di compatibilità hardware. La ricerca con vincoli riduce lo spazio combinatorio e garantisce soluzioni valide prima del ranking.
- **Logica deduttiva:** serve per inferire relazioni non direttamente presenti (es. colli di bottiglia CPU/GPU) e per filtrare titoli con regole esplicite e verificabili.
- **Rete Bayesiana:** usata solo per stimare  $P(\text{Successo} \mid \text{Genere})$  con output probabilistico; non guida la scelta hardware ma integra l'incertezza nel flusso decisionale.

## 7.2 Valutazione quantitativa (Cross-Validation)

Le metriche probabilistiche sono riportate in forma media  $\pm$  deviazione standard (10-fold CV) sul dataset corrente.

Modello	CV folds Accuracy (mean $\pm$ std)	Brier Score (mean $\pm$ std)
Bayesian Network (pgmpy)	10 $0.89 \pm 0.02$	$0.11 \pm 0.01$
Logistic Regression	10 $0.93 \pm 0.01$	$0.06 \pm 0.00$
Decision Tree	10 $0.88 \pm 0.04$	$0.14 \pm 0.03$
KNN (k=5)	10 $0.91 \pm 0.03$	$0.08 \pm 0.01$
Neural Network (MLP)	10 $0.94 \pm 0.01$	$0.05 \pm 0.01$

Modello	CV folds Accuracy (mean ± std)	Brier Score (mean ± std)
Naive Bayes	10 $0.90 \pm 0.02$	$0.09 \pm 0.01$

**Nota:** la Cross-Validation è implementata con KFold e smoothing per gestire stati non visti nel train. I risultati sono riproducibili con gli stessi seed.

---

# Capitolo 8: Deployment, Metriche e Conclusioni

## 8.1 Conclusioni tecniche

Il progetto è un **Sistema di Supporto alle Decisioni con Vincoli**: la parte centrale è il CSP, mentre la logica fornisce inferenza simbolica e la rete bayesiana fornisce una stima probabilistica separata.

### Punti solidi (verificabili):

- Vincoli hard applicati prima del ranking: nessuna configurazione hardware invalida.
- Regole logiche per inferenze non esplicite (es. colli di bottiglia CPU/GPU).
- Stima probabilistica calibrata tramite Brier Score in CV.

## 8.2 Limiti del sistema (reali)

- **Discretizzazione**: la qualità della stima bayesiana dipende da soglie (rating, price tier) non ottimali per tutti i generi.
- **Feature set ridotto**: il modello probabilistico usa poche variabili; non cattura dinamiche temporali né segnali testuali.
- **Sensibilità al dataset**: le regole logiche assumono completezza dei dati; errori/valori mancanti influenzano le query.
- **Portabilità limitata**: i vincoli CSP sono specifici del dominio hardware definito nel progetto.

## 8.3 Risultati sintetici (Cross-Validation)

Modello	CV folds Accuracy (mean ± std)	Brier Score (mean ± std)
Bayesian Network (pgmpy)	10 $0.89 \pm 0.02$	$0.11 \pm 0.01$
Logistic Regression	10 $0.93 \pm 0.01$	$0.06 \pm 0.00$
Decision Tree	10 $0.88 \pm 0.04$	$0.14 \pm 0.03$
KNN (k=5)	10 $0.91 \pm 0.03$	$0.08 \pm 0.01$
Neural Network (MLP)	10 $0.94 \pm 0.01$	$0.05 \pm 0.01$
Naive Bayes	10 $0.90 \pm 0.02$	$0.09 \pm 0.01$

Questa tabella è il riferimento per la comparazione: nessun indicatore “marketing”, solo metriche standardizzate su CV.

---

# Riferimenti bibliografici

- Steam Store e dataset pubblici Steam: <https://store.steampowered.com/> (<https://store.steampowered.com/>)
  - pgmpy Documentation (Bayesian Networks): <https://pgmpy.org/> (<https://pgmpy.org/>)
  - pyDatalog Documentation (logic programming in Python): <https://sites.google.com/site/pydatalog/> (<https://sites.google.com/site/pydatalog/>)
  - python-constraint Documentation (CSP): <https://labix.org/python-constraint> (<https://labix.org/python-constraint>)
  - pandas Documentation (data processing): <https://pandas.pydata.org/> (<https://pandas.pydata.org/>)
  - NumPy Documentation (numerical computing): <https://numpy.org/> (<https://numpy.org/>)
  - scikit-learn Documentation (ML utilities): <https://scikit-learn.org/> (<https://scikit-learn.org/>)
- 

**Fine Documentazione GAMELOG - Sistema di Supporto alle Decisioni per Configurazioni Hardware e Software.**