

# Simulare Monte Carlo pentru Estimarea Câștigătoarei UEFA Champions League

Barbu David-FLorian, Filote Ionut-Alexandru

12 ianuarie 2026

## Rezumat

Acest proiect își propune să estimeze probabilitățile de câștig ale echipelor participante în UEFA Champions League (sezoanele 2024-2025 și 2025-2026) folosind metoda Monte Carlo. Având în vedere complexitatea noului format competițional și natura statistică a fotbalului, nu există o soluție analitică simplă. Utilizând date reale de tip Expected Goals (xG) și un model probabilistic bazat pe distribuția Poisson, am simulat desfășurarea turneului de  $N = 50.000$  de ori pentru a obține o estimare robustă a probabilităților finale.

## Cuprins

<b>1</b>	<b>Descrierea Problemei și Motivație</b>	<b>2</b>
1.1	Alegerea Temei . . . . .	2
<b>2</b>	<b>Formularea Matematică</b>	<b>2</b>
<b>3</b>	<b>Algoritmul Monte Carlo</b>	<b>2</b>
3.1	Pașii Algoritmului . . . . .	3
<b>4</b>	<b>Rigoare Teoretică: Teorema Limită Centrală</b>	<b>3</b>
4.1	Calculul Numărului Necesar de Simulări . . . . .	3
4.2	Analiza Preciziei pentru $N=50.000$ . . . . .	4
<b>5</b>	<b>Implementare și Rezultate</b>	<b>4</b>
5.1	Modele Utilizate . . . . .	4
5.2	Rezultate Grafice . . . . .	4
<b>6</b>	<b>Concluzii</b>	<b>5</b>

# 1 Descrierea Problemei și Motivație

## 1.1 Alegerea Temei

Fotbalul este un sistem complex guvernat de aleatoriu, dar și de performanța subiacentă a echipelor. Estimarea câștigătoarei unei competiții precum UEFA Champions League este o problemă dificilă din două motive:

1. Formatul Competițional: Noul format "Swiss-style" și bracket-ul eliminatoriu introduc un număr imens de combinații posibile de meciuri.
2. Natura Datelor: Scorul unui meci nu reflectă întotdeauna fidel performanța. Metrice moderne, precum *Expected Goals* ( $xG$ ), oferă o imagine mai clară asupra forței reale a unei echipe.

Am ales această problemă deoarece combină analiza statistică sportivă (Sports Analytics) cu metode numerice avansate, având o aplicabilitate reală în predicții economice (piața de pariuri) și analiză de performanță.

## 2 Formularea Matematică

Pentru a simula un meci între Echipa A (gazdă) și Echipa B (oaspete), modelăm numărul de goluri marcate ca variabile aleatoare independente distribuite Poisson:

$$G_A \sim \text{Poisson}(\lambda_A), \quad G_B \sim \text{Poisson}(\lambda_B)$$

Parametrii  $\lambda$  reprezintă numărul așteptat de goluri și sunt calculați astfel:

$$\lambda_A = \text{MediaLigii} \times \text{Att}_A \times \text{Def}_B \times \text{HomeAdv} \quad (1)$$

$$\lambda_B = \text{MediaLigii} \times \text{Att}_B \times \text{Def}_A \times \frac{1}{\text{HomeAdv}} \quad (2)$$

Unde:

- $\text{Att}_A$ : Coeficientul de atac al echipei A (derivat din  $xG$  creat).
- $\text{Def}_B$ : Coeficientul de apărare al echipei B (derivat din  $xG$  permis).
- $\text{HomeAdv}$ : Factorul de avantaj al terenului propriu (estimat la 1.1).

## 3 Algoritmul Monte Carlo

Metoda Monte Carlo se bazează pe Legea Numerelor Mari, aproximând valoarea așteptată a unei variabile aleatoare prin media eșantionului rezultat din simulări repetate.

### 3.1 Pașii Algoritmului

1. Parsarea Datelor: Calculăm rating-urile ofensive și defensive pentru fiecare echipă pe baza meciurilor din faza ligii.
2. Simularea unui Turneu:
  - Se generează scoruri pentru fiecare meci din bracket folosind distribuția Poisson.
  - În caz de egalitate în fazele eliminatorii, se alege câștigătorul aleator (simulare penalty-uri).
3. Repetiție: Procesul se repetă de  $N$  ori.
4. Agregare: Probabilitatea de câștig a echipei  $i$  este estimată prin:

$$\hat{p}_i = \frac{\text{Număr victorii echipa } i}{N}$$

## 4 Rigoare Teoretică: Teorema Limită Centrală

Pentru a estima numărul necesar de simulări ( $N$ ) și a valida precizia rezultatelor, am utilizat **Teorema Limită Centrală (TLC)**.

Fie  $X_i$  o variabilă aleatoare Bernoulli pentru o echipă dată într-o singură simulare  $i$ :

$$X_i = \begin{cases} 1 & \text{dacă echipa câștigă turneul} \\ 0 & \text{altfel} \end{cases}$$

Estimatorul probabilității de câștig este media eșantionului:  $\hat{p} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N X_i$ .

Conform Teoremei Limită Centrale, pentru un  $N$  suficient de mare, distribuția erorii de estimare converge către o distribuție normală:

$$\hat{p} \sim \mathcal{N}\left(p, \frac{p(1-p)}{N}\right)$$

### 4.1 Calculul Numărului Necesar de Simulări

Pentru a construi un interval de încredere de 70%, utilizăm scorul standard  $Z_{\alpha/2} \approx 1.04$  (corespunzător pentru  $\alpha = 0.30$ ). Marja de eroare ( $\epsilon$ ) este dată de formula:

$$\epsilon = Z \cdot \sqrt{\frac{p(1-p)}{N}} \quad (3)$$

Pentru a determina  $N$  necesar pentru o eroare maximă de 1% ( $\epsilon = 0.01$ ), considerăm cazul cel mai defavorabil (varianța maximă), care are loc atunci când  $p = 0.5$ . Astfel,  $p(1-p) = 0.25$ .

Rezolvând ecuația pentru  $N$ :

$$N = \frac{Z^2 \cdot p(1-p)}{\epsilon^2} = \frac{1.04^2 \cdot 0.25}{0.01^2}$$
$$N = \frac{1.0816 \cdot 0.25}{0.0001} = \frac{0.2704}{0.0001} \approx 2.704$$

## 4.2 Analiza Preciziei pentru N=50.000

Deși calculul teoretic (bazat pe un nivel de încredere de 70%, unde  $Z \approx 1.04$ ) indică faptul că aproximativ 2.704 simulări ar fi fost suficiente pentru o precizie de  $\pm 1\%$ , în cadrul acestui proiect am ales să rulăm  $N = 50.000$  de simulări pentru a asigura o convergență robustă și pentru a reduce zgomotul statistic.

Recalculând marja de eroare teoretică efectivă pentru  $N = 50.000$  la acest nivel de încredere:

$$\epsilon_{final} = 1.04 \cdot \sqrt{\frac{0.25}{50.000}} = 1.04 \cdot \sqrt{0.000005} \approx 1.04 \cdot 0.00223 \approx 0.0023$$

**Concluzie:** Cu 50.000 de iterații, rezultatele noastre au o marjă de eroare statistică de aproximativ  $\pm 0.23\%$  (la un nivel de încredere de 70%). Acest rezultat este semnificativ mai precis decât marja inițială de 1% pe care ne-am propus-o, validând soliditatea simulării.

## 5 Implementare și Rezultate

Am implementat simularea în Python folosind bibliotecile ‘numpy’ pentru generarea numerelor aleatoare și ‘plotly’ pentru vizualizare.

### 5.1 Modele Utilizate

Am testat trei scenarii pentru a observa sensibilitatea rezultatelor:

- **1. xG Clasic:** Bazat strict pe media xG din meciurile anterioare.
- **2. Hibrid:** Include ajustări bazate pe valoarea de piață a lotului.
- **3. Complet:** Introduce o varianță suplimentară ( $\pm 15\%$ ) în parametrii  $\lambda$  și adaugă eficacitatea echipelor în fața porții proprii și adverse.

### 5.2 Rezultate Grafice

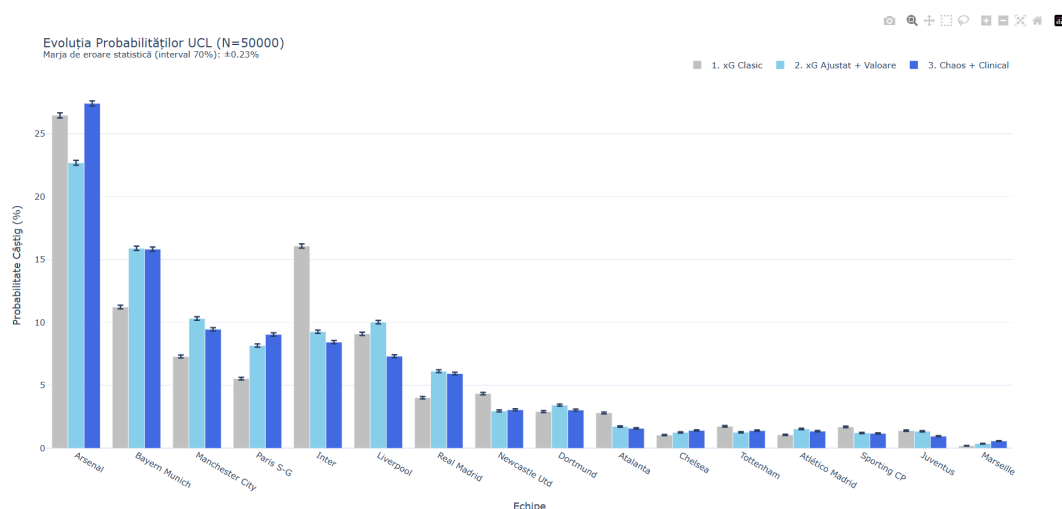


Figura 1: Probabilitățile de câștig pentru Top 16 echipe (N=50.000)

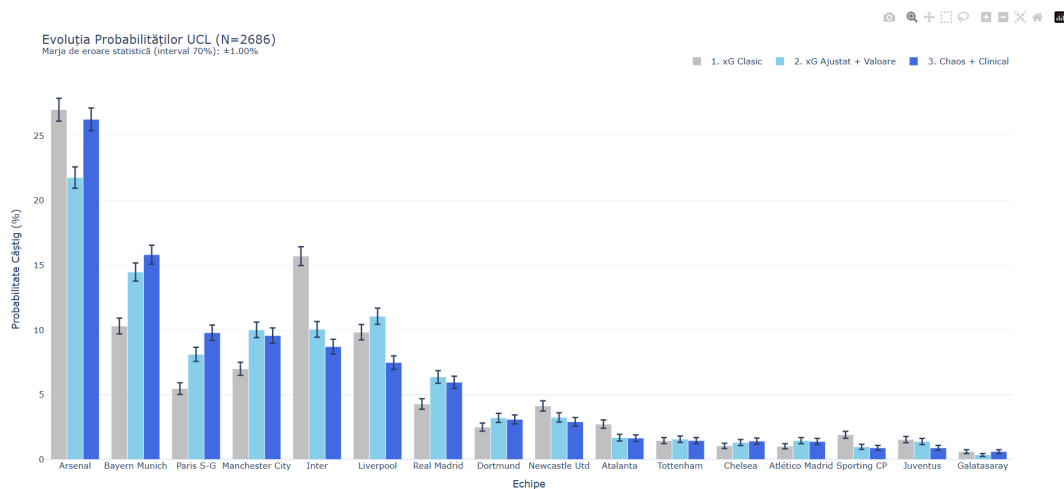


Figura 2: Probabilitățile de câștig pentru Top 16 echipe (N=2700)

Graficul evidențiază cum echipele cu un xG ridicat (ex: Arsenal, Inter) domină simulările, dar modelul "Complet" redistribuie ușor șansele către echipele pragmatice (ex: Bayern Munchen).

## 6 Concluzii

Metoda Monte Carlo s-a dovedit eficientă pentru a cuantifica incertitudinea în fotbal. Analiza erorilor prin Teoremă Limită Centrală confirmă validitatea statistică a celor 2700 de rulări. Rezultatele demonstrează că, deși norocul joacă un rol în meciuri individuale, pe termen lung (în mii de turnee simulate), calitatea jocului (măsurată prin xG) este determinantă.