



Universidad Industrial de Santander

**Patrimonio**  
educativo y cultural

# JUEGO DE DOMINÓ USANDO MONTE CARLO TREE SEARCH COMO INTELIGENCIA DE MÁQUINA

Jhoan Manuel Díaz

Código: 2141846

Diana Alejandra Herrera

Código: 2162017

Víctor Alfonso Mantilla

Código: 2151846

Karen Daniela Rodríguez

Código: 2161906

# Contenido

Motivación

Dominó con Monte Carlo Tree Search

Dominó

Monte Carlo Tree Search

Estimación de Parámetros

Derivaciones

Resultados

Conclusiones

Trabajo Futuro



# Motivación

- ☒ Monte Carlo Tree Search (MCTS) es una novedosa técnica de toma de decisiones en juegos de mesa simulados.<sup>1</sup>
- ☒ El triunfo de Alpha Go, el cual usa MCTS, para el juego de mesa Go ha impulsado el estudio de esta técnica en diversos juegos de mesa.<sup>2</sup>
- ☒ No existe una implementación de MCTS para simular el juego de Dominó que sea conocida por los investigadores.

---

<sup>1</sup> Winands, Mark. (2015). Monte-Carlo Tree Search in Board Games. 1-30. 10.1007/978-981-4560-52-8<sub>2</sub>7 — 1

<sup>2</sup> Hölldobler, Steffen Möhle, Sibylle Tiginova, Anna. (2017). Lessons Learned from AlphaGo.

# Dominó



- ❏ Inventado en China en el siglo XII.<sup>3</sup>
- ❏ Se juega con 28 fichas en su forma más común.
- ❏ Se implementa una versión simple de dos jugadores (Humano vs. Máquina) para esta investigación.

---

<sup>3</sup> Rupérez, José Antonio et al, Dominó, dominó, dominique. Revista de Didáctica de las Matemáticas Números, 94 . (pp. 123-131)

# Reglas del juego



# Monte Carlo Tree Search



$$UCB1 = \frac{t}{n} + c\sqrt{\frac{\ln(N)}{n}}$$

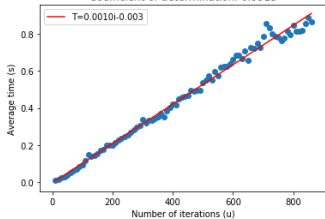
N: n del nodo padre.

$$score = \begin{cases} \mathbf{0} & \text{si empata o pierde} \\ \mathbf{1} & \text{si gana} \end{cases}$$

# Estimación de Parámetros

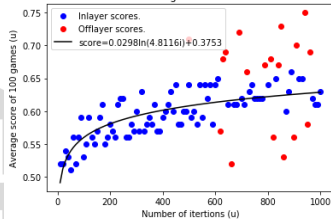
## ITERACIONES vs TIEMPO

Iterations vs. Average time of one MCTS trial.  
Coefficient of determination: 0.9913



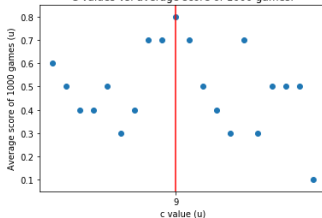
## ITERACIONES vs SCORE

Iterations vs average score of 100 games.  
Average error: 0.04



## C vs SCORE

C values vs. average score of 1000 games.





# Derivaciones

## Estimación de las iteraciones para 10s por jugada

$$T = 0,0010i - 0,003$$

$$i = \frac{10 - 0,003}{0,0010} = 9997$$

$$score = 0,0298 \ln(4,81161i) + 0,3753$$

## Estimación del score esperado para 10000 iteraciones

$$score = 0,0298 \ln(4,81161(10000)) + 0,3753$$

$$score = 0,0298 \ln(48116,1) + 0,3753$$

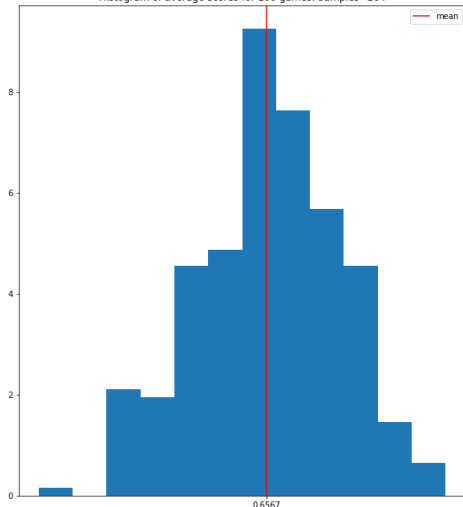
$$score = 0,0298(10,7814) + 0,3753$$

$$score = 0,32128 + 0,3753 = 0,6966$$

# Resultados

## SCORES CON 10000 ITERACIONES Y CON C DE 9

Histogram of average scores for 100 games. Samples=264



## Error realtivo (%)

$$E = 100 \left| \frac{score_{real} - score_{app}}{score_{real}} \right|$$

$$E = 100 \left| \frac{0,6966 - 0,6567}{0,6966} \right|$$

$$E = 100 \left| \frac{0,6966 - 0,6567}{0,6966} \right|$$

$$E = 5,75 \%$$

# Conclusiones

- ⌘ El MCTS es un método efectivo como inteligencia de máquina para el dominó.
- ⌘ La cantidad de iteraciones puede usarse como control de dificultad del juego simulado.
- ⌘ El aumento en la efectividad del MCTS implementado está limitado al recurso computacional disponible.

# Trabajo Futuro

- ▣ Refinar la estimación del parámetro  $c$ .
- ▣ Conseguir recursos computacionales más potentes para intentar mejorar la efectividad del MCTS implementado.
- ▣ Implementar una aplicación interactiva con el método propuesto.

# GRACIAS POR SU ATENCIÓN

¿PREGUNTAS?

