

# Feature set analysis for chess UNN networks

Tesis de Licenciatura

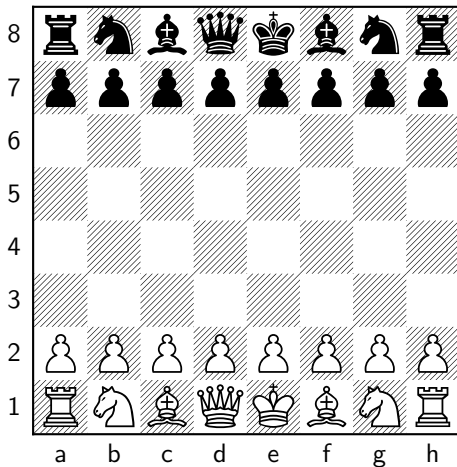
Martín Emiliano Lombardo

Departamento de Computación  
Facultad de Ciencias Exactas y Naturales  
Universidad de Buenos Aires

2024

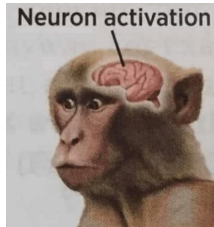
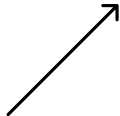
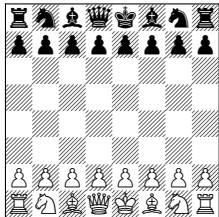


# Introducción

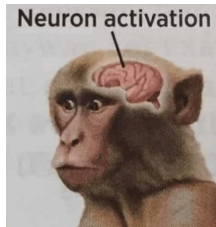




# Humano vs. Computadora

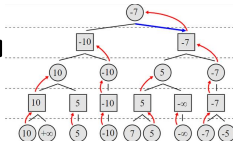
 $\longrightarrow e2e4$

A standard 8x8 chessboard with alternating light and dark squares. The pieces are arranged in their starting positions: Row 1 (top) has a Rook, Knight, Bishop, Queen, King, Bishop, Knight, and Rook on dark squares. Row 2 has eight Pawns on light squares. Row 8 (bottom) has a Rook, Knight, Bishop, Queen, King, Bishop, Knight, and Rook on light squares. Row 7 has eight Pawns on dark squares.

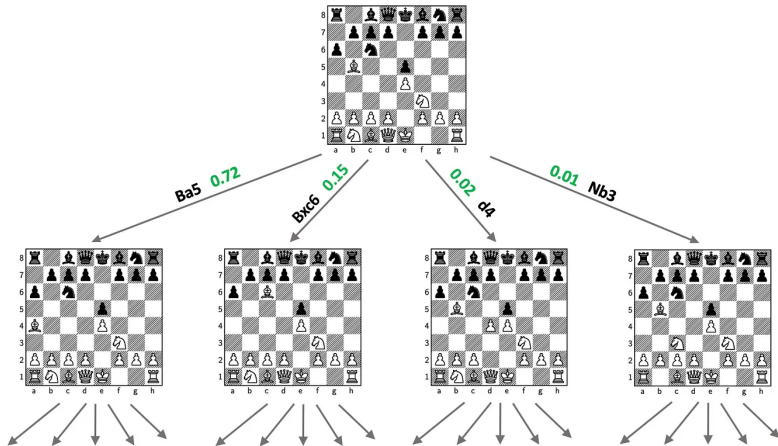


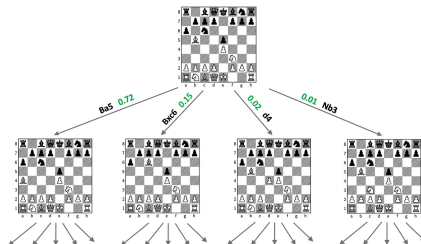
e2e4

## Chess Engine



e2e4

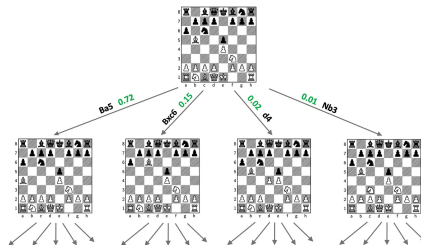


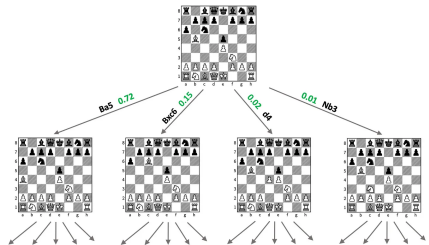




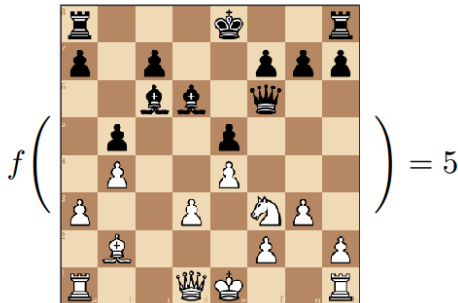
# Motores de ajedrez (Chess Engines)

- Exploran el árbol de juego (Minimax, MCTS, etc.)
- Utilizan funciones de evaluación en las hojas





# Función de evaluación o “eval”



Intentan resumir todo el subárbol en un solo número.  
En general son creadas *artesanalmente*





- **1950s:** Se desarrollan los primeros *algoritmos* de ajedrez
- **1960s+:** Aparecen los primeros *motores de ajedrez*, lentos y débiles

- **1950s**: Se desarrollan los primeros *algoritmos* de ajedrez
- **1960s+**: Aparecen los primeros *motores de ajedrez*, lentos y débiles
- **1997** (hito): IBM DeepMind vence a Garry Kasparov en un torneo

## Motores de ajedrez (breve historia)

- **1950s:** Se desarrollan los primeros *algoritmos* de ajedrez
- **1960s+:** Aparecen los primeros *motores de ajedrez*, lentos y débiles
- **1997** (hito): IBM DeepMind vence a Garry Kasparov en un torneo
- **2017 y 2018:** Google DeepMind publica AlphaGo Zero y su sucesor AlphaZero
  - se reemplaza la función de evaluación por una red neuronal



## Motores de ajedrez (breve historia)

- **1950s:** Se desarrollan los primeros *algoritmos* de ajedrez
- **1960s+:** Aparecen los primeros *motores de ajedrez*, lentos y débiles
- **1997** (hito): IBM DeepMind vence a Garry Kasparov en un torneo
- **2017 y 2018:** Google DeepMind publica AlphaGo Zero y su sucesor AlphaZero
  - se reemplaza la función de evaluación por una red neuronal
- **2018:** Yu Nasu introduce las redes EUNN para Shogi

## Motores de ajedrez (breve historia)

- **1950s:** Se desarrollan los primeros *algoritmos* de ajedrez
- **1960s+:** Aparecen los primeros *motores de ajedrez*, lentos y débiles
- **1997** (hito): IBM DeepMind vence a Garry Kasparov en un torneo
- **2017 y 2018:** Google DeepMind publica AlphaGo Zero y su sucesor AlphaZero
  - se reemplaza la función de evaluación por una red neuronal
- **2018:** Yu Nasu introduce las redes  $\exists\text{UNN}$  para Shogi
- **2020:** Stockfish 12 introduce redes  $\exists\text{UNN}$  en su evaluación
  - se utilizan a la par de evaluaciones artesanales



# Plan de la tesis

El objetivo principal es **proponer y evaluar novedosos feature sets**.

# Plan de la tesis

El objetivo principal es **proponer y evaluar novedosos feature sets**. Además, **probar una técnica de entrenamiento** no convencional.

# Plan de la tesis

El objetivo principal es **proponer y evaluar novedosos feature sets**. Además, **probar una técnica de entrenamiento** no convencional.

El plan de la presentación es el siguiente:

- Implementación de un motor de ajedrez clásico

# Plan de la tesis

El objetivo principal es **proponer y evaluar novedosos feature sets**. Además, **probar una técnica de entrenamiento** no convencional.

El plan de la presentación es el siguiente:

- Implementación de un motor de ajedrez clásico
- Definición y ejemplos de feature sets

# Plan de la tesis

El objetivo principal es **proponer y evaluar novedosos feature sets**. Además, **probar una técnica de entrenamiento** no convencional.

El plan de la presentación es el siguiente:

- Implementación de un motor de ajedrez clásico
- Definición y ejemplos de feature sets
- NNUEs



# Plan de la tesis

El objetivo principal es **proponer y evaluar novedosos feature sets**. Además, **probar una técnica de entrenamiento** no convencional.

El plan de la presentación es el siguiente:

- Implementación de un motor de ajedrez clásico
- Definición y ejemplos de feature sets
- NNUEs
- Entrenamiento de las redes

# Plan de la tesis

El objetivo principal es **proponer y evaluar novedosos feature sets**. Además, **probar una técnica de entrenamiento** no convencional.

El plan de la presentación es el siguiente:

- Implementación de un motor de ajedrez clásico
- Definición y ejemplos de feature sets
- NNUEs
- Entrenamiento de las redes
- Experimentos

Introducción  
oooooooo

**Motor**  
●ooooo

Feature set  
oooooooo

ЭУММ (NNUE)  
oooooo

Training  
oo

Experimentos  
oo

Conclusión  
oo

# Motor

# Motor de ajedrez

Para evaluar las redes NNUEs es necesario un motor de ajedrez.

# Motor de ajedrez

Para evaluar las redes NNUEs es necesario un motor de ajedrez.

Buscamos construir un **motor de ajedrez clásico**, con **optimizaciones clásicas** pero **que use NNUEs** para evaluar posiciones.

# Minimax

**Primera idea:** evalúo todas las posiciones a las que me puedo mover y elijo la mejor.

# Minimax

**Primera idea:** evalúo todas las posiciones a las que me puedo mover y elijo la mejor.

Pero si extendemos la idea recursivamente... es el algoritmo **minimax**.

- **△ Maximizing nodes:** nuestro jugador. Elige el movimiento que maximice la evaluación.
- **▽ Minimizing nodes:** el oponente. Elige el movimiento que minimiza la evaluación.

# Minimax

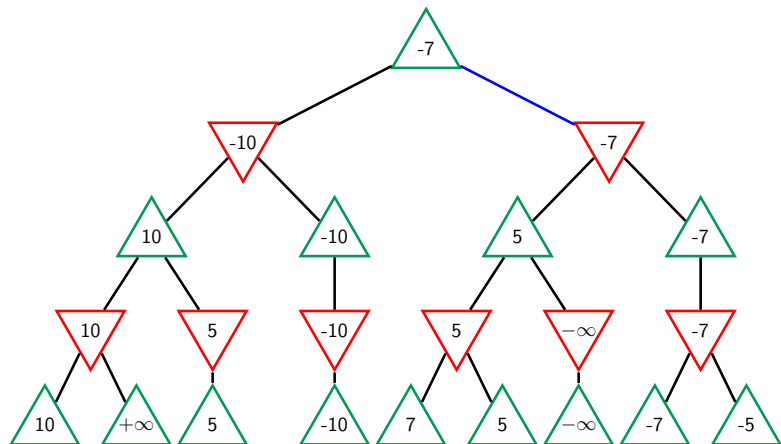


Figure: Un árbol minimax de 4 de profundidad. El “mejor” movimiento para el jugador maximizador es el que lleva a la evaluación más alta, macada en azul.



# Iterative deepening

No queremos hacer minimax a una profundidad fija, si no a un tiempo fijo (100 milisegundos).

## Iterative deepening

No queremos hacer minimax a una profundidad fija, si no a un tiempo fijo (100 milisegundos).

**Iterative deepening** es una técnica que consiste en hacer minimax a profundidades crecientes, hasta que se acabe el tiempo.

# Iterative deepening

No queremos hacer minimax a una profundidad fija, si no a un tiempo fijo (100 milisegundos).

**Iterative deepening** es una técnica que consiste en hacer minimax a profundidades crecientes, hasta que se acabe el tiempo.

Che pero no pierdo todo el cómputo que hice en la iteración anterior?

# Iterative deepening

No queremos hacer minimax a una profundidad fija, si no a un tiempo fijo (100 milisegundos).

**Iterative deepening** es una técnica que consiste en hacer minimax a profundidades crecientes, hasta que se acabe el tiempo.

Che pero no pierdo todo el cómputo que hice en la iteración anterior? **Si, pero...**

# Optimizaciones

- Poda Alpha-beta (anim)

# Optimizaciones

- Poda Alpha-beta (anim)
- Reordenamiento de movimientos (peor caso Minimax)
  - MVV/LVA (Most Valuable Victim/Least Valuable Attacker)
  - ↓

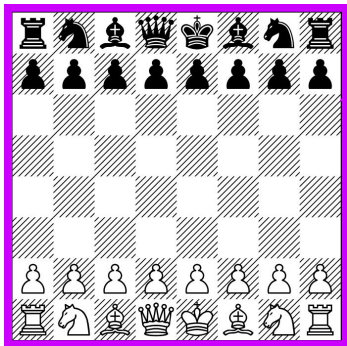
# Optimizaciones

- Poda Alpha-beta (anim)
- Reordenamiento de movimientos (peor caso Minimax)
  - MVV/LVA (Most Valuable Victim/Least Valuable Attacker)
  - ↓
- Tablas de transposición: un caché

## Feature set

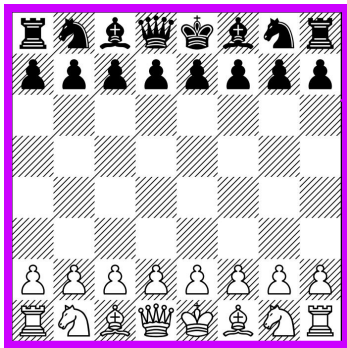


# ¿Cómo transformar la posición a un vector?



$$f(?) = ?$$

# ¿Cómo transformar la posición a un vector?



feature set!

$$f(?) = ?$$

# Definición

Un **feature set**  $S_P$  se define con un conjunto  $S$  y un predicado asociado  $P(e)$ , donde:

- $S$  es un conjunto de conceptos (rol, color, celda, número, etc.).
- $P(e)$  es un predicado que determina si  $e$  está presente (o *activo*) en la posición (implícita).

# Definición

Un **feature set**  $S_P$  se define con un conjunto  $S$  y un predicado asociado  $P(e)$ , donde:

- $S$  es un conjunto de conceptos (rol, color, celda, número, etc.).
- $P(e)$  es un predicado que determina si  $e$  está presente (o *activo*) en la posición (implícita).
- Cada elemento en  $S_P$  es un *feature*.

# Definición

Un **feature set**  $S_P$  se define con un conjunto  $S$  y un predicado asociado  $P(e)$ , donde:

- $S$  es un conjunto de conceptos (rol, color, celda, número, etc.).
- $P(e)$  es un predicado que determina si  $e$  está presente (o *activo*) en la posición (implícita).
- Cada elemento en  $S_P$  es un *feature*.
- Cada *feature* es un valor en el vector de entrada, valiendo 1 si está *activo* y 0 si no.

# Ejemplos de S

Información posicional:

$$\text{FILES} = \{a, b, \dots, h\}$$

$$\text{RANKS} = \{1, 2, \dots, 8\}$$

$$\text{SQUARES} = \{a1, a2, \dots, h8\}$$

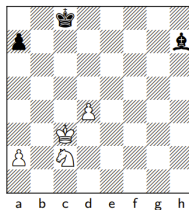
8	a8	b8	c8	d8	e8	f8	g8	h8
7	a7	b7	c7	d7	e7	f7	g7	h7
6	a6	b6	c6	d6	e6	f6	g6	h6
5	a5	b5	c5	d5	e5	f5	g5	h5
4	a4	b4	c4	d4	e4	f4	g4	h4
3	a3	b3	c3	d3	e3	f3	g3	h3
2	a2	b2	c2	d2	e2	f2	g2	h2
1	a1	b1	c1	d1	e1	f1	g1	h1
	a	b	c	d	e	f	g	h

Información sobre las piezas:

$$\text{ROLES} = \{ \text{♙ Pawn}, \text{♘ Knight}, \text{♚ Bishop}, \text{♖ Rook}, \text{♕ Queen}, \text{♔ King} \}$$

$$\text{COLORS} = \{ \text{○ White}, \text{● Black} \}$$

# Ejemplo completo



	Feature set	
	$(\text{FILES} \times \text{COLORS})_P$	$(\text{FILES} \times \text{ROLES})_Q$
Active features	$\langle a, \bigcirc \rangle, \langle a, \bullet \rangle, \langle c, \bullet \rangle,$ $\langle c, \bigcirc \rangle, \langle d, \bigcirc \rangle, \langle h, \bullet \rangle$	$\langle a, \text{♙} \rangle, \langle c, \text{♔} \rangle, \langle c, \text{♚} \rangle,$ $\langle d, \text{♙} \rangle, \langle h, \text{♗} \rangle$

$P(\langle f, c \rangle)$ : there is a piece in file  $f$  with color  $c$ .

$Q(\langle f, r \rangle)$ : there is a piece in file  $f$  with role  $r$ .

## Operación: Suma $\oplus$ (concatenación)

Hay veces que es útil combinar información de dos *feature sets*



# Operación: Suma $\oplus$ (concatenación)

Hay veces que es útil combinar información de dos *feature sets*

$S_P, T_Q$  : feature sets

$$S_P \oplus T_Q = (S \cup T)_R$$

$$\text{where } R(e) = \begin{cases} P(e) & \text{if } e \in S \\ Q(e) & \text{if } e \in T \end{cases}$$

# Operación: Producto $\times$ (and)

$$S_P \times T_Q = (S \times T)_R$$

$$\text{where } R(\langle e_0, e_1 \rangle) = P(e_0) \wedge Q(e_1)$$

# Feature set: ALL

La codificación más natural de una posición de ajedrez

$$ALL : (SQUARES \times ROLES \times COLORS)_P$$

$P(\langle s, r, c \rangle)$ : there is a piece in square  $s$  with role  $r$  and color  $c$

# Feature set: ALL

La codificación más natural de una posición de ajedrez

ALL : (SQUARES  $\times$  ROLES  $\times$  COLORS)<sub>P</sub>  
 $P(\langle s, r, c \rangle)$ : there is a piece in square  $s$  with role  $r$  and color  $c$

- Es pequeño:  $64 \times 6 \times 2 = 768$  *features*

# Feature set: ALL

La codificación más natural de una posición de ajedrez

ALL :  $(\text{SQUARES} \times \text{ROLES} \times \text{COLORS})_P$   
 $P(\langle s, r, c \rangle)$ : there is a piece in square  $s$  with role  $r$  and color  $c$

- Es pequeño:  $64 \times 6 \times 2 = 768$  *features*
- Es completo: contiene toda la información de la posición

# Feature set: ALL

La codificación más natural de una posición de ajedrez

$ALL : (SQUARES \times ROLES \times COLORS)_P$   
 $P(\langle s, r, c \rangle)$ : there is a piece in square  $s$  with role  $r$  and color  $c$

- Es pequeño:  $64 \times 6 \times 2 = 768$  *features*
- Es completo: contiene toda la información de la posición
- Es muy rápido computar cuáles *features* están activas

# Feature set: KING-ALL ó “KA”

Los engines modernos usan variaciones del siguiente feature set.  
Permite entender la posición en relación a la posición del rey:

$$\text{KING-ALL} = \text{SQUARE}_K \times \text{ALL}$$

$K(s)$ :  $s$  is the square of the king of the side to move

## Feature set: KING-ALL ó “KA”

Los engines modernos usan variaciones del siguiente feature set.  
Permite entender la posición en relación a la posición del rey:

$$\text{KING-ALL} = \text{SQUARE}_K \times \text{ALL}$$

$K(s)$ :  $s$  is the square of the king of the side to move

- Es grande:  $64 \times 768 = 49152$  *features*



# Feature set: KING-ALL ó “KA”

Los engines modernos usan variaciones del siguiente feature set.  
Permite entender la posición en relación a la posición del rey:

$$\text{KING-ALL} = \text{SQUARE}_K \times \text{ALL}$$

$K(s)$ :  $s$  is the square of the king of the side to move

- Es grande:  $64 \times 768 = 49152$  *features*
- Es muy rápido como *ALL*

# Feature set: KING-ALL ó “KA”

Los engines modernos usan variaciones del siguiente feature set.  
Permite entender la posición en relación a la posición del rey:

$$\text{KING-ALL} = \text{SQUARE}_K \times \text{ALL}$$

$K(s)$ :  $s$  is the square of the king of the side to move

- Es grande:  $64 \times 768 = 49152$  *features*
- Es muy rápido como  $\text{ALL}$
- Entrenarlo require un dataset más grande y lleva más tiempo (no me meto acá)

# Feature sets: resumen

- **$S$** : set of concepts (roles, colors, squares, files, ranks, etc.).
- **$P(e)$** : predicate that defines when the feature  $e$  is present in the (implicit) position.
- **$S_P$** : a feature set. Every element in  $S_P$  is a feature. Features that satisfy  $P$  are *active*.
- $S_P \times T_Q = (S \times T)_R$  where  $R(\langle e_0, e_1 \rangle) = P(e_0) \wedge Q(e_1)$
- $S_P \oplus T_Q = (S \cup T)_R$  where  $R(e) = \begin{cases} P(e) & \text{if } e \in S \\ Q(e) & \text{if } e \in T \end{cases}$

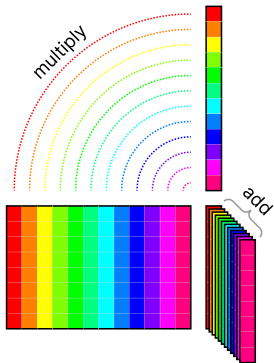
## ENNE (NNUE)

## EUNN: Efficiently Updatable Neural Networks

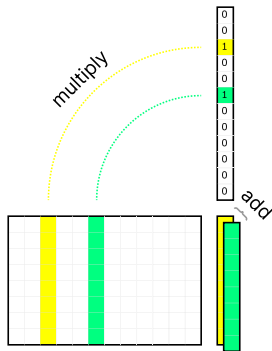
# EUNN: Neural Networks

- El input es un vector one-hot generado por el *feature set*.
  - Debe tener pocos *features* activos (rara): introduce una cota superior.
- La red es una *feedforward* clásica con dos capas ocultas.

# Linear layer



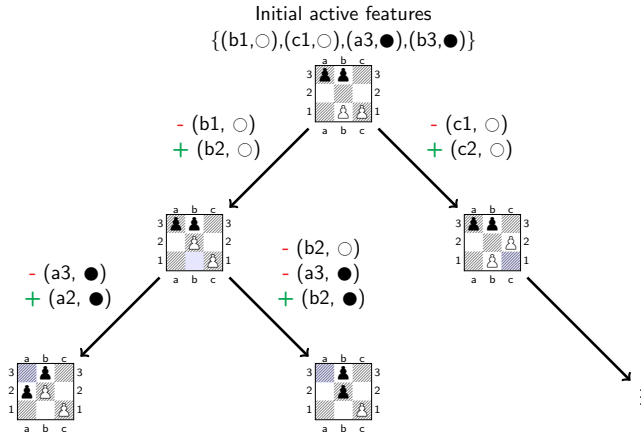
(a) Linear layer



(b) Linear layer with sparse inputs

Figure: Linear layer operation comparison. Figures from [18].

# EUNN: Efficient Updates



**Figure:** Partial tree of feature updates (removals and additions) for (SQUARES  $\times$  COLORS) (white's point of view) in a simplified 3x3 pawn-only board.



# EUNN: Tradeoff

## motivacion comparacion de burns

# Training

Un blogpost de 2014 por Erik Bernhardsson propone entrenar una red utilizando dos principios:

# Experimentos

# Setup de training

Recapitulando... ¿Qué hay que definir para entrenar una red?

# Setup de training

Recapitulando... ¿Qué hay que definir para entrenar una red?

- **Feature set:** determina la codificación y los patrones que se pueden aprender

## Setup de training

Recapitulando... ¿Qué hay que definir para entrenar una red?

- **Feature set:** determina la codificación y los patrones que se pueden aprender
- **Dataset:** datos de entrenamiento, visto anteriormente



## Setup de training

Recapitulando... ¿Qué hay que definir para entrenar una red?

- **Feature set:** determina la codificación y los patrones que se pueden aprender
- **Dataset:** datos de entrenamiento, visto anteriormente
- **Arquitectura de la red:** el tamaño de cada capa;  $L_1$  y  $L_2$

## Setup de training

Recapitulando... ¿Qué hay que definir para entrenar una red?

- **Feature set:** determina la codificación y los patrones que se pueden aprender
- **Dataset:** datos de entrenamiento, visto anteriormente
- **Arquitectura de la red:** el tamaño de cada capa;  $L_1$  y  $L_2$
- **Método de entrenamiento:** PQR/target scores; determina el formato de las muestras y la loss function

## Setup de training

Recapitulando... ¿Qué hay que definir para entrenar una red?

- **Feature set:** determina la codificación y los patrones que se pueden aprender
- **Dataset:** datos de entrenamiento, visto anteriormente
- **Arquitectura de la red:** el tamaño de cada capa;  $L_1$  y  $L_2$
- **Método de entrenamiento:** PQR/target scores; determina el formato de las muestras y la loss function
- **Hiperparámetros:** learning rate, batch size, epochs, etc.

# Setup de evaluación

¿Cómo evalúo el performance de una red entrenada?



# Setup de evaluación

¿Cómo evalúo el performance de una red entrenada?

- **Loss** (train y val.): indica la calidad de las predicciones.
  - Permite detectar overfitting y otros problemas
- **Puzzle accuracy**: porcentaje de movimientos acertados en puzzles de Lichess.
  - Sólo hay un movimiento correcto
  - Proxy (muy malo) de la fuerza de la red

# Setup de evaluación

¿Cómo evalúo el performance de una red entrenada?

- **Loss** (train y val.): indica la calidad de las predicciones.
  - Permite detectar overfitting y otros problemas
- **Puzzle accuracy**: porcentaje de movimientos acertados en puzzles de Lichess.
  - Sólo hay un movimiento correcto
  - Proxy (muy malo) de la fuerza de la red
- **Elo relativo**: la medida más común para comparar engines.
  - Se realizan torneos de 100ms por movimiento
  - El elo es calculado a partir de Ordo

## Baseline: motivación

Busco fijar el setup de entrenamiento con valores razonables





## Baseline: motivación

Busco fijar el setup de entrenamiento con valores razonables

- El feature set va a cambiar cada experimento
- El dataset está fijo

## Baseline: motivación

Busco fijar el setup de entrenamiento con valores razonables

- El feature set va a cambiar cada experimento
- El dataset está fijo
- El método de entrenamiento principal es *target scores*

## Baseline: motivación

Busco fijar el setup de entrenamiento con valores razonables

- El feature set va a cambiar cada experimento
- El dataset está fijo
- El método de entrenamiento principal es *target scores*

Entonces queda por determinar...

- La arquitectura de la red ( $L_1$  y  $L_2$ )

# Baseline: motivación

Busco fijar el setup de entrenamiento con valores razonables

- El feature set va a cambiar cada experimento
- El dataset está fijo
- El método de entrenamiento principal es *target scores*

Entonces queda por determinar...

- La arquitectura de la red ( $L_1$  y  $L_2$ )
- Los hiperparámetros

## Baseline: hiperparámetros

Los hiperparámetros fueron seleccionados en base al trainer oficial de Stockfish:

## Baseline: hiperparámetros

Los hiperparámetros fueron seleccionados en base al trainer oficial de Stockfish:

- **Learning rate:** 0.0005

## Baseline: hiperparámetros

Los hiperparámetros fueron seleccionados en base al trainer oficial de Stockfish:

- **Learning rate:** 0.0005
- **Exponential decay:** 0.99



## Baseline: hiperparámetros

Los hiperparámetros fueron seleccionados en base al trainer oficial de Stockfish:

- **Learning rate:** 0.0005
- **Exponential decay:** 0.99
- **Batch size:** 16384

# Baseline: hiperparámetros

Los hiperparámetros fueron seleccionados en base al trainer oficial de Stockfish:

- **Learning rate:** 0.0005
- **Exponential decay:** 0.99
- **Batch size:** 16384
- **Epoch size:** 100 million



# Baseline: hiperparámetros

Los hiperparámetros fueron seleccionados en base al trainer oficial de Stockfish:

- **Learning rate:** 0.0005
- **Exponential decay:** 0.99
- **Batch size:** 16384
- **Epoch size:** 100 million
  - cada epoch realiza 6104 batches
- **Epochs:** 256
  - cada run observa *25.6 billion* samples

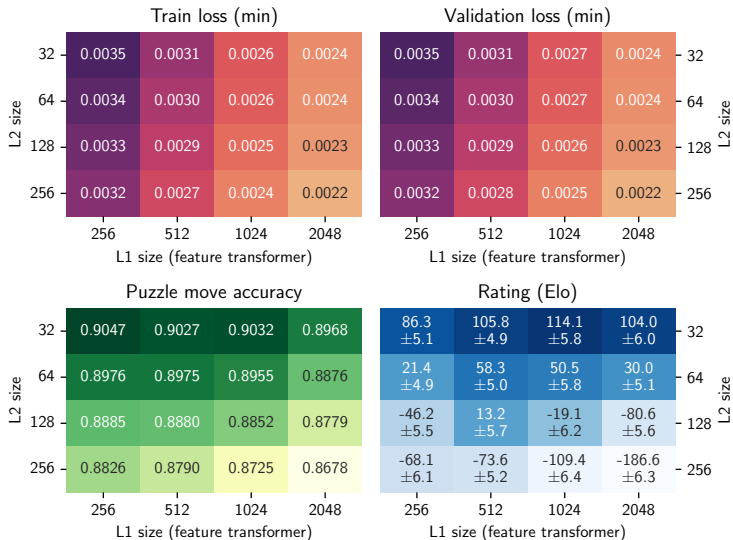
## Baseline: experimento

Sólo queda buscar parámetros  $L_1$  y  $L_2$  razonables. Realizo una búsqueda en grilla con:

- $L_1 \in \{256, 512, 1024, 2048\}$
- $L_2 \in \{32, 64, 128, 256\}$

El feature set a utilizar es  $ALL[768]$ .

# Baseline: resultados



# Baseline: conclusión

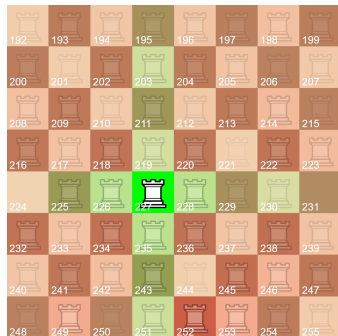
- **L2=32.** El performance cae dramáticamente si L2 aumenta, utilizo el más bajo.
  - Sería buena idea probar valores más chicos de L2.

## Baseline: conclusión

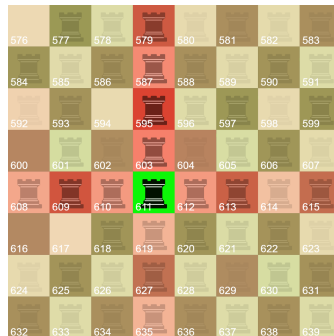
- **L2=32.** El performance cae dramáticamente si L2 aumenta, utilizo el más bajo.
  - Sería buena idea probar valores más chicos de L2.
- **L1=512.** Es el mejor valor para L2=64 y L2=128, y en margen de error para L2=32.
  - Además es el más rápido de entrenar.



# Axis encoding: motivación



(a) ○ White



(b) ● Black

**Figure:** Weights of **a neuron** in the L1 layer, which are connected to features in ALL where the role is ♖ Rook. The intensity represents the weight value, and the color represents the sign (although not relevant).

# Axis encoding: motivación

La red detecta patrones parecidos a los movimientos de las piezas.

# Axis encoding: motivación

La red detecta patrones parecidos a los movimientos de las piezas.  
Para hacerle la vida más fácil a la red, propongo agregar features como:

*“there is a ○ White ♖ Rook in the 4th rank”*

## Axis encoding: experimento



Horizontal  
(across files)



Vertical  
(across ranks)

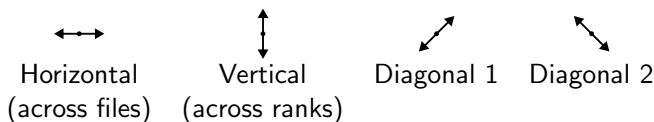


Diagonal 1



Diagonal 2

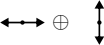


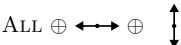


# Axis encoding: experimento



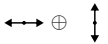

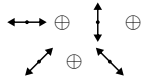
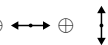

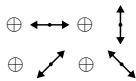
Depiction	Block name	Definition	Number of features
	H	$(\text{FILES} \times \text{ROLES} \times \text{COLORS})_P$	96
	V	$(\text{RANKS} \times \text{ROLES} \times \text{COLORS})_P$	96
	D1	$(\text{DIAGS1} \times \text{ROLES} \times \text{COLORS})_P$	180
	D2	$(\text{DIAGS2} \times \text{ROLES} \times \text{COLORS})_P$	180

$P(\langle x, r, c \rangle)$ : there is a piece in  $x$  with role  $r$  and color  $c$

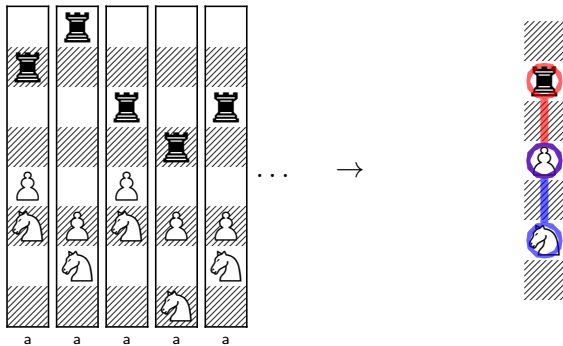
# Axis encoding: experimento

Depiction	Feature set	Number of features
	$H \oplus V$	192
	$D1 \oplus D2$	360
	$H \oplus V \oplus D1 \oplus D2$	552
	$ALL \oplus H \oplus V$	960
	$ALL \oplus D1 \oplus D2$	1128
	$ALL \oplus H \oplus V \oplus D1 \oplus D2$	1320

# Axis encoding: resultados

Feature set	Number of features	Val. loss <i>min</i>	Rating <i>elo (rel. to ALL)</i>	Puzzles <i>move acc.</i>
	192	0.005810	$-384.3 \pm 5.1$	0.8618
	360	0.006707	$-444.1 \pm 5.1$	0.8517
	552	0.003907	$-183.5 \pm 4.1$	0.8748
ALL (reference)	768	0.003134	<b>0.0</b>	0.8865
ALL $\oplus$ 	960	0.003082	$-27.1 \pm 4.1$	0.8851
ALL $\oplus$ 	1128	0.003087	$-26.1 \pm 3.8$	0.8814
ALL $\oplus$ 	1320	<b>0.003067</b>	$-58.7 \pm 3.7$	0.8766

# Pairwise axes: motivación



Configuraciones distintas,  
situaciones similares

Las mismas dos features  
(par rojo y par azul)



# Pairwise axes: motivación

Comparando con el experimento anterior, es más específico en vez de más general:

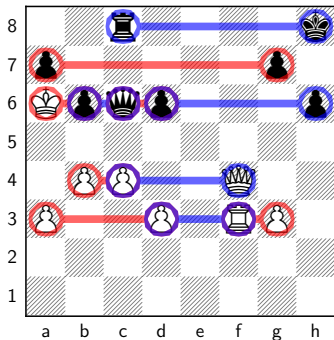
*"there is a ○ White ♖ Rook in the 4th rank"*

vs.

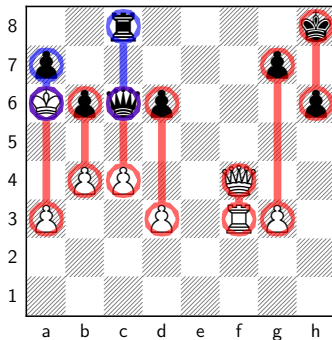
*"there is a ● Black ♖ Rook next to a ○ White ♙ Pawn in the 'a' file"*



# Pairwise axes: experimento



○—○ Pairwise horizontal (PH)







○—○ Pairwise vertical (PV)


## Pairwise axes: experimento

Los feature sets a entrenar son:

- $ALL \oplus PH$  (1920 features)
- $ALL \oplus PV$  (1920 features)
- $ALL \oplus PH \oplus PV$  (3072 features)

## Pairwise axes: resultados

Feature set	Number of features	Val. loss <i>min</i>	Rating <i>elo (rel. to ALL)</i>
ALL (reference)	768	0.003134	<b>0.0</b>
ALL $\oplus$ 	1920	0.003033	$-38.2 \pm 4.8$
ALL $\oplus$ 	1920	0.002946	$-8.4 \pm 5.0$
ALL $\oplus$  $\oplus$ 	3072	<b>0.002868</b>	$-37.6 \pm 4.9$

- Reducir el número de pairs puede llevar a una mejora por sobre ALL (ej. )

# Mobility: motivación

- La *movilidad* en ajedrez es una medida de la cantidad de movimientos que puede hacer un jugador en una posición.

# Mobility: motivación

- La *movilidad* en ajedrez es una medida de la cantidad de movimientos que puede hacer un jugador en una posición.
- Un paper de Eliot Slater (1950) mostró que hay una correlación entre la movilidad de un jugador y la cantidad de partidas ganadas.

# Mobility: motivación

- La *movilidad* en ajedrez es una medida de la cantidad de movimientos que puede hacer un jugador en una posición.
- Un paper de Eliot Slater (1950) mostró que hay una correlación entre la movilidad de un jugador y la cantidad de partidas ganadas.
- Se usa en funciones de evaluación hechas a mano.



# Mobility: motivación

- La *movilidad* en ajedrez es una medida de la cantidad de movimientos que puede hacer un jugador en una posición.
- Un paper de Eliot Slater (1950) mostró que hay una correlación entre la movilidad de un jugador y la cantidad de partidas ganadas.
- Se usa en funciones de evaluación hechas a mano.
- Propongo agregar movilidad como features en la red.

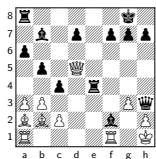
# Mobility: experimento

Hay dos maneras de codificar la movilidad:

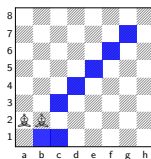
- Bitsets (por rol/color)
- Cantidades (por rol/color)

# Mobility: experimento (bitsets)

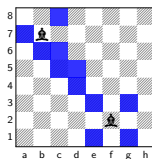
Los features proveen **las celdas** a las que una pieza de determinado rol/color puede moverse.



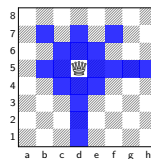
Board



○ White  
♗ Bishop



● Black  
♜ Bishop









○ White  
♕ Queen

...

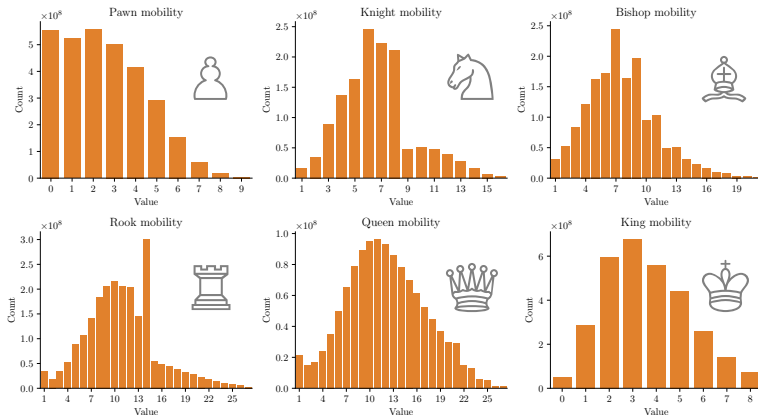
La cantidad de features es  $64 \times 6 \times 2 = 768$ , la misma que ALL.





# Mobility: experimento (counts)

Los features proveen **la cantidad de celdas** a las que una pieza de determinado rol/color puede moverse. Esto reduce la cantidad de features significativamente.

Piece role	Min	Max
 Pawn	0	8+
 Knight	0	15+
 Bishop	0	16+
 Rook	0	25+
 Queen	0	25+
 King	0	8

# Mobility: experimento (counts)



**Figure:** Total mobility values for each piece on the board. Computed using 2 billion boards. The value 0 for the  Knight,  Bishop,  Rook, and  Queen has been excluded from the plot, as it is very common.

# Mobility: experimento

Block name	Definition	Number of features
MB	$(\text{SQUARES} \times \text{ROLES} \times \text{COLORS})_P$ $P(\langle s, r, c \rangle)$ : there is a piece of role $r$ and color $c$ that <b>can move to</b> square $s$	768
MC	$(\{0, 1, \dots\} \times \text{ROLES} \times \text{COLORS})_P$ $P(\langle m, r, c \rangle)$ : the value of mobility for a piece of role $r$ and color $c$ is $m$	206

Los feature sets a entrenar son:  $\text{ALL} \oplus \text{MB}$  (1536 features) y  $\text{ALL} \oplus \text{MC}$  (974 features).

# Mobility: resultados

Table: Mobility encodings results

Feature set	Number of features	Val. loss <i>min</i>	Rating <i>elo (rel. to ALL)</i>
ALL (reference)	768	0.003134	<b>0.0</b>
ALL $\oplus$ MB	1536	0.002824	-260.9 $\pm$ 5.4
ALL $\oplus$ MC	974	0.003032	-280.9 $\pm$ 5.6

- Las predicciones mejoran muy poco (el loss no se reduce tanto).
- Por ende, el costo de las actualizar los features es más alto al beneficio que aportan.

# Mobility: resultados

Table: Mobility encodings results

Feature set	Number of features	Val. loss <i>min</i>	Rating <i>elo (rel. to ALL)</i>
ALL (reference)	768	0.003134	<b>0.0</b>
ALL $\oplus$ MB	1536	0.002824	-260.9 $\pm$ 5.4
ALL $\oplus$ MC	974	0.003032	-280.9 $\pm$ 5.6

- Las predicciones mejoran muy poco (el loss no se reduce tanto).
- Por ende, el costo de las actualizar los features es más alto al beneficio que aportan.
- MB tiene más updates que MC, pero menor loss que compensa.



## Feature set statistics

# PQR: motivación

Recordando...

- **P**: Una posición en el dataset
- **Q**: La posición obtenida a partir de aplicar el “mejor” movimiento a P, según el dataset
- **R**: Una posición aleatoria obtenida a partir de P, tal que  $R \neq Q$

# PQR: motivación

Recordando...

- **P**: Una posición en el dataset
- **Q**: La posición obtenida a partir de aplicar el “mejor” movimiento a P, según el dataset
- **R**: Una posición aleatoria obtenida a partir de P, tal que  $R \neq Q$

Y los principios:

- 1 Si  $P \rightarrow Q$ , entonces  $f(P) = -f(Q)$  (suma cero)
- 2 Si  $P \rightarrow R$  tal que  $R \neq Q$ , entonces  $f(R) > f(Q)$

**Figure:** Analysis of  $N = 4000$  PQR samples using a model trained with target scores and the feature set ALL.

# PQR: experimento

- A. Entrenar de cero, directamente con PQR
  - no espero que sea mejor que target scores

# PQR: experimento

- A. Entrenar de cero, directamente con PQR
  - no espero que sea mejor que target scores
- B. Continuar de un checkpoint entrenado con el otro método
  - no tiene que aprender tanto de entrada
  - mejor caso: mejora lentamente
  - peor caso: se “olvida” todo lo anterior (resulta peor)
  - se entrena con distintos learning rates

# PQR: experimento

**Eligiendo R.**

## Conclusión



# adasdas

- asdasd