

Feature set analysis for chess ΣUIN networks

Tesis de Licenciatura

Martín Emiliano Lombardo

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

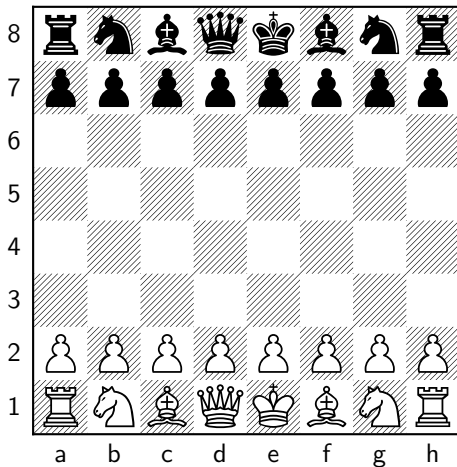
2024

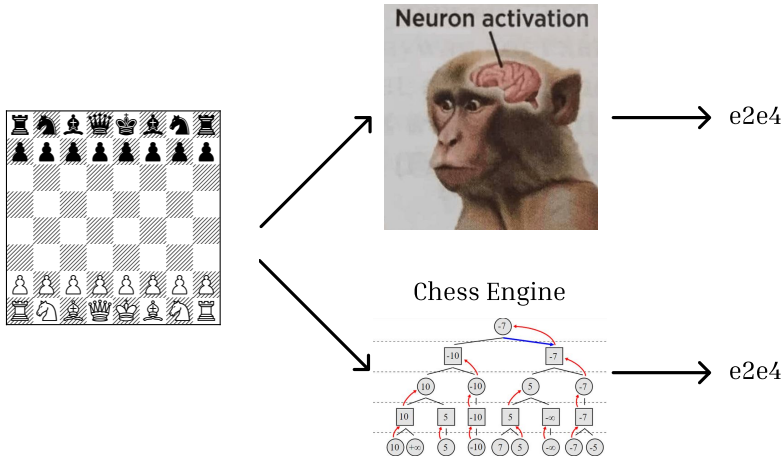


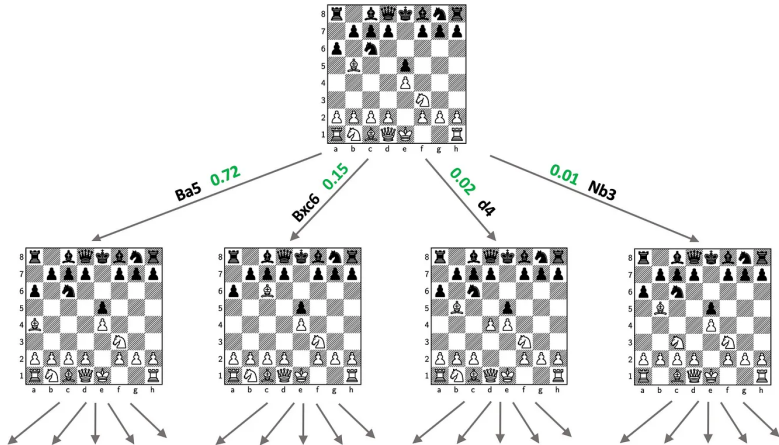
Introducción

Ajedrez

- Dos jugadores
- Suma cero

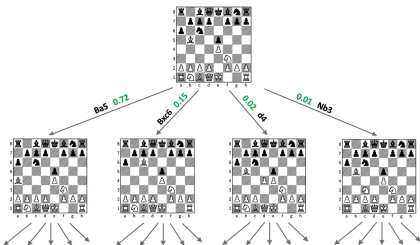






Motores de ajedrez (Chess Engines)

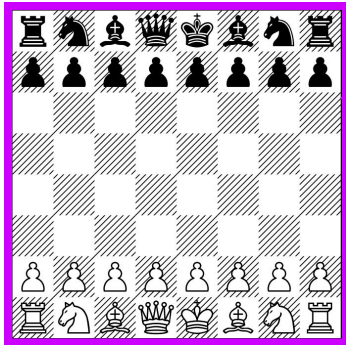
- Exploran el árbol de juego (Minimax, MCTS, etc.)
- Utilizan funciones de evaluación en las hojas
- La evaluación se propaga hacia arriba, según el algoritmo



$$f\left(\begin{array}{c} \text{Chessboard diagram} \end{array}\right) = 5$$

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

(adelanto) Feature sets: ¿Cómo transformar la posición a un vector para usar NNs?



feature set!

$$f(?) = ?$$

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
- **2020:** Stockfish 12 introduce redes EUNN en su evaluación
 - se utilizan a la par de evaluaciones artesanales
- **2024:** Stockfish 16.1 elimina todo aspecto humano de su evaluación, todo es mediante redes neuronales

Objetivo

Proponer y evaluar novedosos feature sets.

- Engine
- Text visible on slide 2
- Text visible on slide 3
- Text visible on slide 4

- Implementar un motor de ajedrez que utilice NNUEs

Vemos - Como funciona el motor - NNUE - Cómo se transforma una posición a un vector - Cómo se entrena - Experimentos asdasd

- Engine
- Text visible on slide 2
- Text visible on slide 3
- Text visible on slide 4

asdasd

Contenido

- 1 Introducción
- 2 Engine
- 3 Feature set
 - Motivación
 - Definición
 - Operadores
 - Feature sets conocidos
 - Resumen
- 4 $\exists U \forall V$ (NNUE)
- 5 Training
- 6 Experimentos
- 7 Conclusión

Introducción
oooooooooooo

Engine
●

Feature set
oooooooooooo

ΣNN (NNUE)
oooooo

Training
oo

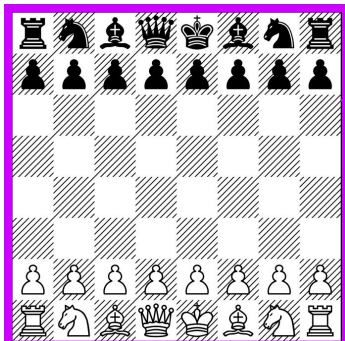
Experimentos
oo

Conclusión
oo

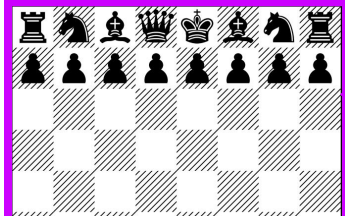
Engine

Feature set

¿Cómo transformar la posición a un vector?



$$f(?) = ?$$



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).
- 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:

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

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

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

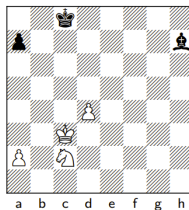
8	a8	b8	c8	d8	e8	f8	g8	h8
7	a7	b7	c7	d7	e7	f7	g7	h7
6	a6	b6	c6	d6	e6	f6	g6	h6
5	a5	b5	c5	d5	e5	f5	g5	h5
4	a4	b4	c4	d4	e4	f4	g4	h4
3	a3	b3	c3	d3	e3	f3	g3	h3
2	a2	b2	c2	d2	e2	f2	g2	h2
1	a1	b1	c1	d1	e1	f1	g1	h1
	a	b	c	d	e	f	g	h

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*

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)

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

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

- 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

- Es grande: $64 \times 768 = 49152$ *features*
- Es muy rápido como *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 $R(e) = \begin{cases} P(e) & \text{if } e \in S \\ Q(e) & \text{if } e \in T \end{cases}$

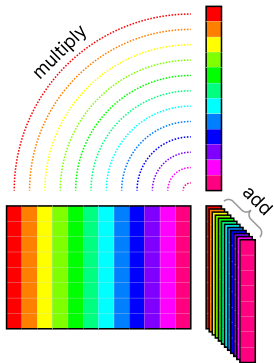
ENNE (NNUE)

EUNN: Efficiently Updatable Neural Networks

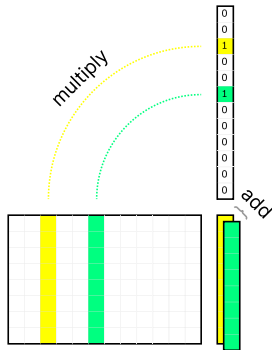
EUNN: Neural Networks

- 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



(c) Linear layer



(d) Linear layer with sparse inputs

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

EUNE: Efficient Updates

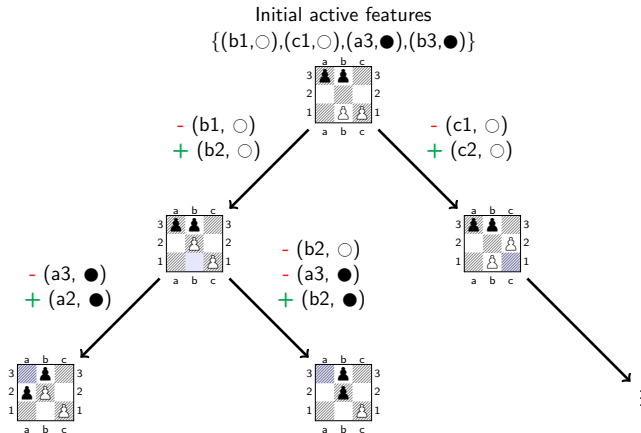


Figure: Partial tree of feature updates (removals and additions) for $(\text{SQUARES} \times \text{COLORS})$ (white's point of view) in a simplified 3x3 pawn-only board.

ΕUΜM: Tradeoff

motivacion comparacion de burns

Training

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

Experimentos

Setup de training

Resumiendo... ¿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?

- **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

- 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:

- **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

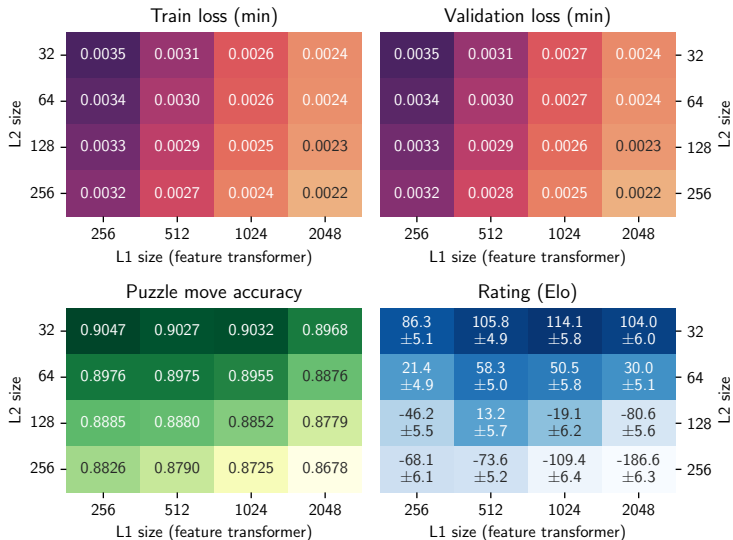
Baseline: experimento

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 $ALL[768]$.

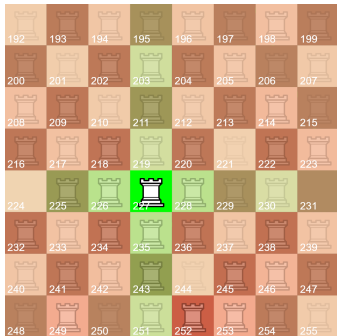
Baseline: resultados



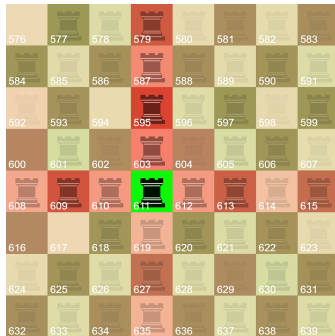
Baseline: conclusión

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

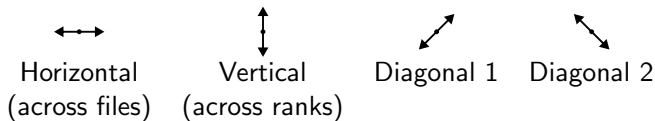
Figure: Weights of **a neuron** in the L1 layer, which are connected to features in ALL where the role is ♖ Rook. The intensity represents the weight value, and the color represents the sign (although not relevant).





Axis encoding: motivación

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

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

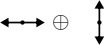


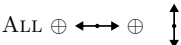


Axis encoding: experimento



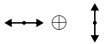

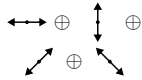


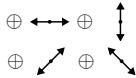




Depiction	Block name	Definition	Number of features
	H	$(\text{FILES} \times \text{ROLES} \times \text{COLORS})_P$	96
	V	$(\text{RANKS} \times \text{ROLES} \times \text{COLORS})_P$	96
	D1	$(\text{DIAGS1} \times \text{ROLES} \times \text{COLORS})_P$	180
	D2	$(\text{DIAGS2} \times \text{ROLES} \times \text{COLORS})_P$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

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

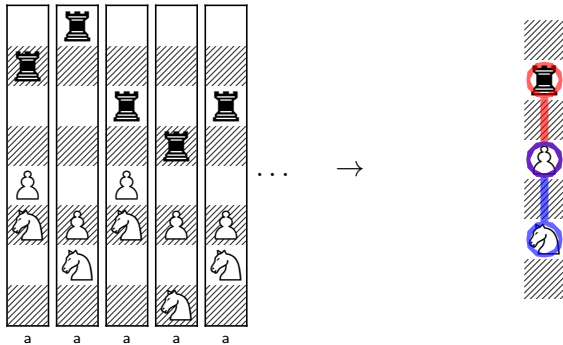
Axis encoding: experimento

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 ± 5.1	0.8618
	360	0.006707	-444.1 ± 5.1	0.8517
	552	0.003907	-183.5 ± 4.1	0.8748
ALL (reference)	768	0.003134	0.0	0.8865
ALL \oplus  \oplus 	960	0.003082	-27.1 ± 4.1	0.8851
ALL \oplus  \oplus 	1128	0.003087	-26.1 ± 3.8	0.8814
ALL \oplus  \oplus  \oplus 	1320	0.003067	-58.7 ± 3.7	0.8766

Pairwise axes: motivación



Configuraciones distintas,
situaciones similares

Las mismas dos features
(par rojo y par azul)

Pairwise axes: motivación

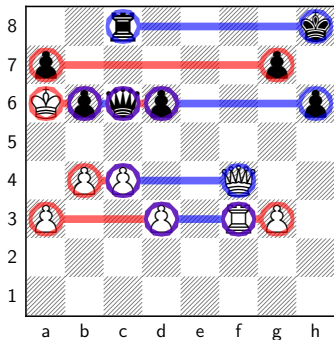
Comparando con el experimento anterior, es más específico en vez de más general:

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

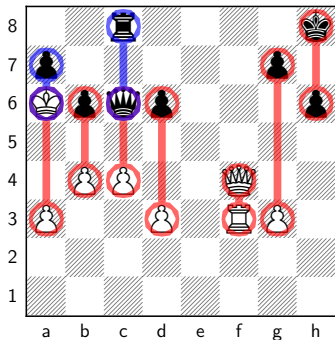
vs.


"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	0.0
ALL \oplus 	1920	0.003033	-38.2 ± 4.8
ALL \oplus 	1920	0.002946	-8.4 ± 5.0
ALL \oplus  \oplus 	3072	0.002868	-37.6 ± 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.
- 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.

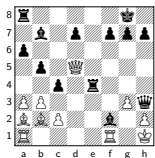
Mobility: experimento

Hay dos maneras de codificar la movilidad:

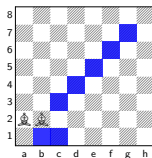
- Bitsets (por rol/color)
- Cantidades (por rol/color)

Mobility: experimento (bitsets)

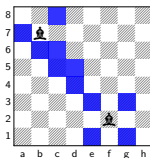
Los features proveen **las celdas** a las que una pieza de determinado rol/color puede moverse.



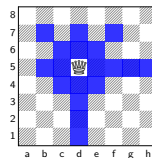
Board



○ 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)

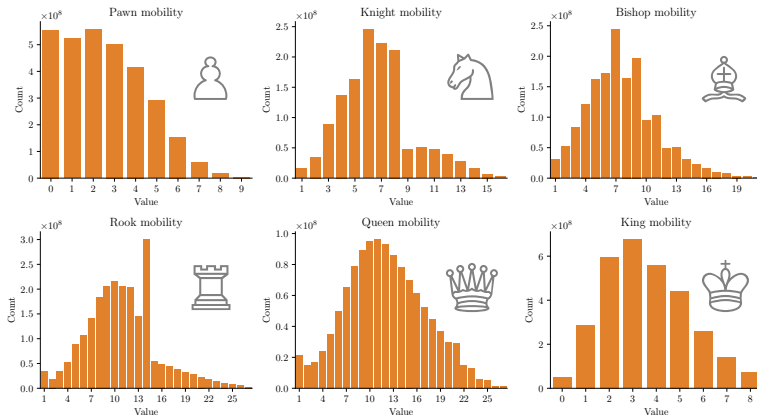


Figure: Total mobility values for each piece on the board. Computed using 2 billion boards. The value 0 for the ♞ Knight, ♚ Bishop, ♖ Rook, and ♑ Queen has been excluded from the plot, as it is very common.

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 can move to 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	0.0
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

¿Los principios funcionan en la práctica? Veamos...

PQR analysis for a network trained with target scores

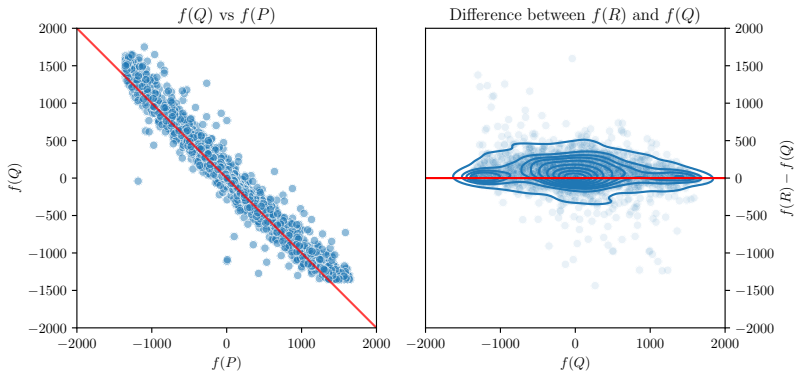


Figure: Analysis of $N = 4000$ PQR samples using a model trained with target scores and the feature set ALL.

PQR: experimento

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