

03 Settembre 2025

# UNDERSTANDING CHESS IMPROVEMENT

Analisi dei fattori che influenzano la  
forza di gioco dei giocatori on-line



STUDENTI:

Bruno Edoardo

Chiarello Gianluca

De Tomasi Andrea

Prof. Nobani, Pelucchi, Vaccarino

Edizione XIV

Anno Accademico 2024-25



# ABSTRACT

# PERCHÉ STUDIARE IL MIGLIORAMENTO NEGLI SCACCHI

Crescita esplosiva del gioco online:

- Netflix *La Regina degli Scacchi*
- Pandemia → boom piattaforme digitali
- Twitch e YouTube → migliaia di partite al giorno commentate da streamer

Due mondi intrecciati:

- **Online** (Lichess, Chess.com): dati massivi, metriche di comportamento
- **Over The Board (FIDE)**: rating ufficiale, tornei dal vivo, grande volume di dati, gioco millenario

Finalità:

Unire **data analysis** e **psicologia cognitiva** alla ricerca di pattern comportamentali sul perché alcuni giocatori migliorano più di altri.



# SISTEMA DI RATING ELO E RATING ON-LINE

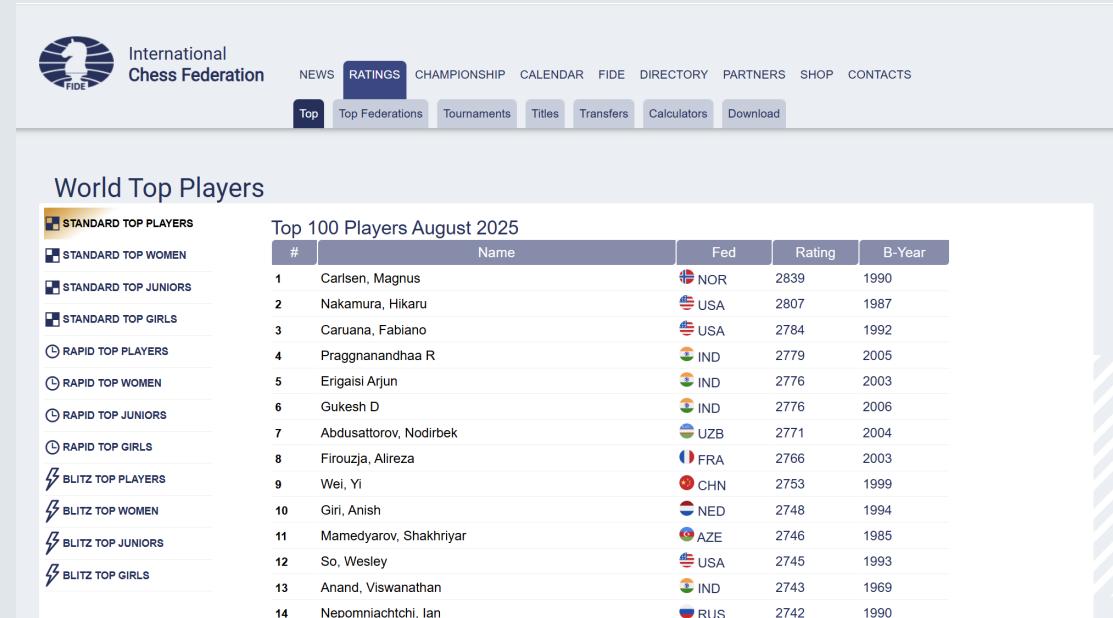
## Cos'è il Rating Elo?

- Misura la forza relativa di un giocatore.
- Varia dopo ogni partita in base al risultato e alla forza dell'avversario.
- Rating **ELO OTB (Over the Board) - FIDE**
- Rating **on-line** (non ufficiale) - **LICHESS**

La Federazione internazionale degli scacchi, nota con l'acronimo francese **FIDE** (Fédération internationale des échecs), è un'organizzazione internazionale che regolamenta e controlla l'attività scacchistica a livello mondiale.

## Categorie FIDE (scacchi dal vivo)

- **CM – Candidate Master:** 2200+
- **FM – FIDE Master:** 2300+
- **IM – International Master:** 2400+
- **GM – Grandmaster:** 2500+



The screenshot shows the International Chess Federation's website. At the top, there is a navigation bar with links for NEWS, RATINGS (which is highlighted in blue), CHAMPIONSHIP, CALENDAR, FIDE, DIRECTORY, PARTNERS, SHOP, and CONTACTS. Below the navigation bar, there is a sub-navigation menu with links for Top, Top Federations, Tournaments, Titles, Transfers, Calculators, and Download. The main content area is titled "World Top Players" and displays a table titled "Top 100 Players August 2025". The table has columns for rank (#), name, federation (Fed), rating, and birth year (B-Year). The data in the table is as follows:

#	Name	Fed	Rating	B-Year
1	Carlsen, Magnus	NOR	2839	1990
2	Nakamura, Hikaru	USA	2807	1987
3	Caruana, Fabiano	USA	2784	1992
4	Praggnanandhaa R	IND	2779	2005
5	Erigaisi Arjun	IND	2776	2003
6	Gukesh D	IND	2776	2006
7	Abdusattorov, Nodirbek	UZB	2771	2004
8	Firouzja, Alireza	FRA	2766	2003
9	Wei, Yi	CHN	2753	1999
10	Giri, Anish	NED	2748	1994
11	Mamedyarov, Shahriyar	AZE	2746	1985
12	So, Wesley	USA	2745	1993
13	Anand, Viswanathan	IND	2743	1969
14	Nepomniachtchi, Ian	RUS	2742	1990

Il sistema di valutazione Elo prende il nome dal suo creatore **Arpad Elo**, professore di fisica ungaro-americano.

Elo suggerì di stimare il rendimento dei giocatori aggiornando il loro punteggio alla fine di ogni partita, ma tenendo conto del punteggio dell'avversario. Se un giocatore vince più partite di quante ci si aspetti il suo punteggio sale; se al contrario ne vince di meno, il punteggio scende.

# CADENZE DI GIOCO: ONLINE VS OTB FIDE

## FIDE (tornei ufficiali)

- **Standard (Classical)**: ≥ 60 minuti per giocatore
- **Rapid**: 10 – 60 minuti
- **Blitz**: 3 – 10 minuti



## Lichess

- **UltraBullet**: < 1 minuto
- **Bullet**: < 3 minuti
- **Blitz**: 3 – 5 minuti
- **Rapid**: 10 – 15 minuti
- **Classical**: > 25 minuti
- **Puzzle rating**: forza tattica (risoluzione problemi)



1+0 Bullet	2+1 Bullet	3+0 Blitz
3+2 Blitz	5+0 Blitz	5+3 Blitz
10+0 Rapid	10+5 Rapid	15+10 Rapid
30+0 Classical	30+20 Classical	Personalizza

## Differenza chiave:

- **Online**: partite brevi, compulsive, dataset enorme.
- **OTB**: cadenze più lunghe, orientate all'analisi e alla competizione ufficiale.

# OBIETTIVI



# OBIETTIVI

*Capire se e come il gioco online influenzi la crescita nel rating OTB e identificare pattern comportamentali virtuosi.*

- Studiare la relazione tra **compulsività** online nel gioco veloce e **ΔElo FIDE** nelle partite a tempo lungo OTB.
- Identificare **comportamenti virtuosi** nei giocatori che mostrano crescita stabile su Lichess.
- Integrare data analysis e psicologia cognitiva per produrre insight utili a:
  - **Coach:** creare profili degli studenti basati su dati reali. Allenamenti mirati
  - **Giocatori:** comprendere le proprie abitudini, percorsi personali di miglioramento
  - **Piattaforme:** aumentare retention ed engagement, Insight su resilienza, motivazione, disciplina, approccio analitico



## ANALISI LATO OSCURO

- *il gioco compulsivo a cadenza veloce online può sviluppare un pensiero meccanico*
- *Stimolazione circuito dopaminergico*
- *Ipotesi di correlazione negativa con performance a tempo lungo OTB.*



## ANALISI LATO VIRTUOSO

- *Analisi del cluster di giocatori che hanno ottenuto un miglioramento stabile e le loro abitudini comportamentali all'interno della piattaforma Lichess per l'individuazione di eventuali pattern*
- *Pratiche costanti e deliberate online (puzzle, varietà aperture, resilienza) possono supportare uno sviluppo stabile del rating*

# RIFERIMENTI INTERDISCIPLINARI

## Daniel Kahneman – Pensieri lenti e veloci

Saggio scritto nel 2011 da Daniel Kahneman, Premio Nobel per l'economia nel 2002.

**Sistema 1 (pensiero veloce):** Intuitivo, automatico, immediato. Usa scorciatoie mentali. È utile per reagire rapidamente ma può portare a errori sistematici (*bias*). Esempio: riconoscere un volto, frenare se un'auto ti taglia la strada.

**Sistema 2 (pensiero lento):** Riflessivo, analitico, consapevole. Richiede attenzione e sforzo cognitivo. È più accurato ma più lento e faticoso. Esempio: fare un calcolo complesso, risolvere un problema logico.

**Euristiche e bias cognitivi.** Scorciatoie mentali che semplificano le decisioni ma introducono distorsioni

## Stefano Vezzani – Scacchi e psicologia Talento vs pratica deliberata

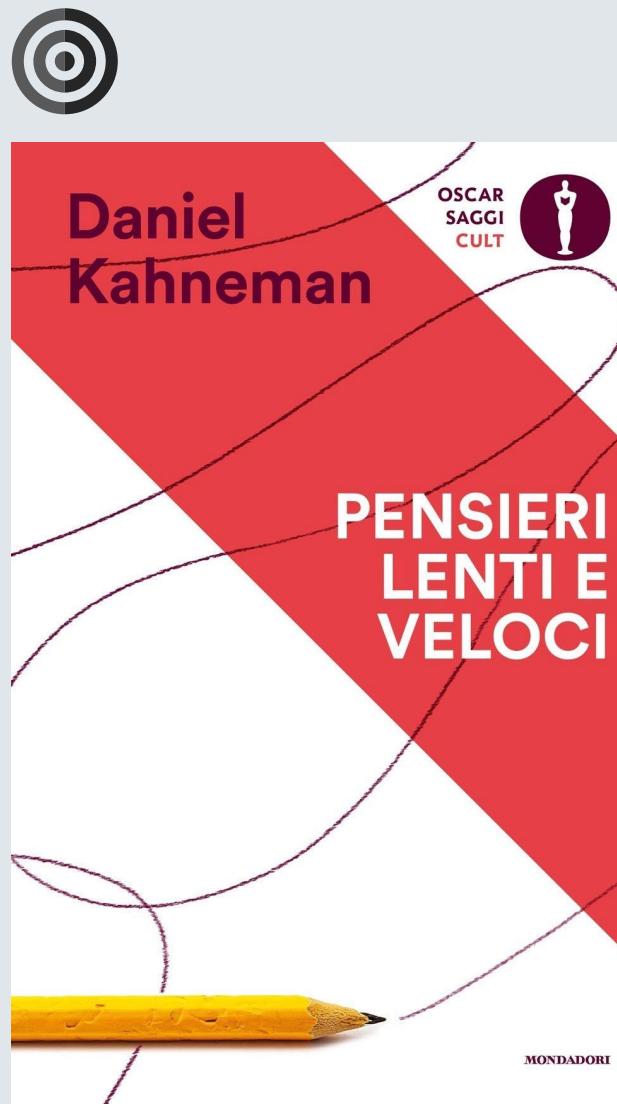
Le capacità eccezionali (Fischer, Kasparov, Polgar) non sono dovute solo a un "dono innato".

Studio sistematico, correzione dei propri punti deboli, migliaia di ore di allenamento mirato.

## Mentalità agonistica e resilienza

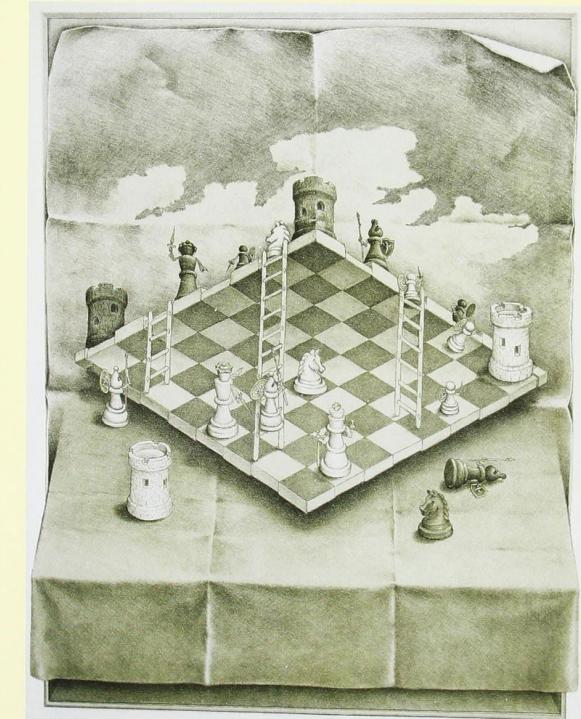
Ciò che distingue i virtuosi non è solo il talento, ma la capacità di perseverare e continuare a migliorare quando altri si fermano, non arrendersi dopo sconfitte, mantenere motivazione anche nei momenti di stagnazione.

I giocatori che migliorano stabilmente sono quelli che trasformano le difficoltà in stimolo per crescere.



Stefano Vezzani

## Scacchi e psicologia



MESSAGGERIE SCACCHISTICHE

# ARCHITETTURA BI

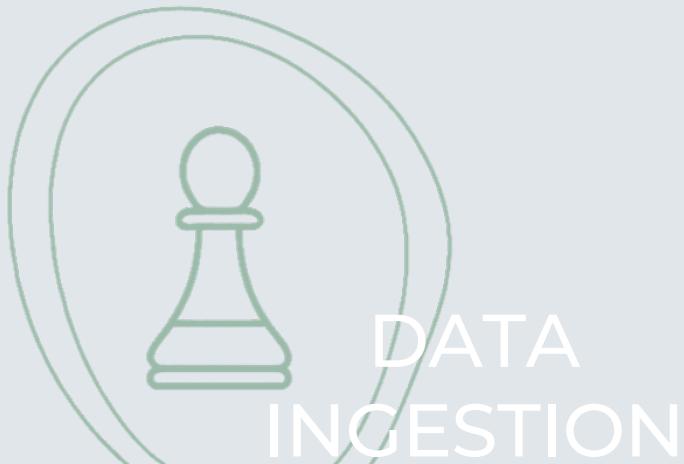




# **DATA INGESTION**

## **ETL**

# SCHEMA FONTE DATI



## GOOGLE FORMS

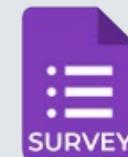
Survey diffusa nelle principali community social scacchistiche. per incrementare il bacino di utenti e ottenere un campione verificato

## FIDE

Federazione Internazionale di scacchi che regolamenta e controlla l'attività scacchistica a livello mondiale  
Oltre 390'000 tesserati in 200 nazioni

## LICHES

Piattaforma online di scacchi gratuita e open source.  
Oltre 75 milioni di utenti registrati e circa 2 milioni di partite giocate ogni giorno





# DATA INGESTION | ETL

## • Estrazione utenti Lichess

PGN dump – Estrazione di una lista di utenti attivi dalle partite giocate in Lichess negli ultimi 6 mesi

Month	Size	Games	Download
2025 - July	30.4 GB	93,092,772	.pgn.zst / .torrent
2025 - June	29.7 GB	91,189,178	.pgn.zst / .torrent
2025 - May	30.7 GB	94,068,115	.pgn.zst / .torrent
2025 - April	29.8 GB	91,757,350	.pgn.zst / .torrent
2025 - March	31.8 GB	97,512,351	.pgn.zst / .torrent
2025 - February	29.2 GB	89,430,612	.pgn.zst / .torrent
2025 - January	32.9 GB	100,412,379	.pgn.zst / .torrent

## • Filtro

Tramite chiamata **API** la lista degli utenti viene filtrata con il criterio:

-almeno **3** anni di iscrizione alla piattaforma

-almeno **500** partite

-presenza del campo **Real name**

## • Real name

Non tutti condividono il «real name». Applicazione filtro degli utenti Lichess che condividono l'informazione perché poi verrà associato il «fide id», tramite il database open della FIDE

Biography

Flair

There is a setting to hide all user flairs across the entire site.

Country or region

Italy

Location

Milano

Real name

Pinco Pallino



```
user_info = {
    'Username': username,
    'id': data.get('id'),
    'YearsActive': anni_account,
    'CreatedAt': created_at.strftime('%Y-%m-%d'),
    'TotalGames': total_games,
    'flag': profile.get('flag'),
    'location': profile.get('location'),
    'realName': profile.get('realName'),
    'social_links': profile.get('links'),
    'bio': profile.get('bio'),
    'fide_rating': profile.get('fideRating')
}
```

## • Survey

Integrazione utenti **Lichess** con nome reale tramite questionario «**Google forms**». Finalità di integrare i dati con un campione verificato

Username Lichess (Case Sensitive) \*

Name \*

Surname \*

How many years have you been playing chess regularly?

Less than 1 year  
1-2 years  
3-5 years  
6-10 years  
More than 10 years

FIDE ID (optional)

I consent to the use of my data for research purposes in an anonymous and aggregated form [ITA] Accetto l'utilizzo dei miei dati per fini di ricerca in forma anonima e aggregata

I consent





# DATA INGESTION | ETL

- Matching con database FIDE (XML)



[Download August 2025 FRL](#)

Combined list STD, BLZ, RPD:

[TXT format \(25 Aug 2025, Sz: 37.07 MB\)](#)

[XML format \(25 Aug 2025, Sz: 41.98 MB\)](#)



Struttura dati database XML



```
<player>
<fideid>4324307</fideid>
<name>Prebble, Charles</name>
<country>NZL</country>
<sex>M</sex>
<title></title>
<w_title></w_title>
<o_title></o_title>
<foa_title></foa_title>
<rating>1554</rating>
<games>0</games>
<k>40</k>
<rapid_rating>0</rapid_rating>
<rapid_games>0</rapid_games>
<rapid_k>0</rapid_k>
<blitz_rating>0</blitz_rating>
<blitz_games>0</blitz_games>
<blitz_k>0</blitz_k>
<birthday>2007</birthday>
<flag></flag>
</player>
```

- Associazione Lichess – FIDE

Associazione tramite «Real Name» Lichess e campione della «Survey» con il proprio «**fide ID**»

Verranno integrate le informazioni di **nazionalità, sesso e data di nascita**.

Passaggio fondamentale per eseguire lo scraping nel sito della FIDE e recuperare la **rating/games History OTB** del campione individuato

Il codice tiene conto nel matching della possibile inversione del nome e cognome e eventuali casi di omonimia

- Scraping FIDE

A partire dal jsonl degli user Lichess collegati al proprio «**fide ID**» si procede con scraping mirato (Selenium)



```
def scrape_fide_profile(username, fide_id, base_data):
    url = f"https://ratings.fide.com/profile/{fide_id}/chart"
    driver.get(url)
    time.sleep(random.uniform(*DELAY_RANGE))
```



[ratings.fide.com/profile/2005646/chart](https://ratings.fide.com/profile/2005646/chart)

Colding, Ernest



Period	STD. RATING	STD GMS	RPD	RPD GMS	BLZ	BLZ GMS
2025-Aug	1911	12	2021	0	2088	9
2025-Jul	1917	0	2021	0	2099	0
2025-Jun	1917	7	2021	0	2099	0
2025-May	1914	7	2021	0	2099	0
2025-Apr	1928	0	2021	0	2099	0
2025-Mar	1928	0	2021	0	2099	0
2025-Feb	1928	0	2021	0	2099	0
2025-Jan	1928	0	2021	0	2099	0
2024-Dec	1928	5	2021	0	2099	0
2024-Nov	1930	0	2021	0	2099	0



# DATA INGESTION | ETL

- Games**

## 2023 - oggi

Partite con dettaglio completo:

**moves, evals, accuracy, acpl, ply, clocks, opening ...**

**API call per le sole partite analizzate dall'utente.**

(strumento di analisi Lichess)

Aggregazione per finestra temporale giornaliera e per cadenza:

**ultraBullet, bullet, blitz e rapid**

(Classical > 30 min - esclusa perchè meno utilizzata e alto rischio cheating)

Ogni finestra è un bucket con: risultati **win/loss/draw, rating before/after**, + **lista details** di ogni singola partita.

Scrittura **JSONL** riga per utente (no carico in RAM)

**Username CHIAVE**

```

{i} JSON
{
  "Santo_Guti": [
    {
      "interval": {
        "start": 1673481600000,
        "end": 1673567999999
      },
      "window": "2023-01-12 00:00:00+00:00",
      "games": [
        "bullet": {
          "win": 1,
          "loss": 0,
          "draw": 0,
          "rp": {
            "before": 2133,
            "after": 2138
          }
        }
      ],
      "details": [
        {
          "username": "Santo_Guti",
          "id": "V8wtQJ58",
          "rated": true,
          "variant": "standard",
          "speed": "bullet",
          "perf": "bullet",
          "createdAt": 1673487877847,
          "lastMoveAt": 1673487963039,
          "status": "resign",
          "source": "pool",
          "players": {
            "white": {
              "user": {
                "name": "Santo_Guti",
                "id": "santo_guti"
              },
              "rating": 2138,
              "ratingDiff": 5,
              "analysis": {
                "inaccuracy": 2,
                "mistake": 0,
                "blunder": 0,
                "acpl": 29,
                "accuracy": 95
              }
            },
            "black": {
              "user": {
                "name": "Basansam",
                "id": "basansam"
              },
              "rating": 2129,
              "ratingDiff": -6,
              "analysis": {
                "inaccuracy": 0,
                "mistake": 0,
                "blunder": 1,
                "acpl": 72,
                "accuracy": 73
              }
            }
          }
        }
      ]
    }
  ]
}

```

- Activity**

## 2023 - oggi

Ricostruzione dell'attività giornaliera di ogni utente Lichess con numero partite, risultati, rating day-by-day

**API call per tutte le partite giocate dall'utente**

Aggregazione per finestra temporale giornaliera e per cadenza:

**ultraBullet, bullet, blitz e rapid**

Per ogni giorno e cadenza:  
**win/loss/draw, rating before/after.**

Scrittura **JSONL** riga per utente (no carico in RAM)

**Username CHIAVE**

```

{i} JSON
{
  "Gabriel_Cavalcante": [
    {
      "interval": {
        "start": 1678406400000,
        "end": 1678492799999
      },
      "window": "2023-03-10 00:00:00+00:00",
      "games": [
        "bullet": {
          "win": 1,
          "loss": 1,
          "draw": 0,
          "rp": {
            "before": 1368,
            "after": 1403
          }
        }
      ]
    }
  ]
}

```

**SFIDE TECNICHE:**  
**Rate limit e ban Lichess**

- Ciclo di **token** multipli.
- Proxy **Decodo** con rotazione **IP** con retry/backoff

Datacenter proxies Pay/IP	
Number of IPs	500 IPs
Price per IP	\$0.031
Traffic	300 GB
Price per GB	\$0.011
▼ Sub-users, Whitelisted IPs	
▲ Locations	
Germany	150 IPs
France	150 IPs
Italy	200 IPs

**USED TRAFFIC:**  
**43 GB**



# DATA INGESTION | ETL

## Estratti di codice

```
import chess.pgn
from collections import OrderedDict

ordered_users = OrderedDict()

with open(pgn_path, "r", encoding="utf-8") as f:
    while True:
        game = chess.pgn.read_game(f)
        if game is None:
            break
        w = (game.headers.get("White") or "").strip()
        b = (game.headers.get("Black") or "").strip()
        if w:
            lw = w.lower()
            if lw not in ordered_users:
                ordered_users[lw] = w
        if b:
            lb = b.lower()
            if lb not in ordered_users:
                ordered_users[lb] = b
```

```
from datetime import datetime, timezone

def account_age_years(created_at_ms: int):
    created = datetime.fromtimestamp(created_at_ms / 1000.0, tz=timezone.utc)
    return (datetime.now(timezone.utc) - created).days / 365.2425

def user_passes_filters(user_obj: dict):
    if not user_obj:
        return False
    if account_age_years(user_obj.get("createdAt")) < 3:
        return False
    cnt = user_obj.get("count") or {}
    if int(cnt.get("rated", 0)) < 500:
        return False
    if INCLUDE_ONLY_WITH_REAL_NAME and not has_real_name_profile(user_obj.get("profile", {})):
        return False
    return True
```

### EXTRACT 00\_a\_lichess\_get\_users.py

Lettura sequenziale dei PGN;  
Raccolta degli username;  
Prevenzione duplicati.

### EXTRACT 00\_b\_lichess\_get\_users\_filtered.py

```
import time, random, requests
from itertools import cycle

TOKENS = [t.strip() for t in open(TOKEN_FILE, "r", encoding="utf-8") if t.strip()]
TOKEN_CYCLE = cycle(TOKENS)

for attempt in range(1, MAX_RETRIES + 1):
    try:
        token = next(TOKEN_CYCLE)
        r = requests.get(url, headers={"Authorization": f"Bearer {token}"}, timeout=REQUEST_TIMEOUT)
        if r.status_code == 200:
            return r.json()
        if r.status_code == 429:
            time.sleep(60 + random.uniform(0, 15))
            continue
        time.sleep((BACKOFF_BASE ** (attempt - 1)) + random.uniform(0, 0.5))
    except requests.RequestException:
        time.sleep((BACKOFF_BASE ** (attempt - 1)) + random.uniform(0, 0.5))
```

### EXTRACT 00\_c\_lichess\_integrazione\_survey.py

Rotazione dei token;  
gestione «status code» con backoff.

### EXTRACT 00\_b\_lichess\_get\_users\_filtered.py

Selezione degli utenti "stabili":  
-almeno 3 anni di iscrizione alla piattaforma  
-almeno 500 partite  
-presenza del campo Real name

### EXTRACT 00\_c\_lichess\_integrazione\_survey.py

```
import csv

SURVEY_USERNAME_COL = "username"
SURVEY_FIRSTNAME_COL = "nome"
SURVEY_LASTNAME_COL = "cognome"

def load_survey_map(path: str) -> dict:
    mappa = {}
    with open(path, "r", encoding="utf-8-sig", newline="") as f:
        rdr = csv.DictReader(f)
        required = {SURVEY_USERNAME_COL, SURVEY_FIRSTNAME_COL, SURVEY_LASTNAME_COL}
        if not required.issubset(set(rdr.fieldnames or [])):
            raise KeyError("Header CSV survey non conforme")
        for row in rdr:
            u = (row[SURVEY_USERNAME_COL] or "").strip()
            fn = (row[SURVEY_FIRSTNAME_COL] or "").strip()
            ln = (row[SURVEY_LASTNAME_COL] or "").strip()
            if u:
                mappa[u.lower()] = (fn, ln)
    return mappa
```



# DATA INGESTION | ETL

## Estratti di codice

```
def initialize_user(username: str, data: dict) -> dict:
    created_at = datetime.fromtimestamp(data.get('createdAt', 0)/100
0, tz=UTC)
    years = round((oggi - created_at).days / 365.25, 2)
    profile = data.get('profile', {})
    total_games = data.get('count', {}).get('all', 0)

    return {
        'user_info': {
            'Username': username,
            'id': data.get('id'),
            'YearsActive': years,
            'CreatedAt': created_at.strftime('%Y-%m-%d'),
            'TotalGames': total_games,
            'flag': profile.get('flag'),
            'location': profile.get('location'),
            'realName': profile.get('realName'),
            'social_links': profile.get('links'),
            'bio': profile.get('bio'),
            'fide_rating': profile.get('fideRating'),
        },
        'count': data.get('count', {}),
        'ultrabullet': {'rating_history': {}},
        'bullet': {'rating_history': {}},
        'blitz': {'rating_history': {}},
        'rapid': {'rating_history': {}},
        'puzzle': {'rating_history': {}},
    }
```

```
def normalize_aggressive(s: str) -> str:
    s = unicodedata.normalize('NFKD', s).encode('ascii', 'ignore').decode('utf-8')
    s = re.sub(r"[-]", " ", s)
    s = re.sub(r"\s+", " ", s)
    return s.strip().lower()

matches = []
for p in fide_list:
    if p["Cognome_clean"] == row["Cognome_clean"]:
        n = p["Nome_clean"]
        if (row["Nome_clean"] in n) or (n in row["Nome_clean"]):
            matches.append(p)
```

### EXTRACT

#### 01\_a\_lichess\_users.py

Struttura per aggiungere rating-history e performance

### EXTRACT

#### 01\_b\_lichess\_games\_jsonl.py

Scarica in streaming tramite chiamata API tutte le partite con metadata completi per analisi (mosse, evals, clocks, opening, etc.)

### EXTRACT

#### 02\_lichess\_fide\_match.py

Gestione accenti/apostrofi e match "inclusivo" Nome - Cognome.

```
from selenium.webdriver.common.by import By
from selenium.webdriver.support.ui import WebDriverWait as Wait
from selenium.webdriver.support import expected_conditions as EC

driver.get(f"https://ratings.fide.com/profile/{fide_id}/chart")

federation = driver.find_element(By.CLASS_NAME, "profile-info-country").text.strip()

std_rating = driver.find_element(By.CLASS_NAME, "profile-standart").text.split("\n")[0]

progress_tab = Wait(driver, 10).until(EC.element_to_be_clickable((By.ID, 'chart_button')))

progress_tab.click()
table = Wait(driver, 10).until(EC.presence_of_element_located((By.CLASS_NAME, 'profile-table_calc')))
rows = table.find_elements(By.TAG_NAME, 'tr')
```

### EXTRACT

#### 03\_fide\_scraping\_users.py

Scraping dinamico con Selenium: attende elementi e simula click sulla tab di progresso Elo.



# DATA ANALYSIS



# ANALISI LATO OSCURO

## **Compulsività online vs ΔElo FIDE OTB**

### GOALS:

- definire e correlare la compulsività (**CI** - Compulsivity Index) on line con **ΔElo** FIDE OTB
- misurare, con un numero tra **0** e **1**, quanto uno stile di gioco online è "compulsivo" (ritmo elevato, prevalenza di cadenze veloci, mesi di picco).
- Filtri per fasce di rating. **Maggiore attenzione alla fascia di utenti con rating «intermedio»**

### UTILITÀ:

- confrontare utenti e periodi con una metrica unica e comparabile
- collegare comportamenti online a **ΔElo** OTB nella ricerca

### DEFINIZIONE DELL'INDICE DI COMPULSIVITÀ:

$$CI = w_{freq} * frequency + w_{fast} * fast\_quality$$

Combinazione lineare di 2 elementi:

- **frequency:** intensità annuale del gioco veloce
- **fast\_quality:** mix ponderato delle cadenze più brevi

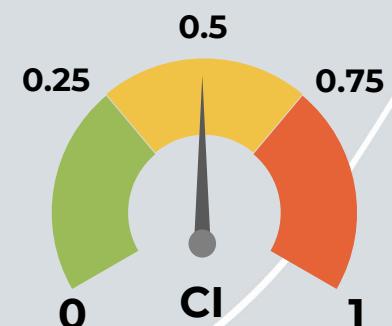
### COSTRUZIONE DEL COMPULSIVITY INDEX (CI):

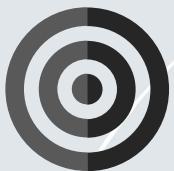
- **frequency** =  $(U + B + Z) / \max(U + B + Z)$
- **fast\_quality** =  $1.00 * p_{ultra} + 0.60 * p_{bullet} + 0.30 * p_{blitz}$

$$CI = 0.5 * frequency + 0.5 * fast\_quality$$

### Dove:

- **U** = numero di partite ultrabullet ( $\leq 30s$ )
- **B** = numero di partite bullet (1-2 min)
- **Z** = numero di partite blitz (3-5 min)
- **R** = numero di partite rapid ( $\geq 10$  min)
- **p\_ultra** =  $U / (U+B+Z+R)$ : quota di ultrabullet sul totale
- **p\_bullet** =  $B / (U+B+Z+R)$ : quota di bullet sul totale
- **p\_blitz** =  $Z / (U+B+Z+R)$ : quota di blitz sul totale





# ANALISI LATO OSCURO

## Compulsività online vs ΔElo FIDE OTB

### Calcolo ΔElo mensile (OTB FIDE):

- Timeline continua: si ricostruisce ogni mese tra il primo e l'ultimo presente; i mesi mancanti sono "riempiti" con l'ultimo rating noto (flag di inattività)
- Suddivisione **ΔElo** in quartili (calcolati sui mesi attivi con partite)

### Casi distinti (**ΔElo=0**):

- zero\_with\_games: sono state giocate partite, ma il rating non è variato, plateau attivo.
- zero\_no\_games: nessuna partita nel mese, inattività.

La distinzione è utile perché in situazioni di stasi del rating, non viene tenuta in conto l'inattività del giocatore per rendere efficace la comparazione del **CI**

### Derivalutazione per la riforma FIDE 2024

- Problema:** da **Marzo 2024** FIDE ha "riallineato" i rating <2000 applicando la seguente formula:

$$\text{Incremento Elo} = (2000 - \text{punteggio Elo attuale}) * 0,40$$

Se sommiamo mensilità prima e dopo la riforma, nascono **salti artificiali (falsi picchi)**

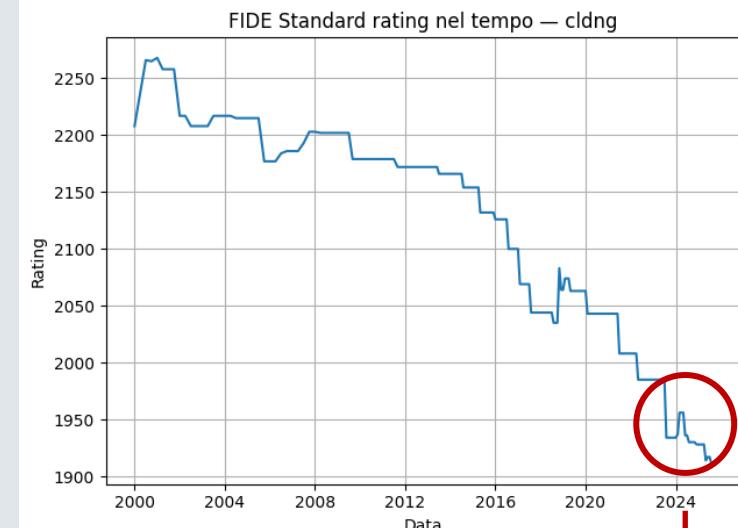
- Soluzione applicata nel codice:**

Se  $\text{data} \geq 2024-03-01$  e  $\text{elo\_post} < 2000$ , il punteggio viene riportato alla scala pre-riforma con:

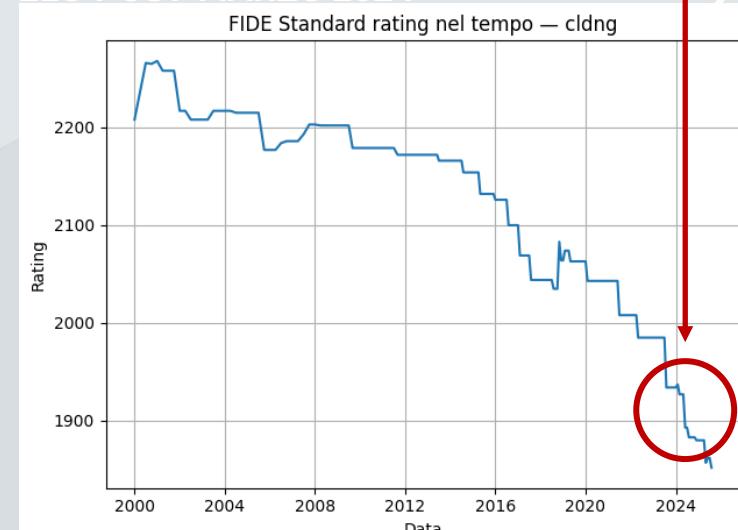
$$\text{elo\_pre} = (\text{elo\_post} - 800) / 0.60$$

Tutta la serie è resa omogenea sulla scala pre-riforma per ottenere ΔElo mensili comparabili **evitando picchi fittizi**.

### ELO PRE-MARZO 2024



### ELO POST-MARZO 2024



# ANALISI LATO VIRTUOSO

*identificare pratiche online «sane» correlabili ad un miglioramento stabile*

## GOALS:

- Identificare **cluster** di utenti '**virtuosi**' con crescita costante e stabile del rating
- Analizzare abitudini e **comportamenti** associati
- Esplorare proxy psicologici: resilienza, voglia di vincere
- *Misura della mentalità agonistica*

## METRICHE PRINCIPALI:

- Frequenza: partite/giorno – CI
- % partite per modalità: UltraBullet, Bullet, Blitz, Rapid
- Qualità media / Errori medi: *mistake, blunder, ACPL, accuracy*
- $\Delta$ Rating avversari
- Varietà aperture (ECO), distacco dalla teoria (ply)
- Volume puzzle risolti
- Gestione tempo medio per mossa nelle 3 aree di gioco (apertura, mediogioco, finale)
- Post-game analysis (quota partite analizzate col motore)
- Volume abbandoni
- Analisi vittorie da posizioni svantaggiate (escludendo vittorie per il tempo): *Misura della mentalità agonistica, resilienza e voglia di vincere*

METRICHE	Tipo di Dato	Utilità
<b>ACPL</b> (Average Centipawn Loss)	Perdita media di precisione rispetto alla mossa migliore del motore	Un trend in calo segnala riflessione e crescita tecnica
<b>Accuracy</b>	Percentuale di precisione globale della partita	Sintetizza la qualità complessiva del gioco, utile per vedere miglioramenti stabili
<b>Inaccuracy / Mistake / Blunder</b>	Errori classificati dal motore (da lieve a grave)	La riduzione costante indica disciplina e controllo emotivo, gestione stress
<b>Ply</b>	Profondità teorica in apertura (semimosse fino all'uscita dalla teoria)	Ply alti = preparazione; ply variabili = sperimentazione
<b>ECO</b>	Varietà aperture - Codice apertura (es. B22 = Siciliana Alapin)	La varietà ECO misura ampiezza del repertorio in apertura e adattabilità
<b>Clocks</b>	Gestione tempo medio per mossa nelle tre aree di gioco (apertura, mediogioco, finale)	Analizza gestione del tempo
<b><math>\Delta</math>Rating Opponent</b>	Differenza media tra rating proprio e avversario	Giocare con avversari più forti può avere benifici – Crescita più rapida
<b>PostGameAnalysisRate</b>	Percentuale partite analizzate con motore	Misura capacità riflessiva e apprendimento dagli errori
<b>Resilience / Comeback Rate</b>	Vittorie o pareggi ottenute dopo svantaggio significativo (escludendo vittorie per il tempo)	Proxy della mentalità agonistica: lottare fino alla fine
<b>Eval</b>	Valutazione della posizione mossa per mossa (centipawn)	Permette di identificare rimonte e resilienza agonistica
<b>Resign Rate</b>	Percentuale di partite abbandonate	Abbandoni equilibrati = disciplina; abbandoni precoci = fragilità
<b>Puzzle Volume</b>	Volume puzzle risolti	Misura quantità di allenamento tattico extra-partita

# ANALISI

## Estratti DataFrame



User_id	Game_type	Month	Start_rating	End_rating	Delta_elos	Rating_level	Games_played	Month_effective	Month_active	Zero_delta_reas	Zero_Label	Delta_percentile	Quartile_min	Quartile_max	Quartile_note
M-Anwar	Standard	2007-01	2106	2105	-1	Avanzato	2	1	1	0	zero_no_games	50-75	-2	9	active_month
M-Anwar	Standard	2007-02	2105	2105	0	Avanzato	0	0	0	0	zero_no_games	75-100	9	289	inactive_month
M-Anwar	Standard	2007-03	2105	2105	0	Avanzato	0	0	0	0	zero_no_games	50-75	-2	9	inactive_month
M-Anwar	Standard	2007-04	2105	2119	14	Avanzato	9	1	1	0	zero_no_games	75-100	9	289	active_month
M-Anwar	Standard	2007-05	2119	2119	0	Avanzato	0	0	0	0	zero_no_games	50-75	-2	9	inactive_month
M-Anwar	Standard	2007-06	2119	2119	0	Avanzato	0	0	0	0	zero_no_games	50-75	-2	9	inactive_month
M-Anwar	Standard	2007-07	2119	2108	-11	Avanzato	7	1	1	0	zero_no_games	25-50	-13	-2	active_month

ΔElo Clustering

User	Year	Frequency	Fast_quality	CI	Ultra_bullet_bli	Max_ultra_bullet	Ultrabullet	Bullet	Blitz	Rapid	Total	User_id	Rating_Level	Start_rating_yea	End_rating_yea	Delta_elos_yea	Active_months
M-Anwar	2023	0.28	0.33	0.31	2878	10148	0	382	2496	80	2958	M-Anwar	Avanzato	2075	2046	-29	5
M-Anwar	2024	0.21	0.35	0.28	2111	10148	0	356	1755	0	2111	M-Anwar	Avanzato	2046	2047	1	7
M-Anwar	2025	0.19	0.3	0.24	1885	10148	0	10	1875	19	1904	M-Anwar	Avanzato	2047	2029	-18	1
I_B_N	2024	0.52	0.59	0.55	5243	10148	0	5052	191	0	5243	I_B_N	Avanzato	1908	1972	64	2
I_B_N	2025	0.43	0.59	0.51	4390	10148	0	4311	79	0	4390	I_B_N	Avanzato	1972	1978	6	3
Ynot-60	2023	0	0	0	7	10148	0	0	7	5140	5147	Ynot-60	Intermedio	1692	1701	9	7
Richi51	2023	0.21	0.37	0.29	2097	10148	0	548	1549	43	2140	Richi51	Avanzato	1974	1991	17	3

CI vs ΔElo annuale

ANALISI LATO OSCURO



User_id	N_puzzles	Game_type	First_date	Last_date	Start_rating	End_rating	Delta_rating	Rating_level	Delta_percentile	Quartile_min	Quartile_max
Tarekyosefadam	1779	blitz	2023-04-17	2025-08-15	1980	1907	-73	advanced	25-50	-78	-17
dafuzze	323	blitz	2023-08-14	2025-01-25	2092	1938	-154	advanced	0-25	-1142	-78
Graminho	5366	blitz	2023-01-01	2025-08-14	2100	2150	50	advanced	75-100	41	689
MustaMw	162	blitz	2023-01-01	2025-08-09	1950	1845	-105	advanced	0-25	-1142	-78
rizalakamal	1660	blitz	2023-02-08	2025-07-15	2077	2027	-50	advanced	25-50	-78	-17
talitoesterio	327	blitz	2023-01-01	2025-08-15	2178	2112	-66	advanced	25-50	-78	-17

Global ΔRating Clustering

ANALISI LATO VIRTUOSO

User_id	N_puzzles	Game_type	First_date	Last_date	Start_rating	End_rating	Delta_rating	Rating_Level	Delta_percentile	Quartile_min	Quartile_max	Unique_eco	Ply_theoretical	Opening_gap_a	Opening_gap_b	Inaccuracy_avg	Mistake_avg	Blunder_avg
mosadnaem	106	blitz	2023-03-20	2025-08-10	2142	2222	80	advanced	75-100	41	689	57	6.11	2.19	5.97	2.9	1.25	2.17
saidelmasry11	182	blitz	2023-04-13	2025-07-20	1845	1966	121	advanced	75-100	41	689	12	5.19	1.5	3	3.19	1.56	1.81
agresivo	54	blitz	2023-01-01	2025-08-15	1839	1701	-138	advanced	0-25	-1142	-78	89	6.82	2.05	3.86	2.78	1.28	1.92
henrimatheus22	1	blitz	2023-01-01	2025-08-15	1815	1791	-24	advanced	25-50	-78	-17	58	4.34	0.78	4	2.79	1.26	1.87
Marvsg	1	blitz	2023-01-29	2025-03-06	2066	2082	16	advanced	50-75	-17	41	7	5.14	1	3.5	2.86	1.86	0.86
Aiskandar	8652	blitz	2023-01-03	2025-08-14	2011	1932	-79	advanced	0-25	-1142	-78	16	5.77	1.77	4.67	3.35	1.42	1.94
phector486	58627	blitz	2023-01-01	2025-08-15	1935	1965	30	advanced	50-75	-17	41	78	3.75	0.79	6.67	3.14	1.38	2.19

Global Statistics



# ANALISI

## Estratti di codice

```
def derivaluta_2024_standard(elo_post: int, date_obj: datetime):
    if date_obj >= CUTOFF_DATE and elo_post < 2000:
        elo_pre = (elo_post - 800.0) / 0.60
        return float(max(0.0, round(elo_pre)))
    return float(elo_post)

def build_continuous_months(user_months_dict):
    months_sorted = sorted(user_months_dict.keys())
    cur = months_sorted[0].replace(day=1); end = months_sorted[-1].replace(day=1)
    rows, last_elo = [], None
    while cur <= end:
        if cur in user_months_dict:
            elo_corr, games = user_months_dict[cur]; last_elo = elo
            _corr; eff = 1
        else:
            elo_corr, games, eff = last_elo, 0, 0
        rows.append((cur.strftime("%Y-%m"), elo_corr, games, eff))
        cur = cur + relativedelta(months=1)
    return rows
```

```
w_freq = 0.50
w_fast = 0.50
w_ultra = 1.00
w_bullet = 0.60
w_blitz = 0.30

# frequency normalizzata sul massimo annuo di (U+B+Z) nel campione
ultra_bullet_blitz_year = U + B + Z
frequency = 0.0 if T == 0 else min(1.0, ultra_bullet_blitz_year / max_ultra_bullet_blitz_games_year)

fast_quality= 0.0 if T == 0 else (w_ultra*U + w_bullet*B + w_blitz*Z) / T

CI = (w_freq * frequency) + (w_fast * fast_quality)
```

### EXTRACT

#### 00\_analisi1\_elos\_clustering.py

standardizza i rating post-riforma (Marzo 2024) e crea una serie mensile senza buchi per i confronti longitudinali.

### EXTRACT

#### 00\_analisi1\_elos\_clustering.py

```
def process_game(detail):
    opening_name = detail.get("opening", {}).get("name")
    ply_theoretical = detail.get("opening", {}).get("ply")
    game_moves = [m for m in (detail.get("moves", "")).split() if m]
    # scarto dalla teoria
    opening_gap = None
    if opening_name in opening_moves_dict:
        theory = opening_moves_dict[opening_name][:ply_theoretical]
        for i, move in enumerate(theory):
            if i >= len(game_moves) or move != game_moves[i]:
                opening_gap = ply_theoretical - i
                break
        else:
            opening_gap = 0
    # indicatori qualità
    p = detail.get("players", {})
    for color in ("white", "black"):
        pl = p.get(color, {})
        if (pl.get("user", {}) or {}).get("id") == detail.get("user"
            name):
            a = pl.get("analysis", {})
            return {"opening_name": opening_name, "opening_gap": op
            ening_gap,
                    "blunder_avg": a.get("blunder"), "accuracy_avg"
                    : a.get("accuracy"),
                    "acpl_avg": a.get("acpl")}
```

### EXTRACT

#### 03\_analisi2\_global\_stats\_lichess.py

Misura "aderenza alla teoria" e qualità media mossa-per-mossa (accuracy, blunder, ACPL)

```
user_clocks = detail.get('clocks', [])
division = detail.get('division', {})
middle = division.get("middle", 20); end = division.get("end", 40)
step = 0 if user_color=='white' else 1
user_opening = [t for i,t in enumerate(user_clocks) if i % 2 == ste
p and i < middle]
user_middle = [t for i,t in enumerate(user_clocks) if i % 2 == ste
p and middle <= i < end]
user_end = [t for i,t in enumerate(user_clocks) if i % 2 == ste
p and i >= end]
# delta tra clock successivi (tempo speso per mossa)
time_opening = [user_opening[i]-user_opening[i+1] for i in range(len(user_opening)-1)]
```

### EXTRACT

#### 03\_analisi2\_monthly\_stats\_lichess.py

Ricava gestione del tempo per fase di gioco, utile per insight su disciplina e ritmo



# DASHBOARD



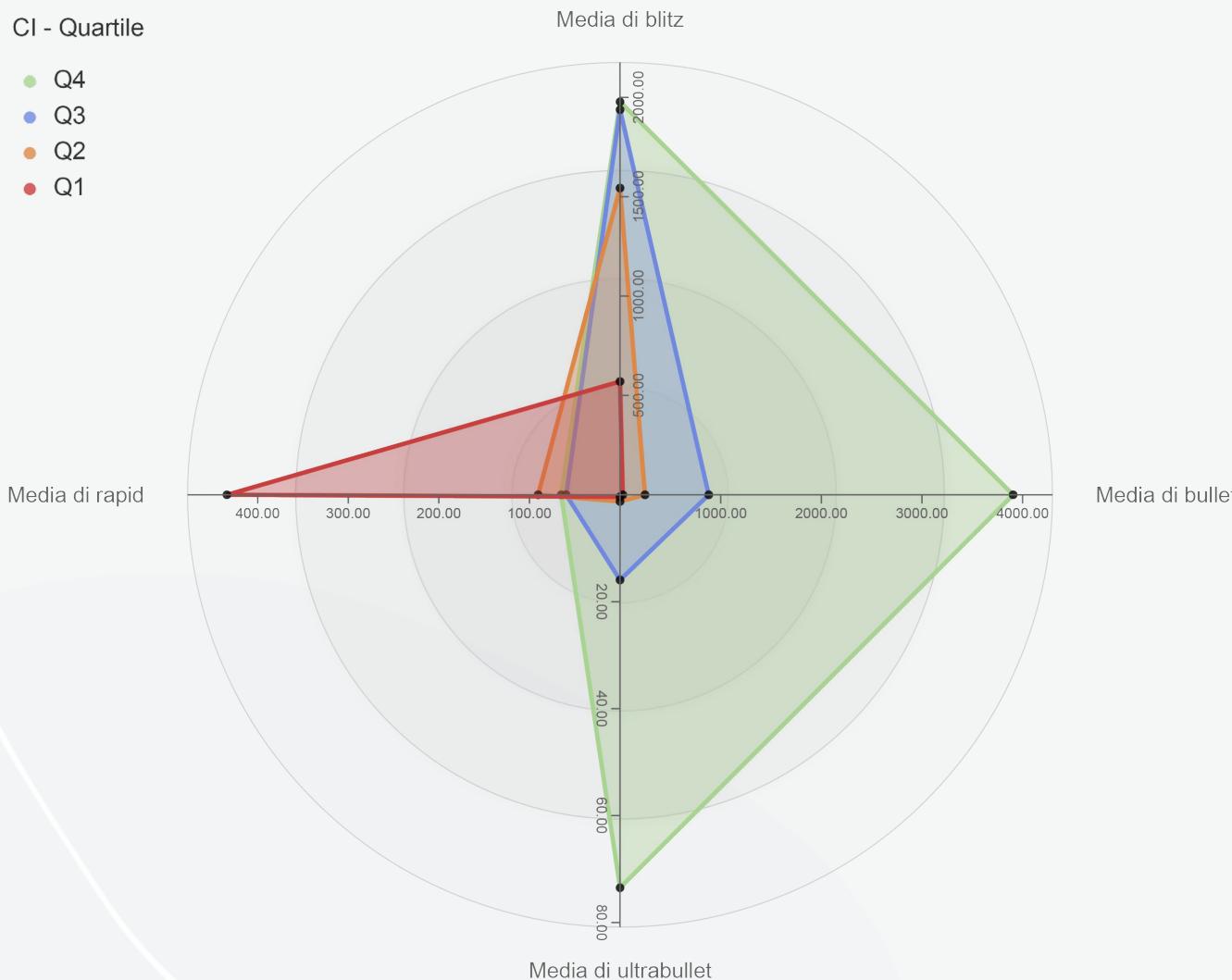
# ANALISI PER QUARTILI DEL COMPULSIVITY INDEX

*Distribuzione delle modalità di gioco per quartile di compulsività*



CI - Quartile

- Q4
- Q3
- Q2
- Q1



## DASHBOARD

Per ogni quartile del CI (Q1–Q4) sono mostrate le medie di partite per ciascuna cadenza (ultrabullet, bullet, blitz, rapid)

**Media di ultrabullet:** numero medio di partite giocate in modalità ultraveloci (<30s).

**Media di bullet:** numero medio di partite giocate in bullet (1–2 min).

**Media di blitz:** numero medio di partite giocate in blitz (3–5 min).

**Media di rapid:** numero medio di partite giocate in rapid (≥10 min)

## INSIGHT

**Q1 (rosso, non compulsivi):** distribuzione più equilibrata, con maggiore peso sul rapid → pattern meno compulsivo, più orientato al pensiero lento.

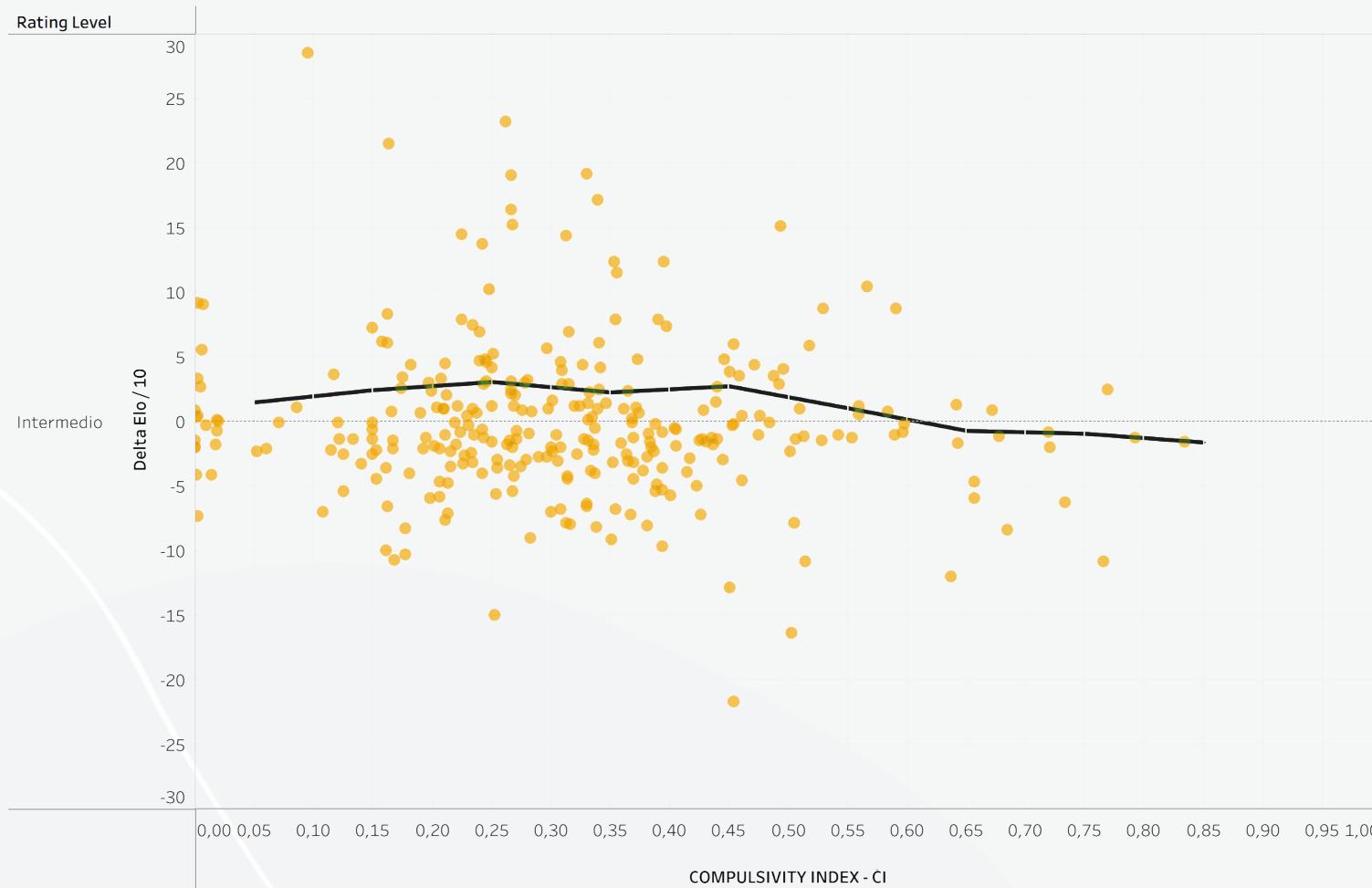
**Q2-Q3 (arancione e blu):** posizionati a metà, con prevalenza di blitz e un bilanciamento parziale tra rapid e cadenze veloci.

**Q4 (verde, compulsivi):** altissimo volume in ultrabullet e bullet, molto superiore rispetto agli altri quartili → gioco frenetico e ripetitivo.

L'analisi mostra come l'aumento del **CI** sia direttamente legato a una crescita delle partite ultraveloci, mentre i giocatori meno compulsivi dedicano più tempo a cadenze riflessive, condizione associata a un miglioramento più stabile dell'Elo FIDE

# COMPULSIVITÀ ONLINE - ΔELO FIDE

*Relazione tra Compulsivity Index e variazione Elo - Giocatori fascia intermedia*



Quartile Delta Elo

- (All)
- 0-25
- 25-50
- 50-75
- 75-100

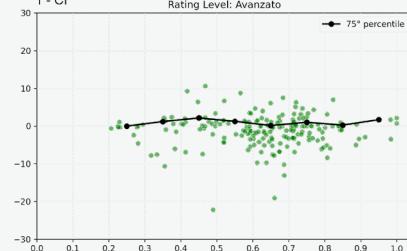
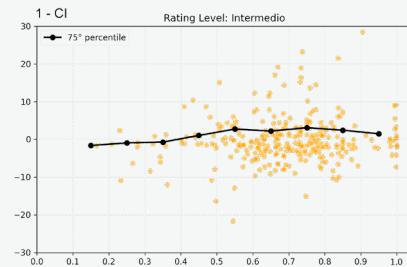
Rating Level

- (All)
- Avanzato
- Beginner
- Intermedio
- Master

Year

2022 2025  
D

SCATTER PLOT [I-CI]



## DASHBOARD

**X-axis:** Compulsivity Index (CI) → misura tra 0 e 1 quanto il comportamento online è compulsivo (frequenza + prevalenza di ultrabullet/bullet/blitz)

**Y-axis:**  $\Delta E\text{lo}/10$  variazione annuale del punteggio Elo FIDE standardizzata

- Ogni punto verde rappresenta un giocatore della fascia **Intermedio (1400-1899 Elo iniziale)**.

- La linea rappresenta andamento delta Elo 75° percentile

## INSIGHT

Nei giocatori intermedi, la crescita media ( $\Delta E\text{lo}$  positivo) si concentra in corrispondenza di valori moderati di CI (0.2-0.4).



All'aumentare della compulsività (>0.6) la curva tende a scendere, suggerendo che il gioco troppo frenetico online può essere controproducente per il miglioramento OTB.

La dispersione dei punti è elevata: alcuni giocatori compulsivi riescono comunque a crescere, ma la probabilità di  $\Delta E\text{lo}$  negativo è maggiore.

Il pattern indica che un equilibrio tra volume e qualità delle partite è più favorevole alla crescita rispetto al puro volume ad alte velocità.



# MIGLORAMENTO RATING | QUALITÀ DI GIOCO

Quartile 75–100 - Giocatori fascia intermedia



#User

97

Analysed matches

20K

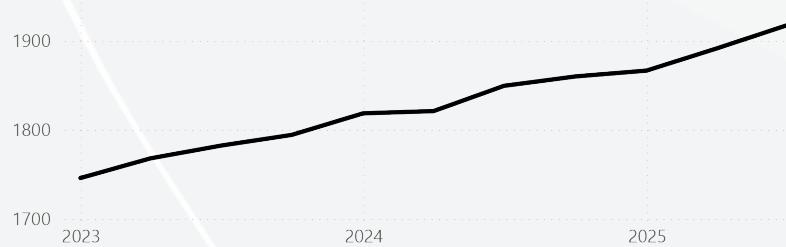
Total matches

528K

% Analysed matches

4%

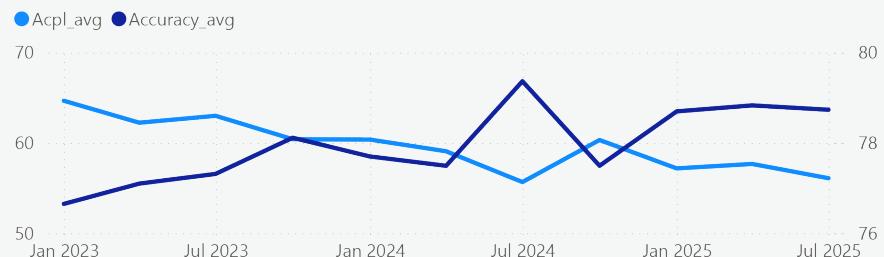
Avg rating history



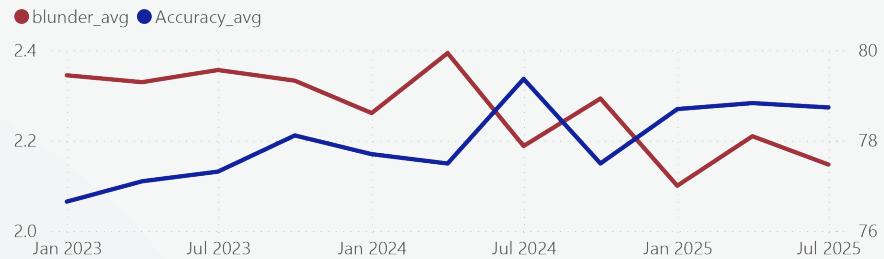
Quartile

75-100

Move quality: ACPL



Move quality: BLUNDERS



## DASHBOARD

Sintesi dei volumi di gioco e qualità delle mosse per i giocatori intermedi che rientrano nel quartile superiore di miglioramento (75–100).

- Trend temporali di ACPL, accuracy e blunders.
- Andamento medio del rating nel periodo **2023–2025**

## INSIGHT

Il rating medio del gruppo cresce in maniera stabile da circa 1750 a oltre 1900 in due anni.

**ACPL** cala progressivamente, indicando mosse più solide; parallelamente l'**accuracy** aumenta.

I **blunders** mostrano un trend decrescente: i giocatori virtuosi commettono meno errori decisivi col tempo.

I trend di qualità confermano che i miglioramenti del rating sono accompagnati da un **miglioramento tecnico effettivo**.

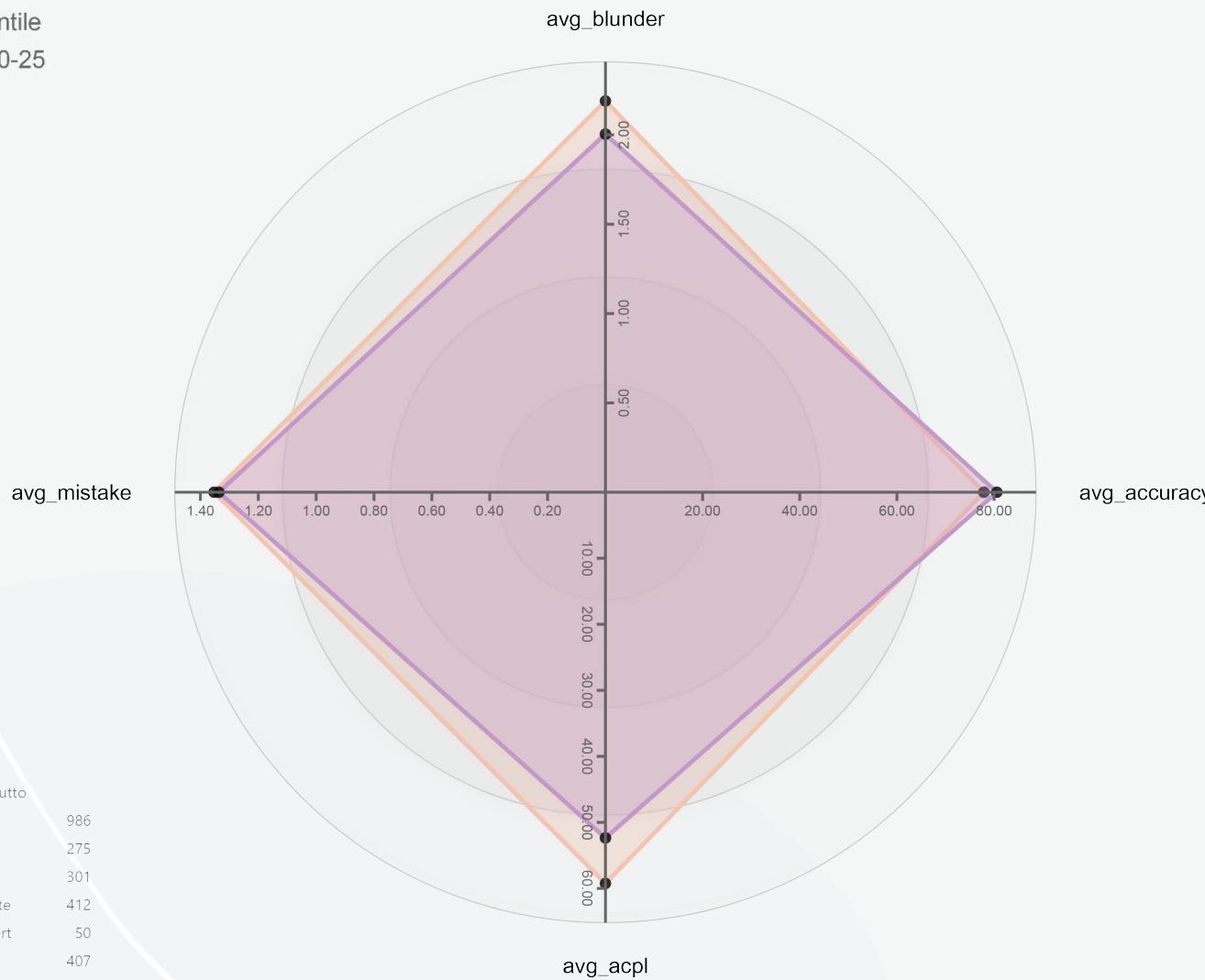
L'analisi evidenzia che il quartile superiore combina volume di gioco elevato con una crescita nella precisione e nella riduzione degli errori, **segnali di pratica deliberata e consolidamento delle abilità**.



# QUALITÀ DI GIOCO

## Errori medi e accuratezza dei giocatori - Giocatori fascia intermedia

delta\_percentile  
● 75-100 ● 0-25



rating_level	
<input type="checkbox"/>	Selezione tutto
<input checked="" type="checkbox"/>	advanced 986
<input type="checkbox"/>	beginner 275
<input type="checkbox"/>	expert 301
<input checked="" type="checkbox"/>	intermediate 412
<input type="checkbox"/>	super_expert 50
<input type="checkbox"/>	too_low 407

### DASHBOARD

Confronto della qualità media delle mosse (errori, blunders, precisione) tra due gruppi opposti di miglioramento (0-25 vs 75-100)

**avg\_blunder:** numero medio di blunders (errori gravi) per partita.

**avg\_mistake:** errori medi di gravità minore.

**avg\_acpl:** Average Centipawn Loss, perdita media in centipawn per mossa (qualità tecnica).

**avg\_accuracy:** accuratezza media delle mosse (in percentuale)

### INSIGHT

Il gruppo virtuoso (75-100) presenta meno errori gravi e maggiore accuratezza.

La differenza diventa evidente con il progredire della fascia di rating.



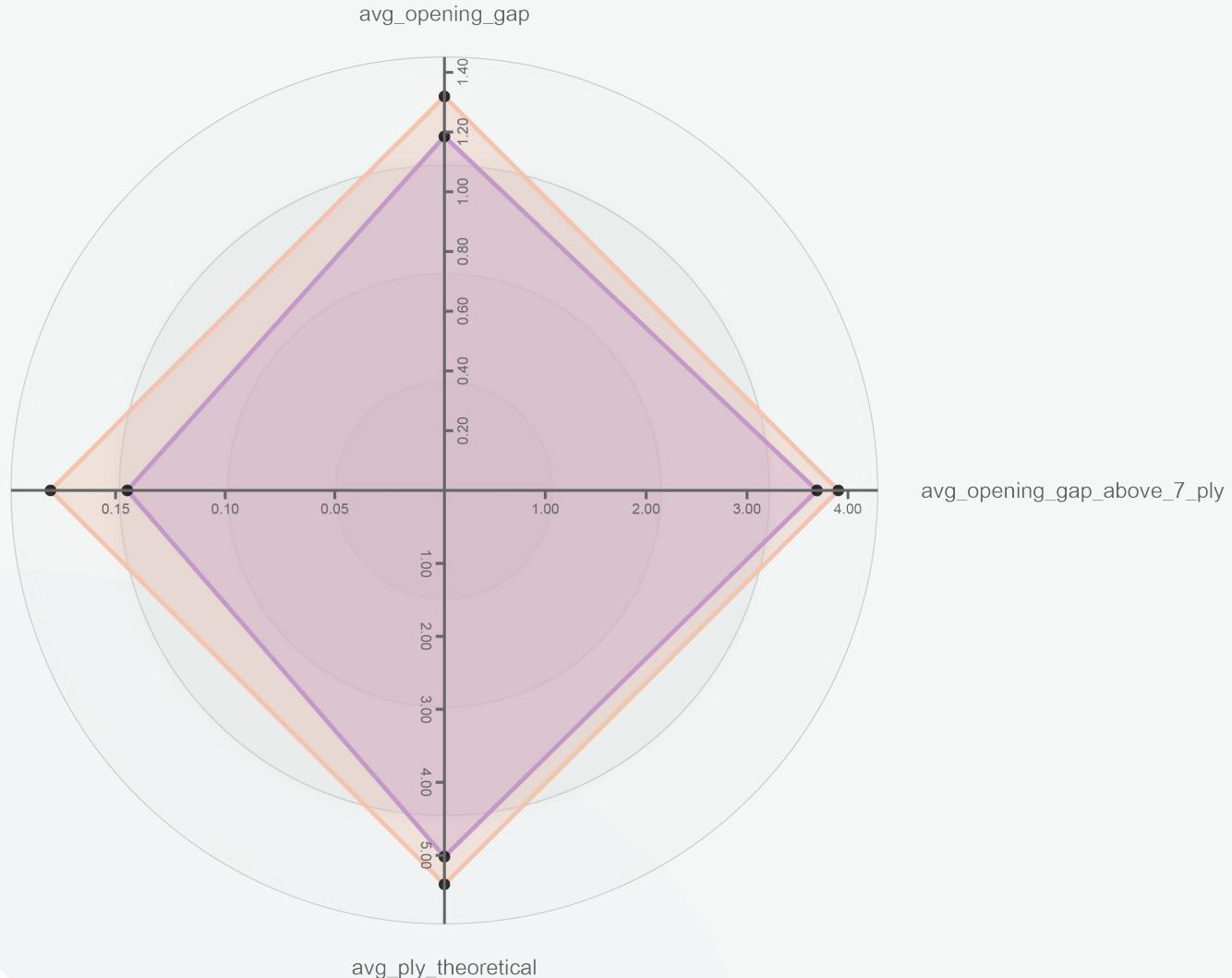
# APERTURE E DISTACCO DALLA TEORIA

Confronto tra giocatori basso quartile (0-25) e virtuosi (75-100) - Giocatori fascia intermedia

delta\_percentile  
● 75-100 ● 0-25

different\_ECOs\_on\_matches

rating\_level  
 Seleziona tutto  
 advanced 986  
 beginner 275  
 expert 301  
 intermediate 412  
 super\_expert 50  
 too\_low 407



## DASHBOARD

Differenza tra giocatori virtuosi (75-100) e basso quartile (0-25) in termini di varietà **ECO** e gap dall'apertura teorica.

Le dimensioni considerate sono legate alla varietà delle aperture e al grado di fedeltà alla teoria negli stadi iniziali delle partite.

**different\_ECOs\_on\_matches:** numero medio di codici ECO diversi usati (varietà di aperture giocate).

**avg\_opening\_gap:** differenza media tra mosse giocate e mosse teoriche previste dall'apertura; misura quanto presta il giocatore esce dalla teoria.

**avg\_opening\_gap\_above\_7\_ply:** stesso concetto, ma calcolato solo per aperture con teoria >7 mosse (ply): quanto si resta in teoria in linee più lunghe.

**avg\_ply\_theoretical:** profondità media della teoria seguita (numero di mosse conosciute replicate prima di deviare).

## INSIGHT

I giocatori virtuosi (75-100) mostrano:  
**maggior varietà di aperture** (più codici ECO diversi)  
**gap minore dalla teoria:** rimangono più a lungo in linee consolidate

**ply teorico medio più alto:** padroneggiano varianti più profonde.

I giocatori basso quartile (0-25) tendono a:  
**ripetere meno aperture e uscire prima dalla teoria,** spesso già nelle prime mosse.

La variabile è significativa, ma non possiamo dire se sia causa o effetto: giocatori che già migliorano possono anche motivarsi a studiare di più le aperture

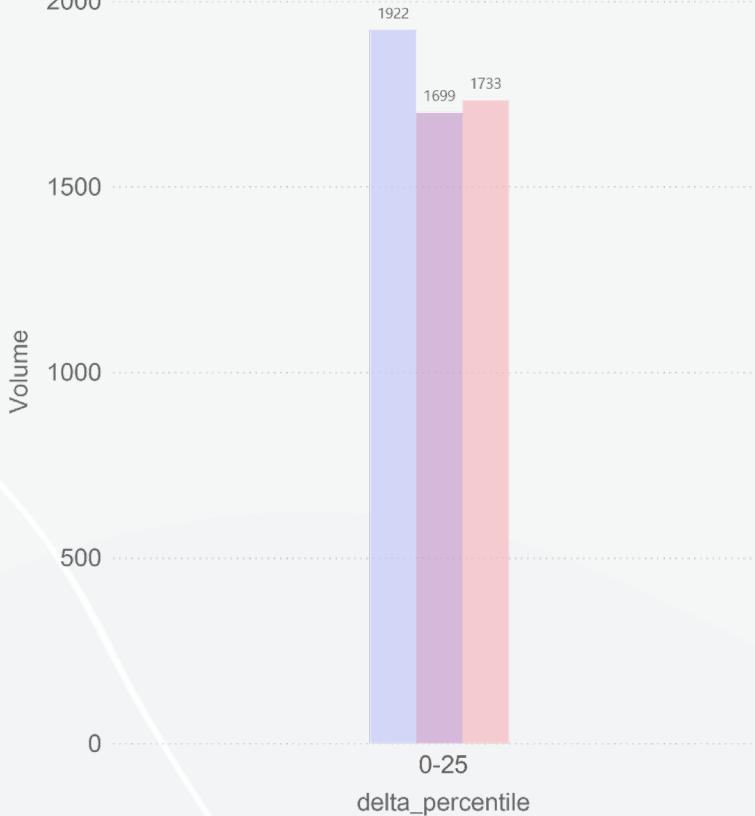


# APERTURE

## Preferenze di apertura - Giocatori fascia intermedia

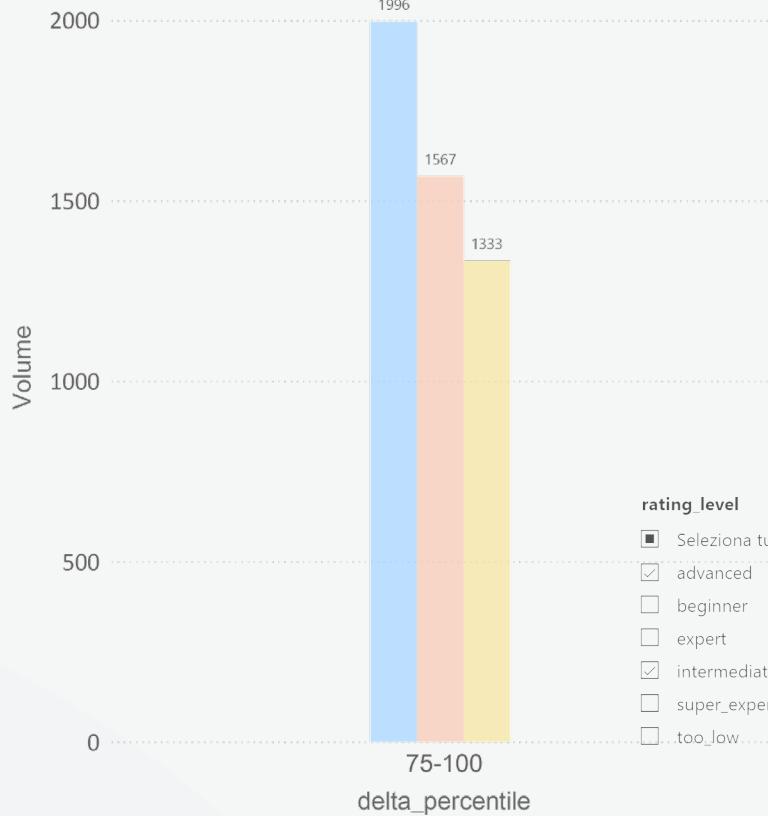
Apertura ● Caro-Kann Defense ● Caro-Kann Defe... ● Queen's P...

2000



Apertura ● Indian Defense ● Queen's Pawn Game ● Sicilian Defen...

2000



### DASHBOARD

Ogni barra rappresenta il volume di partite giocate con una determinata apertura o difesa (es. Indian Defense, Queen's Pawn Game, Sicilian Defense)

I valori sull'asse Y mostrano il numero di partite (volume assoluto).

La segmentazione avviene per quartili di miglioramento del rating

### INSIGHT

Le aperture più popolari (Indian Defense, Queen's Pawn Game, Sicilian Defense) restano stabili tra i gruppi: non si osservano differenze nette tra giocatori che migliorano molto e giocatori stagnanti.

Questo è un non-risultato significativo: suggerisce che il tipo di apertura scelto non è di per sé un fattore discriminante per spiegare il miglioramento.

Alcune variazioni di volume ci sono (es. l'Indian Defense ha un leggero predominio nei virtuosi)

L'informazione utile è proprio l'assenza di pattern forti: non conta tanto l'apertura scelta, quanto piuttosto la qualità con cui viene giocata (aderenza alla teoria, profondità, errori medi).

rating_level	Count
Seleziona tutto	16374
advanced	6811
beginner	12961
expert	9661
intermediate	5807
super_expert	7321
too_low	



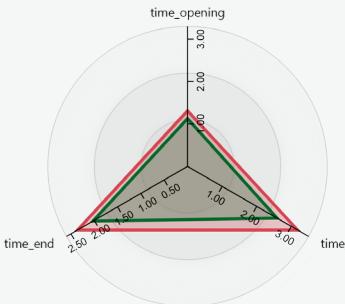
# GESTIONE DEL TEMPO

*Utilizzo medio del tempo nelle tre fasi di gioco - Giocatori fascia intermedia*



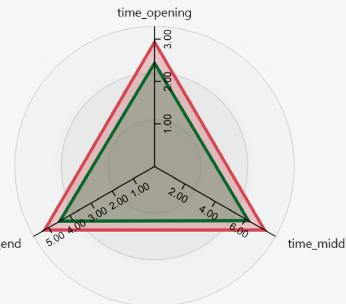
Gestione del Tempo - Bullet

Percentile ● 0-25 ● 75-100



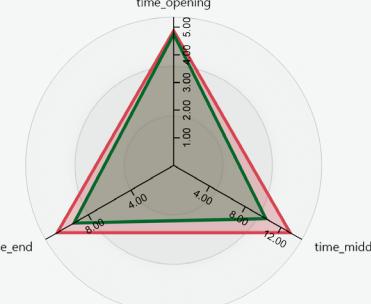
Gestione del Tempo - Blitz

Percentile ● 0-25 ● 75-100



Gestione del Tempo - Rapid

Percentile ● 0-25 ● 75-100



delta\_percentile

● 75-100 ● 0-25

rating\_level

Seleziona tutto

advanced 986

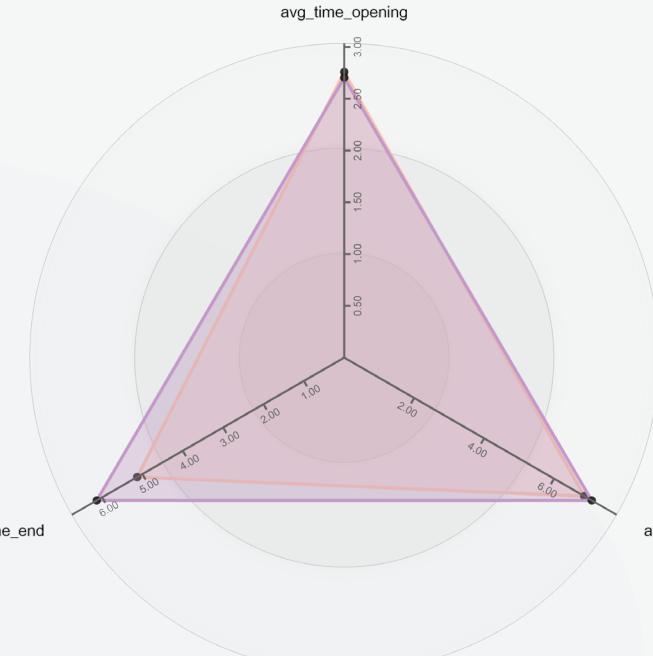
beginner 275

expert 301

intermediate 412

super\_expert 50

too\_low 407



## DASHBOARD

Tempo speso in apertura, mediogioco e finale per fasce percentile (0-25 vs 75-100)

**avg\_time\_opening:** tempo medio speso per mossa in apertura (20° circa).

**avg\_time\_middle:** tempo medio per mossa nel mediogioco (20° - 40° circa).

**avg\_time\_end:** tempo medio per mossa nel finale (oltre 40°)

(Le metriche sono calcolate dai log dei clock disponibili in Lichess e aggregati per quartile di ΔRating)

## INSIGHT

Non emergono differenze sostanziali tra giocatori virtuosi (75-100) e basso quartile (0-25) nella gestione del tempo per mossa, indipendentemente dal formato (Bullet, Blitz, Rapid).

Questo suggerisce che la distribuzione del tempo di riflessione non è un fattore chiave per spiegare il miglioramento del rating nella fascia intermedia.

Il dato invita a spostare l'attenzione su altri indicatori (qualità delle mosse, resilienza, varietà di aperture) che mostrano invece maggiore capacità predittiva

I giocatori appartenenti al quartile più basso (0-25) impiegano mediamente più tempo per le mosse nell'area del finale.

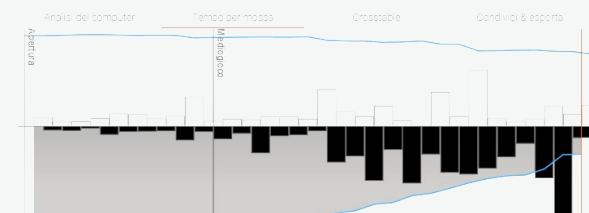


GRAFICO LICHES - TEMPO PER MOSSA IN UNA PARTITA



# RESILIENZA E MENTALITÀ AGONISTICA

Confronto tra giocatori basso quartile (0-25) e virtuosi (75-100) - Giocatori fascia intermedia

delta\_percentile

● 75-100 ● 0-25

rating\_level

Seleziona tutto

advanced 986

beginner 275

expert 301

intermediate 412

super\_expert 50

too\_low 407

avg\_wins\_after\_150\_disadvantage

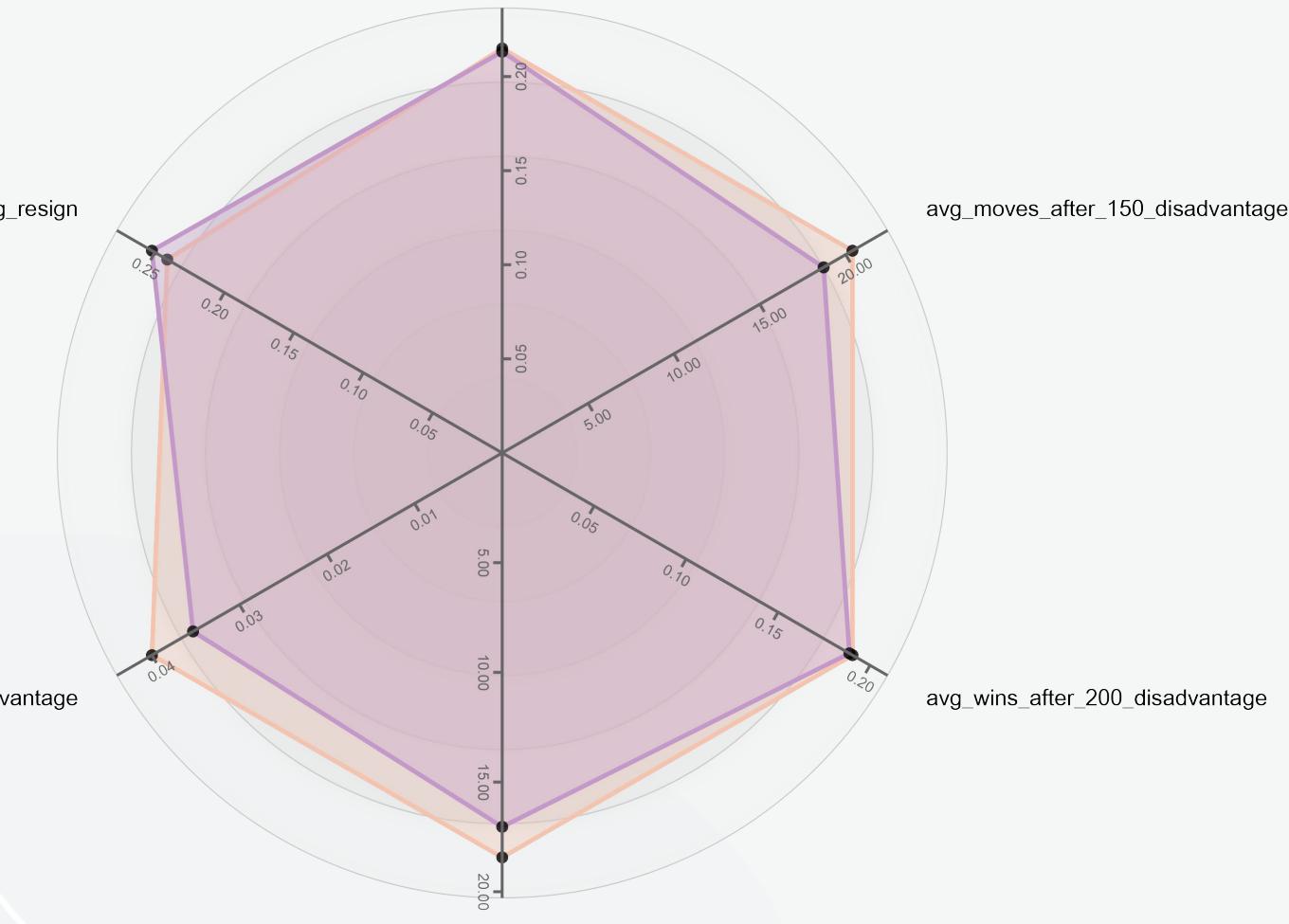
avg\_resign

avg\_moves\_after\_150\_disadvantage

avg\_draws\_after\_disadvantage

avg\_wins\_after\_200\_disadvantage

avg\_moves\_after\_200\_disadvantage



## DASHBOARD

Radar chart che confronta la capacità dei giocatori di reagire a situazioni di svantaggio (150–200 centipawn) tra i quartili estremi di miglioramento Rating. Esclusione delle vittorie per il tempo.

**avg\_wins\_after\_150\_disadvantage:** vittorie da posizioni con svantaggio  $\geq 150$  cp.

**avg\_wins\_after\_200\_disadvantage:** vittorie da posizioni con svantaggio  $\geq 200$  cp.

**avg\_moves\_after\_150\_disadvantage:** numero medio di mosse giocate dopo essere finiti in svantaggio  $\geq 150$  cp.

**avg\_moves\_after\_200\_disadvantage:** idem per  $\geq 200$  cp.

**avg\_draws\_after\_disadvantage:** patte ottenute da posizioni compromesse.

**avg\_resign:** frequenza media di abbandoni.

## INSIGHT

I giocatori virtuosi (75-100) mostrano più vittorie e maggiore tenuta anche in svantaggio, con meno abbandoni precoci.

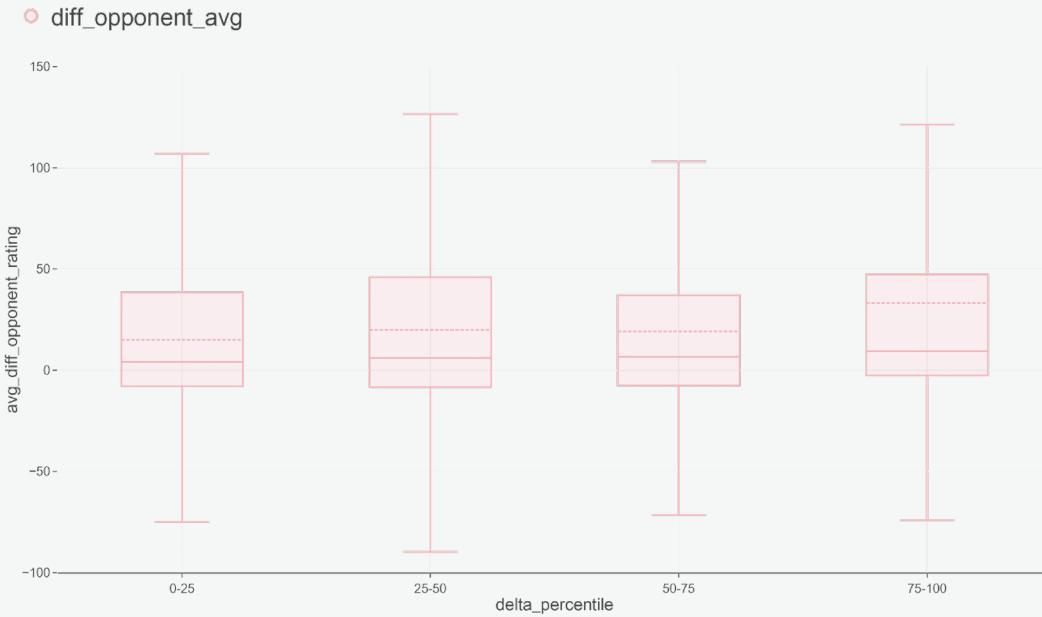
I giocatori basso quartile (0-25) tendono a mollare prima o a non riuscire a ribaltare posizioni difficili.

**La resilienza (continuare a lottare anche in svantaggio) è un chiaro indicatore di crescita stabile nel tempo.**



# DIFFERENZA DI RATING MEDIO AVVERSARIO | PUZZLE SOLVING

## Confronto per quartili di miglioramento - Giocatori fascia intermedia



### DASHBOARD

Boxplot che rappresenta la distribuzione della differenza di rating tra giocatore e avversario, suddivisa per quartili di ΔRating (0-25, 25-50, 50-75, 75-100)

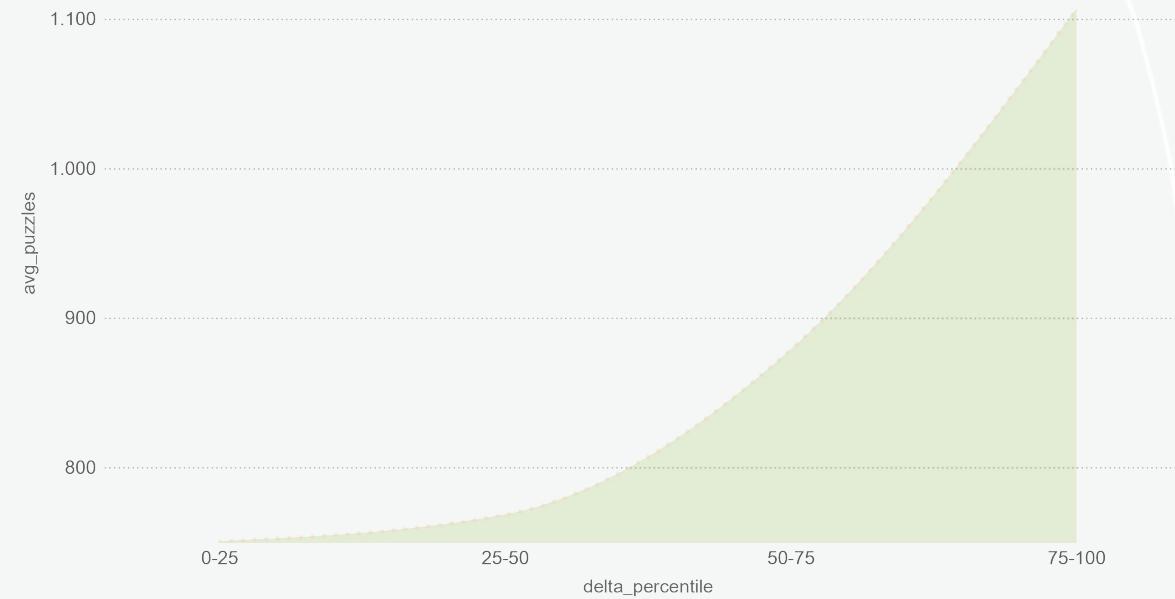
**avg\_diff\_opponent\_rating:** differenza media di Rating con l'avversario affrontato

**delta\_percentile:** quartile di miglioramento  
(0-25 stagnanti, 75-100 virtuosi).

### INSIGHT

La distribuzione appare simile in tutti i quartili: non emergono differenze marcate tra giocatori virtuosi e stagnanti nella scelta del livello degli avversari.

È vero che i giocatori virtuosi (75-100) affrontano in media avversari leggermente più forti, **ma la variabilità è ampia e i boxplot si sovrappongono quasi del tutto.** Questo suggerisce che il livello medio degli avversari affrontati non è un fattore decisivo per cercare correlazioni con il miglioramento stabile del rating



### DASHBOARD

Grafico ad area che rappresenta il numero medio di puzzle risolti (avg\_puzzles) in funzione dei quartili di ΔRating (0-25, 25-50, 50-75, 75-100).

**avg\_puzzles:** numero medio di puzzle affrontati e risolti dai giocatori.

**delta\_percentile:** quartile di miglioramento del rating (da stagnanti 0-25 a virtuosi 75-100)

### INSIGHT

Il numero medio di puzzle cresce velocemente passando dai quartili bassi ai quartili alti. I giocatori virtuosi (75-100) risolvono molti più puzzle rispetto ai stagnanti, superando quota 1100.

**Il puzzle solving emerge come pratica deliberata fortemente associata al miglioramento stabile del rating**

# BI | APPLICAZIONI



- **Per i giocatori:** linee guida per una crescita reale
- **Per i coach:** nuovi strumenti di training data-driven
- **Per le piattaforme:** retention, engagement, reputazione

Le piattaforme di gioco on-line possono riconoscere gli utenti “compulsivi” e segnalarne i limiti formativi.

Sviluppo di **strumenti formativi** orientati al miglioramento:

- **Dashboard personale:** mostrare il proprio **CI** con indicazione “sano vs compulsivo”, come se fosse un indicatore fitness
- **Reminder** di pausa
- Suggerimenti di studio offline
- Modalità di gioco **guidata**: se un utente gioca troppe Bullet in fila, suggerire di provare una Rapid analizzata
- Allenatore digitale: **proporre** sessioni puzzle/analisi dopo un certo numero di partite veloci



**«Gamification» dei comportamenti virtuosi:**

- Badge o progress bar per puzzle risolti
- Varietà di apertura (partite tematiche)
- Strumenti di revisione errori con score e punteggi dedicati
- Strumenti di **coaching per la gestione del tempo**
- Incentivare “allenamenti strutturati”
- Incentivare il «pensiero lento» con partite guidate quiz (sviluppo lato strategico vs lato tattico)
- *Sviluppo di modelli predettivi di variazione del rating in base alle abitudini di gioco*



LINKS



**GitHub**

[github.org](https://github.org)



[lichess.org](https://lichess.org)



[fide.com](https://fide.com)



[moduli di Google](#)

Edizione XIV

Anno Accademico 2024-25



*Interuniversity  
Research Centre  
for Public Services*