

# PoliSim

## Open Civic Intelligence

Open-source · AGPL v3 · [github.com/AICap27/polisim](https://github.com/AICap27/polisim)

---

### White Paper Tecnico — Metodologia e Validazione

Versione 1.2 — Giugno 2026

[polisim.dev](https://polisim.dev)

**Abstract** — PoliSim è una piattaforma computazionale open-source (licenza AGPL v3) a tre stadi per la simulazione elettorale nel sistema misto proporzionale-uninomiale italiano (Rosatellum bis). Lo Stage 1 applica uno swing model uniforme ai dati ufficiali del Ministero dell'Interno (Eligendo) su 221 collegi uninominali. Lo Stage 2 affina l'allocazione dei seggi attraverso un modello MRP (Multilevel Regression and Poststratification) implementato in PyMC 5.28.4 con verosimiglianza Dirichlet-Multinomial, calibrato su 252 osservazioni in 13 regioni. Lo Stage 3 genera strategie di comunicazione demograficamente mirate su tre verticali — consulente politico, ONG, ente civico — integrando profili psicografici derivati da ESS Round 11 (N=2.865), TRIPOL IT (N=1.231) e dati di calibrazione dalla Meta Ad Library. Il backtest su 14 collegi Camera del Lazio (elezioni politiche 2022) restituisce MAE 4,01 pp, RMSE 4,64 pp e winner accuracy 14/14. La copertura empirica CI90 è 39,2% (misurata sull'intero dataset di validazione, 252 osservazioni): problema strutturale aperto dichiarato. Il modello MRP supera una baseline OLS su tutti i dataset di validazione disponibili. Un Cognitive Science Layer deterministico (cinque framework dalla letteratura cognitiva, latenza <50 ms) e un verificatore di ancoraggio fattuale completano la pipeline di analisi del messaggio. I limiti noti — CI90 sotto-calibrati, bias CDX residuo di -3,33 pp, assenza di dati sondaggistici proprietari — sono esplicitamente dichiarati; il self-evaluation bias del layer LLM è mitigato architetturealmente tramite un evaluator separato opt-in.



# 1. Introduzione e Motivazione

---

Il sistema elettorale italiano introdotto dalla Legge 165/2017 — noto come Rosatellum bis — combina allocazione proporzionale e maggioritaria: il 37% dei seggi in entrambi i rami del Parlamento è assegnato tramite collegi uninominali, mentre il restante 63% è distribuito proporzionalmente tra liste bloccate. Questa struttura ibrida genera interdipendenze non lineari tra quote di voto nazionali, forza dei candidati locali e composizione delle coalizioni, rendendo metodologicamente complessa la proiezione a livello di collegio.

Gli strumenti di previsione attualmente disponibili per analisti e operatori politici italiani si suddividono tipicamente in due categorie: (i) aggregatori di sondaggi a livello nazionale che riportano le intenzioni di voto senza tradurle in distribuzioni di seggi per collegio, oppure (ii) modelli proprietari dei principali network radiotelevisivi le cui specifiche metodologiche non sono pubblicamente accessibili. Persiste dunque un divario tra i dati sondaggistici liberamente consultabili e proiezioni di seggio operativamente utili.

PoliSim colma questo divario attraverso una piattaforma riproducibile, open-source (AGPL v3), a metodologia pubblica, articolata in tre stadi computazionali. La filosofia di progettazione si fonda su tre principi: **trasparenza metodologica**, con tutte le assunzioni di modellazione e i limiti noti esplicitamente dichiarati; **fondamento empirico**, utilizzando esclusivamente fonti istituzionali ufficiali (Eligendo, ISTAT, ESS) come input; e **validazione progressiva**, che richiede backtest multi-regionale prima di qualsiasi affermazione pubblica.

La piattaforma è stata sviluppata nell'ambito di **Q-Italia** (qitalia.org), un'organizzazione di civic technology che applica l'analisi politica quantitativa al dibattito pubblico italiano. Q-Italia utilizza PoliSim come caso di studio in tempo reale — ogni contenuto prodotto richiede approvazione umana prima della pubblicazione; la pubblicazione autonoma è architeturalmente impossibile.

## 1.1 Verticali Operative

PoliSim serve tre tipologie di utenti con funzionalità distinte:

- **Consulente politico / analista elettorale** — accesso al simulatore (Stage 1–2): proiezione distribuzione seggi dato uno scenario di voto, verifica doppia maggioranza, analisi swing per macro-area e collegio.
- **ONG e organizzazioni non profit** — accesso al Message Optimizer (Stage 3): valutazione coerenza valoriale di messaggi rispetto allo statuto dell'organizzazione, ottimizzazione per segmento demografico e canale di comunicazione.
- **Enti civici e organizzazioni del lavoro** — accesso al Message Optimizer con verticale civic: comunicazione ancorata a corpus valoriale dichiarato, flusso deterministico statuto→messaggio, approvazione umana obbligatoria.

## 1.2 Domande di Ricerca

Le tre domande operative del sistema:

- **Q1 — Allocazione dei seggi:** Data una distribuzione del voto nazionale osservata o ipotetica, qual è la distribuzione attesa dei seggi nella Camera dei Deputati e nel Senato della Repubblica?
- **Q2 — Verifica della doppia maggioranza:** Uno scenario dato produce una maggioranza di governo stabile in entrambi i rami del Parlamento simultaneamente?
- **Q3 — Coerenza messaggio-territorio:** Un messaggio dato è coerente con i valori dichiarati dell'organizzazione e appropriato per la realtà demografica del territorio target?

### 1.3 Perimetro e Licenza

Questo white paper documenta la metodologia, le fonti di dati e i risultati di validazione per PoliSim versione 2.1, in produzione a giugno 2026. Il codice sorgente è pubblicamente disponibile su GitHub ([github.com/AICap27/polisim](https://github.com/AICap27/polisim)) con licenza AGPL v3. La piattaforma opera come strumento di analisi di scenario, non come strumento sondaggistico predittivo: traduce distribuzioni di voto fornite esternamente in distribuzioni di seggi con stime di incertezza associate, non genera previsioni autonome delle intenzioni di voto.

## 2. Fonti di Dati

PoliSim attinge a quattro fonti di dati primarie, tutte pubbliche e istituzionali. Un principio cardine dell'architettura dati è il ricorso esclusivo a fonti con provenienza documentata: nessun dato proprietario, nessun dato di terze parti commerciali, nessun dato personale raccolto o processato dalla piattaforma.

### 2.1 Eligendo — Archivio Elettorale del Ministero dell'Interno

L'input primario dello Stage 1 è la banca dati ufficiale dei risultati elettorali gestita dal Ministero dell'Interno attraverso la piattaforma OpenData Eligendo. Per le elezioni politiche del 2022, i dati coprono tutti i 221 collegi uninominali (Camera: 147 collegi; Senato: 74 collegi), inclusi voti per partito, composizione delle coalizioni, nomi dei candidati e conteggi ufficiali.

I dati vengono scaricati come archivi ZIP dal portale Eligendo e processati da `polisimbuildcollegi.py`. Un problema persistente di qualità — documentato e gestito, non occultato — è l'inconsistenza della codifica dei nomi dei comuni tra versioni del dataset (mojibake UTF-8/Latin-1), in particolare per i comuni bilingui in Alto Adige e Valle d'Aosta. Tasso di corrispondenza raggiunto: 98,4%. I record non abbinati sono esclusi dal join geografico ma conservati nei totali aggregati.

Anomalie nelle coalizioni locali — SVP in Alto Adige, gruppo Misto in diversi collegi — introducono circa 17 seggi di discrepanza tra i totali calcolati e i risultati CDX documentati ufficialmente. Questa discrepanza è documentata e non inficia la validità dello swing model per il 97% dei collegi con composizioni di coalizione standard.

### 2.2 Censimento Decennale ISTAT 2021

Le variabili demografiche per il modello MRP (Stage 2) derivano dal Censimento decennale ISTAT 2021. I dati sono ottenuti tramite download massivo dei file indicatori a livello di sezione e aggregati al livello di collegio tramite join geografico con i confini ufficiali degli shapefile (Collegi Elettorali Basi Geografiche, MIT).

Otto variabili demografiche sono in uso nel modello: percentuale di residenti 15-34 anni, 65+, con istruzione terziaria, femminile, tasso di occupazione, percentuale nati all'estero, percentuale di origine extra-UE, più un indicatore binario del tipo di elezione. Un limite strutturale: le variabili legate all'immigrazione sono popolate con dati reali solo per 14 collegi del Lazio; i restanti 238 collegi ricevono imputazione a zero. L'estensione nazionale è una milestone prioritaria.

Variabile	Descrizione	Fonte	Copertura
pct_giovani	% residenti 15–34 anni	ISTAT 2021	Tutti 252 collegi
pct_anziani	% residenti 65+	ISTAT 2021	Tutti 252 collegi

Variabile	Descrizione	Fonte	Copertura
pct_alta_istr	% con istruzione terziaria	ISTAT 2021	Tutti 252 collegi
pct_femmine	% residenti femminili	ISTAT 2021	Tutti 252 collegi
pct_occupati	Tasso di occupazione	ISTAT 2021	Tutti 252 collegi
pct_stranieri	% nati all'estero	ISTAT 2021	Solo 14 Lazio*
pct_extra_ue	% di origine extra-UE	ISTAT 2021	Solo 14 Lazio*
is_politiche	Binario: politiche (1) vs regionali (0)	Eligendo	Tutti 252 collegi

\* I collegi non laziali ricevono valore imputato pari a zero. L'estensione alla copertura nazionale è in programma.

### 2.3 Dati d'Indagine — ESS Round 11, TRIPOL IT, Meta Ad Library

Lo Stage 3 attinge a tre dataset complementari per costruire profili psicografici per i segmenti demografici supportati:

- **ESS Round 11 (2023–24):** N=2.865 intervistati italiani, campione probabilistico face-to-face. Variabili: fiducia istituzionale, auto-collocazione sinistra-destra, atteggiamenti sull'immigrazione, soddisfazione democratica. Dati usati come proxy di valori strutturali post-2022, non come intenzioni di voto.
- **TRIPOL IT (2021–22):** N=1.231 intervistati italiani. Variabili: punteggi di polarizzazione affettiva, indice WAPSV. Utilizzato per calibrare la valenza emotiva della comunicazione per segmento.
- **Meta Ad Library (maggio 2026):** 30 inserzioni di ONG analizzate. Utilizzata esclusivamente per calibrazione tono e hook nei segmenti lasciti e CSR. Non usata per inferenza demografica.

Limite dichiarato: la copertura TRIPOL del segmento TERZO\_POLO si basa su N=44 intervistati ESS — sottocampione statisticamente fragile. Le stime per questo segmento devono essere interpretate con incertezza elevata.

### 2.4 Dataset di Validazione — Risultati Regionali

La validazione del modello attinge ai risultati ufficiali Eligendo di 13 regioni italiane in più cicli elettorali (2020–2024), per un totale di 252 osservazioni collegio-elezione. I dataset di validazione primari per il confronto OLS vs. MRP sono: Lombardia 2023 (N=23), Lazio 2023 (N=14), Emilia-Romagna 2024 (N=11), Liguria 2024 (N=4). I 14 collegi del Lazio (politiche 2022) costituiscono il dataset di backtest primario per le metriche di accuratezza puntuale.

## 3. Stage 1 — Swing Model Elettorale

Lo Stage 1 implementa uno swing model uniforme a livello di collegio applicato ai 221 seggi uninominali del Rosatellum. Il modello traduce una distribuzione del voto nazionale — specificata dall'utente o proveniente dall'aggregatore di sondaggi integrato (PolitPro, aggiornamento automatico giornaliero) — in esiti a livello di collegio.

### 3.1 Specificazione del Modello

Sia  $V^{2022}_c$  la quota di voto osservata della coalizione  $c$  nelle elezioni del 2022 e  $V^{sc}$  la quota dello scenario. Lo swing a livello di coalizione è:

$$\Delta_c = V^{sc}_c - V^{2022}_c$$

Per ciascun collegio uninominale  $i$ , il vincitore in carica  $c^*_i$  mantiene il seggio a meno che il vantaggio cumulato dello sfidante più forte non superi la metà del margine di vittoria osservato nel 2022:

```
seat_i ← c_sfidante   se max_{c ≠ c*} (Δ_c - Δ_{c*}) > margine_i / 2
seat_i ← c*           altrimenti
```

Il margine di vittoria è desunto dai risultati ufficiali Eligendo 2022 per i 14 collegi laziali e dalle medie di macro-area per i restanti 207 collegi. Questa asimmetria costituisce la principale approssimazione nota dello Stage 1.

### 3.2 Allocazione Proporzionale

Il 63% dei seggi (245 Camera; 122 Senato) è distribuito con il metodo d'Hondt con soglia nazionale al 3% (Rosatellum Art. 83, c. 1(c)):

```
ammessi = {p : V_p ≥ 3,0%}
seggi_p = floor(V_p / sum(V_ammessi) × N_seggi) + correzione resti
```

I seggi residui sono assegnati per il resto frazionario più elevato (metodo Hamilton/Hare). I partiti non assegnati a nessuna coalizione confluiscono nella categoria ALTRI.

### 3.3 Struttura delle Macro-Aree

Per i 207 collegi non laziali, Stage 1 opera su aggregazioni per macro-area derivate da Eligendo 2022:

Macro-area	Collegi Camera	CDX 2022	CSX 2022	M5S 2022	Margine medio	In bilico
Nord-Ovest	38	28	5	0	12,5 pp	8
Nord-Est	27	22	3	0	14,2 pp	5
Centro*	14	14	0	0	24,9 pp	4
Sud	36	22	4	8	8,1 pp	14
Sud-Isole	18	8	2	7	6,4 pp	9

\* La macro-area Centro è parzialmente sostituita dai dati a livello di collegio del Lazio nella v2.1.

### 3.4 Verifica della Doppia Maggioranza

Stage 1 calcola simultaneamente i totali di seggi per entrambe le camere e segnala esplicitamente tre condizioni: *doppiamaggioranza* ( $Camera \geq 201 + Senato \geq 104$ ), *maggioranza parziale* (un solo ramo), nessuna maggioranza. Questa funzionalità risponde al vincolo costituzionale distintivo del sistema italiano.

## 4. Stage 2 — Multilevel Regression and Poststratification

Lo Stage 2 applica un modello MRP per affinare la distribuzione dei seggi prodotta dallo Stage 1, tenendo esplicitamente conto dell'eterogeneità demografica tra collegi. Il framework MRP è stato sviluppato da Gelman e Little (1997), formalizzato da Park, Gelman e Bafumi (2004) e valutato per la previsione elettorale da Wang et al. (2015). PoliSim adatta il framework al contesto italiano multipartitico e bicamerale.

**Contributo originale:** a nostra conoscenza, non esiste letteratura pubblicata che applichi MRP con verosimiglianza Dirichlet-Multinomial a dati censuari italiani (71 milioni di osservazioni ISTAT 2021) a livello di collegio uninominale, con backtesting out-of-sample su elezioni reali. Le applicazioni MRP documentate in letteratura riguardano prevalentemente il contesto statunitense (stati ed electoral districts) e quello britannico (constituencies), tipicamente con input sondaggistici individuali. L'applicazione ecologica su dati censuari aggregati italiani costituisce, ad oggi, un caso non documentato.

### 4.1 Funzione di Verosimiglianza

Si utilizza una verosimiglianza Dirichlet-Multinomial per modellare la distribuzione congiunta delle quote di voto tra quattro coalizioni. Questa scelta risponde a due requisiti: (i) le quote di voto devono sommare a uno, (ii) il modello deve trattare tutte le coalizioni simmetricamente. Specificazioni precedenti con verosimiglianza Normale per i margini CDX introducevano distorsioni asimmetriche; il passaggio al Dirichlet-Multinomial è stato motivato dall'overprediction CDX osservata nelle sessioni di validazione preliminari.

Per il collegio  $i$  con totale voti  $N_i$ :

$$y_i \mid \alpha_i, N_i \sim \text{DirichletMultinomial}(N_i, \alpha_i)$$
$$\alpha_{\{i,c\}} = \mu_c + \sum_k \beta_{\{k,c\}} \times X_{\{ik\}} + \gamma_{\{\text{regione}[i],c\}}$$

dove  $\mu_c$  è l'intercetta per coalizione,  $\beta_{\{k,c\}}$  il coefficiente della  $k$ -esima variabile demografica,  $X_{\{ik\}}$  il valore ISTAT standardizzato,  $\gamma_{\{\text{regione}[i],c\}}$  l'effetto casuale regionale.

**Nota tecnica — estrazione probabilità:** le probabilità finali sono estratte come  $p = \alpha / \alpha.\text{sum}()$  (divisione Dirichlet), non tramite softmax. Il bug softmax-vs-Dirichlet è stato verificato e chiuso il 07/06/2026 sul file ``\root/polisim_mrp.py``.

### 4.2 Set di Variabili e Distribuzioni a Priori

Variabile (z-score)	Descrizione	Distribuzione a priori
pct_giovani_z	% residenti 15–34 anni	Normal(0, 1)
pct_anziani_z	% residenti 65+	Normal(0, 1)
pct_alta_istr_z	% con istruzione terziaria	Normal(0, 1)
pct_femmine_z	% residenti femminili	Normal(0, 1)

Variabile (z-score)	Descrizione	Distribuzione a priori
pct_occupati_z	Tasso di occupazione	Normal(0, 1)
pct_stranieri_z	% nati all'estero (solo Lazio)	Normal(0, 1)
pct_extra_ue_z	% di origine extra-UE (solo Lazio)	Normal(0, 1)
is_politiche	Binario: politiche (1) vs regionali (0)	Bernoulli implicito

Tutte le distribuzioni a priori Normal(0,1) sono debolmente informative centrate sull'effetto nullo. Il parametro di concentrazione Dirichlet usa un iperprior Half-Normal(1). Prior HalfStudentT(v=4) testato il 07/06/2026: nessun miglioramento su CI90, non promosso a produzione.

La selezione di `pctstranieriz` e `pctextraue_z` (aggiunte nel trace v4) è stata stabilita tramite analisi sistematica di backtest: su 14 collegi del Lazio, queste due variabili mostrano la correlazione più forte con l'errore di predizione MRP ( $r = -0,800$  e  $r = -0,792$  rispettivamente). La loro inclusione ha ridotto il MAE di 0,66 pp (da 4,67 a 4,01 pp).

### 4.3 Struttura Gerarchica

Gli effetti casuali a livello regionale  $\gamma_{\{regione,c\}}$  catturano le differenze politiche strutturali tra macro-regioni:

```

 $\gamma_{\{regione,c\}} \sim \text{Normal}(0, \sigma_{regione})$ 
 $\sigma_{regione} \sim \text{HalfCauchy}(1)$ 

```

La variabile `is_politiche` tiene conto della differenza sistematica tra elezioni politiche nazionali e regionali (strutture dei candidati diverse, affluenza diversa, quote M5S più elevate in alcune regioni). L'inclusione delle regionali nel training set amplia la N da 14 a 252, migliorando sostanzialmente le basi statistiche delle stime.

### 4.4 Configurazione del Campionamento

```
draws=2000, tune=1000, chains=4, target_accept=0,90 (default)
```

Diagnostiche di convergenza: *rhat* massimo = 1,000 su tutti i parametri; 125 transizioni divergenti (1,6% dei campioni post-warmup). Le divergenze sono aumentate da 10 (v3) a 125 (v4) per l'aggiunta di due nuove variabili — accettabile per il lavoro applicato, da monitorare. Tuning con `targetaccept=0,99` pianificato come miglioramento futuro.

## 5. Validazione e Backtesting

Il protocollo di validazione si articola su due livelli: (i) backtest puntuale su 14 collegi Camera del Lazio (politiche 2022), e (ii) confronto OLS vs. MRP su dataset regionali out-of-sample. Entrambi i protocolli usano esclusivamente previsioni out-of-sample.

### 5.1 Backtest Lazio — 14 Collegi (Politiche 2022)

Il Lazio è stato selezionato come dataset di validazione primario perché i dati ISTAT 2021 sono disponibili a piena risoluzione sezione, consentendo una genuina previsione demografica MRP. I risultati riportano le previsioni del modello MRP v4 a fronte dei conteggi ufficiali Eligendo 2022.

Metrica	MRP v3	MRP v4	Interpretazione
MAE quota voto CDX	4,67 pp	4,01 pp	↓ miglioramento del 14,1%
RMSE quota voto CDX	6,08 pp	4,64 pp	↓ miglioramento del 23,7%
Bias (errore medio) CDX	-3,69 pp	-3,33 pp	Sottostima sistematica, ridotta
Winner accuracy	14/14	14/14	✓ 100% collegi vinti correttamente
Copertura empirica CI90	n.d.	⚠ 39,2%	Problema strutturale (cfr. §6.1)

CDX = coalizione Centrodestra (Fdl, Lega, FI). La copertura CI90 del 39,2% è misurata sull'intero dataset di validazione (252 osservazioni, politiche + regionali) con script verificato il 07/06/2026. Il valore 29% riportato in versioni precedenti era misurato sul solo subset Lazio 2022 con metodo diverso.

L'analisi dei residui per tipo di collegio rivela un pattern geografico sistematico: i cinque collegi di Lazio 2 (prevalentemente provinciali) mostrano errori assoluti maggiori ( $|e|$  medio = 3,1 pp) rispetto ai nove collegi di Lazio 1 centrati su Roma ( $|e|$  = 0,97 pp per Roma centrale). Questa eterogeneità motiva l'inclusione di variabili sul mercato del lavoro per settore (DCSC\_CONDPROFOCCUP) nella specificazione v5 pianificata.

### 5.2 Confronto con Baseline OLS — Dataset Regionali

Una regressione OLS con la stessa matrice di progetto a 8 variabili è stata stimata sugli stessi dati di addestramento. L'RMSE out-of-sample è calcolato per i dataset regionali disponibili:

Dataset	N collegi	RMSE OLS	RMSE MRP	Δ (vantaggio MRP)
Lombardia 2023	23	4,65 pp	4,28 pp	+0,37 pp
Lazio 2023	14	5,36 pp	5,08 pp	+0,28 pp
Emilia-Romagna 2024	11	12,09 pp	10,36 pp	+1,73 pp ⚠
Liguria 2024	4	9,75 pp	8,45 pp	+1,30 pp†
Media (4 dataset)	—	7,96 pp	7,04 pp	+0,92 pp

*⚠ Emilia-Romagna outlier: RMSE CSX 15,7 pp — causa probabile: struttura competitiva locale diverge dal training set (lista civica forte, M5S quasi assente). † Liguria N=4: risultato indicativo, non statisticamente robusto. OLS baseline utilizza set identico di variabili e dati di addestramento.*

Il modello MRP supera la baseline OLS su tutti i dataset disponibili. Il delta medio di +0,92 pp è inferiore a quello riportato nel white paper v1.0 (+1,14 pp) perché calcolato su dataset più recenti e con composizione diversa. Per riferimento, Wang et al. (2015) riportano MAE ~2–3 pp su modelli MRP addestrati su sondaggi individuali geo-localizzati: il confronto diretto non è appropriato data l'assenza di tale input in PoliSim.

## 6. Limitazioni Dichiarate

---

La credibilità scientifica richiede che i limiti siano dichiarati con la stessa prominenza dei risultati. Le seguenti sono proprietà architettoniche del sistema attuale — non lacune provvisorie, ma caratteristiche strutturali che condizionano l'interpretazione di tutti gli output.

### 6.1 Sotto-Calibrazione degli Intervalli di Confidenza

La copertura empirica CI90 è **39,2%** sul dataset di validazione completo (252 osservazioni), contro l'attesa nominale del 90%. Significa che in circa il 60% dei casi il vero esito cade fuori dall'intervallo credibile a posteriori al 90% — una sotto-calibrazione severa.

**Causa confermata:** dataset di addestramento troppo piccolo (252 osservazioni), non specificazione errata dei prior. Test con prior HalfStudentT( $v=4$ ) in sostituzione di HalfNormal(1) eseguito il 07/06/2026: CI90 identico al 39,2%, divergenze ridotte da 125 a 70 ma  $r_{\text{hat}}$  leggermente peggiore (1,004 vs 1,002). **HalfStudentT non promosso a produzione.** La soluzione strutturale è l'espansione del dataset con più cicli di elezioni regionali — non la modifica dei prior.

**Indicazione operativa:** gli output CI dello Stage 2 sono indicatori direzionali di incertezza, non affermazioni probabilistiche calibrate. Le stime puntuali (MAP) sono gli output operativamente validi. Affermazioni del tipo 'X ha una probabilità Y% di vincere' non devono essere derivate dall'attuale struttura CI senza ricalibrazione della varianza.

### 6.2 Bias Sistemico CDX

Un errore medio di previsione di  $-3,33$  pp per la quota di voto CDX persiste nel trace v4. Il modello sottostima sistematicamente le performance del CDX, con concentrazione del bias nei collegi di Lazio 2 (provinciali, piccoli comuni: errore medio 4,8 pp) rispetto a Lazio 1 urbano (errore medio 2,1 pp). La causa principale — quota di occupazione agricola e pattern di voto dei piccoli comuni non catturati dall'ISTAT 2021 — è identificata nel dataset DCSC\_CONDPROFOCCUP come priorità per la specificazione v5.

### 6.3 Modello Ecologico — Assenza di Dati Sondaggistici Proprietari

PoliSim è un *modello ecologico*: stima le quote di voto da variabili demografiche e storiche, non da risposte individuali a sondaggi geo-localizzate. Il modello non può rilevare autonomamente spostamenti di consenso a meno che questi non siano già visibili nel registro storico Eligendo o nel profilo demografico ISTAT. È un calcolatore di scenari ipotetici, non uno strumento predittivo. L'integrazione con le supermedie PolitPro (scraper giornaliero attivo) consente di rispondere a 'dati i sondaggi di oggi, quale sarebbe la distribuzione dei seggi?' ma rimane contingente all'accuratezza di quei sondaggi.

### 6.4 Copertura ISTAT Parziale

Le variabili `pctstranieriz` e `pctextraue_z` sono popolate con dati reali solo per 14 dei 252 collegi. Il modello completo a 8 variabili è effettivamente a 6 variabili per il 94% dei collegi. I miglioramenti

di RMSE derivanti dalle variabili v4 sono Lazio-specifici e potrebbero non generalizzarsi a livello nazionale. L'estensione richiede il download dei file ISTAT per tutte le 20 regioni — lavoro ingegneristico stimato in 5–8 sessioni.

### 6.5 Stage 3 — Pesì di Calibrazione Non Validati

I pesi dello Stage 3 sono stati calibrati da esperti di dominio sulla base dei microdati ESS/TRIPOL e dell'analisi della Meta Ad Library, ma non sono ancora stati validati tramite A/B test controllati. Gli output devono essere trattati come ipotesi strutturate da sottoporre a test. Un protocollo di validazione con partner organizzativi e misurazione standardizzata degli esiti è in fase di attivo reclutamento.

### 6.6 Self-Evaluation Bias del Layer LLM

Il Message Optimizer genera le varianti di messaggio e le annota sulle quattro dimensioni Entman (problema, causa, valutazione morale, soluzione) nella stessa chiamata LLM. Ziems et al. (2023, *Computational Linguistics*, doi:10.1162/colia00502) documentano che i modelli linguistici mostrano un bias di conferma sistematico nell'auto-annotazione del framing: tendono a confermare il frame appena prodotto.

**Mitigazione implementata (giugno 2026):** un evaluator AI separato (`cognitiveevaluator.py`, cfr. §8) esegue la valutazione del framing in una chiamata distinta. L'evaluator riceve il testo come se fosse scritto da terzi, non sa che è stato generato, e riceve le misurazioni deterministiche come feature smentibili — mai come conclusioni da confermare. L'evaluator è opt-in per ragioni di latenza e costo; quando attivo, il campo `framingeval_method` nel log passa da `"self"` a `"independent"`. La valutazione self resta il default dichiarato e il limite residuo è documentato per ogni output che non attiva l'evaluator.

## 7. Stage 3 — Message Optimizer

---

Lo Stage 3 genera strategie di messaggio per organizzazioni civiche e non profit, calibrate sul profilo demografico e psicografico del segmento target e ancorate al corpus valoriale dichiarato dall'organizzazione. Il componente operazionalizza la teoria del framing di Entman (1993) attraverso una pipeline di prompt engineering costruita sull'API Claude di Anthropic. Il layer AI è sostituibile per design: qualsiasi LLM instruction-following (Mistral, LLaMA, Phi, modelli locali via Ollama) può sostituire il provider corrente senza modifiche all'infrastruttura circostante.

### 7.1 Tre Verticali Operative

Lo Stage 3 serve tre tipologie di organizzazioni con flussi distinti:

- **Consulente politico** — accesso al simulatore elettorale (Stage 1–2). Il Message Optimizer non è il componente primario per questo verticale.
- **ONG e organizzazioni non profit** — Message Optimizer con verticale `ong`: valutazione coerenza valoriale, ottimizzazione per 6 tipi di canale, 5 livelli di engagement (prospect → legacy\_prospect), mapping deterministico `engagement\_level × dominio → funzione\_comunicativa`.
- **Enti civici e organizzazioni del lavoro** — Message Optimizer con verticale `civic`: comunicazione ancorata allo statuto dell'organizzazione, 5 verticali tematiche (contrattazione, assemblea, comunicazione istituzionale, adesione, welfare/servizi). Ogni output richiede approvazione umana prima della pubblicazione — architeturalmente non bypassabile.

### 7.2 Architettura Domain-Agnostica

Lo Stage 3 non contiene valori hardcoded. Il corpus valoriale di riferimento è fornito dall'organizzazione utente tramite il campo `org\_corpus` (statuto, carta dei principi, manifesto). Il sistema valuta la coerenza del messaggio rispetto a quel corpus specifico — non rispetto a valori predefiniti dalla piattaforma. Questo è il differenziatore architeturale rispetto agli strumenti commerciali: la piattaforma è uno specchio dei valori dell'organizzazione, non un sistema di valori alternativo.

### 7.3 Mapping Engagement × Dominio → Funzione Comunicativa

Il mapping deterministico che guida la selezione della funzione comunicativa per il verticale ONG:

Dominio	prospect	sostenitore	donatore_ricorrente	legacy_prospect	a_rischio
ong_lasciti	educazione_causa	avvicin._tema	cta_lascito	conv._eredita	riattivazione
ong_raccolta	educazione_causa	cta_donazione	riconoscim._gratitudine	riconoscim._grat	riattivazione
ong_fidelizzazione	riconoscim._grat	riconoscim._grat	riconoscim._grat	celebr._relazione	riattivazione
ong_advocacy	mobilitazione	mobilitazione	mobilitazione	mobilitazione	mobilitazione
ong_corporate	istituzionale	istituzionale	istituzionale	istituzionale	istituzionale
ong_volontariato	educazione_causa	coinvolgim._diretto	coinvolgim._diretto	coinvolgim._dir	coinvolgim._dir

## 7.4 Canali Supportati

Canale	Struttura output	Vincoli principali
email	OGGETTO: + CORPO:	oggetto max 8 parole, corpo 3-4 frasi, CTA finale
social	testo unico	hook prime 5 parole, max 280 caratteri
volantino	HEADLINE: + SUPPORTO:	headline max 6 parole, supporto max 2 frasi
discorso	APERTURA: + CORPO: + CHIUSURA:	linguaggio orale, appello collettivo finale
video	HOOK: + TESTO:	hook max 8 parolex3sec, testo max 25 parole
comunicato	TITOLO: + TESTO: + CITAZIONE:	piramide invertita, tono istituzionale

## 7.5 Profili Psicografici — Segmenti Supportati

Segmento	N (base survey)	Fonte primaria	Assi attitudinali chiave
Giovani precari Sud	N≈380 ESS R11	ESS R11 + TRIPOL	Sfiducia istituzionale, intento emigratorio
Casalinghe disoccupate Sud	N≈290 ESS R11	ESS R11	Riconoscimento lavoro di cura, accesso sanità
Operai/artigiani Nord	N≈310 ESS R11	ESS R11 + TRIPOL	Rischio automazione, pressione fiscale
Laureati urbani progressisti	N≈420 ESS R11	ESS R11	Qualità democratica, clima, costo affitti
Astensionisti valoriali	N≈180 ESS R11	ESS R11 + TRIPOL	Cinismo sistemico, discontinuità radicale
Pensionati Centro-Nord	N≈340 ESS R11	ESS R11	Sistema sanitario, sicurezza, fedeltà partitica
Donatori lasciti testamentari	N≈85 ESS R11	ESS R11 + Meta Ads	Eredità, fiducia istituzionale, tabù della morte

Segmento	N (base survey)	Fonte primaria	Assi attitudinali chiave
Responsabili CSR	Expert-calibrated	Meta Ads library	Accountability ESG, ROI reputazionale
Terzo Polo moderati	N≈44 ESS R11	ESS R11	⚠ <b>Sottocampione esiguo — incertezza elevata</b>
Imprenditori PMI	N≈95 ESS R11	ESS R11 + TRIPOL	Onere regolatorio, accesso al credito

ESS R11 = European Social Survey Round 11 (2023-24), sottocampione Italia N=2.865. TRIPOL = studio italiano sulla polarizzazione affettiva (2021-22), N=1.231.

## 7.6 Integrazione Empirica e Struttura del Prompt

Il profilo psicografico del segmento (`datiempirici``) e il *corpus valoriale dell'organizzazione* (`orgcorpus``) sono iniettati direttamente nel prompt a runtime, caricati da `itanesprofilienriched.json``. Per i segmenti lasciati e CSR, un blocco aggiuntivo `calibrazionemetaads`` è iniettato.

Ogni output include: (i) frame di messaggio primario con citazione esplicita del trigger demografico, (ii) frame secondario di risposta all'obiezione, (iii) raccomandazione di canale, (iv) lista esplicita di elementi da evitare. Tutti gli output includono la dichiarazione che i pesi sono expert-calibrated e non ancora validati su A/B test (cfr. §6.5).

## 7.7 Architettura a Tre Corpi e Ancoraggio Fattuale

L'architettura del prompt segue una separazione a tre corpi: il **corpus valoriale** (`orgcorpus`` — *statuto, carta dei principi*) definisce contro cosa valutare la coerenza; il **\*\*messaggio\*\*** dell'utente definisce cosa comunicare; il **\*\*corpus fattuale\*\*** opzionale (`datiprogetto`` — numeri, fatti, date del progetto) definisce da dove attingere le evidenze. Il corpus fattuale è iniettato nei prompt come vincolo assoluto: le varianti possono citare esclusivamente dati presenti nella fonte.

Un **verificatore di ancoraggio deterministico** (latenza <5 ms, eseguito al punto di convergenza della pipeline) controlla che ogni numero presente nelle varianti generate esista nel corpus fattuale fornito. Il verificatore normalizza separatori (19.000 ↔ 19000), numerali in lettere (“due milioni” →  $2 \times 10^6$ ), percentuali e moltiplicatori. Ogni variante riceve un esito di ancoraggio e una nota esplicativa; una fonte vuota rende il controllo non applicabile, mai bloccante.

Al primo collaudo su casi reali, il verificatore ha catturato tre allucinazioni numeriche generate dal modello linguistico (cifre non presenti nella fonte). Questo conferma empiricamente la necessità del controllo: i LLM introducono fatti numerici plausibili ma non forniti, e un sistema destinato a organizzazioni civiche non può delegare la verifica fattuale alla fiducia nel modello.



## 8. Cognitive Science Layer

Il Cognitive Science Layer è un componente di analisi che valuta **come** un messaggio viene processato cognitivamente dall'audience dichiarata — distinto dal Message Optimizer, che valuta **cosa** comunicare e con quale coerenza valoriale. Il layer è atomico e componibile: è integrato come endpoint autonomo (`/api/cognitive-profile`), come arricchimento automatico di ogni variante del Message Optimizer, e come modulo client-side.

Il layer non altera mai l'intenzione comunicativa e non suggerisce tecniche per aggirare il pensiero critico del destinatario — vincolo etico codificato nel sintetizzatore di raccomandazioni: gli interventi suggeriti riguardano esclusivamente chiarezza, evidenza, coerenza ed equilibrio, mai escalation emotiva o sfruttamento di bias.

### 8.1 Cinque Framework dalla Letteratura Cognitiva

Framework	Riferimento fondativo	Cosa misura
Cognitive Load	Sweller (1988)	Carico cognitivo: leggibilità (Gulpease), complessità frasale, densità lessicale, astrattezza
Dual Process	Kahneman (2011)	Bilanciamento Sistema 1 (emotivo-intuitivo) vs Sistema 2 (razionale-deliberativo)
Elaboration Likelihood	Petty & Cacioppo (1986)	Via di persuasione prevista: centrale (argomenti) vs periferica (cue superficiali)
Cognitive Fluency	Reber et al. (2004)	Facilità di processamento percepita e suo effetto sul giudizio di verità
Framing	Tversky & Kahneman (1981); Entman (1993)	Frame guadagno/perdita; struttura episodica vs tematica

### 8.2 Architettura a Due Livelli

**Livello deterministico** (sempre attivo, sincrono, <50 ms): implementato in Python (`cognitive_layer.py`) con porta JavaScript a parità verificata per l'uso client-side. Calcola indice Gulpease, statistiche frasali, densità lessicale, ratio S1/S2 tramite wordlist italiana dedicata (~600 termini, file unico condiviso tra le implementazioni), bilancio claim/evidence, segnali ELM provvisori, fluency composita, frame gain/loss ed episodico/tematico. Un language guard rifiuta testo non italiano. L'output primario è una raccomandazione sintetica.

**Livello AI-assistito** (opt-in, chiamata separata, 1,5–4 s): l'evaluator (`cognitive_evaluator.py`) determina la via ELM definitiva, conferma o smentisce la classificazione S1/S2 e — punto architetturealmente critico — esegue l'annotazione Entman in modo indipendente dalla generazione, mitigando il self-evaluation bias documentato in §6.6. Il provider è sostituibile (Claude, Mistral, modelli locali via Ollama).

### 8.3 Requisiti di Input e Vincoli Dichiarati

- **Audience mai inferita:** il backend rifiuta la richiesta (HTTP 422) se l'audience non è dichiarata esplicitamente. Il sistema non indovina mai il destinatario.
- **Gulpease instabile sotto 10 parole:** flag esplicito ``gulpease_reliable=false`` — il sistema non assegna mai punteggi ciechi su testi troppo brevi.
- **Pesi del carico composito dichiarati, non calibrati:** la ponderazione 40/25/15/20 (leggibilità/frasi/densità/astrattezza) è expert-calibrated. La calibrazione empirica richiede i dati del protocollo di validazione a 20 campagne — stesso vincolo dichiarato per i pesi dello Stage 3.
- **ELM deterministico è solo segnale:** il campo si chiama ``provisional_route``; la classificazione definitiva spetta all'evaluator AI quando attivo.

### 8.4 Validazione Preliminare

Il layer è stato testato su otto messaggi reali pubblicati dall'organizzazione di validazione nell'arco di tre mesi. Tutti i test passano: i messaggi a dominanza emotiva ed episodica sono correttamente classificati S1/*pureassertion*; i messaggi argomentativi sono classificati S2/*claimevidence*; il testo non italiano è correttamente rifiutato dal language guard. La parità tra implementazione Python e JavaScript è verificata al decimale sull'indice Gulpease. Questi risultati costituiscono validazione funzionale, non validazione empirica dell'efficacia predittiva — distinzione mantenuta in tutta la documentazione.

## 9. Modulo Propensione — RFML

Il Modulo Propensione è un motore di scoring per donatori e iscritti che calcola la propensione individuale a cinque obiettivi organizzativi: lascito testamentario, upgrade della donazione, passaggio al sostegno continuativo, riattivazione, donazione one-off per emergenze. Il modulo opera interamente in elaborazione client-side (browser): nessun dato personale transita o viene conservato sul server — proprietà GDPR by design, non aggiunta successiva.

### 9.1 Segnali RFML e Ridefinizione per il Contesto Civico

Il framework RFML (Recency, Frequency, Monetary, Longevity) è adattato al contesto delle organizzazioni civiche, dove i segnali standard richiedono una ridefinizione sostanziale:

Segnale	Definizione standard	Ridefinizione civica
R — Recency	Data ultima transazione	Ultima donazione / ultimo accesso sportello / ultima vertenza seguita
F — Frequenza	Numero transazioni nel periodo	Uso servizi (patronato, CAF, tutela legale) + partecipazione assemblee. NON la quota: nei contesti sindacali la quota è trattenuta automaticamente in busta paga — è un dato amministrativo, non un segnale di engagement
M — Intensità	Importo medio donazione	Importo medio donazioni (ONG) / numero accessi a patronato e CAF (sindacato). Non l'importo della quota (fissa per contratto)
L — Longevity	Anzianità rapporto	Anzianità iscrizione o rapporto con l'organizzazione — segnale storicamente più stabile

*La distinzione F/M per il contesto sindacale è architetturalmente critica: usare la quota come proxy di engagement produrrebbe scoring identici per tutti gli iscritti attivi, rendendo il modello inutile. I segnali di uso dei servizi sono il sostituto funzionalmente corretto.*

### 9.2 Cinque Obiettivi e Struttura dello Scoring

Per ogni record nell'anagrafica, il modulo calcola cinque score indipendenti (0–100):

- **prop\_lascito** — propensione al lascito testamentario: peso maggiore su L (longevità), Mlivello, comunicazione\_lasciti\_ricevuta, fascia\_età senior.
- **prop\_upgrade** — propensione all'aumento della donazione: peso maggiore su M\_trend (crescita importo), reddito territoriale ISTAT, anzianità.
- **prop\_sostegno\_continuativo** — propensione al passaggio a donazione ricorrente: peso su F (costanza pagamento) e metodo di pagamento corrente.
- **prop\_riattivazione** — propensione al ritorno tra i donatori inattivi: peso su R (recency invertita), importo storico, canale di acquisizione.
- **prop\_one\_off\_emergenza** — propensione alla donazione singola per emergenze: peso su risposta a campagne precedenti, fascia\_età media.

I pesi per ciascun obiettivo sono stati calibrati a partire da Sargeant (2008) sulla letteratura di donor lifecycle management e adattati al contesto italiano. Non sono stati ancora validati su campagne reali — cfr. §9.4.

### 9.3 Layer Territoriale ISTAT

Il campo CAP nell’anagrafica (opzionale) abilita un moltiplicatore territoriale che corregge lo score base in funzione del profilo demografico ed economico della provincia. Le prime due cifre del CAP mappano la regione; i dati ISTAT 2021 utilizzati sono: percentuale over65, reddito medio familiare, indice di Gini.

Obiettivo	Over65	Reddito medio	Indice Gini	Range correzione
prop_lascito	+0,50	+0,30	-0,20	±15%
prop_upgrade	0,00	+0,60	-0,40	±10%
prop_sostegno_continuativo	-0,10	+0,60	-0,30	±10%
prop_riattivazione	+0,05	+0,60	-0,35	±5%
prop_one_off_emergenza	+0,15	+0,50	-0,35	±12%

*Esempi di correzione territoriale su prop\_lascito: Campania -6%, Calabria -3%, Toscana +4%, Lombardia +3%. I pesi territoriali sono ipotesi ragionate sulla letteratura di fundraising — non validati su dati reali italiani.*

Il layer territoriale introduce eterogeneità geografica nello scoring: due donatori con identico profilo RFML ricevono score diversi se residenti in province con diversa struttura demografica ed economica. Questo è coerente con l’evidenza empirica che la propensione al lascito è correlata positivamente con l’anzianità della popolazione e il reddito disponibile (Sargeant & Shang, 2011).

### 9.4 Metriche di Validazione — Dataset Sintetico

Le metriche attuali sono calcolate su un dataset sintetico costruito per rispecchiare le distribuzioni demografiche e comportamentali di una base donatori italiana media (N=600 donatori, 23.951 transazioni, 7 anni 2019–2025):

Metrica	Valore	Note
Lift lasciti (top 20% vs resto)	1,65x	Top 20% per score → 25,8% lasciti dichiarati vs 15,6% nel resto
Legacy prospect identificati	53/600	8,8% della base donatori
Dataset base	Sintetico	<b>⚠ Non validato su campagne reali</b>
Calibrazione territoriale attiva	Sì	Basata su ISTAT 2021 regionale

*⚠ Tutte le metriche sono calcolate su dataset sintetico. Il lift reale su campagne italiane può differire significativamente. La validazione su dati reali è condizione necessaria prima di qualsiasi utilizzo operativo delle metriche come benchmark.*

### 9.5 Data Shield — Anonimizzazione GDPR Integrata

Il Modulo Propensione integra uno strumento di anonimizzazione (Data Shield) che precede obbligatoriamente il caricamento dei dati. Il Data Shield opera interamente nel browser (zero trasmissione al server) e offre quattro operazioni per colonna: RIMUOVI, HASH (SHA-256 one-way), GENERALIZZA (fascia età, area geografica), MANTIENI. Include auto-detection di pattern sensibili (codice fiscale, IBAN, email, numero di telefono) e produce un report di conformità con riferimento agli articoli GDPR pertinenti (Art. 4.5 pseudonimizzazione, Art. 89 archivistica, Art. 25 privacy by design).

La conformità GDPR è una proprietà architettonica del modulo, non un layer aggiunto. I dati anagrafici e transazionali non transitano mai in chiaro su rete esterna: l'elaborazione avviene interamente client-side e l'output è un CSV di propensity score privo di identificativi personali.

## 9.6 Limitazioni Dichiarate

- **Pesi non validati su campagne reali:** i coefficienti RFML e i moltiplicatori territoriali sono expert-calibrated a partire dalla letteratura (Sargeant 2008; Sargeant & Shang, 2011). Non sono stati validati su A/B test o campagne reali italiane.
- **Lift su dataset sintetico:** il lift 1,65x è calcolato su dati generati artificialmente. Il valore reale su basi donatori italiane è ignoto fino alla validazione con partner.
- **Feedback loop non implementato:** il modulo non aggiorna automaticamente i pesi in funzione degli esiti delle campagne. La ricalibrazione è manuale e richiede che l'organizzazione restituisca i dati di esito in formato strutturato.
- **RFML server-side non disponibile:** l'elaborazione è client-side per ragioni GDPR. Per basi donatori superiori a ~50.000 record, le performance del browser possono degradare. Una versione server-side con documentazione GDPR estesa è pianificata come sviluppo futuro.

## Riferimenti Bibliografici

---

Broockman, D., & Kalla, J. (2016). Durably reducing transphobia: A field experiment on door-to-door canvassing. *Science*, 352(6282), 220–224. doi:10.1126/science.aac9213

Entman, R. M. (1993). Framing: Toward clarification of a fractured paradigm. *Journal of Communication*, 43(4), 51–58. doi:10.1111/j.1460-2466.1993.tb01304.x

Entman, R. M. (2003). Cascading activation: Contesting the White House's frame after 9/11. *Political Communication*, 20(4), 415–432. doi:10.1080/10584600390244176

Gelman, A., & Little, T. C. (1997). Poststratification into many categories using hierarchical logistic regression. *Survey Methodology*, 23(2), 127–135.

Gelman, A., & Rubin, D. B. (1992). Inference from iterative simulation using multiple sequences. *Statistical Science*, 7(4), 457–472. doi:10.1214/ss/1177011136

Ghitza, Y., & Gelman, A. (2013). Deep interactions with MRP: Election turnout and voting patterns among small electoral subgroups. *Political Analysis*, 21(1), 98–116. doi:10.1093/pan/mps025

- Lax, J. R., & Phillips, J. H. (2009). How should we estimate public opinion in the states? *American Journal of Political Science*, 53(1), 107–121. doi:10.1111/j.1540-5907.2008.00360.x
- Matthes, J., & Kohring, M. (2008). The content analysis of media frames: Toward improving reliability and validity. *Journal of Communication*, 58(2), 258–279. doi:10.1111/j.1460-2466.2008.00384.x
- Ministero dell'Interno — Repubblica Italiana (2022). *Eligendo — Archivio storico delle elezioni*. <https://elezioni.interno.gov.it/opendata>
- ISTAT (2021). *15° Censimento generale della popolazione e delle abitazioni — Indicatori per sezione di censimento*. Dataset R12 Lazio. <https://www.istat.it>
- Kahneman, D. (2011). *Thinking, Fast and Slow*. Farrar, Straus and Giroux.
- Nickerson, D. W., & Rogers, T. (2010). Do you have a voting plan? Implementation intentions, voter turnout, and organic plan making. *Psychological Science*, 21(2), 194–199. doi:10.1177/0956797609359326
- Park, D. K., Gelman, A., & Bafumi, J. (2004). Bayesian multilevel estimation with poststratification: State-level estimates from national polls. *Political Analysis*, 12(4), 375–385. doi:10.1093/pan/mp024
- Petty, R. E., & Cacioppo, J. T. (1986). The Elaboration Likelihood Model of persuasion. *Advances in Experimental Social Psychology*, 19, 123–205. doi:10.1016/S0065-2601(08)60214-2
- Reber, R., Schwarz, N., & Winkielman, P. (2004). Processing fluency and aesthetic pleasure. *Personality and Social Psychology Review*, 8(4), 364–382. doi:10.1207/s15327957pspr0804\_3
- Salvatier, J., Wiecki, T. V., & Fonnesbeck, C. (2016). Probabilistic programming in Python using PyMC3. *PeerJ Computer Science*, 2, e55. doi:10.7717/peerj-cs.55
- Sargeant, A. (2008). Donor retention: What do we know and what can we do about it? *Nonprofit and Voluntary Sector Quarterly*, 37(4), 624–643. doi:10.1177/0899764008316101
- Sargeant, A., & Shang, J. (2011). Growing philanthropy in the United States: A summary report. *Philanthropy Leadership Council*. Wyman.
- Sweller, J. (1988). Cognitive load during problem solving: Effects on learning. *Cognitive Science*, 12(2), 257–285. doi:10.1207/s15516709cog1202\_4
- Tversky, A., & Kahneman, D. (1981). The framing of decisions and the psychology of choice. *Science*, 211(4481), 453–458. doi:10.1126/science.7455683
- Wang, W., Rothschild, D., Goel, S., & Gelman, A. (2015). Forecasting elections with non-representative polls. *International Journal of Forecasting*, 31(3), 980–991. doi:10.1016/j.ijforecast.2014.06.001
- Ziems, C., Held, W., Shaikh, O., Chen, J., Zhang, Z., & Yang, D. (2023). Can large language models transform computational social science? *Computational Linguistics*, 50(1), 237–291. doi:10.1162/colia00502