Giuseppe Ragusa

Giuseppe Ragusa
giuseppe.ragusa@uniroma1.it
Sapienza Università di Roma

February 18, 2025

Vita in breve

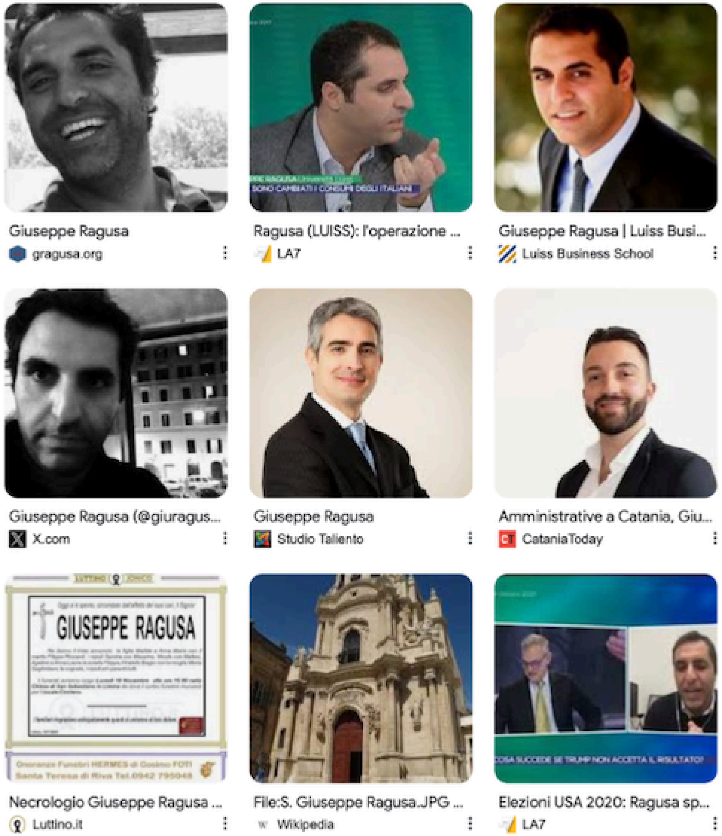
In brevis

I am an Associate Professor of Economics at the Department of Economics and Law.

I held tenure-track positions at Rutgers University, the University of California, Irvine, Luiss University, and the University of Pisa.

From 2015 to 2017, Senior Economist at the Monetary Strategy Division of the ECB.

I received my Ph.D. in Economics from the University of California, San Diego.



Insegnamento

Insegnamenti

- Advanced Econometrics (Sapienza)
- Econometria (Sapienza)
- Computational Tools for Macro-econometrics (Sapienza)
- Ph.D. London Business School: Time Series Econometrics

Nel passato:

- Theory of Machine Learning
- Econometrics of DSGE models

Ricerca

Generalized Method of Moments

Generalized Method of Moments

$$E[g(X,\theta)] = \int g(X,\theta) = 0$$

- Elegante teoria (Hansen, 1982; Hansen and Singleton, 1982)

$$\hat{\theta} := \arg\min_{\theta\in\Theta} \left(\frac{1}{T}\sum_{t=1}^{T} g(x_t,\theta)\right)' \Omega^{-1} \left(\frac{1}{T}\sum_{t=1}^{T} g(x_t,\theta)\right)$$

$\longrightarrow$ Efficienza

$$\Omega = \lim_{T\to\infty} \operatorname{Var}\left[\frac{1}{\sqrt{T}}\sum_{t=1}^{T} g(x_t,\theta)\right]$$

$\longrightarrow$ Generalità: Instrumental variables, panel data, minimum distance, quasi maximum likelihood

Generalized Method of Moments

Problemi

Performance non allineate alla teoria

- West and Wilcox

  Dynamic Linear Model
- Altonji and Seagal

  Covariance Structures
- Burnside and Eichenbaum

  Test in modelli macro

Generalized Method of Moments

Empirical Likelihood

$$\left\{ \max_{\{\pi_i\},\theta} \sum_{i=1}^{n} \log(\pi_i), \text{ s.t.} \sum_{i=1}^{n} \pi_i g(x_i, \theta) = 0, \sum_{i=1}^{n} \pi_i = 1 \right\}$$

- Stima di verosimiglianza con r.v. con supporto discreto; Chamberlain (1987)
- Stimatori hanno stesse proprietà del GMM, ma migliori proprietà in small sample
- $\{\hat{\pi}_i\}$ stima semi-parametrica della distribuzione di probabilità (efficiente)
- Newey and Smith, 2004 - Generalizzazione (GEL) and higher-order asymptotics

Generalized Method of Moments

Minimum Divergence

Ragusa, Giuseppe. "Minimum divergence, generalized empirical likelihoods, and higher order expansions." Econometric Reviews 30.4 (2011): 406-456.

- Minimum divergence

$$\left\{\max_{dQ_n,\theta} \int \mathcal{D}(dQ_n, dP_n)\, dP_n, \text{ s.t.} \int g(x_i,\theta)\, dQ_n = 0, \int dQ_n = 1\right\}$$

- $\mathcal{D}$ **ottimale**: stimatore efficiente al terzo ordine e robusto alla mispecificazione locale

Generalized Method of Moments

Interpretazione Bayesiana

Ragusa, Giuseppe. “Bayesian likelihoods for moment condition models.” (2007)

> if moment condition models are going to be used in real decision making, classical confidence bands for parameters are going to be interpreted as posterior probability credible regions. (Sims, 2002)

- Interpretazione Bayesiana

Generalized Method of Moments

Interpretazione Bayesiana

$$p(\theta|X_1,...,X_n) \propto \underbrace{p(X_1,...,X_n|\theta)}_{\text{likelihood}}\Pi(\theta)$$

$$\int g(x,\theta)dP = 0 \overset{?}{\rightarrow} p(X_1,...,X_n \mid \theta)$$

- Problema è semiparametric - bisogna imporre prior sulla componente high dimensional P
- Prior deve "soddisfare" la condizione sui momenti
- Prior su P dipende da θ

Generalized Method of Moments

Interpretazione Bayesiana

Ragusa (2007):

- prior su P: distribuzione noninformativa che supporta la condizione sui momenti

Formalmente:

$$Q(X \mid \theta) = \arg\max_{Q} \int \mathcal{D}(dQ, dP)\, dP, \text{ s.t.} \int g(x, \theta)\, dQ = 0, \int dQ = 1$$

Idea: Integrare $P_{X,\theta}$ usando $Q(X \mid \theta)$:

$$X_1, \ldots, X_n \mid \theta \sim P_{X_1,\ldots,X_n \mid \theta}, \quad P_{X_1,\ldots,X_n \mid \theta} \sim Q(X \mid \theta)$$

$$\implies \qquad p(X_1, \ldots, X_n \mid \theta) = \int dP_{X_1,\ldots,X_n \mid \theta} dQ(x \mid \theta)$$

Generalized Moment Conditions

Interpretazione Bayesiana

Komunjer, Ivana, and Giuseppe Ragusa. "Existence and characterization of conditional density projections." Econometric Theory 32.4 (2016): 947-987.

$$\left\{\arg\max_{Q} \int \mathcal{D}(dQ, dP)\, dP, \text{ s.t.} \int g(x, \theta)\, dQ = 0, \int dQ = 1\right\}$$

- Condizioni su $\mathcal{D}$ e sullo spazio delle distribuzioni
- In breve: Il problema ammette soluzione se P, $g(X, \cdot)$ e $\mathcal{D}$ soddisfano certo condizioni

Generalized Moment Conditions

Interpretazione Bayesiana: recente interesse...

Although parametric methods are computationally more tractable than semi-parametric ones, parametric methods may not have a theoretical base because a quasi-likelihood function is not a genuine likelihood function. Therefore, the main issue of the parametric approach is justification for the use of the quasi-likelihood function. Owen (2001) suggested to use the empirical likelihood (EL) and pointed out its resemblance with the likelihood of a least favorable model of a semiparametric model. Lazar (2003) employed the EL and investigated whether it satisfies the validity condition of Monahan and Boos (1992). Schennach (2005) provided a theoretical basis for the Bayesian exponentially tilted empirical likelihood (BETEL) that uses the ETEL as the quasi-likelihood. Chib, Shin, and Simoni (2018) investigated the asymptotic properties of the BETEL posterior. See also Kim (2002) and Ragusa (2007) for different approaches.

Generalized Moment Conditions

- Andrews and Mikusheva (2022, 2024): Versioni Bayesiane di MD/GMM ammissibile a differenza di GMM quando moment condition (weakly) identified.
- Revision underway

Generalized Moment Conditions

Lavori di diretta derivazione

1. Giacomini, Raffaella, and Giuseppe Ragusa. “Theory-coherent forecasting.” Journal of Econometrics 182.1 (2014): 145-155
2. Altavilla, Carlo, Raffaella Giacomini, and Giuseppe Ragusa. “Anchoring the yield curve using survey expectations.” Journal of Applied Econometrics 32.6 (2017): 1055-1068
3. Gallant, A. Ronald, Raffaella Giacomini, and Giuseppe Ragusa. “Bayesian estimation of state space models using moment conditions.” Journal of Econometrics 201.2 (2017): 198-211
4. Giacomini, Raffaella, Giuseppe Ragusa, and A. Ronald Gallant. “Generalized Method of Moments with Latent Variables.” (2013)

Generalized Moment Conditions

Anchoring the Yield Curve

Altavilla, Carlo, Raffaella Giacomini, and Giuseppe Ragusa. “Anchoring the yield curve using survey expectations.” Journal of Applied Econometrics 32.6 (2017): 1055-1068

- Usato in pratica da CB e Edge Funds

Aggiornamento (con Federico Gabriele)

- Ultimi dati disponibili (up to 2024)
- Risultati aggiuntivi (ottimalità sotto diverse loss-functions)

Structural VAR vs. Local Projections

Structural VAR

Local projections

- Regressione di Y_{t+h} su X_t e lag di altre variabili
- Due metodi sono equivalenti asintoticamente, ma LP permette analisi delle proprietà asintotiche degli stimatori IRFs

Problema: quali sono le proprietà degli stimatori IRF-LP nel caso in cui ci siano tanti controlli (equivalentemente, quando il VAR sottostante è large e tanti lags)?

- Con shock conditionatamente omoschedastici nessun problema!
- Con shock conditionatamente eteroschedastici stimatore inconsistente e inferenza tradizione non-valida
- Fix: una versione aumentata della LP è consistente e inferenza approssimativamente valida (con Alberto Leorati)

Nowcasting

Nowcasting

Introduzione

- Costruzione modello Nowcasting con
  - $\longrightarrow$ Trend variabile nel tempo
  - $\longrightarrow$ Volatilità stocastica
  - $\longrightarrow$ Dinamiche eterogenee
  - $\longrightarrow$ Distribuzioni con "code pesanti"

$\Longrightarrow$ Modello Dinamico a Fattori Bayesiano (B-DFM).

(con Anita Sammarini , Vncenzo Di Lillo e supporto di Now-casting inc.)

Nowcasting

Struttura del Modello

- Le variabili macroeconomiche osservate sono modellate con fattori latenti e componenti idiosincratiche.
- Gli outlier a code pesanti sono catturati attraverso innovazioni secondo la distribuzione t di Student.
- La volatilità stocastica è modellata per gli shock dei fattori e idiosincratici.
- Introduzione di ritardi nell'equazione di misurazione del DFM.

Approccio di Stima

- (Hierarchical Gibbs Sampler) per estrarre le componenti degli outlier e un modello multivariato che estrae i fattori dai dati aggiustati per gli outlier.

- Vintage in tempo reale.

Micro

Applied Micro

Papers

- Mazzolari, Francesca, and Giuseppe Ragusa. “Spillovers from high-skill consumption to low-skill labor markets.” Review of Economics and Statistics 95.1 (2013): 74-86
- Unconditional and conditional wage polarization in Europe.** (2014) with Paolo Naticchioni and *Riccardo Massari.
- Unexplored dimensions of discrimination in Europe: Homosexuality and physical appearance.** Journal of Population Economics (2015) with Eleonora Patacchini and Yves Zenou.
- From empty pews to empty cradles: fertility decline among European Catholics.** Journal of Demographic Economics (2018) with Eli Berman and Larry Iannaccone.

Applied Micro

Work-in-progress: Inference with Clusters

$$Y_{ig} = X_{1,ig}\beta_1 + ... + X_{k,ig}\beta_k + \varepsilon_{ig}$$

- cluster: $g = 1, ..., G$
- entità: $i = 1, ..., n_g$
- errore: u_{ig} potenzialmente correlato su i per un dato g, e.g.

$$Y_{ig} = X_{1,ig}\beta_1 + ... + X_{k,ig}\beta_k + \underbrace{\varepsilon_{ig}}_{\alpha_g + u_{ig}}, \quad E(\varepsilon_{ig}\varepsilon_{jg}) \neq 0$$

Applied Micro

Work-in-progress: Inference with Clusters

OLS consistente and asintoticamente normale $\sqrt{G}\left(\hat{\beta}^{OLS} - \beta\right) \xrightarrow{d} N(0, V)$\$ dove

$$V = E(X'X)^{-1} \left[\frac{1}{G} \sum_{g=1}^{G} E\left(X_g{}'\varepsilon_g\varepsilon_g{}'X_g\right) \right] E(X'X)^{-1}.$$

Stata

```
reg y x1 x2 x3, vce(clusid)

.
```

R

```
library(sandwich)
lm1 <- lm(y~x1+x2+x3, data = df)
vcovCL(lm1, df$clusid)
```

Applied Micro

Work-in-progress: Inference with Clusters

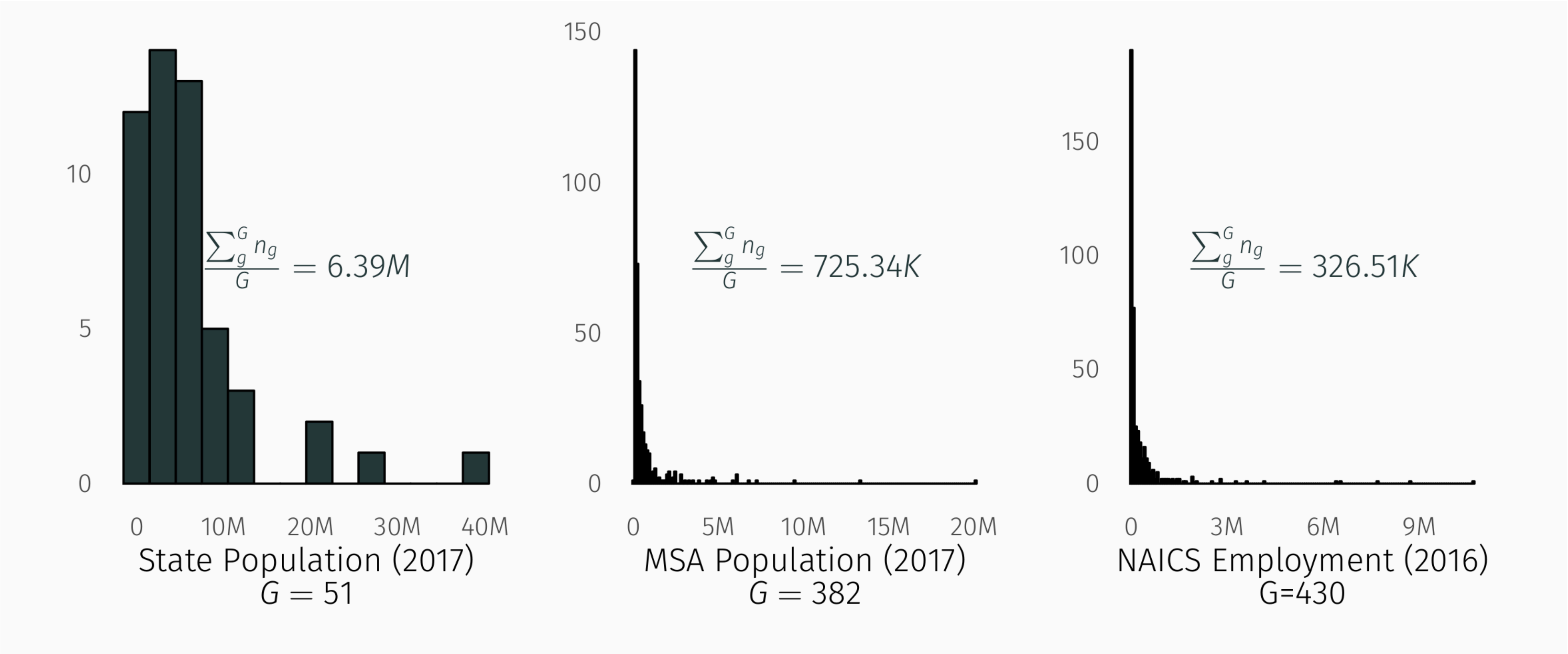
- White, 1982; Arellano, 1987; Cameron, Gelbach, and Miller 2008, 2015
- Focus: small number of cluster; almeno $G = 50$ o wild-bootstrap

when you are lucky enough to do research in the U.S. states, giving 51 clusters, you are on reasonable safe ground with a naive application of Stata's cluster command at the state level. Angrist and Pischke (2009)

- Abadie, Athey, Imbens, Wooldridge 2023 "When should you adjust standard errors for clustering?" (Framework)

Inference with Clusters

Letterature assume che il numero di **osservazioni per cluster** costante



Sintesi dei Risultati

1. Quando i cluster sono eterogenei, lo stimatore della varianza dell'OLS è distorto anche per $G > 50$
2. Quando i cluster sono **estremamente eterogenei**, lo stimatore della varianza dell-OLS converge a zero
   - intuizione: variance inequali and CLT per n.i.i.d. r.v. non funzionano
3. Possibilità di ripesare (per l'inverso della dimensioni del cluster) la regressione per evitare alcuni dei problemi, ma … interpretazione dei coefficienti stimati problematica se i coefficienti sono eterogenei nei cluster
4. Con treatment heterogeneity lo stimatore della variance è sempre inconsistente (anche White)
5. Stimatori alternativi

Applied Micro

Work-in-progress: The rise and fall of the machines

Idea:

$$E[g(W, \gamma_0, \theta_0)] = 0$$

dove θ_0 è un parametro e γ_0 è una funzione.

Tipicamente, γ_0 può essere stimato nonparametricamente: $\| \hat{\gamma} - \gamma_0 \| \to 0$

"Plug-in" GMM estimator

$$\min_{\theta} \left(\frac{1}{n} \sum_{i=1}^{n} g(W_i, \hat{\gamma}, \theta) \right)' W \left(\frac{1}{n} \sum_{i=1}^{n} g(W_i, \hat{\gamma}, \theta) \right)$$

severamente distorto.

Applied Micro

Work-in-progress: The rise and fall of the machines

- Idea recente: (i) usare stimatori di γ_0 basati su Machine Learning e (ii) ortogonalizzare le condizioni sui momenti per ridurre bias; (iii) cross-fitting per ulteriore riduzione del bias

Applicazione (con Milos Ciganovic)

$$Y_i = \alpha D_i + g_Y(X) + u_i$$
$$D_i = g_D(X) + \eta_i$$

- g_Y and g_D stimati con ML
- Risultati non allineati alla teoria....