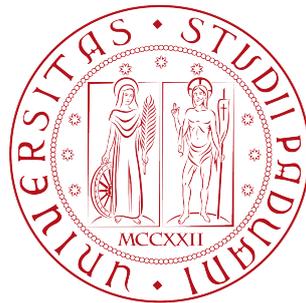


UNIVERSITÀ DEGLI STUDI DI PADOVA

DIPARTIMENTO DI SCIENZE STATISTICHE

Corso di Laurea Magistrale in
Scienze Statistiche



IL RUOLO DELLE ATLETE NELLA DISPARITÀ DI
GENERE: MODELLI DINAMICI PER DATI OLIMPICI

Relatore Prof. Adriano Paggiaro
Dipartimento di Scienze Statistiche

Laureando: Maria Lasta
Matricola N. 1239065

Anno Accademico 2021/2022

Indice

Introduzione	1
1 Dati e analisi esplorative	5
1.1 I dati	5
1.2 Le variabili	7
1.2.1 Disparità di genere	7
1.2.2 Le atlete alle Olimpiadi	10
1.2.3 Altre variabili di contesto	11
1.3 Il dataset	12
1.4 Analisi esplorative	13
2 Modelli dinamici: metodo	21
2.1 Approccio grafico multilevel	21
2.1.1 Gaussian Graphical Model	22
2.1.2 Combinazione di GGM e GVAR per dati di panel	23
2.2 Modelli econometrici per dati di panel	29
2.2.1 Modelli di regressione con effetti fissi	30
2.2.2 Modelli Tobit con effetti casuali	31
2.2.3 Modelli dinamici con stimatori Arellano-Bond e Blundell- Bond	32

2.3	Metodi utilizzati nell'analisi	37
3	Modelli dinamici: applicazione ai dati	41
3.1	Modelli ad effetti fissi	41
3.2	GII e proporzione di atlete partecipanti	45
3.2.1	Paesi che hanno vinto almeno una medaglia	50
3.2.2	Paesi che non hanno vinto alcuna medaglia	54
3.3	GII e proporzione di medaglie vinte da donne	58
3.4	Labor Force e proporzione di atlete partecipanti	64
3.4.1	Paesi che hanno vinto almeno una medaglia	68
3.4.2	Paesi che non hanno vinto alcuna medaglia	72
3.5	Labor Force e proporzione di medaglie vinte da donne	76
4	Analisi di robustezza	81
4.1	Scelta delle covariate	81
4.2	Confronto con studi precedenti	90
4.3	Numero di partecipanti e medaglie vinte da donne	93
	Conclusioni	99
	Bibliografia	103
	Sitografia	109

Introduzione

La disparità di genere è un tema estremamente attuale inserito anche tra gli obiettivi dello Sviluppo sostenibile (SDG) dell'Agenda 2030, stilata dall'ONU per combattere lo stigma, ormai superato, di una società patriarcale che ha dominato per secoli. Emerge soprattutto con lo scopo di affermare la giusta valorizzazione del ruolo della donna nel lavoro, nella famiglia e nella società, garantendone diritti e riscoprendone il valore. Il riconoscimento della parità di genere è dimostrato essere un valore aggiunto per ogni persona, indipendentemente dal sesso (Scambor et al., 2014), ed è possibile agire per un miglioramento in questo senso da moltissimi fronti.

In questo elaborato si vuole analizzare se lo sport possa essere un veicolo utile a ridurre tale disparità, in particolare se le donne, attraverso lo sport, hanno possibilità di affermarsi, non necessariamente a discapito dell'uomo, ma portando tutti ad una crescita. L'approfondimento nell'ambito sportivo è rivolto esclusivamente a misure di partecipazione e performance femminili a livello olimpico, in quanto questo evento è l'unico per cui si ha partecipazione e coinvolgimento di tutto il Mondo e che copre contemporaneamente molte discipline.

Viene analizzata anche la tematica in senso inverso, se siano invece la cultura e la percezione del ruolo della donna, rispetto a quello dell'uomo, a definire la partecipazione e il successo nello sport femminile. Questo tema è già stato

affrontato in letteratura, ma senza sfruttare a fondo le metodologie per dati longitudinali in ottica dinamica.

I primi ad indagare le determinanti della partecipazione e del successo femminile nello sport sono stati Bernard e Busse (2004) e Johnson e Ali (2004) che hanno sollevato la questione non trattando però indicatori di disparità di genere. Nello stesso anno Klein (2004) ha inserito nei modelli, tra le covariate, la quota di forza lavoro femminile rispetto alla maschile, valutandone l'impatto su indicatori di successo alle Olimpiadi di Sydney del 2000. Questo studio aveva mostrato come, nell'anno 2000, le Nazioni che stavano al di sopra del 75° percentile per la quota di forza lavoro, vincevano in media due medaglie in più di quelle sotto al 25°. L'impatto della forza lavoro femminile sul successo olimpico maschile e femminile è stato trattato anche da Leeds e Leeds (2012) che usa dati dal 1996 al 2008, ma non considera la struttura dinamica del panel. Qui si analizzano separatamente il successo maschile e femminile che si assume non siano determinati dai medesimi fattori. Ciò trova conferma nello studio, in particolare l'appartenenza ad una Nazione ex-sovietica favorisce il successo maschile, ma non femminile, mentre l'inserimento di donne nella sfera politica porta ad un maggior successo sportivo per entrambi i generi. Un nuovo indicatore di disparità di genere, il GGI (Gender Gap Index) (Hausmann, Tyson, Zahidi et al., 2012), calcolato come combinazione di diversi fattori, è invece trattato da Berdahl, Uhlmann e Bai (2015), in un articolo contestato da Kuppens e Pollet (2015) a cui gli autori originali hanno replicato (Bai, Uhlmann e Berdahl, 2015). Qui vengono considerate le Olimpiadi estive del 2012 ed invernali del 2014 e si valuta l'impatto del GGI sul numero, sia maschile sia femminile, di medaglie vinte: le conclusioni mostrano significatività di questo indicatore per entrambi i sessi. Per la prima volta con Lowen, Deaner e Schmitt (2016) viene utilizzato il

GII (Gender Inequality Index) nella previsione della partecipazione e del numero di medaglie femminili olimpiche vinte. Lo studio rileva il GII dei Paesi durante gli anni delle Olimpiadi estive dal 1996 al 2012, ma, nonostante il panel di dati disponibile, non si considera la componente autoregressiva della risposta, nè variabili ritardate. Tra gli ultimi studi a trattare questo tema Rewilak (2021) che, considerando tra le covariate il tasso di scolarizzazione femminile rispetto a quello maschile, afferma che i fattori che determinano il successo olimpico non sono gli stessi che ne determinano la quantità. In questo caso vengono trattate le Olimpiadi estive dal 1996 al 2016, non sono utilizzati modelli dinamici e, nonostante venga sollevata la questione dei nessi causali, non sono state trovate variabili strumentali utili ad affermarne la presenza.

In tutti questi esempi l'impatto dinamico tra le variabili non è ritenuto rilevante, considerando solo quello contemporaneo, ma è interessante valutare come invece la partecipazione e il successo femminile possano essere frutto di dinamiche passate. In tal senso l'analisi condotta in questo elaborato è volta a capire se sport e disparità di genere interagiscano tra loro, non solo in tempi contemporanei, ma anche secondo processi più lunghi. Valutare se il successo sportivo può essere vettore di cambiamenti strutturali per quanto concerne la disparità di genere o se invece è la percezione del ruolo femminile a definire il livello delle performance olimpiche può essere un modo nuovo per sottolineare l'influenza fondamentale che lo sport ha nella società odierna.

La tesi è strutturata nel seguente modo. Nel Capitolo 1 si spiega la scelta e il reperimento dei dati utilizzati durante l'analisi, le motivazioni che hanno definito la selezione delle variabili d'interesse e delle covariate esogene. Sono presentate le prime analisi esplorative descrittive: correlazioni e semplici regressioni lineari sull'intero dataset. Nel Capitolo 2 vengono descritti i metodi

utilizzati nell'analisi, sia grafici che econometrici: i primi trattano la dinamicità senza porre vincoli di direzionalità, sfruttando modelli multilivello, a scapito di vincoli imposti sulle relazioni; i secondi richiedono la specificazione della direzione d'interesse, ma sono meno dipendenti da assunzioni necessarie per la stima. Il Capitolo 3 applica questi metodi al dataset d'interesse. È quindi valutata l'adeguatezza dei metodi econometrici e la coerenza con quelli grafici, inoltre la stima avviene per entrambe le variabili ritenute utili a misurare la disparità di genere: GII e partecipazione al lavoro femminile. Se inizialmente la popolazione viene trattata nel complesso, è interessante poi suddividere i Paesi in sottogruppi per capire come cambiano gli effetti delle covariate in essi. Infine, nel Capitolo 4, vengono stimati ulteriori modelli dinamici per confermare la robustezza del metodo utilizzato nel capitolo precedente: vengono inserite esogene trasformate o ritardate, variabili d'interesse in termini assoluti invece che relativi e sono replicate alcune analisi già condotte da Noland e Stahler (2016) su un dataset più recente. L'ultimo capitolo presenta infine le principali conclusioni e discute i possibili sviluppi futuri della ricerca.

Capitolo 1

Dati e analisi esplorative

La relazione tra ruolo delle atlete e disparità di genere è stata già trattata nel passato in letteratura, a partire da Bernard e Busse (2004), ma la quasi totalità dei casi si è limitata a valutare impatti contemporanei tra le variabili con il solo obiettivo di prevedere il successo sportivo. Il fine di quest'analisi, con l'introduzione della struttura longitudinale del dataset, è invece funzionale alla ricerca di legami dinamici bidirezionali tra disparità di genere e ruolo delle atlete olimpiche, e si rivela fondamentale in questo senso anche la scelta delle variabili d'interesse.

1.1 I dati

Nella valutazione dinamica dell'impatto delle atlete olimpiche sulla disparità di genere è utile costruire un panel di dati longitudinali. Questa struttura di dati rilevati più volte nel tempo sugli stessi individui, infatti, consente di indagare le relazioni presenti tra le variabili, controllandone l'evoluzione temporale e gli impatti in senso bidirezionale.

Nella trattazione del caso in esame è stato opportuno considerare solo le

Olimpiadi estive, in quanto esse sono partecipate da un numero di Nazioni maggiore e più uniformemente distribuito nel mondo rispetto a quelle invernali, a cui prendono parte con spirito competitivo pochi Paesi, localizzati nella quasi totalità nell'emisfero boreale. Le Olimpiadi invernali richiedono per molte discipline infrastrutture e ambienti proibitivi, temperature basse e investimenti sostenibili solo in Paesi con una favorevole locazione geografica e con una solidità politica e sociale interne tali da riconoscere le potenzialità derivanti da questi sport e da investire su essi.

Vengono analizzati gli anni più recenti delle Olimpiadi, nel periodo precedente la pandemia di Coronavirus, in particolare si considerano le edizioni olimpiche estive dal 1996 al 2016. Questo spettro di 20 anni, comprendente 6 edizioni olimpiche, è ritenuto consono in quanto fino al 1991 molte Nazioni dell'est Europa erano parte dell'Unione Sovietica, altre comprese nella Jugoslavia e questa differenza geografica con il presente non permette di avere rilevazioni delle variabili per i singoli Stati negli anni precedenti. Come sottolineano numerosi articoli che trattano il tema (Noland e Stahler (2016); Zheng et al. (2019); Lowen, Deaner e Schmitt (2016); Leeds e Leeds (2012) e altri), inoltre, fino all'edizione del 1992 l'evento sportivo è stato soggetto a boicottaggi da parte sia dell'Unione Sovietica, sia della Germania, in particolare fino al 1988 la Germania dell'Est ha registrato numerosi casi di doping che hanno compromesso la veridicità dei risultati (Noland e Stahler, 2016). Alle Olimpiadi di Barcellona del 1992 la proporzione di medaglie assegnate alla Germania e alla Russia era ancora estremamente alta e sicuramente falsata. Dal 1996 è notevolmente cresciuto il numero di nazioni partecipanti, non solo grazie ai nuovi Paesi europei nati dalla scissione dell'Unione Sovietica e della Jugoslavia, ma anche grazie a Paesi asiatici ed africani che si sono affacciati al panorama sportivo internazionale. La limitazione dell'analisi agli

ultimi anni ha sicuramente trascurato la molta informazione reperibile dagli anni precedenti, ma è stata resa necessaria per avere analisi più robuste.

1.2 Le variabili

Le variabili su cui si concentra l'interesse, ai fini di quest'analisi, risultano essere gli indicatori della disparità di genere interna al Paese e le variabili indicanti la partecipazione e il successo delle atlete ad ogni edizione olimpica.

1.2.1 Disparità di genere

Per valutare la disparità di genere all'interno delle Nazioni è stato opportuno confrontare alcuni indici predisposti atti a determinarla e tra essi sono stati scelti il *Gender Inequality Index* (GII) e la quota di forza lavoro femminile rispetto alla maschile.

Il GII è costruito sulla base del Programma di Sviluppo delle Nazioni Unite e compare tra gli *Inequality-adjusted Human Development Index*, che si propongono di determinare il costo delle disuguaglianze in termini di sviluppo umano (UNDP, 2010b). In particolare, questo indice valuta la perdita, in termini di potenziale sviluppo umano, dovuta alla disparità di genere interna al Paese secondo tre importanti aspetti (Figura 1.1): la salute riproduttiva, che combina il tasso di mortalità delle madri al parto e il tasso di madri adolescenti, il potere femminile, valutato come proporzione di donne in posizioni di potere governativo e proporzione di donne e uomini con più di 25 anni con almeno l'educazione secondaria, e lo stato economico valutato come partecipazione al mercato del lavoro di uomini e donne con più di 15 anni. Non dà quindi peso alla sfera economica, se non attraverso la forza lavoro,

non coinvolgendo differenze per genere di salario o di reddito guadagnato stimato. L'indice è costruito usando misure di disuguaglianza suggerite da Seth (2011): vengono inizialmente calcolati separatamente il *Female gender index* e il *Male gender index* attraverso medie geometriche degli indicatori, poi la media armonica tra i due garantisce di catturare la disuguaglianza tra i generi e di controllare per le sovrapposizioni nelle dimensioni che compongono gli indici.

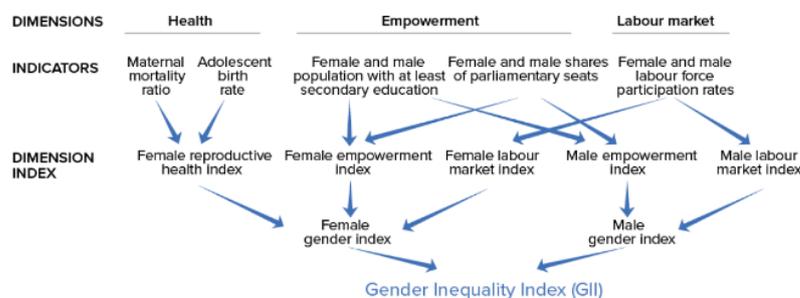


Figura 1.1: Struttura di costruzione del Gender Inequality Index

Il GII è stato pubblicato per la prima volta nel 2013 ed è calcolato dal 1995. Esso assume valori compresi tra 0 e 1, dove 0 indica l'assoluta parità di genere, 1 indica la massima disparità a discapito della donna (UNDP, 2010a). Non è contemplato il caso, mai verosimile dato che nessuno Stato raggiunge valori davvero prossimi ad 0, in cui la donna vive una condizione migliore rispetto all'uomo, quindi, in cui il GII è inferiore allo zero. Questo indicatore ha ricevuto critiche in quanto, a causa delle trasformazioni non lineari subite dalle dimensioni che lo compongono, non è facilmente interpretabile in relazione ad esse, inoltre la perdita in termini di sviluppo umano viene calcolata utilizzando come benchmark di perfetta equità lo *Human Development Index* (HDI) e non è quindi una quantità valida in termini assoluti. Nella costruzione dell'indice si combinano indicatori in valori sia assoluti che

relativi, il che fa aumentare ulteriormente la complessità di lettura, inoltre non si tiene conto del tempo che le donne spendono in lavoro non pagato, come per esempio nelle faccende domestiche, rispetto agli uomini, che è sinonimo indiscusso delle disparità di genere. Nonostante queste criticità, esso risulta ad ora il migliore indice utilizzabile, sia perchè non è troppo recente, sia perchè è rilevato su più di 160 Paesi nel Mondo, sia perchè valuta la disparità in relazione alla controparte maschile, non a degli standard globali. Nel contesto trattato inoltre non è d'interesse valutare l'impatto delle singole componenti dell'indice, quanto piuttosto il suo valore finale. Esso infatti include le principali cause oggettive di disuguaglianza, sicuramente non ne coglie altre, ma queste ultime saranno difficilmente rilevabili e dipenderanno molto anche da fattori culturali che nel caso in analisi saranno controllati da altre variabili.

Altro indicatore della disparità di genere è considerato la quota di forza lavoro femminile rispetto a quella maschile (EIGE, 2013). La forza lavoro, intesa come proporzione di persone con più di 15 anni economicamente attive, è ottenuta da The World Bank, con riferimento a dati ufficiali da fonte ILOSTAT (International Labour Organization). La labor force utilizzata nell'analisi dei dati è ottenuta come rapporto tra forza lavoro femminile e forza lavoro maschile, moltiplicata per 100. Un vantaggio è che la relazione con la controparte maschile, potenzialmente, non segna un estremo superiore e rende possibile anche il caso in cui le donne lavoratrici sono, in proporzione, più attive degli uomini. Il valore inoltre è stato rilevato a partire dal 1990, garantendo delle serie storiche abbastanza lunghe da essere utilizzate nel caso in esame. Questo indice è spesso utilizzato come proxy della disparità di genere in quanto il lavoro è uno dei principali indicatori di emancipazione, sia riguardante l'ambito sociale che economico. Sicuramente trascura alcuni

settori fondamentali per l'affermazione femminile, ma anche il lavoro è necessario per essa: spesso è preceduto dall'educazione, garantisce un confronto con la società in cui si vive e dà la possibilità di assicurarsi e gestire liberamente il proprio denaro. È una conquista di indipendenza in alcuni casi, una necessità in altri, ma in ognuno di essi restituisce un riconoscimento al valore della persona e del compito affidatole.

1.2.2 Le atlete alle Olimpiadi

La partecipazione delle atlete è rappresentata dalla proporzione di donne sul totale degli atleti, sia maschi che femmine, partecipanti per una determinata Nazione. Allo stesso modo è stato costruito l'indicatore per il successo delle atlete, sostituendo i valori indicanti i partecipanti, con il numero di medaglie vinte. È stato scelto di utilizzare valori relativi e non assoluti in quanto questi ultimi variano in relazione alla popolazione e all'estensione del territorio nazionale. I numeri di partecipanti e di medaglie sono stati calcolati valutando i singoli atleti, mettendo sullo stesso piano discipline di squadra e individuali, medaglie vinte in competizioni miste o distinte per genere. Questo trattamento è stato ritenuto più opportuno, ai fini dell'analisi, rispetto a quello che considera le medaglie di squadra come una singola vittoria, in quanto valuta in maniera più oggettiva la qualità degli atleti olimpici delle Nazioni. A supporto di questa scelta anche il fatto che spesso la risonanza mediatica nazionale, e di conseguenza il potenziale peso sociale, dovuta a successi o insuccessi negli sport di squadra è maggiore rispetto a quella dedicata agli sport individuali. Se le vittorie di squadra hanno impatto strettamente interno allo Stato, quelle individuali dipendono molto di più dalla sensibilità della Nazione nei confronti dello specifico sport, tanto che in alcune occasioni si possono notare ripercussioni sociali interne anche per vittorie di atleti stra-

nieri. Se fossero stati disponibili dati sull'importanza attribuita da ogni Stato alle diverse discipline e di conseguenza la copertura mediatica per ognuna di esse, avrebbe avuto senso valutare singolarmente partecipazioni e medaglie di sport non individuali, ma non essendo questo fenomeno controllabile, si è scelto di dare peso maggiore a questi ultimi.

1.2.3 Altre variabili di contesto

Nella trattazione del tema sono considerate altre variabili utili per definire il contesto. Esse rappresentano caratteristiche che non possono essere trascurate in un'analisi che coinvolge e confronta Nazioni sul piano della disparità di genere, in quanto tengono conto della cultura, della ricchezza e dello sviluppo del Paese. Queste sono: la ricchezza interna e in particolare quella pro capite, la numerosità in termini di abitanti, la Nazione ospitante l'evento olimpico, indicazioni religiose impattanti sul tema trattato, il livello di istruzione.

La variabile GDP pro capite (in current US\$) è calcolata come rapporto tra il GDP e la popolazione ed esprime il livello di ricchezza per abitante prodotto dal territorio nazionale nell'anno. Il dato è reperito dalla The World Bank. Poiché la relazione attesa tra questa variabile e la risposta, qualunque essa sarà, non ci si aspetta sarà lineare, si utilizzerà nell'analisi la sua trasformazione logaritmica.

La variabile popolazione è calcolata come numero di residenti nella Nazione nell'anno, indipendentemente dallo stato giuridico o dalla cittadinanza. Il dato è reperito dalla The World Bank ed è anch'esso trasformato tramite il logaritmo naturale.

La dummy riferita al paese ospitante è pari a 1 per la Nazione che nell'anno ha ospitato l'edizione olimpica, 0 altrimenti.

La religiosità è espressa in termini di proporzione di musulmani presenti nella Nazione, è infatti noto come l'Islam sia una delle fedi che più limita culturalmente la libertà femminile. È un indicatore spesso utilizzato anche in altri studi su questo tema ed è tratto da The ARDA - Association of Religion Data Archives (2019). Il dataset fornisce la proporzione d'interesse rilevata ogni 5 anni dal 1960 al 2010, per cui è stato necessario usare interpolazione lineare per ricavare i valori d'interesse dal 1996 al 2008 ed estrapolazione per quelli del 2012 e 2016. L'indicatore è compreso tra 0 e 100.

Il numero medio di anni di istruzione per le donne tra 15 e 64 anni è riportato ogni 5 anni dal 1960 al 2015 da Barro-Lee (2021). I valori annuali d'interesse sono stati ricavati tramite interpolazione lineare, mentre quelli del 2016 con estrapolazione.

1.3 Il dataset

Il dataset è stato costruito a partire da dati riferiti a tutti gli atleti partecipanti alle Olimpiadi dal 1896 al 2016 (Noland e Stahler (2016), OSRC (2017), R.Griffin (2018)). Per ognuno di essi, oltre alla nazionalità e ad alcune caratteristiche fisiche, è presente il sesso, l'informazione sulle discipline in cui compete, sull'eventuale numero di medaglie vinte e il metallo di queste ultime. Una selezione degli anni d'interesse e l'accorpamento in base alla Nazione d'appartenenza, ha permesso una prima fase della costruzione di un dataset per Nazioni in formato lungo. Sono stati esclusi i Paesi piccoli che non hanno reso possibile reperire alcuna informazione sulle variabili trattate, o che formalmente appartengono ad un Paese più grande ma che all'evento sportivo competono in modo indipendente, come Hong Kong o Taiwan. A subire lo stesso trattamento anche Nazioni nate dopo il 1996, come la Serbia

e il Montenegro, separati dal 2006. Tra i Paesi con atleti partecipanti alle Olimpiadi, sono state incluse le Nazioni che hanno sempre partecipato con almeno un'atleta, eliminando quelle che in almeno una delle 6 edizioni considerate non hanno partecipato con donne. Fortunatamente si è trattato di escludere poche Nazioni e di queste, tutte mancavano di donne partecipanti per almeno 5 edizioni su 6. Il dataset finale include quindi 138 Paesi, sui 161 del dataset originale, ognuno con informazioni rilevate secondo intervalli regolari di 4 anni per le 6 edizioni olimpiche dal 1996 al 2016, esso è quindi bilanciato. Le analisi sono state svolte con l'utilizzo dei software Stata e R.

1.4 Analisi esplorative

L'analisi inizia con uno studio preliminare delle variabili nel complesso, anche non considerando la struttura longitudinale del dataset creato. Si valutano le caratteristiche delle variabili sia su tutte le osservazioni contemporaneamente, non distinguendo la struttura multilivello (*overall*), sia tra le unità (*between*) che entro esse (*within*), sottolineando che in quest'ultimo caso i valori di minimo e massimo si riferiscono a deviazioni dalle medie individuali.

Si nota nella tabella 1.1 come il GII abbia una media generale piuttosto bassa, 0.384, e che esso non raggiunge mai valori superiori a 0.795. La varianza entro i Paesi è ridotta, sinonimo del fatto che le variazioni di quest'indice richiedono tempi lunghi. Anche Labor force ha variabilità *within* ridotta in confronto alla *between*, mentre è da sottolineare la presenza di valori superiori a 100. Approfondendo, queste quote molto elevate di forza lavoro femminile rispetto alla maschile, appartengono a Paesi africani quali il Burundi e il Mozambico. In queste zone, infatti, la maggior parte degli uomini in età lavorativa sono impegnati in conflitti, sia civili, tra gruppi etnici, sia

contro estremisti islamici per la gestione delle risorse naturali. Con lo stesso ragionamento si giustifica la partecipazione di sole atlete donne da parte di alcuni Stati africani, come mostra il valore massimo della proporzione di donne partecipanti, pari a 1. Nella proporzione di medaglie vinte da donne è evidente vengano valutate molte meno unità, in particolare solo 435 sulle 828 di partenza. Ciò è dovuto al fatto che per i Paesi che non hanno vinto alcuna medaglia, né tra gli uomini né tra le donne, il dato indicante la proporzione di medaglie femminili non è presente, proprio per distiguerli dalle Nazioni che, pur vincendo medaglie, non ne hanno vinte da parte di donne.

Per tutte le variabili rimanenti la varianza *between* è superiore alla *within*, tranne ovviamente per la dummy indicante il Paese ospitante che ha valore pari a 1 solo per 6 osservazioni su 828. Il numero medio di anni di educazione femminile mostra due scenari estremi se si confrontano i valori minimo e massimo delle medie nazionali: si va da poco più di 1 anno di istruzione a quasi 13.

Anche per il GII alcuni valori sono mancanti, in particolare quelli relativi a rilevazioni degli anni 1996 e 2000 per Nazioni piccole o povere, per cui non è stato possibile reperire gli indicatori che compongono l'indice. È stato ritenuto opportuno mantenere comunque nel dataset queste unità fin dal 1996 per non perdere ulteriore informazione nel momento in cui la variabile risposta è *LabFor*. Diversamente, le osservazioni mancanti per il numero medio di anni di istruzione femminili appartengono tutte alle medesime Nazioni, sulle quali quindi non è mai stato rilevato l'indicatore di Barro-Lee.

Si valutano poi le correlazioni lineari tra coppie di variabili, utilizzando il coefficiente di correlazione di Pearson, ed evidenziando le relazioni significative a livello 5%. Inizialmente si considerano solo le variabili d'interesse, sia contemporanee che ritardate di un periodo, poi anche le altre covariate al

		Mean	StdDev	Min	Max	
GII	Overall	0.384	0.190	0.042	0.795	N=681
	Between		0.183	0.057	0.713	n=138
	Within		0.053	0.113	0.581	T=4.935
LabForce	Overall	69.948	18.334	14.347	107.873	N=828
	Between		18.018	19.431	103.001	n=138
	Within		3.670	54.814	85.671	T=6
shPartF	Overall	0.385	0.154	0.027	1	N=828
	Between		0.101	0.087	0.667	n=138
	Within		0.117	-0.018	0.831	T=6
shMedF	Overall	0.354	0.305	0	1	N=435
	Between		0.261	0	1	n=98
	Within		0.215	-0.313	1.021	T=4.439
GDPpc	Overall	10882.01	16787.11	124.46	119932.2	N=818
	Between		15734.69	186.58	85789.61	n=137
	Within		5907.937	-26368.8	45408.4	T=5.971
Pop	Overall	4.40e+07	1.52e+08	96267	1.39e+09	N=828
	Between		1.52e+08	1.00e+05	1.31e+09	n=138
	Within		1.21e+07	-1.34e+08	2.09e+08	T=6
Host	Overall	0.007	0.085	0	1	N=828
	Between		0.034	0	0.167	n=138
	Within		0.078	-0.160	0.841	T=6
shMuslim	Overall	20.396	32.483	0	99.874	N=814
	Between		32.533	0	98.96	n=136
	Within		1.292	12.521	30.571	T=5.985
FyrsSchool	Overall	7.906	2.995	0.6	13.306	N=718
	Between		2.881	1.107	12.963	n=120
	Within		0.861	5.796	11.329	T=5.983

Tabella 1.1: Struttura dei dati

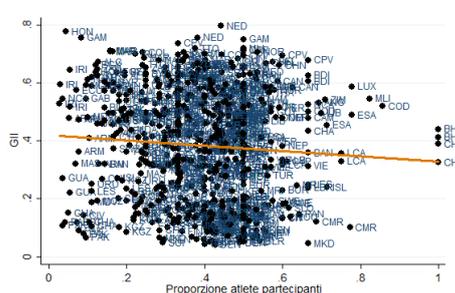
tempo contemporaneo. Ovviamente l'assunzione di indipendenza necessaria affinché la correlazione lineare tra variabili sia quella reale non è soddisfatta, ma è comunque utile una prima valutazione complessiva del fenomeno.

La Tabella 1.2 mostra come l'autocorrelazione del GII al primo ritardo sia molto alta, ciò conferma la poca variabilità *within* vista nella Tabella 1.1. Ci si aspetterà che il GII corrente dipenderà quasi totalmente dal suo valore al tempo precedente, lasciando poco spazio ad altre variabili proprio a causa delle lunghe tempistiche necessarie ad un percepibile e netto cambiamento strutturale di questo indicatore. La correlazione tra quest'ultimo e la proporzione di partecipanti femminili nazionali è negativa ma molto bassa, non significativa secondo Pearson. Essa è rappresentata tramite la regressione lineare nel grafico (a) della Figura 1.2: la pendenza è negativa, ma l'effetto non sarà quello reale in quanto non depurato dal potenziale impatto di altre covariate. È significativa invece l'autocorrelazione al primo ordine della proporzione di partecipanti femminili, con un coefficiente decisamente inferiore rispetto a quello visto per GII, facendo pensare che nella determinazione corrente di questa proporzione abbiano impatto anche altre variabili. Per quanto riguarda la proporzione di medaglie vinte da donne, i coefficienti di correlazione calcolati tra esso e la proporzione di partecipanti al tempo contemporaneo e passato sono positivi e significativi, come anche l'autocorrelazione al primo ritardo.

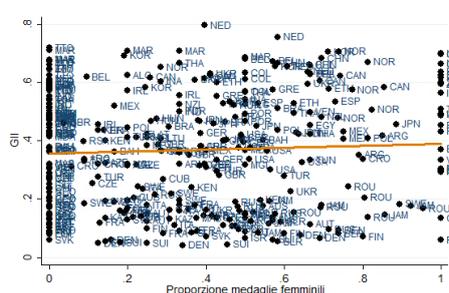
	GII	L.GII	shPartF	L.shPartF	shMedF
L.GII	0.9849*				
shPartF	-0.0710	-0.0701			
L.shPartF	-0.0137	-0.0361	0.4706*		
shMedF	0.0510	0.0940	0.4730*	0.3911*	
L.shMedF	0.0662	0.0615	0.3926*	0.4566*	0.4613*

Tabella 1.2: Correlazioni tra GII e variabili d'interesse

La Tabella 1.3 mostra che il GII è correlato significativamente con segno negativo al GDP pro capite e positivamente con la popolazione nazionale, ciò



(a) Regressione lineare tra GII e proporzione di atlete partecipanti



(b) Regressione lineare tra GII e proporzione di medaglie femminili

Figura 1.2: Regressione lineare tra GII e le variabili d'interesse

significa che tendenzialmente le nazioni più popolate mostrano anche una disparità di genere maggiore, mentre nei Paesi più ricchi essa è meno presente. I Paesi ospitanti hanno significativamente più abitanti della media, mentre nelle Nazioni in cui la proporzione di musulmani è più alta, il GDP pro capite è più basso.

	GII	GDPpc	Pop	Host
GDPpc	-0.1347*			
Pop	0.1164*	-0.0404		
Host	0.0089	0.0540	0.1531*	
shMuslim	0.0520	-0.2664*	-0.0006	-0.0489

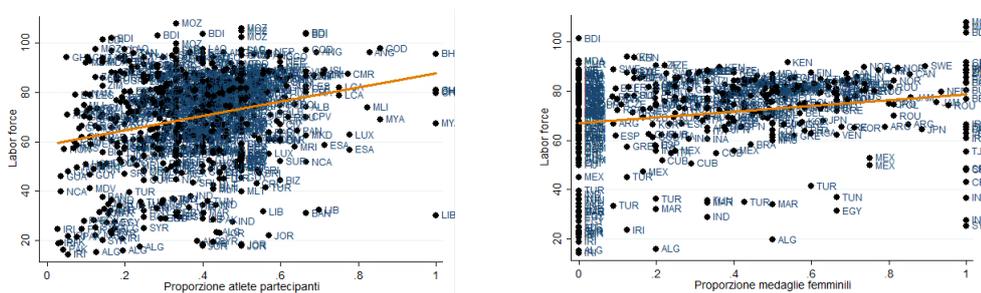
Tabella 1.3: Correlazioni tra GII e variabili di contesto

La variabile Labor force in Tabella 1.4 è anch'essa, come il GII, fortemente autocorrelata al primo ordine, ma mostra correlazione significativa sia con la proporzione di atlete partecipanti, sia con la proporzione di medaglie vinte, entrambe sia al tempo contemporaneo che ritardato. Le correlazioni in questo caso sono positive, il che significa che, per esempio, all'aumentare della proporzione di atlete partecipanti aumenta anche la quota di forza lavoro

femminile rispetto alla maschile. Lo stesso accade anche in senso inverso, cioè tra la Labor force al tempo precedente e le variabili d'interesse al tempo corrente. Nei grafici (a) e (b) della Figura 1.3 sono rappresentate le regressioni lineari tra Labor force e variabili d'interesse senza considerare altre covariate: le rette con pendenza positiva rispecchiano ovviamente i coefficienti di correlazione.

	LabFor	L.LabFor
L.LabFor	0.9905*	
shPartF	0.2425*	0.2389*
L.shPartF	0.2317*	0.2306*
shMedF	0.2118*	0.2208*
L.shMedF	0.1984*	0.1953*

Tabella 1.4: Correlazioni tra Labor Force e variabili d'interesse



(a) Regressione lineare tra Labor force e proporzione di atlete partecipanti

(b) Regressione lineare tra Labor force e proporzione di medaglie femminili

Figura 1.3: Regressione lineare tra Labor force e le variabili d'interesse

Il GDP pro capite è correlato significativamente e con segno positivo alla Labor force contemporanea, mentre all'aumentare della popolazione nazionale, e ancor di più della proporzione di musulmani, ci si aspetta una diminuzione della quota di forza lavoro femminile rispetto alla maschile. È evidente, inoltre, come più un Paese è ricco, più le donne siano istruite, mentre per esse sia

previsto in media un minore numero di anni di istruzione se la proporzione nazionale di musulmani è più alta.

	LabFor	GDPpc	Pop	Host	shMuslim
GDPpc	0.2005*				
Pop	-0.1049*	-0.0404			
Host	0.0269	0.0540	0.1531*		
shMuslim	-0.4638*	-0.2664*	-0.0006	-0.0489	
FyrsSchool	0.0700	0.5383*	-0.0855*	0.0625	-0.3936*

Tabella 1.5: Correlazioni tra Labor force e variabili di contesto

Capitolo 2

Modelli dinamici: metodo

Gli approcci utilizzati per l'analisi di queste relazioni bidirezionali trattano sia metodi grafici, in cui le variabili hanno piena libertà nel definire il verso delle relazioni, sia modelli econometrici in cui scientemente vengono imposte le direzioni relazionali. Il primo metodo viene utilizzato solo come analisi esplorativa in quanto presenta dei limiti nella stima, mentre si farà maggior affidamento sui modelli dinamici econometrici per trarre delle conclusioni.

2.1 Approccio grafico multilevel

Nel considerare i dati di panel, tra le analisi esplorative è utile valutare la presenza di legami tramite modelli grafici. Negli ultimi anni, sono stati implementati modelli di rete per indagare relazioni potenziali tra variabili osservabili in sistemi dinamici. In particolare, il Gaussian Graphical Model (GGM) (Lauritzen, 1996) è un potente modello di rete, utilizzato soprattutto nella fase di analisi esplorativa, utile per dare un'interpretazione nel caso di dati cross-sezionali o di serie storiche. I GGM non tengono però in considerazione l'ordine temporale dei dati e possono essere applicati solo nel caso

di rilevazioni indipendenti, quindi, non forniscono da soli un metodo efficace per trattare dati longitudinali di panel. Nel caso di misure ripetute nel tempo per molti individui, si ricorre quindi a modelli vettoriali autoregressivi grafici (GVAR) multilivello (Epskamp et al., 2018), che si occupano di valutare quanto bene una variabile ne prevede un'altra al tempo successivo. Una combinazione di questi due metodi è utile a valutare i dati longitudinali di panel utilizzando un nuovo concetto: la separazione della varianza in reti *temporal*, *contemporaneous* e *between-subjects*, la prima ottenuta grazie al GVAR, le altre sfruttando la struttura del GGM. Queste procedure di stima sono implementate in R nei pacchetti `m1VAR` e `graphicalVAR`.

2.1.1 Gaussian Graphical Model

Sia $\mathbf{y}_C^T = [Y_{C1} \ Y_{C2} \ \dots \ Y_{Cm}]$ un vettore casuale e \mathbf{y}_c una sua realizzazione. Si assume che \mathbf{y}_C sia centrato e normalmente distribuito e con matrice di varianza e covarianza Σ :

$$\mathbf{y}_C \sim \mathcal{N}(0, \Sigma) \quad (2.1)$$

Assumendo normalità multivariata, Σ racchiude tutte le informazioni necessarie per determinare come le misure osservate si relazionano alle altre, tuttavia, la matrice d'interesse per questi modelli di rete è la *matrice di precisione*:

$$\mathbf{K} = \Sigma^{-1}. \quad (2.2)$$

In particolare, è importante il fatto che la matrice di precisione può essere standardizzata così da valutare i coefficienti di correlazione parziale tra due variabili, al netto di tutte le altre presenti nel modello (Epskamp, Borsboom e Fried, 2018). Questi coefficienti di correlazione parziale sono:

$$\text{Cor}(Y_i, Y_j | \mathbf{y}_{-(i,j)}) = -\frac{k_{ij}}{\sqrt{k_{ii}} \sqrt{k_{jj}}} \quad (2.3)$$

con k_{ij} elementi di K e $y_{-(i,j)}$ l'insieme di variabili escluse la i -esima e la j -esima. Le correlazioni parziali possono essere graficamente rappresentate tramite una rete pesata non direzionata nella quale ogni variabile Y_i è rappresentata da un nodo e ogni legame tra nodi è la correlazione parziale tra le due variabili. Quando quest'ultima è nulla, non è presente alcuna connessione tra i due rispettivi nodi, ciò significa che le due variabili sono indipendenti condizionatamente alle altre inserite nel modello. Spesso, dopo aver invertito e standardizzato la matrice di varianza e covarianza campionaria, nessuna delle correlazioni parziali è esattamente pari a zero, per cui il modello risulta saturo e quindi, per ottenere un modello con il quale è possibile testare le implicazioni, si usano delle soglie o tecniche di regolarizzazione per forzare alcune correlazioni a zero.

Tra i benefici dati dal GGM: esso non è mai sovraidentificato, non pone la questione della direzione causale in quanto i legami non sono direzionati, non richiede di assumere aciclicità ed è facilmente parametrizzabile usando coefficienti di correlazione parziale. Tutti questi benefici si hanno al costo di non conoscere la direzione delle connessioni. D'altra parte, è possibile incappare in legami spuri, cioè connessioni con segno opposto a quello atteso che indicano la presenza di un effetto comune.

2.1.2 Combinazione di GGM e GVAR per dati di panel

La rilevazione su molti individui di dati longitudinali è sempre più comune e pone il problema di trattare contemporaneamente sia le dinamiche entro gli individui che le differenze tra essi. È possibile modellare dati temporali di un singolo con un modello GVAR individuale (Epskamp et al., 2018):

$$\begin{aligned}\mathbf{y}_{[t,p]} &= \boldsymbol{\mu}_p + \mathbf{B}_p(y_{[t-1,p]} - \boldsymbol{\mu}_p) + \boldsymbol{\varepsilon}_{[t,p]} \\ \boldsymbol{\varepsilon}_{[T,p]} &\sim \mathcal{N}(0, \boldsymbol{\Theta}_p) \\ \boldsymbol{\Theta}_p^{-1} &= \mathbf{K}_p^{(\Theta)}\end{aligned}$$

nel quale $\boldsymbol{\mu}_p$ è il vettore della media stazionaria del soggetto p -esimo, \mathbf{B}_p è la matrice con i coefficienti delle relazioni temporali, quindi la rete *temporal*, del soggetto p -esimo e $\mathbf{K}_p^{(\Theta)}$ è la matrice di precisione, utile per implementare il metodo GGM contemporaneo, specifico dell'individuo. Per indagare la struttura di rete al di sopra dei soggetti bisogna trattare le reti individuali su un secondo livello. Se \mathbf{B}_* e $\mathbf{K}_*^{(\Theta)}$ sono rispettivamente le reti *temporal* e *contemporaneous* attese quando si seleziona un soggetto casualmente, senza perdita di generalità si può assumere i dati siano centrati sulle loro medie:

$$\begin{aligned}E(\boldsymbol{\mu}_P) &= 0 \\ E(\mathbf{B}_P) &= \mathbf{B}_* \\ E(\mathbf{K}_P^{(\Theta)}) &= \mathbf{K}_*^{(\Theta)}\end{aligned}$$

dove \mathbf{B}_* e $\mathbf{K}_*^{(\Theta)}$ rappresentano gli *effetti fissi multilevel*, cioè i parametri in media nella popolazione. Le deviazioni $\mathbf{B}_p - \mathbf{B}_*$ e $\mathbf{K}_p - \mathbf{K}_*^{(\Theta)}$ sono gli *effetti casuali multilevel*, cioè le deviazioni individuali dagli *effetti fissi multilevel*. Oltre alle reti individuali, lo scopo è di stimare la struttura di questi effetti fissi, così da ottenere informazioni sull'effetto medio entro gli individui, e la struttura di varianza e covarianza degli effetti casuali che dà informazioni a proposito delle differenze tra individui. Gli *effetti casuali multilevel* possono essere modellati assumendo una distribuzione normale di secondo livello su tutti i parametri, ma ciò può essere complicato soprattutto trattando coefficienti di correlazione parziale, che richiedono che $\mathbf{K}^{(\Theta)}$ sia sempre una

matrice definita positiva. Spesso allora, per semplicità, si assume normalità solo sulle medie:

$$\boldsymbol{\mu}_p \sim \mathcal{N}(0, \boldsymbol{\Omega}) \quad (2.4)$$

e quindi la matrice di precisione per ottenere un GGM sarà:

$$\mathbf{K}^{(\boldsymbol{\Omega})} = \boldsymbol{\Omega}^{-1} \quad (2.5)$$

che definisce la rete *between-subjects*, cioè una struttura relazionale tra le medie dei diversi individui.

Esistono diversi modi per stimare queste strutture di reti individuali ad *effetti fissi multilevel*, tra essi la *stima pooled and individual LASSO* e l'utilizzo di modelli *Two-step VAR multilevel*.

Stima pooled and individual LASSO

Prima si stima un modello GVAR per ogni soggetto separatamente per ottenere stime specifiche individuali di reti *temporal* e *contemporaneous*. Poi si stimano reti ad *effetti fissi multilevel* con un modello GVAR sull'intero dataset nel quale i dati hanno subito la trasformazione *within-subjects* e reti *between-subjects* con un GGM sulle medie campionarie di ogni soggetto per tutte le variabili (Epskamp et al., 2018). In esso si può facilmente applicare la regolarizzazione LASSO per velocizzare la stima della struttura del modello e dei parametri (Abegaz e Wit, 2013; Foygel e Drton, 2010).

Il metodo *Pooled and individual LASSO* è implementato in R nel pacchetto `graphicalVAR` con la funzione `m1GraphicalVAR`. Con questa funzione la stima degli effetti fissi è veloce, inoltre è molto utile la selezione delle variabili nel caso delle reti individuali. Tra gli svantaggi il fatto che gli effetti fissi sono stimati con tutti i dati, indipendentemente dall'individuo, e che le reti

individuali non traggono vantaggio dall'informazione sugli altri soggetti. La procedura di stima delle reti individuali è molto lenta.

Two-step VAR multilevel

Gli *effetti fissi multilevel* e le varianze e covarianze degli *effetti casuali multilevel* possono essere stimati con modelli singoli sugli individui, come fatto con l'approccio precedente, oppure assegnando distribuzioni al di sopra dei parametri, con modelli multilivello (Hamaker, 2012). Tra i benefici, rispetto al metodo *Pooled and individual LASSO*, c'è il fatto che invece di stimare modelli VAR, e quindi singoli parametri, per ogni soggetto, basta stimare i parametri della distribuzione, poi possono essere ottenute stime dei parametri specifici per soggetto influenzate anche dal comportamento degli altri individui, grazie allo *shrinkage*. Uno svantaggio della stima multilivello è che il numero di covarianze degli effetti casuali aumenta in modo quadratico con il numero di variabili: forzare alcuni effetti casuali all'incorrelazione aiuta, ma richiede assunzioni forti.

Bringmann et al. (2013) proposero di stimare le reti *temporal* usando in modo sequenziale modelli di regressione multilivello univariati di una variabile date tutte le altre ritardate. Così facendo, si assume

$$y_{[T,p]} | \mathbf{y}_{[T-1,p]} = \mathbf{y}_{[t-1,p]} \sim \mathcal{N}(\boldsymbol{\mu}_p + \mathbf{B}_p(\mathbf{y}_{[t-1,p]} - \boldsymbol{\mu}_p), \boldsymbol{\Theta}_p). \quad (2.6)$$

Ne consegue che anche la distribuzione marginale di ogni variabile è una normale univariata:

$$y_{[T,p,i]} | \mathbf{y}_{[T-1,p]} = \mathbf{y}_{[t-1,p]} \sim \mathcal{N}(\mu_{[p,i]} + \boldsymbol{\beta}_{[p,i]}(\mathbf{y}_{[t-1,p]} - \boldsymbol{\mu}_p), \theta_{[p,i]}) \quad (2.7)$$

nella quale $y_{[T,p,i]}$ è l' i -esimo elemento di $\mathbf{y}_{[T,p]}$, $\boldsymbol{\beta}_{[p,i]}$ è l' i -esima riga di \mathbf{B}_p e $\theta_{[p,i]}$ è l' i -esimo elemento della diagonale di $\boldsymbol{\Theta}_p$. Spesso si stima $\boldsymbol{\mu}_p$ con la

media campionaria di ogni soggetto $\bar{\mathbf{y}}_p$ (Hamaker e Grasman, 2015) così il modello di livello 1 diventa:

$$y_{[t,p,i]} = \mu_{[p,i]} + \beta_{[p,i]}(\mathbf{y}_{[t-1,p]} - \bar{\mathbf{y}}_p) + \varepsilon_{[t,p,i]}$$

$$\varepsilon_{[T,p,i]} \sim \mathcal{N}(0, \theta_{[p,i]})$$

mentre il modello di livello 2 è

$$\begin{bmatrix} \mu_{[P,i]} \\ \beta_{[P,i]} \end{bmatrix} \sim \mathcal{N} \left(\begin{bmatrix} 0 \\ \beta_{*i} \end{bmatrix}, \begin{bmatrix} \omega_{\mu_i} & \omega^{(\beta_i \mu_i)T} \\ \omega^{(\beta_i \mu_i)T} & \Omega^{(\beta_i)} \end{bmatrix} \right). \quad (2.8)$$

Con questa stima sequenziale di modelli univariati si semplifica l'analisi ignorando le correlazioni tra medie e tra covarianze contemporanee e le correlazioni tra legami temporali di nodi diversi. In tal maniera però, non si stimano reti *contemporaneous* e *between-subjects*, ma si può estendere l'algoritmo fino ad ottenere il *Two-step multilevel VAR*.

- STEP 1: *Reti temporal e between-subjects*

Una volta ottenuti gli effetti *temporal* con la procedura Bringmann et al. (2013), si includono le medie campionarie di ogni soggetto $\bar{\mathbf{y}}_p$ come predittori dell'individuo. Così facendo la media dell' i -esima variabile, specifica per la persona, diventa

$$\mu_{[p,i]} = \beta_i^{(\mu)} \bar{\mathbf{y}}_{[p,-(i)]} + \varepsilon_{[p,i]}^{(\mu)}$$

dove $\beta_i^{(\mu)}$ indica l' i -esima riga senza l'elemento diagonale i di $\mathbf{B}^{(\mu)}$ e $\bar{\mathbf{y}}_{[p,-(i)]}$ indica il vettore $\bar{\mathbf{y}}_p$ senza l' i -esima variabile. Ora è possibile stimare un GGM tra medie e ottenere le reti *between-subjects*. La correlazione parziale è stimata standardizzando e facendo la media dei parametri ottenuti da due regressioni: il parametro che indica quanto bene la media A prevede la media B e quello che mostra l'opposto.

- STEP 2: *Reti contemporaneous*

Si usano i residui della prima fase per stimare modelli di regressione multilivello univariati sequenziali: si prevede ogni residuo basandosi su tutti gli altri residui della stessa occasione temporale. È una procedura di stima GGM a livello di nodo e, usando regressioni univariate multilivello piuttosto che correlando semplicemente i residui, si può imporre una struttura multilivello sulle correlazioni parziali, così da poter stimare effetti fissi e casuali. Questi subiscono la standardizzazione e la procedura di media vista anche per le reti *between-subject*.

È possibile con questo metodo rimuovere tutte le connessioni che non sono significativamente diverse da zero. Per le reti *temporal*, ogni legame è rappresentato da un parametro e ha un *p-value*. Le reti *contemporaneous* e *between-subjects* invece, essendo ottenute come media di 2 parametri, mostrano 2 *p-values* per ogni legame: si può scegliere di tenere le connessioni per cui almeno uno dei due legami è significativo o di tenerle solo se sono significativi entrambi.

Il metodo *Two-step VAR multilevel* è implementato in R nel pacchetto `m1VAR` con l'omonima funzione. Dà buoni risultati se le variabili presenti nel modello sono al massimo 8 nel caso di effetti casuali correlati, 20 se ortogonali, ed è molto veloce nella stima delle reti individuali. Purtroppo non prevede di fare selezione di variabili nei modelli individuali, cioè le reti stimate sui singoli individui conservano tutti i nodi e le connessioni possibili, e solo in seguito, in base alla significatività, alcuni effetti fissi possono essere rimossi. Le stime possono ritenersi robuste quando il numero di osservazioni per ogni individuo è superiore a 20.

2.2 Modelli econometrici per dati di panel

Trattando modelli econometrici per valutare l'evoluzione delle unità statistiche nel tempo, tramite panel di dati, subentra nuovamente il concetto di *effetti fissi* ed *effetti casuali*, ma con un significato totalmente diverso da quello visto nei modelli grafici multilevel. Nel contesto multilevel i primi sono dei coefficienti statici nel tempo e tra gli individui, che descrivono la componente comune a tutti gli individui, mentre i secondi rappresentano la componente individuale di deviazione dall'effetto fisso. Nel contesto econometrico gli effetti fissi sono invece intercette individuali fisse nel tempo che possono essere correlate con le altre covariate, mentre gli effetti casuali possono variare nel tempo ma assumono che questa correlazione sia nulla. Da qui in avanti la terminologia di *effetti fissi* ed *effetti casuali* si riferirà alla definizione econometrica.

Spesso trattando dati di panel si stimano modelli ad effetti fissi o casuali in quanto consentono di considerare sia la dipendenza tra le osservazioni appartenenti alle stesse unità, sia l'eterogeneità presente tra esse. Con questo tipo di modelli però si continua ad assumere esogeneità delle covariate, assunzione non valida nel momento in cui si aggiunge tra esse la dipendente ritardata. Per considerare, oltre alla non indipendenza delle osservazioni, l'endogeneità delle covariate e la conseguente invalidità dell'assunzione di ortogonalità tra covariate ed errore, è necessario considerare modelli dinamici. Se non si tiene conto di questa correlazione, il coefficiente stimato per la parte autoregressiva sarà distorto e lo saranno anche eventuali altri coefficienti di variabili correlati a questa variabile ritardata.

2.2.1 Modelli di regressione con effetti fissi

Il modello di regressione con *effetti fissi* è un primo semplice metodo che implica stimatori OLS per la trattazione di dati di panel (Wooldridge, 2002).

Si considera di stimare modelli della forma

$$y_{it} = \alpha + x_{it}^T \beta + \nu_i + \varepsilon_{it}. \quad (2.9)$$

con $i = 1, \dots, n$ e $t = 1, 2, \dots, T_i$, per cui sono osservati T_i periodi per l'individuo i -esimo. In questo tipo di modello, $\nu_i + \varepsilon_{it}$ è il termine d'errore d'interesse: ν_i è l'*effetto fisso*, ε_{it} è l'errore idiosincratice. Il primo può essere visto come una componente d'errore che si differenzia tra le unità e che è costante al variare delle occasioni temporali, è un termine specifico per ogni soggetto che rappresenta le caratteristiche individuali di esso, non osservate. Diversamente ε_{it} mantiene le proprietà spesso attribuitegli: valore atteso pari a 0, elementi indipendenti e identicamente distribuiti, omoschedasticità, incorrelazione con le covariate e con ν_i . In questo contesto la questione chiave è che $E(\nu_i | x_i)$ può essere una qualsiasi funzione di x_i , diversamente dal modello di regressione con effetti casuali in cui questo valore atteso è assunto pari a zero. Per lo stesso motivo però non è possibile stimare direttamente β usando OLS in quanto si otterrebbero coefficienti distorti a causa di questa correlazione tra ν_i e x_i . L'analisi ad effetti fissi è più consistente di quella ad effetti casuali nel momento in cui l'assunzione di incorrelazione non è credibile, ma al prezzo di non poter includere in x_i fattori costanti nel tempo.

Essendo l'obiettivo dell'analisi la stima del vettore di parametri β , il metodo previsto dalla stima ad effetti fissi è di trasformare l'equazione (2.9) così da eliminare gli effetti non osservati ν_i e poter stimare i parametri con il metodo OLS. All'equazione (2.9) viene quindi applicata la trasformazione

within-subject:

$$(y_{it} - \bar{y}_i) = (x_{it} - \bar{x}_i)^\top \beta + (\varepsilon_{it} - \bar{\varepsilon}_i). \quad (2.10)$$

con $\bar{y}_i = \sum_{t=1}^{T_i} \frac{y_{it}}{T_i}$. In questo modo, generalmente utilizzato per la stima di modelli ad effetti fissi, però viene rimossa e quindi non stimata l'intercetta α . Ciò causa una stima non corretta degli standard error relativi ai coefficienti stimati, che non tengono in considerazione che i coefficienti rimossi non sono veri, ma stimati. Per questo motivo si ricorre ad un'ulteriore trasformazione:

$$(y_{it} - \bar{y}_i + \bar{\bar{y}}) = \alpha + (x_{it} - \bar{x}_i + \bar{\bar{x}})^\top \beta + (\varepsilon_{it} - \bar{\varepsilon}_i + \bar{\nu}) + \bar{\bar{\varepsilon}}. \quad (2.11)$$

con $\bar{\bar{y}} = \sum_{i=1}^n \sum_{t=1}^{T_i} \frac{y_{it}}{nT_i}$, per cui vengono sommati a (2.10) i valori medi delle variabili su tutti gli individui e tutti i tempi, poi si stimano i coefficienti con metodo OLS. Questa soluzione è implementata in Stata con il comando `xtreg, fe`, assumendo $\bar{\nu} = 0$, e dà gli standard error corretti.

2.2.2 Modelli Tobit con effetti casuali

I modelli Tobit vengono utilizzati nei casi in cui si trattano dati censurati o quando più della metà dei valori della risposta sono pari a zero (Wooldridge, 2002). Il modello Tobit per dati di panel con effetti fissi è però affetto da *incidental parameters problem* (Lancaster, 2000), cioè le stime dei coefficienti risultano inconsistenti anche se il numero di occasioni temporali rilevate per ogni individuo è estremamente alto. Per considerare la presenza di effetti individuali specifici, si usano in questo caso gli effetti casuali (Poen, 2009).

La struttura del modello Tobit con effetti casuali è:

$$y_{it}^* = \alpha + x_{it}^\top \beta + \nu_i + \varepsilon_{it}. \quad (2.12)$$

$$y_{it} = \begin{cases} y_{it}^* & \text{if } y_{it} > 0 \\ 0 & \text{altrimenti} \end{cases} \quad (2.13)$$

con $i = 1, \dots, N$ che indica l'individuo, $t = 1, \dots, T_i$ l'occasione temporale, ν_i sono gli effetti casuali, sempre invarianti nel tempo, specifici per individuo e incorrelati con le covariate. Essi sono *i.i.d.* con distribuzione $\nu_i|x_i \sim \mathcal{N}(0, \sigma_\nu^2)$, mentre ε_{it} sono errori *i.i.d.* con distribuzione $\mathcal{N}(0, \sigma_\varepsilon^2)$ indipendenti da ν_i . I dati osservati y_{it}^* rappresentano la versione potenzialmente censurata del vero valore y_{it} . Si assume esogeneità delle covariate, così che i parametri stimati non risultino distorti. Sotto queste assunzioni di distribuzione e di indipendenza, considerando una dummy D_{it} che sarà $d_{it} = 1$ per le osservazioni non censurate, $d_{it} = 0$ per quelle censurate, è possibile calcolare la funzione di log verosimiglianza:

$$\begin{aligned} \ell(\beta, \sigma_\nu, \sigma_\varepsilon; y_i) &= \log \left\{ \int_{-\infty}^{+\infty} \left\{ \prod_{t=1}^{T_i} \left[\frac{1}{\sigma_\varepsilon} \phi \left(\frac{y_{it} - \alpha - x_{it}^\top \beta - \nu_i}{\sigma_\varepsilon} \right) \right]^{d_{it}} \cdot \right. \right. \\ &\quad \left. \left. \left[\phi \left(\frac{-\alpha - x_{it}^\top \beta - \nu_i}{\sigma_\varepsilon} \right) \right]^{1-d_{it}} \right\} \phi \left(\frac{\nu_i}{\sigma_\nu} \right) d\nu_i \right\} \\ \ell(\beta, \sigma_\nu, \sigma_\varepsilon; y) &= \sum_{i=1}^N \ell(\beta, \sigma_\nu, \sigma_\varepsilon; y_i) \end{aligned} \quad (2.14)$$

Data la funzione di verosimiglianza, si possono ottenere le stime di massima verosimiglianza usando degli algoritmi numerici.

2.2.3 Modelli dinamici con stimatori Arellano-Bond e Blundell-Bond

Nel momento in cui nel modello di regressione è presente la variabile dipendente ritardata, i metodi utilizzati nella maggior parte dei casi, che richiedono covariate esogene, producono stime inconsistenti. In questo caso viene meno l'incorrelazione tra regressori ed errore, in particolare tra errore e la variabile

dipendente ritardata, assunzione che non è verificata nemmeno applicando la trasformazione *within-subject*. È quindi necessario ricorrere a modelli dinamici, trattando nuovi metodi di stima che prevedono l'utilizzo di variabili strumentali.

Le ipotesi sul processo generatore dei dati alla base del metodo di stima di modelli dinamici implementato da Arellano e Bond (1991) sono:

- il processo deve essere dinamico, quindi le realizzazioni correnti della dipendente sono influenzate dalle rilevazioni passate, e lineare;
- sono presenti effetti fissi individuali arbitrariamente distribuiti;
- nel processo possono essere presenti regressori non strettamente esogeni;
- gli errori idiosincratici sono eteroschedastici e autocorrelati entro gli individui;
- gli errori idiosincratici sono incorrelati tra individui;
- gli strumenti disponibili sono interni, cioè si basano sui ritardi delle variabili strumentate;
- T_i è ridotto, n è grande.

L'equazione di un processo generatore di dati, in cui si assume l'unica variabile endogena sia la dipendente ritardata, è quindi:

$$y_{it} = \phi y_{it-1} + x_{it}^T \beta + \nu_i + \varepsilon_{it} \quad (2.15)$$

dove x_{it} comprende solo variabili esogene, $\nu_i + \varepsilon_{it}$ è l'errore complessivo, composto rispettivamente da effetti fissi ed errori idiosincratici, con $E(\nu_i) = E(\varepsilon_{it}) = E(\nu_i \varepsilon_{it}) = 0$. Un'evidente problema nella stima del modello (2.15)

è che, essendo violata l'assunzione di incorrelazione tra errore e regressori, in particolare tra y_{it-1} e ν_i , non vale la consistenza della stima OLS e sorge il *dynamic panel bias* (Nickell, 1981). L'endogeneità di y_{it-1} può essere trattata o trasformando i dati rimuovendo gli effetti fissi o strumentando le endogene con variabili incorrelate con gli effetti fissi. Il primo modo è alla base del metodo *difference GMM*, mentre il secondo è previsto dal *system GMM* (Roodman, 2020).

Difference GMM

La trasformazione usata comunemente per rimuovere gli effetti fissi è quella sulle differenze prime:

$$\Delta y_{it} = \phi \Delta y_{it-1} + \Delta x_{it}^T \beta + \Delta \varepsilon_{it}. \quad (2.16)$$

Così facendo gli effetti fissi sono spariti, ma la variabile dipendente ritardata è ancora endogena, infatti il termine y_{it-1} è correlato con ε_{it-1} , in più la trasformazione con differenza prima porta ad una diminuzione delle osservazioni disponibili quando il panel non è bilanciato, infatti risulteranno mancanti sia i valori per cui manca l'osservazione corrente che quelli per cui manca la precedente. Per risolvere quest'ultimo problema, si può applicare la *forward orthogonal deviation* (FOD) (Arellano e Bover, 1995), che sottrae ad ogni elemento, non più la rilevazione al tempo precedente, ma la media delle osservazioni future disponibili, così da minimizzare la perdita d'informazione. Assumendo sia w una generica variabile a cui applicare la FOD, essa diventa:

$$w_{it+1}^\perp \equiv c_{it} \left(w_{it} - \frac{1}{T} \sum_{s>t} w_{is} \right) \quad (2.17)$$

quindi se w era indipendentemente distribuita prima della trasformazione, manterrà questa proprietà anche dopo essere stata trasformata, mentre con

il termine c_{it} , che è un fattore di scala calcolato come $\sqrt{\frac{T_{it}}{(T_{it}+1)}}$, si mantiene, se già presente, anche l'identità in distribuzione (Roodman, 2020).

Il metodo implementato da Arellano e Bond (1991) si basa sul precedente di Anderson e Hsiao (1982) che prevedeva di strumentare le variabili endogene con un numero di ritardi fissato, sostituendo con 0 i valori NA nei vettori degli strumenti, per non perdere informazione. Arellano e Bond intuirono che il metodo risulta più efficiente nel momento in cui il numero di strumenti cambia in base alla variabile da strumentare. Tra gli strumenti vengono quindi incluse anche le variabili esogene presenti nel modello, così che le stime saranno non solo consistenti, come con Anderson e Hsiao, ma anche efficienti. Considerando il modello su variabili differenziate permane il problema della correlazione delle variabili trasformate, per esempio tra $\Delta\varepsilon_{it}$ e $\Delta\varepsilon_{it-1}$, quest'ultimo parte di Δy_{it-1} , per cui bisogna ricorrere a stimatori FEGMM (Feasible Efficient Generalized Method of Moment).

In seguito alla trasformazione iniziale, alla scelta di strumenti basati sia sui ritardi della dipendente che sulle esogene, all'applicazione di stimatori GMM si ottiene quello che viene chiamato *Stimatore difference GMM di Arellano Bond per panel dinamici*, che prende questo nome dal fatto che inizialmente Arellano e Bond utilizzavano come trasformazione la differenza prima, anche se ora è comunemente utilizzata la FOD.

System GMM

Arellano e Bond (1991) strumentano le differenze con i livelli, Blundell e Bond (1998) strumentano i livelli con le differenze. Essi verificano che, per variabili con processo simile al Random Walk, i livelli nei tempi passati danno poche informazioni sulle differenze future mentre le variazioni passate sono più informative sui livelli correnti, quindi lo stimatore *difference-GMM* non

funziona bene. Sulla base di ciò Blundell e Bond propongono un nuovo metodo di stima, lo stimatore *System-GMM*, che prevede l'introduzione di una nuova assunzione: le variazioni degli strumenti devono essere incorrelate con l'errore, in particolare con gli effetti fissi ν_i , cioè deve valere $E(\Delta w_{it}\nu_i) = 0$. Con questo metodo è possibile strumentare già il primo ritardo y_{it-1} con la differenza prima Δy_{it-1} in quanto quest'ultimo è incorrelato con ν_i , di conseguenza il primo strumento valido sarà ovviamente Δy_{i2} . Una volta individuata la matrice degli strumenti e stimata opportunamente la matrice di varianza e covarianza degli errori trasformati, è possibile procedere con le stime come già visto anche con i *difference-GMM*. Anche in questo caso, in origine il metodo prevedeva l'utilizzo delle differenze prime come strumenti, ma è comunemente usata, in quanto più robusta soprattutto con panel non bilanciati, la trasformazione FOD.

Test di Arellano-Bond

Nei modelli dinamici è necessario capire se l'autocorrelazione del termine d'errore complessivo derivi solamente dagli effetti fissi o persista nell'errore idiosincratico. Il test di Arellano-Bond valuta la presenza di autocorrelazione di quest'ultimo, infatti se fosse presente autocorrelazione anche in ε_{it} , alcuni strumenti non rispetterebbero le assunzioni e non sarebbero quindi validi. L'ipotesi nulla è che la correlazione seriale degli errori idiosincratici sui livelli, fino all'ordine l , sia pari a zero. Poiché l'assunzione iniziale ammette errori idiosincratici indipendenti e identicamente distribuiti, ci si aspetterà che l'autocorrelazione sarà diversa da zero al prim'ordine, rifiutando l'ipotesi nulla, e sempre pari a zero altrimenti. Se altre autocorrelazioni di ordine superiore al primo risultassero diverse da zero, significherebbe che le condizioni sui momenti del modello non sarebbero valide e che sarebbe quindi necessario

ricorrere a modelli che trattano relazioni non lineari.

2.3 Metodi utilizzati nell'analisi

Preliminarmente, per indagare la relazione tra le variabili d'interesse, si stimano modelli grafici multilevel con il pacchetto `m1VAR` di R assumendo ortogonalità tra le deviazioni individuali dalla media sia per tempi contemporanei che riferite a diverse occasioni temporali. Queste assunzioni sono state necessarie a causa della ridotta numerosità campionaria che non permette la stima di un numero elevato di parametri. La scelta del metodo *Two-step multilevel* piuttosto che del *Pooled and individual LASSO* deriva dal fatto che quest'ultimo, oltre a rivelarsi estremamente lento nella procedura di stima dei modelli individuali, in essi non tenga in considerazione la diversità tra gli individui. Il modello grafico *Two-step multilevel* inoltre è un buon metodo quando le variabili coinvolte non sono molte, come in questo caso, e rende possibile disporre della significatività dei coefficienti rappresentati dalle connessioni.

Utilizzando il pacchetto `m1VAR` i grafici ottenuti rappresentano (Roback e Legler, 2021):

- *Temporal network*: è una rete ottenuta utilizzando il GVAR come generalizzazione per il GGM, così da avere connessioni direzionate che valutano la forza dei legami interni agli individui, con struttura comune per tutti. Il legame direzionato che va da A a B mostra come A al tempo precedente abbia influenza su B al tempo corrente. Le frecce verdi indicano legame positivo, quelle rosse negativo, mentre l'intensità del colore definisce la forza della relazione. La linea è continua nel mo-

mento in cui la connessione è significativa (con significatività fissata al 5%), tratteggiata altrimenti. La distanza tra le variabili enfatizza la forza del legame tra esse, più sono vicine, più sarà forte e presente la connessione tra esse.

- *Contemporaneous network*: è la rete ottenuta utilizzando i residui delle stime dei modelli per la rete *temporal*. È non direzionata in quanto deriva da un GGM e valuta il legame contemporaneo residuo tra le variabili facendo la media tra il coefficiente che indica quanto bene A prevede B e quello che indica quanto bene B prevede A, rilevati allo stesso tempo. Le indicazioni di colore e spessore della connessione coincidono con quelle viste nella rete *temporal*, anche qui la significatività è fissata al 5% e i legami significativi sono rappresentati dalla linea continua.
- *Between-subject network*: è una rete che rappresenta i legami tra soggetti, quindi, deriva dalla stima di un GGM ottenuto dalle medie individuali su ogni variabile. Anche in questo caso ogni coefficiente rappresentato da una connessione è calcolato come media tra i due stimati nelle opposte direzioni. L'interpretazione si basa sulle differenze in media tra i soggetti, mentre le indicazioni grafiche della connessione coincidono con quelle viste in precedenza.

Questi modelli grafici, a causa delle assunzioni necessarie per la loro stima, sono limitati nella rappresentazione del vero contesto, per cui è utile trarre da queste prime analisi delle indicazioni generiche, ma è necessario verificarle opportunamente tramite modelli dinamici econometrici.

Nel caso econometrico, per ogni coppia di variabili d'interesse, vengono stimati inizialmente dei modelli dinamici System GMM in entrambe le direzioni,

con variabili d'interesse sia contemporanee che ritardate, quindi si valuta quale modello predomina sugli altri ed esso viene approfondito. È utile poi differenziare l'analisi dividendo la popolazione in due sottogruppi: da una parte i Paesi che hanno vinto delle medaglie, indipendentemente dal sesso dei vincitori, dall'altra quelli che, nell'edizione olimpica, non ne hanno vinta nessuna. In tal modo è possibile non solo confrontare l'effetto dei regressori nei due gruppi, ma anche paragonare i modelli che trattano la proporzione di atlete partecipanti nei Paesi vincenti con quelli per la proporzione di medaglie vinte da donne, in quanto prendono in esame le stesse unità statistiche. Nella stima dei modelli che comprendono la variabile GII sono state incluse tutte le covariate indicate precedentemente eccetto il numero medio di anni di istruzione per le donne (*FyrsSchool*), in quanto esso è parte costituente dell'indicatore stesso. Questa covariata è invece aggiunta nel momento in cui si tratta la Labor force (*LabFor*) e non più il GII. In tutti i modelli vengono inserite anche le variabili dummies indicanti gli anni delle edizioni olimpiche in quanto rendono più verosimili le assunzioni di errori idiosincratici non correlati tra individui, ma non vengono riportati nelle tabelle poichè poco utili ai fini dell'interpretazione. La componente autoregressiva della dipendente è presente in ogni modello, indipendentemente dalla risposta. Infatti, se per la quota di forza lavoro femminile rispetto alla maschile e per il GII è chiaro guardando i coefficienti di correlazione che essa sarà decisiva, non lo è altrettanto per le proporzioni indicanti la partecipazione e il successo femminile. In questi casi però, a causa della mancanza di informazioni disponibili e univoche per ogni Paese nell'ambito della percezione e degli investimenti nello sport, viene utilizzata la dipendente ritardata come miglior proxy.

Capitolo 3

Modelli dinamici: applicazione ai dati

3.1 Modelli ad effetti fissi

I primi modelli stimati sono delle semplici regressioni lineari ad effetti fissi che valutano se è presente un legame significativo da approfondire tra le variabili d'interesse. Non vengono inizialmente considerate delle covariate esogene, nè le componenti autoregressive delle dipendenti, inserite in un secondo momento.

Nella Tabella 3.1 è evidente come sia il GII sia la quota di forza lavoro femminile rispetto alla maschile abbiano impatto sulla proporzione di partecipanti femminili, sia inserite al tempo contemporaneo che ritardato. L'effetto in valore assoluto è maggiore per le variabili contemporanee, ma anche per quelle ritardate si ha significatività a livello dell'1%. Sembra quindi che queste variabili siano importanti nel definire la risposta, e gli effetti hanno il segno atteso, ma bisognerà capire se questa relazione rimarrà significativa al netto delle covariate che differenziano i Paesi.

Tabella 3.1: Regressione ad effetti fissi per proporzione di atlete partecipanti

	shPartF	shPartF	shPartF	shPartF
GII	-0.601*** (0.086)			
L.GII		-0.478*** (0.105)		
LabFor			0.006*** (0.001)	
L.LabFor				0.004*** (0.001)
Constant	0.619*** (0.033)	0.589*** (0.042)	-0.036 (0.084)	0.121 (0.096)
Observations	681	543	828	690

* $p < 0.10$, ** $p < 0.05$, *** $p < 0.01$

Trattando come risposta GII e *LabFor* ed utilizzando come regressori del modello ad effetti fissi la proporzione di partecipanti femminili per Nazione (Tabella 3.2), si nota impatto sempre significativo di quest'ultima, sia quando è inserita al tempo corrente che quando è ritardata. Anche in questo caso il segno va nella direzione attesa.

Tabella 3.2: Regressione ad effetti fissi per GII e Labor force

	GII	GII	LabFor	LabFor
shPartF	-0.137*** (0.020)		5.900*** (1.171)	
L.shPartF		-0.099*** (0.019)		4.826*** (1.127)
Constant	0.437*** (0.008)	0.412*** (0.008)	67.676*** (0.471)	68.739*** (0.443)
Observations	681	588	828	690

* $p < 0.10$, ** $p < 0.05$, *** $p < 0.01$

La medesima valutazione viene effettuata quando la variabile risposta è la proporzione di medaglie femminili vinte da donne sul totale delle medaglie vinte dalla Nazione. In questo caso la dipendente è rilevata solamente per le Nazioni che hanno vinto almeno una medaglia nell'edizione olimpica, indipendentemente dal sesso, e ciò porta ad una notevole riduzione del dataset. In più la proporzione di medaglie vinte da donne ha un elevato numero di zeri (vedi Figura 3.1), più del 25%, per cui è opportuno stimare un modello che consideri tale caratteristica: il modello Tobit. Essendo in un contesto di dati di panel viene stimato il Tobit con effetti casuali.

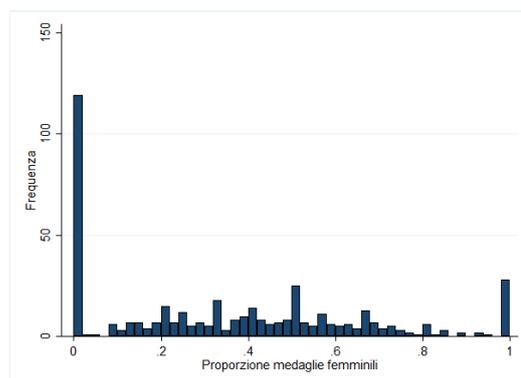


Figura 3.1: Distribuzione proporzione di medaglie femminili

In questi modelli (Tabella 3.3) il GII non ha effetto significativo nè immediato, nè ritardato sulla proporzione di medaglie vinte da donne, mentre la quota di forza lavoro femminile rispetto alla maschile ha coefficiente significativo a livello del 5%.

Tabella 3.3: Modelli Tobit RE per la proporzione di medaglie vinte da donne

	shMedF	shMedF	shMedF	shMedF
GII	-0.159 (0.183)			
L.GII		0.181 (0.177)		
LabFor			0.004** (0.001)	
L.LabFor				0.004** (0.001)
Constant	0.312*** (0.077)	0.213*** (0.078)	0.091 (0.089)	0.081 (0.091)
Observations	366	291	435	362

* $p < 0.10$, ** $p < 0.05$, *** $p < 0.01$

I modelli stimati in direzione opposta ai precedenti, quindi per valutare l'impatto della proporzione di medaglie femminili su GII e Labor force, vengono stimati con la regressione ad effetti fissi e, contrariamente ai precedenti, mostrano come il regressore d'interesse abbia impatto sia contemporaneo che ritardato sul GII, ma nessun effetto sulla quota di forza lavoro femminile rispetto alla maschile (Tabella 3.4).

Tabella 3.4: Regressione ad effetti fissi per GII e Labor force

	GII	GII	LabFor	LabFor
shMedF	-0.043*** (0.015)		0.185 (0.819)	
L.shMedF		-0.031** (0.016)		0.342 (0.826)
Constant	0.383*** (0.006)	0.367*** (0.006)	71.145*** (0.339)	71.955*** (0.325)
Observations	366	313	435	361

* $p < 0.10$, ** $p < 0.05$, *** $p < 0.01$

In seguito a quest'analisi che non considera la dinamicità delle variabili, nè l'effetto dovuto ad altre covariate esogene, è possibile procedere con la stima di modelli dinamici grafici ed econometrici, presentata nel seguito separatamente per le diverse variabili d'interesse.

3.2 GII e proporzione di atlete partecipanti

La prima relazione trattata riguarda il rapporto tra il GII e la proporzione di atlete partecipanti all'Olimpiade per Nazione ($shPartF$).

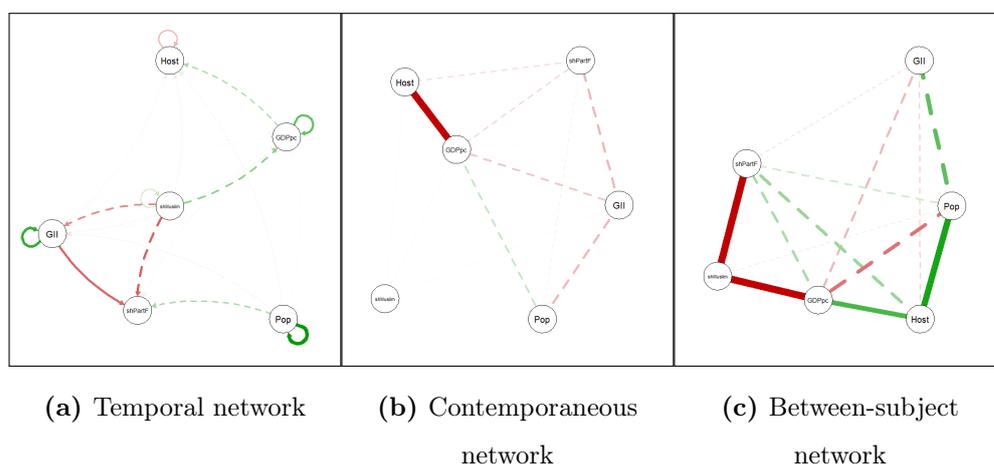


Figura 3.2: Modelli grafici multilevel con GII e proporzione partecipanti femminili

Nella rete *temporal* in Figura 3.2 è significativo a livello del 5% il legame da GII alla proporzione di partecipanti d'interesse, ciò indicherebbe che il GII al tempo precedente avrebbe impatto sulla proporzione di atlete partecipanti all'evento olimpico corrente. In particolare questo legame è negativo, cioè laddove la disparità di genere è maggiore, sarà minore la partecipazione di donne, al netto delle altre variabili. Nella stessa rete è evidente la forte autoregressività positiva del GII, che conferma ulteriormente il coefficiente di correlazione molto alto visto nelle analisi esplorative, ma anche della po-

polazione e del GDP pro capite. La rete *contemporaneous* indica un unico legame significativo forte negativo: tra il Paese ospitante e il GDP pro capite. Questa è una connessione poco credibile, in quanto, essendo questa rete costruita sui residui della prima e avendo la variabile *Host* solo 6 valori diversi da 0, la forza della relazione è probabilmente totalmente esaurita dalla prima rete stimata. A supporto di ciò anche l'informazione derivante dalla rete *between-subject* che sostiene che in media i Paesi più ricchi e popolosi siano anche quelli che ospitano le Olimpiadi. Ciò che emerge è anche che la proporzione di donne partecipanti alle Olimpiadi è in media inferiore nelle Nazioni in cui la proporzione di musulmani (*shMuslim*) è maggiore, che sono anche quelle con minore GDP pro capite.

Per indagare in modo più robusto la relazione tra GII e proporzione di atlete sul totale dei partecipanti della Nazione, si stimano modelli dinamici System GMM in senso bidirezionale, quindi utilizzando singolarmente le due variabili come dipendenti e utilizzando i regressori d'interesse sia contemporanei che ritardati.

Nei primi 3 modelli stimati nella Tabella 3.5 la variabile risposta è la proporzione di atlete partecipanti per Nazione. In questi casi il GII né ritardato (*L.GII*) né contemporaneo ha mai impatto significativo sulla risposta, ma si valuta come più credibile il modello (2), in quanto, pur con meno osservazioni del modello (1) a causa di alcuni NA, trova conferma non solo nel modello grafico precedente, ma anche nel modello (3). In quest'ultimo infatti, che comprende sia il GII ritardato che contemporaneo, si nota come il primo mantenga il segno negativo e in valore assoluto sia ancora più alto del precedente, mentre il coefficiente contemporaneo cambi segno. La scelta del modello con GII ritardato è supportata anche dal fatto che ci si aspetta che la partecipazione delle atlete dipenda molto dalla percezione delle condizioni femminili

negli anni precedenti all'Olimpiade. In particolare, se la disparità di genere nello Stato è ridotta, sarà dato maggior spazio all'allenamento sportivo delle atlete e alla loro preparazione psicologica, per cui all'Olimpiade successiva sarà prevista una maggiore partecipazione. Il modello per la proporzione di partecipanti femminili sul GII ritardato verrà quindi approfondito in seguito.

Tabella 3.5: Confronto di modelli dinamici con approccio System-GMM tra GII e proporzione di partecipanti femminili

	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
	shPartF	shPartF	shPartF	GII	GII	GII
L.shPartF	0.194** (0.082)	0.150* (0.086)	0.155* (0.087)		0.003 (0.010)	0.003 (0.010)
shPartF				0.003 (0.009)		0.001 (0.008)
L.GII		-0.026 (0.040)	-0.038 (0.139)	1.016*** (0.094)	1.016*** (0.093)	1.013*** (0.094)
GII	-0.009 (0.036)		0.013 (0.136)			
logGDPpc	-0.002 (0.005)	-0.002 (0.006)	-0.001 (0.006)	0.002 (0.002)	0.002 (0.002)	0.002 (0.002)
logPop	0.001 (0.004)	0.001 (0.004)	0.001 (0.004)	-0.000 (0.001)	-0.000 (0.001)	-0.000 (0.001)
Host	0.002 (0.019)	0.006 (0.022)	0.006 (0.022)	0.002 (0.005)	0.002 (0.005)	0.002 (0.005)
shMuslim	-0.001*** (0.000)	-0.001** (0.000)	-0.001** (0.000)	-0.000 (0.000)	-0.000 (0.000)	-0.000 (0.000)
Constant	0.360*** (0.085)	0.390*** (0.091)	0.387*** (0.091)	-0.039 (0.041)	-0.039 (0.041)	-0.038 (0.041)
Observations	573	529	525	525	525	525

Standard errors in parentheses

* $p < 0.10$, ** $p < 0.05$, *** $p < 0.01$

Gli altri 3 modelli invece valutano la relazione in senso opposto: la risposta è

il GII e la variabile della quale interessa valutare l'impatto è la proporzione di atlete partecipanti. Anche in questo caso il regressore d'interesse, nè contemporaneo, nè ritardato, ha effetto significativo sulla risposta. Il modello più opportuno nella descrizione della relazione è il (5) in quanto, come prima, il coefficiente è confermato dal modello che inserisce contemporaneamente sia la variabile d'interesse corrente che ritardata.

Per approfondire la validità e la robustezza del modello (2) della Tabella 3.5, vengono stimati più modelli (Tabella 3.6), il primo con gli effetti fissi, cioè il modello di base quando si trattano dati di panel, che però non considera l'endogeneità di $L.shPartF$, poi dei modelli dinamici con stimatore Blundell e Bond con tutti gli strumenti disponibili o solo alcuni di essi.

Tabella 3.6: Modelli per la proporzione di partecipanti femminili sul GII ritardato

	FE	SysGMM Full	SysGMM Lag2-3	SysGMM Lag2
L.shPartF	-0.068 (0.051)	0.150* (0.086)	0.149* (0.086)	0.140 (0.095)
L.GII	-0.145 (0.172)	-0.026 (0.040)	-0.025 (0.040)	-0.026 (0.040)
logGDPpc	0.010 (0.020)	-0.002 (0.006)	-0.002 (0.006)	-0.002 (0.006)
logPop	-0.234*** (0.079)	0.001 (0.004)	0.001 (0.004)	0.001 (0.004)
Host	-0.021 (0.071)	0.006 (0.022)	0.006 (0.022)	0.007 (0.022)
shMuslim	0.002 (0.005)	-0.001** (0.000)	-0.001** (0.000)	-0.001*** (0.000)
Constant	4.155*** (1.288)	0.390*** (0.091)	0.390*** (0.091)	0.395*** (0.095)
Observations	529	529	529	529

Standard errors in parentheses

* $p < 0.10$, ** $p < 0.05$, *** $p < 0.01$

La variabile risposta è la proporzione di partecipanti femminili e se nel modello ad effetti fissi solo la covariata indicante la popolazione risulta significativa, nei seguenti, più adeguati, i coefficienti significativi sono sia quello autoregressivo, sia quello riferito alla proporzione di musulmani nel Paese. Quest'ultimo è negativo e rispecchia il legame visto nella rete *between-subject*, quindi indica come nei Paesi in cui la proporzione di musulmani è maggiore, in media la proporzione di atlete partecipanti alle Olimpiadi è più bassa.

Riprendendo il modello (5) della Tabella 3.5, i modelli dinamici stimati per il GII, considerando la proporzione di partecipanti femminili al primo ritardo, mostrano che l'unico coefficiente significativo è quello autoregressivo (Tabella 3.7). Esso è superiore all'unità, decisamente più grande di quello stimato con

Tabella 3.7: Modelli per il GII sulla proporzione di atlete partecipanti ritardata

	FE	SysGMM Full	SysGMM Lag2-3	SysGMM Lag2
L.GII	0.605*** (0.043)	1.016*** (0.093)	1.041*** (0.081)	1.089*** (0.082)
L.shPartF	0.007 (0.013)	0.003 (0.010)	0.002 (0.010)	0.002 (0.012)
logGDPpc	-0.013** (0.005)	0.002 (0.002)	0.002 (0.002)	0.003 (0.002)
logPop	-0.030 (0.020)	-0.000 (0.001)	-0.000 (0.001)	-0.001 (0.001)
Host	-0.004 (0.018)	0.002 (0.005)	0.003 (0.005)	0.004 (0.007)
shMuslim	-0.000 (0.001)	-0.000 (0.000)	-0.000 (0.000)	-0.000 (0.000)
Constant	0.722** (0.322)	-0.039 (0.041)	-0.050 (0.036)	-0.071* (0.039)
Observations	525	525	525	525

Standard errors in parentheses

* $p < 0.10$, ** $p < 0.05$, *** $p < 0.01$

il modello ad effetti fissi, ma più coerente con i coefficienti di correlazione stimati nelle analisi esplorative. In questo caso il test di Arellano e Bond è al limite della significatività al primo ritardo, ciò potrebbe indicare dei problemi derivanti dalle assunzioni di correlazione lineare nulla tra variazione degli strumenti ed effetti fissi. Sarebbe opportuno verificare l'attendibilità dei coefficienti autoregressivi utilizzando modelli dinamici che considerano relazioni non lineari. Tuttavia per il caso in esame, la stima del coefficiente d'interesse, $L.shPartF$, è stabile al variare del numero di strumenti e non viene messa in dubbio la sua non significatività.

3.2.1 Paesi che hanno vinto almeno una medaglia

Tra i Paesi che hanno sempre partecipato con almeno una donna all'evento olimpico, si valuta se sono presenti differenze tra quelli che hanno vinto almeno una medaglia e quelli che non ne hanno vinta nessuna, nè tra uomini nè tra donne.

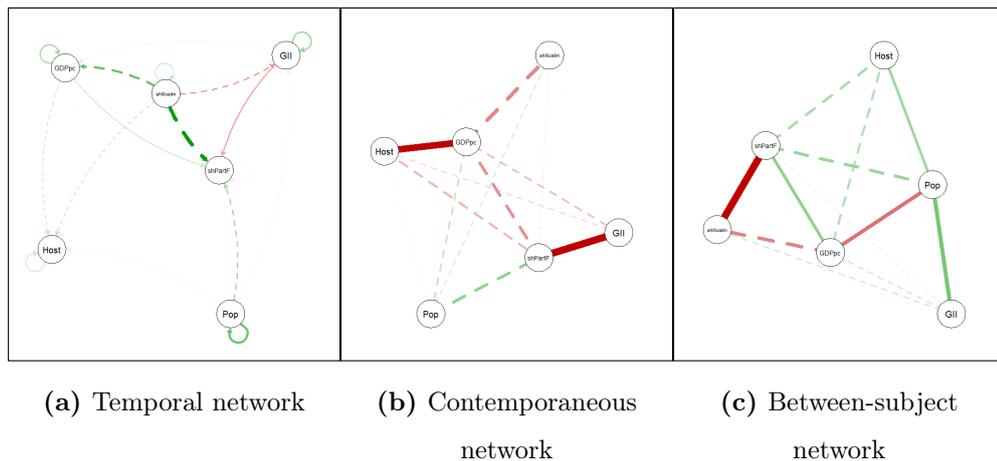


Figura 3.3: Modelli grafici multilevel con GII e proporzione di partecipanti femminili per i Paesi vincenti

Tra le Nazioni vincenti (Figura 3.3) la rete *temporal* conferma il legame significativo tra GII e proporzione di partecipanti femminili e lo rafforza la rete *contemporaneous*. Emerge invece dalla rete *between-subject* che tra i Paesi vincenti sia significativa la relazione positiva tra proporzione di partecipanti femminili e GDP pro capite.

Anche in questo caso vengono stimati modelli dinamici con approccio System GMM in entrambe le direzioni d'interesse e con regressori sia ritardati che

Tabella 3.8: Confronto di modelli dinamici con approccio System-GMM tra GII e proporzione di partecipanti femminili per i Paesi vincenti

	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
	shPartF	shPartF	shPartF	GII	GII	GII
L.shPartF	0.128 (0.124)	0.135 (0.120)	0.142 (0.122)		-0.002 (0.018)	-0.003 (0.019)
shPartF				0.005 (0.019)		0.006 (0.019)
L.GII		-0.071* (0.036)	-0.066 (0.137)	0.966*** (0.101)	0.969*** (0.095)	0.968*** (0.100)
GII	-0.060* (0.035)		-0.005 (0.132)			
logGDPpc	0.008 (0.007)	0.007 (0.007)	0.007 (0.007)	0.000 (0.003)	0.000 (0.002)	0.000 (0.003)
logPop	0.019*** (0.005)	0.020*** (0.005)	0.020*** (0.005)	-0.000 (0.004)	-0.000 (0.004)	-0.000 (0.004)
Host	-0.011 (0.022)	-0.005 (0.027)	-0.005 (0.027)	0.001 (0.005)	0.002 (0.005)	0.002 (0.005)
shMuslim	-0.001*** (0.000)	-0.001*** (0.000)	-0.001*** (0.000)	0.000 (0.000)	-0.000 (0.000)	0.000 (0.000)
Constant	0.011 (0.119)	0.015 (0.123)	0.016 (0.122)	-0.005 (0.021)	-0.005 (0.021)	-0.005 (0.021)
Observations	310	287	284	284	284	284

Standard errors in parentheses

* $p < 0.10$, ** $p < 0.05$, *** $p < 0.01$

contemporanei (Tabella 3.8). Ovviamente la popolazione su cui stimare i modelli è ridotta rispetto a prima e il dataset non sarà più bilanciato. La scelta dei modelli da approfondire ricade sul (2), che include il ritardo primo del GII, quando la risposta è la proporzione di partecipanti femminili. Come visto anche precedentemente, infatti, il modello (3) che considera sia il GII contemporaneo che ritardato conferma i coefficienti del modello (2), inoltre il coefficiente del GII ritardato è superiore in valore assoluto rispetto allo stesso contemporaneo. Quando la risposta è il GII, si sceglie il (5), in quanto confrontabile con i precedenti, stimati sull'intera popolazione, anche se sembra che l'impatto della proporzione di partecipanti femminili contemporaneo o ritardato sia simile.

Quando la risposta è la proporzione di partecipanti femminili (Tabella 3.9), limitando l'analisi ai Paesi vincenti, diventa significativo il GII al tempo precedente: all'aumentare della disparità di genere, in queste Nazioni, diminuisce la proporzione di atlete partecipanti. La stima è significativa al 10% nel momento in cui vengono utilizzati tutti gli strumenti, mentre diventa significativa anche al 5% riducendone il numero. In questo sottoinsieme di Paesi risulta significativo anche il coefficiente riferito alla popolazione, infatti all'aumentare del numero di abitanti della Nazione, a parità di altre covariate, aumenta la proporzione di partecipanti donne. È confermata invece la relazione negativa tra la dipendente e la proporzione di musulmani vista anche prima con l'intera popolazione. Il test di Arellano-Bond indica che il modello è adeguato.

Quando la risposta è il GII (Tabella 3.10), vengono confermati i risultati visti sulla popolazione totale: esso è spiegato totalmente dal suo valore al tempo precedente. A differenza dei modelli stimati sull'intera popolazione, i coefficienti autoregressivi qui sono minori, ciò potrebbe indicare che in questo

sottogruppo la crescita prevista del GII è più lenta, ma potrebbe derivare dal fatto che fanno parte di esso dei Paesi per cui la disparità di genere è meno preoccupante. Anche in questi modelli il test di Arellano-Bond dà dei problemi, quindi nel caso fosse d'interesse valutare la vera autoregressività del GII sarebbe opportuno tentare la stima di modelli dinamici che contemplano relazioni non lineari.

Tabella 3.9: Modelli per la proporzione di partecipanti femminili sul GII ritardato per i Paesi vincenti

	FE	SysGMM Full	SysGMM Lag2-3	SysGMM Lag2
L.shPartF	-0.141** (0.069)	0.135 (0.120)	0.151 (0.119)	0.097 (0.120)
L.GII	-0.035 (0.135)	-0.071* (0.036)	-0.072** (0.036)	-0.076** (0.038)
logGDPpc	0.000 (0.019)	0.007 (0.007)	0.007 (0.007)	0.008 (0.007)
logPop	-0.056 (0.106)	0.020*** (0.005)	0.020*** (0.005)	0.021*** (0.006)
Host	-0.013 (0.044)	-0.005 (0.027)	-0.006 (0.026)	-0.006 (0.027)
shMuslim	0.005 (0.004)	-0.001*** (0.000)	-0.001*** (0.000)	-0.001*** (0.000)
Constant	1.327 (1.787)	0.015 (0.123)	0.013 (0.121)	0.008 (0.127)
Observations	287	287	287	287

Standard errors in parentheses

* $p < 0.10$, ** $p < 0.05$, *** $p < 0.01$

Tabella 3.10: Modelli per il GII sulla proporzione di partecipanti femminili ritardata per i Paesi vincenti

	FE	SysGMM Full	SysGMM Lag2-3	SysGMM Lag2
L.GII	0.632*** (0.060)	0.969*** (0.095)	1.003*** (0.085)	1.002*** (0.081)
L.shPartF	-0.025 (0.031)	-0.002 (0.018)	0.005 (0.017)	0.006 (0.016)
logGDPpc	-0.021** (0.008)	0.000 (0.002)	0.001 (0.002)	0.001 (0.002)
logPop	0.007 (0.047)	-0.000 (0.004)	-0.001 (0.003)	-0.001 (0.003)
Host	-0.003 (0.020)	0.002 (0.005)	0.003 (0.005)	0.003 (0.004)
shMuslim	0.002 (0.002)	-0.000 (0.000)	-0.000 (0.000)	-0.000 (0.000)
Constant	0.158 (0.794)	-0.005 (0.021)	-0.012 (0.019)	-0.017 (0.020)
Observations	284	284	284	284

Standard errors in parentheses

* $p < 0.10$, ** $p < 0.05$, *** $p < 0.01$

3.2.2 Paesi che non hanno vinto alcuna medaglia

Nel sottogruppo di coloro che nell'edizione olimpica non hanno vinto alcuna medaglia viene rimossa la variabile *Host* in quanto essa assume sempre valore 0. Nei modelli grafici rimane la relazione negativa presente nella rete *temporal* che va dal GII alla proporzione di partecipanti femminili (Figura 3.4), a conferma del fatto che questo legame non dipende dal sottogruppo considerato. Nella rete *contemporaneous* non è più presente la connessione significativa tra *Host* e *GDPpc*, ma tra questi Paesi emerge una relazione negativa significativa tra la popolazione e il GII. Sembra inoltre che nei Paesi

non vincenti in media la proporzione di atlete partecipanti sia negativamente correlata, al netto delle altre covariate, con la popolazione, quindi che in media i Paesi più popolosi tra i non vincenti partecipino alle Olimpiadi con meno donne.

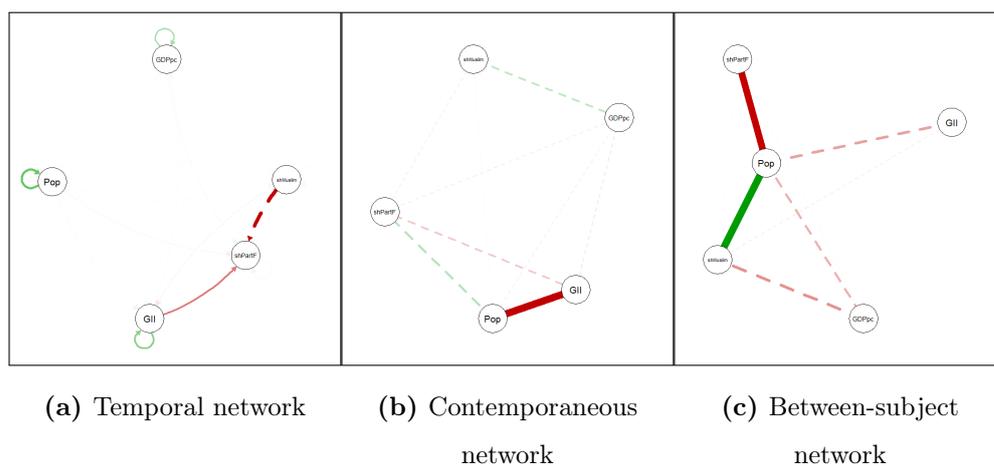


Figura 3.4: Modelli grafici multilevel con GII e proporzione di partecipanti femminili per Paesi non vincenti

Confrontando nella Tabella 3.11 i modelli System GMM che vedono come variabile dipendente la proporzione di partecipanti femminili, si definisce come modello più credibile il (2). Questo, a differenza del primo, che considera tra i regressori il GII al tempo corrente, lo include al ritardo primo ($L.GII$) e guardando al modello (3), che li include entrambi, è evidente come il coefficiente del GII ritardato sia confermato e più grande in valore assoluto rispetto a quello del GII corrente. Tra i modelli stimati in direzione opposta, quindi che hanno come risposta il GII, le differenze tra i 3 sono minime e i coefficienti stimati sembrano robusti al variare del tempo di misurazione della proporzione di partecipanti donne. Per coerenza con i modelli approfonditi in precedenza, si valuterà la robustezza del (5).

Tabella 3.11: Confronto di modelli dinamici con approccio System-GMM tra GII e proporzione di partecipanti femminili per Paesi non vincenti

	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
	shPartF	shPartF	shPartF	GII	GII	GII
L.shPartF	0.195*	0.162	0.165		0.002	0.002
	(0.101)	(0.106)	(0.107)		(0.013)	(0.012)
shPartF				-0.002		-0.002
				(0.011)		(0.010)
L.GII		0.015	0.015	1.036***	1.030***	1.031***
		(0.066)	(0.258)	(0.046)	(0.047)	(0.048)
GII	0.029		0.001			
	(0.060)		(0.252)			
logGDPpc	-0.014	-0.012	-0.012	0.003**	0.003***	0.003**
	(0.010)	(0.010)	(0.011)	(0.001)	(0.001)	(0.001)
logPop	-0.014*	-0.014*	-0.014*	0.001	0.001	0.001
	(0.008)	(0.008)	(0.008)	(0.001)	(0.001)	(0.001)
shMuslim	-0.000	-0.000	-0.000	-0.000	-0.000	-0.000
	(0.000)	(0.000)	(0.000)	(0.000)	(0.000)	(0.000)
Constant	0.678***	0.688***	0.679***	-0.080**	-0.079**	-0.078**
	(0.191)	(0.195)	(0.202)	(0.034)	(0.032)	(0.033)
Observations	263	242	241	241	241	241

Standard errors in parentheses

* $p < 0.10$, ** $p < 0.05$, *** $p < 0.01$

I modelli con risposta la proporzione di atlete partecipanti per i Paesi non vincenti (Tabella 3.12) mostrano la popolazione come unica variabile significativa, sia nel poco credibile modello ad effetti fissi, sia nei modelli dinamici esattamente specificati come conferma il test di Arellano-Bond. Essa conferma la relazione vista nella rete *between-subject* ma ha segno opposto rispetto alla stessa relazione significativa nel sottoinsieme dei Paesi vincenti. A tal proposito si può sostenere come una popolazione nazionale più numerosa stimoli la partecipazione di donne tra i Paesi vincenti, mentre definisca una

minore partecipazione femminile tra quelli non vincenti. Tra questi ultimi la proporzione di musulmani non ha impatto significativo sulla risposta, diversamente da come visto sia nel modello generale che nel sottogruppo di Paesi vincenti, nel quale la polarizzazione della popolazione islamica è maggiore.

Tabella 3.12: Modelli per la proporzione di partecipanti femminili sul GII ritardato per i Paesi non vincenti

	FE	SysGMM Full	SysGMM Lag2-3	SysGMM Lag2
L.shPartF	-0.088 (0.081)	0.162 (0.106)	0.148 (0.106)	0.175 (0.122)
L.GII	-0.350 (0.442)	0.015 (0.066)	0.018 (0.066)	0.008 (0.064)
logGDPpc	0.041 (0.040)	-0.012 (0.010)	-0.013 (0.010)	-0.011 (0.010)
logPop	-0.293* (0.158)	-0.014* (0.008)	-0.015* (0.008)	-0.014* (0.008)
shMuslim	-0.012 (0.012)	-0.000 (0.000)	-0.000 (0.000)	-0.000 (0.000)
Constant	5.139** (2.454)	0.688*** (0.195)	0.700*** (0.197)	0.669*** (0.199)
Observations	242	242	242	242

Standard errors in parentheses

* $p < 0.10$, ** $p < 0.05$, *** $p < 0.01$

Nel sottogruppo dei non vincenti, diversamente dai casi precedenti, nella determinazione del GII non è significativa solo la variabile dipendente ritardata, ma anche la ricchezza pro capite (Tabella 3.13). In particolare nei Paesi in cui il GDP pro capite è maggiore, ci si aspetta sarà maggiore anche il GII, quindi tra i Paesi non vincenti i più ricchi mostrano maggiore disparità di genere. Questo fenomeno può essere ricondotto per esempio a Paesi del Medio Oriente in cui la ricchezza non va di pari passo con la parità di genere.

Tabella 3.13: Modelli per il GII sulla proporzione di partecipanti femminili ritardata per i Paesi non vincenti

	FE	SysGMM Full	SysGMM Lag2-3	SysGMM Lag2
L.GII	0.536*** (0.077)	1.030*** (0.047)	1.027*** (0.048)	1.065*** (0.065)
L.shPartF	0.016 (0.014)	0.002 (0.013)	0.002 (0.013)	-0.001 (0.013)
logGDPpc	-0.008 (0.007)	0.003*** (0.001)	0.003*** (0.001)	0.004** (0.002)
logPop	-0.056** (0.028)	0.001 (0.001)	0.001 (0.001)	0.001 (0.001)
shMuslim	-0.003 (0.002)	-0.000 (0.000)	-0.000 (0.000)	0.000 (0.000)
Constant	1.167*** (0.428)	-0.079** (0.032)	-0.078** (0.033)	-0.095** (0.045)
Observations	241	241	241	241

Standard errors in parentheses

* $p < 0.10$, ** $p < 0.05$, *** $p < 0.01$

3.3 GII e proporzione di medaglie vinte da donne

Considerando ancora il GII, ora la seconda variabile d'interesse per cui indagare l'eventualità di un legame è la proporzione di medaglie vinte da donne, sul totale di medaglie vinte. In questa situazione si ricorre nuovamente all'approccio grafico *Two-step multilevel* per una prima valutazione, poi l'approfondimento dei legami avviene tramite modelli dinamici econometrici. Quando la variabile dipendente è la proporzione di medaglie vinte da atlete, come già visto in precedenza, non viene utilizzata come punto di partenza per i modelli econometrici la regressione lineare ad effetti fissi, ma il modello

Tobit ad effetti casuali a causa dell'elevato numero di unità con valore 0. Fortunatamente per i modelli dinamici ciò non crea problemi.

I modelli grafici (Figura 3.5) sono coerenti con quelli visti prima per il sottogruppo di Paesi vincenti, in quanto considerano le medesime unità, in particolare sono confermate le relazioni tra le covariate esogene. Nella rete *temporal* è presente un legame direzionato positivo tra la proporzione di musulmani nel Paese e il GDP pro capite, mentre nella rete *between-subject* sono presenti relazioni significative che coinvolgono la nuova variabile d'interesse: le Nazioni che hanno in media una proporzione maggiore di medaglie femminili vinte hanno una più bassa proporzione di musulmani e una maggiore disparità di genere. Quest'ultima affermazione sembra poco plausibile, bisogna quindi capire se è effettivamente supportata dai modelli econometrici o se nasce a causa dei vincoli imposti sui modelli grafici.

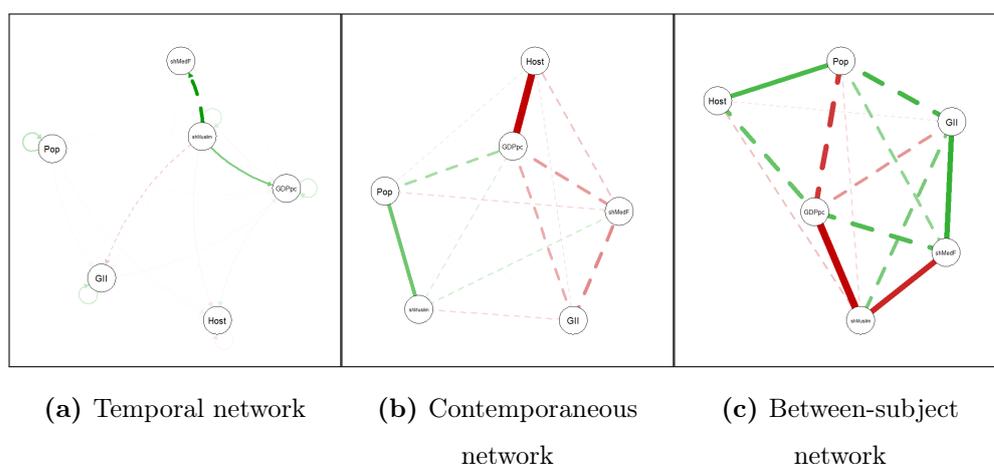


Figura 3.5: Modelli grafici multilevel con GII e proporzione di medaglie vinte da donne

Confrontando i modelli stimati in entrambe le direzioni con regressore d'interesse contemporaneo o ritardato (Tabella 3.14), il modello da approfondire quando la risposta è la proporzione di medaglie vinte da donne è il (2). Nel

modello con entrambi i ritardi del GII, che soffre di collinearità, i coefficienti sono più coerenti con quelli stimati nel (2), in particolare, lo è quello del GII ritardato che, seppur non significativo, almeno non cambia segno. Lo stesso accade in senso inverso quando la dipendente è il GII. In questo caso si sceglie il modello (5) poichè mostra coefficienti stabili rispetto al modello (6) e $L.shMedF$ ha coefficiente in valore assoluto maggiore rispetto a $shMedF$.

Tabella 3.14: Confronto di modelli dinamici con approccio System-GMM tra GII e proporzione di medaglie vinte da donne

	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
	shMedF	shMedF	shMedF	GII	GII	GII
L.shMedF	0.196	0.102	0.106		0.010	0.011
	(0.129)	(0.124)	(0.123)		(0.008)	(0.010)
shMedF				-0.003		-0.006
				(0.005)		(0.006)
L.GII		0.078	0.323	0.986***	0.959***	0.943***
		(0.118)	(0.289)	(0.089)	(0.098)	(0.088)
GII	0.058		-0.260			
	(0.100)		(0.270)			
logGDPpc	0.010	0.014	0.013	0.001	0.001	0.001
	(0.016)	(0.018)	(0.019)	(0.003)	(0.003)	(0.003)
logPop	0.036***	0.040**	0.041***	-0.000	0.000	0.001
	(0.013)	(0.015)	(0.015)	(0.003)	(0.003)	(0.003)
Host	-0.072	-0.125	-0.122	0.002	-0.000	-0.000
	(0.086)	(0.107)	(0.106)	(0.005)	(0.006)	(0.005)
shMuslim	-0.002***	-0.002***	-0.002**	-0.000	0.000	0.000
	(0.001)	(0.001)	(0.001)	(0.000)	(0.000)	(0.000)
Constant	-0.351	-0.430	-0.433	-0.018	-0.023	-0.022
	(0.291)	(0.338)	(0.338)	(0.021)	(0.025)	(0.027)
Observations	276	256	253	284	285	253

Standard errors in parentheses

* $p < 0.10$, ** $p < 0.05$, *** $p < 0.01$

Nonostante la ridotta numerosità campionaria, la stima dei modelli dinamici System GMM risulta appropriata secondo il test di Arellano Bond. Il modello Tobit con effetti casuali della Tabella 3.15 individua già le covariate che risultano poi significative anche nei modelli dinamici, tranne la componente autoregressiva della dipendente che, come ci si aspetta dato che questo tipo di modello non tratta covariate endogene, è stimata erroneamente.

Tabella 3.15: Modelli per proporzione di medaglie femminili su GII ritardato

	Tobit RE	SysGMM Full	SysGMM Lag2-3	SysGMM Lag2
L.shMedF	0.404*** (0.058)	0.102 (0.124)	0.096 (0.125)	0.172 (0.125)
L.GII	0.053 (0.083)	0.078 (0.118)	0.081 (0.119)	0.085 (0.110)
logGDPpc	0.007 (0.013)	0.014 (0.018)	0.014 (0.018)	0.014 (0.017)
logPop	0.028*** (0.011)	0.040** (0.015)	0.040** (0.015)	0.037** (0.014)
Host	-0.127 (0.146)	-0.125 (0.107)	-0.124 (0.107)	-0.120 (0.101)
shMuslim	-0.001** (0.001)	-0.002*** (0.001)	-0.002*** (0.001)	-0.002*** (0.001)
Constant	-0.268 (0.226)	-0.430 (0.338)	-0.431 (0.340)	-0.399 (0.314)
sigma_u	0.000 (0.043)			
sigma_e	0.248*** (0.011)			
Observations	256	256	256	256

Standard errors in parentheses

* $p < 0.10$, ** $p < 0.05$, *** $p < 0.01$

I modelli econometrici dinamici con approccio System GMM mostrano impatto significativo positivo della popolazione sulla risposta, quindi tra le Nazioni

vincenti, se la popolazione cresce, in media la proporzione di medaglie femminili vinte è più alta. Al contrario il coefficiente che valuta la relazione tra proporzione di musulmani e la risposta è significativo e negativo, confermando la relazione presente nella rete *between-subject*: in media, tra le Nazioni vincenti, se aumenta *shMuslim*, la proporzione di medaglie femminili vinte diminuisce.

Il modello ad effetti fissi e quelli dinamici stimati per il GII rispetto alla proporzione di medaglie femminili vinte (Tabella 3.16) non mostrano nulla di nuovo rispetto a ciò che si è visto nella Tabella 3.10: il GII corrente è definito totalmente dal suo valore al tempo precedente. Anche in questo caso, come visto prima, il test Arellano-Bond mostra alcune criticità dei modelli

Tabella 3.16: Modelli per GII su proporzione di medaglie femminili ritardata

	FE	SysGMM Full	SysGMM Lag2-3	SysGMM Lag2
L.GII	0.599*** (0.059)	0.959*** (0.098)	1.000*** (0.087)	0.952*** (0.112)
L.shMedF	-0.003 (0.010)	0.010 (0.008)	0.009 (0.008)	0.010 (0.008)
logGDPpc	-0.018** (0.008)	0.001 (0.003)	0.002 (0.003)	0.001 (0.003)
logPop	-0.018 (0.041)	0.000 (0.003)	-0.001 (0.003)	0.001 (0.003)
Host	-0.005 (0.020)	-0.000 (0.006)	0.001 (0.005)	-0.000 (0.006)
shMuslim	0.002 (0.002)	0.000 (0.000)	0.000 (0.000)	0.000 (0.000)
Constant	0.548 (0.700)	-0.023 (0.025)	-0.027 (0.024)	-0.022 (0.027)
Observations	285	285	285	285

* $p < 0.10$, ** $p < 0.05$, *** $p < 0.01$

dinamici stimati, in particolare, se fosse d'interesse la stima della componente autoregressiva, sarebbe opportuno valutare modelli che prevedono relazioni non lineari.

3.4 Labor Force e proporzione di atlete partecipanti

Vengono ora introdotti modelli in cui la disparità di genere è rappresentata dalla quota di forza lavoro femminile rispetto a quella maschile (*LabFor*). In questo caso il tema è stato già trattato da Noland e Stahler (2016), ma solamente in un senso, cioè valutando se variabili, tra cui la Labor force, avessero impatto contemporaneo su partecipazione e medaglie femminili alle Olimpiadi. Anche in quel caso sono stati stimati modelli dinamici System GMM, quindi, si tratta di approfondire ed eventualmente confermare o smentire i risultati già ottenuti, utilizzando questo nuovo dataset aggiornato ai dati del 2016. In più, come visto anche per il GII, si tratta la relazione in senso opposto, oltre che con modelli dinamici grafici.

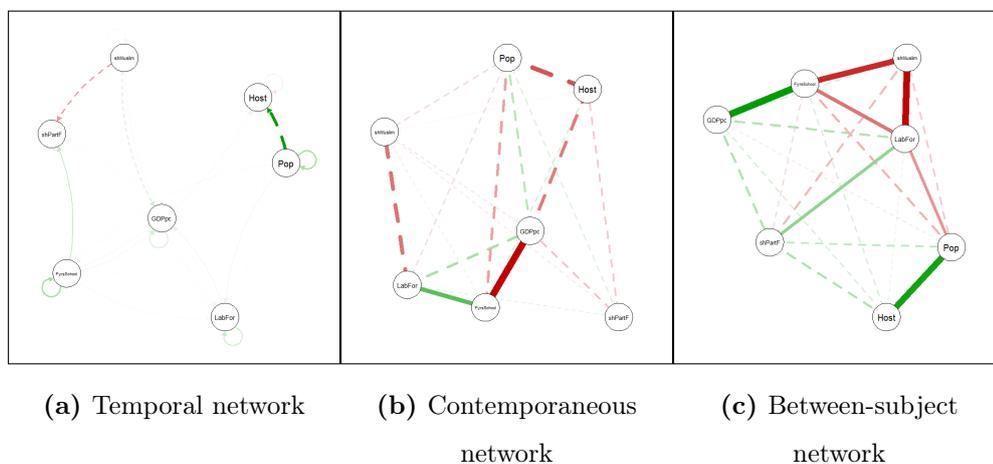


Figura 3.6: Modelli grafici multilevel con Labor force e proporzione di partecipanti femminili

L'approccio grafico (Figura 3.6) mostra nella rete *temporal* un impatto debole ma significativo della media di anni di istruzione femminile, rilevata 4 anni

prima, sulla proporzione di partecipanti femminili all'Olimpiade corrente, al netto delle altre variabili. A conferma di prime supposizioni, la rete *between-subject* evidenzia legami significativi negativi tra *shMuslim* e sia *Labor force*, sia *FyrsSchool*, mentre rimane il legame positivo significativo visto anche nel grafico 3.2 (c) tra *Host* e *Pop*. A livello contemporaneo le relazioni significative sono due ed entrambe coinvolgono la quota di forza lavoro femminile: in senso negativo con il GDP pro capite e in senso positivo con il numero medio di anni di istruzione femminile.

Il primo confronto atto a capire quali modelli approfondire è presente nella Tabella 3.17, nella quale i primi tre si riferiscono alla stima dinamica per la variabile indicante la proporzione di partecipanti femminili, gli altri per la quota di forza lavoro femminile rispetto alla maschile. Tra i primi si decide di approfondire il (2), che ha come regressore la *LabFor* ritardata, in quanto il coefficiente d'interesse trova conferma nel modello (3) che include il regressore ad entrambi i ritardi. Tra i modelli dinamici per la quota di forza lavoro femminile rispetto alla maschile invece viene scelto il (5), sia perchè i coefficienti significativi non si differenziano sostanzialmente tra i tre modelli, sia perchè, come già notato precedentemente, l'impatto strutturale della partecipazione delle atlete olimpiche ci si aspetta non sia immediato.

Il primo modello stimato nella Tabella 3.18 per la proporzione di partecipanti femminili alle Olimpiadi è quello ad effetti fissi, che, nonostante i limiti già citati, è utile confrontare con i modelli dinamici. Se in questo primo modello solo la variabile indicante la popolazione risulta significativa, una volta utilizzati degli strumenti per trattare nel modo corretto l'endogeneità della dipendente ritardata, si notano dei cambiamenti. Primo tra tutti la significatività del termine autoregressivo, non sottolineata dai modelli grafici, ma qui presente anche a livello di significatività dell'1%, ma soprattutto è significati-

va al 5% la *LabFor* ritardata: questo è il primo risultato significativo tra due variabili d'interesse per l'indagine. Essa ha impatto positivo, cioè in media nei Paesi in cui aumenta la quota di forza lavoro femminile, sarà maggiore la partecipazione di atlete donne all'Olimpiade successiva. Ha invece effetto negativo significativo sulla risposta la proporzione di musulmani nel Paese.

Tabella 3.17: Confronto di modelli dinamici con approccio System-GMM tra Labor force e proporzione di partecipanti femminili

	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
	shPartF	shPartF	shPartF	LabFor	LabFor	LabFor
L.shPartF	0.220** (0.084)	0.220*** (0.084)	0.220*** (0.084)		2.504 (1.656)	2.094 (1.437)
shPartF				2.102 (1.641)		1.583 (1.384)
L.LabFor		0.001** (0.000)	0.001 (0.002)	0.779*** (0.093)	0.774*** (0.094)	0.778*** (0.091)
LabFor	0.001** (0.000)		-0.000 (0.002)			
logGDPpc	0.007 (0.007)	0.007 (0.007)	0.007 (0.007)	0.222 (0.306)	0.223 (0.307)	0.223 (0.304)
logPop	0.005 (0.004)	0.005 (0.004)	0.005 (0.004)	-0.371 (0.240)	-0.381 (0.244)	-0.384 (0.242)
Host	0.013 (0.027)	0.014 (0.027)	0.014 (0.027)	0.284 (0.441)	0.203 (0.418)	0.181 (0.405)
shMuslim	-0.000* (0.000)	-0.000* (0.000)	-0.000* (0.000)	-0.073** (0.033)	-0.074** (0.033)	-0.071** (0.031)
FyrsSchool	-0.004 (0.003)	-0.004 (0.003)	-0.004 (0.003)	-0.249 (0.169)	-0.262 (0.171)	-0.253 (0.167)
Constant	0.156* (0.084)	0.160* (0.085)	0.158* (0.084)	23.641** (11.429)	24.117** (11.615)	23.240** (11.099)
Observations	588	588	588	588	588	588

Standard errors in parentheses

* $p < 0.10$, ** $p < 0.05$, *** $p < 0.01$

Queste evidenze del modello econometrico dinamico con stimatore System GMM non confermano le connessioni viste nei grafici 3.6, ma sono validate dalla stima di modelli con numero di strumenti ridotto.

Tabella 3.18: Modelli per proporzione di partecipanti femminili su LabFor ritardata

	FE	SysGMM Full	SysGMM Lag2-3	SysGMM Lag2
L.shPartF	-0.029 (0.047)	0.220*** (0.084)	0.223*** (0.083)	0.223** (0.095)
L.LabFor	0.000 (0.002)	0.001** (0.000)	0.001** (0.000)	0.001** (0.000)
logGDPpc	-0.022 (0.019)	0.007 (0.007)	0.007 (0.007)	0.007 (0.007)
logPop	-0.135* (0.076)	0.005 (0.004)	0.005 (0.004)	0.005 (0.004)
Host	-0.006 (0.057)	0.014 (0.027)	0.014 (0.027)	0.014 (0.027)
shMuslim	-0.000 (0.005)	-0.000* (0.000)	-0.000* (0.000)	-0.000* (0.000)
FyrsSchool	-0.011 (0.012)	-0.004 (0.003)	-0.004 (0.003)	-0.004 (0.003)
Constant	2.925** (1.265)	0.160* (0.085)	0.158* (0.084)	0.159* (0.083)
Observations	588	588	588	588

Standard errors in parentheses

* $p < 0.10$, ** $p < 0.05$, *** $p < 0.01$

Per quanto riguarda la Labor force (Tabella 3.19), già il modello ad effetti fissi individua la significatività forte del coefficiente associato alla dipendente ritardata. I modelli dinamici, oltre a confermare questo, ad un livello di significatività dell'1%, confermano ciò che si è visto nella rete *between-subject*, cioè la relazione negativa tra *shMuslim* e la risposta. Ciò indica che per

le Nazioni per le quali aumenta la proporzione di musulmani, in media diminuisce la quota di forza lavoro femminile rispetto alla maschile, al netto delle altre covariate. L'appropriatezza del metodo è garantita dal test di Arellano-Bond.

Tabella 3.19: Modelli per LabFor sulla proporzione di partecipanti femminili ritardata

	FE	SysGMM Full	SysGMM Lag2-3	SysGMM Lag2
L.LabFor	0.710*** (0.030)	0.774*** (0.094)	0.777*** (0.095)	0.777*** (0.094)
L.shPartF	-0.025 (0.807)	2.504 (1.656)	2.463 (1.655)	2.458 (1.612)
logGDPpc	-1.015*** (0.333)	0.223 (0.307)	0.228 (0.305)	0.226 (0.304)
logPop	-1.975 (1.305)	-0.381 (0.244)	-0.378 (0.241)	-0.378 (0.241)
Host	-0.514 (0.985)	0.203 (0.418)	0.202 (0.412)	0.195 (0.411)
shMuslim	-0.085 (0.078)	-0.074** (0.033)	-0.073** (0.033)	-0.073** (0.033)
FyrsSchool	0.184 (0.214)	-0.262 (0.171)	-0.260 (0.169)	-0.259 (0.169)
Constant	62.636*** (21.810)	24.117** (11.615)	23.766** (11.685)	23.816** (11.640)
Observations	588	588	588	588

Standard errors in parentheses

* $p < 0.10$, ** $p < 0.05$, *** $p < 0.01$

3.4.1 Paesi che hanno vinto almeno una medaglia

L'analisi procede valutando se i Paesi medagliati si differenziano dagli altri seguendo il metodo appena applicato sull'intera popolazione. I modelli grafici multilevel rappresentati nella Figura 3.7 non mostrano sostanziali differen-

ze da quelli ottenuti dall'intera popolazione (Figura 3.6): rimane il legame temporale debole ma significativo tra la media di anni d'istruzione femminile e la proporzione di partecipanti femminili e le relazioni negative nella rete *between-subject* tra la proporzione di musulmani e sia *LabFor* sia *FyrsSchool*.

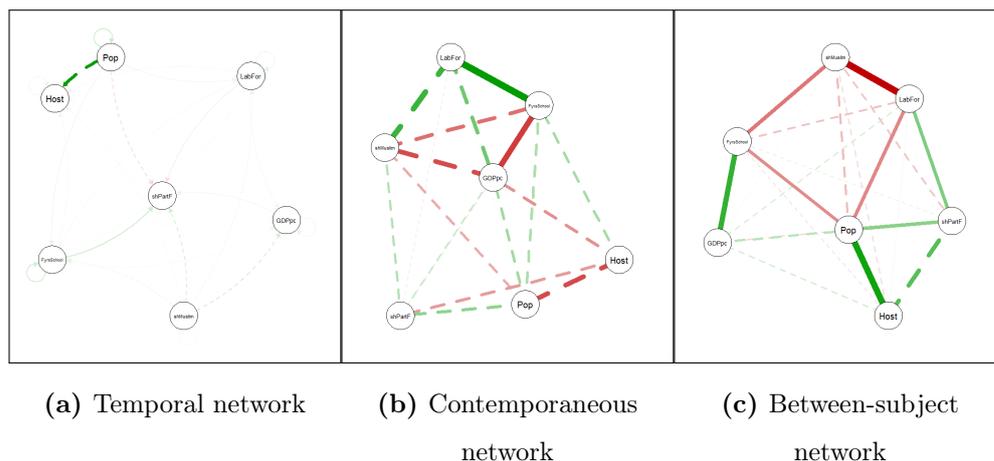


Figura 3.7: Modelli grafici multilevel con Labor force e proporzione di partecipanti femminili per i Paesi vincenti

I modelli dinamici System GMM stimati (Tabella 3.20) portano alle medesime scelte operate prima, con la predilezione quindi di quelli che contengono il regressore d'interesse ritardato, nonostante, in entrambi i casi l'impatto sia simile al variare del suo ritardo. L'adeguatezza del modello dinamico è confermata anche dai test di Arellano-Bond.

Quando la variabile dipendente è la proporzione di partecipanti femminili nei Paesi vincenti, la componente autoregressiva della risposta non risulta più significativa, mentre raddoppia il coefficiente della quota di forza lavoro femminile, rispetto alla maschile, ritardata (Tabella 3.21). Ciò dimostra che, se aumenta la *LabFor* al tempo precedente, tra le Nazioni vincenti, aumenta ancor di più di prima la proporzione di partecipanti femminili al tempo corrente. In questi modelli è confermato l'impatto significativo nega-

tivo contemporaneo della proporzione di musulmani sulla risposta, mentre è significativo a livello dell'1% il coefficiente stimato per la variabile indicante la popolazione corrente. Esso ha segno positivo, quindi se aumenta la popolazione dei Paesi vincenti, si ha un contemporaneo aumento della proporzione di atlete olimpiche nazionali degli stessi.

Tabella 3.20: Confronto di modelli dinamici con approccio System GMM tra Labor force e proporzione di partecipanti femminili per i Paesi vincenti

	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
	shPartF	shPartF	shPartF	LabFor	LabFor	LabFor
L.shPartF	0.125 (0.109)	0.127 (0.107)	0.127 (0.108)		0.649 (1.743)	0.340 (1.540)
shPartF				0.478 (1.911)		0.395 (1.881)
L.LabFor		0.002*** (0.001)	0.001 (0.003)	0.924*** (0.063)	0.913*** (0.074)	0.924*** (0.066)
LabFor	0.002*** (0.001)		0.001 (0.003)			
logGDPpc	0.010 (0.007)	0.011 (0.007)	0.011 (0.007)	0.545*** (0.170)	0.528*** (0.180)	0.543*** (0.177)
logPop	0.024*** (0.005)	0.024*** (0.005)	0.024*** (0.005)	-0.202 (0.168)	-0.220 (0.179)	-0.207 (0.182)
Host	0.003 (0.037)	0.003 (0.037)	0.003 (0.037)	0.101 (0.183)	0.086 (0.189)	0.090 (0.183)
shMuslim	-0.001* (0.000)	-0.001** (0.000)	-0.001* (0.000)	-0.023 (0.020)	-0.027 (0.024)	-0.023 (0.020)
FyrsSchool	-0.002 (0.004)	-0.002 (0.004)	-0.002 (0.004)	-0.017 (0.116)	-0.004 (0.130)	-0.019 (0.117)
Constant	-0.257** (0.119)	-0.255** (0.119)	-0.258** (0.119)	4.937 (6.643)	6.005 (7.753)	4.936 (6.990)
Observations	327	327	327	327	327	327

Standard errors in parentheses

* $p < 0.10$, ** $p < 0.05$, *** $p < 0.01$

Tabella 3.21: Modelli per la proporzione di partecipanti femminili sulla Labor force ritardata per i Paesi vincenti

	FE	SysGMM Full	SysGMM Lag2-3	SysGMM Lag2
L.shPartF	-0.145** (0.064)	0.127 (0.107)	0.134 (0.107)	0.025 (0.130)
L.LabFor	-0.003* (0.002)	0.002*** (0.001)	0.002*** (0.001)	0.002*** (0.001)
logGDPpc	-0.012 (0.019)	0.011 (0.007)	0.012 (0.007)	0.015* (0.008)
logPop	-0.075 (0.093)	0.024*** (0.005)	0.024*** (0.005)	0.027*** (0.006)
Host	-0.006 (0.034)	0.003 (0.037)	0.003 (0.037)	0.008 (0.037)
shMuslim	0.005 (0.004)	-0.001** (0.000)	-0.001* (0.000)	-0.001* (0.000)
FyrsSchool	-0.013 (0.011)	-0.002 (0.004)	-0.002 (0.004)	-0.002 (0.005)
Constant	2.111 (1.581)	-0.255** (0.119)	-0.255** (0.119)	-0.316** (0.137)
Observations	327	327	327	327

Standard errors in parentheses

* $p < 0.10$, ** $p < 0.05$, *** $p < 0.01$

I modelli dinamici stimati per la *LabFor* sui Paesi vincenti (Tabella 3.22) mostrano un aumento del coefficiente autoregressivo della dipendente, che conferma la significatività all'1%, mentre manca la significatività del coefficiente che relaziona la dipendente e la proporzione di musulmani, a differenza di quanto emerso nella popolazione totale. In questo sottogruppo risulta significativo a livello dell'1% il coefficiente positivo della variabile che identifica la ricchezza pro capite. Questo spiega come tra i Paesi vincenti non sia tanto un aumento della proporzione di musulmani a determinare la diminuzione

della quota di forza lavoro femminile, quanto un aumento del GDP pro capite a farla aumentare.

Tabella 3.22: Modelli per la Labor force sulla proporzione di partecipanti femminili ritardata per i Paesi vincenti

	FE	SysGMM Full	SysGMM Lag2-3	SysGMM Lag2
L.LabFor	0.642*** (0.044)	0.913*** (0.074)	0.915*** (0.075)	0.796*** (0.117)
L.shPartF	-1.276 (1.665)	0.649 (1.743)	0.598 (1.743)	3.425 (2.613)
logGDPpc	-1.591*** (0.492)	0.528*** (0.180)	0.532*** (0.181)	0.330 (0.266)
logPop	5.243** (2.436)	-0.220 (0.179)	-0.216 (0.179)	-0.451 (0.321)
Host	-0.537 (0.891)	0.086 (0.189)	0.084 (0.187)	0.060 (0.377)
shMuslim	-0.058 (0.103)	-0.027 (0.024)	-0.026 (0.024)	-0.062 (0.039)
FyrsSchool	0.238 (0.278)	-0.004 (0.130)	-0.007 (0.130)	0.137 (0.220)
Constant	-47.426 (41.238)	6.005 (7.753)	5.807 (7.782)	18.148 (12.582)
Observations	327	327	327	327

Standard errors in parentheses

* $p < 0.10$, ** $p < 0.05$, *** $p < 0.01$

3.4.2 Paesi che non hanno vinto alcuna medaglia

Come in precedenza nell'analisi tra i Paesi non vincenti la variabile *Host* viene rimossa dall'analisi in quanto assume valore 0 per ogni unità. In questo modo nel modello grafico *temporal* (Figura 3.8) emerge con più forza la relazione non significativa negativa, già presente quando si considera la popolazione totale, da *shMuslim* alla proporzione di partecipanti femminili.

Nella rete *between-subject* le relazioni non direzionate viste precedentemente non subiscono variazioni, mentre nella *contemporaneous* è evidente la relazione significativa negativa tra quota di forza lavoro femminile rispetto alla maschile e proporzione di musulmani, a scapito di quelle viste considerando la popolazione totale, che diventano ora non significative.

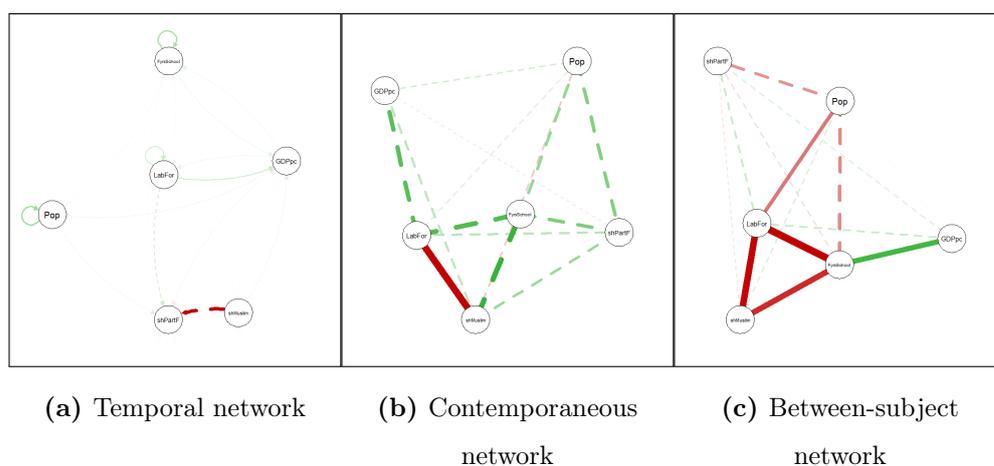


Figura 3.8: Modelli grafici multilevel con Labor force e proporzione di partecipanti femminili per i Paesi non vincenti

Nella stima dei modelli econometrici bidirezionali di confronto (Tabella 3.23), i coefficienti stimati non subiscono sostanziali mutazioni al variare del ritardo del regressore d'interesse. Vengono approfonditi quindi i modelli (2) e (5) poichè i coefficienti riferiti alla variabile d'interesse ritardata sono confermati anche con il rispettivo segno nei modelli (3) e (6) che valutano entrambi i ritardi.

Se nel modello ad effetti fissi risulta significativa solo la proporzione di musulmani (Tabella 3.24), nei modelli dinamici è confermata la significatività della componente autoregressiva che nel sottogruppo di Paesi vincenti era venuta a mancare. La quota di forza lavoro femminile rispetto alla maschile tra i Paesi non vincenti non ha impatto sulla proporzione di partecipanti

femminili all'Olimpiade, mentre ha effetto, con livello di significatività al 10%, la popolazione: nei Paesi non vincenti, se la popolazione aumenta, la proporzione di atlete partecipanti diminuisce. Non risulta significativa nemmeno più la proporzione di musulmani, che invece lo era considerando l'intera popolazione.

Tabella 3.23: Confronto di modelli dinamici con approccio System GMM tra Labor force e proporzione di partecipanti femminili per i Paesi non vincenti

	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
	shPartF	shPartF	shPartF	LabFor	LabFor	LabFor
L.shPartF	0.286*** (0.104)	0.286*** (0.104)	0.287*** (0.103)		0.510 (1.014)	0.534 (1.042)
shPartF				0.051 (0.759)		-0.068 (0.772)
L.LabFor		0.000 (0.001)	0.001 (0.003)	0.898*** (0.049)	0.899*** (0.049)	0.899*** (0.049)
LabFor	0.000 (0.001)		-0.001 (0.003)			
logGDPpc	-0.004 (0.011)	-0.004 (0.011)	-0.003 (0.011)	0.260 (0.426)	0.273 (0.428)	0.276 (0.426)
logPop	-0.011 (0.006)	-0.011* (0.006)	-0.011* (0.006)	-0.429** (0.207)	-0.421* (0.213)	-0.420** (0.210)
shMuslim	-0.000 (0.000)	-0.000 (0.000)	-0.000 (0.000)	-0.032* (0.017)	-0.031* (0.017)	-0.031* (0.017)
FyrsSchool	-0.005 (0.005)	-0.005 (0.005)	-0.005 (0.005)	-0.333* (0.173)	-0.331* (0.174)	-0.330* (0.174)
Constant	0.521*** (0.180)	0.520*** (0.181)	0.519*** (0.183)	15.991 (9.757)	15.494 (10.193)	15.420 (10.009)
Observations	261	261	261	261	261	261

Standard errors in parentheses

* $p < 0.10$, ** $p < 0.05$, *** $p < 0.01$

Tabella 3.24: Modelli per la proporzione di partecipanti femminili sulla Labor force ritardata per i Paesi non vincenti

	FE	SysGMM Full	SysGMM Lag2-3	SysGMM Lag2
L.shPartF	-0.037 (0.074)	0.286*** (0.104)	0.281*** (0.104)	0.300** (0.126)
L.LabFor	0.003 (0.003)	0.000 (0.001)	0.000 (0.001)	0.000 (0.001)
logGDPpc	-0.035 (0.037)	-0.004 (0.011)	-0.004 (0.011)	-0.004 (0.011)
logPop	0.040 (0.159)	-0.011* (0.006)	-0.011 (0.006)	-0.010* (0.006)
shMuslim	-0.017* (0.010)	-0.000 (0.000)	-0.000 (0.000)	-0.000 (0.000)
FyrsSchool	-0.014 (0.025)	-0.005 (0.005)	-0.004 (0.005)	-0.004 (0.004)
Constant	0.391 (2.514)	0.520*** (0.181)	0.519*** (0.182)	0.512*** (0.165)
Observations	261	261	261	261

Standard errors in parentheses

* $p < 0.10$, ** $p < 0.05$, *** $p < 0.01$

Quando la variabile risposta è invece la quota di forza lavoro femminile rispetto alla maschile (Tabella 3.25) vengono confermate le relazioni negative viste nella rete *between-subject*. È dominante la componente autoregressiva della dipendente e il coefficiente è superiore a quello visto con la popolazione totale, inoltre rimane la relazione negativa con la proporzione di musulmani presente anche nella rete *contemporaneous*. Tra i Paesi non vincenti all'aumentare della popolazione diminuisce la quota di forza lavoro femminile rispetto alla maschile e lo stesso accade con l'aumento degli anni medi di istruzione femminile. Ciò potrebbe derivare dal fatto che il numero medio di anni di istruzione maschile sta subendo un maggiore aumento in questi Paesi, oppure

perchè le donne istruite cercano lavoro al di fuori del loro Paese natale.

Tabella 3.25: Modelli per la Labor force sulla proporzione di partecipanti femminili ritardata per i Paesi non vincenti

	FE	SysGMM Full	SysGMM Lag2-3	SysGMM Lag2
L.LabFor	0.719*** (0.047)	0.899*** (0.049)	0.902*** (0.048)	0.883*** (0.054)
L.shPartF	-0.126 (1.091)	0.510 (1.014)	0.518 (1.007)	0.515 (1.013)
logGDPpc	-0.456 (0.541)	0.273 (0.428)	0.285 (0.421)	0.188 (0.462)
logPop	-8.356*** (2.336)	-0.421* (0.213)	-0.414* (0.209)	-0.459* (0.237)
shMuslim	-0.161 (0.144)	-0.031* (0.017)	-0.030* (0.017)	-0.036* (0.020)
FyrsSchool	0.245 (0.361)	-0.331* (0.174)	-0.321* (0.171)	-0.368* (0.197)
Constant	157.741*** (37.027)	15.494 (10.193)	14.953 (10.017)	18.269 (11.417)
Observations	261	261	261	261

Standard errors in parentheses

* $p < 0.10$, ** $p < 0.05$, *** $p < 0.01$

3.5 Labor Force e proporzione di medaglie vinte da donne

Utilizzando ora come variabile d'interesse non più la proporzione di partecipanti femminili sul totale, ma la proporzione di medaglie vinte da donne sul totale delle medaglie vinte dalla Nazione, vengono approfonditi i modelli dinamici grafici ed econometrici. In questo caso le unità considerate sono solo quelle che hanno vinto almeno una medaglia, indipendentemente dal sesso

del vincitore, nell'edizione olimpica. I modelli grafici della Figura 3.9 sono confrontabili con quelli della Figura 3.7 in quanto sono costruiti sulle stesse unità, quindi le variazioni dipenderanno esclusivamente dal cambiamento della variabile d'interesse. Nella rete *temporal* emerge una relazione positiva e significativa dalla proporzione di musulmani alla proporzione di medaglie vinte da donne, da valutare se verrà confermata o smentita nei modelli dinamici econometrici, mentre le altre relazioni significative presenti confermano quelle già viste.

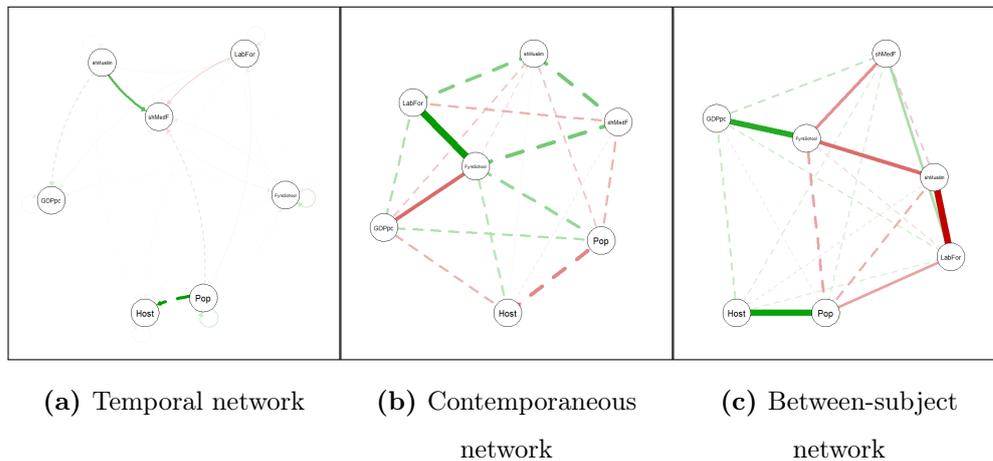


Figura 3.9: Modelli grafici multilevel con Labor force e proporzione di medaglie femminili sul totale

Si confrontano i modelli econometrici dinamici in entrambe le direzioni d'interesse, sia per la proporzione di medaglie femminili vinte, sia per la quota di forza lavoro femminile rispetto alla maschile, stimati con il regressore d'interesse sia contemporaneo che ritardato. Anche in questo caso i modelli scelti sono quelli che contengono il regressore d'interesse ritardato, quindi il (2) e il (5) della Tabella 3.26. I coefficienti di questi sono infatti confermati dai modelli (3) e (6) che contengono entrambi i ritardi del regressore d'interes-

se, inoltre evidenziano come in valore assoluto il coefficiente della variabile ritardata sia maggiore di quella contemporanea.

Tabella 3.26: Confronto di modelli dinamici con approccio System-GMM tra Labor force e proporzione di medaglie vinte da donne

	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
	shMedF	shMedF	shMedF	LabFor	LabFor	LabFor
L.shMedF	0.133 (0.129)	0.134 (0.128)	0.133 (0.128)		0.287 (0.612)	0.252 (0.644)
shMedF				0.381 (0.421)		-0.058 (0.384)
L.LabFor		0.004** (0.002)	0.004 (0.006)	0.917*** (0.066)	0.865*** (0.069)	0.926*** (0.076)
LabFor	0.004** (0.002)		0.000 (0.006)			
logGDPpc	0.013 (0.019)	0.016 (0.019)	0.015 (0.019)	0.546*** (0.172)	0.353 (0.219)	0.548*** (0.181)
logPop	0.039** (0.015)	0.038** (0.015)	0.038** (0.015)	-0.219 (0.154)	-0.276 (0.189)	-0.221 (0.165)
Host	-0.016 (0.092)	-0.016 (0.092)	-0.016 (0.092)	0.098 (0.198)	0.135 (0.268)	0.136 (0.202)
shMuslim	-0.001 (0.001)	-0.001 (0.001)	-0.001 (0.001)	-0.026 (0.022)	-0.042 (0.026)	-0.017 (0.025)
FyrsSchool	-0.013 (0.011)	-0.013 (0.010)	-0.013 (0.011)	-0.021 (0.121)	0.144 (0.177)	0.044 (0.154)
Constant	-0.538 (0.384)	-0.540 (0.382)	-0.541 (0.383)	5.863 (7.084)	11.009 (7.534)	4.529 (7.565)
Observations	288	288	288	327	326	288

Standard errors in parentheses

* $p < 0.10$, ** $p < 0.05$, *** $p < 0.01$

Trattando come dipendente la proporzione di medaglie vinte da donne, ed essendo questa, come già sottolineato nella trattazione con il GII, una variabile con moltissimi zeri, il primo modello stimato di riferimento (Tabella

3.27) non è un modello di regressione lineare ad effetti fissi ma un Tobit con effetti casuali. Esso non stima correttamente, come atteso, il coefficiente autoregressivo, mentre gli altri sono in linea con i coefficienti stimati con modelli dinamici System GMM. Le variabili che impattano significativamente sulla proporzione di medaglie vinte da donne, tra i Paesi vincenti, sono la quota di forza lavoro femminile rispetto alla maschile, significativa a livello del 5% e positiva, e la popolazione.

Tabella 3.27: Modelli per proporzione di medaglie femminili su LabFor ritardata

	Tobit RE	SysGMM Full	SysGMM Lag2-3	SysGMM Lag2
L.shMedF	0.381*** (0.056)	0.134 (0.128)	0.132 (0.129)	0.180 (0.116)
L.LabFor	0.004*** (0.001)	0.004** (0.002)	0.004** (0.002)	0.004** (0.002)
logGDPpc	0.008 (0.016)	0.016 (0.019)	0.016 (0.019)	0.016 (0.018)
logPop	0.028** (0.011)	0.038** (0.015)	0.038** (0.015)	0.036** (0.014)
Host	-0.023 (0.112)	-0.016 (0.092)	-0.016 (0.092)	-0.015 (0.089)
shMuslim	-0.000 (0.001)	-0.001 (0.001)	-0.001 (0.001)	-0.001 (0.001)
FyrsSchool	-0.011 (0.010)	-0.013 (0.010)	-0.013 (0.011)	-0.013 (0.010)
Constant	-0.385 (0.272)	-0.540 (0.382)	-0.541 (0.382)	-0.503 (0.365)
sigma_u	0.000 (0.044)			
sigma_e	0.246*** (0.010)			
Observations	288	288	288	288

Standard errors in parentheses

* $p < 0.10$, ** $p < 0.05$, *** $p < 0.01$

Si deduce quindi che all'aumentare della popolazione nazionale aumenti anche la proporzione di medaglie vinte da donne nello stesso anno, mentre questo aumento si vede nell'edizione olimpica seguente all'aumento della *LabFor*. In questo caso le indicazioni dei modelli grafici dinamici non sono confermate. I modelli econometrici dinamici per la quota di forza lavoro femminile rispetto alla maschile (Tabella 3.28) rispecchiano quelli stimati per il GII. Anche in questo caso la componente autoregressiva della risposta prevale su tutte le altre covariate, risultando l'unica significativa. Diversamente dal GII, il coefficiente risulta elevato, ma non vicino all'unità, per cui è più credibile.

Tabella 3.28: Modelli LabFor su proporzione di medaglie femminili ritardata

	FE	SysGMM Full	SysGMM Lag2-3	SysGMM Lag2
L.LabFor	0.667*** (0.041)	0.865*** (0.069)	0.866*** (0.069)	0.812*** (0.076)
L.shMedF	0.034 (0.506)	0.287 (0.612)	0.281 (0.609)	0.519 (0.714)
logGDPpc	-1.847*** (0.460)	0.353 (0.219)	0.355 (0.218)	0.267 (0.263)
logPop	2.115 (2.095)	-0.276 (0.189)	-0.274 (0.188)	-0.368 (0.232)
Host	-0.551 (0.850)	0.135 (0.268)	0.134 (0.265)	0.187 (0.374)
shMuslim	0.008 (0.097)	-0.042 (0.026)	-0.042 (0.026)	-0.060** (0.029)
FyrsSchool	0.195 (0.264)	0.144 (0.177)	0.142 (0.175)	0.199 (0.220)
Constant	4.688 (35.884)	11.009 (7.534)	10.865 (7.521)	16.754* (8.466)
Observations	326	326	326	326

Standard errors in parentheses

* $p < 0.10$, ** $p < 0.05$, *** $p < 0.01$

Capitolo 4

Analisi di robustezza

I modelli stimati nel capitolo precedente si sono dimostrati robusti rispetto al metodo utilizzato, infatti, al variare degli strumenti, le conclusioni vengono confermate. In questo capitolo si presenta una selezione di altri modelli econometrici dinamici con stimatore System GMM in cui le variabili coincidono con le precedenti nella sostanza, ma saranno ritardate, non trasformate oppure valutate in termini assoluti piuttosto che relativi, così da capire se i risultati ottenuti dipendevano dalla scelta delle variabili o se sono robusti.

4.1 Scelta delle covariate

In un primo momento, la robustezza dei risultati del Capitolo 3 viene testata sia cambiando i ritardi dei regressori sia inserendo le covariate esogene originali, se precedentemente utilizzate trasformate. Nella Tabella 4.1, con i primi 3 modelli si valuta la robustezza del modello nella Tabella 3.6, negli ultimi quella del modello nella Tabella 3.7. Nei modelli (1) e (4), tra i regressori sono presenti il GDP pro capite e la popolazione senza aver applicato la trasformazione logaritmica, in (2) e (5) vengono utilizzate le esogene rilevate al

tempo precedente, in (3) e (6) viene inserita la componente autoregressiva di second'ordine oltre che quella di primo. In ognuno di questi modelli stimati sono confermati l'impatto e la significatività dei coefficienti visti prima.

Tabella 4.1: Modelli per GII e per Proporzione di partecipanti femminili

	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
	shPartF	shPartF	shPartF	GII	GII	GII
L.shPartF	0.164*	0.151*	0.188*	0.038	0.037	0.093
	(0.083)	(0.087)	(0.096)	(0.036)	(0.034)	(0.075)
L2.shPartF			0.106			
			(0.085)			
L.GII	-0.027	-0.029	-0.043	1.016***	1.021***	1.080***
	(0.040)	(0.041)	(0.037)	(0.082)	(0.092)	(0.203)
L2.GII						-0.090
						(0.232)
GDPpc	0.000			0.000		
	(0.000)			(0.000)		
Pop	0.000			0.000		
	(0.000)			(0.000)		
Host	0.004		-0.018	0.000		-0.006
	(0.021)		(0.023)	(0.006)		(0.009)
shMuslim	-0.001**		-0.001***	0.000		0.000
	(0.000)		(0.000)	(0.000)		(0.000)
logGDPpc			-0.002			0.003
			(0.006)			(0.002)
logPop			0.002			-0.001
			(0.004)			(0.001)
L.logGDPpc		-0.001			0.003	
		(0.006)			(0.002)	
L.logPop		0.001			-0.001	
		(0.004)			(0.001)	
L.Host		0.020			-0.008	
		(0.021)			(0.007)	
L.shMuslim		-0.001**			0.000	
		(0.000)			(0.000)	
Constant	0.378***	0.389***	0.327***	-0.049*	-0.056	-0.069
	(0.038)	(0.096)	(0.101)	(0.025)	(0.037)	(0.060)
Observations	525	524	435	525	524	395

Standard errors in parentheses

* $p < 0.10$, ** $p < 0.05$, *** $p < 0.01$

Gli stessi modelli vengono applicati sulla popolazione di Paesi che hanno vinto almeno una medaglia, indipendentemente dal genere del vincitore (Tabella 4.2) e sui Paesi che non ne hanno vinta alcuna (Tabella 4.3).

Tabella 4.2: Modelli per GII e Proporzione atlete partecipanti nei Paesi vincenti

	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
	shPartF	shPartF	shPartF	GII	GII	GII
L.shPartF	0.250** (0.115)	0.148 (0.122)	0.153 (0.131)	0.004 (0.048)	0.015 (0.050)	0.085 (0.158)
L2.shPartF			0.087 (0.123)			
L.GII	-0.067* (0.037)	-0.074** (0.037)	-0.064 (0.040)	0.956*** (0.082)	0.972*** (0.094)	1.057*** (0.262)
L2.GII						-0.065 (0.306)
GDPpc	0.000 (0.000)			0.000 (0.000)		
Pop	0.000* (0.000)			0.000 (0.000)		
Host	0.010 (0.023)		-0.030 (0.027)	0.001 (0.004)		-0.003 (0.006)
shMuslim	-0.001*** (0.000)		-0.001*** (0.000)	0.000 (0.000)		0.000 (0.000)
logGDPpc			0.006 (0.007)			0.001 (0.003)
logPop			0.019*** (0.006)			-0.003 (0.005)
L.logGDPpc		0.007 (0.007)			0.001 (0.002)	
L.logPop		0.020*** (0.005)			-0.000 (0.004)	
L.Host		-0.006 (0.019)			-0.006 (0.007)	
L.shMuslim		-0.001*** (0.000)			0.000 (0.000)	
Constant	0.340*** (0.054)	0.011 (0.122)	-0.001 (0.111)	-0.007 (0.035)	-0.019 (0.021)	-0.018 (0.036)
Observations	284	285	235	284	285	215

Standard errors in parentheses

Tabella 4.3: Modelli per GII e per Proporzione di partecipanti femminili nei Paesi non vincenti

	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
	shPartF	shPartF	shPartF	GII	GII	GII
L.shPartF	0.157 (0.101)	0.150 (0.108)	0.171 (0.108)	0.027 (0.045)	0.021 (0.046)	0.060 (0.048)
L2.shPartF			0.093 (0.088)			
L.GII	-0.006 (0.063)	0.009 (0.067)	-0.035 (0.065)	1.018*** (0.052)	1.017*** (0.050)	1.137*** (0.096)
L2.GII						-0.168 (0.094)
GDPpc	-0.000 (0.000)			0.000** (0.000)		
Pop	-0.000*** (0.000)			0.000* (0.000)		
shMuslim	0.000 (0.000)		-0.000 (0.000)	-0.000 (0.000)		-0.000 (0.000)
logGDPpc			-0.011 (0.011)			0.003 (0.002)
logPop			-0.012 (0.009)			0.001 (0.001)
L.logGDPpc		-0.012 (0.011)			0.004* (0.002)	
L.logPop		-0.015* (0.009)			0.001 (0.001)	
L.shMuslim		-0.000 (0.000)			-0.000 (0.000)	
Constant	0.392*** (0.045)	0.704*** (0.220)	0.627*** (0.233)	-0.046** (0.023)	-0.085* (0.045)	-0.071 (0.046)
Observations	241	239	200	241	239	180

Standard errors in parentheses

* $p < 0.10$, ** $p < 0.05$, *** $p < 0.01$

Nella Tabella 4.4 i primi 3 modelli si riferiscono a quelli stimati nella Tabella 3.15, gli altri a quelli della Tabella 3.16. Anche in questo caso le conclusioni sono confermate.

Tabella 4.4: Modelli per GII e per Proporzione di medaglie femminili

	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
	shMedF	shMedF	shMedF	GII	GII	GII
L.shMedF	0.126 (0.123)	0.089 (0.125)	0.021 (0.143)	-0.005 (0.021)	-0.001 (0.025)	0.013 (0.025)
L2.shMedF			-0.046 (0.136)			
L.GII	0.104 (0.121)	0.071 (0.123)	0.044 (0.147)	0.948*** (0.072)	0.947*** (0.087)	0.997*** (0.305)
L2.GII						-0.034 (0.308)
GDPpc	0.000* (0.000)			0.000 (0.000)		
Pop	0.000*** (0.000)			0.000 (0.000)		
Host	-0.090 (0.096)		-0.208 (0.135)	0.001 (0.004)		-0.001 (0.006)
shMuslim	-0.001* (0.001)		-0.002** (0.001)	0.000 (0.000)		0.000 (0.000)
logGDPpc			0.027 (0.026)			0.003 (0.003)
logPop			0.046** (0.020)			-0.000 (0.003)
L.logGDPpc		0.012 (0.018)			0.002 (0.003)	
L.logPop		0.041** (0.016)			0.001 (0.003)	
L.Host		-0.028 (0.019)			-0.006 (0.008)	
L.shMuslim		-0.002*** (0.001)			0.000 (0.000)	
Constant	0.295*** (0.084)	-0.417 (0.340)	-0.655 (0.441)	-0.004 (0.024)	-0.036 (0.033)	-0.044 (0.035)
Observations	253	254	197	253	254	189

Standard errors in parentheses

* $p < 0.10$, ** $p < 0.05$, *** $p < 0.01$

Si ripete lo stesso schema nelle Tabelle 4.5, 4.6 e 4.7 per i modelli che trattano *LabFor* e la proporzione di partecipanti donne stimati rispettivamente sull'intera popolazione, sui Paesi vincenti e sui non vincenti.

Tabella 4.5: Modelli per Labor force e per Proporzione di partecipanti femminili

	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
	shPartF	shPartF	shPartF	LabFor	LabFor	LabFor
L.shPartF	0.228*** (0.083)	0.215** (0.084)	0.235*** (0.086)	5.247 (3.914)	6.808 (5.517)	3.723 (4.969)
L2.shPartF			0.149 (0.078)			
L.LabFor	0.001** (0.000)	0.001** (0.000)	0.001** (0.000)	0.829*** (0.045)	0.794*** (0.080)	1.014*** (0.158)
L2.LabFor						-0.143 (0.107)
GDPpc	0.000 (0.000)			0.000* (0.000)		
Pop	0.000* (0.000)			-0.000* (0.000)		
Host	0.011 (0.032)		-0.006 (0.033)	0.383 (0.388)		0.078 (0.411)
shMuslim	-0.000 (0.000)		-0.000** (0.000)	-0.054*** (0.017)		-0.039* (0.020)
FyrsSchool	-0.003 (0.003)		-0.005* (0.003)	-0.277** (0.137)		-0.178 (0.125)
logGDPpc			0.009 (0.007)			0.371* (0.189)
logPop			0.005 (0.003)			-0.286 (0.164)
L.logGDPpc		0.007 (0.006)			0.274 (0.296)	
L.logPop		0.005 (0.004)			-0.423* (0.237)	
L.Host		0.009 (0.014)			0.312 (0.775)	
L.shMuslim		-0.000 (0.000)			-0.064** (0.027)	
L.FyrsSchool		-0.004 (0.003)			-0.258* (0.154)	
Constant	0.258*** (0.051)	0.149* (0.086)	0.089 (0.080)	14.243*** (3.773)	20.663** (9.411)	12.098** (6.086)
Observations	588	588	470	588	588	470

Standard errors in parentheses

Tabella 4.6: Modelli per Labor force e per Proporzione di partecipanti femminili nei Paesi vincenti

	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
	shPartF	shPartF	shPartF	LabFor	LabFor	LabFor
L.shPartF	0.209*	0.137	0.115	5.028	-0.286	-3.633
	(0.107)	(0.105)	(0.113)	(4.940)	(4.522)	(4.705)
L2.shPartF			0.162			
			(0.121)			
L.LabFor	0.001***	0.002***	0.001**	0.872***	0.944***	1.235***
	(0.000)	(0.000)	(0.001)	(0.064)	(0.058)	(0.091)
L2.LabFor						-0.221
						(0.194)
GDPpc	0.000			0.000***		
	(0.000)			(0.000)		
Pop	0.000***			-0.000*		
	(0.000)			(0.000)		
Host	0.012		-0.015	0.251		0.429
	(0.037)		(0.043)	(0.282)		(0.304)
shMuslim	-0.001*		-0.001**	-0.039*		-0.004
	(0.000)		(0.000)	(0.019)		(0.015)
FyrsSchool	-0.002		-0.002	0.014		-0.106
	(0.004)		(0.004)	(0.086)		(0.105)
logGDPpc			0.007			0.537***
			(0.007)			(0.174)
logPop			0.019***			-0.030
			(0.006)			(0.178)
L.logGDPpc		0.009			0.671***	
		(0.007)			(0.179)	
L.logPop		0.025***			-0.175	
		(0.005)			(0.198)	
L.Host		-0.008			-0.230	
		(0.016)			(0.407)	
L.shMuslim		-0.001*			-0.018	
		(0.000)			(0.017)	
L.FyrsSchool		0.000			-0.093	
		(0.004)			(0.109)	
Constant	0.246***	-0.273**	-0.149	7.905**	2.715	-0.881
	(0.053)	(0.120)	(0.120)	(3.653)	(6.299)	(5.003)
Observations	327	328	263	327	328	263

Standard errors in parentheses

* $p < 0.10$, ** $p < 0.05$, *** $p < 0.01$

Tabella 4.7: Modelli per Labor force e per Proporzione di partecipanti femminili nei Paesi non vincenti

	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
	shPartF	shPartF	shPartF	LabFor	LabFor	LabFor
L.shPartF	0.295*** (0.104)	0.277*** (0.104)	0.286** (0.110)	-0.150 (3.652)	1.202 (3.431)	2.700 (5.535)
L2.shPartF			0.177* (0.104)			
L.LabFor	0.000 (0.001)	0.000 (0.001)	0.000 (0.001)	0.867*** (0.042)	0.893*** (0.046)	1.170*** (0.144)
L2.LabFor						-0.229 (0.128)
GDPpc	0.000 (0.000)			0.000*** (0.000)		
Pop	-0.000 (0.000)			-0.000* (0.000)		
shMuslim	-0.000 (0.000)		-0.000 (0.000)	-0.038** (0.017)		-0.017 (0.017)
FyrsSchool	-0.004 (0.005)		-0.009** (0.004)	-0.384* (0.230)		-0.086* (0.192)
logGDPpc			0.003 (0.014)			0.257 (0.287)
logPop			-0.009 (0.006)			-0.171* (0.191)
L.logGDPpc		-0.002 (0.010)			0.233 (0.454)	
L.logPop		-0.011* (0.006)			-0.457** (0.224)	
L.shMuslim		-0.000 (0.000)			-0.034** (0.017)	
L.FyrsSchool		-0.005 (0.005)			-0.346** (0.165)	
Constant	0.321*** (0.090)	0.510*** (0.174)	0.398* (0.237)	13.344*** (4.726)	16.202* (9.475)	5.312 (8.946)
Observations	261	260	207	261	260	207

Standard errors in parentheses

* $p < 0.10$, ** $p < 0.05$, *** $p < 0.01$

Infine si replicano i modelli per la relazione tra quota di forza lavoro femminile rispetto alla maschile e proporzione di medaglie femminili (Tabella 4.8 da

confrontare con Tabella 3.27 e Tabella 3.28).

Tabella 4.8: Modelli per Labor force e per Proporzione di medaglie femminili

	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
	shMedF	shMedF	shMedF	LabFor	LabFor	LabFor
L.shMedF	0.149 (0.129)	0.128 (0.128)	0.186 (0.148)	4.005* (2.066)	2.600 (1.827)	1.583 (2.018)
L2.shMedF			0.040 (0.133)			
L.LabFor	0.003* (0.001)	0.004** (0.002)	0.004** (0.002)	0.822*** (0.089)	0.889*** (0.089)	1.185*** (0.099)
L2.LabFor						-0.138** (0.070)
GDPpc	0.000 (0.000)			0.000** (0.000)		
Pop	0.000*** (0.000)			-0.000 (0.000)		
Host	0.003 (0.085)		-0.002 (0.116)	0.296 (0.431)		0.536 (0.481)
shMuslim	-0.001 (0.001)		-0.000 (0.001)	-0.048 (0.029)		-0.003 (0.018)
FyrsSchool	-0.017 (0.012)		-0.001 (0.011)	0.166 (0.174)		0.032 (0.147)
logGDPpc			0.017 (0.023)			0.457*** (0.168)
logPop			0.037* (0.019)			-0.294 (0.199)
L.logGDPpc		0.012 (0.017)			0.534** (0.205)	
L.logPop		0.039** (0.015)			-0.387* (0.222)	
L.Host		-0.022 (0.025)			-0.332 (0.608)	
L.shMuslim		-0.001 (0.001)			-0.023 (0.029)	
L.FyrsSchool		-0.010 (0.011)			0.061 (0.179)	
Constant	0.323** (0.148)	-0.536 (0.390)	-0.777* (0.416)	10.779* (5.566)	9.054 (9.116)	4.617 (6.487)
Observations	288	289	216	288	289	232

Standard errors in parentheses

* $p < 0.10$, ** $p < 0.05$, *** $p < 0.01$

4.2 Confronto con studi precedenti

La relazione dinamica tra quota di forza lavoro femminile, rispetto alla maschile, e proporzione di atlete partecipanti o proporzione di medaglie vinte da donne è stata già trattata da Noland e Stahler (2016). L'articolo è volto ad indagare quali sono le variabili che hanno impatto sulle misure di partecipazione e performance olimpiche femminili.

I dati trattati vanno dal 1960 al 2012, ma se i modelli dinamici in un primo momento vengono stimati sull'intero campione, in seguito, a causa dei limiti già citati, si concentrano solo negli anni dal 1996 in poi. Vengono stimati modelli dinamici con stimatore System GMM controllando per le dummies temporali. Gli autori valutano più variabili risposta: le dummies indicanti la partecipazione di almeno una donna, la vittoria di almeno una medaglia da parte di un'atleta e la vittoria di almeno una medaglia d'oro, la proporzione di donne presentate dalla Nazione sul totale delle presenze femminili nell'edizione, la proporzione di donne partecipanti per Nazione sul totale degli atleti nazionali presentati, la proporzione di medaglie femminili vinte sul totale delle medaglie destinate a donne nell'edizione olimpica e la proporzione di medaglie vinte da donne tra quelle vinte dal Paese. Per quanto riguarda invece i regressori, essi vengono inseriti al tempo contemporaneo, eccetto ovviamente la componente autoregressiva della dipendente.

Coerentemente con il tema trattato fino a questo momento, è utile capire se, ampliando il dataset ai dati del 2016, le conclusioni ottenute dai modelli dinamici stimati nell'articolo vengono confermate. Le analisi replicate valutano solo il sottoinsieme ridotto, quindi utilizzando dati dal 1996, e stimano modelli dinamici equivalenti a quelli proposti da Noland e Stahler. Per coerenza con i dati dell'articolo è stato necessario riadattare le variabili indi-

canti le proporzioni d'interesse riportandole ad un intervallo tra 0 e 100, in più viene inserita la variabile *Communist*, una dummy che indica se il Paese è guidato da un regime comunista. Al contrario, non è inserita la variabile rappresentativa della proporzione di musulmani nel Paese, che spesso è risultata significativa nei modelli precedenti. È da sottolineare che nell'articolo di Noland e Stahler (2016) vengono considerate più Nazioni rispetto a quelle del dataset qui creato, che invece è stato ridotto per permettere a tutte le Nazioni di avere dei valori per il GII, fondamentale per le analisi precedenti.

I modelli (1) e (2) (Tabella 4.9) replicano i modelli stimati per la proporzione di partecipanti femminili, il primo con l'intero set di strumenti disponibili con il metodo System GMM, il secondo con l'insieme di strumenti *collapsed*. Quest'ultima variante prevede che alla matrice di strumenti originale vengano rimossi gli zeri, riducendone la dimensione: ciò è utile quando gli strumenti sono molti, ma può ridurre l'efficienza se il campione è molto numeroso. Lo stesso avviene con i modelli (3) e (4) che hanno come dipendente la proporzione di medaglie vinte da donne. In questi casi non sembra che il numero di strumenti crei problemi, infatti i coefficienti stimati vengono confermati da entrambi i modelli.

Quando è usata come dipendente la proporzione di partecipanti femminili sul totale delle presenze per Nazione, i coefficienti significativi corrispondono con quelli dell'articolo, anche per ordine di grandezza, tranne per il fatto che nell'analisi del 2016 risulta significativo al 5% anche il coefficiente stimato per la popolazione. Questo potrebbe indicare come la popolazione sia piuttosto diversa nei Paesi in cui non è rilevato il GII, oppure come nell'anno 2016 anche i Paesi meno popolosi abbiano partecipato con una proporzione di donne maggiore di quanto avevano fatto negli anni precedenti.

La proporzione di medaglie vinte da donne è determinata in modo significa-

tivo sia dalla quota di forza lavoro femminile rispetto alla maschile, sia dalla popolazione nazionale. In questo caso i coefficienti stimati per queste due variabili confermano la significatività vista in Noland e Stahler (2016), ma aumentano l'impatto sulla risposta, guardando al valore assoluto. Non viene confermata invece la significatività al 10% della componente autoregressiva della dipendente.

Tabella 4.9: System GMM che replicano l'analisi di Noland e Stahler (2016)

	(1)	(2)	(3)	(4)
	shPartF	shPartF	shMedF	shMedF
L.shPartF	0.224*** (0.083)	0.202** (0.095)		
L.shMedF			0.120 (0.130)	0.162 (0.118)
logGDPpc	0.752 (0.679)	0.749 (0.699)	1.401 (1.959)	1.440 (1.890)
logPop	0.480 (0.360)	0.497 (0.370)	4.135** (1.560)	3.914** (1.484)
Host	1.196 (3.020)	1.363 (3.031)	-1.212 (9.392)	-1.294 (9.112)
FyrsSchool	-0.252 (0.325)	-0.238 (0.334)	-1.033 (1.051)	-1.042 (1.051)
LabFor	0.143*** (0.041)	0.147*** (0.044)	0.483*** (0.148)	0.456*** (0.146)
Communist	3.707 (3.306)	3.857 (3.419)	-3.316 (3.215)	-3.333 (3.110)
L.Host	0.725 (1.378)	0.846 (1.405)		
Constant	7.540 (7.232)	7.769 (7.390)	-74.182** (34.535)	-70.266** (32.912)
Observations	593	593	288	288

Standard errors in parentheses

* $p < 0.10$, ** $p < 0.05$, *** $p < 0.01$

4.3 Numero di partecipanti e medaglie vinte da donne

La robustezza dei risultati ottenuti viene valutata ora trattando le quantità d'interesse quali partecipazione e successo femminile in termini assoluti, non più come proporzioni rispetto al totale nazionale. Ci si aspetta ora, che non si controlla più per partecipanti o medaglie totali, di ottenere significatività per variabili quali la popolazione o il GDP pro capite, in quanto le Nazioni più ricche o più popolose partecipano e dominano trasversalmente in molte discipline, indipendentemente dal sesso degli atleti.

Trattando ora i valori assoluti invece che relativi, la Tabella 4.10 mostra le relazioni già stimate prima: i modelli (1) e (2) nelle Tabelle 3.6 e 3.7, (3) e (4) nelle Tabelle 3.9 e 3.10, (5) e (6) nelle Tabelle 3.12 e 3.13. Nei modelli per la partecipazione femminile, diversamente da prima, risulta significativa all'1% la variabile *Host*. Ciò indica che, al netto delle altre covariate, il Paese ospitante partecipa con molte più donne rispetto agli altri, ma dai modelli stimati precedentemente si può affermare che sicuramente esso partecipa anche con molti più atleti maschi, vista la non significatività della stessa variabile. Come prevedibile le variabili *logGDPpc* e *logPop* sono sempre significative e positive indicative dal fatto che Paesi più ricchi e popolosi portano più donne a partecipare, ma anche in questo caso, come visto prima, spesso anche più uomini. Nei modelli (2), (4) e (6) invece si ha piena conferma dei risultati ottenuti nella sezione 3.1 con impatto esclusivo forte della sola componente autoregressiva del GII.

Tabella 4.10: Modelli per GII e per Partecipanti femminili in valore assoluto

	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
	PartF	GII	PartF	GII	PartF	GII
L.PartF	0.652*** (0.167)	-0.000 (0.000)	0.620*** (0.160)	-0.000 (0.000)	0.699*** (0.101)	-0.000 (0.001)
L.GII	-4.353 (7.742)	1.008*** (0.093)	-14.283 (13.828)	0.949*** (0.099)	-0.340 (1.184)	1.023*** (0.046)
logGDPpc	6.696* (3.608)	0.002 (0.002)	8.343* (4.329)	0.001 (0.002)	0.855*** (0.238)	0.003** (0.001)
logPop	7.395* (3.755)	-0.000 (0.002)	12.459** (5.709)	0.001 (0.006)	0.606*** (0.175)	0.001 (0.001)
Host	138.905*** (12.731)	0.003 (0.004)	134.793*** (14.148)	0.002 (0.004)		
shMuslim	-0.125* (0.074)	-0.000 (0.000)	-0.226* (0.116)	-0.000 (0.000)	-0.004 (0.006)	-0.000 (0.000)
Constant	-160.138* (81.623)	-0.044 (0.032)	-246.523** (114.607)	-0.024 (0.056)	-13.509*** (4.041)	-0.075** (0.031)
Observations	529	525	287	284	242	241

Standard errors in parentheses

* $p < 0.10$, ** $p < 0.05$, *** $p < 0.01$

Vengono poi stimati gli stessi modelli dinamici con stimatore System GMM (Tabella 4.11) con il numero di medaglie in valore assoluto, non più relativo come nelle Tabelle 3.15 e 3.16. In questo caso vengono sempre considerati solo i Paesi che hanno vinto almeno una medaglia in totale, per coerenza e confrontabilità con le analisi precedenti. Il numero di medaglie vinte da donne è determinato, oltre che dalla popolazione e dalla proporzione di musulmani, come visto prima, anche dal numero di medaglie vinte all'Olimpiade precedente e dalla ricchezza pro capite nel Paese. Dove queste due variabili sono più elevate però, sicuramente, anche gli uomini vincono più medaglie, a parità di altre covariate.

Tabella 4.11: Modelli per GII e per Medaglie femminili in valore assoluto

	(1)	(2)
	MedF	GII
L.MedF	0.697***	0.000
	(0.100)	(0.000)
L.GII	-4.626	0.956***
	(3.865)	(0.100)
logGDPpc	1.785**	0.000
	(0.859)	(0.002)
logPop	2.567***	-0.000
	(0.856)	(0.004)
Host	10.286	0.001
	(10.677)	(0.005)
shMuslim	-0.033*	0.000
	(0.019)	(0.000)
Constant	-53.163***	-0.002
	(18.125)	(0.030)
Observations	287	284

Standard errors in parentheses

* $p < 0.10$, ** $p < 0.05$, *** $p < 0.01$

La Tabella 4.12 tratta la partecipazione femminile in valore assoluto in relazione alla quota di forza lavoro femminile rispetto alla maschile, con struttura coincidente a quella della Tabella 4.10. Anche in questo caso emerge con forza la significatività della variabile *Host*, come anche della ricchezza pro capite, ma risulta significativa anche la media di anni di istruzione femminile, oltre a quelle confermate dai modelli della sezione 3.3. La significatività di *FyrsSchool* in questo modello e non in quelli stimati nel Capitolo 3, porta a concludere che, a parità di altre covariate, soprattutto tra i Paesi vincenti, dove le donne sono in media più istruite si partecipa con un maggior numero di atleti, sia uomini che donne. Quando la risposta è *LabFor* vengono confer-

mati i risultati già ottenuti, ma in più nel modello (2), che considera l'intera popolazione, risulta significativa al 10% la *PartF* ritadata. Ciò può indicare come un maggior numero di partecipanti (totali, vista la mancata significatività della variabile nella Tabella 3.19) alle Olimpiadi possa coincidere con un leggero aumento della forza lavoro femminile.

Tabella 4.12: Modelli per Labor force e per Partecipanti femminili in valore assoluto

	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
	PartF	LabFor	PartF	LabFor	PartF	LabFor
L.PartF	0.464*** (0.138)	0.020* (0.012)	0.381** (0.154)	0.001 (0.005)	0.650*** (0.111)	0.053 (0.040)
L.LabFor	0.444** (0.177)	0.756*** (0.105)	0.690** (0.303)	0.921*** (0.067)	0.026* (0.014)	0.899*** (0.052)
logGDPpc	7.664*** (2.849)	-0.058 (0.433)	7.295** (2.941)	0.531*** (0.194)	1.232*** (0.334)	0.197 (0.475)
logPop	13.070*** (4.115)	-0.835* (0.474)	24.584*** (7.142)	-0.249 (0.334)	0.845*** (0.215)	-0.480** (0.236)
Host	144.272*** (18.687)	-0.469 (0.417)	140.130*** (19.133)	0.071 (0.156)		
shMuslim	0.011 (0.071)	-0.078** (0.036)	0.002 (0.150)	-0.024 (0.022)	0.008 (0.007)	-0.031* (0.018)
FyrsSchool	3.567** (1.430)	-0.403* (0.210)	8.630*** (2.775)	-0.036 (0.093)	0.077 (0.122)	-0.348* (0.182)
Constant	-303.819*** (96.233)	35.360** (17.610)	-567.835*** (164.271)	6.727 (10.989)	-23.524*** (5.317)	16.480 (10.393)
Observations	588	588	327	327	261	261

Standard errors in parentheses

* $p < 0.10$, ** $p < 0.05$, *** $p < 0.01$

Infine, nella Tabella 4.13 vengono stimati i modelli che relazionano il valore assoluto di medaglie vinte da donne con *LabFor*. Diversamente da ciò che è emerso dalla Tabella 3.27, ma coerentemente con la Tabella 4.12, la variabile

dipendente ritardata e il numero medio di anni di istruzione delle donne risultano significativi nella determinazione del numero di medaglie vinte da atlete. Come già commentato, la conclusione tratta è che queste due variabili siano indicative anche di un maggior numero di medaglie maschili.

Tabella 4.13: Modelli per Labor force e per Medaglie femminili in valore assoluto

	(1)	(2)
	MedF	LabFor
L.MedF	0.614*** (0.116)	-0.001 (0.011)
L.LabFor	0.172*** (0.057)	0.919*** (0.068)
logGDPpc	0.438 (0.771)	0.543*** (0.171)
logPop	4.282*** (1.143)	-0.186 (0.239)
Host	23.681* (12.976)	0.112 (0.175)
shMuslim	0.046 (0.032)	-0.026 (0.023)
FyrsSchool	2.005*** (0.639)	-0.003 (0.103)
Constant	-103.419*** (27.322)	5.529 (8.881)
Observations	327	327

Standard errors in parentheses

* $p < 0.10$, ** $p < 0.05$, *** $p < 0.01$

Conclusioni

Lo scopo principale di quest'analisi era di valutare se sono presenti delle relazioni dinamiche significative tra lo sport femminile e la disparità di genere. A conclusione di essa, è possibile affermare che il GII è un indicatore che si muove molto lentamente nel tempo e che quindi non risente dei cambiamenti delle variabili esterne, ma dipende solamente dalla sua rilevazione passata. L'unica eccezione è visibile tra i Paesi che non hanno vinto alcuna medaglia nell'edizione olimpica rilevata, nei quali ha impatto significativo positivo sul GII anche la ricchezza pro capite. Approfondendo, si nota però che in queste Nazioni la maggior parte della popolazione vive in evidente povertà, quindi l'aumento del reddito pro capite è probabilmente dovuto in realtà ad un aumento massiccio della ricchezza di pochi ricchi che non investono per la crescita del Paese.

La quota di forza lavoro femminile rispetto alla maschile, è influenzata invece, non solo dalla sua componente autoregressiva, ma anche dalla proporzione di musulmani nel Paese, che ha effetto negativo.

Quest'ultima variabile è la più importante anche per la definizione della proporzione di partecipanti femminili, sempre in senso negativo, sintomo di come la cultura religiosa islamica rappresenti un limite nell'espressione della donna non solo nel lavoro ma anche nello sport. Un'altra variabile che ha spesso impatto significativo positivo sia sulla proporzione di atlete partecipanti che

sulla proporzione di medaglie vinte da donne è la popolazione. Nei Paesi più popolosi, le donne trovano più spazio negli eventi sportivi internazionali, probabilmente proprio perchè dove molte persone si mostrano interessate allo sport, è garantita più competizione e crescita. Si discostano da ciò i Paesi non vincenti, per cui la popolazione ha impatto negativo sulla proporzione di partecipanti femminili.

Al fine di trovare una risposta alle domande d'interesse, quindi, si conclude affermando come gli indicatori rilevati al tempo precedente siano più impattanti sulla dipendente rispetto agli stessi contemporanei. Questo perchè i successi sportivi sono frutto di un percorso che richiede tempo che è determinato non solo dalla fotografia corrente del Paese, ma soprattutto dalla sua storia passata. In più è evidente come in nessun caso le atlete olimpiche, attraverso la partecipazione o la vittoria di medaglie, riescano ad avere un impatto significativo nella lotta alla disparità di genere, che risulta un fenomeno estremamente radicato alla cultura e molto lento nell'evoluzione. Al contrario la quota di forza lavoro femminile rispetto alla maschile risulta determinante sulla proporzione di atlete partecipanti alle Olimpiadi, soprattutto tra i Paesi che vincono almeno una medaglia olimpica. Ciò significa che, se un Paese è interessato ad incrementare la partecipazione femminile nello sport internazionale, deve agire anche facilitando internamente la possibilità di accesso al mondo del lavoro per le donne.

In ultimo, è importante evidenziare i limiti riscontrati nell'analisi e segnalare qualche interessante spunto di approfondimento futuro. Sicuramente è vincolante nella generalizzazione dei risultati il fatto che sono state rilevate per ogni Nazione solo 6 edizioni olimpiche a causa dei problemi riscontrati nelle Olimpiadi precedenti. Ciò si è rivelato essere un limite anche per la stima di modelli dinamici che, con l'utilizzo di strumenti appropriati basati

sulle differenze, ha reso disponibili ancor meno unità statistiche. In più gli indicatori che misurano la disparità di genere, in particolare il GII, non sono calcolati per tutti i Paesi del mondo: se la rilevazione di dati e il calcolo di questi indici si estendesse ad ogni Nazione, sarebbe possibile giovare di un più ampio numero di unità e ciò garantirebbe maggior robustezza non solo dei modelli dinamici, ma soprattutto di quelli grafici multilivello. Sarebbe inoltre opportuno rilevare delle misure nazionali univoche indicanti la copertura mediatica degli eventi sportivi e conoscere gli investimenti nazionali dedicati allo sport. Potrebbe essere utile inserire queste nuove variabili tra i regressori dei modelli e valutare come le dipendenti cambiano nel tempo rispetto ad esse. Un ulteriore approfondimento sul tema trattato richiederebbe la stima di modelli dinamici che prevedono anche condizioni non lineari sui momenti, come proposto da Ahn e Schmidt (1995), soprattutto laddove i test di Arellano-Bond danno risultati al limite della significatività.

Bibliografia

Abegaz, Fentaw e Ernst Wit (2013). “Sparse time series chain graphical models for reconstructing genetic networks”. *Biostatistics* 14(3), 586–599.

Ahn, Seung C e Peter Schmidt (1995). “Efficient estimation of models for dynamic panel data”. *Journal of econometrics* 68(1), 5–27.

Ahn, Seung Chan, Young Hoon Lee e Peter Schmidt (2001). “Gmm estimation of linear panel data models with time-varying individual effects”. *Journal of econometrics* 101(2), 219–255.

Anderson, Theodore Wilbur e Cheng Hsiao (1982). “Formulation and estimation of dynamic models using panel data”. *Journal of econometrics* 18(1), 47–82.

Arellano, Manuel e Stephen Bond (1991). “Some tests of specification for panel data: monte carlo evidence and an application to employment equations”. *The review of economic studies* 58(2), 277–297.

Arellano, Manuel e Olympia Bover (1995). “Another look at the instrumental variable estimation of error-components models”. *Journal of econometrics* 68(1), 29–51.

- Bai, Feng, Eric Luis Uhlmann e Jennifer L Berdahl (2015). “The robustness of the win–win effect”. *Journal of experimental social psychology* 61, 139–143.
- Barnat, Nour, Stephen MacFeely e Anu Peltola (2019). “Comparing global gender inequality indices: how well do they measure the economic dimension?” *Journal of sustainability research*, 1–33.
- Berdahl, Jennifer L, Eric Luis Uhlmann e Feng Bai (2015). “Win–win: female and male athletes from more gender equal nations perform better in international sports competitions”. *Journal of experimental social psychology* 56, 1–3.
- Bernard, Andrew B e Meghan R Busse (2004). “Who wins the olympic games: economic resources and medal totals”. *Review of economics and statistics* 86(1), 413–417.
- Blundell, Richard e Stephen Bond (1998). “Initial conditions and moment restrictions in dynamic panel data models”. *Journal of econometrics* 87(1), 115–143.
- Bringmann, Laura F, Nathalie Vissers, Marieke Wichers, Nicole Geschwind, Peter Kuppens, Frenk Peeters, Denny Borsboom e Francis Tuerlinckx (2013). “A network approach to psychopathology: new insights into clinical longitudinal data”. *Plos one* 8(4), e60188.
- Epskamp, Sacha, Denny Borsboom e Eiko I Fried (2018). “Estimating psychological networks and their accuracy: a tutorial paper”. *Behavior research methods* 50(1), 195–212.

- Epskamp, Sacha, Lourens J Waldorp, René Mõttus e Denny Borsboom (2018). “The gaussian graphical model in cross-sectional and time-series data”. *Multivariate behavioral research* 53(4), 453–480.
- Forrest, David, Ian G McHale, Ismael Sanz e Juan D Tena (2017). “An analysis of country medal shares in individual sports at the olympics”. *European sport management quarterly* 17(2), 117–131.
- Foygel, Rina e Mathias Drton (2010). “Extended bayesian information criteria for gaussian graphical models”. *Advances in neural information processing systems* 23.
- Hamaker, Ellen L (2012). “Why researchers should think " within-person": a paradigmatic rationale.”
- Hamaker, Ellen L e Raoul PPP Grasman (2015). “To center or not to center? investigating inertia with a multilevel autoregressive model”. *Frontiers in psychology* 5, 1492.
- Hausmann, Ricardo, Laura D’Andrea Tyson, Saadia Zahidi et al. (2012). “The global gender gap report 2012”. World Economic Forum Geneva.
- Jäger, Ulrike e Anja Rohwer (2009). “Women’s empowerment: gender-related indices as a guide for policy”. *Cesifo dice report* 7(4), 37–50.
- Johnson, Daniel KN e Ayfer Ali (2004). “A tale of two seasons: participation and medal counts at the summer and winter olympic games”. *Social science quarterly* 85(4), 974–993.
- Klein, Michael W (2004). “Work and play: international evidence of gender equality in employment and sports”. *Journal of sports economics* 5(3), 227–242.

- Kuppens, Toon e Thomas V Pollet (2015). “Gender equality probably does not affect performance at the olympic games: a comment on berdahl, uhlmann, and bai (2015)”. *Journal of experimental social psychology* 61, 144–147.
- Lancaster, Tony (2000). “The incidental parameter problem since 1948”. *Journal of econometrics* 95(2), 391–413.
- Lauritzen, Steffen L (1996). *Graphical models*. Vol. 17. Clarendon Press.
- Leeds, Eva Marikova e Michael A Leeds (2012). “Gold, silver, and bronze: determining national success in men’s and women’s summer olympic events”. *Jahrbücher für nationalökonomie und statistik* 232(3), 279–292.
- Lowen, Aaron, Robert O Deaner e Erika Schmitt (2016). “Guys and gals going for gold: the role of women’s empowerment in olympic success”. *Journal of sports economics* 17(3), 260–285.
- Meier, Henk Erik, Mara Verena Konjer e Jörg Krieger (2021). “Women in international elite athletics: gender (in) equality and national participation”. *Frontiers in sports and active living* 3.
- Nickell, Stephen (1981). “Biases in dynamic models with fixed effects”. *Econometrica: journal of the econometric society*, 1417–1426.
- Noland, Marcus e Kevin Stahler (2016). “What goes into a medal: women’s inclusion and success at the olympic games”. *Social science quarterly* 97(2), 177–196.
- Poen, Eva (2009). *The tobit model with feedback and random effects: a monte-carlo study*. Rapp. tecn. CeDEx Discussion Paper Series.

- Rathke, Alexander e Ulrich Woitek (2007). “Economics and olympics: an efficiency analysis”.
- Rewilak, Johan (2021). “The (non) determinants of olympic success”. *Journal of sports economics* 22(5), 546–570.
- Roback, Paul e Julie Legler (2021). *Beyond multiple linear regression: applied generalized linear models and multilevel models in r*. Chapman e Hall/CRC.
- Roodman, David (2020). “Xtabond2: stata module to extend xtabond dynamic panel data estimator”.
- Scambor, Elli, Nadja Bergmann, Katarzyna Wojnicka, Sophia Belghiti-Mahut, Jeff Hearn, Øystein Gullvåg Holter, Marc Gärtner, Majda Hrženjak, Christian Scambor e Alan White (2014). “Men and gender equality: european insights”. *Men and masculinities* 17(5), 552–577.
- Seth, Suman (2011). “Training material for producing national human development reports: the Gender Inequality Index (GII)”.
- Sundström, Aksel, Pamela Paxton, Yi-ting Wang e Staffan I Lindberg (2017). “Women’s political empowerment: a new global index, 1900–2012”. *World development* 94, 321–335.
- Wooldridge, Jeffrey M (2002). “Econometric analysis of cross section and panel data mit press”. *Cambridge, ma* 108(2), 245–254.
- Zheng, Jinming, Geoff Dickson, Taeyeon Oh e Veerle De Bosscher (2019). “Competitive balance and medal distributions at the summer olympic games 1992–2016: overall and gender-specific analyses”. *Managing sport and leisure* 24(1-3), 45–58.

Sitografia

Barro-Lee (2021). *Barro-lee estimates of educational attainment for the population aged 15-64 from 1950 to 2015*. <http://www.barrolee.com/>.

EIGE (2013). *Human Development Report - Inequality adjusted human development index- European Institute for Gender Equality*. <https://eige.europa.eu/publications/gender-equality-index-2020-report:text=TheGenderEqualityIndexpresents,intheworldofwork..>

OSRC (2017). *OlympicStudies and Research Centres-athletes-2016*. <https://olympics.com/ioc/olympic-studies-centre>.

R.Griffin (2018). *120 years of olympic history: athletes and results*. <https://www.kaggle.com/datasets/heeso037/120-years-of-olympic-history-athletes-and-results>.

The ARDA - Association of Religion Data Archives (2019). *World Religion Project: Global Religion Dataset*. <https://www.thearda.com/Archive/Files/Descriptions/WRPGLOBL.asp>.

The World Bank (2021a). *GDP per capita (current US\$)*. <https://databank.worldbank.org/source/world-development-indicators>.

The World Bank (2021b). *Labor force participation rate, female (% of female population ages 15+)* (modeled ILO estimate). <https://databank.worldbank.org/source/gender-statistics>.

The World Bank (2021c). *Population, total*. <https://databank.worldbank.org/source/world-development-indicators>.

UNDP (2010a). *Gender Equality Index GII*. <https://hdr.undp.org/data-center/thematic-composite-indices/gender-inequality-index/indicies/GII>.

UNDP (2010b). *Inequality Adjusted Human Development Index*. <https://hdr.undp.org/inequality-adjusted-human-development-index/indicies/IHDI>.