

ALMA MATER STUDIORUM · UNIVERSITÀ DI BOLOGNA

Scuola di Scienze
Dipartimento di Fisica e Astronomia
Corso di Laurea in Fisica

**Un modello di dinamica pedonale in Piazza
San Marco: dinamica delle folle e
distanziamento sociale**

Relatore:

Prof. Armando Bazzani

Presentata da:

Lorenzo Francesco Davoli

Correlatore:

Prof. Alessandro Fabbri

Anno Accademico 2019/2020

Abstract

La diffusione della pandemia mondiale SARS-CoV-2, scoppiata in Cina tra dicembre 2019 e gennaio 2020, ha costretto la maggior parte dei paesi del mondo ad adottare rigide misure precauzionali atte alla riduzione del rischio di contagio. Alla fase di *lockdown*, che ha coinvolto buona parte dell'Occidente nella primavera del 2020, è seguita una fase di rilassamento di questi provvedimenti con lo scopo di dare respiro all'economia, provata da mesi di chiusure forzate delle attività. In questo periodo è emersa la necessità di trovare un equilibrio sicuro tra riapertura delle attività e contenimento dei contagi, che potesse avvalersi di previsioni sullo sviluppo dell'epidemia nel medio periodo per limitare il rischio di una seconda ondata.

Lo scopo di questa tesi è mostrare come i modelli possano essere d'aiuto nell'individuare una soluzione a questo problema, utilizzando come caso studio piazza San Marco a Venezia. Il modello proposto si pone come obiettivo la stima dei nuovi contagi giornalieri e del numero di riproduzione R_g (che rappresenta il numero di secondi contagi generati da un singolo individuo infetto nell'arco di una giornata) in funzione di flussi turistici di intensità variabile. Inoltre si vuole identificare la minima percentuale di individui immuni necessaria per realizzare una sostanziale immunità di gregge all'interno della popolazione della piazza (p_{HIT}).

Per simulare la dinamica di folla viene utilizzato un modello dinamico ad agenti di micro-mobilità pedonale, su cui è implementato un meccanismo di contagio basato sul *tracing* dei *close contacts* avvenuti tra gli individui durante la loro permanenza in piazza.

Le simulazioni mostrano come il numero netto di nuovi contagi dipenda sia dal numero di individui infetti presenti, sia dall'affollamento. Dai risultati emerge che il valore massimo di accessi alla piazza entro il quale il contagio viene contenuto ($R_g < 1$) è pari a 208 ± 31 . Per questo valore la percentuale di popolazione simulata potenzialmente esposta al contagio a causa del contatto con individui infetti è pari al $(7 \pm 4)\%$.

Simulando una presenza media in piazza di 583 ± 2 individui, corrispondente a circa 5570 visite nell'arco di una giornata, la soglia di immunità di gregge p_{HIT} è pari al 60%. Questo valore è da ritenersi valido finché saranno mantenuti gli attuali standard di distanziamento sociale, che fino ad ora hanno abbassato il livello di contagiosità della malattia e influenzato di conseguenza la soglia p_{HIT} .

Ringraziamenti

Vorrei ringraziare tutti i colleghi e gli amici che mi hanno accompagnato durante questo percorso di tesi, in particolare Tommaso Marzi e Piero Birello, con cui ho condiviso innumerevoli ore di lavoro per la messa a punto del modello attraverso la sua validazione con i dati sperimentali di mobilità pedonale.

Un doveroso e sentito ringraziamento va ai "congiunti", i miei affetti più cari, con cui ho passato i lunghi mesi della quarantena e della fase 2.

Infine un ricordo commosso e un sincero ringraziamento al prof. Graziano Servi-zi, che a modo suo, con la perseveranza e il "gran linguaggio" che lo hanno sempre contraddistinto, è riuscito ad accompagnarmi fino a qui.

Indice

Abstract	1
Introduzione	4
Cornice di riferimento	4
Obiettivi della ricerca	5
Struttura della ricerca	5
1 Introduzione ai modelli	7
1.1 Modelli: classificazione e ambiti di utilizzo	7
1.2 Caso studio: mobilità turistica in piazza San Marco a Venezia	12
1.3 Metodologia di ricerca: una soluzione integrata	13
2 Il modello: integrazione tra dinamiche di folla e di contagio	17
2.1 La dinamica pedonale di piazza San Marco	17
2.1.1 Struttura del modello pedonale	17
2.1.2 Parametrizzazione e criticità del modello pedonale	25
2.2 Simulare la trasmissione di COVID-19 in un contesto di micro-mobilità pedonale	30
2.2.1 Struttura del modello epidemiologico	30
2.2.2 Parametrizzazione e criticità del modello epidemiologico	31
3 Risultati	34
Osservazioni conclusive e sviluppi futuri	41
Bibliografia	43

Introduzione

Cornice di riferimento

Tradizionalmente i modelli predittivi riguardanti fenomeni improvvisi, o di nuova scoperta, all'interno di sistemi complessi non possono essere creati rapidamente e difficilmente riescono quindi ad avere un impatto sulle decisioni dei governi e delle istituzioni. La natura stessa dei sistemi complessi indica la necessità di studiare ogni sistema tenendo conto delle sue peculiarità per mettere in luce i fenomeni emergenti e le loro caratteristiche comuni. Creare strumenti che diano le informazioni necessarie a formulare queste *data-driven policy* è una grande opportunità a livello locale e globale in questo periodo storico e ha avuto grande importanza anche negli anni passati in numerosi ambiti, dalla finanza all'ecologia [1].

L'epidemia causata dal virus SARS-CoV-2, scoppiata a Wuhan alla fine del 2019 e tuttora in corso, ha evidenziato come l'efficacia degli interventi di riduzione del rischio di contagio sia dipesa in maniera sostanziale non solo dal tipo di manovra, ma anche dal tempismo con cui le decisioni sono state prese. Nell'ottica di poter supportare l'azione politica, la scienza sta compiendo un grande sforzo per la realizzazione di modelli dinamici predittivi che possano fornire le basi su cui orientare queste scelte.

In generale gli ostacoli principali nella realizzazione di modelli predittivi sono legati al reperimento dei dati, fondamentali sia nella fase di strutturazione che in quella di parametrizzazione, e alla loro validità, che spesso è limitata dalla specificità del contesto, del processo di acquisizione [2] e dalla variabilità dei fenomeni simulati. Un caso esemplare riguarda la transizione epidemiologica dell'epidemia da SARS-CoV-2 che nei mesi estivi ha registrato un forte abbassamento dell'età media degli individui colpiti, causata dal mancato rispetto delle norme di distanziamento da parte dei giovani, in un paese che nei primi mesi di epidemia era stato caratterizzato da un tasso di contagiati tra gli *over 60* nettamente superiore alla media europea [3]. Nonostante l'evoluzione della pandemia da COVID-19 sia stata simile a quella dell'influenza spagnola nel secolo scorso, il fallimento delle politiche di contenimento adottate, che avevano contrastato con successo SARS-1, ha evidenziato come l'alta contagiosità durante un lungo stadio di incubazione e l'ampia percentuale di individui asintomatici siano stati parametri la cui incertezza ha portato a previsioni errate sulla diffusione del virus.

Proprio l'assenza di serie storiche riguardanti virulenza e stagionalità hanno messo fino ad ora in difficoltà i modelli epidemiologici deterministici elaborati per SARS-CoV-2, sia per quanto riguarda la sua infettività che la sua letalità.

Nella fase di parziale riapertura iniziata in Italia il 4 maggio dell'anno corrente, come in tutte le fasi di ripresa delle attività in tutto il mondo, vi è la necessità di prevedere i possibili sviluppi del virus e i limiti oltre i quali la probabilità di contagio è da ritenersi troppo alta per potervi convivere senza il ragionevole rischio di generare nuovi focolai e seconde ondate. Questi limiti sono fortemente dipendenti dal contesto analizzato, e devono perciò essere indagati tramite studi che tengano conto delle specificità dei luoghi e delle popolazioni presenti localmente in rapporto alle informazioni che sono state raccolte fino ad ora sul virus. La possibilità, insita nella natura stessa dei modelli, di unire queste informazioni con le conoscenze pregresse sulla dinamica degli ambienti antropizzati per creare una struttura aderente ai sistemi simulati, permette di fare stime su scenari futuri e ottenere informazioni altrimenti difficilmente misurabili.

Obiettivi della ricerca

L'applicazione dei modelli di mobilità urbana è normalmente orientata allo studio dei flussi delle principali vie di scorrimento e dei piani di evacuazione degli spazi di aggregazione [4]. La presente ricerca di tesi nasce da una necessità differente, quella di valutare il rischio epidemiologico associato alla dinamica di folla di piazza San Marco e ricavarne i parametri di contagio.

L'obiettivo dello studio è *i)* realizzare un modello *agent-based* che possa fornire stime quantitative degli andamenti dei contagi giornalieri, del numero di persone esposte a eventi di contatto virale (*close contacts*), del numero di riproduzione giornaliero R_g legato alla permanenza in piazza (il numero di contagi secondari causati da un individuo contagiato durante il periodo trascorso all'interno della piazza, distinto quindi da R_t che è calcolato rispetto all'intero periodo di infettività) in funzione degli accessi e *ii)* identificare la *soglia di immunità di gregge* (HIT) in condizioni di affollamento.

Il periodo interessato dalla simulazione riguarda i primi giorni di settembre, la cui situazione epidemiologica è stimata secondo i trend evidenziati nelle ultime settimane di agosto dai dati diffusi dal Ministero della Salute [5].

Struttura della ricerca

Nel *Capitolo 1: Introduzione ai modelli* si fornisce inizialmente un breve accenno alla teoria dei modelli (*Paragrafo 1.1: Modelli: classificazione e ambiti di utilizzo*), per poi passare a descrivere le peculiarità del caso studio (*Paragrafo 1.2: Caso studio: mobi-*

lità turistica in piazza San Marco a Venezia) e la metodologia adottata per simularlo correttamente (*Paragrafo 1.3: Metodologia di ricerca: una soluzione integrata*).

Nel *Capitolo 2: Il modello: integrazione tra dinamiche di folla e di contagio* si è ritenuto importante approfondire la struttura interna del modello, che unisce una dinamica pedonale (*Paragrafo 2.1: La dinamica pedonale di Piazza San Marco*) a un meccanismo di contagio (*Paragrafo 2.2: Simulare la trasmissione di COVID-19 in un contesto di micro-mobilità pedonale*), e la procedura di parametrizzazione di entrambe le componenti, oltre alle loro criticità (*Paragrafo 2.1.2: Parametrizzazione e criticità del modello pedonale*, *Paragrafo 2.2.2: Parametrizzazione e criticità del modello epidemiologico*).

Nel *Capitolo 3: Risultati* sono descritti i processi di acquisizione dei dati forniti dalle simulazioni, la loro analisi e sono esposti i risultati finali della ricerca.

Capitolo 1

Introduzione ai modelli

1.1 Modelli: classificazione e ambiti di utilizzo

Già da tempo lo studio dei modelli ha dimostrato la validità e la grande applicabilità delle simulazioni come strumenti di conoscenza ed analisi di fenomeni complessi, che siano essi di origine naturale (come la diffusione di malattie infettive [6]) o antropologica (studio dei flussi di traffico veicolare in zone urbane [7]). Essi possono essere genericamente classificati in base a due caratteristiche.

La prima riguarda la scala spazio temporale del sistema simulato e come questo viene considerato. Se è studiato come un insieme di elementi o agenti distinti che attraverso le loro interazioni danno origine al fenomeno in esame, si parla di *scala microscopica*. Al contrario, se l'insieme è visto come un mezzo approssimativamente isomorfo e isotropo, caratterizzato da grandezze medie continue, si parla di *scala macroscopica*. Se, infine, è considerato come classi di componenti elementari con caratteristiche comuni che rappresentano l'effetto della dinamica microscopica attraverso una dinamica stocastica si definisce in *scala mesoscopica*.

I *modelli microscopici* vengono utilizzati per effettuare simulazioni di fenomeni con un basso numero di elementi interagenti, in cui l'eterogeneità intrinseca in ciascuno di essi non può essere trascurata perché trasmette un'informazione fondamentale, e il loro numero è tale da permettere una gestione individuale a livello computazionale. Classicamente questi modelli si concentrano sulla formulazione di una dinamica comportamentale autonoma interna al singolo agente, che viene successivamente lasciato libero di agire, secondo questa dinamica, in base agli stimoli che riceve dall'ambiente circostante. Per questa ragione sono adatti allo studio di fenomeni dei quali si conosce con buona approssimazione il comportamento dei singoli agenti e dell'ambiente in cui operano, mentre manca l'informazione sulle proprietà emergenti dalla loro mutua interazione.

Tra i modelli microscopici più elementari troviamo i *Cellular Automata* [8] (Fig. 1.1), dove il sistema è costituito da una griglia di celle elementari con stato definito e

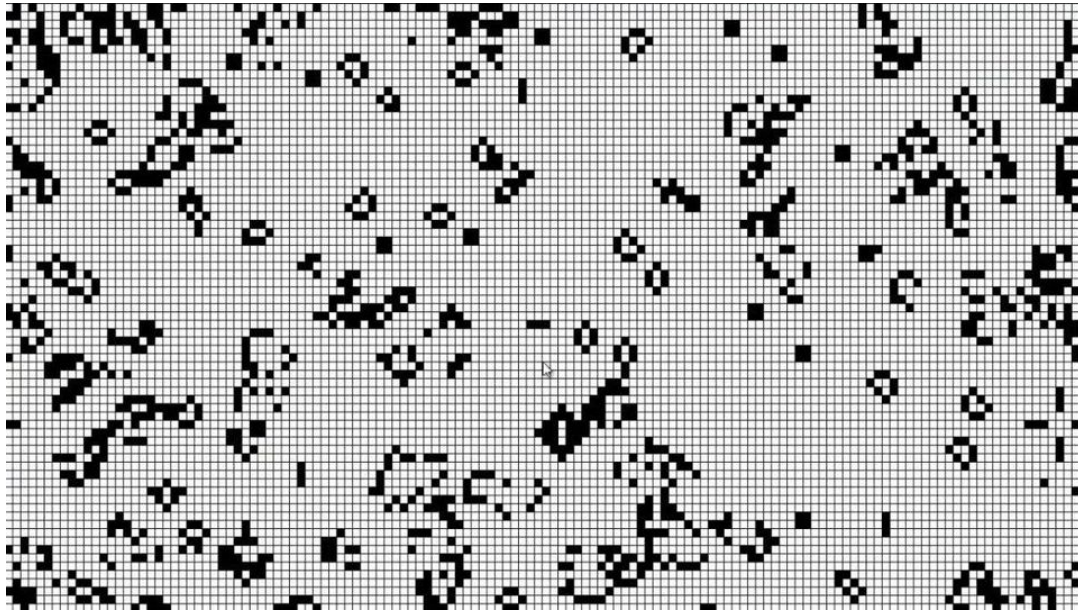


Figura 1.1: Un esempio di *cellular automata* particolarmente semplice, in cui lo stato binario di ciascuna cella è definito dai valori delle celle circostanti nell'istante precedente. Il modello simula l'evoluzione di un tessuto cellulare in una regione limitata. Ogni cella rappresenta una cellula viva o uno spazio non occupato. Uno spazio vuoto può trasformarsi in una cellula vivente (riproduzione) se si trova circondata da 3 altre cellule. Se una cellula ha 4 o più vicini muore (sovrappopolazione). Fonte: Forbes Online, *It From Bit: Is The Universe A Cellular Automaton?*, disponibile online al link: <https://www.forbes.com/sites/startswithabang/2017/09/26/it-from-bit-is-the-universe-a-cellular-automaton>.

il tempo è discretizzato. Lo stato di ciascuna cella può essere definito solamente dallo stato precedente (si parla di sviluppo al *primo ordine*) oppure da un intervallo di tempo più ampio.

Questa struttura permette di alleggerire il costo computazionale della simulazione e può essere utilizzata come substrato all'interno di modelli più complessi [9]. Tra i modelli che possono farne efficacemente uso si trovano i modelli *agent-based*, in cui l'informazione sulla geometria e le caratteristiche dell'ambiente simulato può essere contenuta in queste griglie, mentre gli agenti (un agente può essere definito come un'unità elementare che presenta un comportamento autonomo basato su stimoli esterni ed è in grado di interagire con l'ambiente circostante) che popolano il sistema sono distribuiti su di esse e con esse scambiano informazioni necessarie a orientare il loro comportamento. Il modello di cui si tratta nel presente lavoro di tesi fa uso di una struttura di questo tipo, che sarà approfondita nel paragrafo 2.1.1.

I *modelli macroscopici* trovano applicazione in simulazioni che coinvolgono un grande numero di elementi e intervalli di tempo estesi, dove la descrizione del comportamento stocastico del singolo agente è ininfluente e l'analisi statistica dei dati raccolti sulle popolazioni risulta la più adatta per caratterizzare il fenomeno, descritto tramite distribuzioni

di probabilità. L'alto numero di agenti coinvolti e la durata delle simulazioni rendono impossibile una trattazione con un livello di descrizione al singolo elemento costituente. Nell'ipotesi che sia possibile separare la scala microscopica dal quella macroscopica si tratta di riconoscere quali sono le variabili globali che caratterizzano lo stato del sistema (in analogia con un approccio termodinamico) e ricavare le equazioni di stato o dinamiche per tali variabili. In questo modo diventa possibile strutturarne la dinamica in analogia con la dinamica di altri sistemi continui già noti in letteratura: per esempio nello studio del traffico veicolare e pedonale in zone urbane si è verificata l'efficacia della fluidodinamica nella descrizione delle dinamiche dei flussi e per individuare a quali osservabili fisici (densità locale, flusso medio, vorticosità) possano essere correlati gli eventi di congestione o blocco del traffico [10].

I *modelli mesoscopici* nascono dalla necessità di avere strumenti che possano simulare sistemi estesi e su scale di tempo lunghe, ma senza trascurare completamente l'informazione sui fenomeni che avvengono su piccola scala, i quali verranno modellizzati da dinamiche stocastiche che mantengono alcune le caratteristiche statistiche rilevanti, pur evitando di scendere nel dettaglio del moto di ogni singolo agente. Il sistema è generalmente descritto tramite cluster o celle, che sono raggruppamenti di elementi fondamentali con caratteristiche definite, come accade nello studio delle strutture cristalline [11].

Il secondo aspetto caratterizzante riguarda l'algoritmo che definisce lo sviluppo temporale del modello. Nel caso questo sia regolato da un numero finito di parametri che non variano nel corso della simulazione e quindi che ne definiscono in maniera univoca l'evoluzione, a patto che siano note le condizioni iniziali, l'algoritmo è detto *deterministico*. Nell'eventualità che le condizioni iniziali non siano note si avrà un'evoluzione di tipo probabilistico, specialmente per quanto riguarda i sistemi caotici. Questi modelli sono adatti allo studio di sistemi in cui gli effetti stocastici interni al fenomeno risultino ininfluenti o trascurabili, a causa della sua particolare natura o per ragioni statistiche. Per questo motivo l'approccio deterministico si adatta particolarmente bene ai modelli macroscopici, i quali presentano spesso una trattazione fortemente analitica orientata alla ricerca delle soluzioni delle equazioni differenziali che descrivono il fenomeno, associata alla ricerca dei parametri fondamentali di cui sopra.

Casi esemplari di questo approccio sono i modelli SIR e SEIR [12], riconducibili a un modello epidemiologico deterministico proposto da Kermack e McKendrick nel 1927. Nella loro ricerca [13] essi operano una modellizzazione cosiddetta *compartimentata*. Considerando una popolazione complessiva N costante, all'istante t essa è formata da 3 categorie: suscettibili x_t , malati y_t e rimossi z_t . Il numero di malati nello stadio θ della malattia all'istante t è indicato da $y_{t,\theta}$, e risulta $y_t = \sum_{\theta=0}^t y_{t,\theta}$. Supponendo che all'inizio dell'epidemia un numero y_0 di persone siano state recentemente infettate, il valore $y_{t,\theta}$ dovuto al normale decorso della malattia deve essere dato da:

$$y_{t,\theta} = y_{t-1,\theta-1}(1 - \psi_{\theta-1}) = y_{t-\theta,0}B_{\theta} \quad (1.1)$$

in cui ψ_θ è il tasso di rimozione medio allo stato θ della malattia (ovvero la percentuale di persone ospedalizzate o decedute, che quindi non risultano più né contagiose né suscettibili), mentre B_θ è dato dall'equazione

$$B_\theta = \prod_{k=0}^{\theta} (1 - \psi_{\theta-k})$$

Poiché $y_{t,0}$ indica il numero di nuovi infetti al tempo t esso dipende dall'infettività del virus e dalla disponibilità di individui suscettibili, nella forma:

$$y_{t,0} = x_t \sum_{\theta=1}^t \phi_\theta y_{t,\theta} \quad (1.2)$$

con ϕ_θ parametro di infettività media nello stadio θ . L'andamento della curva di contagio prevista da Kermack e McKendrick (rappresentato in Fig. 1.2) dipende in maniera sostanziale dai parametri medi ψ_θ e ϕ_θ , che devono essere ricavati dai dati sulla popolazione. L'efficacia del modello è quindi strettamente legata alla quantità e qualità di dati disponibili e non tiene conto degli effetti di scala finita, ovvero del fatto che il sistema sia quantizzato in agenti e che il loro comportamento individuale possa essere molto eterogeneo e quindi produrre fluttuazioni importanti. Inoltre la dinamica di contagio non tiene conto di stagionalità, seconde ondate, focolai secondari, comunità isolate e della variabilità intrinseca di questi fenomeni, considerando solo gli andamenti medi su un *ensemble* statistico omogeneo.

Per sopperire a questa mancanza sono stati sviluppati i modelli *stocastici*, nei quali i valori di alcuni parametri o il comportamento di certi elementi risultano frutto di un processo stocastico. Questa aleatorietà richiede lo sviluppo di tecniche analitiche per lo studio del modello, ma permette la creazione di un maggior numero di scenari e quindi una maggior adattabilità quando non si è nelle condizioni di determinare con precisione tutti i parametri necessari a una trattazione deterministica. Questo approccio fa uso della sempre crescente capacità di calcolo a disposizione per simulare, per esempio tramite metodo *Monte Carlo*, gli scenari possibili o plausibili relativi al fenomeno, evidenziando quali di questi siano più ricorrenti e quali osservabili possano essere utilizzati per identificarli [14].

Nell'ambito dei modelli microscopici di mobilità veicolare e pedonale l'approccio stocastico permette di generare una popolazione diversificata che descrive al meglio la variabilità dei flussi cittadini, ancor di più quando associata a una dinamica cognitiva [15] che orienti il comportamento dei singoli agenti in rapporto all'evoluzione dell'ambiente circostante.

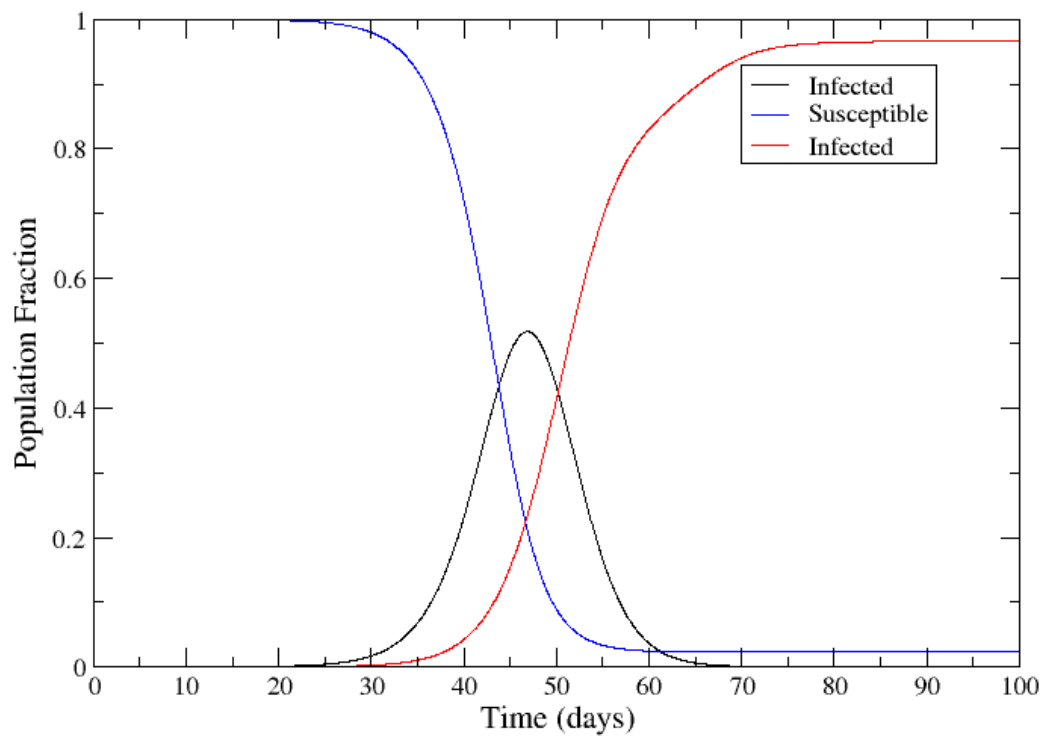


Figura 1.2: Andamenti previsti da un modello SIR analogo a quello di Kermack e McKendrick in assenza di misure di contenimento, secondo i dati registrati in Italia all'inizio della diffusione del virus. In blu l'andamento della popolazione suscettibile, in rosso quella rimossa, in nero il numero di individui malati. Fonte: Lunedei E., Rambaldi S., comunicazione interna al Dipartimento di Fisica dell'Università di Bologna (2020).

1.2 Caso studio: mobilità turistica in piazza San Marco a Venezia

Il modello su cui si articola il presente lavoro di tesi ha come modello spaziale la piazza di San Marco a Venezia. Questo luogo è da sempre sede di grandi eventi e meta di milioni di turisti (nel 2017 è stata visitata complessivamente da 11 milioni di persone), ma a causa dell'epidemia di SARS-CoV-2 sta vivendo un periodo di svuotamento anomalo. Un nodo che ancora deve essere sciolto riguarda la gestione dei flussi turistici durante il periodo di convivenza con il virus che seguirà all'estate 2020, elemento di fondamentale importanza per una città che vede nel turismo uno dei settori trainanti dell'economia. Non è quindi pensabile protrarre una situazione di limitazione degli spostamenti tra le mete turistiche e degli accessi ai beni culturali, ma è necessario trovare la giusta *ratio* tra esigenze sanitarie ed economiche.

La nuova situazione ha già influito in parte su questi flussi e di conseguenza sul modo più adatto di descriverli. Nei periodi di massima presenza turistica piazza San Marco poteva accogliere contemporaneamente fino a $8 \cdot 10^5$ persone su una superficie di circa $1.72 \cdot 10^4 m^2$, per una densità complessiva di circa 4.5 persone/ m^2 . In questo stato di congestione il sistema dipende in modo critico dalle dimensioni microscopiche dei componenti, non può essere quindi studiato dal punto di vista microscopico. In assenza di fenomeni di congestione il sistema poteva essere efficacemente descritto in maniera macroscopica tramite i parametri di densità media e flusso attraverso i vari accessi. Ora le presenze turistiche sono molto diminuite e si stima che le visite in piazza siano ridotte a cifre nell'ordine di 10^4 accessi giornalieri.

Si ritiene quindi che l'approccio macroscopico non sia adeguato alla descrizione della dinamica di folla attualmente presente in piazza, nella quale la maggior parte degli individui tende a raggrupparsi e sostare in alcuni *hotspot*, dando luogo a una distribuzione non omogenea e a una dinamica di folla ad essa associata rilevante ai fini della simulazione (Fig. 1.3). Poiché la distanza tra gli individui e il tempo di contatto sono informazioni fondamentali per l'analisi epidemiologica, questo comportamento risulta caratterizzante nel caso studio e va quindi correttamente rappresentato all'interno di un modello che ne tenga conto. La dinamica da simulare è schematizzabile come un *random walk* con un'attrazione verso i luoghi di interesse, in prossimità dei quali ci sia la possibilità di sostare per un periodo medio-lungo (si stima mediamente sui 40 minuti), con una permanenza media in piazza di 1 ora e un quarto.

Non vengono considerati gli individui in transito per breve tempo attraverso la piazza, in quanto il loro contributo al fenomeno di contagio è trascurabile. Inoltre il modello è sviluppato nell'ottica di fornire un limite di affollamento nella piazza, nel quale i flussi di solo transito sarebbero i primi a essere deviati lungo altri percorsi. È quindi legittimo concentrarsi sui luoghi dove è logico aspettarsi un maggior assembramento, come le code per l'entrata ai musei o per l'accesso ai servizi.



Figura 1.3: Visuale aerea di piazza San Marco (2019). Si può notare la distribuzione granulare degli assembramenti tipica delle dinamiche di piazza. Fonte: Bazzani A., comunicazione interna al Dipartimento di Fisica dell'Università di Bologna (2020).

Un altro aspetto fondamentale di cui tenere conto nell'ambito della simulazione epidemiologica è la durata media delle visite turistiche a Venezia. Secondo i dati rilasciati dall'Ufficio del Turismo la maggior parte dei visitatori non passa più di due giorni in città, e questo esclude la possibilità che un individuo suscettibile, contagiato durante il soggiorno, sviluppi infettività nel periodo di permanenza. Ciò permette di trascurare l'avanzamento dello stadio della malattia negli individui contagiati nella simulazione e considerare una popolazione approssimativamente costante giorno dopo giorno.

1.3 Metodologia di ricerca: una soluzione integrata

Come evidenziato nel paragrafo precedente, il fenomeno studiato dipende in maniera imprescindibile sia dalle dinamiche pedonali, sia da quelle di contagio. Per questo motivo il modello preso in considerazione si articola in due parti interagenti, che hanno entrambe necessità di un confronto con i dati per essere parametrizzate correttamente.

La prima simula la mobilità pedonale all'interno della piazza, tramite un modello microscopico stocastico *agent-based*. È stato adottato un modello sviluppato da un precedente studio¹ nell'ambito della mobilità pedonale. I dati necessari alla sua para-

¹Lo studio cui si fa riferimento è stato elaborato dal gruppo di ricerca di Fisica dei Sistemi Complessi dell'Università di Bologna ad opera di A. Bazzani, S. Rambaldi et al.

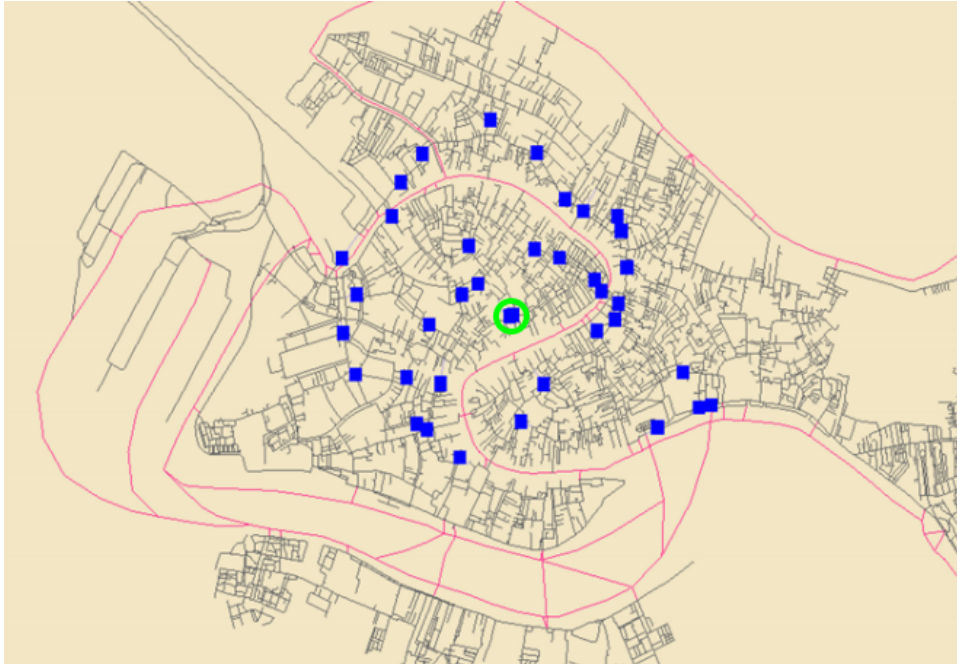


Figura 1.4: La mappa riporta la posizione dei sensori *Xovis* di misura dei flussi pedonali lungo tutta la città. In verde il sensore nel Sotoportego de la Madoneta, utilizzato per la parametrizzazione. Fonte: Bazzani A., comunicazione interna al Dipartimento di Fisica dell'Università di Bologna (2020).

metrizzazione (che sarà approfondita nel sottoparagrafo 2.1.2) sono stati misurati grazie a una rete di sensori collocati su tutta la città di Venezia (Fig. 1.4), che registrano le caratteristiche dinamiche del moto pedonale, quali ad esempio la velocità media verso ogni direzione in diverse situazioni di affollamento. La successiva analisi e il confronto con i risultati del modello sono stati svolti nell'ambito di una ricerca di tesi parallela².

I parametri necessari a strutturare la simulazione delle dinamiche di contagio riguardano la compartimentazione della popolazione (divisa tra *contagiosi*, *immuni* o *rimossi* e *suscettibili*) e la probabilità di contagio associata ai cosiddetti *close contacts* (d'ora in poi con questo termine si indicheranno sia gli *eventi* di contatto che gli *individui* venuti a contatto con casi diagnosticati di SARS-CoV-2), secondo la normativa definita dall'*European Centre for Disease Prevention and Control* (ECDC) [16].

La stima sulla percentuale di popolazione contagiata è stata formulata partendo dai dati diffusi dall'ISTAT sull'*indagine di sieroprevalenza sul SARS-CoV-2* condotta tra il 25 maggio e il 17 luglio 2020 [17]. Questi dati sono stati successivamente confrontati con i casi ufficialmente registrati dal Ministero della Sanità [5] per ottenere una stima degli attuali contagiati.

La dinamica di contagio, la cui formulazione sarà approfondita nel sottoparagrafo

²La tesi cui si fa riferimento è ad opera di T. Marzi, Università di Bologna a.a. 2019/2020.

2.2.1, si basa sul *secondary attack rate* (SAR), ovvero la percentuale di nuovi contagiati rispetto al numero complessivo di *close contacts* considerati.

Uno studio [18] effettuato in Cina su 347 individui diagnosticati e su 4950 *close contacts* loro associati nei primi 3 mesi dell'anno ha evidenziato una forte dipendenza dal tipo di contatto (domestico, in luoghi pubblici, su mezzi di trasporto) e dall'età media della popolazione, come confermato da un'altra ricerca condotta in Brunei (Isola del Borneo) [19].

I valori utilizzati nella ricerca di tesi fanno riferimento a una revisione complessiva di questo ed altri parametri, che prende in considerazione gli studi pubblicati nei *databases PubMed, medRxiv, e bioRxiv* tra gennaio e le prime due settimane di maggio [20], per avere valori il più possibile indipendenti dal contesto analizzato. Questi studi associano ad ogni *close contact*, che nel nostro caso corrisponde alla permanenza per più di 15 minuti a una distanza inferiore a $2m$ rispetto a un individuo contagioso, una probabilità di contagio del 4%.

I *close contacts* più comuni sono i seguenti:

- condivisione del domicilio;
- contatto fisico diretto senza adeguati dispositivi di protezione personale;
- distanza minore di $2m$ durante una qualunque espulsione di *droplets* o fluidi da parte dell'individuo infetto (tosse, starnuti, feci);
- dialogo faccia a faccia o condivisione di uno spazio chiuso per più di 15 minuti a una distanza inferiore di $2m$.

I modelli epidemiologici di tipo SIR hanno generalmente come obiettivo il calcolo del coefficiente R_0 , che indica il numero di contagi secondari causati da un singolo individuo infetto in una popolazione completamente suscettibile, o di R_t , che indica il numero di contagi secondari causati da un singolo individuo infetto in una popolazione parzialmente immunizzata e viene associato al prodotto tra i parametri β_t e γ_t , i quali rappresentano il numero di secondi contagi dovuti a un individuo infetto per unità di tempo e il tempo di rimozione medio degli individui infetti.

Nel caso della presente ricerca il modello ha una struttura differente, di conseguenza il numero di riproduzione R_g che si vuole stimare differisce da ambedue i precedenti e coincide con il numero medio giornaliero di contagi secondari causati da un individuo infetto durante il tempo trascorso in piazza. In analogia con R_t per il calcolo di R_g si può considerare $\gamma_t = 1$ *giorno* e $\beta_t = \beta_g$, ovvero il rapporto giornaliero tra individui infetti e secondi contagi restituito dalle simulazioni.

Analogamente al numero di riproduzione di base R_0 la diffusione di una malattia può essere contenuta o bloccata solo se $R_t \leq 1$. Questo si verifica quando la popolazione risulta immunizzata per una percentuale p_{HIT} detta *soglia minima di immunità di gregge*,

in inglese HIT (*Herd Immunity Threshold*). Nel presente studio si vuole stimare quale possa essere p_{HIT} affinché si realizzi la condizione $R_g \leq 1$ nel contesto sociale di piazza San Marco. Il calcolo di questa percentuale è generalmente complesso, poiché dipende dall'omogeneità della popolazione, dalla percentuale di suscettibili, dall'ambiente, dal tipo di interazioni, dalle dimensioni del sistema considerato e dai possibili contatti esterni. Nel caso si consideri una popolazione totalmente suscettibile, omogenea e isolata il valore del HIT dipende da R_0 nella forma:

$$p_{HIT}^0 = 1 - \frac{1}{R_0} \quad (1.3)$$

Se si è ha conoscenza del valore di R_t è possibile ottenere una prima approssimazione della percentuale di popolazione immune necessaria perché la malattia non si diffonda ulteriormente nel tempo, sempre mantenendo le norme anti-contagio:

$$p_{HIT}^t = 1 - \frac{1}{R_t} \quad (1.4)$$

Questa stima risulta pesantemente influenzata dalle misure di limitazione e distanziamento attive nel periodo considerato, che svolgono già un'azione complementare a quella dell'immunizzazione, abbassando la probabilità di contagio. Per questa ragione è da ritenersi un valore minimo, ma ben lontano dalla soglia di sicurezza oltre la quale non si renda più necessaria l'adozione di precauzioni contro la malattia.

Nella presente trattazione si utilizzerà la stessa approssimazione per ricavare la soglia di immunità di gregge p_{HIT} relativa ai contagi giornalieri in piazza San Marco tramite la condizione $R_g < 1$.

Capitolo 2

Il modello: integrazione tra dinamiche di folla e di contagio

2.1 La dinamica pedonale di piazza San Marco

2.1.1 Struttura del modello pedonale

I modelli *agent-based* di dinamica pedonale devono soddisfare alcune caratteristiche fondamentali:

- realizzare una dinamica realistica i cui elementi interagiscano in maniera il più aderente possibile ai principi della meccanica classica;
- simulare correttamente i meccanismi cognitivi e decisionali dei singoli individui;
- mantenere la massima generalità nella formulazione dei punti precedenti per non risultare vincolati a una specifica configurazione;
- mantenere un basso costo computazionale per la gestione del singolo individuo.

Il modello pedonale di base, adattato e modificato ai fini della ricerca, presenta una struttura abbastanza completa per quanto riguarda i punti suddetti. Sono stati eseguiti test per verificarne l'efficienza e la stabilità, i quali hanno evidenziato alcune lacune, che saranno approfondite in seguito.

I pedoni sono descritti all'interno del modello come corpi incomprimibili circolari di diametro $r_0 = 0.5m$. Ognuno di essi viene creato in una posizione casuale all'interno di una delle sorgenti poste negli ingressi della piazza (Fig. 2.1a e 2.6) e contestualmente gli viene assegnata una meta (uno tra i luoghi di interesse, evidenziati in Fig. 2.1b), una diagnosi (susceptibile, immune, infetto) e un modulo di velocità ottimale $v_{0,n}$ (compresa tra 0.89 m/s e 1.48 m/s, il cui orientamento inizialmente è casuale). Il loro stato viene

aggiornato ad ogni iterazione sulla base dell'iterazione precedente e di ciò che succede nell'intervallo di tempo corrispondente a quella corrente.

Alla fine dell'iterazione i -esima la posizione e velocità \vec{v}_n dell'agente n vengono aggiornate in base al contributo degli urti intercorsi durante l'intervallo di tempo corrispondente all'iterazione e della velocità risultante dall'iterazione $i - 1$ -esima. Infine \vec{v}_n subisce l'accelerazione \vec{a}_n :

$$\vec{a}_n = -\gamma(\vec{v}_n - \vec{v}_{0,n}) \quad (2.1)$$

in cui $\frac{1}{\gamma}$ è la scala di rilassamento microscopica del sistema e $\vec{v}_{0,n}$ un vettore velocità con modulo $v_{0,n}$ orientato nella direzione della meta assegnata precedentemente.

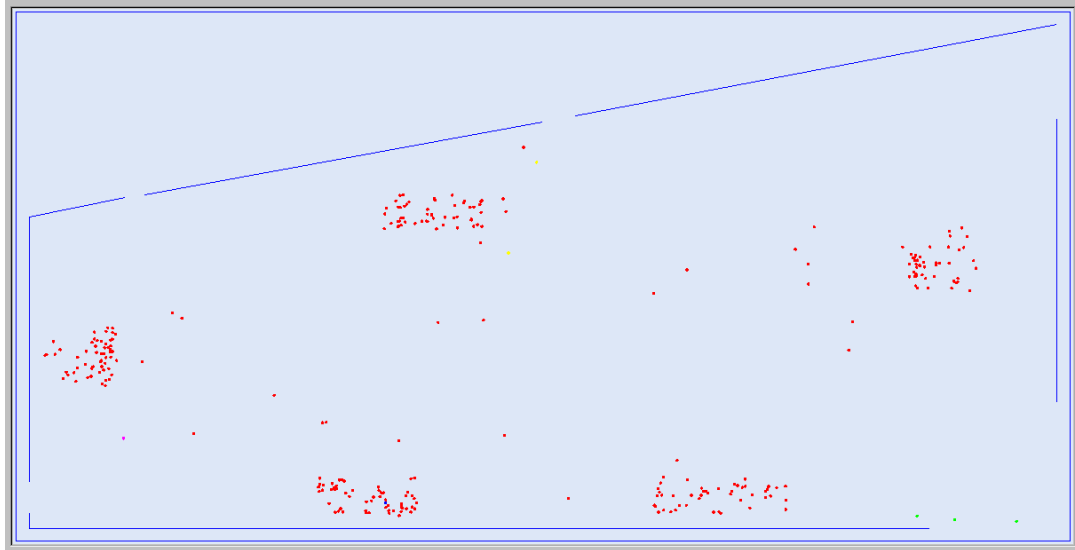
Gli agenti sono soggetti a due tipi di interazioni diverse, entrambe con l'obiettivo di evitare le collisioni, ma con raggi d'azione differenti. La prima è una forza di repulsione, che agisce in una zona di interazione sociale uguale a $2r_0$ con l'obiettivo di mantenere questa distanza minima tra i pedoni nel caso le loro traiettorie si incrocino, simulando la necessità di uno spazio vitale libero attorno a ciascun individuo (Fig. 2.2, in azzurro).

La seconda è una forza di repulsione a lungo raggio (agisce in un settore circolare di raggio $r_{view} \approx 2r_0$ e ampiezza di 180° nella direzione di moto dell'agente) e tende a prevenire gli urti con i pedoni in avvicinamento ruotando e riducendo la velocità di entrambi gli individui coinvolti verso una zona più libera (Fig. 2.2). La forza risultante da questa interazione è una forza repulsiva tra gli agenti provenienti da direzioni opposte, e una attrattiva per quelli diretti nella stessa direzione. Questo porta alla creazione di flussi distinti dalla direzione di moto (come si può notare in Fig. 2.3a).

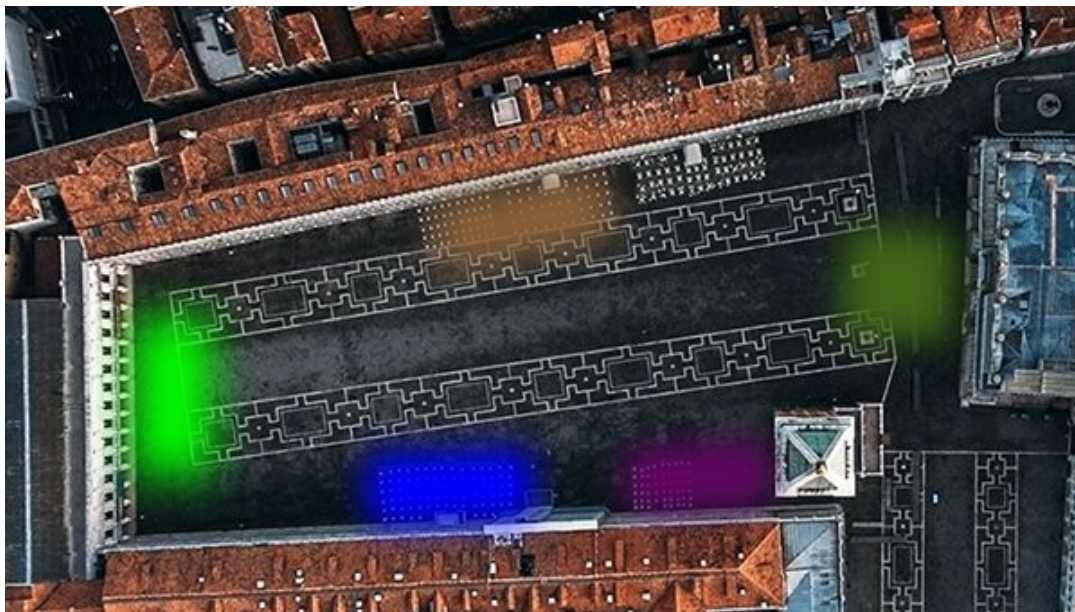
Gli urti tra pedoni sono di tipo parzialmente anelastico, con un effetto di rallentamento degli individui coinvolti sia prima che dopo l'interazione. L'osservazione diretta di questi meccanismi ha evidenziato come il modello realizzi correttamente gli urti frontali tra individui provenienti da direzioni diverse, mentre non realizza alcuna interazione nel caso di pedoni che si stiano muovendo nella stessa direzione e si avvicinino a causa della differenza di velocità tra loro. Questo fenomeno si manifesta con la sovrapposizione (o "tamponamento") degli individui quando essi percorrono la stessa traiettoria e l'individuo che sorraggiunge ha velocità maggiore di quello dinanzi a lui, come evidente in Fig. 2.3a.

La ragione che sta alla base di questo comportamento risiede nelle condizioni di *trigger* dello stato di urto all'interno dell'algoritmo e nel modo in cui gli urti stessi sono realizzati all'interno della successione di istanti infinitesimi che costituisce lo scorrere del tempo nella simulazione. Prima di esporre la soluzione è necessario approfondire il funzionamento del modello da questo punto di vista.

Il programma è strutturato come un ciclo di iterazioni, ciascuna corrispondente a un intervallo di tempo pari a 0.05 s. All'inizio di ogni ciclo vengono simulati e registrati tutti i possibili urti tra coppie di individui che possono avvenire in questo intervallo di tempo in base alle posizioni e alle velocità dei pedoni risultanti dall'iterazione precedente



(a) *Istantanea del modello*



(b) *Visuale satellitare della piazza*

Figura 2.1: Interfaccia grafica del modello nella configurazione corrispondente a piazza San Marco (a) e visuale aerea della piazza (b). I punti rossi rappresentano gli agenti. Si possono notare in (b) i 5 luoghi di interesse (Basilica di San Marco (in verde militare), locali con distese estive (in marrone), Museo Correr (in verde chiaro), Procuratie Vecchie (in blu), Museo Archeologico e Museo San Marco (in bordeaux)) dove si raggruppano la maggior parte degli individui e in (a) i 5 ingressi (a partire da destra in basso: Piazzetta di San Marco, Piazzetta dei Leoncini, Calle dei Fabbri, Sotoportego del Cavalletto, Calle de l'Ascension), riportati anche in Fig. 2.6. Fonte (b): Karanikolov D., *Aerial Photography Venice*.

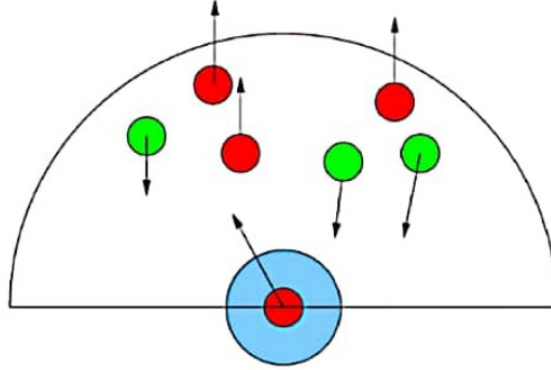


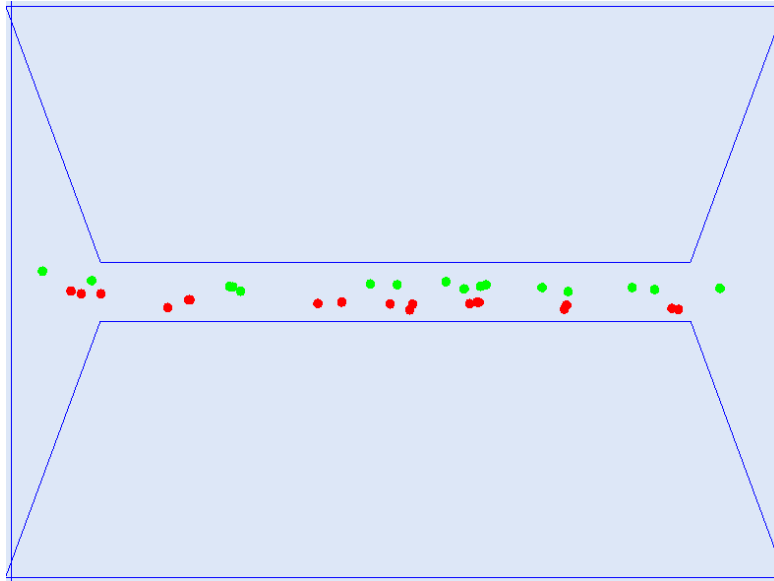
Figura 2.2: Rappresentazione delle interazioni tra pedoni. In blu è rappresentata la zona di interazione sociale che l'agente vuole preservare. Il semicerchio indica il raggio visivo r_{view} entro il quale l'agente percepisce gli individui e si muove di conseguenza per evitare le collisioni. Si può notare come il pedone tenda a muoversi nella direzione della zona libera più vicina, che risulta quella lasciata da altri pedoni appartenenti al suo stesso flusso. Fonte: Bazzani A. et al., *Cognitive dynamics in an automata gas*.

del ciclo. Ogni oggetto "urto" contiene l'informazione sugli agenti coinvolti, sull'esito dell'interazione e sull'istante in cui essa è avvenuta.

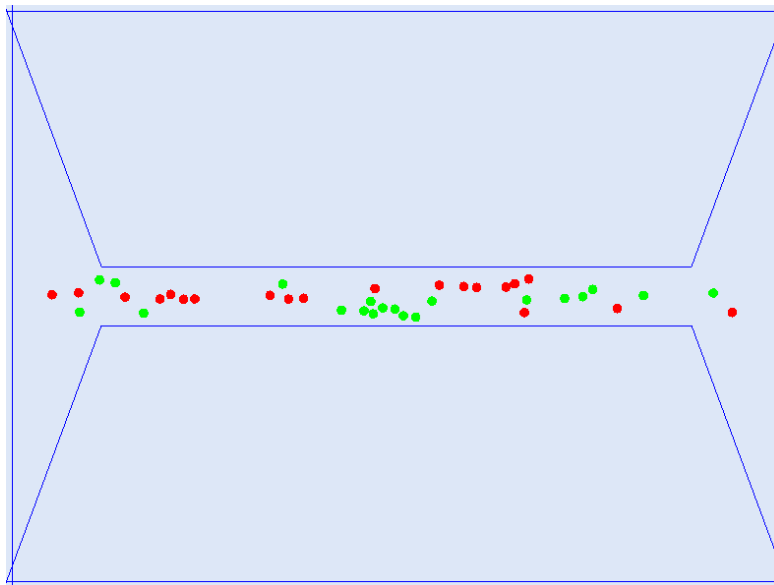
Tutti gli urti possibili vengono considerati, e il primo in ordine cronologico viene eseguito. I pedoni coinvolti vedono le proprie posizioni e velocità aggiornate come se questo fosse effettivamente avvenuto e ricalcolano tutti i loro possibili urti sulla base del loro nuovo stato, registrandoli insieme agli urti già calcolati precedentemente. L'operazione viene rieseguita fino al termine dell'intervallo temporale, quando i pedoni sono ricollocati in base al moto avuto durante questa fase di calcolo degli urti e le loro velocità aggiornate tenendo conto dell'accelerazione \vec{a}_n verso meta a cui tendono.

Questa struttura fa sì che, nel caso due pedoni si trovino ad avere una velocità relativa nulla in una situazione di affollamento, le condizioni d'urto tra loro non si attivino, poiché le loro due velocità rimangono complessivamente identiche dal punto di vista computazionale, e di conseguenza anche la velocità relativa su cui si basa il meccanismo di verifica dell'urto si mantiene nulla. Allo stesso tempo le piccole traslazioni con cui si realizzano gli urti infinitesimi tra gli altri individui modificano ugualmente la distanza tra essi, portandoli a sovrapporsi.

Per risolvere questo problema è stato necessario inserire un nuovo tipo di interazione, che si attivasse solo tra le coppie di pedoni per cui il fenomeno si stesse realizzando e evitasse la loro sovrapposizione. A questo proposito si è introdotta una meccanica, simile a quella implementata nei *car following models* (Fig. 2.3b), per la quale, in caso di rischio di "tamponamento", il pedone che sorraggiunge a maggior velocità rallenta progressivamente fino a raggiungere la stessa andatura di colui che lo precede. Quando il *trigger* di



(a) *Presenza di sovrapposizioni*



(b) *Implementazione del meccanismo di rallentamento*

Figura 2.3: Confronto tra i flussi prima e dopo l'implementazione del meccanismo di rallentamento degli individui a velocità maggiore. La configurazione mostrata corrisponde a un lungo corridoio in cui sono presenti due flussi opposti, quello verde si muove da destra verso sinistra e quello rosso viceversa. Nella figura (a) si può osservare la presenza di alcune coppie di individui sovrapposti in entrambi i flussi, originati dagli urti con i pedoni provenienti dal lato opposto. Il fenomeno è assente nella figura (b), dove, nonostante il maggior affollamento, il meccanismo di rallentamento implementato agisce efficacemente e tende a formare delle piccole code dietro gli individui con velocità minore.

tamponamento, o di qualunque fenomeno di condizionamento, cessa, l'individuo accelera fino a raggiungere nuovamente la sua velocità ottimale $v_{0,n}$.

Le interazioni con i muri presentano la stessa struttura degli urti tra pedoni, e vengono archiviate e gestite contestualmente ad essi nel ciclo di cui sopra. Si sono osservati problemi analoghi a quanto visto precedentemente, in particolare relativi alle dinamiche di *urto continuo*, nelle quali si manifestavano fenomeni di permeabilità dei muri (Fig. 2.4a).

Un agente si definisce in stato di *urto continuo* con un muro quando si trova a contatto con esso e con velocità perpendicolare alla sua superficie non nulla dal punto di vista computazionale, ovvero il moto risulta vincolato dalla barriera, ma l'accelerazione \vec{a}_n fa sì che ad ogni iterazione dell'algoritmo la velocità perpendicolare venga inizializzata a un valore non nullo e di conseguenza l'agente tenta nuovamente muoversi attraverso di essa. Questi stati si verificano quando un pedone, la cui direzione di moto interseca una barriera, le si avvicina e inizia ad urtarla ripetutamente, nel tentativo di proseguire lungo la traiettoria rettilinea che lo congiunge alla sua meta. La formulazione della dinamica di urto è definita come segue.

Dato un muro di estremi (x_1, y_1) e (x_2, y_2) , con vettore normale \vec{n} , e un agente di coordinate (x, y) e velocità $\vec{v} = (v_x, v_y)$, la componente di \vec{v} parallela al muro v_p e quella perpendicolare v_i sono date da:

$$v_i = \vec{n} \cdot \vec{v}, \quad v_p = |\vec{v} - \vec{n} \cdot \vec{v} \vec{n}| \quad (2.2)$$

A seguito dell'urto la posizione dell'agente viene modificata secondo l'equazione:

$$x_f = x_1 + d \cos\theta - d_p \sin\theta \quad y_f = y_1 + d \sin\theta + d_p \cos\theta \quad (2.3)$$

dove d è la distanza tra il pedone e il muro, d_p la distanza tra la proiezione del pedone sul muro e il suo estremo (x_1, y_1) e θ è l'angolo compreso tra l'asse del muro e l'asse -y. La velocità finale dell'agente dopo l'urto diventa:

$$\vec{v}_f = -v_i \vec{n} + \vec{v} - \vec{n} \cdot \vec{v} \vec{n} \quad (2.4)$$

Questi urti portano il pedone a proseguire parallelamente al muro con una serie di rimbalzi fino al punto dove $\vec{a}_n \parallel \vec{n}$. La dipendenza dell'accelerazione da \vec{v}_n fa sì che il pedone rimanga fermo in quella posizione in uno stato di urto continuo, per l'effetto combinato dell'urto elastico e dell'accelerazione subita. Questa condizione genera un grande numero di eventi di urto a una distanza infinitesima dal muro, la cui forza di repulsione in origine risultava insufficiente per contrastare la spinta dovuta alle interazioni con gli altri pedoni.

Per evitare che gli agenti raggiungessero questo stato si è introdotto all'interno della dinamica di urto muro-pedone un debole potenziale elastico repulsivo, che modifica gradualmente la velocità in fase di avvicinamento (Eq. 2.5) e riesce a contrastare il fenomeno prima che si inneschi la condizione di urto continuo (Fig. 2.4b).

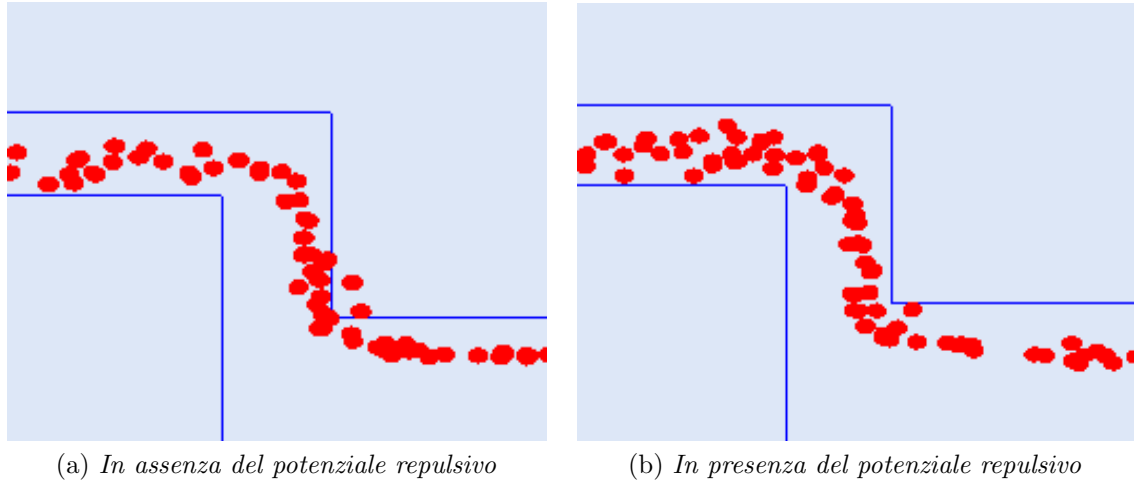


Figura 2.4: Confronto tra la dinamica di interazione con il muro del flusso pedonale in presenza o meno del potenziale repulsivo. Nella figura (a) è possibile notare due pedoni che hanno superato la barriera e proseguito il loro moto verso la meta. La causa di questo fenomeno risiede nell’alto numero di urti ravvicinati con il muro che si verificano in prossimità dell’angolo, la cui presenza rappresenta la differenza più evidente rispetto alla figura (b).

$$\vec{v}_f = \vec{v} + \frac{k}{d} \vec{n} \quad (2.5)$$

Nell’osservazione del fenomeno di permeabilità si è notato che la presenza di un singolo pedone in stato di urto continuo con il muro non era sufficiente per provocarne il passaggio, ma appena se ne introduceva un secondo all’interno della simulazione (anche in una zona totalmente diversa), e quest’ultimo interagiva con un muro qualsiasi, si verificava il fenomeno di permeabilità. La ragione di questo comportamento risiede nel meccanismo di ordinamento temporale degli urti nel registro che li contiene.

Lo stato di urto continuo fa sì che il pedone a stretto contatto con il muro presenti una serie quasi continua di eventi, tanto che la differenza temporale tra due urti consequenziali risiede in una cifra decimale troppo piccola per essere effettivamente descritta dal tipo di variabile in cui è contenuta, e che quindi risulta casuale ad ogni lettura. Quando un nuovo urto viene inserito, statisticamente uno degli urti viene registrato esattamente allo stesso istante, ma può essere letto come successivo dal programma, che quindi non lo esegue, dando la precedenza all’altro. Se al controllo successivo l’istante di urto viene letto come precedente rispetto quello appena eseguito, l’algoritmo procede e lo ignora nuovamente, dando per scontato che sia effettivamente avvenuto. La simulazione si sposta quindi in avanti di un piccolo intervallo di tempo senza che il meccanismo di repulsione del muro si attivi ed eviti che il pedone in stato di urto continuo si muova attraverso di esso. Ciò spiega la presenza del fenomeno di permeabilità anche in assenza di affollamento.

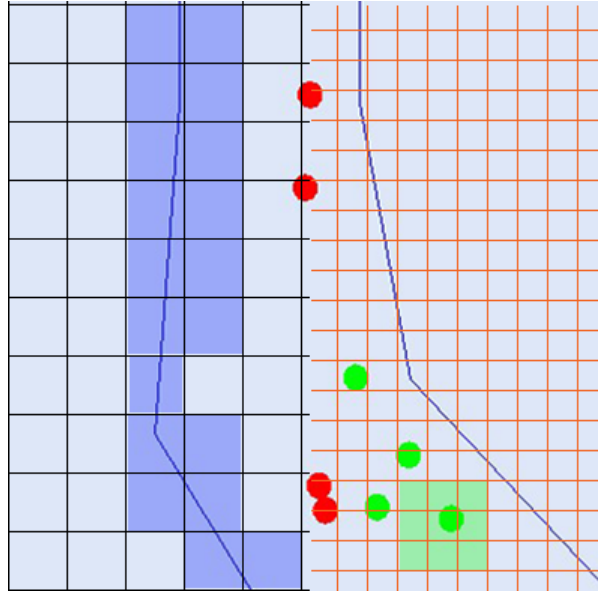


Figura 2.5: Rappresentazione dei ricoprimenti sull'interfaccia grafica del modello. Sulla sinistra il ricoprimento in cui sono definite le celle di interazione con i muri (in blu). A destra il ricoprimento analogo nell'ambito delle interazioni tra pedoni. Entrambe le strutture sono presenti in tutto lo spazio fisico, e i pedoni possono essere proiettati su di esse traducendo l'informazione sulla loro posizione, appartenente al piano cartesiano \mathbb{R}^2 , nell'indice intero corrispondente ad ogni singola cella.

Queste dinamiche di urto avrebbero costi computazionali dell'ordine di n^2 (in cui n è il numero di pedoni presenti) se dovessero verificare le interazioni di ogni agente con tutti gli altri individui e con le barriere. Per questo motivo all'interno del programma è implementato un sistema di gestione delle informazioni che permette di minimizzare il numero di interazioni da verificare.

Tale sistema consiste in un insieme di ricoprimenti dello spazio bidimensionale della simulazione che contengono informazioni differenti e all'occorrenza possono essere confrontati per identificare con precisione la posizione degli individui all'interno dell'ambiente (Fig. 2.5). Questi ricoprimenti sono formati da celle rettangolari a ciascuna delle quali è associato un indice e un valore. La dimensione delle celle dipende dal tipo di fenomeno considerato: se si tratta di un urto con una barriera si utilizza una maglia fine, che copre la distanza massima percorribile in un intervallo infinitesimo. Se invece si considera l'urto tra due agenti la maglia risulta più larga, perché entrambi hanno la possibilità di muoversi e quindi esiste un più ampio range di interazione.

A seconda della dimensione della cella base del ricoprimento e a partire dalla posizione di ogni agente (misurato nel sistema di riferimento cartesiano \mathbb{R}^2 dell'ambiente di simulazione) è possibile risalire alla cella su cui esso si trova, e decidere quindi di "accendere" l'interazione solo per gli individui appartenenti alle celle circostanti.

Una struttura analoga è utilizzata per fornire ai pedoni le informazioni necessarie a

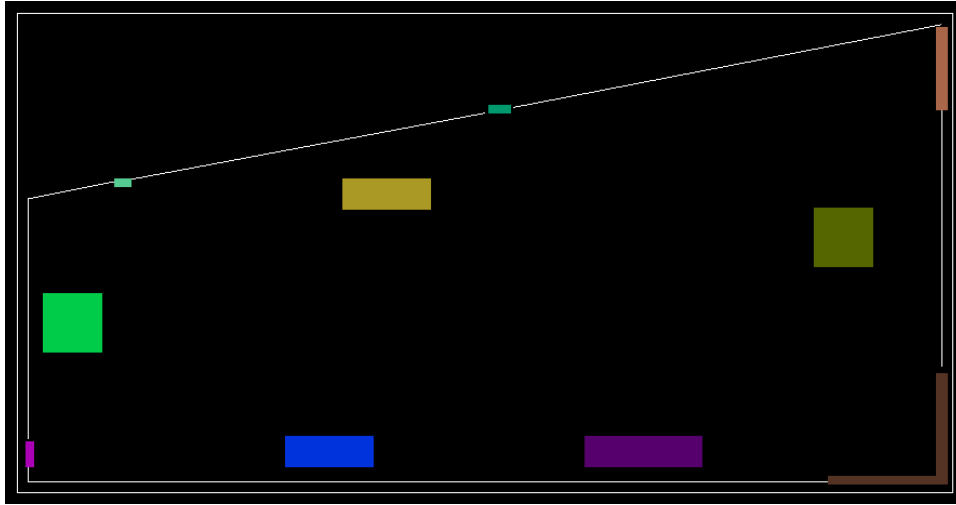


Figura 2.6: La "griglia cognitiva" di piazza San Marco, rappresenta la suddivisione della piazza nelle varie zone. Lungo il perimetro sono disposte le vie di uscita: Piazzetta dei Leoncini e Torre dell'Orologio (in arancione), Piazzetta San Marco verso Riva degli Schiavoni (in marrone), Calle de l'Ascension (in fucsia), Sotoportego del Cavalletto (in verde chiaro), Calle dei Fabbri (in verde scuro). All'interno della piazza sono evidenziati i punti di interesse.

determinare il loro comportamento all'interno dell'ambiente simulato. In questa griglia ad ogni cella corrisponde un valore che la identifica come spazio di transito, luogo di aggregazione o via di uscita (Fig. 2.6).

La *dinamica cognitiva* che i pedoni seguono nel realizzare il *random walk* tra i punti di interesse presenta 3 stati cognitivi possibili, che corrispondono a 3 diversi comportamenti:

- transizione: viene scelta una meta casuale tra i punti di interesse verso la quale il pedone si dirige alla velocità lui assegnata. Quando arriva alla sua meta entra nello stato di sosta;
- sosta: l'individuo ha raggiunto la meta assegnatagli nello stato di transizione, rallenta e mantiene la distanza dai pedoni vicini, se il livello di occupazione del punto di interesse lo permette. Dopo una media di 40 minuti entra nuovamente nello stato di transizione con una meta diversa dalla precedente;
- esodo: dopo una media di 1 ora e 15 minuti (valori compresi tra 1 ora e 1 ora e mezza) il pedone riceve il comando di uscire dalla piazza da una delle vie di esodo.

2.1.2 Parametrizzazione e criticità del modello pedonale

La dinamica di folla del modello è definita essenzialmente da 4 parametri:

- velocità massima v_{max} : le velocità associate ai singoli agenti sono assegnate secondo una distribuzione reale uniforme tra il 75% e il 125% di v_{max} . Nel loro moto gli

individui accelerano verso la loro velocità di riferimento v_{rif} in maniera asintotica secondo le formule:

$$v_{\chi}^i = v_{\chi}^{i-1} + \alpha \left(v_{\chi}^{i-1} - v_{rif} \cdot \frac{v_{\chi}^{i-1}}{v^{i-1}} \right) \cdot \Delta t$$

in cui v_{χ}^i indica la componente lungo $\chi \in \{x, y\}$ della velocità v^i all'iterazione i , α la costante di accelerazione (s^{-1}) relativa a ciascun intervallo Δt (corrispondente al tempo di progressione della simulazione in una iterazione);

- coefficiente di rallentamento R : parte della quantità di moto p^{el} risultante dal calcolo degli urti elastici tra agenti (considerati non puntiformi) viene dissipata tramite un fattore di rallentamento dovuto alla natura anelastica dell'urto, ottenendo la quantità di moto finale p^{anel} :

$$p_{\chi}^{anel} = p_{\chi}^{el} \cdot e^{-R\Delta t}$$

in cui in cui p_{χ} indica la componente lungo $\chi \in \{x, y\}$ della quantità di moto e R il coefficiente di rallentamento (s^{-1});

- coefficiente di rallentamento per il *car following model* R_{cfm} : il meccanismo prevede che, quando due individui si trovano in una situazione di potenziale tamponamento, colui che sorraggiunge si accodi (con velocità v_{acc}) a chi lo precede (con velocità v_{prec}). Il rapporto tra le due velocità dipende dal coefficiente di rallentamento R_{cfm} :

$$v_{acc} = R_{cfm} v_{prec} \quad (2.6)$$

Poiché il modello non percepisce i tamponamenti come urti, e non associa loro alcun rallentamento all'infuori di quello implementato nel *car following model*, per valori alti di R_{cfm} (corrispondenti a un minor effetto frenante) la velocità media cresce quasi esponenzialmente e si assiste a molti fenomeni di sovrapposizione, mentre per valori molto bassi si ottiene un moto a intermittenza (detto *stop and go*, tipico delle code autostradali), perché ogni possibile tamponamento viene evitato dall'arresto dell'individuo che sorraggiunge a maggior velocità (Fig. 2.3 e 2.7).

- raggio visivo r_{view} : l'interazione a lungo raggio che è stata descritta nel paragrafo precedente dipende in maniera significativa da questo parametro. Se esso è troppo elevato il contributo dei pedoni più lontani tende a sommarsi a quello dei più vicini dando origine a un campo di forze mediamente nullo e impedendo la creazione di due flussi distinti. Se è troppo basso invece vengono considerati solo i pedoni più vicini, perdendo l'informazione sul comportamento complessivo degli altri individui circostanti.

La parametrizzazione di v_{max} , R e r_{view} è stata realizzata, in collaborazione con un altro progetto di tesi¹, tramite il confronto con i dati di flusso misurati dai sensori

¹La tesi cui si fa riferimento è ad opera di T. Marzi, Università di Bologna a.a. 2019/2020.

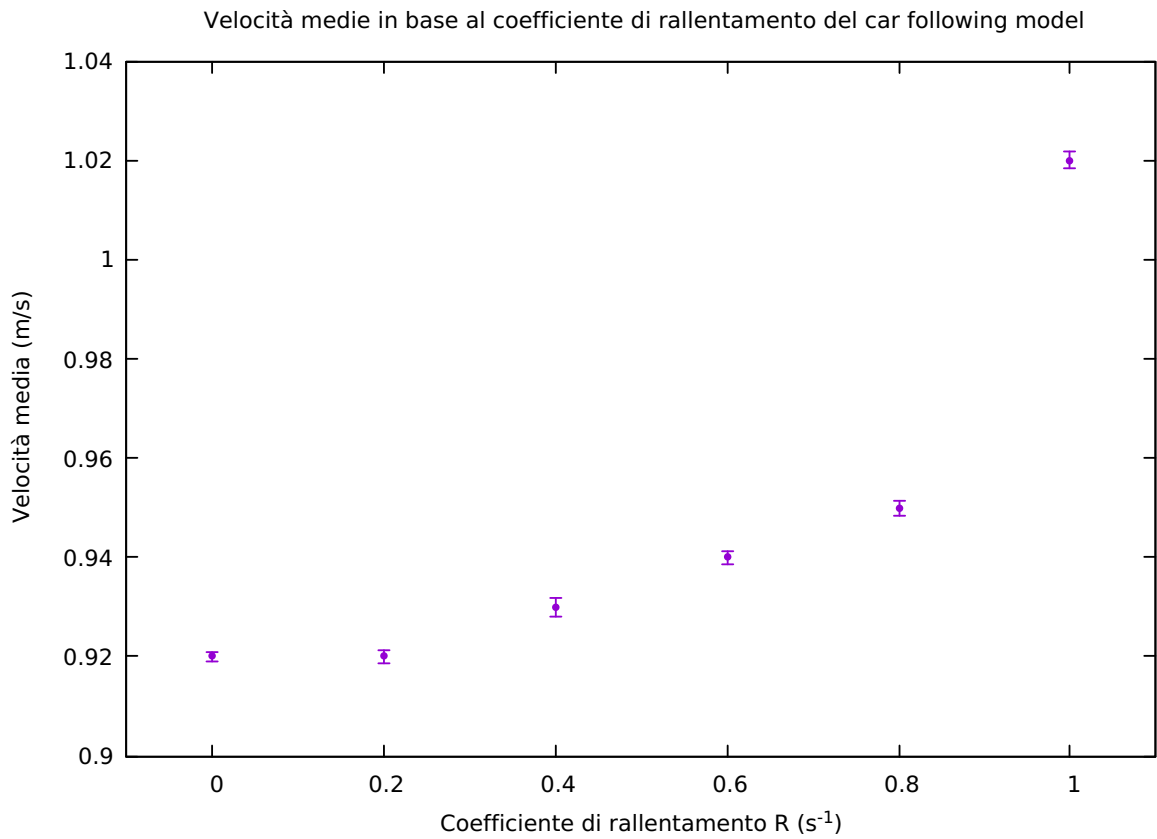


Figura 2.7: Andamento della velocità media in funzione di R_{cfm} nella configurazione di tipo corridoio presente in Fig. 2.3. R_{cfm} è la percentuale della velocità del pedone più lento che viene assegnata all'individuo che sorraggiunge per evitare il tamponamento (Eq. 2.6). L'ampio scarto tra le velocità associate alla dinamica in cui è implementato il meccanismo di rallentamento ($R_{cfm} < 1$) rispetto al caso in cui esso sia assente ($R_{cfm} = 1$) evidenzia l'importanza di questo comportamento nella descrizione del flusso pedonale.

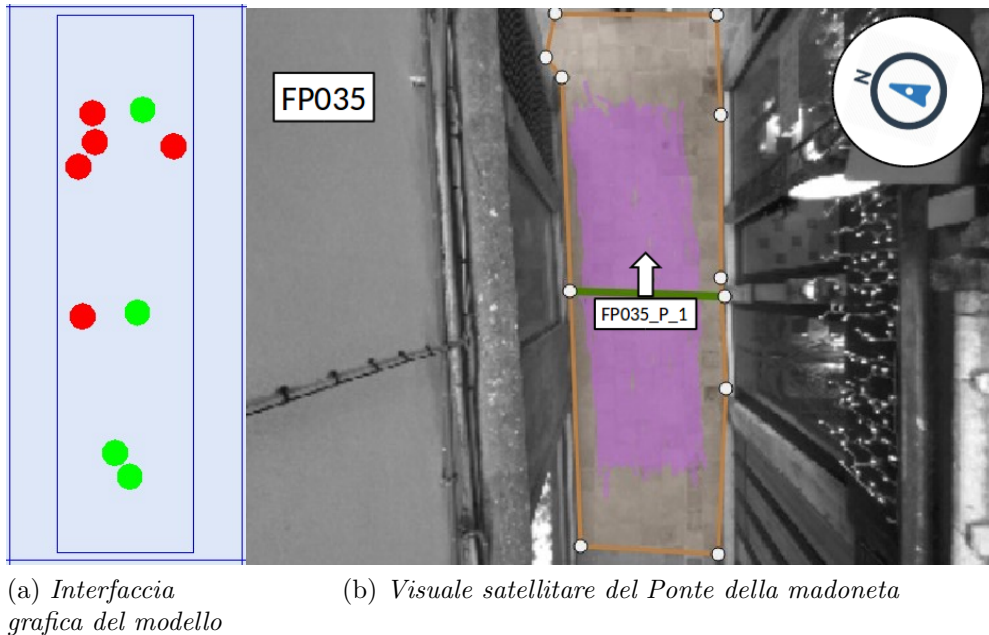


Figura 2.8: Ponte della Madoneta nella sua configurazione all'interno dell'interfaccia grafica del modello (a) e rispetto alla visuale dei sensori utilizzati per la parametrizzazione (b). In (b) si possono notare alcune traiettorie registrate (in viola). Fonte (b): comunicazione interna al Dipartimento di Fisica dell'Università di Bologna (2020).

installati sopra il Ponte della Madoneta a Venezia (Fig. 2.8). Questo ponte ha una forma rettangolare di larghezza $2.5m$, lunghezza $8,5m$ e area $20m^2$. È stato scelto questo luogo perché presenta una struttura priva di elementi architettonici da simulare (quali gradini, rampe o paratie). Inoltre le sue dimensioni ristrette fanno sì che si raggiungano alti livelli di densità, necessari per parametrizzare il modello, come invece non avviene in luoghi più ampi. I sensori tracciano i movimenti dei pedoni e misurano la distanza percorsa in intervalli della durata di $5s$, in maniera affine all'acquisizione dati adottata dal modello, per poi calcolarne la velocità media e la direzione.

La velocità media misurata dai sensori in assenza di interazioni con altri pedoni (ottenuta dall'analisi dei moto di individui isolati) è uguale a $(1.187 \pm 0.002) m/s$. Il valore di v_{max} per il quale la simulazione restituisce una velocità media analoga è $1.35 m/s$. Per ricavare i parametri R e r_{view} sono state eseguite simulazioni a densità locali comprese tra 0.05 pedoni/ m^2 e 1 pedone/ m^2 , che hanno evidenziato come valori di *best fit* $R = 3.1 s^{-1}$ e $r_{view} = 1.03 m$, con un $\chi^2 = 0.04$ (Fig. 2.9). Quest'ultimo è più basso di quanto ci si possa aspettare perché l'interazione che regola assume maggior peso nei contesti più affollati, in cui risulta preferibile operare scelte basate sugli agenti vicini, per individuare le zone di avanzamento, piuttosto che essere influenzati dal comportamento medio di un gruppo più ampio.

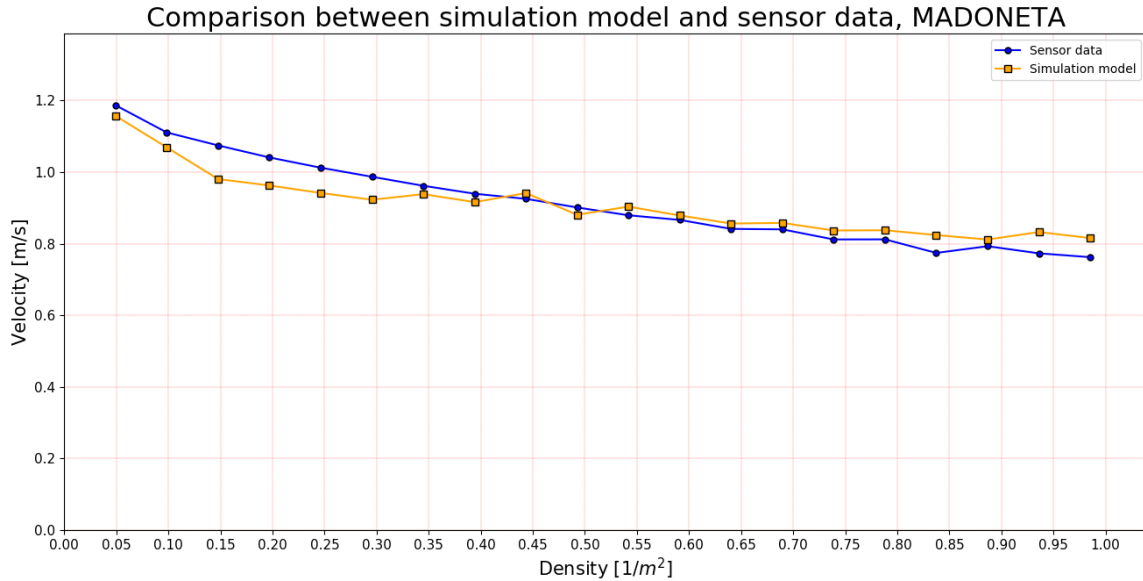


Figura 2.9: Misure della velocità media in funzione della densità di individui presenti sul Ponte della Madoneta effettuate dai sensori (in blu) confrontate con gli analoghi risultati forniti dalle simulazioni (in giallo). Il test del χ^2 effettuato tra i due set di dati fornisce un risultato di 0.04. Fonte: Marzi T., comunicazione interna al Dipartimento di Fisica dell’Università di Bologna (2020).

Il coefficiente R_{cfm} è stato stimato tramite l’osservazione diretta delle simulazioni. Si è cercato un valore che evitasse una dinamica di congestione, causata da rallentamenti eccessivi) e minimizzasse al tempo stesso i casi di sovrapposizione (cosiddetti ”tamponamenti”). Questo valore è risultato pari a $0.7 s^{-1}$.

Le criticità del modello pedonale risiedono principalmente nella strutturazione dei flussi di accesso alla piazza e nelle stime sul comportamento degli individui all’interno della stessa. I tempi di permanenza complessiva e nei punti di interesse, i punti di aggregazione principali e l’omogeneità dei flussi di entrata ed uscita si basano su ipotesi ragionevoli, ma non supportate da una base dati adeguata, in mancanza di rilevazioni in merito. Gli andamenti delle presenze giornaliere sono basati sui conteggi in entrata ed uscita dei sensori posizionati lungo Riva degli Schiavoni e Calle della Canonica, che da soli non sono sufficienti a garantire un’effettiva corrispondenza dei flussi con le presenze in piazza. Una validazione del modello per quanto riguarda la mobilità nella piazza sarebbe possibile tramite l’analisi dei dati acquisiti dalle telecamere situate in loco.

Inoltre si è evidenziata la necessità di un più efficiente meccanismo di distanziamento tra gli agenti, che nelle situazioni di maggior affollamento tendono a collassare e sovrapporsi senza simulare una corretta dinamica di corpo rigido. Si tratta però di una condizione patologica strettamente legata agli aspetti computazionali del modello, i quali non sono stati ritenuti pertinenti ai fini della presente ricerca di tesi.

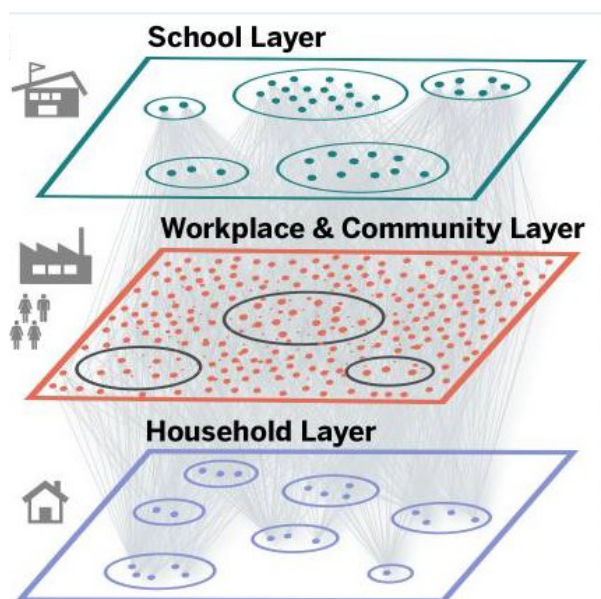


Figura 2.10: Struttura dei modelli a reti sovrapposte. Fonte: Aleta A. et al., *Modeling the impact of social distancing, testing, contact tracing and household quarantine on second-wave scenarios of the COVID-19 epidemic*, medRxiv 2020.05.06.20092841 (2020).

2.2 Simulare la trasmissione di COVID-19 in un contesto di micro-mobilità pedonale

2.2.1 Struttura del modello epidemiologico

La maggioranza delle simulazioni epidemiologiche *agent-based* fa uso di strutture a reti sovrapposte, in cui ciascuna rete rappresenta un ambiente (solitamente scolastico, lavorativo, domestico e i mezzi di trasporto), cui sono associate diverse probabilità di contatto o contagio, e ogni nodo un individuo che ne popola una certa regione (Fig. 2.10). Ogni coppia di individui che si trovi in zone adiacenti di una rete nella stessa giornata (solitamente le simulazioni hanno durata pluri-mensile con frequenza di campionamento giornaliera) può o meno sviluppare un contatto ed eventualmente un contagio, in base alle caratteristiche dell'ambiente e degli individui (sesso, età e altri fattori determinanti dal punto di vista sanitario) [21].

Un approccio analogo risulta inadeguato al caso presente, perché la scala di simulazione spazio temporale è completamente differente. Inoltre si ritiene che nel quantificare la probabilità di contagio sia importante non solo considerare i *close contacts* (quindi contatti particolarmente ravvicinati o prolungati) con un singolo individuo infetto, ma tutti gli eventi di potenziale contagio.

Per questa ragione l'algoritmo tiene conto in maniera cumulativa di tutti gli eventi di contatto che il singolo agente ha avuto con gli individui contagiati. Al termine della sua permanenza nella piazza si registra il loro valore complessivo, corrispondente all'intervallo di tempo passato a contatto con un individuo positivo al contagio. Il rapporto tra questo intervallo e quello associato ai *close contacts* (secondo quanto stabilito dall'ECDC [16]) è il peso che viene applicato alla probabilità di contagio nel processo stocastico che determina l'esito del contatto. Il *sampling rate* della scansione degli intorno degli individui contagiosi è pari a 0.5 Hz, per evitare l'effetto di *aliasing* nei moti reciproci degli agenti. Come esplicitato al paragrafo 1.3, il modello fornisce in questo modo una stima del numero di contagi giornalieri e del parametro β_g .

Un'altra informazione che può essere ricavata tramite la simulazione è il numero di persone potenzialmente esposte, ovvero la quantità di *close contacts* che si sono verificati, per i quali il processo stocastico ha avuto esito negativo. Questo valore può essere un efficace indicatore dell'effettiva intensità dei contatti tra gli individui in piazza, indipendentemente dai parametri di contagio, ed essere utilizzato per stimare lo sviluppo dell'epidemia nel caso il tasso di contagiosità su cui si basa la simulazione si rivelasse errato.

2.2.2 Parametrizzazione e criticità del modello epidemiologico

La popolazione è stata divisa in 3 compartimenti: suscettibili, immuni e contagiati.

Inizialmente è stata ricavata la percentuale di individui già colpiti dal virus nei mesi precedenti in base ai dati ISTAT sull'indagine di sieroprevalenza [17] effettuati tra maggio e luglio 2020. Questa informazione risultava di grande importanza nel caso si assumesse che la presenza di anticorpi implicasse una parziale o totale immunità al virus, in analogia con altri ceppi del gruppo SARS. Questa assunzione, in base ad alcuni casi emersi nell'ultima settimana di agosto, pare essere errata. I dati raccolti nello stesso periodo prevedono l'arrivo di una seconda ondata (Fig. 2.11), i cui effetti si vorrebbero limitare tramite l'utilizzo di modelli come quello presente, in grado di individuare i diversi scenari possibili in funzione dei diversi valori assunti da parametri quali, per esempio, la percentuale di immuni nella popolazione.

Si è quindi deciso di considerare attualmente assente qualsiasi forma di immunità, e di verificare successivamente gli andamenti dei contagi per percentuali crescenti di popolazione immunizzata.

L'informazione ricavata inizialmente con lo scopo di stabilire la percentuale di individui immunizzati è risultata utile per stimare il numero di individui contagiosi attualmente presenti sul territorio italiano. Secondo i primi risultati su 60 milioni di abitanti, 1 milione e 482 mila (il 2.5%) sono stati contagiati dal virus, a fronte di un numero di diagnosi ufficialmente registrate fino al momento dello studio pari a 251 mila, un sesto dei contagi stimati dall'indagine sierologica. Questo evidenzia come la maggioranza dei casi di contagio non siano stati effettivamente tracciati e riconosciuti come tali, a causa della

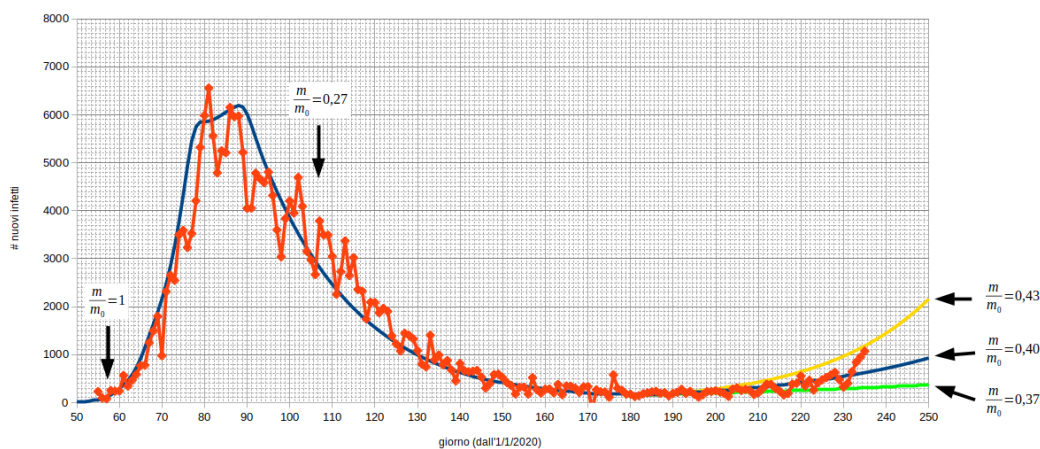


Figura 2.11: Andamento del numero di contagi giornalieri dall’inizio dell’epidemia fino a fine agosto, con tre possibili scenari futuri dipendenti dal rapporto $\frac{m}{m_0}$, in cui m_0 rappresenta l’intensità di contatti tra individui in assenza di qualunque misura di distanziamento sociale (corrispondente allo stato precedente l’epidemia), mentre m indica il valore di questa grandezza in un determinato intervallo di tempo, dipendente dalle misure di contenimento adottate. Le rigide misure di *lockdown* hanno portato questo valore da $mm_0 = a m = 0.27 m_0$ (dal giorno 80 al giorno 160), mentre con l’inizio della riapertura si nota il suo valore in crescita, con un *trend* che vede $m \approx 0.40 m_0$ verso fine agosto, con un accenno all’inizio di una seconda ondata. Fonte: Lunedei E., Rambaldi S., comunicazione interna al Dipartimento di Fisica dell’Università di Bologna (2020).

sintomatologia varia o addirittura assente. Dallo studio emerge infatti come il 50.7% dei contagiati presenti meno di 2 sintomi, di cui il 27.3% è asintomatico. Le attività di *screening* effettuate in Italia tra il 4 e il 18 agosto indicano una percentuale di asintomatici o paucisintomatici (ovvero con sintomi lievi e di breve durata) ancora maggiore, pari al 74.2% [22].

A causa della scarsità di dati disponibili risulta particolarmente complesso ottenere una stima accurata del numero di infetti ancora in circolazione. I casi confermati in data 28 agosto sono 23 035, con 1462 nuovi casi al giorno, quasi triplicati rispetto a metà agosto secondo i dati forniti dal Ministero della Sanità [5]. Secondo le proiezioni realizzate dall’*Institute for Health Metrics and Evaluation Population Health* (IHME) [23] il numero di casi giornalieri nelle prime due settimane di settembre salirà da 1638 a 2386, per un totale di 27 400 nuovi contagi nel periodo 1-14 settembre 2020. Secondo l’ultimo bollettino pubblicato dall’ISS il 18 agosto 2020 [22] il coefficiente di riproduzione, calcolato sulle prime due settimane di agosto, risulta pari a 0.83 (95% CI: 0.67, 1.06), in lieve crescita rispetto alle rilevazioni precedenti.

Assumendo che il suo valore sia rimasto pressoché costante nelle due settimane successive e conoscendo il numero di nuovi contagi si può stimare il numero di individui contagiosi presenti nel periodo in esame. Esso risulta pari a 33 010, lo 0.05% della popolazione italiana. Considerando l’ampia forbice tra i casi registrati e quelli asintomatici

o non tracciati, evidenziata dall'indagine ISTAT, si ritiene necessario rivedere al rialzo questo valore, che ai fini del modello viene considerato costante e pari allo 0.3% della popolazione totale.

La probabilità di contagio associata ai *close contacts* è del 4% (95% CI: 2.8%, 5.2%), in linea con quanto riportato da una revisione complessiva degli studi pubblicati nei maggiori *databases* del settore biomedico e sanitario da gennaio a maggio 2020 sui metodi di trasmissione del virus SARS-CoV-2 [20].

Le criticità associate a questa strutturazione sono numerose. La più evidente è l'assenza dei dati statistici necessari ad ottenere una stima precisa della compartimentazione della popolazione italiana. Le approssimazioni utilizzate risultano necessarie per poter operare con dati non frutto di studi statistici e campioni non rappresentativi della popolazione, bensì raccolti in contesti differenti con criteri non omogenei (basti pensare al numero di tamponi effettuati nei primi mesi di epidemia rispetto a quelli attuali, o ai criteri di diagnosi dei deceduti) per esigenze sanitarie, quale la priorità data all'isolamento dei nuovi focolai rispetto alla realizzazione di *screening* a campione.

In secondo luogo la maggior parte degli studi su cui è stata eseguita l'analisi sulla trasmissione del virus si basano su dati relativi ai focolai isolati in Cina e USA, che presentano una popolazione mediamente più giovane dell'Italia (quindi meno suscettibile al virus).

Parte dei dati sono stati raccolti durante l'applicazione delle misure di contenimento del contagio, che sono scattate con tempi e modi diversi in tutto il mondo. Rischiano quindi di non rispecchiare la situazione di allentamento di queste misure, cui si assiste in Italia dagli inizi di giugno, e di risultare inadeguati alla previsione degli sviluppi dell'epidemia in autunno, soprattutto considerando l'alto tasso di asintomaticità della malattia.

Capitolo 3

Risultati

Sono state effettuati due tipi di simulazioni differenti, in base al comportamento da studiare. Tutte le simulazioni presentano flussi giornalieri in entrata ed uscita dalla piazza analoghi, con una prima fase di afflusso dalle 8 di mattina, una seconda nel primo pomeriggio e il deflusso a partire dalle 18, per un totale di 12 ore simulate. Questi andamenti sono stati ricavati in base a due sensori appartenenti allo stesso sistema di monitoraggio già citato durante la parametrizzazione del modello pedonale, situati lungo Riva degli Schiavoni e Calle della Canonica. L'intensità del flusso è proporzionale a un parametro di flusso che corrisponde al numero massimo di presenze in piazza durante la simulazione.

La prima serie di simulazioni è stata realizzata variando il livello di affollamento della piazza per misurare l'andamento dei contagi e delle grandezze ad essi associate. La seconda serie ha invece come scopo il calcolo della soglia di immunità di gregge, ed è composta da 10 *cluster* di simulazioni che si distinguono per la percentuale di individui immuni generati (da 10% a 90%).

Per la prima serie si sono considerati 10 *cluster* da 5 simulazioni l'uno, a ciascuno dei quali corrisponde un diverso valore del parametro di flusso, compreso tra 85 e 625 individui. Si è deciso di calcolare per ogni simulazione il numero medio di presenze in piazza (\bar{N}_s), e successivamente di associare ad ogni *cluster* la media dei valori ottenuti in questo modo tra le simulazioni appartenenti al *cluster* stesso. I valori ottenuti sono riportati in Tab. 3.1. Successivamente si è eseguita la stessa operazione per tutte le grandezze misurate, con lo scopo di ottenere l'informazione media associabile a ciascun *cluster*. I valori presentati in Tab. 3.2 e nei grafici sono il risultato di questa analisi.

Tramite questa procedura si vuole ridurre la stocasticità intrinseca nella singola simulazione e ottenere dei valori medi rappresentativi per ogni valore del parametro di flusso impostato. Gli errori associati a questi valori medi sono le semidispersioni massime ottenute confrontando gli esiti delle simulazioni del *cluster*.

Un tale approccio è necessario dal momento che il numero di individui in piazza non è costante nel tempo ed è soggetto ad un processo stocastico nella loro fase di generazione,

Cluster		Simulazioni		Cluster		Simulazioni	
I_c	\bar{N}_c		\bar{N}_s	I_c	\bar{N}_c		\bar{N}_s
1	84.20 ± 0.05		84.17 ± 0.19	6	$368,8 \pm 0.6$		369 ± 2
			84.20 ± 0.19				368 ± 2
			84.27 ± 0.18				368 ± 2
			84.2 ± 0.2				369 ± 2
			84.2 ± 0.2				369 ± 2
2	142.63 ± 0.12		$142.7 \pm 0,4$	7	424.1 ± 0.7		424 ± 3
			$142.5 \pm 0,5$				423 ± 3
			$142.7 \pm 0,5$				425 ± 2
			$142.5 \pm 0,5$				424 ± 2
			$142.8 \pm 0,4$				424 ± 3
3	200.3 ± 0.3		$200.2 \pm 0,8$	8	478.0 ± 0.8		479 ± 3
			$200.6 \pm 0,8$				478 ± 3
			$199.9 \pm 0,8$				478 ± 3
			$200.4 \pm 0,8$				479 ± 3
			$200.5 \pm 0,7$				477 ± 3
4	257.3 ± 0.5		256.9 ± 1.2	9	530.8 ± 1.4		529 ± 4
			257.7 ± 1.1				532 ± 4
			257.8 ± 1.1				531 ± 4
			256.9 ± 1.2				531 ± 4
			257.2 ± 1.1				531 ± 4
5	313.7 ± 0.3		313.7 ± 1.5	10	582.6 ± 1.9		582 ± 4
			313.6 ± 1.6				581 ± 4
			313.8 ± 1.5				583 ± 4
			313.5 ± 1.6				583 ± 4
			313.1 ± 1.5				584 ± 4

Tabella 3.1: Numero di presenze medio (\bar{N}_c) per ogni *cluster* I_c e per ogni simulazione (\bar{N}_s).

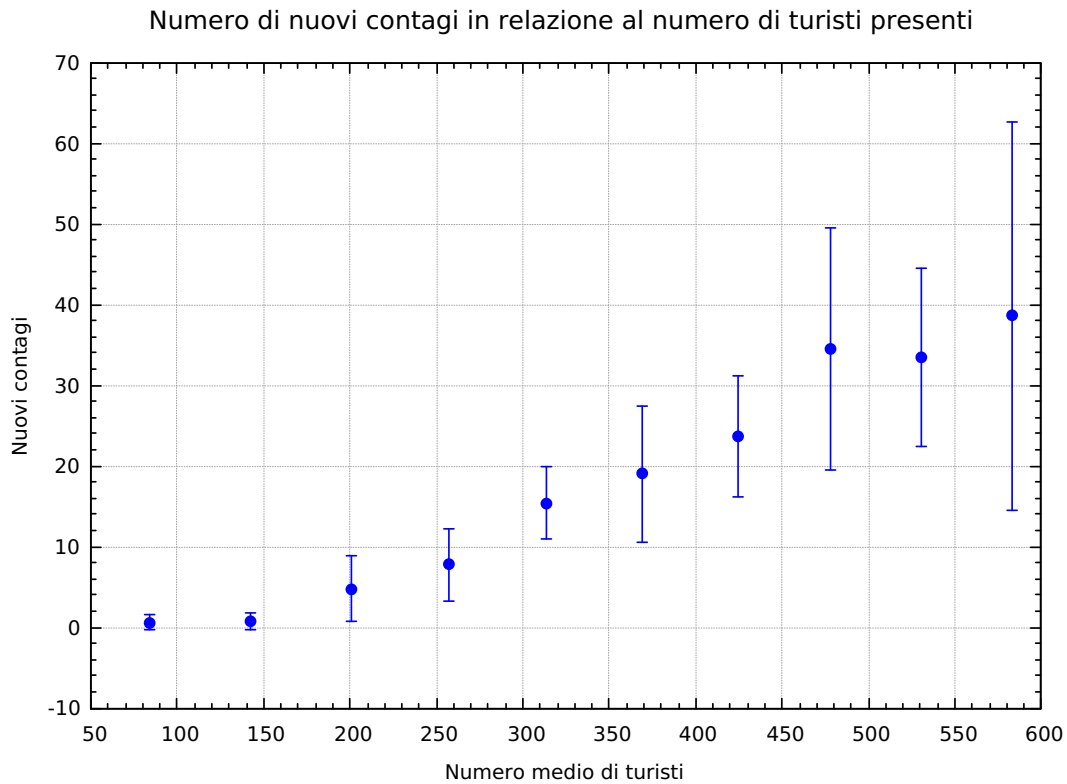


Figura 3.1: Numero di nuovi contagi in relazione alla media dei turisti presenti. Gli ampi errori associati alle misure effettuate con un maggior numero di individui sono frutto dell’alta variabilità nella generazione degli individui infetti durante simulazioni, che nei contesti maggiormente affollati può essere sorgente di una ampia dispersione nel numero di individui contagiati. Ciò è evidenziato dalla Fig. 3.2, in cui queste differenze scompaiono grazie al confronto tra numero di nuovi contagi e individui sorgente di infezione.

ragion per cui risulta differente anche tra simulazioni appartenenti allo stesso *cluster*, che presentano dunque gli stessi parametri di input.

Tramite la Fig. 3.1 si può notare come gli ampi errori associati ad alcune misure del numero di nuovi contagiati siano in realtà frutto dell’alta variabilità nella generazione degli individui infetti durante simulazioni, che nei contesti maggiormente affollati può essere causa di un’ampia dispersione nel numero di individui contagiati. Nel confronto con la Fig. 3.2 si osserva come l’apparente proporzionalità diretta dell’entità delle incertezze rispetto al numero di turisti, evidente nella Fig. 3.1, scompaia invece nel calcolo di R_g , poiché il suo valore è indipendente dall’aleatorietà intrinseca alla generazione degli infetti, e quindi al loro numero all’interno di ogni simulazione.

Le misure di R_g , riportate in Fig. 3.2 e nella Tab. 3.2, descrivono l’andamento dei contagi previsto in funzione del numero di turisti presenti in piazza. La curva di *fit* non appartiene al modello, ma è un’interpolazione quadratica con lo scopo di evidenziare

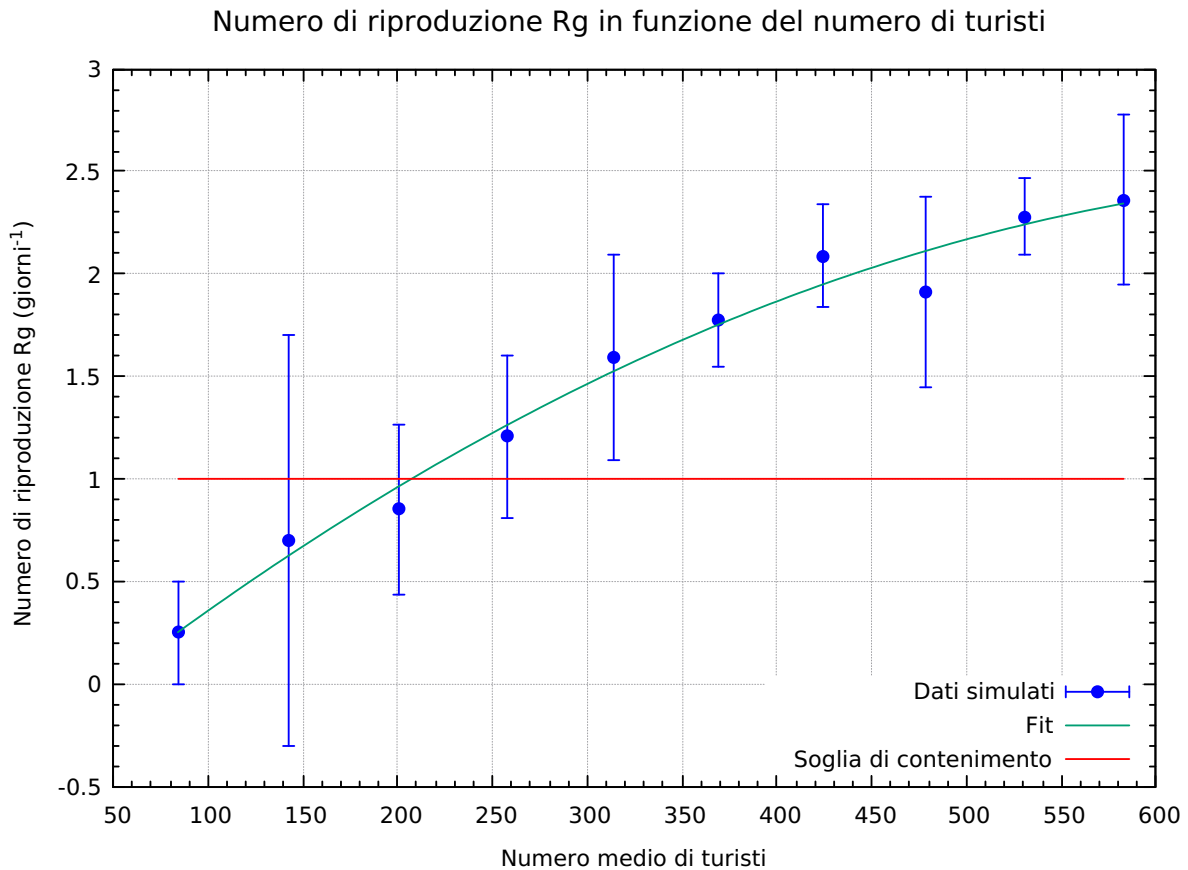


Figura 3.2: Valori medi di R_g in funzione delle presenze medie in piazza durante le simulazioni giornaliere. Ogni coppia di valori riportata corrisponde al risultato medio del cluster di simulazioni eseguite con gli stessi parametri di flusso. A causa dei processi stocastici le simulazioni appartenenti allo stesso cluster presentano un numero di turisti medio variabile, per cui il valore riportato è pari alla loro media complessiva. La deviazione standard associata a questa media è generalmente inferiore all'unità (si veda la Tab. 3.1), e non è stata quindi riportata nel grafico. Il *fit* dei dati è un'interpolazione quadratica del tipo $ax^2 + bx + c$ che non rappresenta alcun elemento del modello, ma evidenzia come l'andamento dei dati sia lineare al prim'ordine e manifesti una tendenza alla saturazione al second'ordine di sviluppo. La funzione interseca la soglia di contenimento del contagio per un numero di turisti medio uguale a 208 ± 31 . Si può notare come l'apparente andamento lineare delle incertezze rispetto al numero di individui presenti scompaia per quanto riguarda R_g , poiché il suo valore è indipendente dall'aleatorietà legata alla generazione degli infetti.

\bar{N}_c	Nuovi contagi	R_g (<i>giorni</i> ⁻¹)	$P_{esposti}$ (%)
84.20 ± 0.05	0.6 ± 1	0.3 ± 0.3	3 ± 3
142.63 ± 0.1	0.8 ± 1	1 ± 1	2 ± 1
200.3 ± 0.3	4.8 ± 4	0.9 ± 0.4	7 ± 4
257.3 ± 0.5	7.8 ± 4.5	1.2 ± 0.4	9 ± 6
313.7 ± 0.3	15.4 ± 4.5	1.6 ± 0.5	12 ± 3
$368,8 \pm 0.6$	19 ± 8.5	1.8 ± 0.2	13 ± 6
424.1 ± 0.7	23.6 ± 7.5	2.1 ± 0.3	14 ± 3
478.0 ± 0.8	34.6 ± 15	1.9 ± 0.5	20 ± 10
530.8 ± 1.4	33.4 ± 11	2.27 ± 0.19	17 ± 6
582.6 ± 1.9	38.6 ± 24	2.4 ± 0.4	17 ± 9

Tabella 3.2: Misure dei nuovi contagi giornalieri, di R_g e della percentuale di individui potenzialmente esposti a contagio $P_{esposti}$, ordinate in base al *cluster* cui fanno riferimento. $P_{esposti}$ è ottenuta calcolando il numero di *close contacts* per individuo in ogni configurazione. Si osserva che per valori superiori alla soglia di contenimento ($\bar{N}_c > 208$) gli individui potenzialmente a rischio di contagio salgono dal $(7 \pm 4)\%$ ad oltre il 20% della popolazione totale.

l'andamento delle misure. In prima approssimazione esso è lineare, ma al secondo ordine dello sviluppo si manifesta una tendenza alla saturazione, dovuta probabilmente al raggiungimento della massima densità locale possibile attorno a ciascun individuo infetto e di conseguenza il raggiungimento anche del massimo numero di *close contacts* e contagiati che esso possa generare. Il numero di individui presenti in piazza entro il quale $R_g < 1$, ovvero per il quale il contagio risulta contenuto, è uguale a 208 ± 31 .

Le misure dei *close contacts* sono rappresentate in Fig. 3.3 sia tramite il loro numero medio, sia attraverso la percentuale rispetto alla popolazione transitata in piazza nell'arco dell'intera giornata. I contatti tra individui sono indipendenti dalla probabilità di contagio scelta per parametrizzare il modello epidemiologico, quindi possono essere un utile "termometro sociale" per misurare il livello di affollamento della piazza. Si può notare che per un numero di presenze pari a 200 persone, ovvero l'affollamento limite indicato dalle simulazioni per rimanere in condizioni di contenimento dei contagi, il numero di individui potenzialmente esposti oscilla tra il 5% e il 10%. Quasi 1 individuo su 10 rischia il contagio.

La seconda serie di misure ha portato ad eseguire 10 *cluster* di simulazioni con una percentuale di popolazione immune variabile tra il 10% e il 90% e una presenza media in piazza di 583 ± 2 individui. I valori di R_g misurati, riportati in Fig. 3.4, indicano una $p_{HIT} \approx 60\%$.

I dati utilizzati per parametrizzare il modello (come la probabilità di contagio da *close contact*) fanno riferimento un contesto di distanziamento sociale, per cui la validità di questa stima dipende in maniera decisiva dal mantenimento degli stessi standard di distanziamento, che attraverso la limitazione dei contatti forniscono già ora un parziale

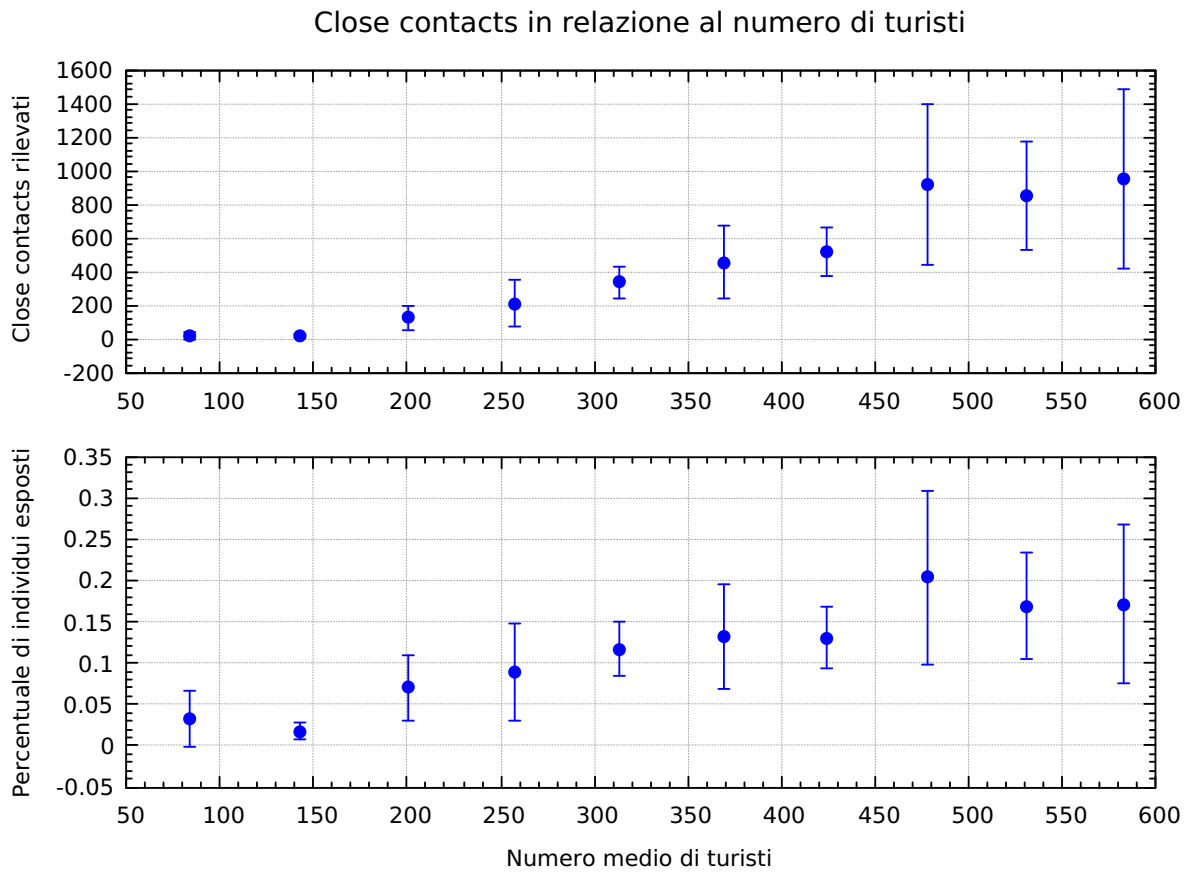


Figura 3.3: (sopra) Media degli eventi di tipo *close contact* rilevati in funzione delle presenze in piazza. Come atteso un maggior affollamento aumenta il numero di contatti ravvicinati con gli individui infetti. (sotto) Percentuale di eventi di potenziale contagio in rapporto al numero di individui presenti, ovvero la probabilità per ciascun individuo di essere coinvolto in un *close contact* con un individuo infetto. Si può notare che per un numero di presenze pari a 200 persone, ovvero l'affollamento limite indicato dalle simulazioni per rimanere in condizioni di contenimento dei contagi, il numero di individui potenzialmente esposti oscilla tra il 5% e il 10%. Quasi 1 individuo su 10 rischia il contagio.

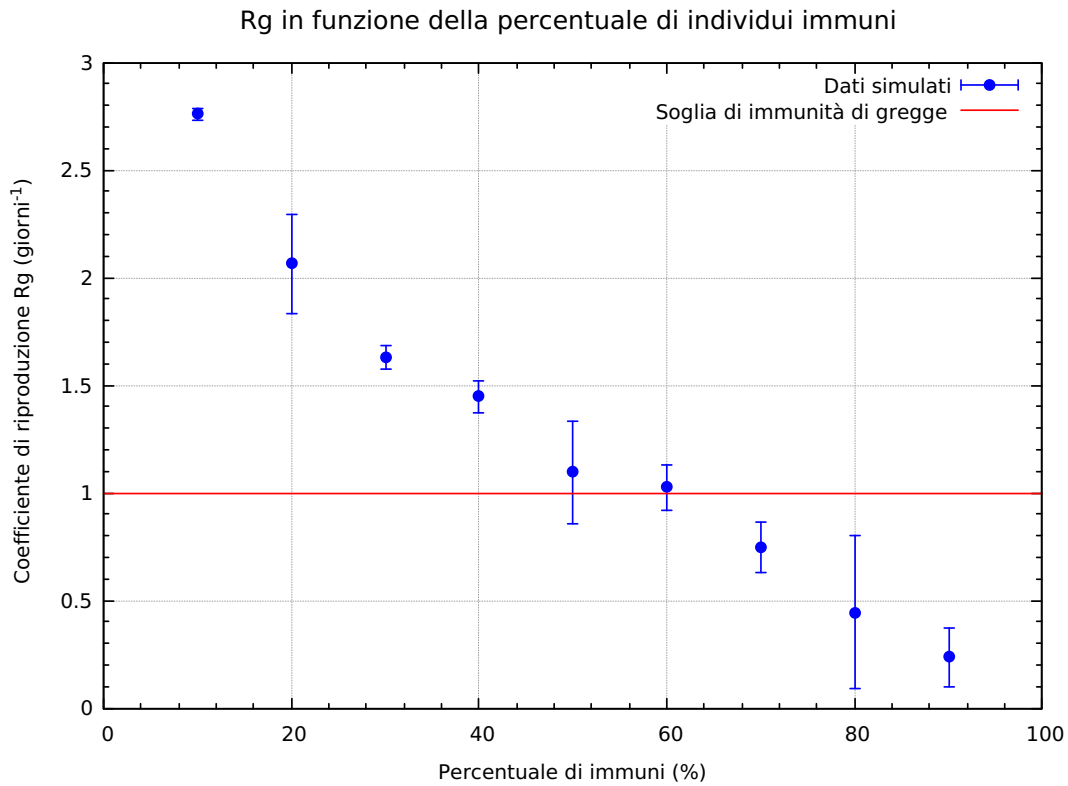


Figura 3.4: Numero di riproduzione giornaliero in funzione della percentuale di popolazione immune. L'immunità gregge si verifica approssimativamente al 60% di individui immunizzati. I dati utilizzati per parametrizzare il modello (come la probabilità di contagio da *close contact*) fanno riferimento un contesto di distanziamento sociale, per cui la validità di questa stima dipende in maniera decisiva dal mantenimento degli stessi standard di distanziamento. Le simulazioni sono state eseguite senza variare dei parametri di flusso, e hanno una presenza media di pedoni in piazza pari a 583 ± 2 , ovvero la massima capienza utilizzata per la misura di R_g .

effetto immunizzante sulla popolazione.

Osservazioni conclusive e sviluppi futuri

Le simulazioni hanno avuto esiti compatibili con i risultati attesi, sebbene manchino alcune informazioni utili ad effettuare un confronto con le misure ottenute e a realizzare una più completa e corretta parametrizzazione del modello, soprattutto dal punto di vista epidemiologico. Vi è la necessità di ottenere dati di rilevanza statistica a livello nazionale e locale per quanto riguarda la contagiosità del virus SARS-CoV-2, l'attuale compartimentazione della popolazione italiana e le dinamiche presenti all'interno di piazza San Marco a Venezia, come gli accessi ai beni culturali e ai servizi, al fine di migliorare l'efficacia del modello nella simulazione.

I risultati dello studio indicano come il numero medio di turisti presenti contemporaneamente in piazza che permetta di contenere il rischio di contagio ($R_g < 1$) sia pari a 208 ± 31 , che corrisponde a una media di 1779 ± 5 presenze giornaliere consentite. Un tale valore risulta chiaramente insufficiente alle necessità economiche di una meta turistica come piazza San Marco. La quantità di nuovi contagiati durante la permanenza in piazza varia sensibilmente in base al numero di infetti introdotti, come evidenziano le ampie incertezze presenti nelle misure in Fig. 3.1, e all'entità dei flussi turistici medi, dato ricavato dalle stime di R_g (Fig. 3.2).

Nell'ottica di elaborare una dinamica di piazza alternativa, che permetta un maggior afflusso in condizioni di sicurezza, il modello potrebbe essere rivisto ipotizzando l'attuazione di interventi di contenimento del rischio di contagio e simulandone l'efficacia. Ad esempio potrebbe essere inserita la presenza di una compartimentazione interna alla piazza, che permetta di evitare assembramenti eccessivi, oppure la possibilità di accedere alla piazza solo tramite visite guidate di durata e itinerario prestabiliti che limitino i contatti tra gruppi diversi, come già avviene nella Basilica di San Marco.

Inoltre le simulazioni sono state eseguite riproducendo un andamento dei flussi in entrate e uscita dalla piazza non costanti nel tempo. Una futura ricerca potrebbe indagare la relazione presente tra questi andamenti e l'incidenza di contagio nella popolazione, al fine di evidenziare se in presenza di picchi di afflusso o deflusso si manifestino analoghe variazioni nei contagi. Questa informazione potrebbe essere di grande utilità per decidere se, e come, distribuire gli accessi alla piazza nel corso della giornata.

In base alle simulazioni effettuate l'immunità di gregge viene raggiunta oltre una soglia del 60% di popolazione immunizzata. Tale stima dipende in maniera determinante dai parametri di contagio utilizzati nella strutturazione del modello, quali probabilità di contagio e distanza di sicurezza e perderebbe quindi di validità se essi dovessero cambiare apprezzabilmente, come d'altronde tutti i risultati già citati. Il dato di soglia dell'immunità di gregge è da ritenersi quindi una condizione necessaria ma non sufficiente ad arginare il contagio, a supporto della quale devono essere mantenuti i vincoli di distanziamento adottati fino ad ora.

La maggior parte dei dati sull'epidemia, tra cui quelli utilizzati nella presente ricerca di tesi, sono stati raccolti contestualmente o successivamente all'inizio del periodo di contenimento dei contagi, e fanno quindi riferimento a un contesto in cui le misure di riduzione del rischio di contagio hanno svolto un ruolo immunizzante nei confronti della popolazione, riducendone la probabilità di contrarre la malattia. Nel caso questa situazione venisse meno le previsioni fino ad ora effettuate andrebbero riviste alla luce della nuova situazione.

Bibliografia

- [1] Bousdekis A., Lepenioti K., Apostolou D., Mentzas G., *Decision Making in Predictive Maintenance: Literature Review and Research Agenda for Industry 4.0*, IFAC-PapersOnLine Vol. 52, Issue 13, pp. 607-612 (2019).
- [2] Liu D. et al., *A machine learning methodology for real-time forecasting of the 2019-2020 COVID-19 outbreak using Internet searches, news alerts, and estimates from mechanistic models*, arXiv 2004.04019, p. 2 (2020).
- [3] Natale F. et al., *COVID-19 Cases and Case Fatality Rate by age*, disponibile online al link: https://ec.europa.eu/knowledge4policy/publication/covid-19-cases-case-fatality-rate-age_en, in data 24 agosto 2020.
- [4] Kirchner A., Schadschneider A., *Simulation of evacuation processes using a bionics-inspired cellular automaton model for pedestrian dynamics*, Physica A: Statistical Mechanics and its Applications, Volume 312, Issues 1–2, pp. 260-276, (2002)
- [5] *COVID-19 Situazione Italia*, disponibile online al link: <http://opendatadpc.maps.arcgis.com/apps/opsdashboard/index.html#/b0c68bce2cce478eaac82fe38d4138b1>, in data 23 agosto 2020.
- [6] Inaba H., *Kermack and McKendrick revisited, The variable susceptibility model for infectious diseases*, Japan J. Indust. Appl. Math. 18, 273 (2001).
- [7] Bazzani A., Rambaldi S., Giorgini B., Turchetti G., *COMPLEXCITY: MODELING URBAN MOBILITY*, Advances in Complex Systems Vol. 10, No. supp02, pp. 255-270 (2007).
- [8] Packard N.H., Wolfram S., *Two-dimensional cellular automata*, J Stat Phys 38, pp. 901–946 (1985).
- [9] Hoya White S. et al., *Modeling epidemics using cellular automata*, Applied Mathematics and Computation, Volume 186, Issue 1, pp 193-202 (2007).

- [10] Zhang H.M., *Driver memory, traffic viscosity and a viscous vehicular traffic flow model* Transportation Research Part B: Methodological, Volume 37, Issue 1, pp. 27-41 (2003).
- [11] Harding J. H, *Mesosopic modelling*, Current Opinion in Solid State and Materials Science, Volume 2, Issue 6, pp. 728-732 (1997).
- [12] Jianjun J., Zuozhi L., Shaohong C., *Dynamics of an SEIR model with infectivity in incubation period and homestead-isolation on the susceptible*, Applied Mathematics Letters, Volume 107 (2020)
- [13] Kermack W. O., McKendrick A. G., Walker G. T., *A contribution to the mathematical theory of epidemics*, Proc. R. Soc. Lond. A115700–721 (1927).
- [14] Ovaskainen O., Meerson B., *Stochastic models of population extinction*, Trends in Ecology & Evolution, Volume 25, Issue 11, pp. 643-652 (2010).
- [15] Bazzani A., Giorgini B., Zanlungo F., Rambaldi S., *COGNITIVE DYNAMICS IN AN AUTOMATA GAS*, Artificial Life and Evolutionary Computation, pp. 3-21 (2010).
- [16] *Surveillance definitions for COVID-19*, disponibile online al link: <https://www.ecdc.europa.eu/en/covid-19/surveillance/surveillance-definitions>, in data: 23 agosto 2020.
- [17] *Covid-19, illustrati i risultati dell'indagine di sieroprevalenza*, disponibile online al link: http://www.salute.gov.it/portale/news/p3_2_1_1_1.jsp?lingua=italiano&menu=notizie&p=dalministero&id=4998, in data: 17 agosto 2020.
- [18] Lei L. et al., *Modes of contact and risk of transmission in COVID-19 among close contacts*, medRxiv 2020.03.24.20042606 (2020).
- [19] Liling C. et al., *SARS-CoV-2 transmission in different settings: Analysis of cases and close contacts from the Tablighi cluster in Brunei Darussalam*, medRxiv 2020.05.04.20090043 (2020).
- [20] Chian Koh W. et al., *What do we know about SARS-CoV-2 transmission? A systematic review and meta-analysis of the secondary attack rate, serial interval, and asymptomatic infection*, medRxiv 2020.05.21.2010874 (2020).
- [21] Aleta A. et al., *Modeling the impact of social distancing, testing, contact tracing and household quarantine on second-wave scenarios of the COVID-19 epidemic*, medRxiv 2020.05.06.20092841 (2020).

- [22] *Epidemia COVID 19, Aggiornamento nazionale 18 agosto 2020*, disponibile online al link: https://www.epicentro.iss.it/coronavirus/bollettino/Bollettino-sorveglianza-integrata-COVID-19_18-agosto-2020.pdf, in data 25 agosto 2020.
- [23] *COVID-19 Projections*, disponibile online al link: <https://covid19.healthdata.org/italy?view=total-deaths&tab=trend>, in data 25 agosto 2020.