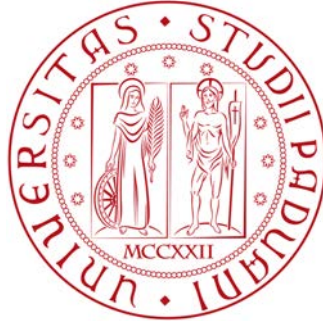


UNIVERSITÀ DEGLI STUDI DI PADOVA

Facoltà Di Ingegneria



CORSO DI LAUREA MAGISTRALE IN INGEGNERIA CIVILE INDIRIZZO TRASPORTI

Dipartimento di Ingegneria Civile Edile e Ambientale – ICEA

TESI DI LAUREA

**ANALISI SPERIMENTALE DELL'EFFETTO DI INFORMAZIONI
PREVENTIVE SULLA DINAMICA DAY-TO-DAY DELLE SCELTE
DI PERCORSO IN UNA RETE CONGESTIONATA**

Relatore: Prof. Claudio Meneguzzer

Laureanda: Laura Gasparin

Matricola: 1057591

ANNO ACCADEMICO: 2013-2014

SOMMARIO

INDICE DELLE FIGURE, DEI GRAFICI E DELLE TABELLE.....	5
INDICE DELLE FIGURE.....	5
INDICE DEI GRAFICI	5
INDICE DELLE TABELLE	7
INTRODUZIONE	11
CAPITOLO 1: SINTESI DELLA LETTERATURA	13
1.1 INTRODUZIONE	13
1.2 MODELLISTICA	14
1.3 ESPERIMENTI IN LABORATORIO O SUL CAMPO.....	22
1.3.1 STUDI RELATIVI ALL’EVOLUZIONE TEMPORALE DELLE SCELTE DI PERCORSO	23
1.3.2 STUDI RELATIVI ALL’EFFETTO DELLE INFORMAZIONI ESTERNE SULLE SCELTE DI PERCORSO	25
1.3.3 STUDI RELATIVI ALL’EFFETTO DELLE CARATTERISTICHE PERSONALI SULLE SCELTE DI PERCORSO.....	37
CAPITOLO 2: DESCRIZIONE DELL’ESPERIMENTO ED ANALISI PRELIMINARI	43
2.1 DESCRIZIONE DELL’ESPERIMENTO	43
2.1.1 I PARTECIPANTI	43
2.1.2 LA RETE SIMULATA.....	44
2.1.3 LA PROVA	44
2.1.4 LE INFORMAZIONI ESTERNE.....	45
2.1.5 IL QUESTIONARIO.....	46
2.2 ANALISI PRELIMINARI.....	47
2.2.1 CONVERGENZA ALL’EQUILIBRIO	47
2.2.2 TEMPI DI PERCORRENZA PREVISTI ED EFFETTIVI.....	54
2.2.3 COMPORTAMENTO DI SWITCHING	58
2.2.4 COMPLIANCE.....	64

2.2.5 EFFETTO DELL'ESPERIENZA	71
CAPITOLO 3: EFFETTO DELLE CARATTERISTICHE PERSONALI DEGLI UTENTI SULLA DINAMICA DELLE SCELTE DI PERCORSO	75
3.1 CARATTERISTICHE GENERALI DEI PARTECIPANTI.....	75
3.1.1 EFFETTO DEL GENERE SULLE SCELTE DI PERCORSO.....	77
3.1.2 EFFETTO DELL'ESPERIENZA ALLA GUIDA SULLE SCELTE DI PERCORSO.....	85
3.1.3 EFFETTO DELLA TIPOLOGIA PREVALENTE DI MOBILITA' SULLE SCELTE DI PERCORSO.....	94
3.2 ANALISI DEI QUESTIONARI.....	102
3.3 ANALISI DETTAGLIATA DEL COMPORTAMENTO NELL'ESPERIMENTO.....	106
3.3.1 INTRODUZIONE	106
3.3.2 ANALISI DI ALCUNE VARIABILI SIGNIFICATIVE	109
CAPITOLO 4: ANALISI STATISTICA DI ALCUNE VARIABILI SIGNIFICATIVE DELLA DINAMICA DAY-TO-DAY	115
4.1 MODELLI DI REGRESSIONE.....	115
4.2 ANALISI DELLA VARIANZA (ANOVA).....	124
4.2.1 ANOVA AD UNA VIA.....	127
4.2.2 ANOVA A DUE VIE	139
CONCLUSIONI.....	147
RIFERIMENTI BIBLIOGRAFICI	151
• BIBLIOGRAFIA DIRETTA	151
• BIBLIOGRAFIA INDIRETTA	154

INDICE DELLE FIGURE, DEI GRAFICI E DELLE TABELLE

INDICE DELLE FIGURE

Figura 1: Esempio di semplice rete di trasporto	44
Figura 2: Andamento della funzione BPR	45
Figura 3: Andamento del filtro esponenziale nel tempo	46
Figura 4: Distribuzione di Fisher.....	126

INDICE DEI GRAFICI

Grafico 1: (a) Equilibrio Deterministico; (b) Stato System-Optimal.....	49
Grafico 2: Analisi del flusso (a) sul percorso 1; (b) sul percorso 2	50
Grafico 3: Analisi del tempo di percorrenza (a) sul percorso 1; (b) sul percorso 2	51
Grafico 4: Analisi del tempo di rete medio pesato con i flussi dei due percorsi	52
Grafico 5: Confronto tra i flussi sui due percorsi	54
Grafico 6: Confronto tra tempi effettivi e previsti (a) sul percorso 1; (b) sul percorso 2	55
Grafico 7: (a) Confronto tra differenza tempi effettivi-previsti sul percorso 1 e numero di cambiamenti di percorso giornalieri; (b) Confronto tra differenza tempi effettivi- previsti sul percorso 2 e numero di cambiamenti di percorso giornalieri;	57
Grafico 8: (a) Confronto tra differenza tempi effettivi-previsti sul percorso 1 e flusso sul percorso 1; (b) Confronto tra differenza tempi effettivi-previsti sul percorso 2 e flusso sul percorso 2.....	58
Grafico 9: (a) Frequenza dei cambiamenti giornalieri; (b) Numero di cambiamenti di percorso tra periodi consecutivi	59
Grafico 10: Frequenza dei cambiamenti individuali	61
Grafico 11: Relazione tra la frequenza di switching ed il tempo di percorrenza medio individuali	61
Grafico 12: Distribuzione di frequenza del tempo di permanenza massimo su un dato percorso	62
Grafico 13: Comportamento di switching.....	64
Grafico 14: Accuratezza delle previsioni (a) sul percorso 1; (b) sul percorso 2	65
Grafico 15: Compliance verso le previsioni.....	66
Grafico 16: Risposta alle informazioni storiche	67
Grafico 17: Risposta vs. compliance individuali.....	68
Grafico 18: Evoluzione nel tempo di risposta e compliance.....	69
Grafico 19: Comportamento di switching vs. compliance/risposta alle informazioni.....	70
Grafico 20: Andamento del costo di percorrenza medio aggregato nel tempo.....	71
Grafico 21: Effetto dell'esperienza sulle scelte di percorso.....	73
Grafico 22: Caratteristiche generali dei partecipanti (a) utenti da 1 a 10; (b) utenti da 11 a 20	76

Grafico 23: Confronto, sulla base del genere, dei flussi sul percorso 1.....	77
Grafico 24: Confronto, sulla base del genere, dell'evoluzione del tempo di percorrenza medio.....	78
Grafico 25: Confronto, sulla base del genere, dell'effetto dell'esperienza sul tempo di percorrenza medio.....	79
Grafico 26: Confronto, sulla base del genere, del comportamento di switching.....	80
Grafico 27: Confronto, sulla base del genere, della (a) compliance verso le previsioni; (b) risposta alle informazioni storiche.....	82
Grafico 28: Comportamento di switching vs. risposta alle informazioni (a) uomini; (b) donne.....	84
Grafico 29: Confronto, sulla base dell'esperienza alla guida, dei flussi sul percorso 1.....	85
Grafico 30: Confronto, sulla base dell'esperienza alla guida, dell'evoluzione del tempo di percorrenza medio.....	87
Grafico 31: Confronto, sulla base dell'esperienza alla guida, dell'effetto dell'esperienza sul tempo di percorrenza medio.....	88
Grafico 32: Confronto, sulla base dell'esperienza alla guida, del comportamento di switching.....	89
Grafico 33: Confronto, sulla base dell'esperienza alla guida, della (a) compliance verso le previsioni; (b) risposta alle informazioni storiche.....	91
Grafico 34: Comportamento di switching vs. risposta alle informazioni a) utenti con esperienza alla guida<12 anni; (b) utenti con esperienza di guida>12 anni.....	93
Grafico 35: Confronto, sulla base della tipologia prevalente di mobilità, dei flussi sul percorso 1.....	94
Grafico 36: Confronto, sulla base della tipologia prevalente di mobilità, dell'evoluzione del tempo di percorrenza medio.....	96
Grafico 37: Confronto, sulla base della tipologia prevalente di mobilità, dell'effetto dell'esperienza sul tempo di percorrenza medio.....	97
Grafico 38: Confronto, sulla base della tipologia prevalente di mobilità, del comportamento di switching.....	97
Grafico 39: Confronto, sulla base della tipologia prevalente di mobilità, della a) compliance verso le previsioni; (b) risposta alle informazioni storiche.....	100
Grafico 40: Comportamento di switching vs. risposta alle informazioni (a) pendolari; (b) non pendolari.....	101
Grafico 41: Distribuzione di frequenza delle risposte al Quesito 14.....	103
Grafico 42: Distribuzione di frequenza delle risposte al Quesito 10.....	104
Grafico 43: Distribuzione di frequenza delle risposte al Quesito 13.....	105
Grafico 44: Tipico comportamento di scelta di percorso assunto dai partecipanti appartenenti al gruppo 1.....	106
Grafico 45: Tipico comportamento di scelta di percorso assunto dai partecipanti appartenenti al gruppo 2.....	107
Grafico 46: Tipico comportamento di scelta di percorso assunto dai partecipanti appartenenti al gruppo 3.....	107
Grafico 47: Tipico comportamento di scelta di percorso assunto dai partecipanti appartenenti al gruppo 4.....	108
Grafico 48: Tipico comportamento di scelta di percorso assunto dai partecipanti appartenenti al gruppo 5.....	108
Grafico 49: Evoluzione del tempo di percorrenza medio per le diverse tipologie di comportamento.....	109
Grafico 50: Frequenza di switching per le diverse tipologie di comportamento.....	110

Grafico 51: Relazione tra il numero di cambiamenti di percorso ed il tempo medio di percorrenza individuali	116
Grafico 52: Relazione tra il numero di volte sul percorso di tempo minimo previsto ed il tempo medio di percorrenza individuali.....	117
Grafico 53: Relazione tra il numero di volte sul percorso minimo del periodo precedente ed il tempo medio di percorrenza individuali	119
Grafico 54: (a) Relazione tra la differenza tra tempi effettivi e previsti sul percorso 1 ed il numero di cambi di percorso giornalieri verso l'itinerario 1; (b) Relazione tra la differenza tra tempi effettivi e previsti sul percorso 1 ed il numero di cambi di percorso giornalieri verso l'itinerario 2.....	121
Grafico 55: Relazione tra la differenza tra tempi effettivi e previsti sul percorso 2 ed (a) il numero di cambi di percorso giornalieri verso l'itinerario 1; (b) il numero di cambi di percorso giornalieri verso l'itinerario 2.....	123

INDICE DELLE TABELLE

Tabella 1: Flussi e tempi di percorrenza relativi allo stato di Equilibrio Deterministico e allo stato System-Optimal.....	48
Tabella 2: Parametri statistici dei flussi e dei tempi di viaggio nei due percorsi.....	53
Tabella 3: Parametri statistici dei tempi effettivi e previsti sui due percorsi	56
Tabella 4: Parametri statistici del numero di cambiamenti di percorso giornalieri	60
Tabella 5: Parametri statistici del numero di cambiamenti di percorso individuali	61
Tabella 6: Parametri statistici dei tempi massimi di permanenza sullo stesso percorso e relazione con il numero medio di cambiamenti individuali.....	63
Tabella 7: Parametri statistici, calcolati a gruppi di cinque periodi, del comportamento di switching.....	64
Tabella 8: Accuratezza delle previsioni sui due percorsi.....	65
Tabella 9: Parametri statistici, calcolati a gruppi di cinque periodi, della compliance verso le previsioni	66
Tabella 10: Parametri statistici, calcolati a gruppi di cinque periodi, della risposta alle informazioni storiche	67
Tabella 11: Compliance e risposta medie alle informazioni esterne.....	68
Tabella 12: Percentuale di cambiamento verso il percorso minimo previsto/del giorno precedente	70
Tabella 13: Parametri statistici, calcolati a gruppi di 5 periodi, del costo di percorrenza medio aggregato.....	72
Tabella 14: Parametri statistici, calcolati a gruppi di 5 periodi, del flusso (a) sul percorso 1; (b) sul percorso 2.....	73
Tabella 15: Analisi della preferenza iniziale.....	74
Tabella 16: Valori medi, per categorie, delle variabili significative della dinamica day-to-day.....	76
Tabella 17: Parametri statistici, calcolati sulla base del genere, dei flussi (a) sul percorso 1; (b) sul percorso 2.....	78

Tabella 18: Parametri statistici, calcolati sulla base del genere, del tempo di percorrenza medio di rete	78
Tabella 19: Parametri statistici, calcolati sulla base del genere, del numero di cambiamenti di percorso giornalieri	80
Tabella 20: Parametri statistici, calcolati sulla base del genere, del numero di cambiamenti di percorso individuali	81
Tabella 21: Parametri statistici, calcolati sulla base del genere, della (a) compliance verso le previsioni; (b) risposta alle informazioni storiche	82
Tabella 22: Parametri statistici, calcolati sulla base del genere, della frequenza di switching verso il percorso minimo (a) previsto; (b) del periodo precedente	84
Tabella 23: Parametri statistici, calcolati sulla base dell'esperienza alla guida, dei flussi (a) sul percorso 1; (b) sul percorso 2.....	86
Tabella 24: Parametri statistici, calcolati sulla base dell'esperienza alla guida, del tempo di percorrenza medio di rete.....	87
Tabella 25: Parametri statistici, calcolati sulla base dell'esperienza di guida, del numero di cambiamenti di percorso giornalieri	89
Tabella 26: Parametri statistici, calcolati sulla base dell'esperienza alla guida, del numero di cambiamenti di percorso individuali	90
Tabella 27: Parametri statistici, calcolati sulla base dell'esperienza alla guida, della (a) compliance verso le previsioni; (b) risposta alle informazioni storiche	91
Tabella 28: Parametri statistici, calcolati sulla base dell'esperienza alla guida, della frequenza di switching verso il percorso minimo (a) previsto; (b) del periodo precedente	93
Tabella 29: Parametri statistici, calcolati sulla base della tipologia prevalente di mobilità, dei flussi (a) sul percorso 1; (b) sul percorso 2.....	95
Tabella 30: Parametri statistici, calcolati sulla base della tipologia prevalente di mobilità, del tempo di percorrenza medio.....	96
Tabella 31: Parametri statistici, calcolati sulla base della tipologia prevalente di mobilità, del numero di cambiamenti di percorso giornalieri.....	98
Tabella 32: Parametri statistici, calcolati sulla base della tipologia prevalente di mobilità, del numero di cambiamenti di percorso individuali	98
Tabella 33: Parametri statistici, calcolati sulla base della tipologia prevalente di mobilità, della (a) compliance verso le previsioni; (b) risposta alle informazioni storiche	100
Tabella 34: Parametri statistici, calcolati sulla base della tipologia prevalente di mobilità, della frequenza di switching verso il percorso minimo (a) previsto; (b) del periodo precedente	102
Tabella 35: Parametri statistici delle risposte al Quesito 14.....	103
Tabella 36: Confronto per categorie della risposta al Quesito 14 e della compliance verso le previsioni	103
Tabella 37: Preferenza assoluta dichiarata verso uno dei due percorsi	104
Tabella 38: Possibili risposte al Quesito 13.....	105
Tabella 39: Suddivisione a gruppi dei partecipanti sulla base della memoria dichiarata.....	105
Tabella 40: Parametri statistici, calcolati sulla base della tipologia di comportamento, del tempo di percorrenza medio	109
Tabella 41: Parametri statistici, calcolati sulla base della tipologia di comportamento, della frequenza di switching	110

Tabella 42: Parametri statistici, calcolati sulla base della tipologia di comportamento, del numero di cambiamenti di percorso individuali	111
Tabella 43: Parametri statistici, calcolati sulla base della tipologia di comportamento, della frequenza di switching verso il percorso minimo (a) previsto; (b) del giorno precedente	112
Tabella 44: Parametri statistici associati al modello di regressione relativo all'effetto del numero di cambiamenti di percorso individuali sul tempo medio di percorrenza individuale...	116
Tabella 45: Parametri statistici associati al modello di regressione relativo all'effetto del numero individuale di volte sul percorso minimo previsto sul tempo medio di percorrenza individuale	118
Tabella 46: Parametri statistici associati al modello di regressione relativo all'effetto del numero individuale di volte sul percorso minimo del periodo precedente sul tempo medio di percorrenza individuale.....	119
Tabella 47: Parametri statistici associati al modello di regressione relativo all'effetto della differenza tra tempi effettivi e previsti sul percorso 1 ed (a) il numero di cambi di percorso giornalieri verso l'itinerario 1; (b) il numero di cambi di percorso giornalieri verso l'itinerario 2	121
Tabella 48: Parametri statistici associati al modello di regressione relativo all'effetto della differenza tra tempi effettivi e previsti sul percorso 2 ed (a) il numero di cambi di percorso giornalieri verso l'itinerario 1; (b) il numero di cambi di percorso giornalieri verso l'itinerario 2	123
Tabella 49: Risultati del test ANOVA relativo all'effetto di (a) genere; (b) esperienza alla guida; (c) tipologia prevalente di mobilità; (d) professione sul tempo di percorrenza	128
Tabella 50: Risultati del test ANOVA relativo all'effetto della memoria sul tempo di percorrenza ..	129
Tabella 51: Risultati del test ANOVA relativo all'effetto del numero individuale di volte sul percorso 1 sul tempo di percorrenza.....	129
Tabella 52: Risultati del test ANOVA relativo all'effetto di (a) genere; (b) esperienza alla guida; (c) tipologia prevalente di mobilità; (d) professione sulla frequenza di switching	130
Tabella 53: Risultati del test ANOVA relativo all'effetto di (a) genere; (b) esperienza alla guida; (c) tipologia prevalente di mobilità; (d) professione sulla compliance verso le previsioni	132
Tabella 54: Risultati del test ANOVA relativo all'effetto di (a) genere; (b) esperienza alla guida; (c) tipologia prevalente di mobilità; (d) professione sulla risposta alle informazioni storiche	133
Tabella 55: Risultati del test ANOVA relativi all'effetto della compliance verso le previsioni sul numero individuale di volte sul percorso minimo effettivo.....	133
Tabella 56: Risultati del test ANOVA relativi all'effetto della risposta alle informazioni storiche sul numero individuale di volte sul percorso minimo effettivo	134
Tabella 57: Risultati del test ANOVA relativi all'effetto delle diverse tipologie di comportamento sul tempo di percorrenza	134
Tabella 58: Confronto a coppie (a) gruppo 1 e gruppo 2; (b) gruppo 1 e gruppo 4	135
Tabella 59: Risultati del test ANOVA relativo all'effetto delle diverse tipologie di comportamento sul numero di volte sul percorso minimo effettivo	135
Tabella 60: Risultati del test di Kruskal-Wallis relativo all'effetto della memoria sulla tipologia di comportamento assunta nell'esperimento.....	136

Tabella 61: Risultati del test ANOVA relativo all'effetto della memoria sul numero individuale di volte sul percorso minimo effettivo	137
Tabella 62: Risultati del test ANOVA relativo all'effetto della memoria sulla compliance verso le previsioni	137
Tabella 63: Risultati del test ANOVA relativo all'effetto di (a) genere; (b) esperienza alla guida; (c) tipologia prevalente di mobilità; (d) professione sul numero di volte in cui è stato scelto il percorso 1	138
Tabella 64: Risultati del test ANOVA relativo all'effetto di (a) frequenza di switching e genere; (b) frequenza di switching ed esperienza alla guida; (c) frequenza di switching e tipologia prevalente di mobilità; (d) frequenza di switching e professione sul tempo di percorrenza	140
Tabella 65: Confronti a coppie tra i gruppi relativi alla frequenza di switching ed all'esperienza alla guida	141
Tabella 66: Risultati del test ANOVA relativo all'effetto del genere e dell'esperienza alla guida sulla frequenza di switching	142
Tabella 67: Risultati del test ANOVA relativo all'effetto di (a) genere ed esperienza alla guida; (b) genere e professione sulla compliance verso le previsioni	143
Tabella 68: Risultati del test ANOVA relativo all'effetto del genere e della professione sulla risposta alle informazioni storiche	144
Tabella 69: Risultati del test ANOVA relativo all'effetto di (a) compliance e genere; (b) compliance ed esperienza alla guida sul numero di volte sul percorso minimo effettivo	145
Tabella 70: Confronti a coppie tra i gruppi relativi alla compliance ed al genere	145

INTRODUZIONE

La dinamica day-to-day di scelta di percorso riguarda lo studio delle variazioni del traffico nel tempo, generalmente con riferimento a giornate successive, ed è, ancora oggi, oggetto di ricerca. Il processo che determina le decisioni dell'utente e la loro evoluzione temporale è condizionato, in primo luogo, dall'esperienza acquisita nel tempo attraverso l'esplorazione di percorsi alternativi che, tuttavia, spesso non è sufficiente a minimizzare i tempi di percorrenza. Dalla letteratura emerge che informazioni adeguate (in termini di quantità e qualità) fornite agli utenti dall'esterno aiutano a razionalizzare le loro scelte ed a far funzionare il sistema di trasporto in maniera più efficiente.

Questa tesi presenta i risultati di uno studio sperimentale sulla dinamica day-to-day di scelta di percorso in una semplice rete di trasporto, con particolare riguardo all'effetto delle informazioni preventive, fornite ai partecipanti in forma di previsioni e indicazioni storiche sui tempi di percorrenza dei percorsi disponibili. L'esperimento è simulato ma può assumere notevole importanza per le diverse implicazioni ingegneristiche che potenzialmente ne conseguono. Lo studio approfondito e la previsione della dinamica day-to-day e del comportamento di scelta del percorso, infatti, sono considerati passi fondamentali per rendere più realistici i modelli di assegnazione e migliorare la progettazione e la gestione dei Sistemi Avanzati di Informazione per il Traffico (ATIS). Lo sviluppo e l'applicazione di questa particolare tipologia di intervento gestionale può portare vantaggi significativi. Gli effetti positivi dell'utilizzo degli ATIS si possono riscontrare già nel breve periodo: l'aumento della sicurezza e dell'efficienza del sistema di trasporto e la riduzione della congestione comportano notevoli benefici anche ambientali ed economici; nel lungo periodo i suddetti sistemi potranno anche ridurre la necessità di costruire nuove infrastrutture stradali.

La capacità di prevedere la risposta degli utenti agli ATIS rappresenta un elemento fondamentale per realizzare corrette strategie di diffusione di informazioni sul traffico, e un'adeguata comprensione del comportamento di scelta di percorso e delle sue cause è considerata uno dei principali modi per sviluppare tale capacità. Questa tesi si propone, dunque, di fornire alcuni elementi sperimentali utili per valutare quanto e come le informazioni esterne, l'esperienza e le altre caratteristiche personali degli utenti contribuiscano alle loro scelte di percorso e alla relativa evoluzione temporale.

La tesi è articolata in quattro capitoli:

- ✓ Nel Capitolo 1 si riassumono i principali contributi pubblicati in letteratura su modelli ed esperimenti relativi alla dinamica day-to-day di scelta di percorso, con particolare riguardo allo studio dell'effetto dei Sistemi Avanzati di Informazione per il Traffico e delle caratteristiche personali degli utenti sulle scelte di percorso.
- ✓ Nel Capitolo 2 si descrivono le modalità e le caratteristiche dell'esperimento. Successivamente si effettuano alcune analisi descrittive, in termini aggregati, delle variabili significative della dinamica day-to-day focalizzandosi, in particolare, sull'eventuale convergenza all'equilibrio, sul tempo di percorrenza, sul comportamento di switching e sulla compliance/risposta alle informazioni esterne.
- ✓ Il Capitolo 3 è dedicato ad analisi relative all'effetto di alcune caratteristiche personali degli utenti sulla dinamica delle scelte di percorso, in particolare genere, tipologia prevalente di mobilità, età e principale tipo di comportamento assunto nell'esperimento (inerte o dinamico). Buona parte delle analisi realizzate nel Capitolo 2 sono riproposte in questo

Capitolo per valutare se, a livello disaggregato, si possano trarre le medesime conclusioni. Successivamente si verifica la validità di alcuni quesiti di un questionario che è stato somministrato ai partecipanti all'esperimento.

- ✓ Il Capitolo 4 tratta l'analisi statistica dei dati allo scopo di ricercare l'esistenza di una possibile correlazione tra le variabili più importanti della dinamica day-to-day di scelta di percorso. I metodi statistici utilizzati sono: regressione, ANOVA ad una via ed il suo corrispondente test non parametrico di Kruskal-Wallis e, laddove ritenuto significativo, ANOVA a due vie.

Le conclusioni, infine, presentano alcune riflessioni importanti derivanti dai risultati ottenuti dalle analisi descrittive e statistiche e indicano possibili miglioramenti da apportare all'esperimento per eventuali studi futuri sul tema.

CAPITOLO 1

SINTESI DELLA LETTERATURA

Questo capitolo presenta una sintesi della letteratura esistente sulla dinamica day-to-day di scelta del percorso. Particolare importanza è data all'approccio sperimentale, in quanto maggiormente inerente al lavoro descritto in questa tesi, mentre pochi riferimenti sono riservati alla trattazione teorica. Il capitolo è organizzato come segue:

- **Modellistica:** viene presentato un breve excursus su alcuni tra i modelli più utilizzati nel campo della dinamica day-to-day di scelta di percorso e con particolare riferimento a quelli più recentemente sviluppati.
- **Approccio sperimentale:** buona parte di questo capitolo è dedicata alla descrizione ed ai risultati di esperimenti condotti per studiare la dinamica di scelta di percorso focalizzandosi, in particolare, sugli effetti che i sistemi ITS e le caratteristiche personali degli utenti hanno sulle loro scelte di percorso.

1.1 INTRODUZIONE

L'analisi della dinamica day-to-day è, ad oggi, oggetto di ricerca da parte di molti esperti del settore dei trasporti. Recentemente sono stati fatti numerosi passi avanti in questo campo: l'implementazione di modelli matematici sempre più sofisticati ha condotto ad una rappresentazione abbastanza realistica del fenomeno del traffico e ad un miglioramento notevole dei sistemi avanzati di informazione per il traffico (ATIS) e gioca, tutt'oggi, un ruolo molto importante non solo nel campo della pianificazione dei trasporti ma anche nell'analisi del comportamento degli utenti. D'altra parte gli esperimenti condotti (in laboratorio o direttamente sul campo) hanno permesso di raccogliere dati ed informazioni sul fenomeno del traffico allo scopo di comprenderlo in maniera approfondita per poter attuare interventi di miglioramento. Le analisi sperimentali sono, inoltre, fondamentali per la calibrazione dei parametri dei modelli.

La dinamica day-to-day riguarda lo studio delle variazioni del traffico nel tempo, di solito con riferimento a giornate successive: in linea generale un utente, quando deve affrontare una nuova tratta origine-destinazione, riflette su quale possa essere il percorso migliore, tra le varie alternative, in termini di utilità percepita (valuta, cioè, il costo/tempo di percorrenza e sceglie il percorso di minimo costo/tempo percepito) e cerca di recuperare il maggior quantitativo di informazioni per aumentare la propria conoscenza della rete. L'utente instaura, quindi, un processo di apprendimento cercando di prevedere il livello di servizio che sperimenterà nel successivo viaggio tramite l'esperienza precedente ed altre fonti di informazione come i sistemi ITS (Horowitz, 1984; Fudenberg e Levine, 1998 [citati in Xiu e Liu, 2014]). E' da sottolineare che l'utente compie le proprie valutazioni sia nella fase pre-viaggio (decidendo a priori quale percorso scegliere se ha già una certa conoscenza della rete) sia in viaggio (considerando le condizioni di traffico attuali e, ad ogni nodo in cui è possibile una decisione, scegliendo il percorso che minimizzi il proprio costo percepito in quelle condizioni). Dopo aver ripetuto più volte questo processo, l'utente, fintantoché le condizioni di traffico restano stabili, sarà propenso a seguire sempre lo stesso percorso per effetto dell'abitudine definita come "un disegno mentale realizzato in seguito all'acquisizione di una certa esperienza" (He

et al., 2014) e come “la tendenza dell’individuo ad avere delle scelte preferite. Essa può essere il risultato della riluttanza degli individui a modificare le proprie abitudini o una pigrizia nel volere cercare nuove alternative: considerare le alternative ed esplorarle comporta uno sforzo in termini di tempo, denaro e attenzione” (Chorus e Dellaert, 2012 [citati in Xie e Liu, 2014]). Al modificarsi delle condizioni (di traffico o di contesto) l’utente può o meno modificare la propria scelta (He et al., 2014): un caso tipico è l’aumento della congestione a causa del quale alcuni utenti decidono di cambiare, ad esempio, l’orario di partenza o il percorso fino a, più drasticamente, modificare la destinazione o annullare il viaggio per cercare di ridurre i costi di percorrenza (Tawfik e Rakha, 2012). Bisogna sempre tenere in considerazione, infatti, che le incertezze e la variabilità associate al funzionamento delle reti di trasporto nonché alla domanda di traffico sono caratteristiche intrinseche e naturali. La capacità della strada, ad esempio, può variare imprevedibilmente a causa di eventi eccezionali (incidenti, condizioni meteorologiche gravose, eventi particolari ecc.). La domanda, invece, può variare con le caratteristiche socio-economiche del contesto e con la nascita di nuove attività insediate nel territorio. Le variazioni di domanda e capacità portano a variazioni di flusso e condizioni di congestione che influenzano fortemente le scelte degli utenti.

1.2 MODELLISTICA

La fase teorica dello studio della dinamica day-to-day è assolutamente necessaria: essa consiste nella formulazione di modelli in grado di rappresentare l’andamento e l’evoluzione delle variabili di stato (flussi e costi) in successivi periodi temporali (nella maggior parte dei casi il periodo di riferimento è la giornata). La realizzazione di modelli corretti, inoltre, risulta molto importante per supportare la valutazione di progetti: modifiche o realizzazioni di infrastrutture di trasporto nonché l’introduzione di sistemi di informazione per il traffico privato, infatti, influenzano fortemente il comportamento degli utenti, in particolare per quanto riguarda le scelte di percorso. La difficoltà maggiore si riscontra nell’analisi delle percezioni umane dei costi generalizzati che, spesso, non sono corrette: per ovviare a questo inconveniente, generalmente, si inseriscono delle variabili appropriate che tengano conto degli errori e delle diverse utilità percepite dei singoli utenti o, in modo talvolta alquanto riduttivo, si fanno delle assunzioni circa la conoscenza perfetta dei costi da parte dell’utente (è il caso dell’equilibrio deterministico). La maggior parte dei modelli di scelta di percorso fa parte della grande famiglia dei modelli di scelta discreta, che assumono che l’utilità individuale associata ad uno spostamento da una data origine ad una data destinazione sia costituita da una componente deterministica (e, quindi, osservabile) e da una componente stocastica (il termine legato all’errore). Quest’ultima rappresenta le variabili non direttamente osservabili quali: l’errore legato alle percezioni individuali, gli errori di misura e di specificazione, ecc. (Ben-Elia et al., 2008). Questi modelli, tuttavia, non rappresentano correttamente l’effetto di eventuali informazioni esterne le quali, se introdotte, richiedono ulteriori assunzioni. Anche nei modelli dinamici l’errore che spesso si commette è quello di assumere che le percezioni umane siano statiche: soprattutto in presenza di un sistema di informazioni, tuttavia, le percezioni e la conoscenza degli utenti variano sulla base della loro esperienza, delle caratteristiche personali e dell’uso dei sistemi ATIS. Di conseguenza tali assunzioni risultano restrittive ed irrealistiche (Jha et al., 1998). In letteratura diversi autori hanno tentato di superare questo problema: Watling e Van Vuren, 1993 [citati in Ben-Elia, 2008]) hanno introdotto l’effetto delle informazioni nella componente stocastica della funzione di utilità considerando il fatto che esse diminuiscono gli errori di percezione. La qualità dell’informazione sui tempi di percorrenza dipende fortemente dalla frequenza del suo

aggiornamento e dal ritardo con cui viene fornita agli utenti. I modelli proposti in questo caso devono, dunque, essere dinamici e tener in considerazione le caratteristiche soggettive (in particolare le percezioni ed il rapporto con le informazioni) per poter effettuare delle previsioni corrette circa le risposte degli utenti alle informazioni ricevute dall'esterno (Kaysi, 1991 [citato in Jha et al., 1998]). Un modello d'equilibrio in cui è stata data un'adeguata importanza alle percezioni umane è quello proposto da Mirchandani e Soroush (1987) [citati in Jha et al., 1998] nel quale ogni utente percepisce una funzione di distribuzione di probabilità per il tempo di percorrenza di un certo percorso e compie la propria scelta cercando di minimizzare la disutilità attesa. Un altro modello, basato sulla teoria Bayesiana, è stato proposto da Jha et al. (1998) per simulare l'aggiornamento delle percezioni individuali in un contesto di dinamica day-to-day in presenza di informazioni. Gli autori assumono che le informazioni ed i tempi di percorrenza percepiti siano rappresentati da variabili casuali con una certa distribuzione di probabilità e la cui varianza identifica la fiducia che l'utente ripone nelle informazioni e nelle proprie percezioni. La stima individuale del tempo di percorrenza è calcolata come un valore pesato del tempo di percorrenza effettivo e di quello fornito mediante i sistemi ATIS e con l'assunto che le informazioni siano, in media, corrette. La fase di aggiornamento è considerata in due step: in primo luogo l'utente compie la propria scelta pre-viaggio facendo una combinazione tra le percezioni storiche e le informazioni esterne; in una seconda fase l'utente compie delle valutazioni post-viaggio e le percezioni relative ai costi del viaggio successivo vengono combinate con il tempo di percorrenza appena sperimentato (che diventerà "storico" nel giorno seguente). Sistematicamente, dunque, l'utente esegue una combinazione mentale tra queste variabili per aggiornare le proprie percezioni. Ci si può aspettare che, dopo un numero abbastanza elevato di viaggi, la percezione media individuale dei tempi di percorrenza converga ad un valore stabile essendo gli utenti razionali; si raggiunge, dunque, uno stato di stabilità nell'andamento dei flussi di traffico nella rete. E' questo, dunque, uno tra i numerosi tentativi di modellare in maniera dinamica l'incertezza associata alle stime degli utenti dei costi di percorrenza.

In generale, nella modellistica di assegnazione del traffico, l'analisi si focalizza principalmente sulle proprietà dell'equilibrio (esistenza, unicità e stabilità) il quale può essere deterministico o stocastico. L'approccio spesso utilizzato è basato su un'assegnazione all'equilibrio che rispetta il primo principio di Wardrop (Wardrop, 1952 [citato in Meneguzzer e Olivieri, 2013]). Accade, tuttavia, che non sempre il sistema evolva verso l'equilibrio deterministico ed è, quindi, necessario considerarlo come un caso particolare e non generale (Watling e Hazelton, 2003, Bie et al., 2008, He et al., 2010 [citati in Cantarella, 2013]). L'altra modalità di assegnazione è quella stocastica che considera, più realisticamente, una non perfetta conoscenza dei costi da parte degli utenti: anche se più complessi, questi modelli risultano spesso preferibili. I primi ad esplorare il problema di assegnazione stocastica furono Burrell (1968 [citato in Xie e Liu, 2014]) e Dial (1971 [citato in Xie e Liu, 2014]) il cui algoritmo è, ad oggi, uno tra i più utilizzati. Tra i contributi più recenti nel campo si richiamano Lam et al. (2008) [citati da Xie e Liu, 2014] che hanno proposto un modello che considera le prestazioni della rete e le variazioni della domanda di traffico influenzate da fenomeni imprevedibili, e Connors e Sumalee (2009) [citati da Xie e Liu, 2014] che hanno implementato un modello stocastico che tiene in considerazione le percezioni individuali dei tempi di percorrenza.

Xie e Liu (2014) hanno formulato un semplice modello per il problema dell'equilibrio con particolare enfasi sull'effetto dell'inerzia. L'utente inerte è, per definizione, quello che, nonostante il variare delle condizioni di traffico, sceglie sempre un singolo percorso con il minimo costo atteso in ciascuno scenario sperimentato nella rete ignorando la variazione delle condizioni di traffico. Al contrario, un utente non inerte è sempre propenso a scegliere il percorso che minimizzi il costo in quello specifico

scenario con l'aiuto, anche, di sistemi di informazione per l'utenza (in questo caso è molto più probabile che il percorso di minimo costo percepito sia anche quello di minimo costo oggettivo attuale). La maggior parte degli utenti può avere comportamenti intermedi tra i due casi limite anche se, nel modello, per semplicità, si considerano soltanto i due estremi. Le funzioni di costo assunte per i vari archi sono monotone crescenti ed il problema all'equilibrio è formulato considerando congiuntamente le condizioni (di equilibrio) e relativi vincoli corrispondenti agli utenti inerti e non inerti. La differenza tra i costi percepiti dagli utenti non inerti e quelli percepiti dagli inerti può essere intesa come il beneficio ottenuto dai primi nel cercare di superare l'effetto dell'abitudine e di considerare anche le informazioni esterne. Tramite un esperimento numerico in una rete semplice gli autori hanno osservato che i flussi sono, in generale, disequilibrati (anche se hanno concluso che in una rete con prevalenza di utenti inerti vi sia la tendenza verso i valori dell'equilibrio) ed il tempo di percorrenza dei non inerti è sempre minore o, al limite, uguale a quello degli utenti inerti. Questa differenza è il risultato delle informazioni date agli utenti in tempo reale e, in genere, più accurate rispetto alle percezioni degli utenti stessi in assenza di informazioni. E' da sottolineare, però, che l'utilizzo delle informazioni da parte di molti utenti (o il fornire molte informazioni) non sempre porta ad effetti benefici ma, anzi, può provocare un aumento dei tempi di percorrenza.

Una questione ancora aperta riguarda non solo la valutazione delle percezioni umane ma anche altre caratteristiche soggettive che portano ad una non perfetta conoscenza dei costi: modelli molto diffusi di probabilità di scelta di percorso (Logit e Probit) presentano lacune notevoli per quanto riguarda la psicologia dei soggetti viaggiatori a cui si è cercato di sopperire in questi anni. L'efficienza e la funzionalità di una rete di trasporto sono la conseguenza delle scelte degli utenti e delle interazioni tra le stesse: prevedere, dunque, il comportamento degli stessi è un passo necessario. La maggior parte dei modelli si basa sull'assunto che l'obiettivo fondamentale di un utente, nel scegliere un dato percorso, sia quello di massimizzare la propria utilità. La razionalità ed il processo di apprendimento umani, tuttavia, sono limitati per diverse ragioni (Hogarth, 1987 [citato in Avineri e Prashker, 2006]): gli umani hanno una modesta capacità nel gestire le informazioni (tendono ad usare semplici strategie per compiere una scelta ed il loro set di possibili scelte è ristretto), hanno una memoria limitata, una percezione selettiva delle informazioni ed il processo di apprendimento che mettono in atto è generalmente sequenziale. Un'erronea assunzione nei modelli è che gli utenti valutino e ricordino costantemente i costi di percorrenza sperimentati e utilizzino quest'informazione per massimizzare la loro utilità, comportandosi sempre in maniera razionale. In letteratura è approfonditamente documentato che l'essere umano tende a minimizzare i propri sforzi (di apprendimento e di memoria) prendendo decisioni semplici (Jan et al., 2000 [citato in Twafik e Rakha, 2012]). I modelli matematici più recenti tentano di riprodurre la dipendenza delle scelte di percorso del giorno attuale dall'esperienza vissuta nei giorni precedenti (in termini di tempi di percorrenza), dalle informazioni ricevute mediante sistemi avanzati di informazione per il traffico e dalle caratteristiche soggettive degli individui.

Un modello di dinamica day-to-day che tiene in considerazione le caratteristiche comportamentali degli utenti (quali la propensione al rischio, l'abitudine, l'esperienza acquisita nei viaggi precedenti, la percezione del tempo di percorrenza attuale, l'attenzione nel compiere le scelte, la memoria ecc.) è stato proposto da He et al. (2014). La maggior parte delle variabili sopra definite sono correlate tra loro e questo comporta delle difficoltà non indifferenti nella loro valutazione. Nel caso specifico la formulazione riguarda:

1. L'effetto dell'abitudine: se il numero di volte che il percorso i è stato ripetutamente scelto fino al giorno k supera una soglia definita "livello di formazione dell'abitudine", la scelta è considerata stabile; in caso contrario, l'utente riflette su quale sia l'alternativa migliore senza manifestare una preferenza assoluta (che potrebbe, però, rivelarsi nel corso del tempo).
2. L'effetto della memoria: il tempo di percorrenza atteso è calcolato come media pesata dei tempi effettivi nei giorni precedenti; pesi maggiori sono attribuiti ai tempi delle giornate più recenti rispetto al giorno di interesse. Questo valore è poi corretto da una formulazione che tenga anche conto dell'attitudine al rischio dell'utente.
3. Il livello di attenzione nel compiere le scelte: minore è questo parametro maggiore è la casualità con cui l'utente effettua la scelta. L'utilità attesa tiene conto anche di questo fattore.
4. L'effetto dell'esito della scelta compiuta: si considera una soglia di accettabilità del ritardo oltre la quale l'utente effettua maggiori considerazioni per la scelta del giorno successivo.

Per testare la capacità del modello di riprodurre correttamente le scelte di percorso sono stati condotti due esperimenti che hanno portato a varie conclusioni: le scelte di percorso dei singoli utenti gradualmente si stabilizzano per effetto dell'inerzia e dell'abitudine (talvolta a scapito della razionalità della scelta), ed essi preferiscono il percorso con la minor varianza del tempo di percorrenza (cioè quello più affidabile) a quello con il minor tempo di percorrenza medio. Al variare del contesto o delle condizioni di traffico nel percorso prescelto, tuttavia, gli utenti tendono a riconsiderare la scelta attuale e rompono il loro schema mentale cercando di esplorare nuovi percorsi per acquisire maggiore esperienza.

De Maio et al. (2013) hanno formulato un modello nel quale i tempi di percorrenza, la loro percezione e l'insieme di alternative di percorso sono tutte variabili dinamiche differentemente da altri studi meno recenti che consideravano la terza variabile come statica. Questo assunto è realistico in quanto le informazioni acquisite sulla rete e i tempi di percorrenza sperimentati personalmente modificano la percezione dell'utente sul tempo di viaggio di un dato percorso e ciò può portare alla consapevolezza dell'esistenza di altre alternative prima non considerate: il set di scelte a disposizione dell'utente, dunque, può variare in maniera dinamica all'interno dell'insieme universale delle possibili scelte. Ogni giorno l'utente si posiziona sul percorso di minimo costo percepito che, a causa delle informazioni fornite dall'esterno e dell'esperienza acquisita nonché del fenomeno di congestione, cambia di volta in volta. Si instaura, quindi, un processo continuo di aggiornamento della percezione la cui misura (m_r^j), che caratterizza ogni singolo percorso r nel giorno j , è una combinazione dell'utilità media percepita (u_r^j che, nel caso specifico, coincide con il tempo di percorrenza medio percepito nel percorso r nel giorno j) e della misura della percezione nel giorno precedente (m_r^{j-1}) come esplicitato nella formula (1.1):

$$m_r^j = \begin{cases} \beta * u_r^j + (1 - \beta) * m_r^{j-1} & j > 1 \\ u_r^1 + \varepsilon_r^1 & j = 1 \end{cases} \quad (1.1)$$

Dove β è un parametro predeterminato: minore è il valore di β maggiore è il peso attribuito alla misura della percezione del giorno precedente.

Il modello si propone di considerare questa evoluzione ma di tenere comunque in conto che l'abitudine porta gli utenti ad essere poco propensi a modificare il proprio percorso se non in casi eccezionali o gravosi e che contribuisce fortemente a limitare il set di possibili scelte.

Un impatto particolarmente importante sulle scelte di percorso è dato dalle informazioni esterne che possono essere fornite agli utenti: oltre all'esperienza ed alla conoscenza acquisita dagli stessi, si aggiunge una valutazione delle informazioni ricevute per arrivare ad una decisione che sia quanto più razionale possibile. Le problematiche maggiori nel simulare l'effetto delle informazioni con modelli riguardano: difficoltà nel descrivere precisamente il comportamento degli utenti poiché un sistema stradale sottoposto ad informazioni provenienti dall'esterno è dinamico, complesso ed incerto; tendenza a considerare come unico fattore determinante per la scelta il tempo di percorrenza senza considerare le interazioni esistenti tra le condizioni della strada, i pensieri dell'utente e le informazioni stesse; variabilità e difficoltà di simulazione delle preferenze umane (Gao e Wang, 2011).

Un modello di equilibrio deterministico che tenga in considerazione le informazioni pre-viaggio, fornite in condizioni di congestione, è quello implementato da Lindsey et al. (2014). La congestione di traffico impone ad ogni utente un costo elevato di utilizzo della rete ed il fatto di ricevere indicazioni rappresenta un modo abbastanza semplice per mitigare i costi. Non sempre, tuttavia, le informazioni sono vantaggiose a causa di tre fattori fondamentali:

- **Concentrazione:** in generale un gruppo di utenti che deve andare da una stessa origine ad una stessa destinazione si distribuisce in maniera naturale tra diversi percorsi a causa della diversità delle preferenze e delle percezioni. La concentrazione si manifesta quando molti utenti effettuano la stessa scelta aggravando la congestione del traffico nel percorso scelto (Wahle et al., 2002). In realtà la concentrazione è considerata un fenomeno di equilibrio in quanto i soggetti tendono comunque a non pentirsi della scelta effettuata.
- **Sovrasaturazione:** i sistemi ITS hanno la facoltà di offrire un gran quantitativo di informazioni; se agli utenti vengono fornite troppe indicazioni, essi ne vengono talmente sopraffatti da aver difficoltà ad usarle correttamente; di conseguenza tendono ad ignorarle ed a compiere scelte di percorso basate su regole euristiche per risolvere il problema (Ben-Akiva et al., 1991 [citati in Lindsey et al., 2014]; Wahle et al., 2002). Per questo motivo sarebbe bene fornire informazioni personalizzate (Adler e Blue, 1998 [citato in Wahle et al., 2002]).
- **Sovrareazione:** si verifica quando più utenti reagiscono simultaneamente alle nuove informazioni ricevute portando alla congestione nel percorso consigliato dalle stesse. Questo provoca delle oscillazioni dei flussi di traffico nella rete tra le varie alternative: i percorsi più rapidi attirano gli utenti che li congestionano, facendoli così diventare più lenti, e si crea un circolo da cui è difficile uscire (Wahle et al., 2002).

La concentrazione è un fenomeno intrinseco ad ogni sistema di trasporto dove vengono fornite informazioni; viceversa la sovrareazione è una conseguenza del fatto che gli utenti non sono in grado di prevedere il comportamento degli altri (Wahle et al., 2002).

Molti studi indicano che l'utilità collettiva può risultare massima quando soltanto una frazione di utenti viene informata. Mahmassani et al. (1991) e Emmerink et al. (1995) [citati in Lindsey et al., 2014] hanno concluso che il 20% è una buona percentuale.

Il modello di Lindsey et al. è basato sulla classica "rete giocattolo" a due percorsi nei quali i tempi di percorrenza a rete scarica e le capacità variano in maniera imprevedibile a causa di eventi eccezionali (come incidenti o condizioni meteorologiche avverse), mentre la domanda è assunta statica essendo la rete impegnata prevalentemente da pendolari. Il principio di Wardrop è leggermente modificato per tenere in considerazione le incertezze dei tempi di percorrenza sui due percorsi. Nel modello gli autori considerano due regimi di informazioni: "full-information regime" (gli

utenti conoscono lo stato della rete perché ricevono informazioni pre-viaggio) e “zero-information regime” (gli utenti possono soltanto ipotizzare lo stato della rete non avendo a disposizione indicazioni esterne). Lo studio ha portato alla conclusione che i benefici delle informazioni diminuiscono se i costi a rete scarica tra i due percorsi differiscono in modo significativo, se le funzioni di costo sono convesse e le condizioni di traffico sono fortemente correlate tra loro.

Un modello implementato da Wahle et al. (2002) per valutare l’effetto dei sistemi ITS ha considerato due diversi gruppi di viaggiatori che utilizzano una stessa rete di trasporto: utenti statici (coloro che non possiedono veicoli equipaggiati e/o ignorano le informazioni dinamiche, ad esempio non leggono i pannelli a messaggio variabile o non ascoltano la radio durante il viaggio) ed utenti dinamici (coloro che possiedono veicoli equipaggiati e/o basano le loro scelte sulle indicazioni trasmesse dai pannelli a messaggio variabile o da altre fonti) i quali cercano di ottimizzare il proprio viaggio selezionando l’alternativa indicata con il minor tempo di percorrenza. La rete simulata è una rete molto semplice con due percorsi alternativi di pari lunghezza. Dai risultati è emerso che le notevoli oscillazioni di flusso tra i due percorsi sono principalmente dovute ad utenti dinamici che, essendo razionali e fidandosi delle informazioni, tendono a seguire il percorso che minimizza il loro costo di percorrenza. Poiché la maggior parte degli utenti dinamici si comporta in questa maniera, la strada con il tempo minore viene selezionata più spesso: in questo processo, all’aumentare del flusso, la velocità diminuisce ed il tempo aumenta. L’aggiornamento delle informazioni, tuttavia, non è immediato e ciò comporta un ulteriore inserimento di veicoli nella strada consigliata. Simultaneamente, le condizioni di traffico nell’alternativa migliorano facendo sì che le informazioni la identifichino come la più conveniente e la situazione si capovolge. In presenza di soli utenti statici, essi, dopo un po’ di tempo, si distribuirebbero equamente tra i due percorsi ed il tempo di percorrenza si distribuirebbe secondo una funzione densità di probabilità normale con una piccola deviazione standard. Viceversa, la presenza di utenti dinamici introduce fluttuazioni nel sistema: mentre il loro tempo di percorrenza aumenta, alcuni utenti statici, mantenendosi nel percorso che si alleggerisce, ne traggono vantaggio. Le informazioni, dunque, influenzano in maniera negativa gli utenti dinamici non solo per l’effetto della concentrazione ma anche del ritardo di aggiornamento delle informazioni e di reazione degli utenti mentre possono portare dei benefici notevoli a quelli statici.

Un modello di valutazione e di scelta di percorso in presenza di informazioni pre-viaggio, basato sui concetti della teoria Bayesiana e della teoria decisionale, è stato formulato da Gao e Wang (2011). La prima descrive il processo di apprendimento, aggiornamento e previsione dei tempi di percorrenza percepiti sulla rete. Data un’informazione esterna l’utente compie le proprie valutazioni personali, in termini di distanza e tempo di percorrenza, pesando differentemente queste variabili ed integrando la propria esperienza con le indicazioni ricevute. I pesi attribuiti alle variabili al tempo t sono definiti come:

$$W(t) = \begin{pmatrix} w_T(t) \\ w_D(t) \end{pmatrix} \quad (1.5)$$

dove $w_T(t)$ è il peso attribuito al tempo mentre $w_D(t)$ è il peso attribuito alla distanza ed è pari a $1 - w_T(t)$.

Il vantaggio maggiore della teoria Bayesiana è la sua abilità e flessibilità nel trattare reti dinamiche e incerte. La teoria decisionale, invece, considera il processo psicologico seguito dall’utente (di conoscenza ed esperienza con la presenza di informazioni in tempo reale) che porta alla definizione

di una scelta e/o di una preferenza di percorso anche in condizioni incerte. La preferenza dell'utente è espressa come:

$$P(t) = S * P(t - h) + CMW(t) \quad (1.6)$$

dove $P(t)$ costituisce la preferenza al tempo t , S rappresenta l'effetto della memoria, M è la matrice che rappresenta le valutazioni soggettive compiute dall'utente su ogni opzione possibile di scelta rispetto ai diversi attributi (tempo e distanza in particolare), C è la matrice che considera i vantaggi e svantaggi di ogni opzione rispetto alle altre in quell'istante e $W(t)$ alloca i pesi corrispondenti a ciascun attributo considerato al tempo t .

Gao e Wang hanno implementato un algoritmo con Matlab e Netica per questo modello suddiviso in passi: all'avvicinarsi ad ogni nodo, l'utente compie le proprie valutazioni sul percorso migliore (considerando il tempo e la distanza per raggiungere la destinazione, le condizioni meteorologiche ecc.) fino al momento in cui si trova costretto a prendere la decisione (quando deve compiere una manovra o si trova in un punto di biforcazione, ad esempio) indipendentemente dal livello di riflessione che ha raggiunto. Il processo che porta alla definizione della preferenza è espresso attraverso le formule (1.5) e (1.6). Tramite esperimenti semplici per valutare la validità del modello, si è concluso che utenti cauti tendono a riflettere per molto più tempo rispetto a quelli impulsivi che compiono la loro scelta una volta giunti al punto di decisione, senza pensarci prima. Al variare delle condizioni esterne, tuttavia, cambia anche il livello di riflessione individuale.

Cantarella (2013), partendo da un modello di processo deterministico formulato in termini di flussi e costi d'arco e basato sull'impiego di filtri esponenziali (che permettono di definire esplicitamente le condizioni di stabilità all'equilibrio), ne propone un'estensione che include l'evoluzione, nel tempo, del surplus totale dell'utente. Anche se il modello è apparentemente semplice e contiene tutte le caratteristiche di un modello deterministico, è in grado di analizzare non solo l'equilibrio come punto fisso ma anche la sua stabilità. Esso può essere utilizzato, inoltre, per valutare gli impatti dei sistemi ITS sulle scelte di percorso: la progettazione accurata di un sistema ITS può dare risultati migliori di un intervento infrastrutturale sulla rete di trasporto e richiede un'analisi approfondita della dinamica day-to-day. I costi d'arco previsti per il giorno attuale dipendono dai costi effettivi e previsti dei giorni precedenti:

$$x^t = \beta * c(f^{t-1}; \mu) + (1 - \beta) * x^{t-1} \in c(S_f) \quad (1.7)$$

dove $\beta \in]0,1[$ è il peso attribuito al costo effettivo del giorno precedente, $c(f^t; \mu)$ è il vettore dei costi d'arco verificatisi il giorno t , μ è il vettore di tutti i parametri d'arco rilevanti (capacità, sensibilità alla congestione ecc.) e S_f è il dominio dei flussi (non vuoto, compatto e convesso). Questa formulazione cerca di modellare il modo in cui ogni utente effettua previsioni considerando la propria esperienza e quella condivisa con gli altri e le indicazioni ottenute dagli ITS. Un limite del modello è che il parametro β è assunto uguale per tutti gli utenti: un approccio più corretto sarebbe quello di considerare vari gruppi di utenti (ad esempio quelli informati e non).

Il flusso nel giorno t è invece calcolato come:

$$f^t = \alpha * f(x^t; d; \theta) + (1 - \alpha) * f^{t-1} \in S_f \quad (1.8)$$

dove $\alpha \in]0,1[$ rappresenta la probabilità di riconsiderare le scelte dei giorni precedenti, assunta anch'essa uguale per tutti gli utenti, $\alpha * f(x^t; d; \theta)$ è il vettore dei flussi d'arco del giorno t dovuto

agli $\alpha \cdot d$ utenti che hanno riconsiderato le scelte precedenti e che agiscono in conseguenza ai costi previsti x^t con θ che rappresenta il parametro di dispersione dell'utilità percepita.

La terza equazione da considerare, che rappresenta un'estensione dei tipici modelli deterministici, formula l'evoluzione, nel tempo, del surplus totale dell'utente:

$$s^t = \alpha * s(x^t; \theta) + (1 - \alpha) * s^{t-1} \in \mathbb{R} \quad (1.9)$$

L'equilibrio è raggiunto quando:

$$(x^t, f^t, s^t) = (x^{t-1}, f^{t-1}, s^{t-1}) = (x^*, f^*, s^*) \quad (1.10)$$

che richiede la risoluzione del sistema (1.11):

$$\begin{aligned} x^* &= c(f^*; \mu) \in c(S_f) \\ f^* &= f(x^*; d, \theta) \in S_f \\ s^* &= s(c^*; \theta) \in \mathbb{R} \end{aligned} \quad (1.11)$$

La definizione, l'esistenza e l'unicità dell'equilibrio dipendono dai parametri μ e θ e dalla domanda d , ma non sono influenzati da α e β .

Cantarella ha anche effettuato un'analisi approfondita e complessa della stabilità dell'equilibrio. I risultati di esempi semplici hanno mostrato, in particolare, che la stabilità locale del punto fisso ne assicura anche la stabilità globale e lo studio di questa può essere molto rilevante nella stima del surplus totale dell'utente.

Un'altra variabile che nella realtà l'utente considera, oltre alla scelta di percorso, è l'orario di partenza. Quest'ultimo, infatti, può influenzare fortemente il tempo di percorrenza su un dato percorso. Un utente può decidere, sulla base delle esperienze vissute nei giorni precedenti o delle informazioni pre-viaggio ricevute tramite bollettini radio, TV o altre fonti, di modificare, anche di pochi minuti, il proprio orario di partenza per evitare di incorrere in fenomeni di congestione.

Il modello formulato da Mahmassani e Liu (1999) si basa sull'assunto che il meccanismo che governa la scelta del proprio orario di partenza, giorno per giorno, sia razionale: l'utente i non sente la necessità di modificare l'orario fintantoché lo scostamento dall'orario di arrivo previsto (SD_{it} che può essere scomposto in anticipo ESD_{it} o ritardo LSD_{it}) subito nel giorno attuale t resta all'interno della soglia di tolleranza soggettiva del singolo IBD_{it} (che si scompone in EBD_{it} e LBD_{it} rispettivamente per arrivi in anticipo o in ritardo). Per scostamento si intende la differenza tra l'orario di arrivo desiderato (PAT_i) e quello effettivo (AT_{it}):

$$SD_{it} = PAT_i - AT_{it} = ESD_{it} \text{ se } SD_{it} \geq 0 \quad (1.12)$$

$$SD_{it} = PAT_i - AT_{it} = LSD_{it} \text{ se } SD_{it} < 0 \quad (1.13)$$

$$\delta_{it} = \begin{cases} -1 & \text{se } 0 \leq ESD_{it} \leq EBD_{it} \text{ o } -LBD_{it} \leq LSD_{it} \leq 0 \\ 1 & \text{altrimenti} \end{cases} \quad (1.14)$$

dove δ_{it} è l'indicatore di variazione dell'orario di partenza per il soggetto i .

Allo stesso modo, il modello di scelta di percorso considera che il cambiamento di percorso avviene solo quando il risparmio di tempo al nodo di decisione j nel giorno t (inteso come la differenza tra il

tempo di percorrenza effettivo (TTC_{ijt}) dal nodo j alla destinazione nel giorno t e quello sul percorso migliore con il minimo costo di percorrenza dal nodo j alla destinazione per l'utente i nel giorno t (TTB_{ijt}) supera la soglia di accettabilità dell'utente (IBR_{ijt}):

$$TTS_{ijt} = TTC_{ijt} - TTB_{ijt} \geq 0 \quad j = 1, \dots, n; \quad t = 1, \dots, T \quad (1.15)$$

$$\Phi_{it} = \begin{cases} -1 & \text{se } 0 \leq TTS_{ijt} \leq IBR_{ijt} \\ 1 & \text{altrimenti} \end{cases} \quad (1.16)$$

dove Φ_{it} è l'indicatore di variazione del percorso per il soggetto i . In particolare, entrambi i modelli formulati da Mahmassani e Liu considerano: una specifica soglia di tolleranza individuale, una componente relativa alla fiducia riposta dagli utenti nelle informazioni, la preferenza del singolo verso un dato percorso e orario di partenza e le caratteristiche personali degli utenti. La decisione di modificare una scelta è, dunque, dettata dalla prospettiva di migliorare il proprio tempo di percorrenza quando l'entità del miglioramento eccede la cosiddetta soglia "di indifferenza". È fondamentale evidenziare il fatto che la soglia individuale non è statica bensì varia continuamente con l'avvicinarsi alla destinazione ed è anch'essa una caratteristica personale del soggetto.

1.3 ESPERIMENTI IN LABORATORIO O SUL CAMPO

L'approccio sperimentale allo studio della dinamica day-to-day prevede l'osservazione diretta del comportamento di scelta di percorso degli utenti nel corso del tempo. Note le difficoltà ed i costi connessi all'acquisizione di informazioni in periodi prolungati, le due modalità più diffuse di raccolta dei dati sono:

- ✓ Metodo delle preferenze dichiarate
- ✓ Metodo delle preferenze rilevate

Il primo metodo è ritenuto meno obiettivo e non sempre rappresentativo del comportamento reale. Consiste, infatti, in un questionario a cui vengono sottoposti gli utenti per capire come si comporterebbero in situazioni ipotetiche e chiedendo loro di dichiarare la propria preferenza di percorso su un gruppo di alternative: poiché l'utente non vive in prima persona la situazione, sono evidenti le difficoltà di poter recepire le percezioni individuali delle condizioni di traffico. Il metodo delle preferenze rivelate, invece, è utilizzato per studiare le scelte di percorso degli utenti o osservando il comportamento di guida direttamente sul campo (Katsikopoulos et al., 2000) o attraverso strumenti software che simulano una situazione reale ("simulatori di viaggio") e che mostrano visivamente le diverse alternative di percorso e le caratteristiche delle strade.

Entrambi i metodi presentano vantaggi e svantaggi: il metodo delle preferenze dichiarate ha il beneficio di poter controllare in tutto e per tutto l'esperimento; il questionario contiene, infatti, domande mirate in modo tale da analizzare ogni aspetto del problema e delle variabili cui è interessato l'analista. È, inoltre, meno costoso ed il questionario può essere compilato da più utenti simultaneamente ed archiviato nella memoria del computer nel formato desiderato. La validità di questo metodo è, tuttavia, limitata poiché gli utenti possono soltanto immaginare la situazione e, quindi, non vengono valutate le scelte reali ma le intenzioni in una data situazione e non permette un'analisi delle conseguenze delle scelte (ad esempio: mancare appuntamenti importanti, arrivare in ritardo, perdere tempo in coda ecc.). Il beneficio del metodo delle preferenze rilevate, invece, consiste proprio nel suo maggiore realismo: gli utenti sono osservati nei loro comportamenti

effettivi. D'altra parte è un metodo più costoso del precedente, richiede un dispendio di tempo non indifferente e non permette di comprendere certe caratteristiche soggettive come l'attrattiva individuale delle varie alternative e il set di possibili scelte degli utenti. La maggior parte degli esperimenti che riguardano le scelte di percorso con informazioni ITS, ad esempio, sono stati condotti in laboratorio e con il metodo delle preferenze dichiarate; questi studi presentano dei limiti in quanto la dichiarazione delle preferenze non sempre concorda con l'effetto delle informazioni.

Le dinamiche dei singoli esperimenti sono diverse tra di loro; agli utenti, per esempio, possono essere fornite varie tipologie di informazioni:

- Descrittive: possono essere fornite in viaggio o pre-viaggio e riguardano tempi di percorrenza attuali o previsti.
- Prescrittive: danno anche dei consigli su quale sia il miglior percorso da seguire in quel momento. In quest'ambito rientra anche lo studio della compliance.
- Storiche: sono informazioni ex-post sui tempi di viaggio effettivi.

In linea generale la scelta dell'utente ricade sul percorso che egli ritiene minimizzare la propria disutilità, di solito misurata in termini di tempo di percorrenza, con riferimento ad una prospettiva puramente individuale. Si instaura, dunque, un processo nel quale l'utente cerca di acquisire il maggior quantitativo di informazioni sulle diverse alternative di percorso fino a raggiungere un equilibrio individuale. Buoni risultati (in termini di tempo di percorrenza o velocità di viaggio) aumentano la probabilità che la stessa scelta venga ripetuta più volte e facilitano la raccolta di informazioni aggiuntive sulle varie alternative che hanno prodotto risultati soddisfacenti. Il contrario accade alle alternative con esiti scadenti: maggiore è la variabilità dei costi di percorrenza sperimentati sulle stesse, minore la probabilità di sceglierle (Ben-Elia et al., 2008). Gli utenti possono utilizzare due diversi modi di risposta in seguito ad un'esperienza negativa su di un percorso scelto: la risposta "diretta" implica che l'utente modifichi il proprio percorso perché ritiene di poter incrementare l'utilità individuale in seguito ad un'esperienza spiacevole, in termini di costo, sul percorso scelto; in caso contrario egli continuerà a scegliere lo stesso itinerario. La risposta "contraria" implica che l'utente resti nel percorso in quanto ritiene che l'alternativa attrarrà un gran numero di soggetti e, quindi, sarà congestionata nel periodo successivo (Selten et al., 2007).

1.3.1 STUDI RELATIVI ALL'EVOLUZIONE TEMPORALE DELLE SCELTE DI PERCORSO

Meneguzzer e Olivieri (2013) hanno condotto un esperimento di laboratorio nel quale ai 30 partecipanti è stato richiesto di scegliere, in maniera unilaterale, tra tre percorsi ipotetici alternativi (con caratteristiche fisiche e funzionali diverse tra loro) colleganti la medesima coppia origine-destinazione, per un periodo di simulazione di 50 giorni. Ai partecipanti sono stati resi noti i tempi di percorrenza a flusso nullo dei tre percorsi e le loro caratteristiche. Le informazioni date agli utenti nel corso dell'esperimento hanno riguardato solamente il tempo di percorrenza del percorso scelto nel periodo precedente, con l'obiettivo principale di valutare l'influenza dell'esperienza individuale sulle scelte. Nel corso dell'esperimento l'equilibrio si è manifestato sporadicamente, senza permanere in modo stabile e con oscillazioni di flusso di notevole ampiezza: secondo gli autori, è possibile che questo risultato sia imputabile al numero piuttosto esiguo di periodi di simulazione; si ritiene, infatti, che l'equilibrio potrebbe essere stato raggiunto come stato stabile del sistema in un orizzonte di riferimento più ampio. Per quanto riguarda il numero di cambiamenti di percorso, si è

riscontrato che ogni soggetto ha modificato la propria scelta circa una volta ogni tre giorni: questa frequenza alquanto elevata è da attribuirsi anche al fatto che l'unico modo disponibile ai partecipanti per acquisire una certa conoscenza della rete era proprio quello di modificare il percorso. Dai risultati è emersa una relazione non lineare e di tipo crescente, statisticamente significativa, tra il numero di cambi di percorso ed il tempo di percorrenza medio del singolo individuo calcolato sull'intero esperimento. Meneguzzi e Olivieri hanno, inoltre, implementato un modello deterministico di dinamica day-to-day sulla base delle scelte di percorso osservate nell'esperimento.

Un esperimento simile è stato condotto da Selten et al. (2007) su di una rete giocattolo con due alternative di percorso (una strada principale ed una laterale) per valutare il comportamento di scelta di percorso. Ai 18 partecipanti è stato reso noto, inizialmente, che la strada principale sarebbe stata la più rapida se le due alternative fossero state scelte dallo stesso numero di utenti. In questo studio sono stati simulati due scenari:

1. Agli utenti sono state fornite informazioni riguardo al tempo di percorrenza sul percorso scelto nella simulazione più recente (per valutare l'effetto dell'esperienza personale).
2. Agli utenti sono state fornite informazioni riguardo al tempo di percorrenza effettivo nella simulazione più recente su entrambi i percorsi alternativi.

Dai risultati è emerso che le oscillazioni di flusso si sono manifestate, con ampiezze notevoli, fino alla fine del periodo di simulazione senza il raggiungimento dell'equilibrio anche se il valor medio di flusso sull'intera durata dell'esperimento sui due percorsi si è avvicinato a quello dell'equilibrio deterministico. E' da tenere in considerazione, tuttavia, che sono state effettuate 200 simulazioni, numero considerato sufficiente per mostrare l'eventuale convergenza all'equilibrio. Gli autori hanno, quindi, tratto la conclusione che, in un sistema di questo tipo e con le condizioni previste dall'esperimento, difficilmente si sarebbe raggiunto l'equilibrio anche nel mondo reale, pur mantenendosi i valori di flusso nell'intorno dello stesso. Tra gli scenari 1 e 2 si è manifestata una modesta riduzione delle oscillazioni anche se non particolarmente significativa e dovuta principalmente all'effetto delle informazioni esterne che migliorano le percezioni individuali. Il numero medio di cambi di percorso durante l'intero periodo di simulazione è stato significativamente maggiore nello scenario 1 rispetto allo scenario 2: la spiegazione risiede nel fatto che i partecipanti, non ricevendo informazioni relative ad entrambi i percorsi, hanno sentito la necessità di acquisire esperienza e conoscenza della rete cambiando frequentemente la propria scelta di percorso. L'utilità individuale, tuttavia, è risultata negativamente correlata al numero di cambi di percorso: ciò ha portato alla luce le difficoltà di trarre vantaggio dalle informazioni storiche. Selten et al. hanno analizzato anche le due possibili modalità di risposta degli utenti (diretta e contraria) e sono giunti alla conclusione che esse sono correlate, almeno in parte, al processo di apprendimento individuale degli utenti in quello specifico contesto.

Avineri e Prashker (2006) hanno condotto un esperimento di scelta tra due alternative di percorso considerando l'effetto di informazioni statiche. In questo studio sono stati simulati due scenari:

1. Ai partecipanti non è stata fornita alcuna informazione esterna. L'unica fonte di conoscenza derivava dall'esperienza personale (tempo di percorrenza sperimentato nei periodi precedenti sul percorso prescelto).
2. Ai partecipanti sono state fornite informazioni, di tipo statico, riguardanti i tempi di percorrenza di entrambe le alternative di percorso.

Per informazione statica si intende un'indicazione sul tempo di percorrenza atteso senza che questo venga aggiornato sulla base del flusso presente in un dato percorso in quel momento. Non sono,

dunque, previsti calcoli in tempo reale bensì basati su formulazioni che considerino il valor medio di costo riscontratosi fino a quella specifica simulazione. Ai partecipanti (24 per il primo scenario e 47 per il secondo) è stato richiesto di scegliere fra due alternative di percorso con diversi costi di percorrenza medi. Dall'esperimento è emerso che, nel primo scenario, i soggetti coinvolti sono stati più propensi a scegliere, senza però manifestare una preferenza assoluta, il percorso con il minore tempo di percorrenza (ma con la maggior varianza) ragion per cui si è concluso che gli utenti si sentano maggiormente ricompensati quando intraprendono una scelta rischiosa. Il processo di apprendimento, tuttavia, è stato lento: inizialmente gli utenti si sono divisi quasi a metà tra i due percorsi e solo verso le ultime simulazioni la preferenza per il percorso più rischioso ha raggiunto il 68%. Nel secondo scenario i partecipanti, nelle prime simulazioni, hanno avuto la tendenza a fidarsi delle informazioni seguendo il percorso con il minor tempo di percorrenza atteso ma con l'evolversi dell'esperimento hanno rivelato una preferenza nei confronti di una delle due alternative. In questo scenario, dunque, il processo di apprendimento è stato più rapido: con meno simulazioni gli utenti sono giunti ad una scelta che hanno ritenuto essere la più razionale sulla base delle loro personali percezioni e della loro esperienza e che hanno poi mantenuto. Il tasso di indecisione è stato più basso e l'eterogeneità più elevata perché il processo di apprendimento non sempre concorda con la definizione di una scelta che minimizzi il costo di percorrenza oggettivo a causa delle percezioni individuali che spesso sono errate. L'estensione di questo studio da parte di Ben-Elia et al. (2008) è descritta nel paragrafo successivo.

1.3.2 STUDI RELATIVI ALL'EFFETTO DELLE INFORMAZIONI ESTERNE SULLE SCELTE DI PERCORSO

Se si desidera simulare la presenza di Sistemi Avanzati di Informazione per il Traffico (ATIS) è necessario fornire informazioni complete: a quelle descrittive si aggiungono quelle predittive e/o prescrittive che danno un'indicazione su quale sia il percorso ottimale in quel momento; la presenza di questi sistemi può portare benefici sia dal punto di vista dell'utente che dal punto di vista della performance della rete. Nel primo caso, infatti, aiutano l'utente a compiere delle scelte più razionali e nel secondo migliorano l'efficienza della rete la quale, però, dipende in gran misura dalle reazioni degli utenti alle informazioni o prescrizioni. Senza informazioni esterne le scelte degli utenti si basano soltanto sull'esperienza di viaggio acquisita nei periodi precedenti. La sensibilità delle persone nei confronti delle informazioni, specialmente nell'indecisione di seguire i consigli, dipende dalla loro percezione riguardo all'accuratezza delle stesse. L'accuratezza è definita come la capacità dell'informazione di ridurre la differenza tra i tempi di percorrenza stimati e quelli effettivamente sperimentati (Tawfik e Rakha, 2012). Gli utenti più propensi al rischio, ad esempio, preferiscono un percorso meno affidabile ma che implichi un tempo di percorrenza mediamente minore e viceversa per gli utenti avversi al rischio. L'efficacia delle tecnologie ITS nel migliorare la qualità del viaggio in aree urbane o suburbane congestionate dipende, dunque, dalla risposta degli utenti a questi sistemi; tale risposta è il risultato di un processo complesso che include il giudizio umano, l'acquisizione di nozioni e la presa di decisioni in un ambiente dinamico e fortemente incerto. Per questa ragione le conseguenze delle scelte di un individuo dipendono anche da quelle degli altri utenti presenti in rete e l'interazione tra gli stessi porta all'evolversi del fenomeno della congestione. Esperienze negative vissute nell'adattamento della scelta di percorso sulla base di indicazioni inaccurate (ad esempio: sottostime notevoli dei tempi di percorrenza) portano l'utente a manifestare molta meno compliance nel futuro (Srinivasan e Mahmassani, 2000; Jou et al., 2005 [citati in Chorus et al., 2006])

e viceversa; l'aggiornamento delle percezioni sulla base delle informazioni, dunque, avviene fintantoché le stesse sono considerate affidabili. Per utente "compliant" si intende colui/colei che sceglie il percorso consigliato in quanto ha fiducia nelle informazioni ricevute; a rigore di logica sarebbe necessario distinguere una persona compliant da una "concordant" (che avrebbe scelto quel percorso anche senza il consiglio fornito dalle informazioni) anche se spesso questi termini, in letteratura, sono confusi, date anche le difficoltà di poterne identificare la differenza tramite esperimenti simulati (Bifulco et al., 2014). Di seguito si parlerà quindi sempre di compliance. Srinivasan e Mahmassani (1999) [citati in Ben-Elia et al., 2013] hanno dimostrato che la compliance è collegata all'esperienza prima che all'accuratezza dell'indicazione. Un ruolo molto importante nel determinare l'effetto di informazioni è, infatti, giocato dall'abitudine e dall'inerzia del soggetto.

Negli ultimi anni sono stati condotti vari esperimenti e proposti diversi modelli con la finalità di contribuire a risolvere i problemi di sovraturazione senza ricorrere ad interventi infrastrutturali: è necessaria, tuttavia, ulteriore ricerca per poter valutare come la disponibilità di informazioni influenzi il comportamento dell'utente. Le difficoltà maggiori riguardano il fatto che, trattandosi molto spesso di esperimenti simulati, è difficile rappresentare situazioni particolari ed imprevedibili che invece potrebbero manifestarsi in una rete reale (Huang et al., 2012).

Il loro studio e diffusione potranno dare notevoli contributi nel prossimo futuro per:

- Migliorare i modelli di scelta del percorso e di comportamento degli utenti archiviando dati più precisi. La maggior parte dei modelli attualmente in uso è basato sull'assunto che gli utenti siano razionali e che manifestino la preferenza verso un determinato percorso dopo aver acquisito una certa esperienza: ciò porta ad uno stato finale di equilibrio della rete. Il comportamento umano, tuttavia, non è sempre razionale ed un miglioramento di questi modelli potrebbe portare a risultati notevoli (Chang e Mahmassani, 1988 [citati in Tawfik e Rakha, 2012]).
- Sviluppare algoritmi più efficienti che potrebbero essere adatti a valutare l'effetto di informazioni in tempo reale (con tutto il processo di aggiornamento che ne deriva) senza compromettere l'accuratezza computazionale (Tawfik e Rakha, 2012).
- Lo studio degli elementi di incertezza che caratterizzano buona parte dei fenomeni del traffico tra cui: la conoscenza che gli utenti hanno della rete, la compliance, l'accuratezza della diffusione delle informazioni, la percezione degli utenti sull'affidabilità delle informazioni ecc. (Birge, 1993; Cantarella, 1995; Waller, 2006 [citati in Tawfik e Rakha, 2012]).
- Analizzare la distribuzione temporale della domanda ed essere in grado di prevederla per le applicazioni di pianificazione dei trasporti (Tawfik e Rakha, 2012).

L'uso dei sistemi ITS può produrre diversi vantaggi:

- ✓ Può disincentivare gli utenti ad utilizzare alcune alternative di percorso con l'ausilio di informazioni prescrittive
- ✓ Può spostare parte della domanda allontanandola dai periodi di punta
- ✓ Può rendere più efficienti e razionali le scelte di percorso

Varie ricerche suggeriscono che i sistemi ITS non solo riducono il tempo di percorrenza ed i costi generalizzati dell'utente ma hanno un effetto (sia esso positivo o negativo) anche sul tempo di percorrenza di altri utenti non informati (Emmerink et al., 1994; Al-Deek et al., 1998 [citati in Levinson 2003]).

La motivazione più comune che può indurre l'acquisizione di informazioni esterne è legata alle modeste prestazioni attuali della rete (che si manifestano, in particolare, durante le ore di punta, in

caso di incidenti o di maltempo) sul percorso prescelto (Lappin, 2000; Targa et al., 2003 [citati in Chorus et al., 2006]) le quali portano gli utenti ad essere più propensi a modificare il proprio percorso (Mahmassani e Liu, 1999). In modo complementare, quando gli utenti sono soddisfatti della propria scelta, l'acquisizione di informazioni e la loro considerazione diventano improbabili. In prima istanza, in genere, gli utenti ricercano informazioni riguardanti la propria alternativa di percorso (Polak e Jones, 1993 [citato in Chorus et al., 2006]), e solo successivamente sentono il bisogno di ricevere informazioni anche sulle altre. Dalla letteratura emerge che gli utenti sono più propensi a basare le proprie scelte (di modo, di percorso e di orario di partenza) sulle informazioni ricevute dall'esterno quando hanno una maggior flessibilità di orario (Lappin, 2000; Targa et al., 2003 [citati in Chorus et al., 2006]): flessibilità maggiori implicano che le opzioni alternative (più attraenti per certi attributi ma meno soddisfacenti rispetto all'alternativa prescelta in termini di tempo di percorrenza percepito) diventano opzioni fattibili. Ad esempio: un soggetto con orari rigidi (un pendolare) preferisce scegliere il percorso più rapido ed affidabile anche se più costoso; viceversa un soggetto con orari più flessibili può decidere di acquisire informazioni circa altre alternative che sono magari meno veloci ma anche meno costose. L'utilità di percorsi alternativi, comunque, può dipendere da molti altri fattori oltre al tempo di percorrenza: la convenienza economica (Lyons, 2001 [citato in Chorus et al., 2006]), il numero di intersezioni semaforiche (Knorr et al., 2014) o addirittura il paesaggio (Bonsall et al., 2004) [citati in Chorus et al., 2006] giocano un ruolo importante nelle scelte degli utenti. E' da notare, inoltre, che le utilità percepite delle varie alternative di percorso sulla base delle informazioni ricevute sono considerate maggiormente durante la fase pre-viaggio ed in viaggio vicino all'origine (Mahmassani e Srinivisan, 2004; Jou et al., 2005 [citati in Chorus et al., 2006]). Questo perché, di solito, sono disponibili molte più alternative all'inizio che verso la fine del viaggio: le opportunità di modificare il proprio modo/percorso diminuiscono all'avvicinarsi dell'utente alla destinazione (Polak e Jones, 1993 [citati in Chorus et al., 2006]) in quanto egli considera le informazioni utili fintantoché ne può trarre un vantaggio notevole (che si riduce verso la fine di un viaggio). Fornire indicazioni il prima possibile, dunque, aumenta l'efficacia del sistema in termini di comportamento degli utenti: alla fine del viaggio le conoscenze individuali sono maggiori (ad esempio, circa il tempo di arrivo atteso) e l'inclinazione ad aggiornare le proprie percezioni con le informazioni decresce. Gli utenti manifestano un maggior bisogno di informazioni dettagliate, inoltre, quando devono intraprendere un viaggio per la prima volta o particolarmente lungo (Mehndiratta et al., 2000 [citati in Chorus et al., 2006]): in queste situazioni, infatti, essi hanno una conoscenza scarsa della rete che potrebbe aumentare con l'acquisizione di informazioni. E' intuitivo pensare che minore è la conoscenza che l'utente ha, più egli è propenso ad aggiornare le proprie percezioni mediante indicazioni esterne.

Levinson (2003) ha implementato un modello e simulato un esperimento per cercare di capire il ruolo delle informazioni nel campo dei trasporti. La rete simulata era una rete giocattolo con due percorsi alternativi in parallelo (un'autostrada ed un'arteria principale) con presenza sia di utenti non informati che informati (per i quali l'indicazione riguardava il tempo di percorrenza atteso, funzione della capacità dell'arteria e del numero di veicoli precedenti l'utente che dovevano ancora essere serviti). I risultati ottenuti, nel caso di congestione ricorrente, sono i seguenti:

- All'aumentare della quota di utenti informati il risparmio di tempo per il singolo individuo diminuisce. Un tasso alto di utenti informati non ha un effetto benefico per un soggetto che già gode delle informazioni e riduce le possibilità che egli può sfruttare. Complessivamente, all'aumentare dell'utenza informata, diminuisce il tempo di percorrenza medio.

- Per quanto riguarda la quota parte di utenti non informati, la presenza di informazioni crea un'esternalità positiva che riduce il costo di percorrenza per gli stessi.
- In linea generale si è riscontrato che il costo di percorrenza per gli utenti informati è più basso rispetto a quello dei non informati.
- La percentuale di tempo risparmiata grazie alle informazioni raggiunge il proprio massimo per valori di grado di saturazione intorno al 95%. All'aumentare del flusso (nell'intorno della saturazione del sistema), il risparmio di tempo cala in maniera significativa. In condizioni di sotto-saturazione (capacità utilizzata intorno al 50-60%), le informazioni giocano un ruolo marginale in quanto il tempo di percorrenza difficilmente aumenterà in maniera significativa in seguito all'introduzione di quantità limitate di veicoli nel sistema.

In questo esperimento è stata anche simulata la presenza di un incidente nell'autostrada, inteso come una riduzione improvvisa di capacità. Generalmente, nel caso di congestione non ricorrente, l'utente non informato continua a scegliere lo stesso percorso non avendo coscienza del fenomeno in atto mentre l'utente informato può modificare il suo itinerario scegliendo il percorso con il minimo tempo di percorrenza previsto (che spesso, ma non sempre, coincide con i percorsi non interessati dall'evento imprevisto). In questa condizione si è riscontrato che minore è la percentuale di utenti informati migliori sono le condizioni che si realizzano per gli stessi poiché essi possono dirigersi verso il percorso alternativo riducendo in maniera consistente il proprio tempo di percorrenza. Viceversa, per gli utenti non informati, la situazione risulta migliore quanto più sono gli utenti informati: questi ultimi, infatti, tendono a cambiare percorso condividendolo con una grande percentuale di utenti mentre il flusso nell'arteria incidentata si riduce significativamente.

Un quesito ancora aperto riguarda la quantità e la tipologia adeguate di informazioni nonché le modalità con cui fornirle agli utenti affinché il sistema funzioni in maniera efficiente. È una convinzione comune che informazioni aggiuntive siano in grado di ridurre l'incertezza relativa alla percezione del tempo di percorrenza e consentire agli utenti di compiere la propria scelta in maniera efficace e razionale per poter risparmiare tempo prezioso e ridurre la congestione. Il preciso impatto dei sistemi ATIS, tuttavia, dipende fortemente dalla reazione individuale alle informazioni (Ben-Elia et al., 2008). Alcuni esperti hanno concluso che fornire troppe informazioni in una rete congestionata (per esempio sul tempo di percorrenza di tutti i percorsi e non solo di quello prescelto) può condurre gli utenti a tentare nuove alternative portando così all'aumento dei costi sulle stesse (Lu, Gao e Ben-Elia, 2011). È da sottolinearsi, però, che queste conclusioni sono state tratte in seguito ad esperimenti in cui il numero di utenti coinvolti era limitato e la rete era ipotetica e, quindi, non sono necessariamente realistiche. Creare una buona diffusione delle informazioni, invece, risulta particolarmente vantaggioso in condizioni di congestione della rete perché aiuta gli utenti a disporsi su più percorsi in maniera ragionevole e a migliorare, quindi, le condizioni di traffico. Se gli utenti hanno poca familiarità con la rete tendono, inoltre, a fidarsi in misura maggiore delle informazioni ricevute: si ritiene, infatti, che la diffusione di informazioni possa ridurre gli errori di percezione del costo di percorrenza e, dunque, razionalizzare le scelte (Huang et al., 2012).

Per quanto riguarda le modalità, dalla letteratura emerge che, nel caso di informazioni in viaggio, le informazioni ritenute più affidabili sono quelle fornite mediante pannelli a messaggio variabile (che si limitano, però, ad una porzione localizzata di rete), radio (che hanno un orizzonte spaziale e informativo più ampio) ed internet perché vengono fornite in tempo reale e sono continuamente aggiornate ed accessibili a tutti. Nel caso di informazioni pre-viaggio, gli utenti preferiscono la TV ai giornali in quanto più aggiornata e con un impatto visivo maggiore e al Web in quanto richiede uno sforzo minore (Kattan et al., 2013). Polydoropoulou e Ben-Akiva, 1998 [citati in Chorus et al., 2006]

hanno riscontrato che informazioni pre-viaggio ottenute tramite fonti elettroniche hanno un impatto maggiore sugli utenti rispetto a quelle ottenute da fonti non elettroniche: questo potrebbe attribuirsi al fatto che informazioni elettroniche suggeriscono maggior dinamicità al contrario delle altre tipologie che sono essenzialmente statiche. Una strategia spesso adottata è quella di mostrare tempi di percorrenza per i percorsi alternativi sui pannelli a messaggio variabile solo per il tempo necessario ad operare un dirottamento ottimale del traffico lungo questi percorsi; questi strumenti, altrimenti, indurrebbero un numero di cambiamenti particolarmente elevato portando alla congestione su altri percorsi (Zhao e Harata, 2001 [citato in Chorus et al., 2006]).

Lu et al. (2011) hanno condotto un esperimento interattivo mediante interfaccia web per studiare il comportamento di scelta di percorso tenendo conto dell'effetto di informazioni storiche (sul tempo di percorrenza effettivo di tutte le alternative di percorso o solo su quello prescelto) e di informazioni in viaggio nonché di alcuni fattori casuali di disturbo alla circolazione (in particolare congestione e notifiche di incidenti trasmesse tramite un pannello a messaggio variabile localizzato in un punto preciso della rete). La rete giocattolo in esame era costituita da tre archi (corrispondenti a tre percorsi di cui soltanto uno soggetto a variazioni stocastiche del tempo di viaggio e a fenomeni di incidentalità casuali, ma con il tempo di percorrenza a flusso nullo largamente minore) ed ai partecipanti è stato richiesto di non interagire tra loro. Per incentivarli a comportarsi nella maniera più realistica possibile, indipendentemente dalla performance nell'esperimento, è stato dato loro un contributo monetario uguale per tutti alla fine della prova. Sono stati analizzati quattro scenari:

1. Assenza di informazioni in tempo reale (gli incidenti avrebbero potuto avvenire comunque ma senza essere notificati) ma presenza di informazioni storiche sul solo percorso scelto.
2. Presenza di informazioni in tempo reale e informazioni storiche sul percorso scelto.
3. Scenario 1 con l'aggiunta di informazioni storiche su tutte le alternative di percorso.
4. Scenario 2 con l'aggiunta di informazioni storiche su tutte le alternative di percorso.

Nel periodo di simulazione di 60 giorni nessuno degli scenari ha portato ad una convergenza all'equilibrio anche se lo scenario 4 ha manifestato i valori più vicini all'equilibrio essendo quello con il livello più basso di incertezza. I flussi sono risultati più stabili negli scenari 3 e 4 che negli scenari 1 e 2: ciò è probabilmente dovuto ad un'acquisizione accelerata di esperienza e conoscenza della rete avendo a disposizione informazioni storiche relative ai costi di percorrenza su tutti i percorsi. Facendo un'analisi dei tempi di percorrenza si è riscontrato come le informazioni in tempo reale siano state benefiche; lo scenario 2 è risultato quello con il costo di percorrenza minore, seguito dallo scenario 4. Questa piccola differenza ha portato alla conclusione che fornire informazioni ulteriori (sui tempi di percorrenza di tutte le alternative) non è sempre vantaggioso. Per quanto riguarda il comportamento di scelta di percorso, negli scenari 1 e 4 gli utenti hanno dimostrato una minor propensione al rischio mantenendosi nei percorsi non soggetti a variazioni stocastiche con un numero di cambiamenti minore rispetto agli altri scenari. Nel primo, infatti, gli utenti hanno preferito evitare rischi inutili non avendo a disposizione quantità di informazioni sufficienti; nel quarto, invece, essi hanno acquisito una buona conoscenza circa le caratteristiche delle diverse alternative e si sono mantenuti in quella da loro ritenuta migliore (che, nel caso specifico, non combaciava con il percorso stocastico).

Chen e Mahmassani (1999) hanno implementato vari modelli e condotto diversi esperimenti per studiare la compliance e la soddisfazione degli utenti verso i sistemi ITS ed il comportamento di scelta di percorso nei confronti di diverse strategie di diffusione di informazioni (descrittive, predittive e/o prescrittive). In un esperimento simulato ai partecipanti è stato richiesto di scegliere tra tre percorsi alternativi aventi caratteristiche funzionali differenti. Gli utenti hanno potuto

selezionare il proprio orario di partenza e modificare le scelte di percorso pre-viaggio o in viaggio in prossimità di diversi nodi intermedi presenti nella rete con l'ausilio di informazioni in tempo reale ed ex-post sui tempi di percorrenza sperimentati dall'origine alla destinazione sul proprio percorso. Nell'esperimento soltanto il 25% dei veicoli è stato equipaggiato a ricevere informazioni in tempo reale sul tempo di percorrenza attuale negli archi. I diversi scenari simulati hanno riguardato informazioni descrittive o prescrittive e con diversi livelli di accuratezza.

Dallo studio è stato possibile trarre varie conclusioni:

1. L'accuratezza delle informazioni in tempo reale è una variabile significativa che influenza fortemente la compliance (in maniera negativa se i tempi di percorrenza non sono corretti e se gli utenti, nelle esperienze precedenti, si sono trovati in condizioni di congestione subendo ritardi significativi).
2. Maggior compliance si manifesta quando agli utenti vengono fornite informazioni prescrittive oltre a quelle descrittive e quando il percorso attuale viene consigliato come miglior percorso e, quindi, non è "richiesto" un cambiamento.
3. L'accuratezza delle informazioni in tempo reale influenza fortemente le scelte degli utenti sia dal punto di vista dell'orario di partenza che per quanto riguarda i cambiamenti di percorso pre o in viaggio. In caso di tempi di percorrenza sovrastimati dai sistemi ITS, gli utenti sono meno inclini a modificare il proprio percorso che non viceversa. I risultati indicano anche che gli utenti tendono a modificare più frequentemente il proprio percorso quando vengono fornite informazioni esterne rispetto al caso senza informazioni.
4. I Sistemi ITS che forniscono anche informazioni ex-post sul tempo di percorrenza sperimentato in tutti i percorsi alternativi tendono ad aumentare la compliance dei viaggiatori molto più che nel caso in cui l'informazione riguardi solo il percorso scelto, soprattutto per gli utenti pendolari. La disponibilità di informazioni ex-post, inoltre, aumenta l'utilità dei sistemi ITS percepita dagli utenti.
5. Maggiori sono i benefici ottenuti fidandosi delle informazioni, più gli utenti manifestano compliance.
6. Se gli utenti non sono dotati di informazioni prescrittive pre-viaggio, sono molto meno propensi a modificare la propria scelta che non in-viaggio. Differenze notevoli tra tempi di arrivo previsti e sperimentati portano gli utenti ad essere più propensi a modificare la propria scelta di percorso (sia in-viaggio per i nodi successivi che pre-viaggio il giorno dopo).

Negli esperimenti, spesso, per incentivare i partecipanti a comportarsi nella maniera più realistica possibile, si propone un gioco a premi nel quale l'utente che sceglie il percorso più rapido ottiene il punteggio più alto. È il caso dello studio di Bifulco et al. (2014) che hanno condotto un esperimento di laboratorio con l'ausilio di un simulatore di viaggio per valutare quanto le informazioni fornite dagli ATIS influenzino sia la scelta di percorso che la compliance degli utenti. Nel caso specifico più puntuale arrivava l'utente, maggiore il punteggio ad egli assegnato. In questo studio non è stata considerata l'evoluzione dinamica della rete e le differenze di tempi di percorrenza effettivi tra le varie simulazioni sono state determinate esclusivamente da una distribuzione casuale dei valori. Ai partecipanti (10 per scenario) è stato richiesto di scegliere, per 30 simulazioni, tra tre percorsi ipotetici (di cui uno più rapido di tutti in termini di tempo di percorrenza ma con un'alta varianza, un altro più lento e con la maggior varianza, definito come "alternativa inutile", ed il terzo con tempo di percorrenza intermedio ma più affidabile di tutti in termini di variabilità). Le informazioni sono state fornite tramite pannello a messaggio variabile in corrispondenza dell'unico nodo di diramazione. Sono stati analizzati nove scenari costituiti da tutte le possibili combinazioni tra: tre diversi livelli di

accuratezza delle informazioni (alto, medio e basso) e tre tipologie di informazioni (solo prescrittive sul percorso più rapido, prescrittive e descrittive relative ai tempi di percorrenza stimati di tutti i percorsi o, in più, informazioni riguardanti i tempi di percorrenza effettivi delle ultime tre simulazioni). In tutti i casi, alla fine di ogni simulazione, agli utenti sono stati indicati anche i tempi di percorrenza effettivi di tutti i percorsi nella simulazione più recente per poter valutare correttamente l'effetto dell'esperienza individuale. E' da sottolinearsi che le indicazioni sono state date a partire dalla undicesima simulazione in modo da permettere agli utenti di acquisire, nelle prime 10, un minimo di conoscenza delle condizioni della rete. Bifulco et al. hanno concluso che è sufficiente una ventina di simulazioni per acquisire una buona esperienza: le prime 5 simulazioni, infatti, potrebbero essere considerate adeguate per esplorare le varie alternative ed eliminare dal set di scelte il percorso "inutile", mentre dall'undicesima si è manifestato un cambiamento di comportamento per adattarsi alle informazioni ricevute che hanno costretto i partecipanti, in taluni casi, a rivalutare l'alternativa inutile per qualche altra simulazione. Si è notato anche che il comportamento individuale si è mantenuto alquanto stabile dopo poche simulazioni per effetto dell'inerzia e dell'abitudine. Escludendo i primi 10 periodi, inoltre, si è osservato che: la compliance è diminuita al crescere dell'inaffidabilità delle informazioni anche se, da un'analisi statistica, si è riscontrata un'instabilità della compliance nello scenario con l'accuratezza minore delle informazioni perché gli utenti, in una situazione di tale incertezza, si sono sempre trovati nel dubbio se riporvi fiducia o meno. Negli scenari con un alto livello di affidabilità, gli utenti hanno preferito il percorso più rapido, viceversa, nel caso di attendibilità bassa, i partecipanti hanno avuto la tendenza a scegliere il percorso con la minor varianza in termini di tempo di percorrenza. Un altissimo tasso di compliance (60%) e di scelta del "percorso inutile" (33%) si è osservato nello scenario con accuratezza bassa delle informazioni e informazioni prescrittive, descrittive e storiche: questa viene definita falsa compliance poiché gli utenti scelgono in maniera totalmente casuale (anche fidandosi delle informazioni, solo in pochi casi fortuiti sceglieranno effettivamente il percorso più rapido).

Anche Ben-Elia et al. (2013) hanno condotto un esperimento molto simile di scelta di percorso con un simulatore di viaggio considerando tre diversi livelli di accuratezza delle informazioni (basso, medio, alto) ed il tempo di percorrenza quale una variabile esogena al sistema, non dipendente dal flusso. Come nell'esperimento di Bifulco et al., questa assunzione, poco realistica, è dovuta al fatto che lo scopo dell'esperimento consisteva nell'analizzare il comportamento degli utenti in relazione alle informazioni esterne senza considerare l'effetto delle scelte aggregate.

Ai 36 partecipanti, assegnati in maniera casuale ad uno dei tre scenari diversificati sulla base dell'accuratezza delle informazioni, è stato richiesto di scegliere tra tre alternative di percorso (R1-breve e rischioso; R2-alternativa "inutile"; R3-lungo e affidabile). Il numero di simulazioni è stato pari a 30 di cui le prime 10 necessarie ad acquisire familiarità con la rete (le indicazioni ricevute in questo caso hanno riguardato soltanto i tempi di percorrenza effettivi su tutte e tre le alternative); nelle restanti 20 sono state fornite informazioni prescrittive e descrittive sul tempo medio di percorrenza stimato in ogni percorso oltre al costo di percorrenza effettivo di tutti e tre i percorsi nella simulazione più recente in modo tale che i partecipanti potessero confrontare i tempi stimati con quelli effettivi e valutare personalmente il livello di accuratezza delle informazioni. I risultati hanno mostrato come, in media, gli utenti abbiano preferito il percorso più rischioso ma più breve in termini di tempo di percorrenza, senza badare troppo alle informazioni ricevute (la compliance si è manifestata in maniera significativa nel caso in cui questo stesso percorso veniva anche consigliato). Nello scenario con livello di affidabilità elevato, gli utenti hanno mostrata una compliance elevata mentre nel caso di informazioni inaccurate hanno preferito ampliare l'orizzonte di conoscenza

modificando spesso il proprio percorso (anche l'alternativa "inutile" in questo caso è risultata attraente): come nell'esperimento di Bifulco et al., dunque, la compliance diminuisce al diminuire dell'accuratezza delle indicazioni. Nello scenario con accuratezza delle informazioni inferiore, la compliance si è manifestata soprattutto nelle prime simulazioni a causa della scarsa conoscenza del sistema da parte degli utenti; nei periodi successivi, essa è calata anche se mantenendosi ad un valore superiore a quello che ci si sarebbe aspettato, a indicare che i partecipanti hanno comunque utilizzato le informazioni come fonte di supporto nonostante la loro inaffidabilità. Al decrescere del livello di accuratezza delle informazioni, gli utenti si sono spostati dal percorso più rapido a quello più affidabile in termini di varianza del tempo di percorrenza, manifestando una certa avversione al rischio. Si è concluso, sia per lo studio di Bifulco et al. che per quello di Ben-Elia et al., che i sistemi ITS sono in grado di ridurre l'incertezza delle percezioni del tempo di percorrenza ma l'affidabilità delle informazioni influenza in maniera significativa queste percezioni.

Un'estensione dello studio di Avineri e Prashker (2006) è stata effettuata da Ben-Elia et al. (2008) che hanno rimpiazzato le informazioni statiche sui tempi di percorrenza nelle varie alternative con quelle dinamiche aggiornate in tempo reale (come quelle fornite tramite pannelli a messaggio variabile) per dare una rappresentazione più accurata del fenomeno. Ai 49 partecipanti è stato richiesto di scegliere tra due alternative di percorso colleganti un'origine e una destinazione con una differenza nel tempo di percorrenza medio di 5 minuti; ad un gruppo di utenti, selezionati in maniera casuale, sono state fornite informazioni in tempo reale ed in maniera continua, preventivamente ad ogni periodo, sull'intervallo dei possibili tempi di percorrenza (con valori estremi pari al costo minimo e massimo) oltre ad informazioni ex-post sui tempi di percorrenza effettivi sul solo percorso prescelto (fornite anche all'altro gruppo). Per incentivarli ad ottimizzare le proprie scelte di percorso, dal loro budget monetario veniva detratto un ammontare proporzionale al tempo speso in rete. Gli scenari analizzati sono stati tre:

1. Al percorso con il minimo tempo di percorrenza è stata associata la maggior varianza (considerandolo, quindi, come il più rischioso).
2. Al percorso con il minimo tempo di percorrenza è stata associata la minor variabilità (considerandolo, dunque, come il più sicuro).
3. Ad entrambi i percorsi è stata associata ugual varianza ma uno dei due percorsi era più breve in termini di tempo.

Il percorso più veloce (con il tempo di percorrenza medio inferiore) è stato quello più frequentato in tutti gli scenari: il gruppo di utenti non informati si è comportato in maniera omogenea, con deviazioni standard delle percentuali di scelta del percorso più rapido comparabili tra i tre scenari mentre quelle del gruppo informato si sono mantenute più alte (tranne per lo scenario 2 dove la scelta era ovvia). Agli utenti non informati è stato necessario un numero di simulazioni maggiore per poter apprendere quale fosse il percorso che minimizzasse il tempo di percorrenza. Per questo gruppo, nelle prime 10 simulazioni, il percorso più rapido è risultato più attraente nel primo scenario piuttosto che nel secondo con una proporzione di 85% e 73% rispettivamente. Per i partecipanti informati, invece, nella prima simulazione è risultata una percentuale di scelta del percorso più rapido del 87%, 70% e 96% rispettivamente per i tre scenari. Si è, dunque, concluso che l'effetto delle informazioni è quello di aumentare la propensione al rischio degli utenti. In corrispondenza delle ultime 50 simulazioni, invece, la tendenza al rischio è stata eliminata dall'esperienza con una riduzione consistente di attrattività del percorso più rapido. Ben-Elia et al. hanno concluso che le informazioni inizialmente riducono la fase di "esplorazione" (anche utenti più inesperti necessitano di poche simulazioni per acquisire una buona conoscenza della rete) ed aumentano la propensione al

rischio e che il beneficio più importante dei sistemi ITS si manifesta quando gli utenti sono inesperti: informazioni date in reti sconosciute o in cui gli utenti hanno limitata conoscenza della distribuzione dei tempi di percorrenza aiutano gli stessi a compiere scelte razionali. Viceversa l'effetto delle informazioni è limitato per gli utenti esperti che già conoscono bene la rete e le sue condizioni di traffico e ritengono, dunque, di potersi fidare delle proprie percezioni. Vale la pena notare che quando le condizioni di traffico si modificano in modo inaspettato (a causa di incidenti o altri eventi imprevisi) le informazioni giocano un ruolo chiave nel processo di apprendimento delle condizioni della rete; questo risultato è significativo in quanto la congestione non ricorrente sta diventando una componente significativa nelle reti urbane (Lomax e Schrank, 2003 [citati in Ben-Elia et al., 2008]) ed una ricerca futura su questo tema risulta necessaria.

Un altro esperimento utile per capire l'effetto delle informazioni fornite dall'esterno sulle scelte di percorso è quello condotto da Mahmassani e Liu (1999). Lo studio è stato effettuato mediante l'uso di un simulatore dinamico di viaggio in grado di fornire, in tempo reale, informazioni sulle condizioni di traffico sulla base delle scelte effettuate dagli utenti in ogni istante e visibili dal partecipante stesso mediante lo schermo del computer ad egli attribuito. In questo caso la rete non era composta da diverse alternative di percorso bensì da tre corsie autostradali in parallelo (con diversi limiti di velocità) dotate di alcuni nodi fittizi in corrispondenza dei quali ai partecipanti è stato richiesto di effettuare una scelta di eventuale cambiamento di corsia sulla base delle informazioni ricevute in tempo reale. Agli stessi, ad ogni successiva simulazione, è stato anche richiesto di scegliere preventivamente l'orario di partenza e la corsia in corrispondenza del nodo d'origine. Dai risultati, utilizzati per calibrare i modelli implementati da Mahmassani e Liu e descritti nel paragrafo 1.2, è emerso che i comportamenti di scelta dell'orario di partenza e del percorso sono influenzati dall'età (utenti più anziani tollerano ritardi maggiori rispetto a quelli giovani) e dal genere (gli uomini, generalmente, hanno la tendenza a modificare più spesso percorso delle donne). In linea generale, comunque, i partecipanti hanno modificato il loro percorso quando si sono manifestati degli scostamenti notevoli tra l'orario di arrivo a destinazione effettivo e quello desiderato. La compliance manifestata dagli utenti nei confronti delle informazioni in tempo reale è un'altra variabile fondamentale da considerare: essi hanno avuto la tendenza a mantenere invariato l'orario di partenza ma a modificare le proprie scelte di percorso (adattive o preventive) se hanno percepito una bassa affidabilità delle informazioni; la propensione a cambiare corsia è risultata maggiore nel caso in cui le indicazioni hanno fornito tempi di percorrenza sottostimati piuttosto che sovrastimati. Si è concluso anche che la disponibilità di informazioni in tempo reale induce una frequenza maggiore di modifica del percorso, sia adattiva che preventiva.

Chen e Jovanis (2002) hanno condotto un esperimento tramite un simulatore di guida per valutare l'effetto delle informazioni in viaggio fornite in tempo reale. La rete in esame era costituita da un'autostrada e due arterie principali connesse tra loro mediante strade locali. Prima dell'esperimento ai 24 partecipanti sono state date indicazioni circa i limiti di velocità, con riserva che essi avrebbero potuto variare sulla base delle condizioni del traffico. Ad ogni intersezione agli utenti è stato richiesto di compiere una scelta sulla base delle informazioni ricevute relative a: eventuali incidenti (la cui posizione e gravità veniva assegnata casualmente alla rete), condizioni di traffico e livello di congestione (in particolare sul percorso autostradale che era quello ritenuto più appetibile). Il livello di accuratezza delle informazioni è stato posto al 75% (tranne la localizzazione degli incidenti posta al 100%) anche se i partecipanti sono stati avvisati che in un giorno casuale, ogni quattro simulazioni, le indicazioni sarebbero state inaffidabili. Lo scopo fondamentale dello studio era capire il livello di compliance degli utenti e da cosa questa fosse influenzata, tenendo in

considerazione anche le esperienze vissute dagli stessi (sia a livello spaziale –in termini di percorso prescelto- che a livello temporale –in termini di costo di percorrenza). Nel corso delle 20 simulazioni, infatti, i partecipanti hanno valutato le esperienze vissute che hanno influenzato il loro comportamento di scelta di percorso ad ogni intersezione: maggior peso è stato dato alle decisioni prese di recente piuttosto che a quelle lontane nel tempo. A livello complessivo l'89% delle volte gli utenti hanno seguito il percorso consigliato. Le informazioni che hanno ottenuto maggior compliance sono state quelle in cui il consiglio era o di prendere l'autostrada o di non effettuare svolte. Nel caso di incidenti o congestione nel percorso suggerito (l'autostrada), tuttavia, la compliance è risultata maggiore quando è stato consigliato di cambiare percorso piuttosto di mantenersi nello stesso. Questo comportamento è razionale in quanto l'utente ritiene che proseguendo incorrerebbe in un rallentamento di traffico ed è, quindi, più propenso a cambiare percorso, nonostante l'appetibilità generale dello stesso.

L'effetto delle informazioni pre-viaggio è stato analizzato anche da Rapoport et al. (2014) per capire se ed in quali condizioni esse siano benefiche o meno. La situazione ipotetica era rappresentata da una rete giocattolo a due percorsi i cui livelli di congestione e capacità potevano variare imprevedibilmente sulla base di condizioni meteorologiche, incidenti o altri fattori di disturbo e tra i quali i 20 partecipanti dovevano scegliere, in maniera unilaterale, in ogni periodo. Gli scenari simulati sono stati quattro:

1. Ai partecipanti sono state fornite soltanto informazioni ex-post sui flussi e sui tempi di percorrenza di tutti i percorsi nel periodo più recente; le capacità dei due archi (coincidenti con i percorsi) erano correlate tra loro in termini di condizioni della strada ovvero: condizioni di traffico, meteorologiche ecc.
2. Scenario 1 + informazioni complete pre-viaggio sulle condizioni di traffico attuale; le capacità dei due archi erano correlate tra loro.
3. Scenario 1 in cui le capacità dei due archi variavano in maniera indipendente.
4. Scenario 2 in cui le capacità dei due archi variavano in maniera indipendente.

Sulla base della performance nell'esperimento agli utenti è stato corrisposto anche un contributo monetario per incentivarli a comportarsi in modo realistico. Dai risultati è emerso che la propensione a cambiare percorso è stata maggiore nello scenario 1 rispetto allo scenario 2 e, viceversa, è stata minore nello scenario 3 rispetto allo scenario 4. Il numero di cambiamenti di percorso è diminuito, nel caso in cui agli utenti non sono state fornite informazioni pre-viaggio, all'aumentare dei periodi ovvero dell'esperienza acquisita e il tempo medio di percorrenza è risultato inversamente proporzionale alla frequenza di cambiamenti. La convergenza all'equilibrio si è manifestata in tutti e quattro i casi ed in maniera più lenta negli scenari in cui venivano fornite informazioni pre-viaggio. Si è concluso che le informazioni risultano poco vantaggiose quando le condizioni di traffico nei due percorsi sono positivamente e perfettamente correlate (condizioni svantaggiose in un percorso lo sono anche per l'altro e le riallocazioni di flusso diventano, quindi, inutili) poiché portano ad un aumento del tempo di percorrenza atteso di rete rispetto al caso opposto.

Un altro esperimento recente che ha considerato l'effetto delle informazioni pre-viaggio è quello condotto da Knorr et al. (2014), in cui ai partecipanti è stato richiesto di scegliere tra due alternative di percorso (una strada a pedaggio con capacità più elevata ed una principale) sulla base di tre scenari:

1. Ai partecipanti non è stata data alcuna informazione (per simulare l'effetto dell'esperienza personale).

2. Dopo aver compiuto la propria scelta, i partecipanti sono stati informati su quanti soggetti intendevano scegliere lo stesso percorso con la possibilità, dunque, di modificare la scelta iniziale.
3. Per poter ottenere le informazioni dello scenario 2 era necessario versare un contributo monetario (per simulare la presenza di veicoli equipaggiati, immaginando che non tutti sarebbero stati disposti a pagare).

Per incentivare i soggetti a comportarsi in maniera realistica ad essi è stato attribuito un contributo monetario iniziale dal quale veniva detratto un ammontare tanto più elevato quanti più utenti sceglievano lo stesso percorso. Dai risultati è emerso che l'equilibrio non è stato raggiunto, nel periodo di 50 simulazioni, anche se le ampiezze delle oscillazioni sono diminuite nel corso dell'esperimento per effetto dell'esperienza e della conoscenza della rete acquisita dagli utenti che hanno portato a valori di flusso vicini all'equilibrio deterministico. Le oscillazioni minori sono state riscontrate nello scenario 3, ad indicare che, quando il numero di utenti che fruiscono delle informazioni è limitato, si hanno effetti benefici sul sistema: si è osservato, infatti, un utilizzo più efficiente e razionale delle due strade a livello globale; le oscillazioni maggiori, invece, si sono manifestate nel primo scenario. Anche il genere ha un impatto significativo sulle scelte: le donne hanno avuto una preferenza maggiore verso la strada a pedaggio rispetto agli uomini e, in tutti gli scenari, i tempi di percorrenza degli uomini sono stati inferiori: si è concluso, dunque, che le donne manifestano una maggiore avversione al rischio, come verrà approfonditamente descritto nel paragrafo successivo.

Katsikopoulos et al. (2000) hanno condotto due esperimenti (il primo mediante il metodo delle preferenze dichiarate ed il secondo con l'ausilio di un simulatore di guida) per valutare il comportamento di scelta di percorso in una semplice rete ed in presenza di informazioni. Ai 30 partecipanti è stato richiesto di scegliere tra una strada principale con un tempo di percorrenza certo (che dovevano immaginare fosse quella utilizzata solitamente) ed una strada alternativa di costo incerto e della quale è stato fornito un possibile intervallo di tempi di percorrenza (rappresentato dalla differenza tra il tempo massimo ed il tempo minimo e il cui valore centrale definiva il costo di percorrenza medio) tramite pannelli a messaggio variabile fittizi (un foglio di carta nel primo esperimento ed attraverso il monitor del computer personale nel secondo). Sono stati simulati diversi scenari nei quali il tempo di percorrenza medio della strada alternativa era più piccolo, uguale o maggiore rispetto a quello della strada principale e in cui gli intervalli avevano un'ampiezza variabile dai 20 ai 60 minuti (all'aumentare dell'intervallo aumentava anche la varianza del tempo di percorrenza). In questo modo è stato possibile testare anche l'avversione al rischio (intesa come la preferenza verso l'alternativa di percorso che implichi il minor rischio possibile e, quindi, con la minor varianza) o la propensione al rischio degli utenti (tra diverse alternative di percorso gli utenti scelgono quella con la maggior varianza del tempo di percorrenza). Per evitare di ottenere risultati ovvi, Katsikopoulos et al. hanno deciso di simulare scenari in cui, anche quando il tempo di percorrenza medio nel percorso alternativo superava quello della strada principale, il valor minimo dell'intervallo restava al di sotto del tempo di percorrenza medio della principale. Nell'esperimento, basato sull'approccio delle preferenze dichiarate, è emerso che la probabilità di dirottare verso l'alternativa diminuiva all'aumentare del tempo medio di percorrenza o dell'intervallo temporale ad essa associato. Dall'analisi combinata di queste due variabili si è riscontrato che i cambiamenti di percorso più frequenti si sono manifestati, a parità di intervallo, quando i tempi di percorrenza medi erano minori nell'alternativa rispetto alla strada principale mentre l'intervallo non è stato determinante quando il tempo di percorrenza era uguale o maggiore a quello della strada principale.

I partecipanti hanno, inoltre, manifestato un pregiudizio negativo nei confronti della strada alternativa: quando il tempo di percorrenza medio dei due percorsi era uguale, il tasso di cambiamento ha raggiunto al massimo il 33% (in maniera inversamente proporzionale all'aumentare dell'intervallo che faceva apparire la strada alternativa meno attraente). Nel caso dell'utilizzo di un simulatore di guida i risultati sono stati diversi: il numero di cambiamenti di percorso diminuiva all'aumentare del valor medio del tempo di percorrenza nell'alternativa ma aumentava all'aumentare dell'intervallo temporale considerato. In questo caso l'intervallo non è stato determinante quando il tempo di percorrenza nell'alternativa era minore o uguale a quello della strada principale; quando quest'ultimo era maggiore, invece, all'aumentare dell'intervallo aumentava anche la probabilità di cambiare percorso. In questo secondo esperimento, comunque, l'intervallo è stato tenuto molto meno in considerazione dagli utenti e maggior importanza ha assunto il rapporto tra i due tempi di percorrenza medi delle alternative, ragion per cui gli autori ritengono questo metodo preferibile in quanto più realistico.

E' da sottolineare il fatto che i sistemi ITS non costituiscono l'unica modalità che consente agli utenti di acquisire informazioni dall'esterno circa le condizioni di traffico. Un altro modo efficace e che spesso si riscontra nel mondo reale è lo scambio di informazioni riguardanti le condizioni della rete tra amici e conoscenti. Un gruppo di amici/conoscenti che lavorano e vivono in zone vicine può condividere le esperienze vissute e le scelte compiute in termini di orario di partenza e percorso per migliorare le decisioni dei singoli utenti nei periodi successivi. Questa tipologia di informazione viene diffusa facilmente nei colloqui quotidiani ed è, spesso, considerata molto credibile. Liu et al. (2013) hanno condotto un esperimento su questa tematica per capire se le informazioni fornite da amici/conoscenti migliorino le scelte di percorso ma soprattutto per definire il tasso ottimale di informazioni che, a livello collettivo, minimizzi i costi dell'intero sistema (o, per meglio dire, porti alle condizioni System-Optimal). Per tasso si intende il rapporto tra le informazioni effettivamente fornite da un certo numero di amici/conoscenti e le informazioni totali a disposizione di tutti gli amici/conoscenti. Ai 25 partecipanti all'esperimento è stato richiesto di scegliere preventivamente il percorso e l'orario di partenza su di una rete giocattolo per un totale di 113 simulazioni. Inizialmente ai partecipanti è stato richiesto di non interagire tra loro ma, con l'evolversi dell'esperimento, ad ognuno è stato assegnato uno specifico "circolo di amici" con il quale poter confrontarsi sulle scelte di viaggio (in particolare all'utente sono state fornite informazioni, tanto più approfondite quanto più stretto era il legame, non solo sulle variabili relative al percorso da egli scelto ma anche su quelle delle scelte compiute dagli amici) e che sarebbe aumentato nel corso dell'esperimento. L'esperimento ha portato alla conclusione che esiste un tasso ragionevole in grado di massimizzare l'efficienza del sistema che, nel contesto specifico di questo studio, è risultato pari al 33% ed in corrispondenza del quale si è raggiunto lo stato System-Optimal (di minimizzazione dei tempi di percorrenza di rete). Un rapporto minore è insufficiente e non induce gli utenti a modificare le proprie scelte; un tasso maggiore, invece, porta molti utenti a scegliere lo stesso percorso (poiché consigliato da diversi amici) causando fenomeni di congestione. Dall'esperimento è emerso anche che con un tasso del 75% si è raggiunto l'equilibrio deterministico che non costituisce, tuttavia, una condizione ottimale per il sistema.

1.3.3 STUDI RELATIVI ALL'EFFETTO DELLE CARATTERISTICHE PERSONALI SULLE SCELTE DI PERCORSO

Altri aspetti considerati particolarmente importanti sono quelli della personalità e delle caratteristiche soggettive dei singoli utenti che si ritiene possano influenzare in maniera significativa le scelte di percorso e, in generale, il comportamento di viaggio degli stessi. I lavoratori pendolari, ad esempio, sono meno propensi a modificare le proprie scelte di percorso (anche in presenza di informazioni in viaggio che sconsigliano il percorso prescelto) e manifestano una certa inerzia in quanto ritengono molto rischiosi cambiamenti radicali essendo sottoposti ad orari poco flessibili. Uno studio recente (Li et al., 2005 [citato in Tawfik e Rakha, 2012]) ha concluso che circa il 40% dei pendolari utilizza soltanto un percorso per i viaggi casa-lavoro mentre la restante parte ne utilizza almeno due. Gli utenti con una certa esperienza di guida (almeno tre anni) preferiscono, invece, esplorare percorsi alternativi avendo una buona familiarità con la rete stradale e le sue condizioni di traffico. Nel caso di informazioni fornite dall'esterno che consigliano un dato percorso, ad esempio, essi tendono a mettere in atto comportamenti "non compliant" scegliendo percorsi che ritengono meno congestionati in quanto convinti che la maggior parte degli utenti dirotterà su quello consigliato (Kattan et al., 2013). Utenti estroversi ed aperti ad esperienze nuove mostrano maggior propensione a modificare le proprie scelte di percorso; al contrario persone che guidano molti chilometri all'anno o che "si accontentano facilmente" manifestano un comportamento di scelta più stabile. In aggiunta, differenze notevoli tra i tempi di percorrenza medi o di velocità in percorsi alternativi rispetto a quello prescelto ed a suo favore agiscono da deterrente nel cambiare percorso (Tawfik e Rakha, 2012). Per quanto riguarda l'acquisizione di informazioni sul traffico, dalla letteratura emerge che i viaggiatori più propensi a cercare o pagare per avere informazioni sono: gli utenti giovani, maschi, con un'educazione scolastica elevata e con un reddito alto (Targa et al., 2003; Petrella e Lappin, 2004 [citati in Chorus et al., 2006]). Si riscontra, inoltre, che queste categorie sono spesso più propense a modificare il proprio percorso rispetto all'alternativa prescelta (Mahmassani e Srinivasan, 2004; Jou et al., 2005 [citati in Chorus et al., 2006]). E' meno probabile, invece, che gli utenti giovani manifestino compliance nei confronti di informazioni prescrittive (Wardman et al., 1997 [citato in Chorus et al., 2006]); essi, infatti, essendo più tecnologici, sono più coscienti dei servizi disponibili rispetto ad utenti anziani e meno propensi ad acquisire informazioni esterne ritenendo di potersi arrangiare da soli.

Per modellare correttamente il comportamento umano vi sono alcuni aspetti da considerare (Tawfik e Rakha, 2012) :

- La teoria decisionale: che analizza come gli utenti prendono le proprie decisioni (di cambiamento di percorso, di orario di partenza, di annullamento del viaggio) e quanta compliance manifestano verso le informazioni ricevute (in viaggio o pre-viaggio). In letteratura molti esperti si sono occupati di questa teoria; per citarne alcuni Arrow, (1951), Simon, (1955), Bussemeyer et al., (1993, teoria dei giochi), Hawas (2004, modelli di utilità di scelta del percorso) [citati in Tawfik e Rakha, 2012].
- Il sistema di diffusione delle informazioni, i criteri che governano la loro struttura, i tipi di informazione da fornire nelle diverse situazioni e la definizione degli utenti da informare. Queste operazioni servono, soprattutto, per modellare la compliance degli utenti. In letteratura numerosi studi sono stati condotti per valutare: la quantità di informazioni necessaria per ridurre la congestione del traffico (Arnott et al., 1991), gli effetti dei sistemi

ATIS sulla scelta dell'utente (Abdel-Aty et al., 1997), le decisioni degli utenti in viaggio (Khattak et al., 1993) ecc. [citati in Tawfik e Rakha, 2012].

- La percezione degli utenti basata sulla loro esperienza e conoscenza: in condizioni identiche in due giorni differenti lo stesso soggetto potrebbe compiere scelte diverse a causa di esperienze vissute nei giorni precedenti. Vi sono diversi modelli che si occupano di questo aspetto: l'effetto dell'inerzia e della compliance degli utenti nei confronti di informazioni ricevute in tempo reale (Srinivasan e Mahmassani, 2000), l'effetto della familiarità nei confronti della rete sulle scelte di percorso (Lotan, 1997), il processo di aggiornamento delle percezioni con l'acquisizione di esperienza e informazioni (Jha et al., 1998) ecc. [citati in Tawfik e Rakha, 2012].

Tawfik e Rakha (2012) hanno condotto un esperimento per valutare quanto questi fattori, con particolare riferimento alle percezioni individuali, influenzino le scelte di percorso. Tramite un software di simulazione di guida, ai 50 partecipanti è stato richiesto di scegliere tra due percorsi alternativi con caratteristiche simili tra loro (in termini di distanza, tempo di percorrenza medio e limite di velocità). La simulazione ha portato a dei risultati diversi rispetto a quelli che si sarebbero potuti ottenere in una rete reale (il simulatore presentava alcuni limiti tra cui, ad esempio, l'incapacità di modellare le intersezioni a T) e l'analisi non può essere considerata esaustiva a causa della ridotta numerosità del campione dei partecipanti. Dai risultati si evidenzia che il 50% degli utenti non ha sempre scelto il percorso con il minimo tempo di percorrenza effettivo: questo conferma il fatto che non sempre il comportamento degli utenti è razionale a causa di varie caratteristiche soggettive. È emerso, inoltre, che le percezioni umane risultano più corrette nei confronti della velocità che del tempo di percorrenza e, quindi, essa rappresenta una discriminante non indifferente nella scelta di percorso. Esperimenti simili condotti dagli stessi autori (Tawfik e Rakha, 2012) hanno portato ad altri risultati interessanti: alcuni utenti non sono interessati ad esplorare diverse alternative di percorso (avendo una preferenza per una data strada) mentre altri hanno un'attitudine al rischio maggiore e, in linea generale, gli utenti si fanno influenzare maggiormente da obiettivi personali e di breve termine piuttosto che da valutazioni strategiche che possano portare benefici alla collettività.

Uno dei pochi esperimenti condotti in una rete reale è quello descritto da Tawfik, 2010 [citato in Tawfik et Rakha, 2012]). 20 partecipanti dovevano effettuare un viaggio, in una semplice rete reale e durante le ore di punta, da una data origine ad una data destinazione (con un certo numero di nodi intermedi che si diramavano sempre in due percorsi) durante i cinque giorni lavorativi settimanali per un totale di 20 ripetizioni. L'obiettivo dell'esperimento era di investigare la capacità degli utenti di percepire correttamente le condizioni di traffico in termini di distanza, velocità e tempo di percorrenza e di esplorare le ragioni che governano le decisioni di scelta di percorso nel mondo reale. È stato sorprendente riscontrare che le percezioni della distanza del percorso, che è un valore deterministico, sono state meno accurate di quelle del tempo di percorrenza e della velocità di viaggio (entrambe variabili stocastiche), probabilmente perché la distanza è il fattore considerato meno influente nella scelta. Il numero di cambiamenti di percorso individuali pare aver avuto effetti positivi sulle percezioni: più spesso un utente sperimentava le varie alternative più era in grado di costruirsi un'idea corretta delle differenze tra i due percorsi in termini delle variabili suddette. Si è concluso che l'accuratezza delle percezioni umane (intesa come la differenza tra valore reale e percepito) si aggirava attorno al 60%. Gli utenti sono stati in grado di percepire più correttamente la velocità rispetto al tempo e alla distanza; le percezioni erano, inoltre, migliori nel caso di differenze notevoli di queste variabili tra i due percorsi alternativi. Confrontando le distribuzioni individuali

delle scelte compiute dai singoli utenti, si è riscontrato come i tempi di percorrenza siano il fattore più considerato nel compiere le scelte. E', tuttavia, riduttivo modellare le scelte di percorso sulla base del solo tempo di viaggio in quanto anche la valutazione della velocità e della distanza del percorso incidono in maniera significativa. Sulla base dei risultati ottenuti, Tawfik ha implementato un modello di scelta di percorso organizzato su due livelli: nel primo è stato modellato il tipo di utente, con le proprie caratteristiche personali e psicologiche mentre nel secondo sono state studiate le scelte di percorso che dipendono, appunto, dal tipo di utente e dall'esperienza personale. E' risultato che gli utenti più aggressivi (dal punto di vista delle scelte, ovvero quelli che cambiano di più) sono quelli con un livello di educazione inferiore e con un carattere più introverso. Viceversa gli utenti più tranquilli, meno aperti a sperimentare nuove strade e che guidano molti chilometri all'anno assumono un comportamento di guida più stabile.

Albert et al. (2011) hanno condotto un esperimento di laboratorio di 50 simulazioni per esplorare l'impatto di diversi fattori personali nel comportamento di scelta di percorso, in particolare il senso dell'orientamento e la "sensation seeking" in presenza di informazioni pre-viaggio sul tempo di percorrenza. Il senso dell'orientamento è inteso come "la capacità di una persona di imparare, organizzare e richiamare informazioni spaziali" (Ramming, 2002 [citato in Albert et al., 2011]) ed è un'abilità che, in letteratura, è indicata come un tratto variabile con l'età ed il genere (Dabbs et al., 1998 [citato in Albert et al., 2011]). La sensation seeking è definita come "la necessità della novità, dell'esperienza, della situazione complessa ed il desiderio di assumersi dei rischi fisici e sociali" (Zuckerman, 1979 [citato in Albert et al., 2011]); quest'ultima spesso comporta la scelta da parte dell'utente del percorso percepito come più rapido in termini di tempo di percorrenza ma che presenta la maggior varianza. La rete presentata ai 54 partecipanti all'esperimento era una semplice rete reale con due alternative di percorso: gli utenti possedevano una conoscenza della stessa più o meno approfondita e ad ognuno di essi era proporzionalmente attribuito un parametro di familiarità in modo da rendere più realistica la prova. Le informazioni fornite ai soggetti riguardavano soltanto il tempo di percorrenza effettivo nel percorso scelto nella simulazione più recente. Dalle osservazioni sperimentali, Albert et al. hanno formulato un modello di scelta e di modifica di percorso utilizzando la regressione logistica. Lo studio ha portato alla conclusione che utenti con un senso dell'orientamento scarso hanno la tendenza ad usare la strada principale (o, comunque, quella generalmente da loro prescelta) piuttosto di esplorare nuovi percorsi, diversamente dagli utenti con un'alta sensation seeking che hanno una maggior propensione al rischio e tendono a modificare più spesso il proprio percorso. I fattori personali, quindi, influiscono notevolmente sulle scelte: gli utenti che avevano utilizzato con maggior frequenza la rete reale, ad esempio, erano meno inclini ad effettuare cambi di percorso durante l'esperimento. Albert et al. hanno concluso che un ruolo fondamentale nelle scelte è assunto dalla familiarità che l'utente ha con la rete nonché dalla percezione individuale dei costi (in particolare del tempo di percorrenza). Si è riscontrato, infatti, che esiste una relazione inversa tra la familiarità del singolo individuo e la frequenza di cambio di percorso, e che partecipanti con percezioni dei tempi di percorrenza, nei due percorsi alternativi, sensibilmente diverse o per i quali la differenza tra il tempo percepito e quello effettivo era piccola hanno effettuato meno cambi di percorso.

Un altro studio simile sulla sensation seeking è quello condotto da Bekhor e Albert (2014) che ha, nuovamente, portato alla conclusione che utenti con maggior sensation seeking sono più propensi al rischio e, quindi, tendono a scegliere percorsi meno comuni e più aleatori. Bekhor e Albert hanno anche formulato un modello di scelta di percorso con i dati raccolti dall'esperimento considerando, oltre alle variabili tradizionali, anche quelle latenti. Per variabili tradizionali si intendono quelle

direttamente osservabili tra cui: caratteristiche personali degli utenti (età, esperienza, aggressività alla guida e condizioni fisiche e psicologiche) e caratteristiche fisiche e funzionali della strada (distanza, velocità media di viaggio, tempo medio di percorrenza, livello di congestione); le variabili latenti sono, invece, difficilmente modellabili in quanto non direttamente osservabili come il senso dell'orientamento, l'abitudine, la sensation seeking, la percezione individuale delle condizioni di traffico e la preferenza iniziale per un dato percorso. Dai risultati è anche emerso che esiste una correlazione significativa tra alcune caratteristiche individuali e le variabili latenti: utenti con figli, ad esempio, hanno una sensation seeking più bassa.

Un esperimento per valutare simultaneamente l'effetto delle informazioni e delle caratteristiche degli utenti sulle scelte di percorso è stato condotto da Shiftan et al. (2010). Su di una rete giocattolo con due alternative di percorso di caratteristiche diverse (in termini di distanza, limiti di velocità e tempo di percorrenza a flusso nullo) gli utenti dovevano compiere la scelta che ritenevano più appropriata sulla base dell'esperienza acquisita nel corso delle simulazioni e delle informazioni pre-viaggio; quest'ultime, in particolare, concernevano i tempi di percorrenza sul percorso scelto nella simulazione più recente e le previsioni (sulla base di dati aggiornati mano a mano che gli utenti giungevano a destinazione) sui costi delle due alternative nella successiva simulazione. L'esperimento è stato condotto sia sul campo (i partecipanti, con la propria auto, dovevano compiere un viaggio di andata e ritorno tra un'origine e una destinazione predeterminate) che in laboratorio, ed i partecipanti sono anche stati sottoposti ad un questionario per comprenderne le attitudini e caratteristiche soggettive. Dallo studio è emerso che, in linea generale, gli utenti si comportano razionalmente preferendo l'alternativa con il tempo di percorrenza e la varianza minori: questa attitudine si è manifestata maggiormente nell'esperimento svolto sul campo in quanto la differenza di costo tra i due percorsi è risultata molto più chiara che in laboratorio dove si è manifestata una tendenza, non assoluta, verso il percorso più rischioso. La compliance nei confronti delle informazioni è stata bassa in quanto le previsioni fornite spesso non sono state in linea con i reali tempi sperimentati dagli utenti nelle simulazioni immediatamente successive. Con il passare del tempo i partecipanti hanno avuto la tendenza a mantenersi nella strada prescelta. Quest'ultimo fatto ha portato alla conclusione che la compliance decresce al crescere dell'esperienza la quale porta gli utenti a tentare diverse alternative ed a manifestare maggior sensation-seeking fino allo stabilizzarsi del processo di apprendimento verso il percorso favorito. Gli utenti, dunque, inizialmente utilizzano le informazioni per ridurre tutte le possibili fonti di incertezza; una volta acquisita una certa esperienza sono meno inclini a fidarsi delle informazioni, come già riscontrato da altri esperti (Chatterjee, 2000; Ben-Elia et al., 2010 [citati in Shiftan et al., (2010)]) e tendono a mantenersi sul percorso scelto la prima volta dopo averne sperimentati il più possibile. La preferenza iniziale, dunque, ha un impatto molto rilevante sul processo che porta alla decisione finale. Anche il genere ha un impatto sul comportamento: gli utenti uomini hanno preferito maggiormente il percorso più rischioso (in termini di varianza del tempo di percorrenza) rispetto al genere femminile. Questo risultato è stato riscontrato anche da Knorr et al. (2014) e Emmerink et al. (1996) [citato in Shiftan et al., (2010)], che hanno definito che le donne sono meno inclini ad essere influenzate dalle informazioni e più riluttanti ad alterare le loro scelte predeterminate.

Un'altra caratteristica che ha impatti rilevanti sulle scelte di percorso è l'età. Molti studi suggeriscono che utenti anziani adeguano la propria modalità di guida all'avanzare dell'età tendendo a scegliere percorsi più sicuri rispetto ad utenti giovani, evitando situazioni che possano esporli a rischi di varia natura (Naumann et al., 2011 [citato in Motàk et al., 2014]) e guidando preferibilmente quando non vi siano condizioni meteorologiche o di visibilità avverse (Molnar e Eby, 2008 [citato in

Motàk et al., 2014]). Tawfik e Rakha (2012) hanno riscontrato che all'aumentare dell'età e dell'esperienza di guida la correttezza delle percezioni dei tempi di percorrenza decresce per varie ragioni plausibili: le abilità di guida degli utenti più anziani sono minori rispetto a quelli giovani e l'abitudine e l'esperienza portano l'utente ad essere meno sensibile ed a perdere l'interesse nel cercare di valutare le differenze nelle condizioni di traffico tra i percorsi alternativi, ritenendo che un guadagno di pochi minuti non sia essenziale (avendo spesso, un utente anziano, orari molto più flessibili rispetto ad un soggetto in età lavorativa).

In un esperimento condotto da Motàk et al. (2014) 26 giovani (di età media 30 anni) e 91 anziani (di età media 71 anni) sono stati sottoposti ad un questionario con domande relative alle caratteristiche sociodemografiche individuali ed è stato richiesto loro di indicare, con un punteggio da 1 a 100, quanto avrebbero evitato diverse situazioni più o meno rischiose. Tramite analisi statistiche (ANOVA e ANCOVA che hanno messo in relazione le caratteristiche personali dei partecipanti con il punteggio assegnato dagli stessi nell'evitare le varie situazioni) è emerso che, in linea generale, gli utenti anziani tendono tanto più ad intraprendere percorsi poco rischiosi quanta più esperienza alla guida hanno; viceversa gli utenti giovani preferiscono situazioni meno sicure. Le cause di questo sono da ricercarsi prevalentemente in una maggior consapevolezza dei rischi e nel peggioramento delle facoltà fisiche e mentali negli utenti più anziani (Schlag, 1993 [citato in Motàk et al., 2014]). Il fatto di evitare situazioni pericolose, nel caso di utenti anziani, non è soltanto legato all'età ma anche all'esperienza di guida, alle percezioni delle proprie capacità fisiche e mentali ed alla velocità di acquisizione di informazioni o di apprendimento. E', inoltre, stato riscontrato anche da altri autori che, essendo minori le necessità di compiere attività ed avendo più tempo libero per pianificare il proprio viaggio (Sullivan et al., 2011 [citato in Motàk et al., 2014]), per gli anziani è più semplice evitare certe situazioni.

Il comportamento alla guida, dunque, non è influenzato dall'avanzamento dell'età in sé ma dal processo che ne consegue: difficoltà nel prendere decisioni in situazioni complesse e non familiari ed un rallentamento nella capacità di recepire informazioni (Ellinghaus et al., 1990 [citato in Schwarze et al., 2014]). In un esperimento condotto da Schwarze et al., 2014, i 16 partecipanti (metà con età inferiore ai 31 anni e la restante metà con un'età compresa tra i 67 e 72 anni) dovevano guidare lungo un percorso reale in Germania affrontando situazioni semplici o gravose (come mantenere una distanza appropriata dal veicolo precedente tenendo simultaneamente conto della presenza degli altri utenti, pedoni o guidatori, accelerare e decelerare spesso e repentinamente, compiere manovre che richiedono una certa attenzione come immissione in un'intersezione a rotatoria, svolta a destra dopo un attraversamento pedonale, inversione a U ecc.). Dai risultati è emerso che, in linea generale, lo sforzo necessario agli utenti anziani per affrontare situazioni complesse non è molto maggiore di quello dei giovani ma, in casi particolari, in quelle specifiche situazioni che necessitavano di una concentrazione ed attenzione significative (in corrispondenza, ad esempio, di manovre alle intersezioni) sono risultati tempi di reazione maggiori da parte degli anziani, a causa delle loro difficoltà nel percepire e analizzare tempestivamente la situazione e reagire repentinamente.

CAPITOLO 2

DESCRIZIONE DELL'ESPERIMENTO ED ANALISI PRELIMINARI

Questo capitolo è dedicato alla descrizione delle modalità e delle caratteristiche della prova ed alla valutazione dei risultati di alcune analisi preliminari. E' da sottolinearsi il fatto che le analisi riguardano solamente dati aggregati ottenuti considerando la totalità dei partecipanti all'esperimento ed i valori medi delle grandezze. Per le considerazioni relative ai singoli individui ed alle loro caratteristiche soggettive si rimanda al capitolo successivo.

2.1 DESCRIZIONE DELL'ESPERIMENTO

Lo scopo dell'esperimento è studiare il comportamento di scelta di percorso degli utenti in un contesto di dinamica day-to-day ed in presenza di informazioni pre-viaggio date dall'esterno. La prova è stata caratterizzata da due parti: la simulazione della scelta tra due percorsi alternativi disponibili per un tipico spostamento pendolare casa-lavoro ed un questionario realizzato per identificare i fattori che maggiormente possono influenzare il comportamento individuale nel processo decisionale.

2.1.1 I PARTECIPANTI

I partecipanti, tutti in possesso di valida patente di guida, sono stati selezionati in modo da assicurare una sufficiente variabilità delle caratteristiche personali (età e genere prevalentemente):

- ✓ 12 donne e 8 uomini
- ✓ 9 studenti universitari (con età compresa tra i 20 e i 26 anni) e 11 lavoratori (di cui 3 di età inferiore ai 30 anni)
- ✓ 12 soggetti che compiono abitualmente spostamenti pendolari e 8 che praticano prevalentemente una mobilità non sistematica

per un totale di 20 partecipanti, ai quali non è stato reso noto il numero complessivo di soggetti coinvolti. Prima dell'esperimento sono state loro fornite le istruzioni da seguire durante l'intera durata della simulazione: l'unica possibilità di scelta è stata quella di percorso (non sono stati considerati l'orario di partenza ed il modo di trasporto). Per cercare di rendere la prova il più possibile realistica, nelle istruzioni è stato chiesto ai partecipanti di assumere un comportamento quanto più naturale possibile, senza alcuna forma di cooperazione, comunicazione e competizione tra i soggetti coinvolti.

2.1.2 LA RETE SIMULATA

La rete considerata è caratterizzata da due alternative di percorso colleganti una ipotetica zona di origine e una ipotetica zona di destinazione e aventi caratteristiche fisiche e funzionali alquanto differenti (una strada centrale che attraversa la città ed una tangenziale che la aggira). La figura 1 illustra una tipica rete di questo genere:

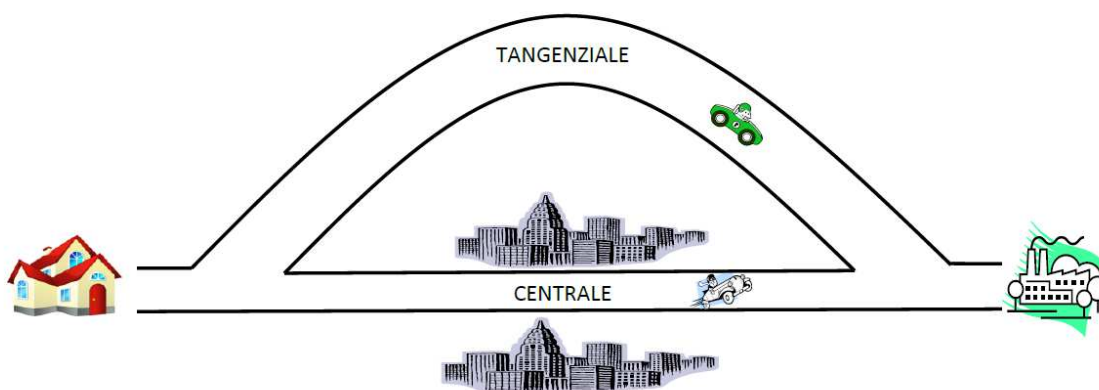


Figura 1: Esempio di semplice rete di trasporto
(Fonte: Istruzioni fornite ai partecipanti prima dell'esperimento)

Ai partecipanti è stato richiesto, per ogni periodo di simulazione, di scegliere una delle due alternative sulla base delle informazioni preventive e dell'esperienza personale acquisita. Mediante le istruzioni, ad essi sono state rese note alcune caratteristiche principali dei due percorsi:

- ✓ STRADA CENTRALE: lunghezza 10 km, limite di velocità 50 km/h e tempo di percorrenza a flusso nullo pari a 12 minuti
- ✓ STRADA TANGENZIALE: lunghezza 30 km, limite di velocità 90 km/h e tempo di percorrenza a flusso nullo pari a 20 minuti

ed è stato specificato che la rete in esame era una rete congestionata, con i tempi di percorrenza dipendenti dai flussi gravanti sui due percorsi. Ai partecipanti non è stato, invece, reso noto il valore della capacità dei due collegamenti, anche se è stato loro esplicitato che la strada centrale, avendo caratteristiche geometriche più modeste rispetto a quella tangenziale, ha una capacità di smaltimento del traffico minore ed è soggetta ad un incremento maggiore del tempo di percorrenza a parità di incremento del flusso.

2.1.3 LA PROVA

L'esperimento è stato condotto per un totale di 40 periodi, ognuno corrispondente ad una giornata nella situazione reale a cui si faceva riferimento. Per simulare in maniera realistica gli spostamenti sistematici compiuti quotidianamente dai pendolari, ai partecipanti è stato richiesto di compiere la propria scelta due volte al giorno (mattina e pomeriggio) per i cinque giorni feriali settimanali (dal lunedì al venerdì). Si ritiene che questo approccio sia più realistico di quelli utilizzati in molti esperimenti analoghi riportati in letteratura, che spesso racchiudono l'intera durata dello studio in una sola giornata, richiedendo ai partecipanti di compiere le proprie scelte un numero elevato di volte in un periodo di poche ore (Meneguzzer & Olivieri, 2013). Per ogni periodo sono stati calcolati i

flussi su entrambi i percorsi (risultato delle scelte aggregate dei singoli partecipanti) e computati, di conseguenza, i tempi di percorrenza effettivi e le previsioni degli stessi per la giornata successiva con le formule presentate nel paragrafo 2.1.4: questi valori sono stati resi noti ai partecipanti via SMS o Whatsapp® prima dell'inizio di ogni periodo.

2.1.4 LE INFORMAZIONI ESTERNE

Le informazioni fornite individualmente a tutti i partecipanti sono state:

- INFORMAZIONI DI TIPO STORICO: tempo di percorrenza effettivo di entrambi i percorsi nel periodo di simulazione più recente
- PREVISIONI del tempo di percorrenza di entrambi i percorsi nel periodo di simulazione attuale

Per il calcolo del tempo di percorrenza effettivo la funzione prescelta è la BPR che, ad oggi, è quella più utilizzata nell'ambito della modellistica di assegnazione all'equilibrio essendo particolarmente semplice e non presentando un limite di capacità imposto. La forma funzionale della BPR è presentata nell'equazione (2.1):

$$t = t_0 \left[1 + \alpha \left(\frac{f}{k} \right)^\beta \right] \quad (2.1)$$

essendo α e β due parametri, t_0 il tempo di percorrenza dell'arco a flusso nullo, t il tempo di percorrenza dell'arco a carico, f il flusso che impegna il link e k la capacità dello stesso. I due parametri α e β risultano sensibilmente diversi nei due percorsi alternativi. Nella prima iterazione, ai partecipanti sono state fornite soltanto informazioni predittive ottenute dalla funzione BPR con domanda ipoteticamente equi-distribuita sui due percorsi. La figura 2 illustra il tipico andamento di questa funzione.

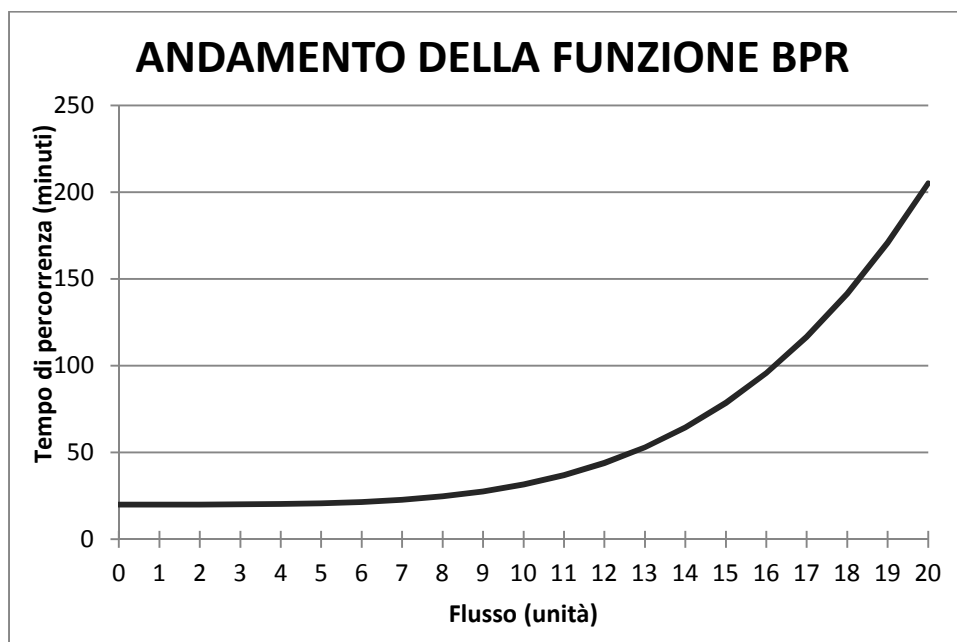


Figura 2: Andamento della funzione BPR

Per il calcolo delle previsioni dei tempi di percorrenza, invece, si è utilizzato un filtro esponenziale la cui formulazione è la seguente (2.2):

$$t_{pn} = \alpha * t_{n-1} + (1 - \alpha) * t_{p(n-1)} \quad (2.2)$$

Dove t_{pn} è il tempo previsto per il periodo attuale, t_{n-1} è il tempo di percorrenza sperimentato nel periodo precedente, $t_{p(n-1)}$ è il tempo previsto per il periodo precedente ed α è un parametro adimensionale che determina il peso attribuito ai due valori, nel caso specifico compreso tra 0.1 e 0.2 per entrambi i percorsi. La figura 3 illustra un esempio di andamento di valori sperimentati e di valori previsti con un valore di $\alpha=0.1$.

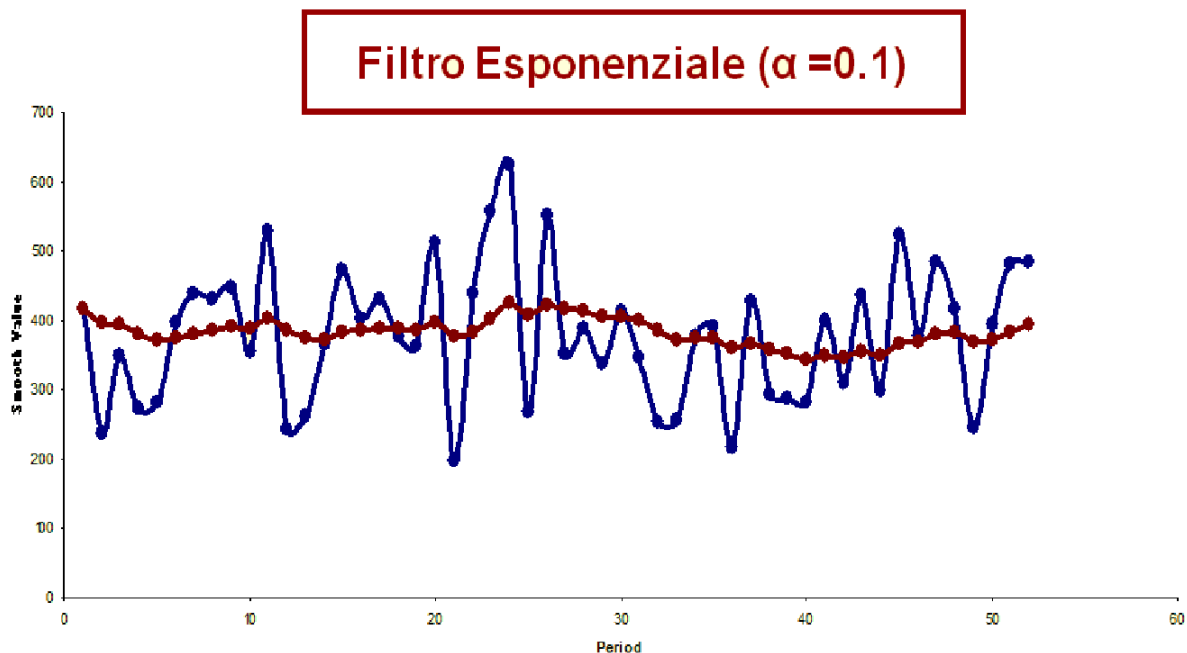


Figura 3: Andamento del filtro esponenziale nel tempo
(Fonte: J. Lawrence, Exponential smoothing for stationary models)

2.1.5 IL QUESTIONARIO

L'obiettivo fondamentale del questionario, compilato da tutti i partecipanti successivamente alla prova, è di identificare l'impatto di alcune caratteristiche personali sul comportamento di scelta di percorso. Il questionario è stato diviso in tre parti per un numero totale di 16 domande:

1. Caratteristiche personali del partecipante (età, genere, anni di esperienza di guida) e tipologia prevalente di viaggio nella vita reale (mobilità sistematica o non sistematica).
2. Comportamento nell'esperimento: questa sezione è interamente dedicata a domande che hanno lo scopo di indagare le preferenze individuali dei partecipanti nei confronti di una delle due alternative e l'utilità e l'affidabilità attribuite alle due tipologie di informazioni ricevute dall'esterno.
3. Domande di controllo per verificare l'attendibilità delle risposte date nella sezione precedente.

I dati ricavati dal questionario sono approfonditamente analizzati nel Capitolo 3 relativo alle caratteristiche soggettive dei singoli utenti.

2.2 ANALISI PRELIMINARI

In questa sezione si riportano i risultati ottenuti dall'esperimento considerando, in particolare, l'evoluzione delle scelte effettuate dagli utenti nel corso dell'intero periodo di simulazione e l'effetto delle informazioni pre-viaggio fornite ai partecipanti. Gli scopi fondamentali di questa analisi riguardano:

- ✓ L'andamento dei flussi e dei tempi di percorrenza per la valutazione dell'eventuale convergenza ai valori di equilibrio deterministico
- ✓ Il confronto tra i tempi di viaggio effettivamente verificatisi e quelli previsti nei due percorsi alternativi
- ✓ La valutazione dei cambiamenti di percorso effettuati dagli utenti durante il periodo di simulazione
- ✓ L'analisi della *compliance* manifestata dagli utenti nei confronti delle due tipologie di informazioni fornite
- ✓ L'effetto dell'esperienza e della conoscenza della rete acquisite nel corso della prova sulle scelte di percorso aggregate

2.2.1 CONVERGENZA ALL'EQUILIBRIO

In primo luogo è stato necessario procedere al calcolo dei valori di flusso e di tempo di percorrenza relativi allo stato di Equilibrio Deterministico e allo stato System-Optimal. La forma funzionale per l'Equilibrio Deterministico è la BPR (equazione 2.1) che esprime il valore del costo medio (ovvero il costo mediamente subito dall'utente quando il flusso è pari ad f); per il System-Optimal si utilizza invece il costo marginale, definito dalla derivata del costo totale rispetto al flusso :

$$\frac{d(\text{costo totale})}{df} = \frac{d(\text{costo medio} * f)}{df} = \frac{d(\text{costo medio})}{df} * f + \text{costo medio} \quad (2.3)$$

che, nel caso specifico, è pari a:

$$\text{costo marginale} = \left(\frac{t_0 * \alpha * \beta * f^{\beta-1}}{k^\beta} \right) * f + t_0 \left[1 + \alpha \left(\frac{f}{k} \right)^\beta \right] \quad (2.4)$$

con il significato dei simboli già definito per l'equazione (2.1).

La tabella 1 riporta i risultati ottenuti: sia per quanto riguarda i flussi che i tempi di percorrenza medi, i valori risultano abbastanza simili tra di loro. E' da notare che i tempi di percorrenza totali e medi, nel caso dello stato System-Optimal, risultano sempre inferiori al caso dell'equilibrio deterministico: questo perché il System-Optimal è la condizione che si verifica quando viene minimizzato il tempo di percorrenza totale dell'intera rete. Nel primo caso lo stato del sistema si può definire efficiente perché è quello che ottimizza il costo di percorrenza a livello globale; il secondo, invece, è un vero e proprio stato di equilibrio a cui la rete tende naturalmente. Il valore assoluto della differenza tra il tempo di percorrenza SO totale e ED totale è il beneficio che otterrebbero gli utenti, a livello complessivo, se utilizzassero la rete in modo più razionale ed efficiente (Tawfik e Rakha, 2012).

	PERCORSO 1: STRADA CENTRALE	PERCORSO 2: STRADA TANGENZIALE	INTERA RETE
Flusso di Equilibrio Deterministico (unità)	8,334	11,666	20
Tempo di percorrenza a ED (minuti)	41,44	41,44	41,44 (valor medio)
Tempo di percorrenza ED totale (min)	345,36	483,439	828,8
Flusso System-Optimum (unità)	7,875	12,125	20
Tempo di percorrenza a SO (minuti)	34,18	45,02	40,75 (valor medio)
Tempo di percorrenza SO totale (min)	269,168	545,868	815

Tabella 1: Flussi e tempi di percorrenza relativi allo stato di Equilibrio Deterministico e allo stato System-Optimal

L'andamento della funzione BPR nei due percorsi è illustrato nel grafico 1a: il punto di incontro tra le due funzioni si trova proprio in corrispondenza di un tempo di percorrenza di 41,44 minuti (stato di Equilibrio Deterministico) quando il flusso nel percorso 1 è pari a 8,334 e quello nel percorso 2 a 11,666. Diversamente, nel caso di una condizione System-Optimal (grafico 1b), l'assegnazione fornisce una distribuzione dei volumi pari, rispettivamente, a 7,875 e 12,125 per i due percorsi ed un valor di tempo di percorrenza marginale pari a 145,1 minuti. Da un punto di vista ingegneristico, l'elemento di maggior interesse è la differenza tra i tempi di percorrenza medi o totali di rete dei due stati (rispettivamente 41,44 vs. 40,75 minuti e 828,8 vs. 815 minuti): se gli utenti, invece di valutare il percorso migliore per massimizzare l'utilità individuale, cercassero di fare delle scelte vantaggiose per l'intera collettività, otterrebbero un risparmio di tempo, globalmente, di circa 15 minuti.

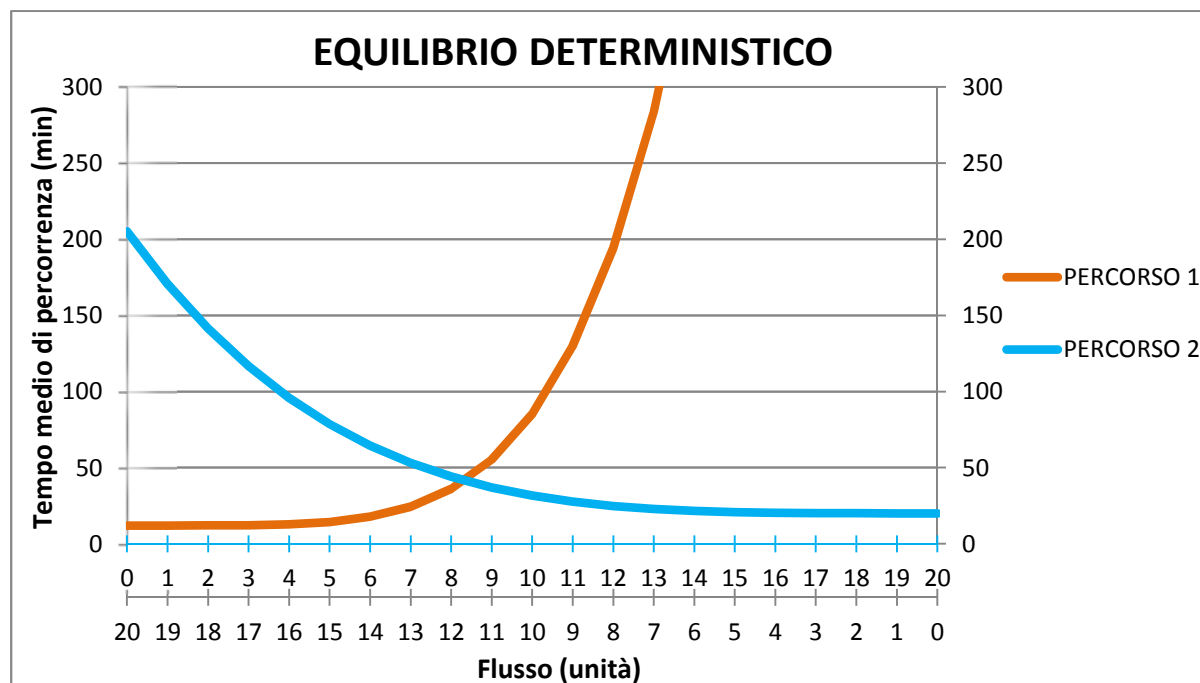


Grafico 1a

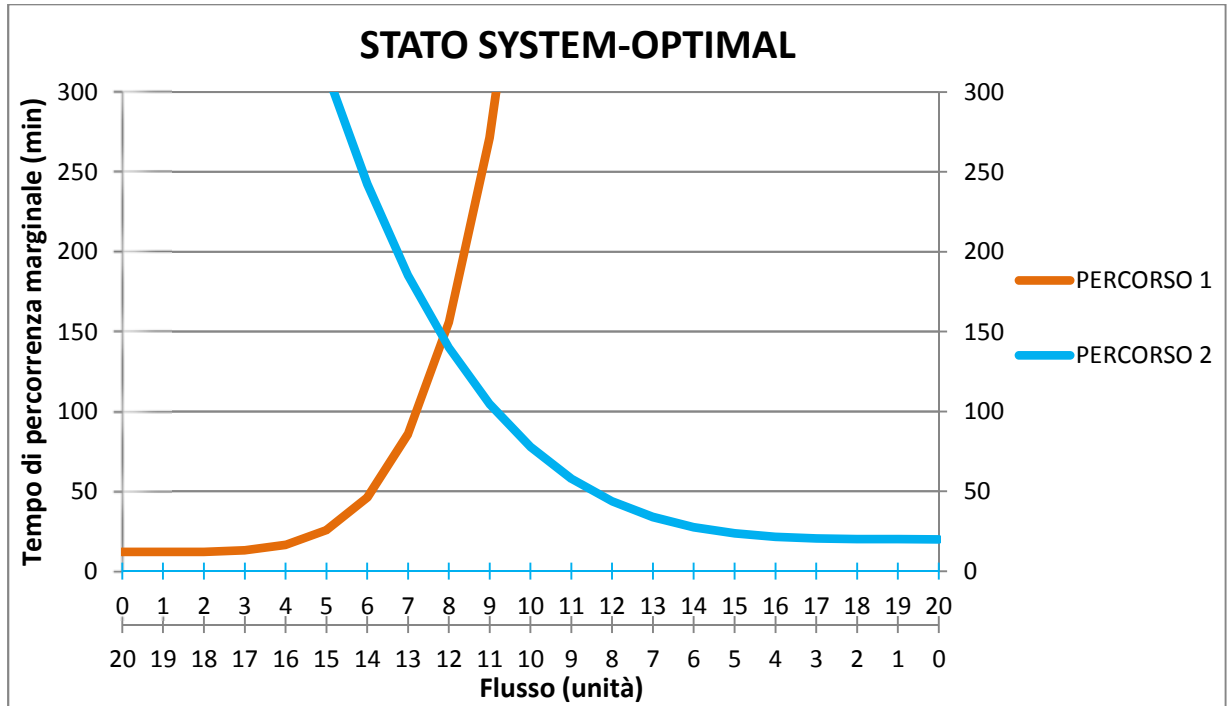


Grafico 1b

Grafico 1: (a) Equilibrio Deterministico; (b) Stato System-Optimal

L'evoluzione dei flussi nel corso dell'intero periodo di simulazione è riportata nei grafici 2a e 2b per i due percorsi alternativi ed è posta a confronto con il rispettivo valor medio e con i valori corrispondenti all'Equilibrio Deterministico e allo stato System-Optimal.

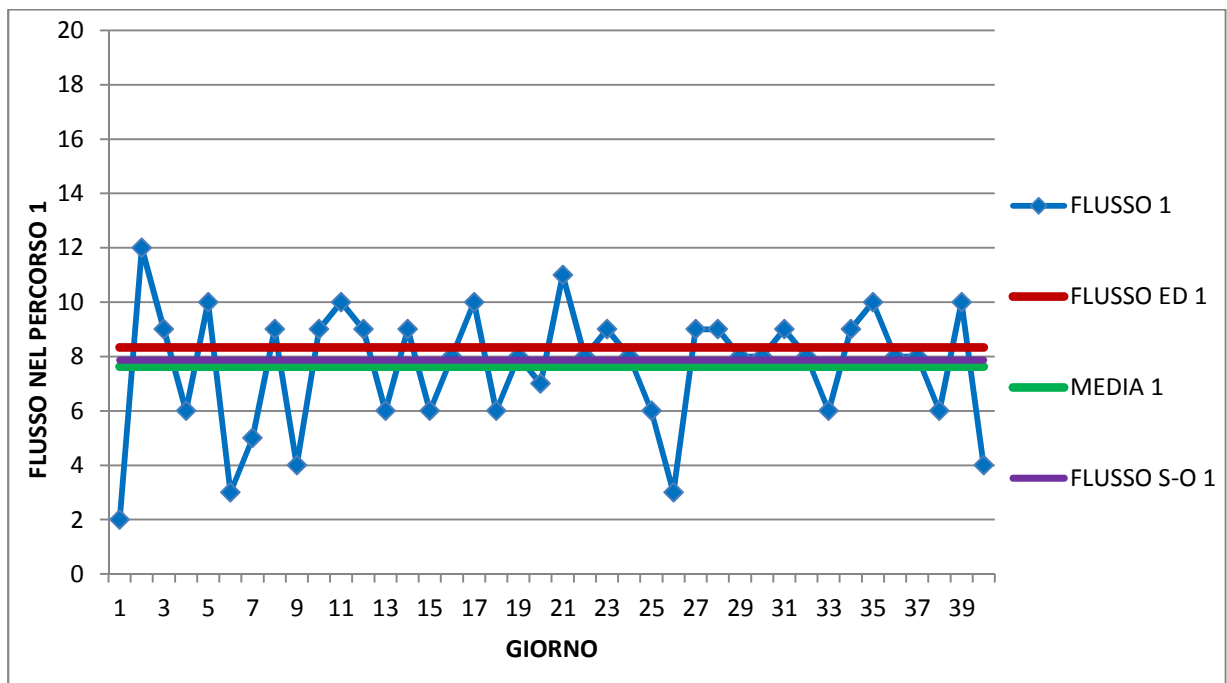


Grafico 2a

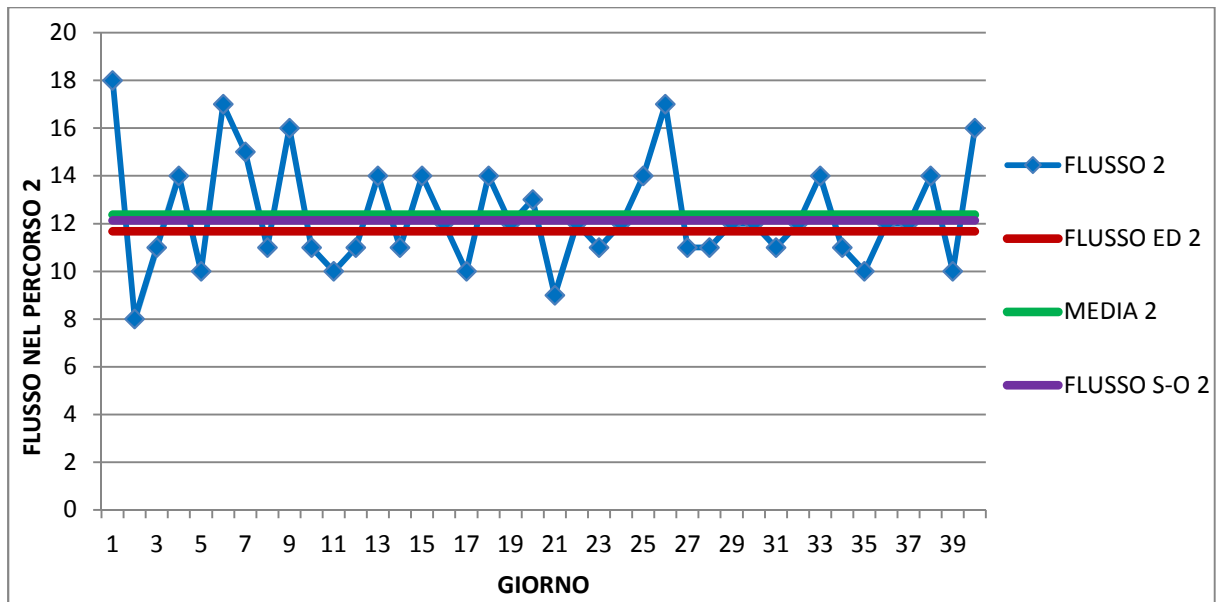


Grafico 2b

Grafico 2: Analisi del flusso (a) sul percorso 1; (b) sul percorso 2

Come si evince dagli stessi, le condizioni di equilibrio sono state raggiunte sporadicamente e senza permanere definitivamente ma per, al massimo, due giorni consecutivi. Le oscillazioni dei flussi, infatti, risultano abbastanza ampie e si manifestano per l'intera durata del periodo di simulazione. Questo non deve sorprendere in quanto risultati simili sono stati ottenuti da esperimenti condotti da vari esperti del settore sia per una durata della prova simile al caso in esame (Meneguzzer e Olivieri, 2013) che per una durata decisamente superiore, pari a 200 simulazioni (Selten et al., 2007): questi autori suggeriscono che l'Equilibrio Deterministico di Wardrop dovrebbe essere considerato come uno stato in cui il sistema si può trovare con probabilità non necessariamente maggiore rispetto ad altri stati. Il valor medio del numero di partecipanti sui due percorsi, comunque, si avvicina molto ai flussi dell'Equilibrio Deterministico. E' da sottolineare il fatto che l'equilibrio del sistema è stato considerato raggiunto quando i flussi sui due percorsi hanno assunto, rispettivamente, i valori di 8 e 12, non essendo possibile ottenere flussi non interi. Considerazioni analoghe possono essere fatte per i grafici 3a e 3b che descrivono l'evoluzione giornaliera dei tempi di percorrenza di ogni percorso e mostrano anche il tempo di percorrenza medio, quello di Equilibrio Deterministico e quello System-Optimal. I picchi maggiori delle oscillazioni si riscontrano nella prima metà abbondante dell'esperimento: questo perché i partecipanti necessitano di un certo numero di simulazioni per poter acquisire una conoscenza ed un'esperienza tali da permetter loro di compiere scelte più razionali. Oscillazioni molto poco marcate si manifestano tra i periodi 23 e 35 per poi dar luogo nuovamente ad ampiezze notevoli a causa, almeno in parte, della presenza delle informazioni pre-viaggio che limitano, in una certa misura, l'effetto dell'abitudine e dell'inerzia.

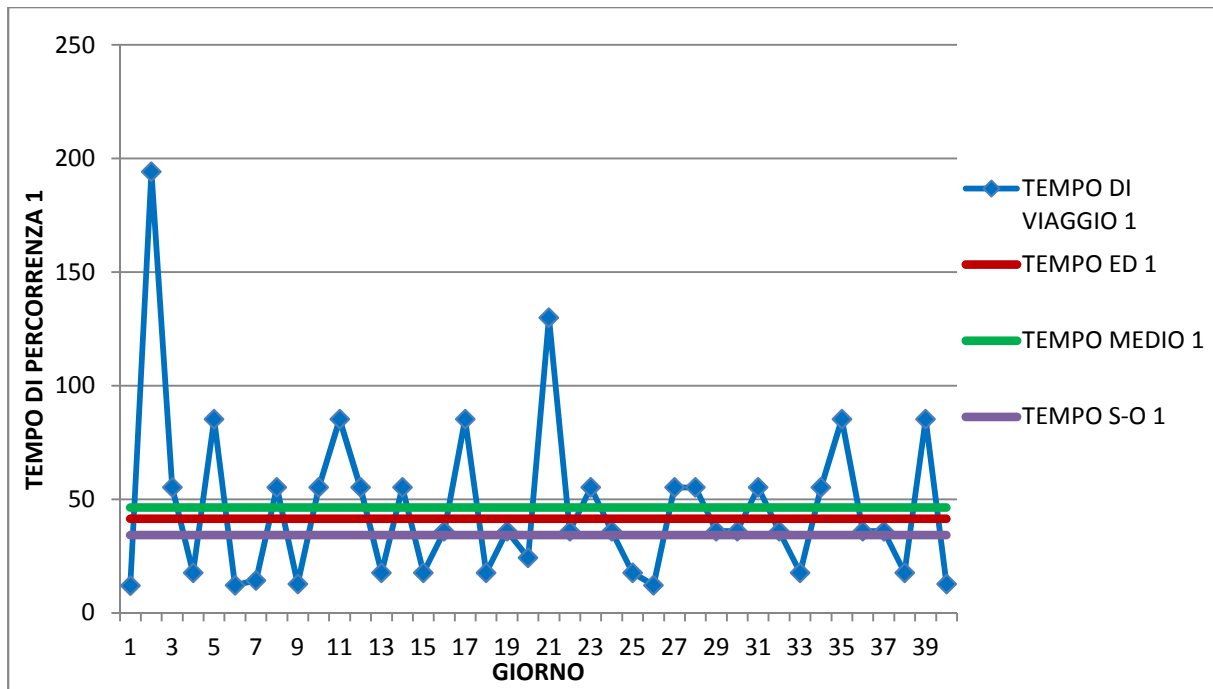


Grafico 3a

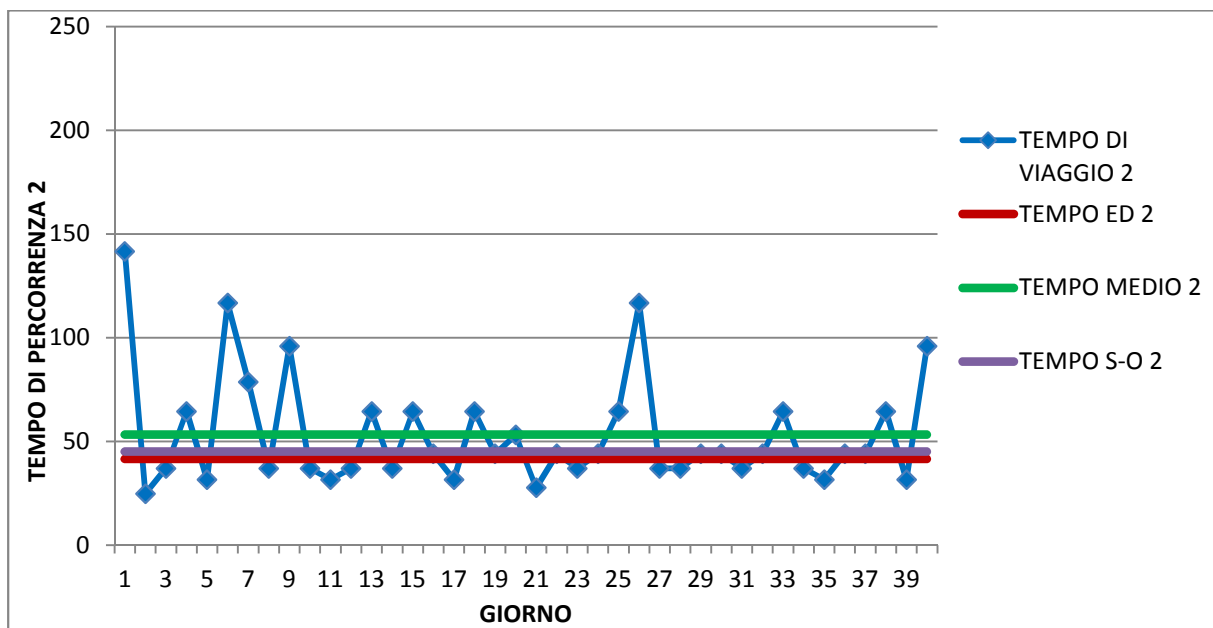


Grafico 3b

Grafico 3: Analisi del tempo di percorrenza (a) sul percorso 1; (b) sul percorso 2

Il grafico 4, invece, pone a confronto il tempo medio di rete giornaliero (calcolato pesando il tempo di percorrenza dei singoli percorsi con i flussi che impegnano gli stessi), quello di Equilibrio Deterministico e System-Optimal ed il valor medio di rete per l'intero periodo di simulazione.

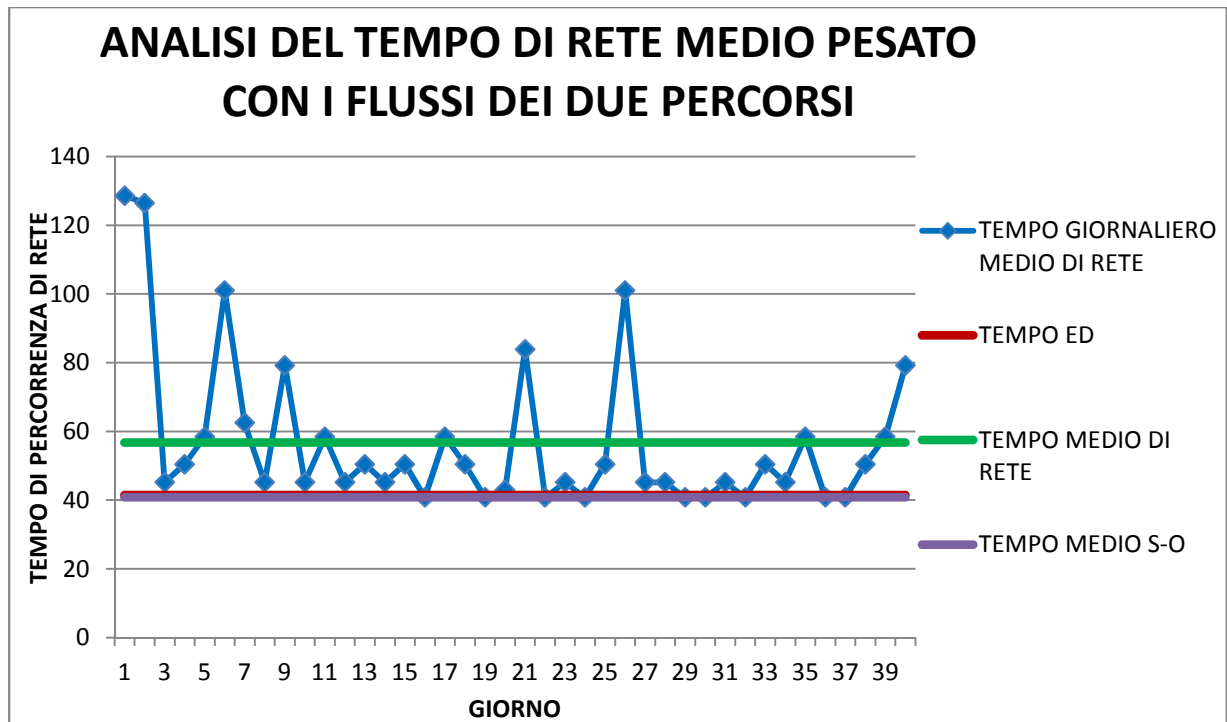


Grafico 4: Analisi del tempo di rete medio pesato con i flussi dei due percorsi

Oscillazioni significative permangono per l'intera durata dell'esperimento con picchi talvolta notevoli anche se, diversamente dall'andamento dei flussi, è possibile riscontrare una condizione di relativa stabilità durante alcuni periodi successivi. Il valor medio effettivo risulta sensibilmente più alto di quello che si sarebbe ottenuto in condizioni di equilibrio o in condizioni System-Optimal; la differenza tra il tempo medio di percorrenza ottenuto nell'esperimento e quello in condizioni System-Optimal è dovuta al fatto che i partecipanti non hanno praticato alcuna forma di cooperazione durante l'esperimento ed hanno compiuto le proprie scelte in maniera assolutamente indipendente, pensando esclusivamente alla propria utilità e senza mettersi d'accordo con gli altri per cercare di minimizzare i tempi di percorrenza globali. Come già affermato precedentemente, lo stato System-Optimal è considerato uno stato ottimale del sistema ma, non essendo uno stato di equilibrio, è difficilmente realizzabile se non con l'introduzione di specifici interventi gestionali (tariffe, gerarchizzazione della rete, gestione delle promiscuità ecc.) mirati a spostare lo stato di equilibrio verso uno stato più efficiente. D'altra parte, l'Equilibrio Deterministico si basa sull'assunto di conoscenza perfetta dell'utente, ipotesi assai poco realistica. Nella realtà gli utenti non conoscono sempre i costi oggettivi ma basano le proprie scelte sui costi percepiti. Per queste motivazioni i costi di percorrenza osservati sono quasi sempre maggiori di quelli che si otterrebbero nei due stati sopracitati.

La tabella 2 riporta i valori medi delle variabili finora analizzate, la deviazione standard ed il coefficiente di variazione.

	PERCORSO 1: FLUSSO	PERCORSO 2: FLUSSO	PERCORSO 1: TEMPO DI VIAGGIO	PERCORSO 2: TEMPO DI VIAGGIO	RETE: TEMPO MEDIO DI VIAGGIO
VALOR MEDIO	7,625	12,375	46,281	53,127	56,724
DEVIAZIONE STANDARD	2,295	2,295	36,239	26,905	22,543
COEFFICIENTE DI VARIAZIONE	0,301	0,185	0,783	0,506	0,397

Tabella 2: Parametri statistici dei flussi e dei tempi di viaggio nei due percorsi

Per quanto riguarda il tempo di percorrenza, il percorso 1 ha un vantaggio in termini di valor medio mentre il percorso 2 in termini di varianza. Nonostante l'instabilità delle variabili nel corso del periodo di simulazione, i valori medi dei flussi sui due percorsi non si discostano in maniera troppo significativa da quelli calcolati per l'Equilibrio Deterministico e per lo stato System-Optimal; lo stesso non si può dire per il tempo medio di viaggio della rete che risulta superiore a quello dell'Equilibrio Deterministico e dello stato System-Optimal, rispettivamente, del 37% e del 39%. Le fluttuazioni possono essere misurate dalla deviazione standard del numero di partecipanti che hanno scelto i singoli percorsi: i valori sono abbastanza importanti e la variabilità dei dati è, quindi, notevole. Dalla tabella si nota anche la correlazione esistente tra flussi e tempi di viaggio: all'aumentare del coefficiente di variazione per il flusso, aumenta anche quello del tempo nel percorso corrispondente. Questa relazione è dovuta all'utilizzo della formula BPR che ha un andamento monotono crescente (figura 2): all'aumentare delle oscillazioni dei flussi, le oscillazioni dei tempi di percorrenza aumentano in modo più che lineare. Il coefficiente di variazione per il tempo di viaggio nel percorso 1, in particolare, è molto elevato (0,783): ciò significa che gli scostamenti dal valor medio che si sono ottenuti sono mediamente compresi tra circa il -80% e il +80% e risultano quindi molto significativi. Le caratteristiche geometriche più modeste della strada centrale fanno sì che la capacità di smaltimento del traffico sia minore rispetto a quella della tangenziale, portando più facilmente a variazioni significative dei costi al variare di un'unità del flusso.

Confrontando, invece, i valori medi dei flussi sui due percorsi tra di loro (grafico 5), calcolati raggruppandoli ogni cinque simulazioni, si evince nuovamente come le oscillazioni siano non trascurabili; le deviazioni standard maggiori si riscontrano nella prima parte dell'esperimento durante la quale i partecipanti hanno cercato di acquisire esperienza e conoscenza della rete mentre a partire dal terzo gruppo di periodi e fino al penultimo si raggiunge una stabilizzazione dei valori con oscillazioni molto più contenute (questo effetto è da attribuirsi anche al fatto che i flussi sono stati mediati su gruppi di cinque giorni); le oscillazioni nella parte finale potrebbero essere attribuite all'effetto delle informazioni esterne, come verrà analizzato nel seguito. È interessante notare che il flusso sul percorso 2 è sempre più elevato di quello sul percorso 1, come ci si deve aspettare considerando i valori all'Equilibrio Deterministico che è lo stato a cui la rete tende naturalmente; il percorso 1, infatti, è rappresentato da una strada urbana con minor capacità e caratteristiche geometriche e funzionali più modeste; la maggior parte degli utenti, dunque, ha ritenuto più appetibile la strada tangenziale che, saturandosi meno velocemente, ha manifestato tempi di percorrenza (previsti e sperimentati) spesso inferiori, attirando così una buona parte dei partecipanti. Questo fatto, però, ha portato, in alcuni casi, al verificarsi del fenomeno di congestione

nella strada tangenziale che ha condotto un certo numero di utenti a modificare la propria scelta per cercare di massimizzare la propria utilità. Alla prima simulazione, per esempio, soltanto due partecipanti (10%) hanno scelto la strada centrale (soprattutto perché la previsione del costo per la strada tangenziale era molto più vantaggiosa): questa risposta alle informazioni è definita “contraria” (Selten et al., 2007) in quanto gli utenti in questione ritenendo, correttamente, che il percorso 2 si sarebbe congestionato hanno preferito disporsi sul percorso 1 con un guadagno di tempo non indifferente.

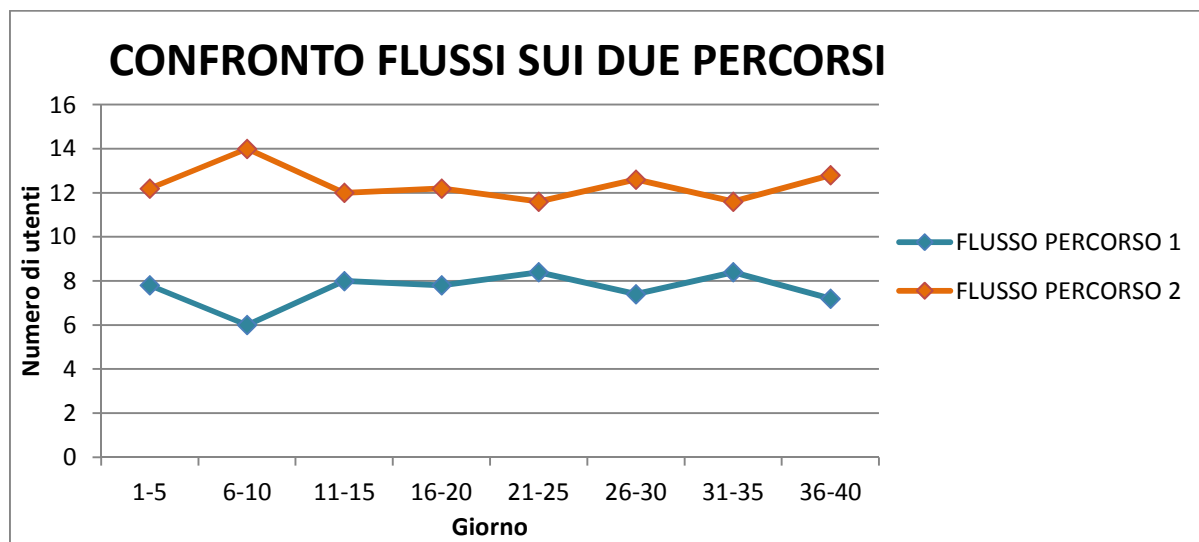


Grafico 5: Confronto tra i flussi sui due percorsi

Dal grafico 5 si nota anche che i valori medi di flusso si sono avvicinati all'Equilibrio Deterministico soprattutto nella fase centrale dell'esperimento grazie all'acquisizione di conoscenza della rete da parte dei partecipanti e alla presenza di informazioni che riducono fortemente il livello di incertezza. I benefici dell'esperienza non si riscontrano soltanto nell'avvicinarsi ai valori di equilibrio ma anche in una diminuzione delle oscillazioni dei flussi tra i percorsi (Knorr et al., 2014). Le informazioni, invece, non sono sempre vantaggiose: indicazioni storiche sui costi di percorrenza effettivi di tutti i percorsi, infatti, possono motivare maggior competizione tra i partecipanti. La presenza di informazioni predittive, che, nel caso in esame, discordavano da quelle storiche per il 31% delle volte, può aver creato una certa confusione ai soggetti, portandoli a modificare spesso il loro percorso. L'effetto dell'inerzia e dell'abitudine viene, in parte, superato dalla presenza delle informazioni: a questo possono essere attribuite, in una certa misura, le continue oscillazioni di flusso, seppur minori, anche nelle ultime simulazioni. Fornire un gran numero di indicazioni, dunque, non sempre garantisce un effetto benefico, come già riscontrato da altri autori (Lu et al., 2010).

2.2.2 TEMPI DI PERCORRENZA PREVISTI ED EFFETTIVI

I grafici 6a e 6b illustrano l'andamento del tempo di percorrenza previsto ed effettivo nell'intero periodo di simulazione ed il confronto con i loro valori medi.

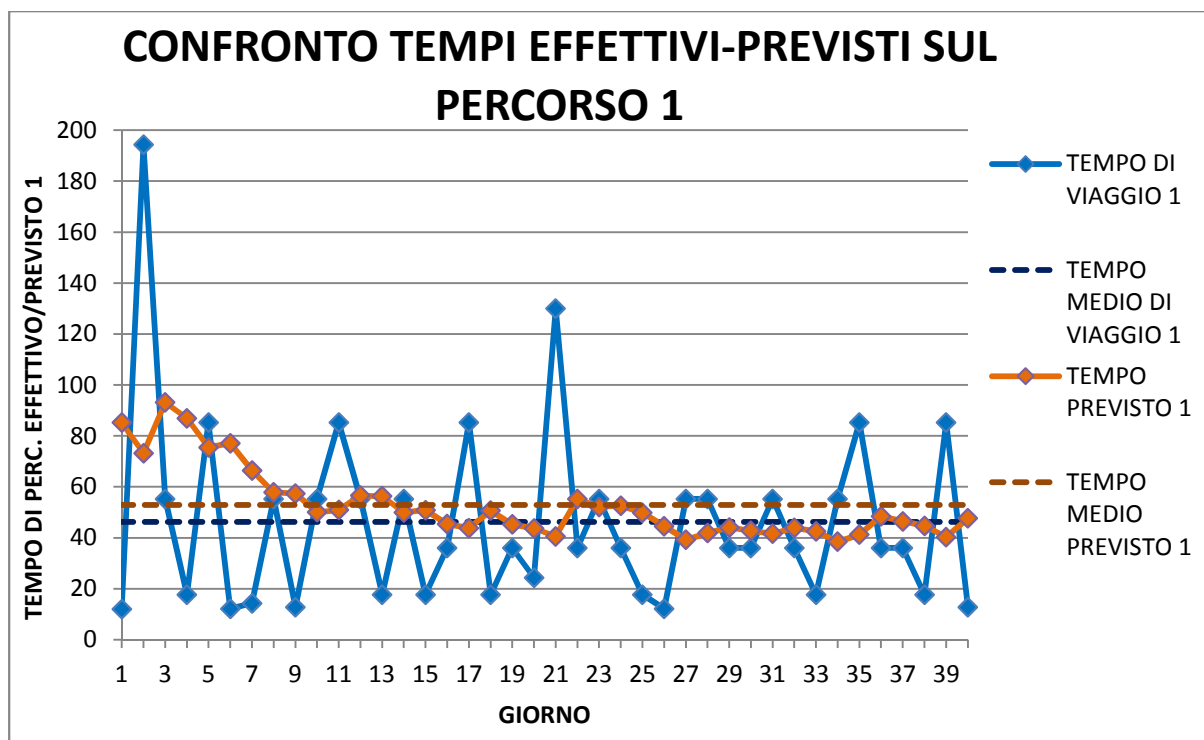


Grafico 6a

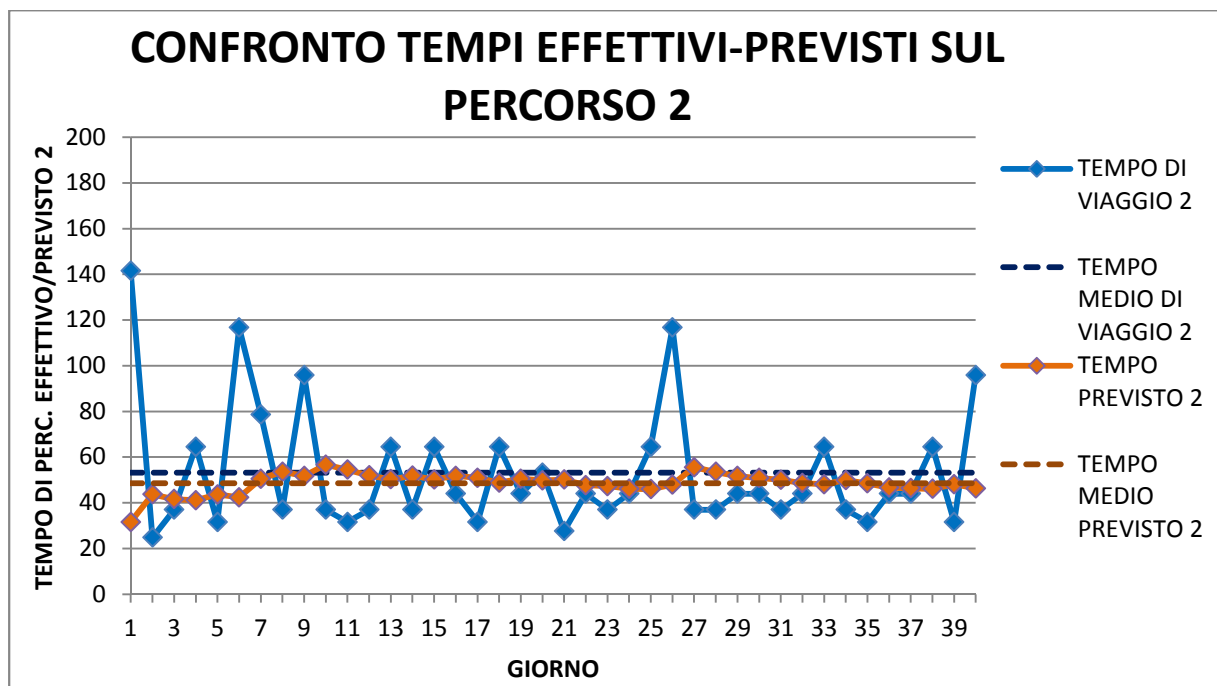


Grafico 6b

Grafico 6: Confronto tra tempi effettivi e previsti (a) sul percorso 1; (b) sul percorso 2

Come illustrano gli stessi, i tempi di percorrenza nei singoli percorsi manifestano delle oscillazioni molto più importanti rispetto a quelle delle previsioni. Questo perché la formula (2.2) dà molto più peso al valore della previsione del periodo precedente piuttosto che al costo di percorrenza effettivo dello stesso (essendo il parametro α del filtro esponenziale compreso tra 0,1 e 0,2 per entrambi i

percorsi) e, quindi, si produce una marcata tendenza verso il valore del tempo previsto nei periodi precedenti. La tabella 3 riporta i valori medi delle variabili analizzate, la deviazione standard ed il coefficiente di variazione.

	PERCORSO 1: TEMPO MEDIO DI VIAGGIO	PERCORSO 2: TEMPO MEDIO DI VIAGGIO	PERCORSO 1: TEMPO MEDIO PREVISTO	PERCORSO 2: TEMPO MEDIO PREVISTO
VALOR MEDIO	46,281	53,127	52,859	48,547
DEVIAZIONE STANDARD	36,239	26,905	13,952	4,523
COEFFICIENTE DI VARIAZIONE	0,783	0,506	0,264	0,093

Tabella 3: Parametri statistici dei tempi effettivi e previsti sui due percorsi

Il tempo medio di viaggio si discosta da quello all'Equilibrio Deterministico e allo stato System-Optimal, rispettivamente, di circa il 12% e 35% per il percorso 1 e di circa il 28% e 18% per il percorso 2. Allo stesso modo si possono confrontare i valori medi previsti con quelli medi effettivi: per il percorso 1, il valore previsto, complessivamente, supera del 14% quello verificatosi, per il percorso 2 è quello effettivo ad essere superiore del 9% a quello previsto. I tempi previsti presentano un valore di deviazione standard decisamente inferiore a quello dei tempi effettivi, come confermato dal fatto che le oscillazioni dei valori di previsione sono molto più contenute, soprattutto per il percorso 2. Un'altra analisi effettuata concerne il confronto tra la differenza assoluta dei tempi effettivi del periodo precedente e previsti per la simulazione successiva in un dato percorso ed il numero di cambiamenti giornalieri (grafici 7a e 7b). I dati sono stati ordinati sulla base della differenza tra i costi in modo da garantire un impatto visivo maggiore.

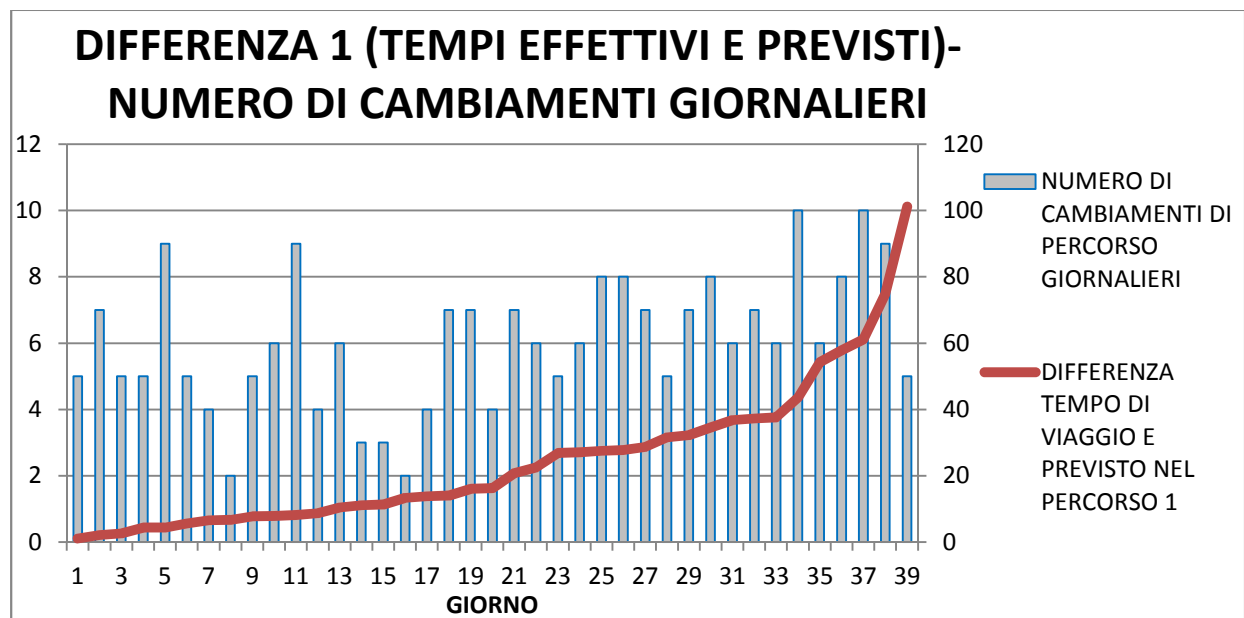


Grafico 7a

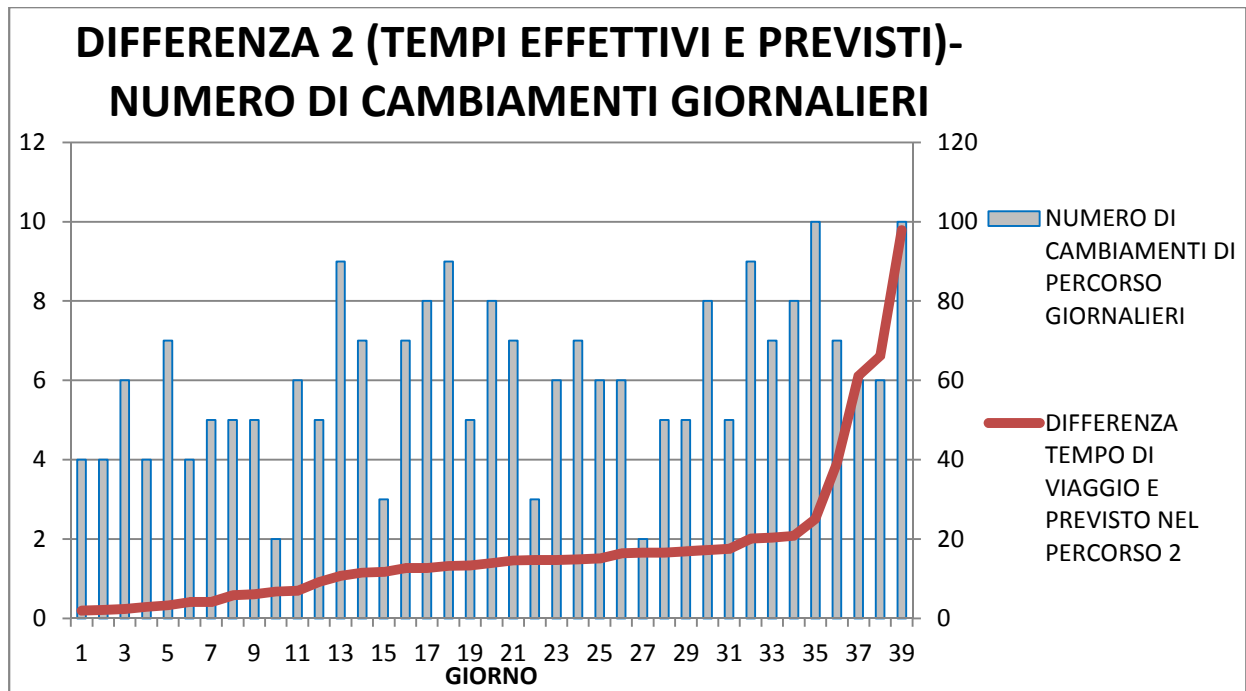


Grafico 7b

Grafico 7: (a) Confronto tra differenza tempi effettivi-previsti sul percorso 1 e numero di cambiamenti di percorso giornalieri; (b) Confronto tra differenza tempi effettivi-previsti sul percorso 2 e numero di cambiamenti di percorso giornalieri;

Per entrambi i grafici non si rileva una correlazione visivamente apprezzabile tra le due grandezze. All'aumentare della differenza (in termini assoluti) tra il tempo di viaggio previsto e quello effettivo, il numero di cambiamenti di percorso non evidenzia alcuna tendenza specifica. Si conclude, dunque, che gli utenti, complessivamente, non hanno valutato come fattore determinante per le loro scelte le differenze di tempo fornite dalle informazioni esterne. È da sottolineare il fatto che le differenze tra tempi previsti ed effettivi sono state calcolate in valore assoluto in quanto si ritiene che gli utenti abbiano valutato principalmente la differenza dei valori senza preoccuparsi di quale dei due fosse il maggiore; questa assunzione è realistica in quanto in questa analisi si considerano i cambi di percorso giornalieri totali e non quelli verso un determinato percorso. Questo risultato è in disaccordo con lo studio di Chen e Mahmassani (1999), in cui si è riscontrato che differenze notevoli tra tempi di arrivo in destinazione previsti e sperimentati portano gli utenti ad essere più propensi a modificare la propria scelta di percorso.

Analogamente i grafici 8a e 8b illustrano la relazione tra la differenza (con segno) tra tempi effettivi e previsti in un dato percorso ed il flusso, rispettivamente, sui percorsi 1 e 2. Nuovamente il trend non risulta significativo ad indicare che gli utenti si sono disposti sui percorsi indipendentemente dalla differenza tra i due valori di tempo.

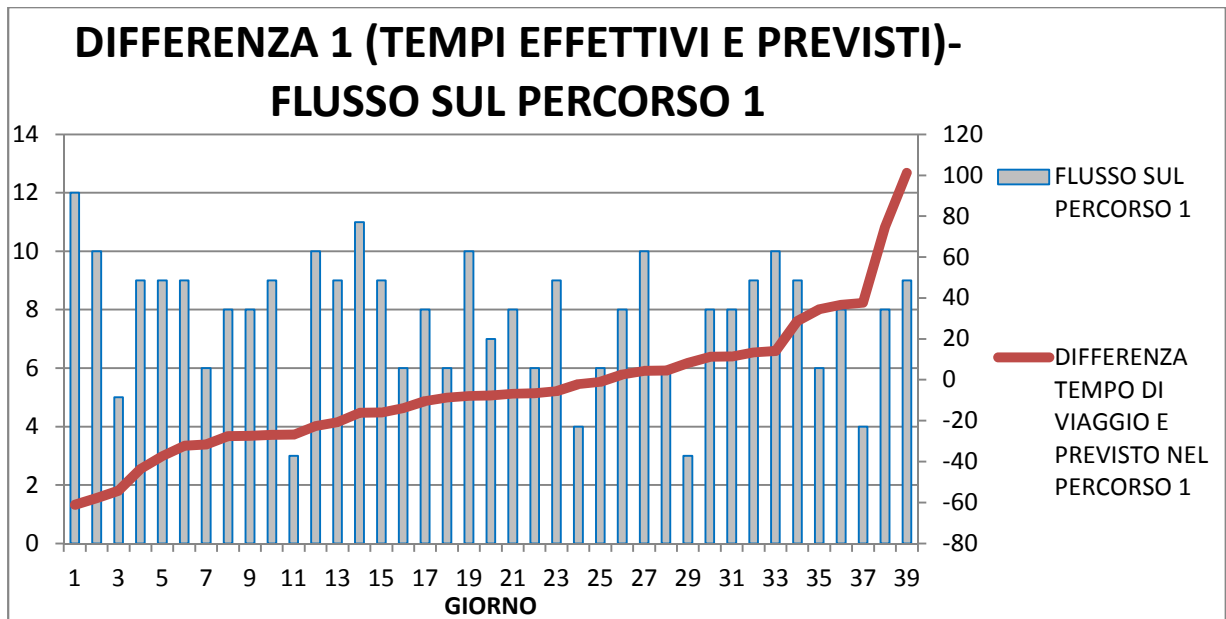


Grafico 8a

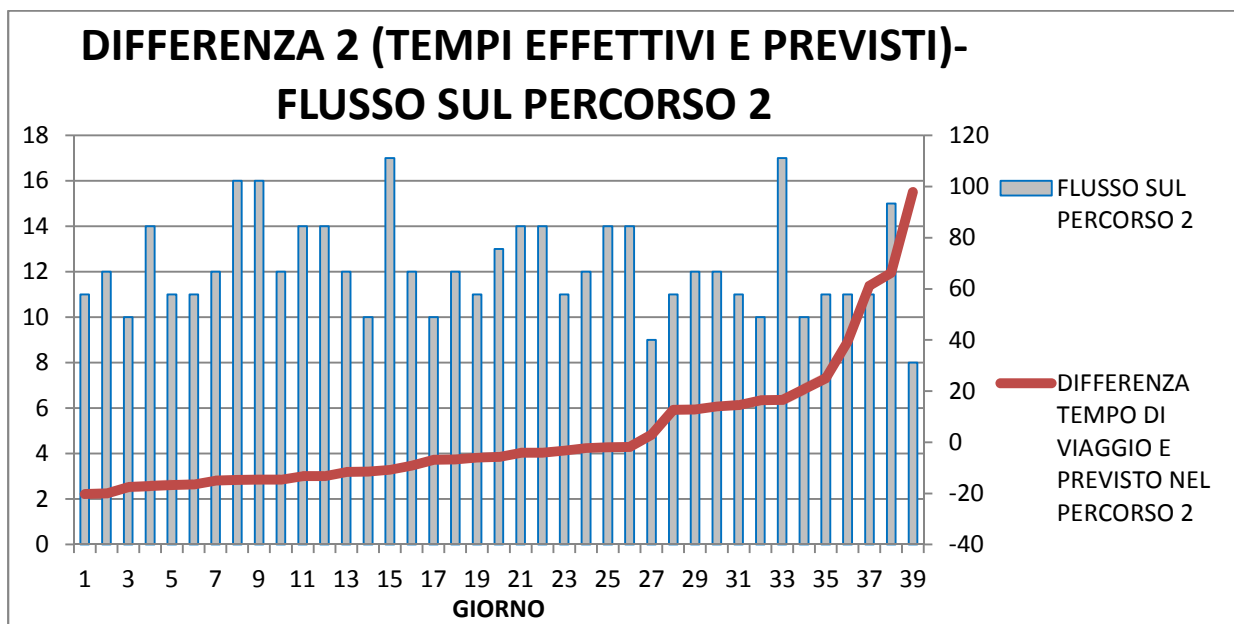


Grafico 8b

Grafico 8: (a) Confronto tra differenza tempi effettivi-previsti sul percorso 1 e flusso sul percorso 1; (b) Confronto tra differenza tempi effettivi-previsti sul percorso 2 e flusso sul percorso 2

2.2.3 COMPORTAMENTO DI SWITCHING

In accordo con il primo principio di Wardrop (1952 [citato in Meneguzzer e Olivieri, 2013]), all'Equilibrio Deterministico, nessun utente è in grado di ridurre il proprio costo di percorrenza in seguito ad un cambiamento unilaterale di percorso e, quindi, non è incentivato a modificarlo. Ciò non è quello che accade di fatto nella realtà: l'equilibrio è uno stato specifico del sistema che non sempre si verifica in quanto il sistema stesso evolve continuamente a causa della dinamica day-to-

day. Confrontando l'andamento dei flussi in due periodi omologhi successivi non si riscontra mai perfetta coincidenza in quanto gli utenti tendono a modificare le proprie scelte (prevalentemente di percorso e orario di partenza) per diversi motivi tra i quali: insoddisfazione del tempo di percorrenza sperimentato nel periodo precedente, volontà di acquisire una maggior esperienza e conoscenza della rete, propensione al rischio ecc. Non è, quindi, sorprendente ciò che illustrano i grafici 9a e 9b che riportano, in termini aggregati (considerando, cioè, la totalità dei partecipanti), rispettivamente la distribuzione di frequenza dei cambiamenti giornalieri e l'andamento nel corso dell'intero periodo di simulazione degli stessi, confrontato con il valor medio.

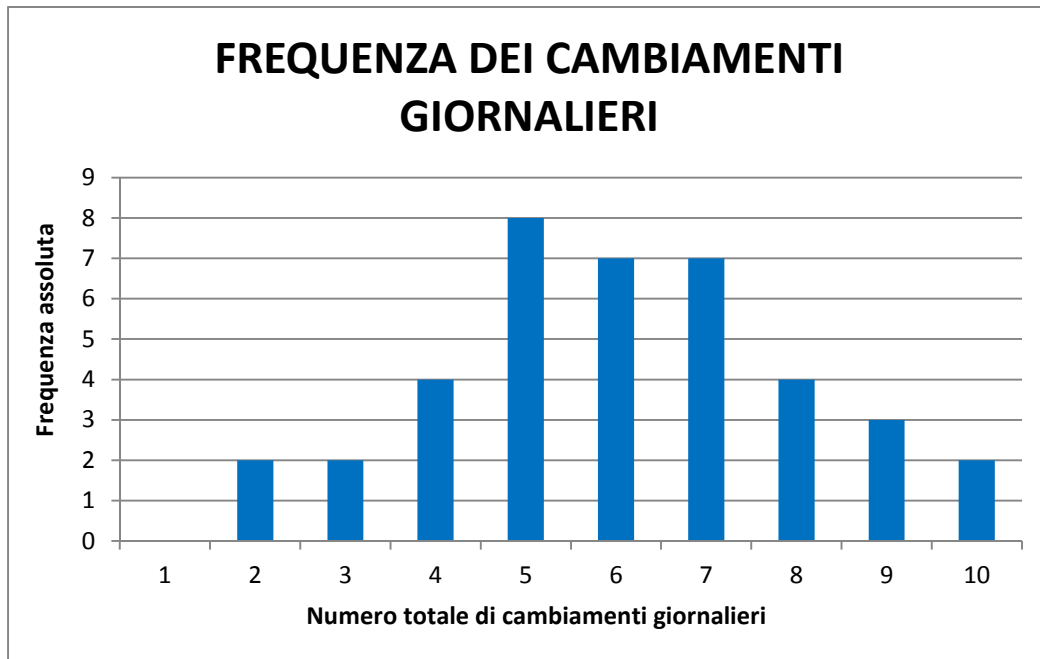


Grafico 9a

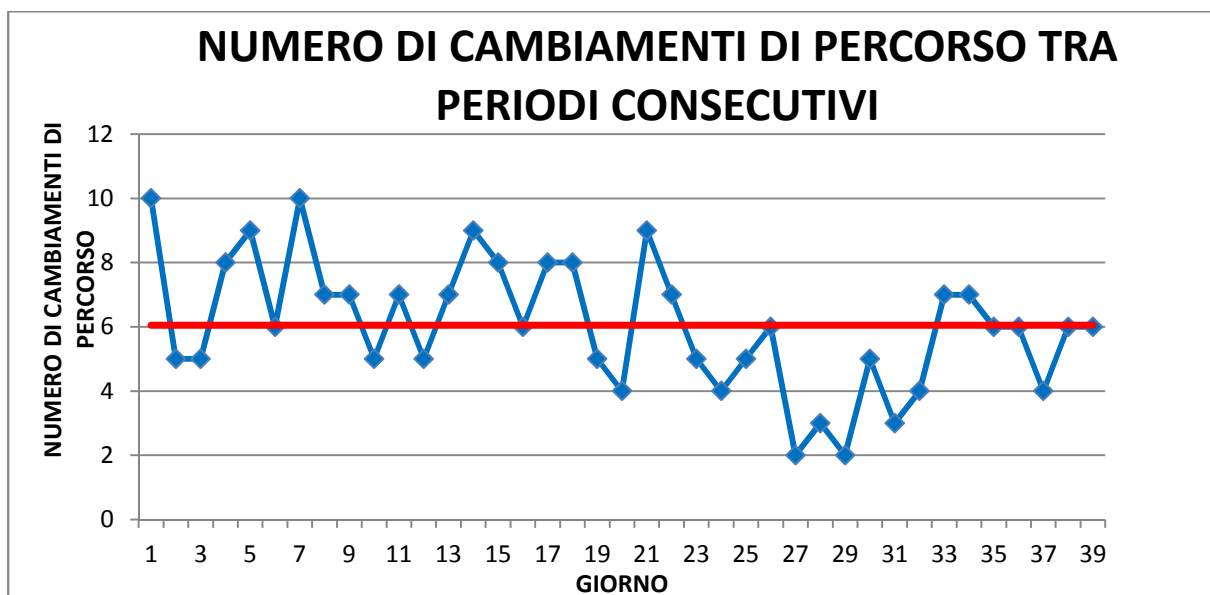


Grafico 9b

Grafico 9: (a) Frequenza dei cambiamenti giornalieri; (b) Numero di cambiamenti di percorso tra periodi consecutivi

Si può osservare che, in media, ogni giorno, circa un terzo dei partecipanti ha modificato la propria scelta di percorso rispetto al periodo precedente. Anche in questo caso le oscillazioni risultano notevoli e questo conferma le condizioni di instabilità già precedentemente riscontrate. La frequenza di switching tende a decrescere nel tempo a causa dell'effetto dell'esperienza e dell'inerzia. E' importante notare che le modifiche delle proprie scelte da parte degli utenti possono essere dettate, oltre che dai motivi sopracitati, anche da un'influenza delle informazioni predittive e storiche, come verrà analizzato nel seguito: alcuni di essi hanno manifestato una certa compliance nei confronti delle previsioni ed hanno scelto il percorso più breve in termini di tempo di percorrenza previsto; altri, invece, fidandosi dell'esperienza personale acquisita nelle precedenti simulazioni e con l'ausilio di informazioni storiche sul tempo di percorrenza di entrambi i percorsi, hanno effettuato scelte basate sulla percezione individuale del costo; alcuni, infine, per effetto dell'inerzia e dell'abitudine, hanno deciso di mantenersi sul percorso preferito indipendentemente dai valori dei tempi di percorrenza che si sono realizzati di periodo in periodo.

La tabella 4 riporta i valori di alcuni indicatori statistici che caratterizzano la distribuzione dei cambiamenti di percorso nel tempo. Anche in questo caso il valore di deviazione standard è significativo in conseguenza delle oscillazioni continue.

	NUMERO DI CAMBI DI PERCORSO GIORNALIERI
VALOR MEDIO	6,051
DEVIAZIONE STANDARD	2,025
COEFFICIENTE DI VARIAZIONE	0,335

Tabella 4: Parametri statistici del numero di cambiamenti di percorso giornalieri

D'altra parte, è possibile valutare i cambiamenti dei singoli individui lungo l'intero periodo di simulazione, come illustrato nel grafico 10. I relativi parametri statistici sono riportati nella tabella 5. Come si evince da quest'ultima, ogni partecipante ha compiuto, mediamente, circa un cambiamento di percorso ogni tre giorni e mezzo (periodo intero di simulazione pari a 40 giorni). Il numero di cambiamenti è sensibilmente diverso da utente a utente come mostra il grafico 10 e come confermato dal coefficiente di variazione che risulta abbastanza alto. Si può ritenere che questa variabilità sia dovuta, principalmente, alle caratteristiche soggettive dei partecipanti che verranno analizzate nel dettaglio nel Capitolo 3.

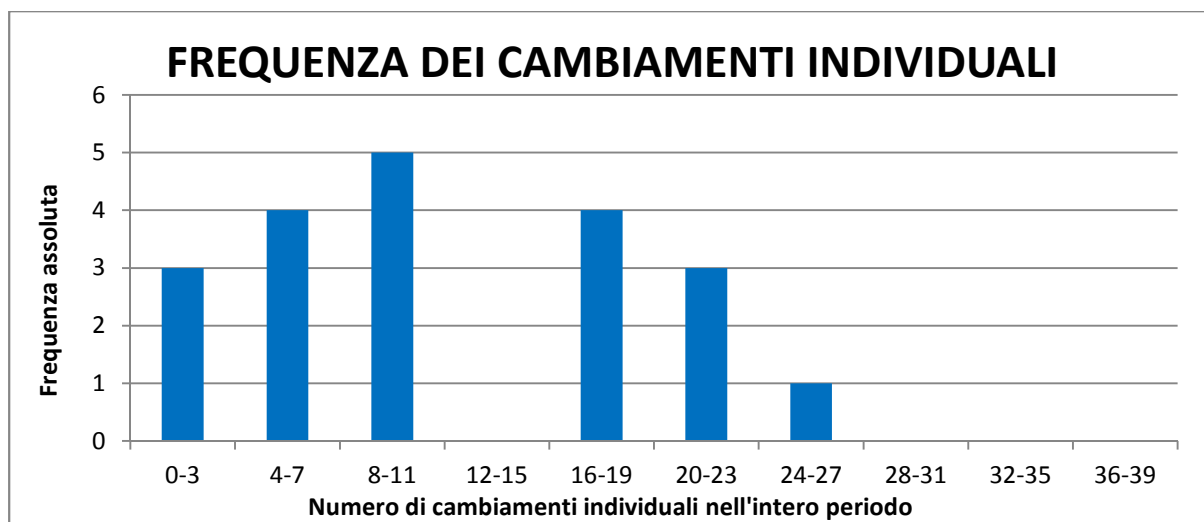


Grafico 10: Frequenza dei cambiamenti individuali

	NUMERO DI CAMBI DI PERCORSO INDIVIDUALI
VALOR MEDIO	11,800
DEVIAZIONE STANDARD	8,056
COEFFICIENTE DI VARIAZIONE	0,683

Tabella 5: Parametri statistici del numero di cambiamenti di percorso individuali

Poiché le scelte di percorso degli utenti sono spesso dettate dai tempi di percorrenza che hanno sperimentato nei periodi precedenti, appare evidente la necessità di analizzare la correlazione esistente tra il numero di cambiamenti di percorso totali effettuati ed il tempo di percorrenza medio speso in rete da ciascun partecipante durante l'intero esperimento (calcolato, quindi, come la somma dei tempi di percorrenza giornalieri individuali diviso il numero totale di simulazioni, cioè 40) come illustra il grafico 11, ordinato sulla base della frequenza di switching.

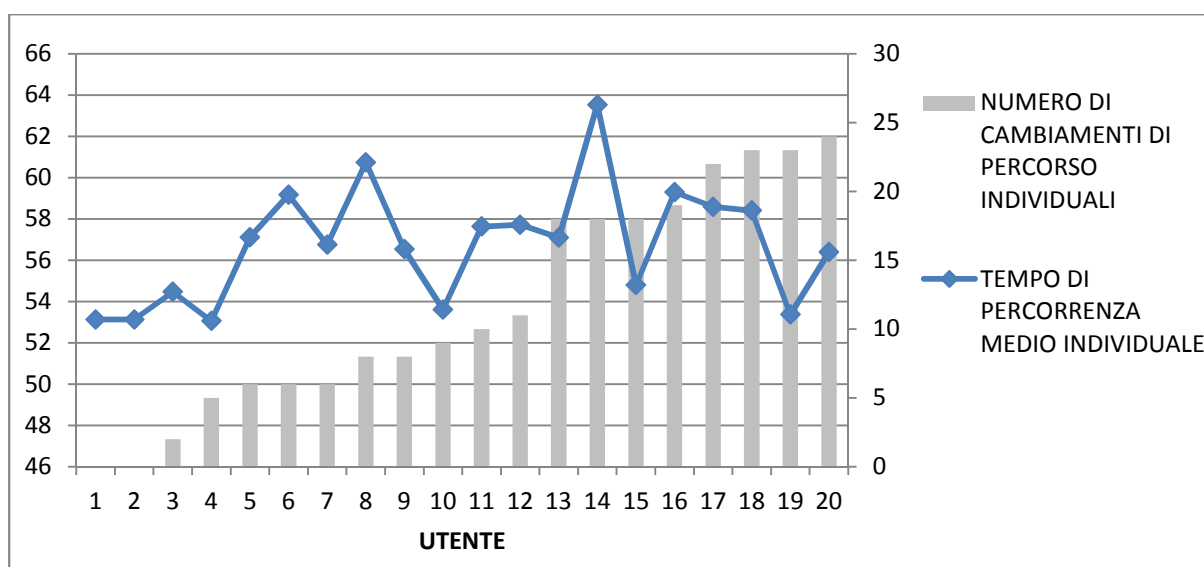


Grafico 11: Relazione tra la frequenza di switching ed il tempo di percorrenza medio individuali

Il grafico 11 non presenta un trend significativo. All'aumentare del numero dei cambiamenti di percorso individuali, infatti, il tempo di percorrenza medio del singolo presenta delle oscillazioni abbastanza ampie che non possono portare a delle conclusioni certe. Si osserva comunque che, dei tre partecipanti che hanno ottenuto il valore più basso del tempo di percorrenza medio, due sono quelli che non hanno mai cambiato percorso (utenti 2 e 3 che nel grafico coincidono con gli utenti 1 e 2). Questo andamento è da attribuirsi, almeno in parte, al numero elevato di informazioni che sono state fornite agli utenti nel corso della simulazione e che non sempre sono benefiche: gli utenti, anche se modificano il proprio percorso sulla base delle informazioni per aumentare la propria utilità, in media, falliscono (Lu et al., 2011); questo suggerisce, appunto, che è difficile trarre vantaggio dalle informazioni, in particolare quelle storiche (Selten et al., 2007). Un intervento efficiente per ridurre i tempi di percorrenza individuali sarebbe quello di fornire informazioni soltanto ad una piccola percentuale di utenti (circa il 20%) (Mahmassani et al. (1991) [citati in Lindsey et al., 2014]). Un'analisi più approfondita della correlazione tra le due variabili del grafico 11 è presentata nel Capitolo 4.

Interessante è valutare anche la distribuzione di frequenza dei tempi massimi di permanenza dei partecipanti su un determinato percorso, illustrata nel grafico 12, poiché si può ritenere che tali valori siano, in qualche modo, correlati all'inerzia degli stessi.

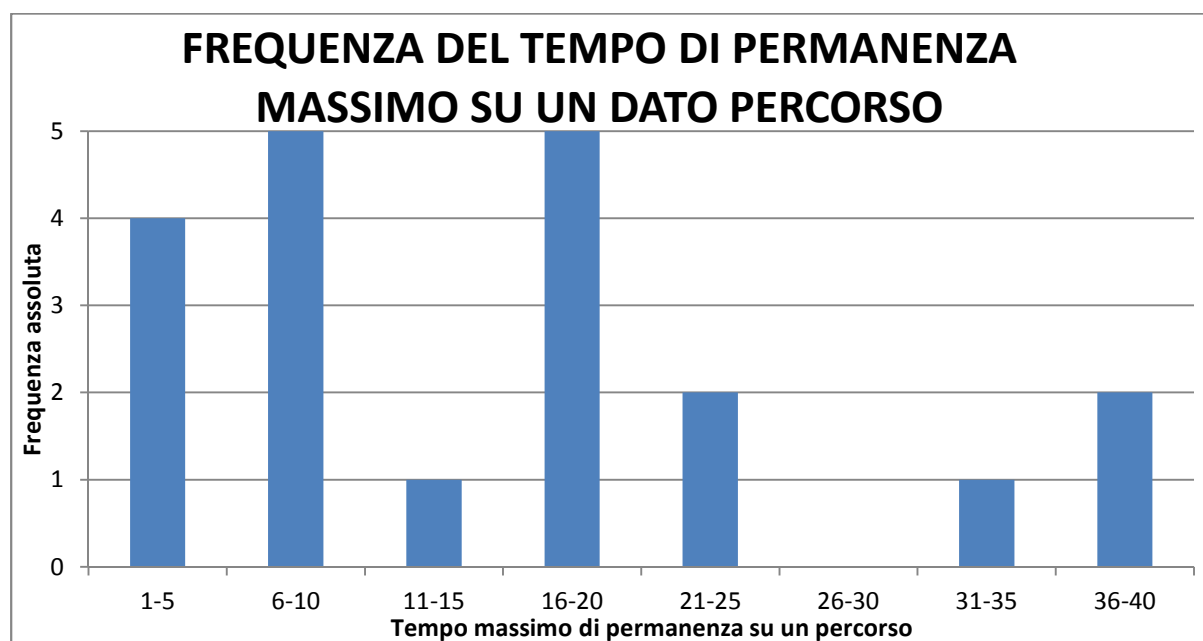


Grafico 12: Distribuzione di frequenza del tempo di permanenza massimo su un dato percorso

Come si evince dal grafico, tre partecipanti hanno mostrato un comportamento prevalentemente o completamente inerte, mantenendosi sul percorso prescelto per un numero di volte consecutive maggiore di 30 (di questi, due sono rimasti sempre sul percorso scelto il primo giorno). Nove partecipanti, invece, hanno modificato frequentemente percorso, mantenendosi sullo stesso per, al massimo, 10 periodi. La restante quota parte di utenti si è distribuita su tempi massimi di permanenza dagli 11 ai 25. La tabella 6 riporta gli indicatori statistici ed il numero medio di cambiamenti per ognuna delle categorie.

MEDIA	15,65
DEVIAZIONE STANDARD	11,802
COEFFICIENTE DI VARIAZIONE	0,754
NUMERO MEDIO DI CAMBIAMENTI INDIVIDUALI	
1-5	22,25
6-10	17
11-15	5
16-20	7,2
21-25	11
26-30	/
31-35	2
36-40	0

Tabella 6: Parametri statistici dei tempi massimi di permanenza sullo stesso percorso e relazione con il numero medio di cambiamenti individuali

Vi è, nella maggior parte dei casi, una relazione inversa tra il numero medio di cambiamenti e il tempo massimo di permanenza sullo stesso percorso, e la variabilità dei dati è piuttosto elevata (si veda il coefficiente di variazione).

Il grafico 13, infine, riporta il numero medio di cambiamenti di percorso totali giornalieri calcolato a gruppi di 5 periodi di simulazione e la tabella 7 i relativi parametri statistici. E' da osservare che un gruppo inevitabilmente risulta composto da un numero di periodi pari a 4 invece di 5. Si osserva che il numero medio di cambiamenti di percorso decresce con l'acquisizione di esperienza e conoscenza della rete. Risultati simili sono stati ottenuti nell'esperimento di Chen e Mahmassani (1999). Il trend di decrescita si mantiene fino al gruppo di simulazioni 26-30 oltre il quale la frequenza di cambiamenti aumenta nuovamente fino alla fine della prova (in questi periodi si manifesta anche un aumento dell'ampiezza delle oscillazioni del tempo di percorrenza come illustrato nei grafici 3a e 3b). Nuovamente, ciò è da attribuirsi, almeno in parte, alla presenza di informazioni esterne che mitigano, in una certa misura, l'effetto dell'abitudine e dell'esperienza personali. Senza indicazioni esterne, infatti, si potrebbe osservare, con buona probabilità, un trend sempre decrescente, mentre nel caso specifico la grande varietà di informazioni può ritenersi responsabile dell'aumento della frequenza di switching nella parte finale della simulazione.

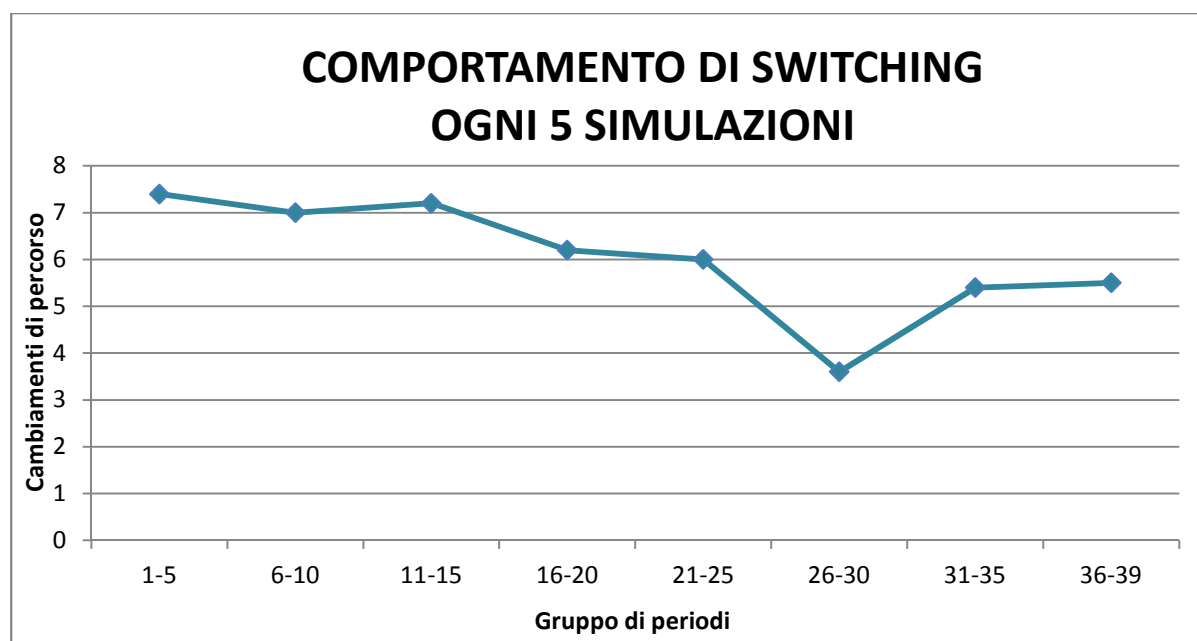


Grafico 13: Comportamento di switching

COMPORAMENTO SWITCHING OGNI 5 SIMULAZIONI								
PERIODO SIMULAZIONE	1-5	6-10	11-15	16-20	21-25	26-30	31-35	36-39
VALORE MEDIO	7,4	7	7,2	6,2	6,0	3,6	5,4	5,5
DEVIAZIONE STANDARD	2,302	1,871	1,483	1,789	2,00	1,817	1,817	1,00
COEFFICIENTE DI VARIAZIONE	0,311	0,267	0,206	0,288	0,333	0,505	0,336	0,182

Tabella 7: Parametri statistici, calcolati a gruppi di cinque periodi, del comportamento di switching

2.2.4 COMPLIANCE

Un altro aspetto particolarmente importante da valutare è la cosiddetta “compliance”: nel caso di informazioni predittive e descrittive si parla di compliance quando l’utente le considera veritiere. L’affidabilità percepita dall’utente condiziona la compliance: se egli riscontra spesso che l’informazione è corretta, allora se ne fida. Nel caso di informazioni prescrittive (che non sono considerate in questo studio) si parla di compliance quando l’utente segue il consiglio ricevuto.

Per poter analizzare in maniera corretta la compliance manifestata dai partecipanti nel corso dell’esperimento è necessario, in primo luogo, valutare l’accuratezza delle informazioni (soltanto di quelle previsionali che fornivano stime del tempo di percorrenza ex-ante mentre quelle descrittive erano informazioni ex-post e, quindi, esatte). L’accuratezza è definita come “la capacità dell’informazione di ridurre la differenza tra i tempi di percorrenza stimati e quelli effettivamente sperimentati” (Tawfik e Rakha, 2012). I grafici 14a e 14b illustrano gli scostamenti dei tempi di percorrenza previsti da quelli effettivi e la tabella 8 riporta il valor medio calcolato considerando i valori in termini assoluti: uno scostamento dello 0% implica perfetta attendibilità dell’informazione predittiva (caso mai verificatosi nel corso dell’esperimento).

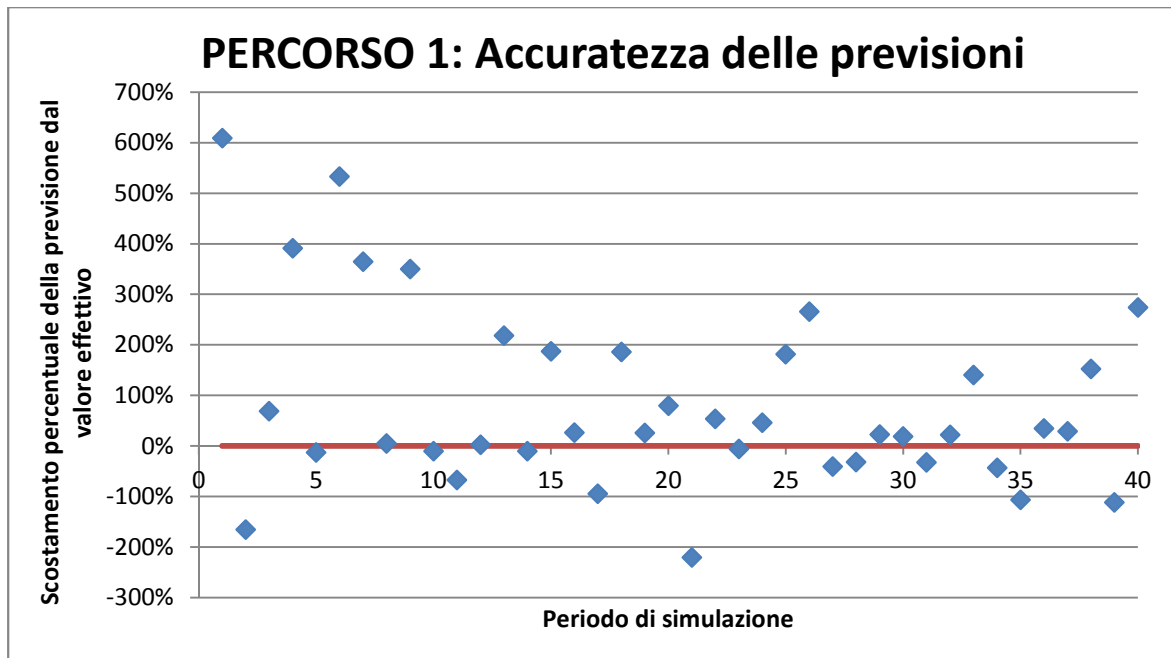


Grafico 14a

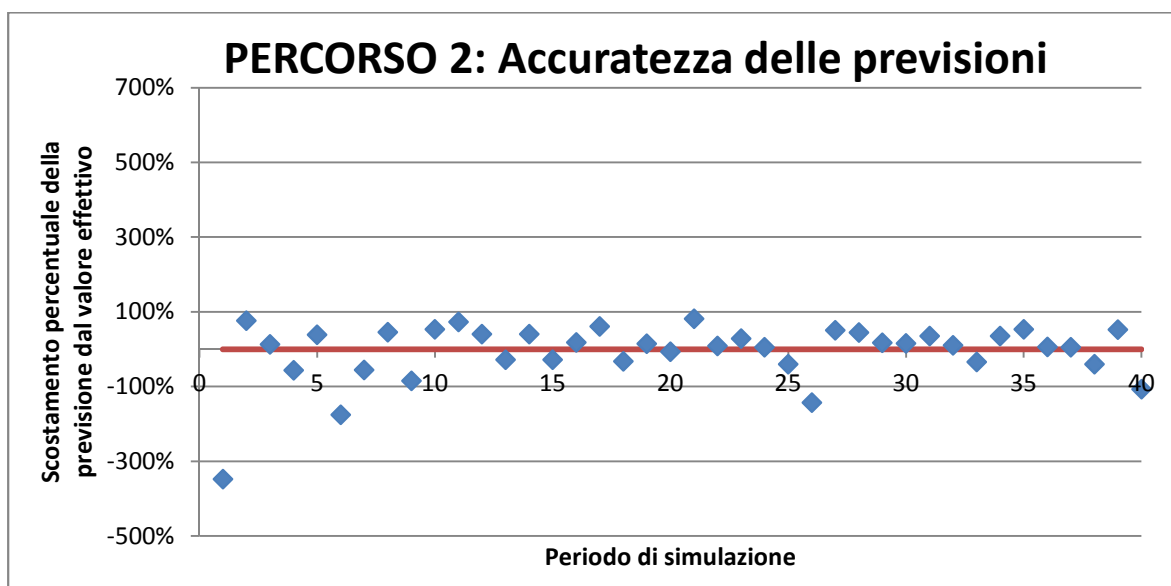


Grafico 14b

Grafico 14: Accuratezza delle previsioni (a) sul percorso 1; (b) sul percorso 2

	PERCORSO 1	PERCORSO 2
MEDIA	131%	53%

Tabella 8: Accuratezza delle previsioni sui due percorsi

Nel caso del percorso 1 il tempo di percorrenza effettivo è stato prevalentemente sovrastimato dalle previsioni. Una media dello scostamento del 131% implica che i tempi di percorrenza previsti sono stati, quasi sempre, pari a più del doppio di quelli effettivi. Nel percorso 2 la distribuzione di sottostime e sovrastime è abbastanza equilibrata, con uno scostamento medio di circa il 53% (valore, comunque, non trascurabile considerando il fatto che i partecipanti non hanno valutato la

media bensì il valor di scostamento relativo ad un singolo periodo: osservando il grafico 14b, infatti, in alcuni casi le sovrastime e sottostime si avvicinano al o superano il 100%). In entrambi i casi le informazioni sono state fortemente inaccurate: la variabilità dei dati è elevata ed il grado molto basso di attendibilità ha influenzato negativamente la compliance degli utenti.

Il grafico 15 illustra l'andamento temporale della compliance (con riferimento a gruppi di cinque periodi consecutivi) nei confronti delle previsioni e la tabella 9 riporta i relativi parametri statistici.

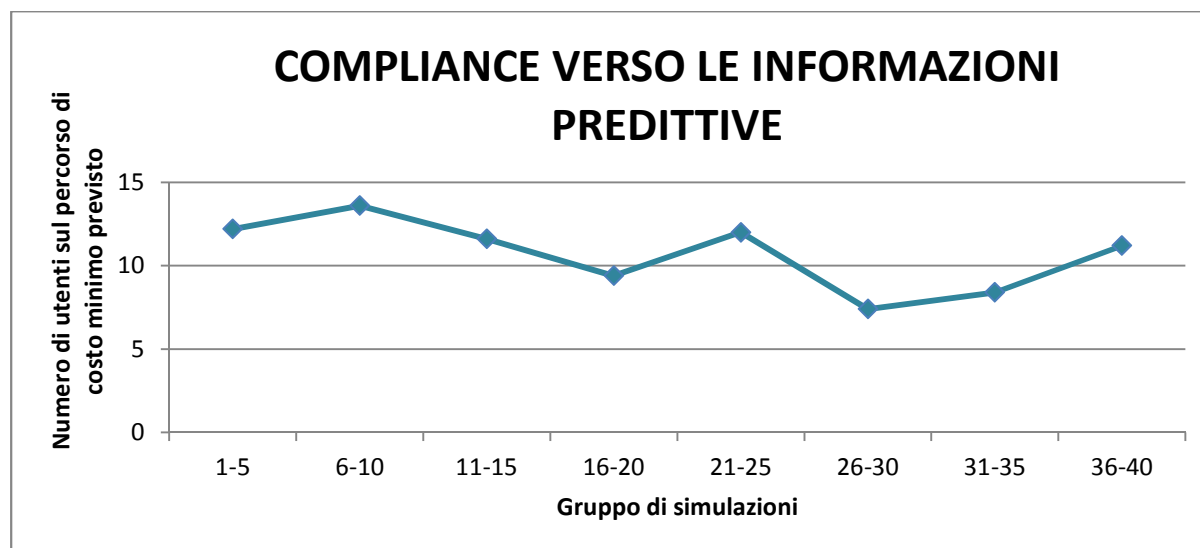


Grafico 15: Compliance verso le previsioni

SIMULAZIONE	1-5	6-10	11-15	16-20	21-25	26-30	31-35	36-40
MEDIA	12,2	13,6	11,6	9,4	12	7,4	8,4	11,2
DEVIAZIONE STANDARD	3,899	3,435	2,302	2,793	1,225	2,510	1,517	3,633
COEFFICIENTE DI VARIAZIONE	0,320	0,253	0,198	0,297	0,102	0,339	0,181	0,324

Tabella 9: Parametri statistici, calcolati a gruppi di cinque periodi, della compliance verso le previsioni

In linea generale si può affermare che l'effetto dell'esperienza ha portato ad una diminuzione della compliance manifestata dai partecipanti, rendendo più importanti altri fattori come la conoscenza della rete o le preferenze individuali (Shiftan et al., 2010). Essendo, tuttavia, il livello di accuratezza delle informazioni basso, le oscillazioni sono state presenti fino alla fine dell'esperimento, ad indicare che la compliance è stata instabile e fortemente variabile nel corso del tempo, conducendo gli utenti a manifestare una certa indecisione nel fidarsi o meno delle informazioni ricevute. Si può ritenere che con il progredire dell'esperimento alcuni partecipanti, invece di acquisire sicurezza, sono diventati più confusi e meno abili nell'individuare il percorso di costo minimo. E' da sottolineare, tuttavia, che, anche se le informazioni avevano una qualità scarsa, i soggetti coinvolti le hanno utilizzate come fonte di supporto: a causa dell'incertezza delle percezioni umane circa i tempi di percorrenza, gli utenti hanno preferito usare informazioni "inutili" piuttosto di basare le proprie scelte sulla sola esperienza. Risultati simili sono stati ottenuti anche da Avineri e Prashker (2006), Ben-Elia et al. (2013) e Bifulco et al. (2014) che hanno affermato che la compliance è fortemente sensibile all'accuratezza delle informazioni.

Allo stesso modo il grafico 16 (e relativa tabella 10) rappresenta l'andamento nel tempo del flusso medio (calcolato a gruppi di 5 simulazioni o, nel caso dell'ultimo gruppo, da 4) sul percorso di minimo costo del giorno precedente. In questo caso non si può parlare di compliance in senso stretto poiché le informazioni sono storiche (e, quindi, esatte) ma si può parlare di "risposta" dell'utente, che può decidere o meno di posizionarsi sul percorso di minimo costo effettivo del periodo appena trascorso o, ritenendo che questo potrebbe congestionarsi, scegliere l'alternativa.

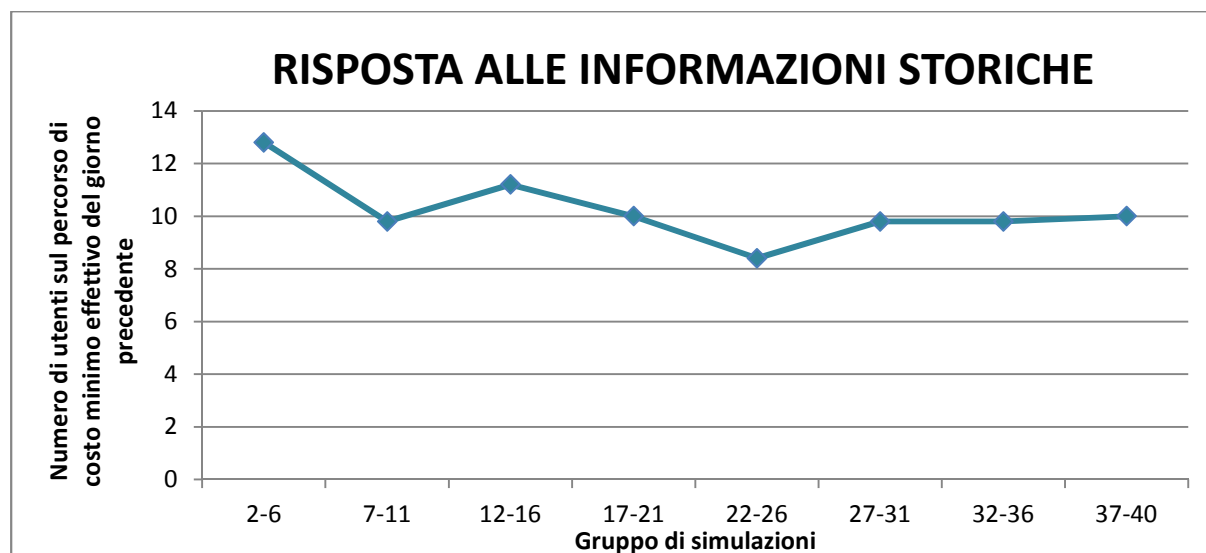


Grafico 16: Risposta alle informazioni storiche

SIMULAZIONE	2-6	7-11	12-16	17-21	22-26	27-31	32-36	37-40
MEDIA	12,8	9,8	11,2	10	8,4	9,8	9,8	10
DEVIAZIONE STANDARD	2,775	3,962	2,775	2,739	3,912	1,643	2,490	4,320
COEFFICIENTE DI VARIAZIONE	0,217	0,404	0,248	0,274	0,466	0,168	0,254	0,432

Tabella 10: Parametri statistici, calcolati a gruppi di cinque periodi, della risposta alle informazioni storiche

Anche in questo caso il trend è decrescente ma meno marcato rispetto a quello della compliance verso le informazioni predittive, con una media complessiva di utenti che si sono disposti sul percorso minimo effettivo del giorno precedente pari a 10,23, ovvero a circa la metà dei soggetti coinvolti, contro i 10,725 nel percorso minimo previsto.

Per meglio valutare questo fenomeno, si è osservata la frequenza con cui ogni partecipante ha assecondato l'informazione ricevuta seguendo il percorso di costo minimo. Il grafico 17 illustra il numero di volte in cui un dato utente ha intrapreso il percorso con il minimo tempo di percorrenza effettivo riscontrato nella simulazione più recente e il numero di volte in cui lo stesso si è fidato delle informazioni predittive (scegliendo il percorso con il minimo tempo previsto). Nel grafico gli utenti sono disposti in ordine crescente di compliance nei confronti delle informazioni storiche e a partire dal secondo giorno di simulazione in quanto nel primo sono state fornite soltanto informazioni predittive.

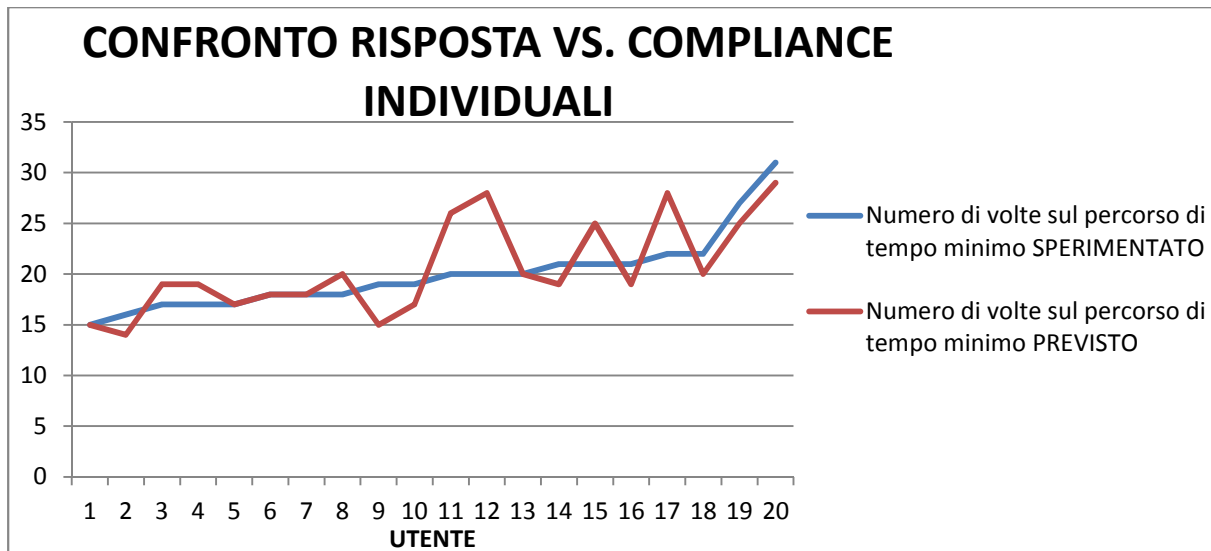


Grafico 17: Risposta vs. compliance individuali

In linea generale, all'aumentare della compliance nei confronti delle informazioni descrittive, è aumentata anche quella nei confronti delle indicazioni predittive. Questo è abbastanza logico in quanto nel 69% dei casi il percorso minimo nella simulazione più recente coincideva con quello "consigliato" dalle previsioni per la simulazione successiva. Come si evince dal grafico 17 e dalla tabella 11 la compliance è stata maggiore, anche se non in modo significativo, per le previsioni: ciò significa che, nel caso di informazioni storiche e predittive discordanti, gli utenti hanno preferito collocarsi sul percorso di minimo costo previsto. Questo risultato è in linea con quelli ottenuti nello studio di Chen e Mahmassani (1999) in cui si è riscontrato che gli utenti sono più propensi a manifestare compliance quando ad essi vengono fornite informazioni predittive o prescrittive oltre a quelle storiche. Nella tabella 11 la compliance media per le previsioni è stata calcolata a partire dal primo giorno di simulazione.

	% COMPLIANCE MEDIA
Tempo sperimentato	51,154%
Tempo previsto	53,625%

Tabella 11: Compliance e risposta medie alle informazioni esterne

Il grafico 18, invece, illustra l'andamento della compliance manifestata, complessivamente, dai partecipanti nel corso dell'intero esperimento.

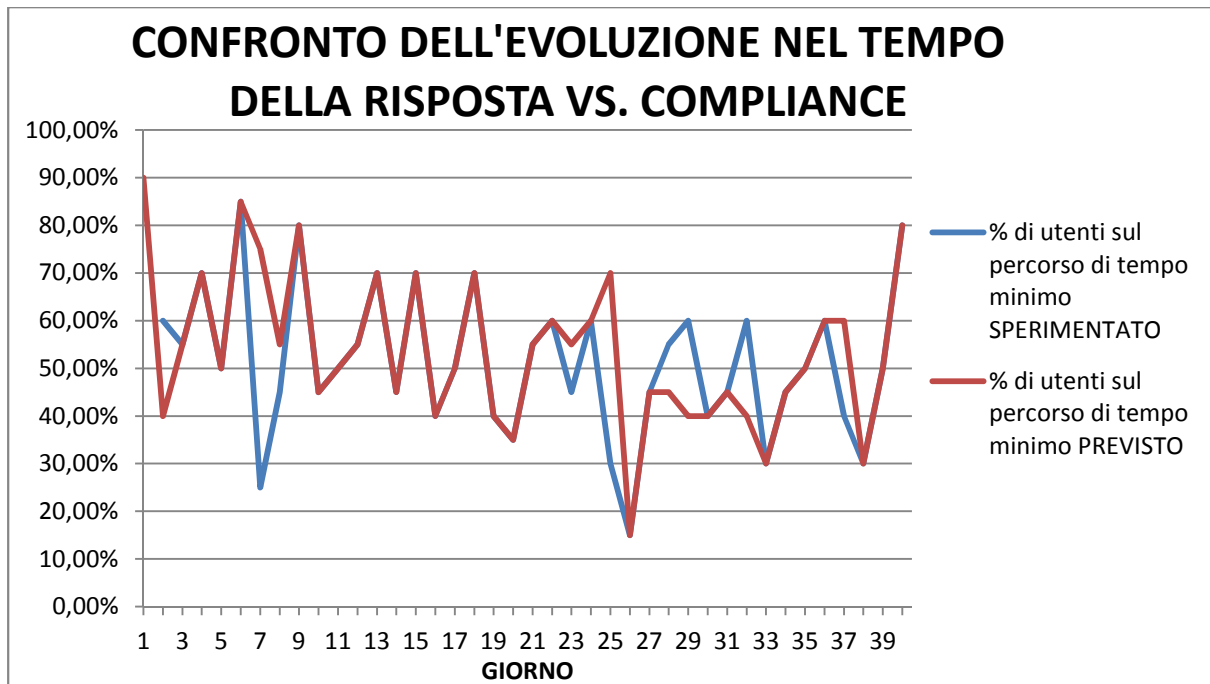


Grafico 18: Evoluzione nel tempo di risposta e compliance

I due andamenti risultano, ovviamente, sovrapposti quando il percorso minimo del giorno precedente coincide con il percorso minimo previsto per il periodo successivo (ad eccezione delle simulazioni 11 e 35 in cui le indicazioni erano discordanti e gli utenti si sono equi-ripartiti tra i due percorsi). Negli altri casi si evince che la compliance nei confronti delle informazioni predittive è diminuita nel corso del tempo rispetto alla risposta alle indicazioni storiche, ad indicare che, al crescere della consapevolezza dell'inaffidabilità delle prime, i soggetti coinvolti se ne sono fidati molto meno. Il grafico 19 illustra la percentuale di volte in cui i partecipanti, giornalmente, hanno modificato il proprio percorso per disporsi su quello di costo minimo previsto per il periodo attuale o sperimentato nel giorno precedente rispetto al numero totale di cambiamenti giornalieri e la tabella 12 ne riporta le percentuali medie riferite a tutta la durata dell'esperimento. E' da notare che la compliance non implica necessariamente una modifica di percorso ma dipende da dove si trova l'utente nel momento in cui riceve le informazioni (ad esempio: se l'informazione prescrittiva consiglia di posizionarsi sul percorso in cui si trova l'utente, si parla di compliance se quest'ultimo resta sullo stesso).

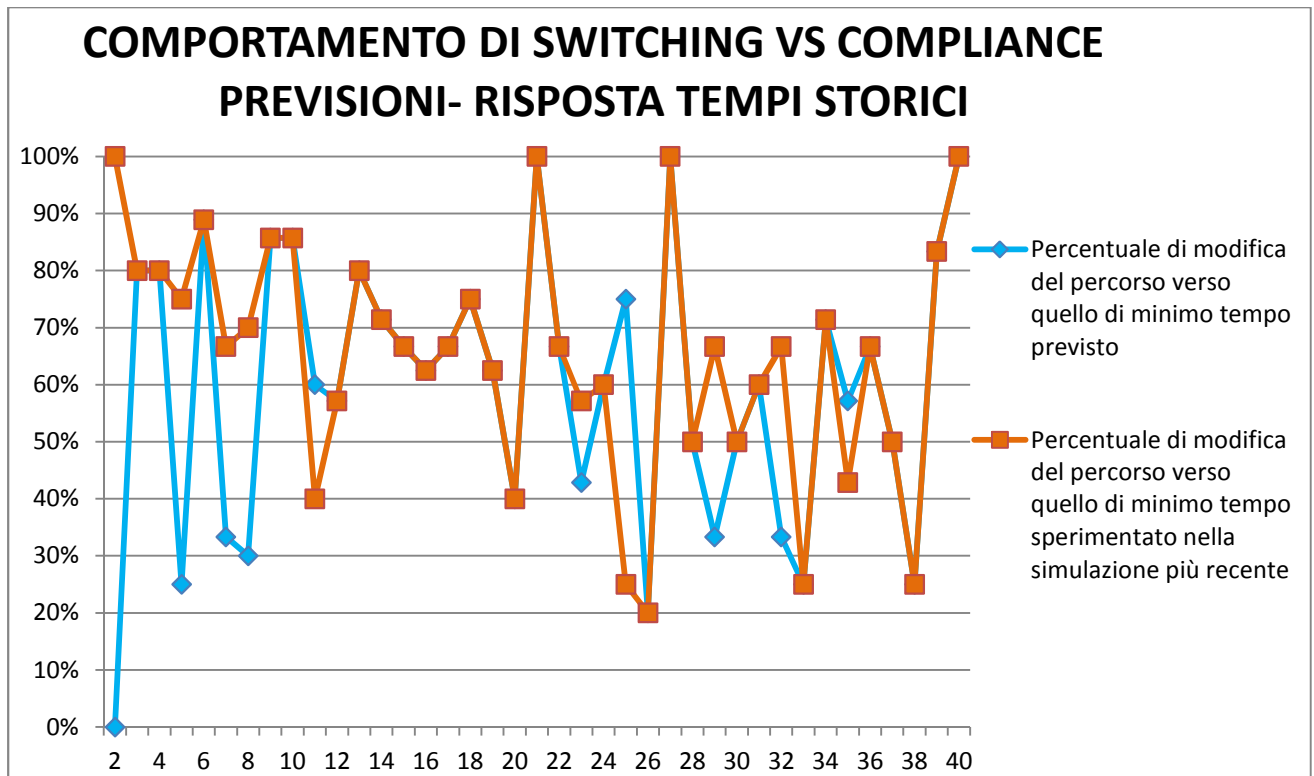


Grafico 19: Comportamento di switching vs. compliance/risposta alle informazioni

% di cambiamento verso il percorso minimo PREVISTO 1	58%
% di cambiamento verso il percorso minimo PREVISTO 2	61%
% di cambiamento verso il percorso minimo SPERIMENTATO 1	62%
% di cambiamento verso il percorso minimo SPERIMENTATO 2	67%

Tabella 12: Percentuale di cambiamento verso il percorso minimo previsto/del giorno precedente

I due andamenti coincidono quando la previsione prevedeva come percorso minimo quello effettivo del giorno precedente. In corrispondenza dei periodi 27 e 36, invece, il 50% dei partecipanti che ha modificato percorso si è disposto su quello di costo minimo previsto ed il restante 50% su quello minimo del giorno precedente. In linea generale si può affermare che gli utenti sono stati più propensi a modificare il proprio percorso per disporsi su quello con il minimo costo effettivo nel periodo più recente. Ciò sta ad indicare che i partecipanti hanno, quasi fin da subito, percepito l'inaccuratezza delle previsioni e la compliance nei loro confronti è stata maggiore quando le stesse non hanno richiesto un cambiamento di percorso. Questo risultato è già stato ottenuto da Chen e Mahmassani (1999): la compliance verso le informazioni è maggiore quando non è richiesto alcun cambiamento di percorso che l'utente considera come un "costo" aggiuntivo. Come si evince dalla tabella 12, la compliance è stata maggiore quando il percorso minimo previsto o sperimentato nel giorno precedente coincideva con la strada tangenziale: i partecipanti, infatti, hanno identificato la strada tangenziale come la più lunga ma la più affidabile ed hanno ritenuto che lo fosse davvero se questa veniva anche consigliata dalle informazioni.

2.2.5 EFFETTO DELL'ESPERIENZA

L'esperienza è un fattore determinante nel comportamento di scelta di percorso: in linea generale un utente, quando deve intraprendere un nuovo percorso in una rete sconosciuta, cerca di acquisire una certa quantità di informazioni su tutte le alternative disponibili per poter aumentare la propria utilità nei viaggi successivi. Ci si aspetta, quindi, che al crescere dell'esperienza il tempo di percorrenza diminuisca. Il grafico 20 illustra l'evoluzione del tempo di percorrenza medio aggregato ogni 5 periodi di simulazione (calcolando, cioè, la media della media dei tempi di percorrenza dei singoli utenti ogni 5 periodi):

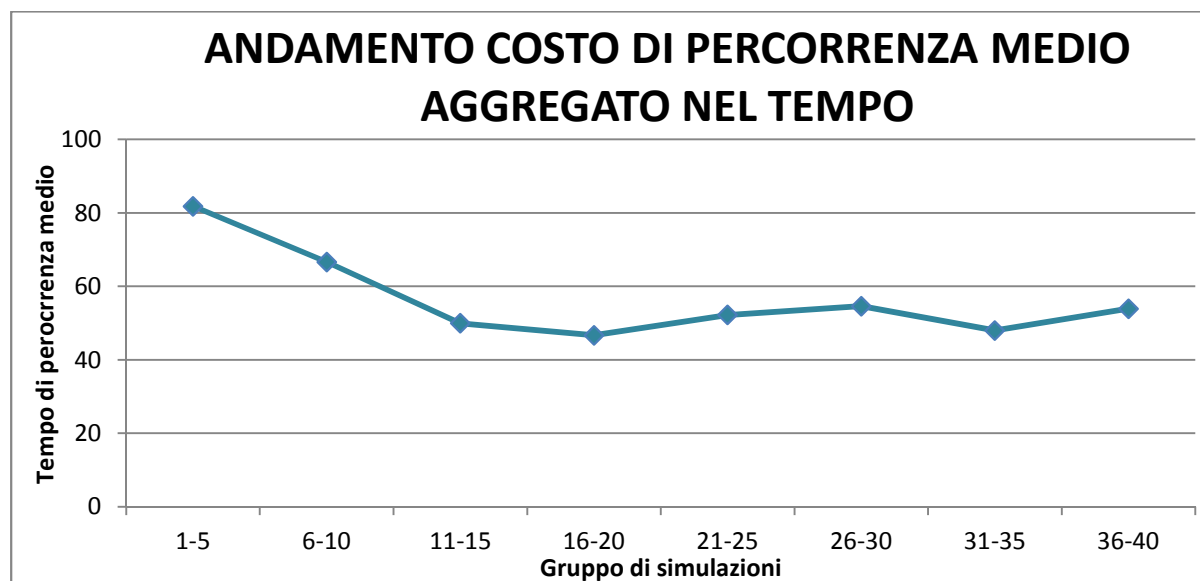


Grafico 20: Andamento del costo di percorrenza medio aggregato nel tempo

Come si nota dal grafico 20, l'effetto dell'esperienza ha un impatto rilevante sul tempo di percorrenza medio aggregato. Le prime 15 simulazioni sembrano essere state sufficienti ai partecipanti per capire le prestazioni della rete e familiarizzare con l'esperimento. Il tempo di percorrenza, infatti, decresce in maniera significativa nei primi tre gruppi per poi mantenersi su valori relativamente stabili: questo perché più gli utenti acquisiscono conoscenza della rete, più diventano consapevoli dei costi di percorrenza che dovranno subire e le percezioni si avvicinano ai valori oggettivi. Grazie anche alle informazioni storiche sulle due alternative di percorso, i partecipanti hanno avuto la possibilità di imparare in maniera rapida: in presenza di informazioni esterne, infatti, gli utenti combinano le esperienze vissute e le indicazioni sui tempi di percorrenza effettivi per conseguire un elevato grado di sicurezza circa la percezione dei costi ed il processo di apprendimento è, quindi, accelerato (Bifulco et al., 2014). La tabella 13 riporta i valori medi, di deviazione standard e del coefficiente di variazione del tempo di percorrenza medio aggregato: la variabilità dei dati risulta significativa in tutti i gruppi, e non si raggiunge mai una stabilizzazione dei valori. Questo è da attribuirsi, almeno in parte, al quantitativo elevato di informazioni fornite agli utenti, che possono aver creato una certa confusione tra gli stessi (Lu et al., 2010).

	1-5	6-10	11-15	16-20	21-25	26-30	31-35	36-40
VALOR MEDIO	81,804	66,621	49,928	46,687	52,222	54,592	48,001	53,934
DEVIAZIONE STANDARD	17,052	10,816	9,138	6,108	11,401	7,268	5,452	8,962
COEFFICIENTE DI VARIAZIONE	0,208	0,162	0,183	0,131	0,218	0,133	0,114	0,166

Tabella 13: Parametri statistici, calcolati a gruppi di 5 periodi, del costo di percorrenza medio aggregato

Il grafico 21 (analogamente al grafico 5) mostra le percentuali di scelta dei due percorsi raggruppate ogni 5 simulazioni e le tabelle 14a e 14b riportano parametri statistici riferiti ai corrispondenti valori dei flussi. Anche in questo caso si nota che l'esperienza ha portato ad una relativa stabilizzazione dei flussi nei due percorsi, mitigata dalla presenza delle informazioni esterne che rendono più rapidi il processo di apprendimento e la definizione di una preferenza ma, allo stesso tempo, riducono l'effetto dell'abitudine portando a modifiche della propria scelta fino alla fine del periodo di simulazione. Previsioni fortemente sfavorevoli sul percorso prescelto, ad esempio, possono indurre l'utente a modificarlo nel periodo successivo per massimizzare la propria utilità. Gli utenti, dunque, alterano le proprie scelte in risposta alle diverse tipologie di informazioni fornite anche quando manifestano un comportamento prevalentemente inerte. Il percorso 2 è risultato più attraente (con una percentuale complessiva di scelta del 62%) poiché con maggior capacità di smaltimento del traffico e meno rischioso in termini di varianza del tempo di percorrenza (tabella 2) anche se più lungo, ad indicare che i partecipanti hanno manifestato una certa avversione al rischio. Altri studi hanno portato a risultati simili: un comportamento di avversione al rischio è più probabile quando vengono fornite informazioni pre-viaggio (Avineri e Prashker, 2006; Ben-Elia et al., 2008), in particolare quando si manifestano differenze significative tra i tempi di percorrenza previsti e quelli sperimentati dall'utente; i soggetti sono, dunque, particolarmente sensibili all'accuratezza delle informazioni che, se scarsa, li porta a preferire percorsi più lunghi ma più affidabili. Altri studi, invece, hanno concluso che all'aumentare dell'esperienza la probabilità di utilizzare il percorso con la minor varianza decresce (Shiftan et al., 2010). E' da sottolineare il fatto che un flusso maggiore sul percorso 2 è ovvio a causa della tendenza dei flussi medi ai valori di equilibrio. Le considerazioni effettuate vanno, quindi, valutate rispetto ai flussi di Equilibrio Deterministico, notando che il numero di utenti nel percorso 2 si è mantenuto su valori più alti dell'equilibrio e viceversa per il percorso 1, elementi che giustificano l'affermazione sull'avversione al rischio dei partecipanti. Per meglio comprendere il processo di scelta di percorso si rimanda al Capitolo 3 dove l'analisi è condotta in termini individuali più che aggregati.

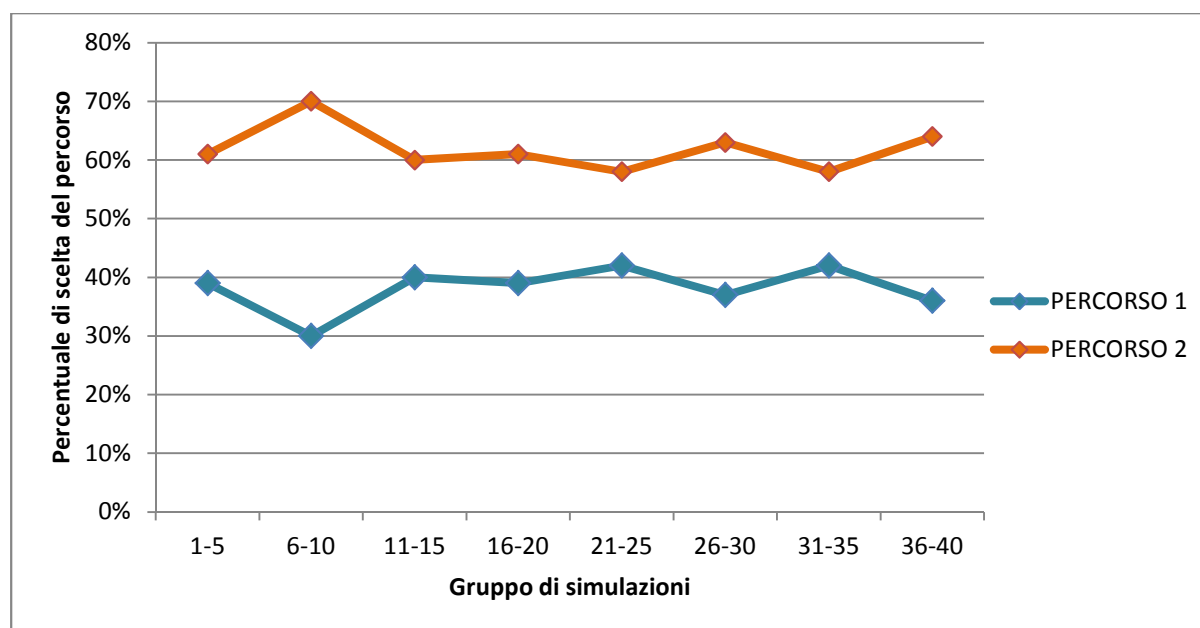


Grafico 21: Effetto dell'esperienza sulle scelte di percorso

Dalle tabelle 14a e 14b si nota che le deviazioni standard ed i coefficienti di variazione maggiori si osservano durante le prime simulazioni, prima che gli utenti raccolgano informazioni sufficienti sulle due alternative; nel corso dell'esperimento, tuttavia, la variabilità dei dati è comunque oscillante, ad indicare che fornire informazioni identiche a tutti i partecipanti non produce sempre benefici (Knorr et al., 2014).

PERCORSO 1								
PERIODO SIMULAZIONE	1-5	6-10	11-15	16-20	21-25	26-30	31-35	36-40
VALOR MEDIO	7,8	6	8	7,8	8,4	7,4	8,4	7,2
DEVIAZIONE STANDARD	3,899	2,828	1,871	1,483	1,817	2,510	1,517	2,280
COEFFICIENTE VARIAZIONE	0,500	0,471	0,234	0,190	0,216	0,339	0,181	0,317

Tabella 14a

PERCORSO 2								
PERIODO SIMULAZIONE	1-5	6-10	11-15	16-20	21-25	26-30	31-35	36-40
VALOR MEDIO	12,2	14	12	12,2	11,6	12,6	11,6	12,8
DEVIAZIONE STANDARD	3,899	2,828	1,871	1,483	1,817	2,510	1,517	2,280
COEFFICIENTE VARIAZIONE	0,320	0,202	0,156	0,122	0,157	0,199	0,131	0,178

Tabella 14b

Tabella 14: Parametri statistici, calcolati a gruppi di 5 periodi, del flusso (a) sul percorso 1; (b) sul percorso 2

Differentemente da altri studi (Shiftan et al., 2010), la preferenza iniziale non ha avuto un impatto determinate sul comportamento di scelta di percorso in termini aggregati. Questo è, almeno in parte, da attribuirsi alle previsioni iniziali che prevedevano un vantaggio di costo di percorrenza non indifferente per la strada tangenziale e che hanno influenzato buona parte dei partecipanti. La

tabella 15 riporta il numero di utenti sui due percorsi nella prima simulazione e la media delle percentuali di scelta di percorso degli stessi nei periodi successivi (in altre parole, i due soggetti che hanno scelto il percorso 1 nel primo periodo, hanno scelto questa alternativa, in media, per 20 periodi sui 39 restanti, e analogo calcolo è stato eseguito per i 18 soggetti che hanno scelto il percorso 2 nel primo periodo).

PREFERENZA INIZIALE	PERCORSO 1	PERCORSO 2
NUMERO UTENTI	2	18
MEDIA SUCCESSIVE SIMULAZIONI	20	24,39
PERCENTUALE	51,28%	62,54%

Tabella 15: Analisi della preferenza iniziale

Come si evince dalla stessa, poco più della metà delle volte i partecipanti che hanno scelto un determinato percorso nel primo periodo, hanno riproposto, successivamente, la scelta iniziale. Nel caso specifico non si può, quindi, concludere che gli utenti tendono a preferire il percorso scelto inizialmente in termini aggregati a causa, prevalentemente, di informazioni predittive nella prima simulazione particolarmente gravose per il percorso 1 che hanno fortemente influenzato la scelta iniziale dei partecipanti.

CAPITOLO 3

EFFETTO DELLE CARATTERISTICHE PERSONALI DEGLI UTENTI SULLA DINAMICA DELLE SCELTE DI PERCORSO

Questo capitolo è dedicato all'analisi dell'influenza delle caratteristiche personali dei partecipanti all'esperimento sulla dinamica day-to-day delle scelte di percorso: risulta, infatti, fondamentale capire se esiste una relazione tra le caratteristiche personali e, ad esempio, la frequenza dei cambiamenti di percorso o i tempi medi di percorrenza individuali. Nella prima parte del capitolo vengono valutate le scelte dei partecipanti in relazione a età, genere e prevalente tipologia di mobilità nella vita reale (pendolare o meno). In secondo luogo si conduce l'analisi di alcuni quesiti significativi del questionario al fine di definirne la validità ed estrapolare alcune informazioni importanti, in particolare sulla compliance e sulla memoria degli utenti. Le scelte di percorso sono, infine, valutate aggregando i partecipanti in specifici gruppi definiti sulla base del loro comportamento di switching nel corso dell'esperimento.

3.1 CARATTERISTICHE GENERALI DEI PARTECIPANTI

In primo luogo è necessario presentare in dettaglio le caratteristiche individuali dei partecipanti, soltanto accennate nel Capitolo 2 ed illustrate nei grafici 22a e 22b.

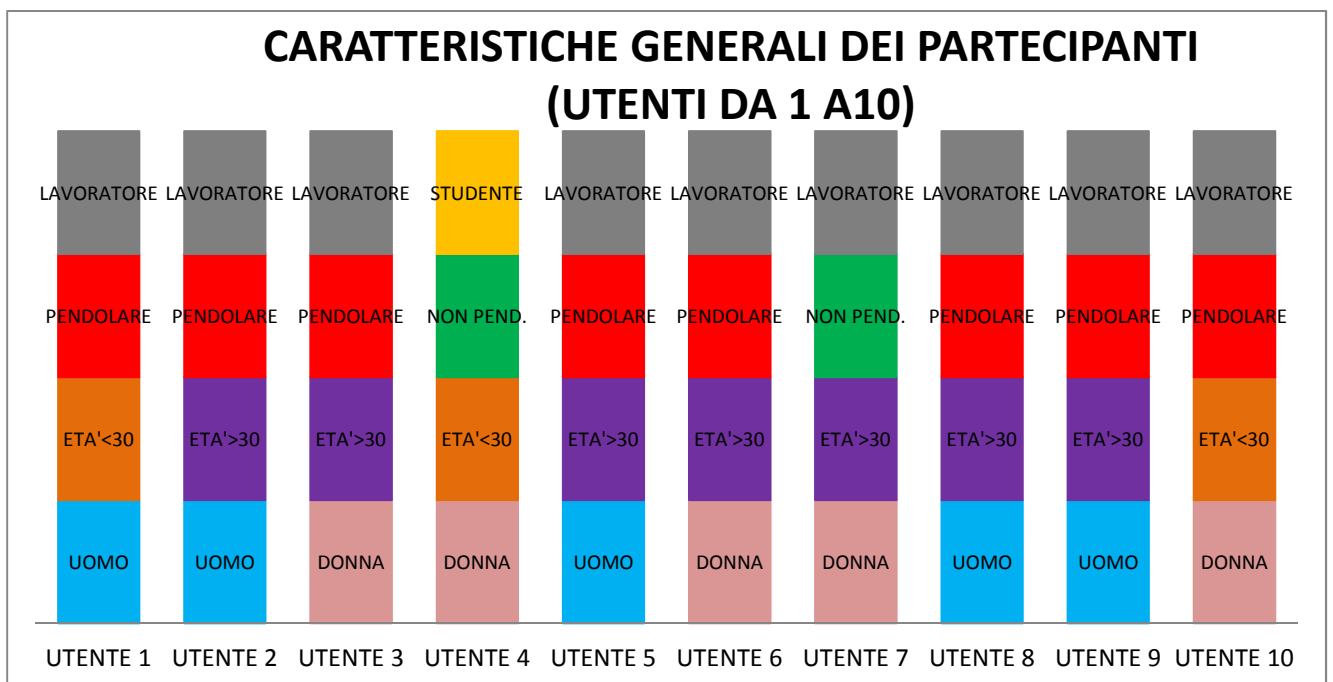


Grafico 22a

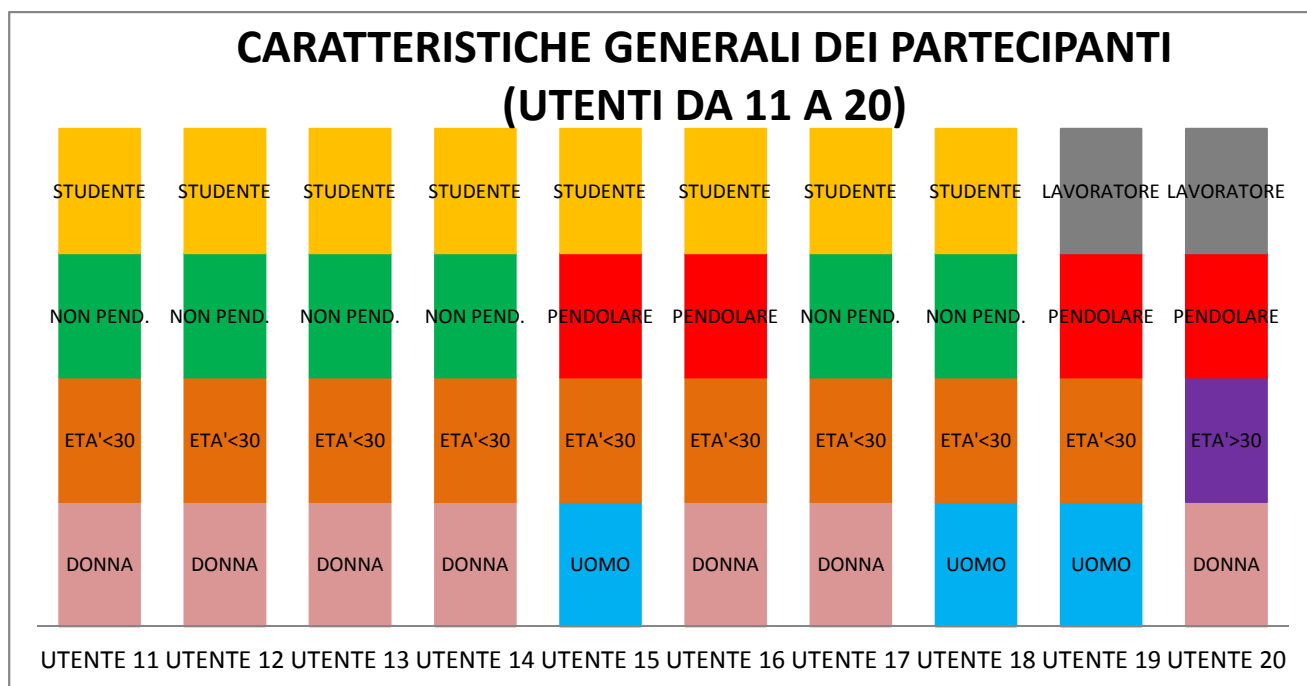


Grafico 22b

Grafico 22: Caratteristiche generali dei partecipanti (a) utenti da 1 a 10; (b) utenti da 11 a 20

Come si evince dai precedenti grafici, l'eterogeneità dei soggetti coinvolti è sufficiente per permettere confronti significativi tra le diverse tipologie. La tabella 16 riporta le percentuali delle varie categorie presentate nei grafici 22a e 22b ed i relativi valori medi di: tempo di percorrenza, numero di cambi di percorso e compliance verso le informazioni predittive, che sono considerate tra le grandezze più importanti nella dinamica day-to-day di scelta di percorso e che verranno approfonditamente analizzate nel seguito.

	UOMINI	DONNE	ETA' 18-30	ETA' 31-70	PEND.	NON PEND.	LAVOR.	STUD.	TOTALE O MEDIA
Numero di soggetti	8	12	12	8	12	8	11	9	20
Percentuale	40%	60%	60%	40%	60%	40%	55%	45%	100%
Media dei cambiamenti di percorso	8,875	13,750	10,833	13,250	10,917	13,125	12,818	10,556	11,800
Media dei tempi di percorrenza	56,141	57,112	56,957	56,374	55,863	58,015	56,387	57,135	56,724
Compliance media verso le previsioni	58,75%	50,21%	50,63%	58,13%	54,58%	52,19%	56,59%	50,00%	53,63%

Tabella 16: Valori medi, per categorie, delle variabili significative della dinamica day-to-day

Tra le diverse categorie, le differenze più marcate risultano nella frequenza di switching e nella compliance verso le previsioni (tranne nel caso dei pendolari/non pendolari) mentre i valori medi del tempo di percorrenza sono caratterizzati da una maggiore similarità. Poiché è noto che i fattori individuali come età, genere e tipologia di mobilità prevalente influenzano fortemente le scelte di percorso e gli aspetti ad esse correlati (compliance verso le informazioni esterne, frequenza di modifica del percorso ecc.), si è deciso, in prima istanza, di condurre un’analisi di confronto dettagliata tra le varie tipologie di soggetti coinvolti; si esclude la distinzione tra lavoratori e studenti poiché ritenuta poco significativa sulla base di una considerazione a priori. E’ da sottolineare il fatto che essendo le dimensioni dei campioni piuttosto ridotte, i risultati non possono essere considerati particolarmente robusti e devono essere studiati con occhio critico e come possibile spunto per analisi future con campioni più numerosi.

3.1.1 EFFETTO DEL GENERE SULLE SCELTE DI PERCORSO

La prima caratteristica personale analizzata è il genere: è noto, infatti, che il comportamento di scelta di percorso tra un uomo ed una donna può differire a causa della diversa natura caratteriale e di altri fattori personali. Una donna, ad esempio, tende ad avere, in molte situazioni, un atteggiamento di avversione al rischio a causa delle maggiori responsabilità nei confronti della crescita dei figli (Knorr et al., 2014).

Il grafico 23 illustra l’andamento nel tempo dei flussi medi di uomini e donne nel percorso 1, calcolati a gruppi di 5 simulazioni, e le tabelle 17a e 17b riportano i relativi parametri statistici rispetto al totale dei periodi. L’andamento dei flussi nel percorso 2 è, ovviamente, speculare.

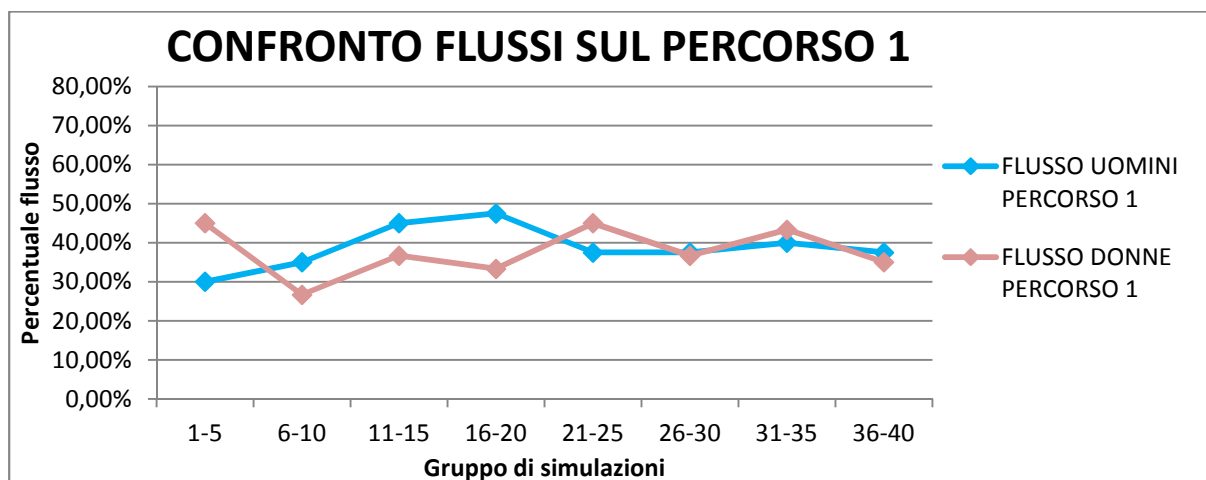


Grafico 23: Confronto, sulla base del genere, dei flussi sul percorso 1

PERCORSO 1	UOMINI	DONNE
MEDIA	3,100	4,525
PERCENTUALE	38,75%	37,71%
DEVIAZIONE STANDARD	1,336	1,724
COEFFICIENTE DI VARIAZIONE	0,431	0,381

Tabella 17a

PERCORSO 2	UOMINI	DONNE
MEDIA	4,900	7,475
PERCENTUALE	61,25%	62,29%
DEVIAZIONE STANDARD	1,336	1,724
COEFFICIENTE DI VARIAZIONE	0,273	0,231

Tabella 17b

Tabella 17: Parametri statistici, calcolati sulla base del genere, dei flussi (a) sul percorso 1; (b) sul percorso 2

Si nota che le percentuali di scelta di percorso non differiscono in maniera significativa: il comportamento di uomini e donne risulta abbastanza simile nel corso dell'intero esperimento fino a quasi coincidere nella fase finale. Ciò può essere, almeno in parte, attribuibile alle dimensioni ridotte dei due sottocampioni. In altri studi (Shiftan et al., 2010; Knorr et al., 2014), infatti, si è riscontrata una netta preferenza delle donne verso il percorso meno rischioso (in termini di variabilità dei tempi di percorrenza) che, nel caso specifico, coincide con il percorso 2. Le oscillazioni maggiori si riscontrano nella prima parte dell'esperimento, mentre a partire dal gruppo di simulazioni 21-25, in seguito all'acquisizione di una certa conoscenza della rete, si manifesta una stabilizzazione dei valori. Il grafico 24 illustra l'andamento del tempo di percorrenza medio nel corso dell'intero esperimento e la tabella 18 ne riporta i relativi parametri statistici.

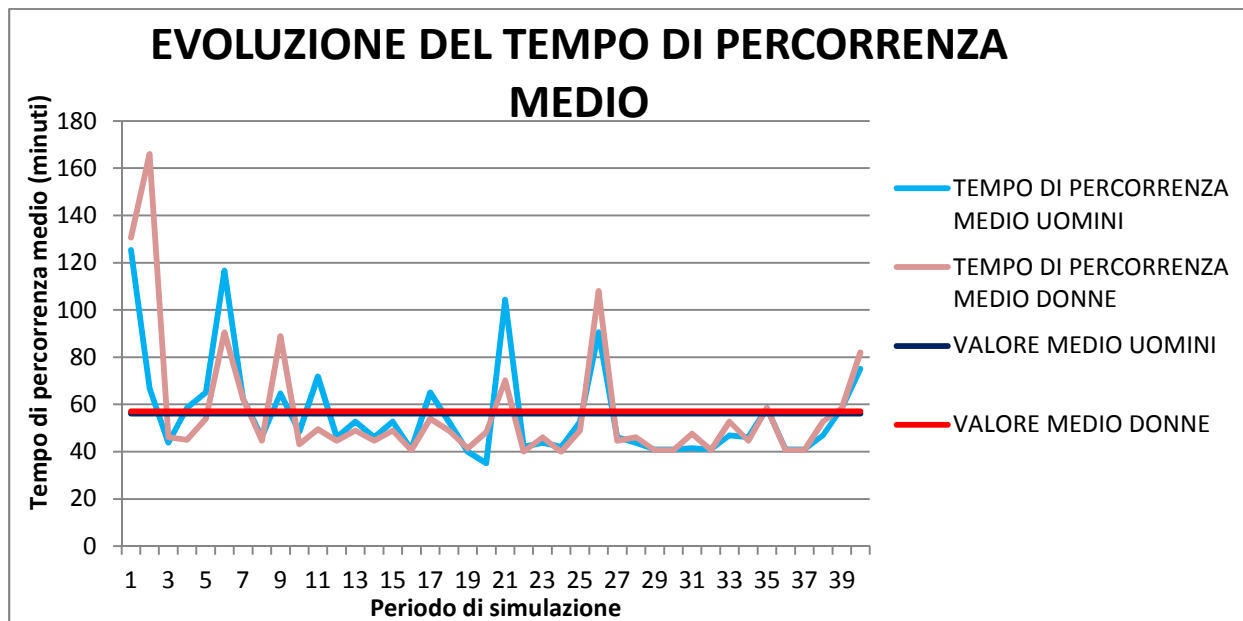


Grafico 24: Confronto, sulla base del genere, dell'evoluzione del tempo di percorrenza medio

	UOMINI	DONNE
	TEMPO DI PERCORRENZA MEDIO DI RETE	
VALOR MEDIO	56,141	57,112
DEVIAZIONE STANDARD	20,819	26,468
COEFFICIENTE DI VARIAZIONE	0,371	0,463

Tabella 18: Parametri statistici, calcolati sulla base del genere, del tempo di percorrenza medio di rete

Anche in questo caso si evince che le oscillazioni più ampie si sono manifestate nella prima parte dell'esperimento, con valori di deviazione standard e coefficiente di variazione elevati, per poi smorzarsi, anche se rimanendo fino alla fine della prova, pur se in misura minore. Il picco iniziale del tempo di percorrenza delle donne contribuisce ad alzarne la media: nei periodi successivi al primo e secondo, infatti, i valori risultano molto simili tra le due categorie. Il tempo medio di percorrenza giornaliero delle donne è, complessivamente, maggiore di circa un minuto rispetto a quello degli uomini, risultato considerato non particolarmente significativo. Per meglio comprendere i benefici dell'esperienza si è realizzato il grafico 25 che riporta il tempo medio di percorrenza di uomini e donne calcolato a gruppi di 5 periodi.

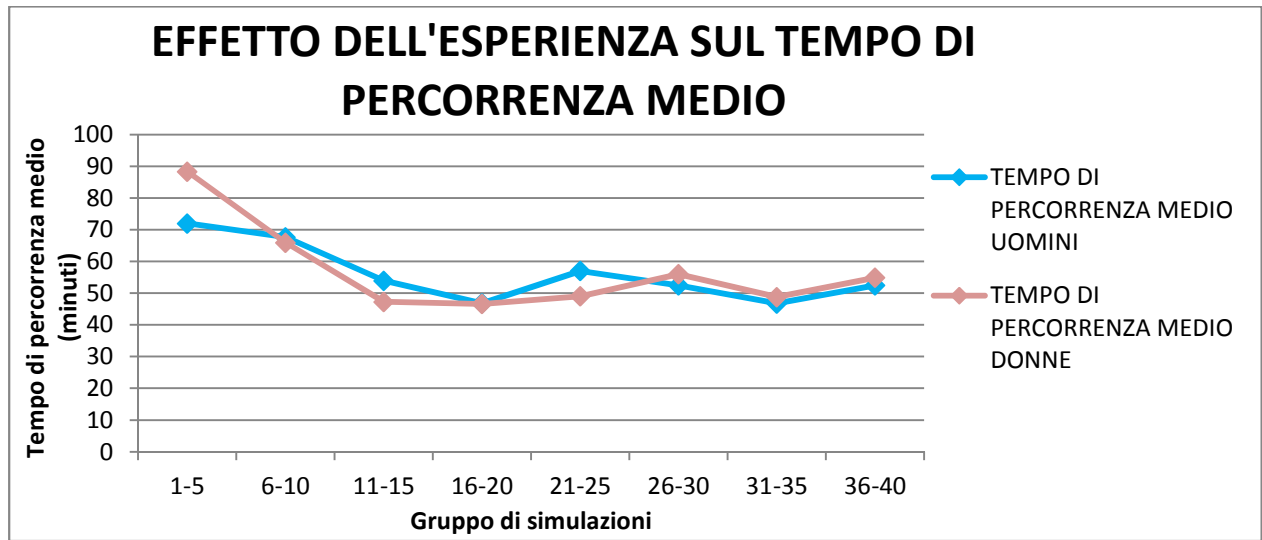


Grafico 25: Confronto, sulla base del genere, dell'effetto dell'esperienza sul tempo di percorrenza medio

Come si osserva dallo stesso, l'effetto dell'esperienza ha un impatto significativo sia sul tempo di percorrenza degli uomini che delle donne. Il trend, in entrambi i casi, è decrescente, ad indicare che i partecipanti hanno acquisito una certa conoscenza della rete e, quindi, migliorato le percezioni individuali dei costi. I picchi iniziali sono dovuti, infatti, all'esplorazione della rete da parte degli utenti che hanno effettuato le loro scelte basandosi prevalentemente sulle indicazioni esterne, non avendo a disposizione altre informazioni per poter conoscere i tempi di percorrenza attesi.

Un altro aspetto importante è il comportamento di switching, illustrato nel grafico 26, che mostra l'andamento nel tempo della percentuale di uomini/donne che ha modificato il percorso rispetto al totale di uomini/donne e la tabella 19 riporta i relativi parametri statistici. Come nel Capitolo 2, anche in questo caso si è deciso di posizionare il gruppo di simulazioni contenente 4 periodi in ultima posizione (questa scelta vale anche per tutti i grafici successivi con intervalli non omogenei).

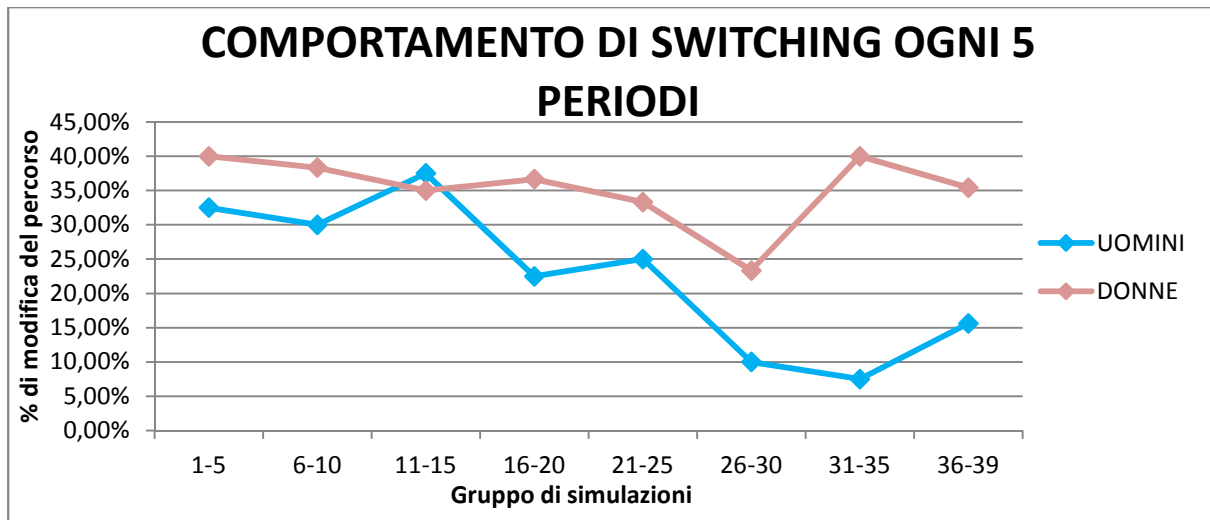


Grafico 26: Confronto, sulla base del genere, del comportamento di switching

	NUMERO DI CAMBI DI PERCORSO GIORNALIERI	
	UOMINI	DONNE
MEDIA	1,821	4,231
PERCENTUALE	22,76%	35,26%
DEVIAZIONE STANDARD	1,295	1,580
COEFFICIENTE DI VARIAZIONE	0,711	0,374

Tabella 19: Parametri statistici, calcolati sulla base del genere, del numero di cambiamenti di percorso giornalieri

Durante l'intera durata dell'esperimento le donne hanno modificato percorso, percentualmente, più volte rispetto agli uomini, con una differenza alquanto significativa (22,76% vs. 35,26%); in 5 periodi (non consecutivi), addirittura, nessun uomo ha modificato il proprio percorso. Questo risultato è in disaccordo con altri studi (Emmerink et al., 1996; Mahmassani e Liu, 1999; Chorus et al., 2006) nei quali si è riscontrato che gli uomini tendono a modificare maggiormente percorso rispetto alle donne a causa della loro maggior propensione al rischio. Per quanto riguarda il trend, nel caso degli uomini, esso è in linea con i risultati di altri esperimenti in cui, per effetto dell'inerzia e dell'esperienza, la necessità di modificare percorso diminuisce con il tempo, come riscontrato da De Maio et al. (2013); in questo studio, tuttavia, non erano previste informazioni pre-viaggio ed il numero di simulazioni considerate era particolarmente elevato (1000). Viceversa il trend delle donne è più anomalo, con un aumento significativo della frequenza di switching nella fase finale dell'esperimento (anche negli uomini si riscontra un aumento ma, essendo questo inferiore al 10%, non è considerato significativo in quanto corrisponde ad una differenza di 0,8 cambi di itinerario). Questa anomalia è da ricercarsi nell'effetto delle informazioni esterne che verrà analizzato nel seguito.

La tabella 20 riporta gli indicatori statistici del numero di cambi di percorso individuali, suddivisi per genere.

	NUMERO DI CAMBI DI PERCORSO INDIVIDUALI	
	UOMINI	DONNE
MEDIA	8,875	13,750
DEVIATIONE STANDARD	6,978	8,411
COEFFICIENTE DI VARIAZIONE	0,786	0,612

Tabella 20: Parametri statistici, calcolati sulla base del genere, del numero di cambiamenti di percorso individuali

In media le donne hanno modificato il proprio percorso una volta ogni circa 3 giorni differentemente dagli uomini che hanno cambiato una volta ogni 4,5 giorni circa; anche in questo caso, dunque, si riscontra una maggior propensione delle donne a modificare percorso e la spiegazione di ciò può risiedere nell'effetto delle informazioni esterne. Il coefficiente di variazione è abbastanza alto in entrambi i casi, ad indicare la forte eterogeneità di comportamento degli utenti.

Si è poi proceduto ad analizzare la compliance manifestata dalle due categorie e a verificare se i cambiamenti maggiori effettuati dalle donne siano avvenuti per disporsi sul percorso di minimo tempo previsto o su quello di minimo tempo effettivo del giorno precedente. I grafici 27a e 27b illustrano la compliance/risposta media, calcolata ogni 5 periodi, degli uomini e delle donne alle informazioni nel corso dell'intero esperimento e le tabelle 21a e 21b riportano i relativi parametri statistici riferiti alla totalità dei periodi di simulazione. Nel caso specifico si parla di compliance nei confronti delle informazioni predittive quando i partecipanti si sono disposti sul percorso di minimo costo previsto; nel caso di informazioni storiche, il termine più appropriato è risposta alle informazioni quando gli utenti si sono disposti nel percorso minimo del giorno precedente.

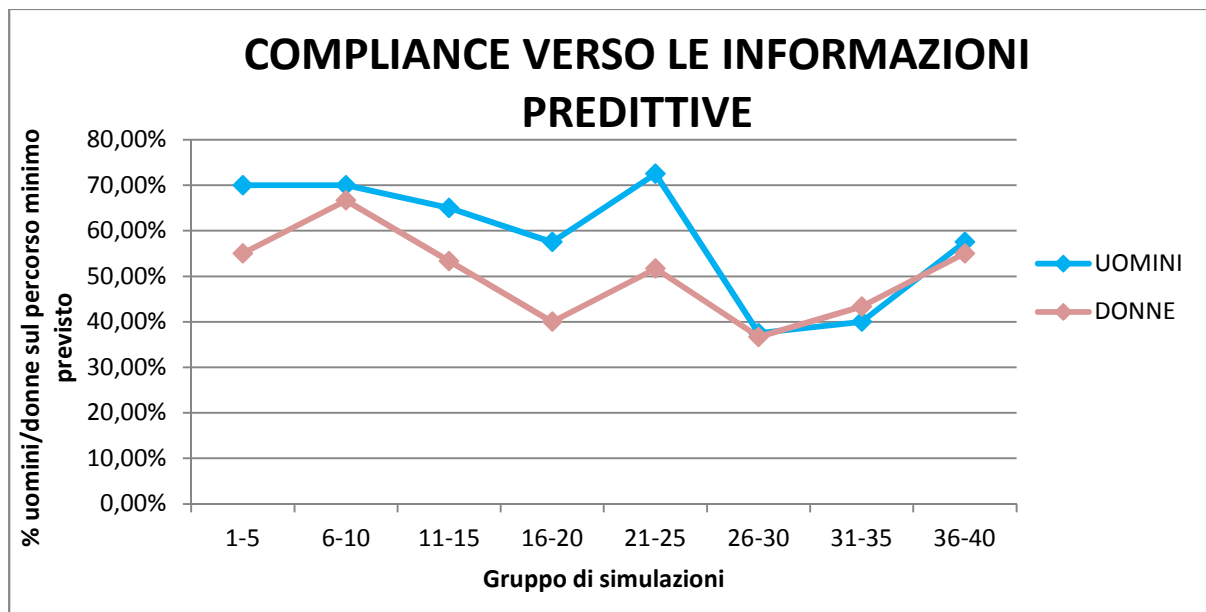


Grafico 27a

INFORMAZIONI PREDITTIVE	UOMINI	DONNE
MEDIA PERCENTUALE	58,75%	50,21%
MEDIA PONDERATA	53,63%	
MEDIA	4,700	6,025
DEVIAZIONE STANDARD	1,454	2,281
COEFFICIENTE DI VARIAZIONE	0,309	0,379

Tabella 21a

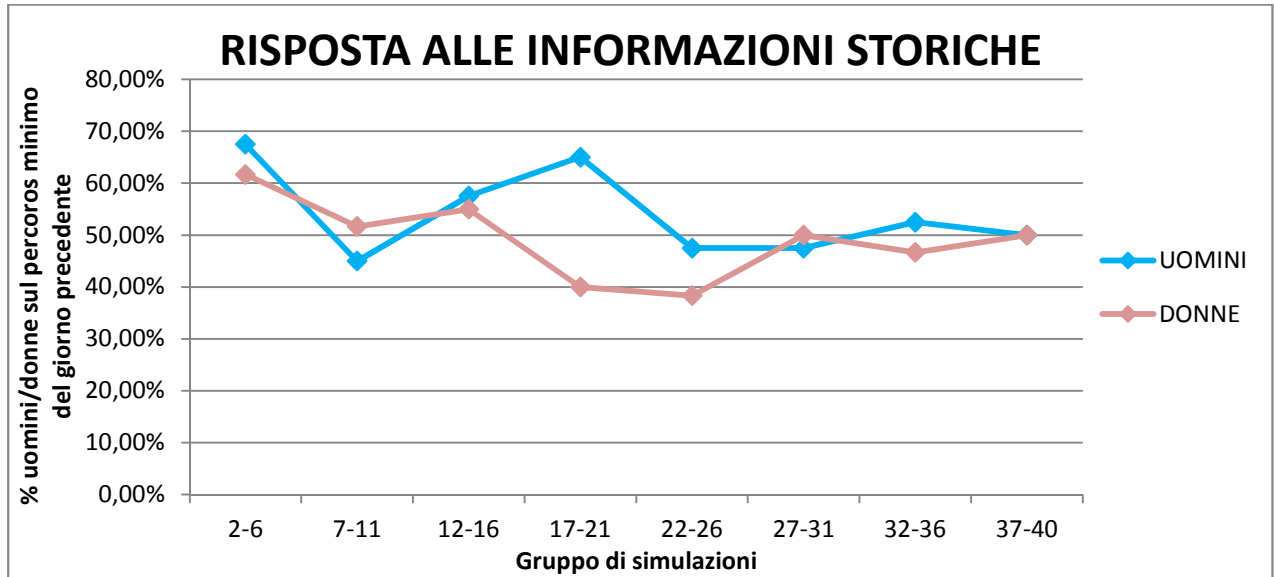


Grafico 27b

Grafico 27: Confronto, sulla base del genere, della (a) compliance verso le previsioni; (b) risposta alle informazioni storiche

INFORMAZIONI STORICHE	UOMINI	DONNE
MEDIA PERCENTUALE	54,17%	49,15%
MEDIA PONDERATA	51,15%	
MEDIA	4,333	5,897
DEVIAZIONE STANDARD	1,528	2,162
COEFFICIENTE DI VARIAZIONE	0,353	0,367

Tabella 21b

Tabella 21: Parametri statistici, calcolati sulla base del genere, della (a) compliance verso le previsioni; (b) risposta alle informazioni storiche

Dalle tabelle 21a e 21b si nota che la compliance e la risposta degli uomini sono risultate maggiori. Questo risultato non è sorprendente in quanto uno studio di Emmerink et al. (1996) ha concluso che le donne sono meno propense ad essere influenzate dalle informazioni esterne. Chorus et al. (2006) hanno, inoltre, affermato che gli uomini sono maggiormente disposti ad usufruire, eventualmente anche con un esborso monetario, delle indicazioni esterne. Ciò che discorda da questi studi è la frequenza di switching che gli autori sopracitati hanno affermato essere più elevata per gli uomini proprio per il loro maggior utilizzo delle informazioni.

Nel caso di informazioni predittive le oscillazioni risultano notevoli, anche se è possibile individuare un trend circa decrescente che indica l'effetto della percezione dell'inaffidabilità delle informazioni nel tempo e dell'acquisizione di esperienza. Dopo un certo numero di simulazioni, i partecipanti hanno percepito la scarsa accuratezza delle previsioni ed hanno preferito non fidarsene. Nella fase finale, tuttavia, si riscontra un aumento della compliance, che concorda con l'aumento dei cambi di percorso illustrati nel grafico 26. Anche la risposta nei confronti delle informazioni storiche è diminuita nel tempo, senza mostrare picchi nella fase finale ma stabilizzandosi ad un valore intorno al 50% per entrambe le categorie.

Resta ora da capire se il comportamento di switching, in particolare nella fase finale dell'esperimento, sia o meno legato alla compliance/risposta alle indicazioni esterne. I grafici 28a e 28b illustrano la percentuale di uomini/donne che hanno modificato il proprio percorso per disporsi sul minimo previsto o effettivo del giorno precedente e le tabelle 22a e 22b ne riportano i relativi parametri statistici.

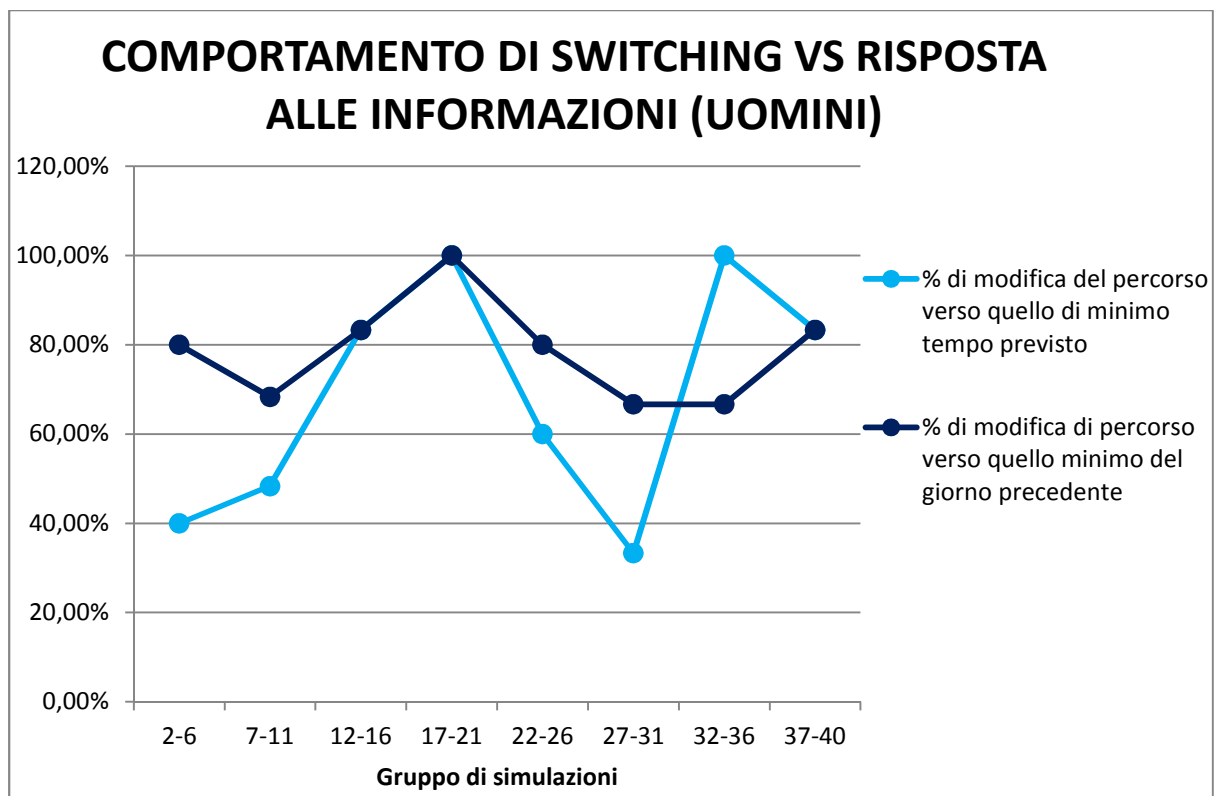


Grafico 28a

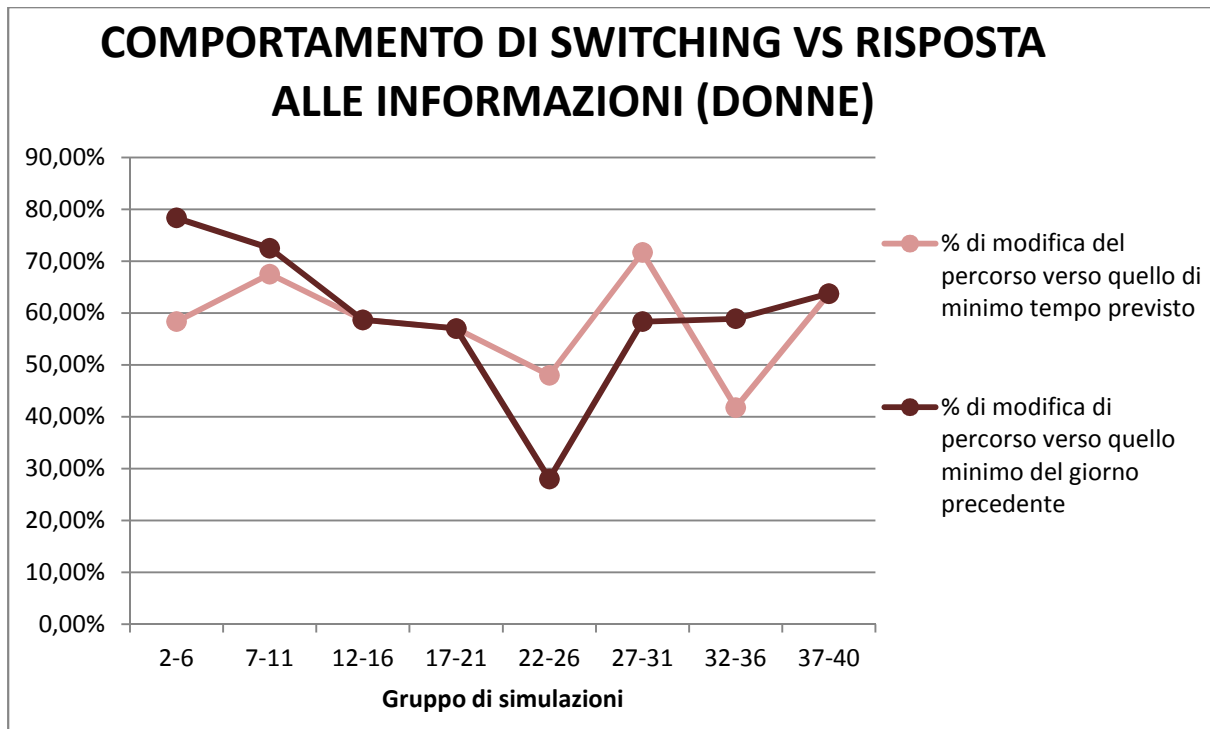


Grafico 28b

Grafico 28: Comportamento di switching vs. risposta alle informazioni (a) uomini; (b) donne

INFORMAZIONI PREDITTIVE	UOMINI	DONNE
MEDIA SWITCHING VERSO PERCORSO MINIMO	67,89%	58,20%
DEVIAZIONE STANDARD	0,414	0,286
COEFFICIENTE DI VARIAZIONE	0,610	0,492
MEDIA SWITCHING VERSO PERCORSO MINIMO 1	77,78%	55,69%
MEDIA SWITCHING VERSO PERCORSO MINIMO 2	60,09%	60,83%

Tabella 22a

INFORMAZIONI STORICHE	UOMINI	DONNE
MEDIA SWITCHING VERSO PERCORSO MINIMO	79,66%	59,33%
DEVIAZIONE STANDARD	0,337	0,283
COEFFICIENTE DI VARIAZIONE	0,423	0,476
MEDIA SWITCHING VERSO PERCORSO MINIMO 1	82,46%	56,17%
MEDIA SWITCHING VERSO PERCORSO MINIMO 2	76,11%	63,40%

Tabella 22b

Tabella 22: Parametri statistici, calcolati sulla base del genere, della frequenza di switching verso il percorso minimo (a) previsto; (b) del periodo precedente

Come si evince dai grafici 28a e 28b e dalle tabelle 22a e 22b, gli utenti uomini hanno modificato maggiormente il proprio percorso per assecondare le informazioni, in particolare quelle storiche. Ciò non è sorprendente in quanto hanno manifestato anche maggior compliance/risposta rispetto alle donne. Come già definito precedentemente, gli uomini sono più propensi ad acquisire informazioni ed eventualmente a modificare il proprio percorso sulla base delle stesse: Tawfik e Rakha (2012)

hanno definito questo atteggiamento come “una maggior capacità di adattamento per scegliere il percorso di minimo costo atteso”. Poiché, nel 69% dei casi, le informazioni concordavano nel ritenere il percorso minimo previsto coincidente con quello del giorno precedente, si conclude che il numero più elevato di modifiche di percorso delle donne è dovuto ad una propensione a disporsi sull’alternativa (e non sul percorso minimo previsto o storico). Questa tipologia di risposta è stata definita contraria da Selten et al. (2007). La maggior compliance nei confronti delle informazioni predittive delle donne verso la fine dell’esperimento (grafico 27a) non è, dunque, legata ad un aumento della percentuale di modifica del percorso bensì è dovuta al fatto che le donne già si trovavano, dal periodo precedente, nel percorso minimo previsto. E’ da notare, infine, che gli uomini hanno modificato maggiormente percorso per disporsi sull’itinerario 1 (più breve in termini di tempo di percorrenza ma meno affidabile in termini di varianza) al contrario delle donne che hanno preferito spostarsi verso l’alternativa 2 (più lunga ma più affidabile): questo denota, almeno in parte, i comportamenti, rispettivamente, di propensione e avversione al rischio delle due categorie, riscontrati da diversi autori (Emmerink et al., 1996; Knorr et al., 2014).

3.1.2 EFFETTO DELL’ESPERIENZA ALLA GUIDA SULLE SCELTE DI PERCORSO

L’età risulta essere una caratteristica importante in quanto, nella maggior parte dei casi, è rappresentativa anche dell’esperienza di guida del soggetto. Nel caso specifico di questo esperimento non si può parlare di una distinzione tra utenti giovani ed anziani in quanto l’età massima dei partecipanti è di 67 anni ma di una classificazione rispetto all’esperienza di guida (superiore o inferiore ai 12 anni). Tutti i soggetti coinvolti, infatti, hanno ottenuto la patente di guida tra i 18 ed i 22 anni.

Il grafico 29 illustra l’andamento nel tempo dei flussi medi di utenti con esperienza alla guida inferiore e superiore ai 12 anni nel percorso 1, calcolati a gruppi di 5 simulazioni, e le tabelle 23a e 23b i relativi parametri statistici rispetto al totale dei periodi. L’andamento dei flussi nel percorso 2 è, ovviamente, speculare.

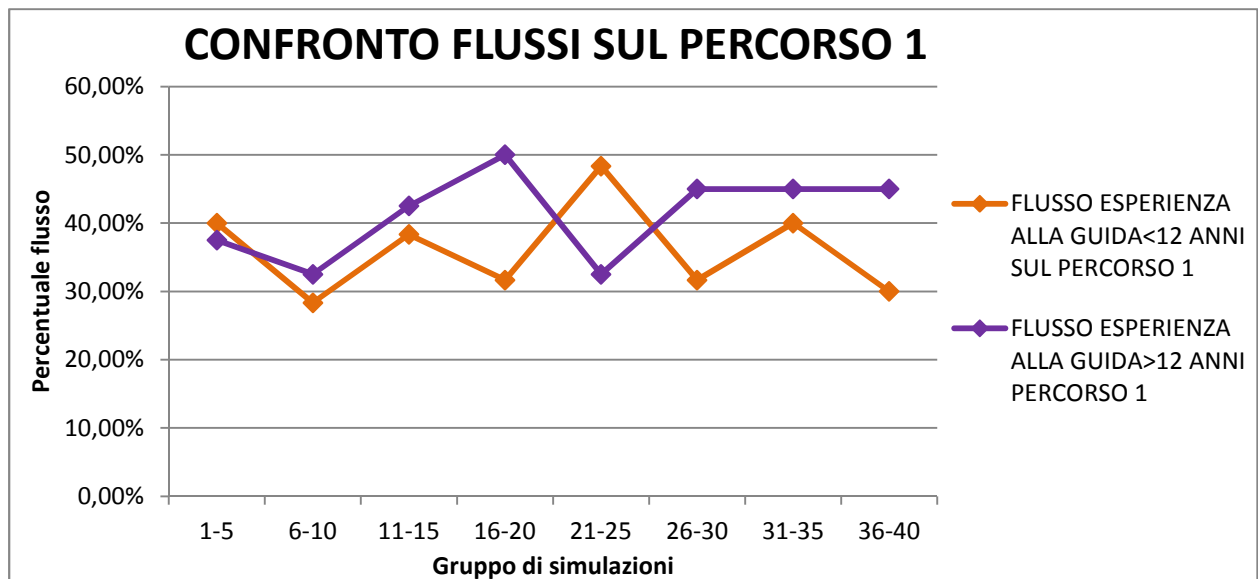


Grafico 29: Confronto, sulla base dell’esperienza alla guida, dei flussi sul percorso 1

PERCORSO 1	ESPERIENZA ALLA GUIDA<12 ANNI	ESPERIENZA ALLA GUIDA>12 ANNI
MEDIA	4,325	3,300
PERCENTUALE	36,04%	41,25%
DEVIATIONE STANDARD	1,745	1,454
COEFFICIENTE DI VARIAZIONE	0,404	0,440

Tabella 23a

PERCORSO 2	ESPERIENZA ALLA GUIDA<12 ANNI	ESPERIENZA ALLA GUIDA>12 ANNI
MEDIA	7,675	4,700
PERCENTUALE	63,96%	58,75%
DEVIATIONE STANDARD	1,745	1,454
COEFFICIENTE DI VARIAZIONE	0,227	0,309

Tabella 23b

Tabella 23: Parametri statistici, calcolati sulla base dell'esperienza alla guida, dei flussi (a) sul percorso 1; (b) sul percorso 2

Dal grafico 29 si nota che le oscillazioni di flusso, per gli utenti più inesperti, si manifestano per l'intera durata dell'esperimento anche se non sono particolarmente importanti in quanto differenze inferiori al 10% o 20% corrispondono a differenze, in termini di flusso, di una o due unità del campione, come dimostrato anche dal coefficiente di variazione non troppo elevato. Nel caso di utenti con esperienza alla guida superiore ai 12 anni, invece, il trend presenta, inizialmente, delle oscillazioni e raggiunge una stabilizzazione nella fase finale dell'esperimento, ad indicare che i partecipanti hanno acquisito un certo livello di conoscenza della rete.

Come si evince dalle tabelle 23a e 23b, entrambe le categorie di soggetti manifestano una chiara preferenza per il percorso 2; comparando i due gruppi, tale preferenza risulta leggermente più accentuata per gli utenti più giovani rispetto a quelli più esperti. Questo risultato è in disaccordo con quanto ottenuto da Bekhor e Albert (2014) i quali hanno riscontrato che gli utenti giovani manifestano una propensione al rischio decisamente maggiore rispetto agli utenti più esperti.

Il grafico 30 illustra l'andamento del tempo di percorrenza medio nel corso dell'intero esperimento e la tabella 24 ne riporta i relativi parametri statistici.

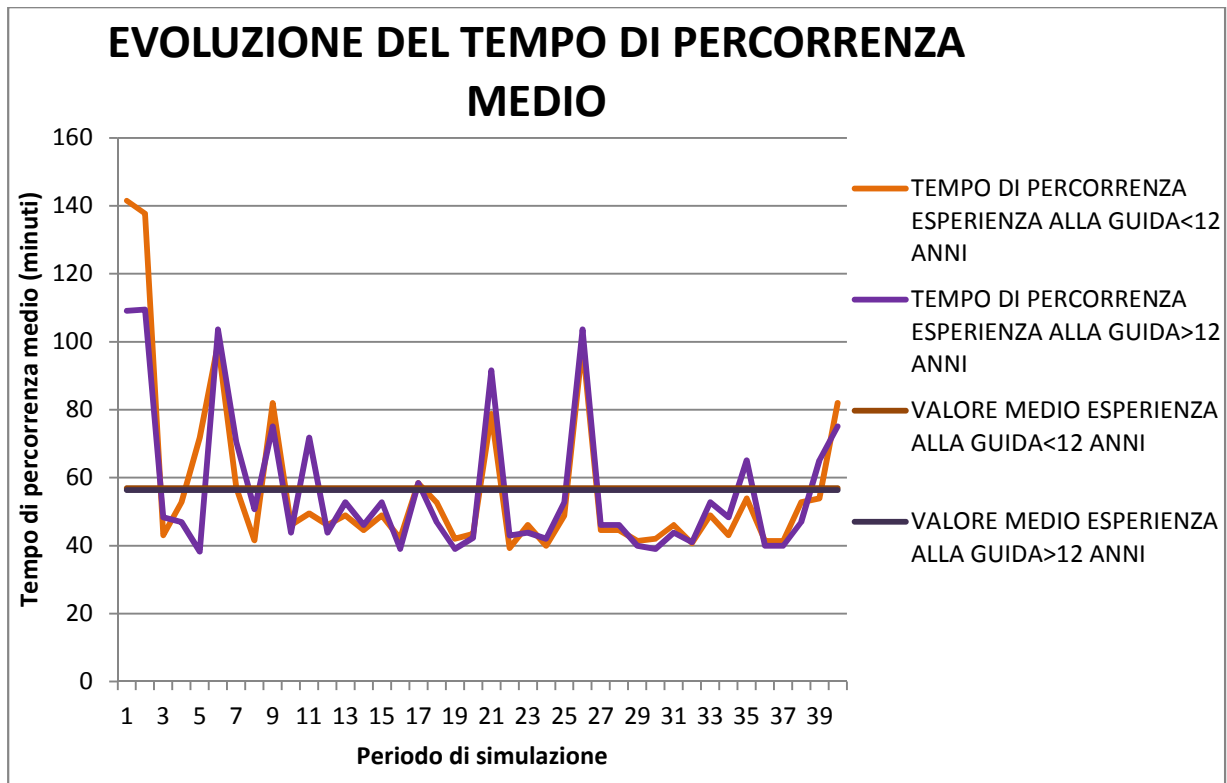


Grafico 30: Confronto, sulla base dell’esperienza alla guida, dell’evoluzione del tempo di percorrenza medio

	ESPERIENZA ALLA GUIDA<12 ANNI	ESPERIENZA ALLA GUIDA>12 ANNI
	TEMPO DI PERCORRENZA MEDIO DI RETE	
VALOR MEDIO	56,957	56,374
DEVIAZIONE STANDARD	24,600	20,809
COEFFICIENTE DI VARIAZIONE	0,432	0,369

Tabella 24: Parametri statistici, calcolati sulla base dell’esperienza alla guida, del tempo di percorrenza medio di rete

Il picco iniziale è decisamente maggiore per gli utenti più giovani (i 2 partecipanti che hanno scelto il percorso 1 nella prima simulazione, andando contro alle previsioni, infatti, appartengono all’altra categoria). Per tutto il resto dell’esperimento, invece, i due andamenti sono praticamente coincidenti: questo fatto è anche dimostrato dai valori medi del tempo di percorrenza che sono tra loro molto simili. Oscillazioni abbastanza ampie si manifestano fino al periodo 26 per poi mantenersi su valori più piccoli e più stabili.

Per meglio comprendere i benefici dell’esperienza si è realizzato il grafico 31 che riporta il tempo medio di percorrenza degli utenti con esperienza alla guida inferiore e superiore ai 12 anni, calcolato a gruppi di 5 periodi.

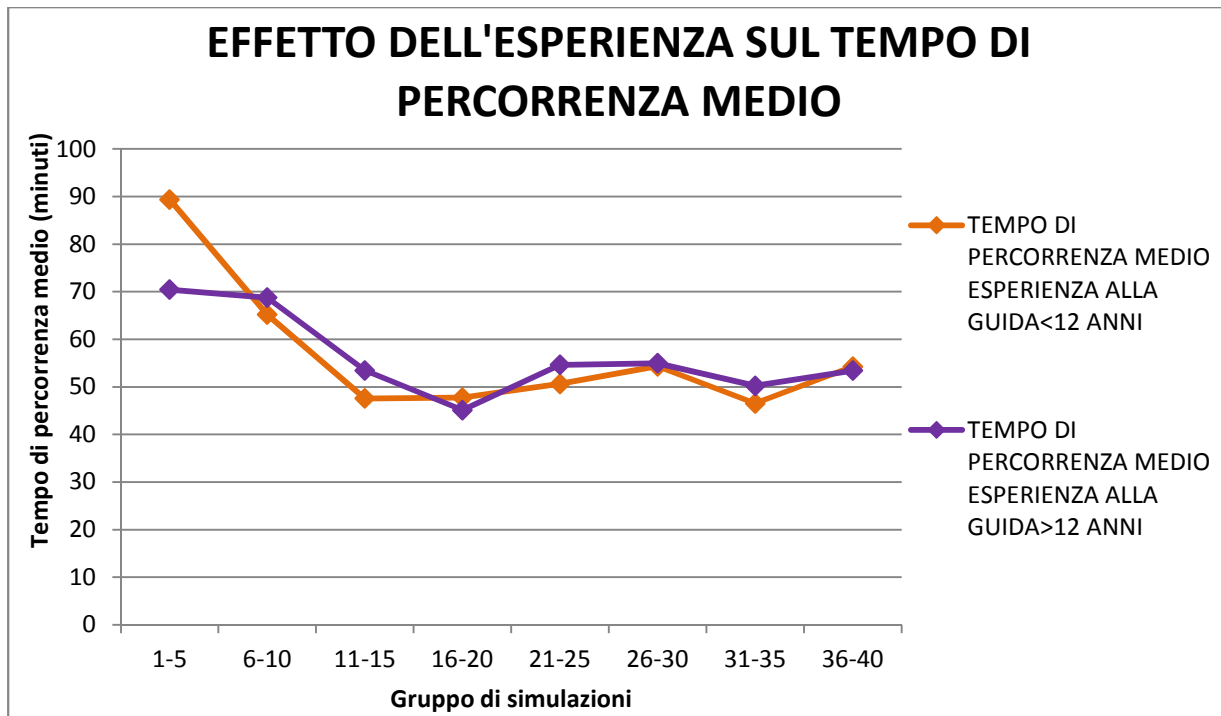


Grafico 31: Confronto, sulla base dell'esperienza alla guida, dell'effetto dell'esperienza sul tempo di percorrenza medio

Osservando il grafico 31 si nota che l'esperienza acquisita nel corso dell'esperimento ha un impatto rilevante sul tempo di percorrenza medio. Il trend risulta, infatti, decrescente e abbastanza simile in entrambi i casi (come si era già riscontrato dal grafico 30). I primi due gruppi di simulazioni sembrano essere stati sufficienti ai partecipanti per acquisire una buona conoscenza della rete. Dal terzo gruppo in poi i valori risultano decisamente più stabili: questo effetto è, naturalmente, dovuto anche al riferimento a valori medi calcolati ogni cinque periodi, in quanto alcuni picchi importanti si sono manifestati anche in questa fase, come illustrato nel grafico 30, ma più sporadicamente rispetto a quella iniziale.

Un altro aspetto importante è il comportamento di switching illustrato nel grafico 32 che mostra l'andamento nel tempo della percentuale di utenti con esperienza alla guida inferiore/superiore ai 12 anni che ha modificato il percorso rispetto al totale di utenti con esperienza alla guida inferiore/superiore ai 12 anni e la tabella 25 riporta i relativi parametri statistici.

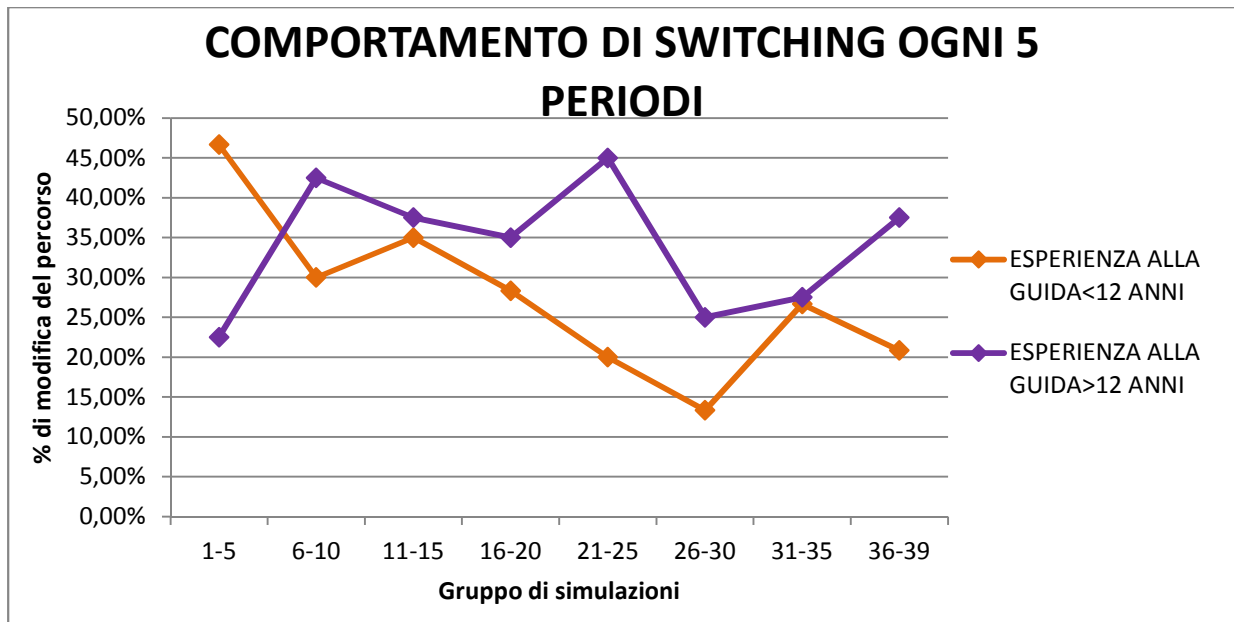


Grafico 32: Confronto, sulla base dell'esperienza alla guida, del comportamento di switching

	ESPERIENZA ALLA GUIDA <12 ANNI	ESPERIENZA ALLA GUIDA >12 ANNI
	NUMERO DI CAMBI DI PERCORSO GIORNALIERI	
MEDIA	3,333	2,718
PERCENTUALE	27,78%	33,97%
DEVIAZIONE STANDARD	1,660	1,099
COEFFICIENTE DI VARIAZIONE	0,498	0,404

Tabella 25: Parametri statistici, calcolati sulla base dell'esperienza di guida, del numero di cambiamenti di percorso giornalieri

Come si evince dal grafico 32 i comportamenti delle due categorie risultano decisamente differenti. Nel caso di utenti meno esperti si può delineare un trend circa decrescente, ad eccezione della fase finale che ha visto un incremento della percentuale di switching, come si era riscontrato anche nell'analisi dell'effetto del genere. Viceversa per i soggetti meno giovani non emerge alcun trend significativo, e si osservano invece oscillazioni continue della percentuale di utenti che ha modificato percorso fino alla fine dell'esperimento. Poiché i tempi di percorrenza, invece, sono risultati molto simili in entrambi i casi, questa differenza di comportamento può essere dettata da un diverso approccio delle due tipologie di utenti nei confronti delle informazioni che li hanno portati, in ogni caso, a raggiungere un valor medio di utilità circa coincidente. L'analisi della compliance e della risposta alle informazioni verrà effettuata successivamente. La percentuale di cambi di percorso giornalieri risulta leggermente maggiore per gli utenti con maggior esperienza alla guida. La tabella 26 riporta i parametri statistici del numero di cambi di percorso individuali dei partecipanti suddivisi sulla base dell'esperienza alla guida.

	ESPERIENZA ALLA GUIDA<12 ANNI	ESPERIENZA ALLA GUIDA>12 ANNI
	NUMERO DI CAMBI DI PERCORSO INDIVIDUALI	
MEDIA	10,833	13,250
DEVIAZIONE STANDARD	6,860	9,910
COEFFICIENTE DI VARIAZIONE	0,633	0,748

Tabella 26: Parametri statistici, calcolati sulla base dell'esperienza alla guida, del numero di cambiamenti di percorso individuali

Come si evince dalla tabella 26, il numero di cambi di percorso individuali nel corso dell'intero esperimento risulta più elevato per i partecipanti meno giovani. Questo risultato concorda con quanto ottenuto nell'esperimento di Kattan et al. (2013) dal quale è emerso che gli utenti con maggiore esperienza alla guida sono più propensi a modificare percorso a causa della loro maggior familiarità con la rete di trasporto e le condizioni di traffico. Essi tentano, infatti, di sfruttare le proprie conoscenze intraprendendo percorsi che ritengono essere meno congestionati in un dato scenario e periodo. I coefficienti di variazione risultano elevati in ambo i casi, ad indicare che vi è una notevole eterogeneità di comportamento tra i soggetti appartenenti al medesimo sottocampione. Appare interessante a questo punto analizzare la compliance/risposta manifestata dalle due categorie e verificare se i cambiamenti più numerosi effettuati dagli utenti più esperti siano avvenuti per disporsi sul percorso di minimo tempo previsto o su quello di minimo tempo effettivo del giorno precedente. I grafici 33a e 33b illustrano la compliance/risposta media, calcolata ogni 5 periodi, dei due sottocampioni nel corso dell'intero esperimento e le tabelle 27a e 27b riportano i relativi indicatori statistici riferiti alla totalità dei periodi di simulazione.

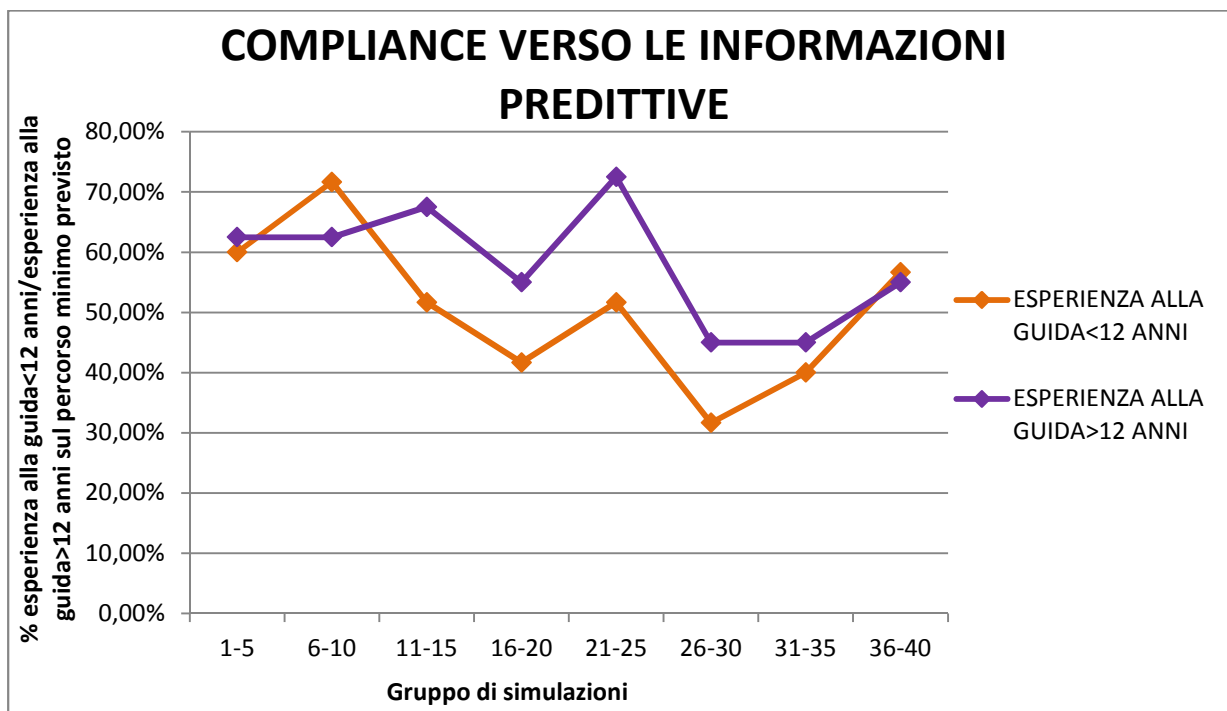


Grafico 33a

INFORMAZIONI PREDITTIVE	ESPERIENZA ALLA GUIDA<12 ANNI	ESPERIENZA ALLA GUIDA>12 ANNI
MEDIA PERCENTUALE	50,625%	58,125%
MEDIA PONDERATA	53,625%	
MEDIA	6,075	4,650
DEVIAZIONE STANDARD	2,433	1,477
COEFFICIENTE DI VARIAZIONE	0,400	0,318

Tabella 27a

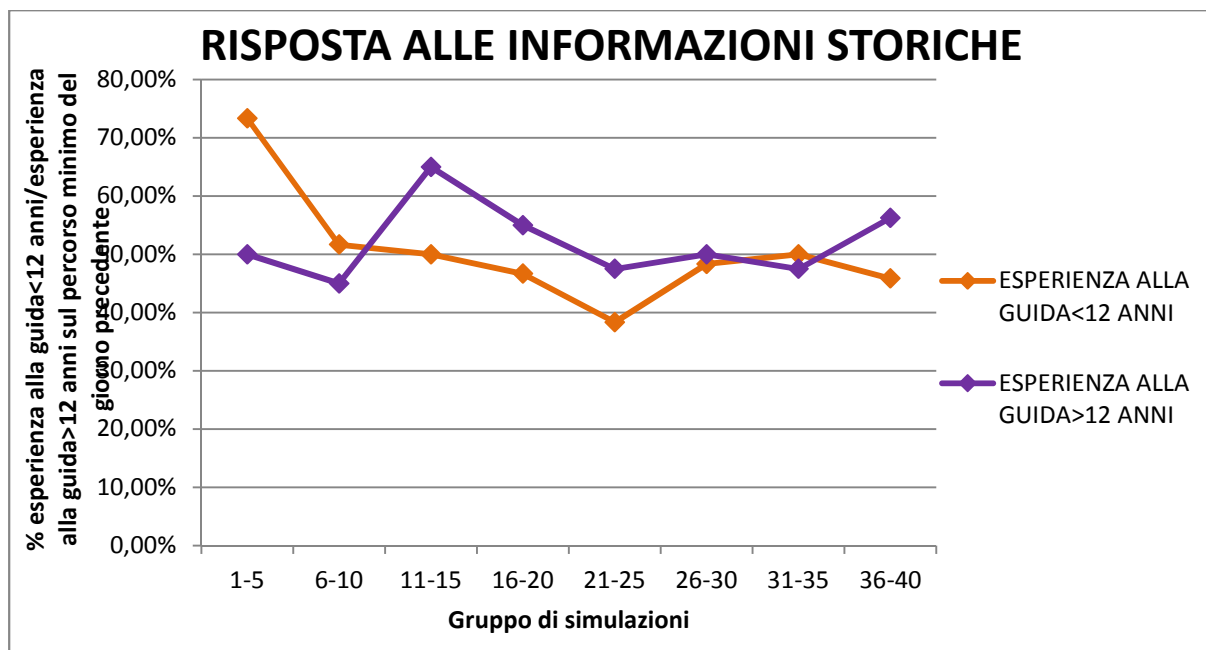


Grafico 33b

Grafico 33: Confronto, sulla base dell'esperienza alla guida, della (a) compliance verso le previsioni; (b) risposta alle informazioni storiche

INFORMAZIONI STORICHE	ESPERIENZA ALLA GUIDA<12 ANNI	ESPERIENZA ALLA GUIDA>12 ANNI
MEDIA PERCENTUALE	50,641%	51,923%
MEDIA PONDERATA	51,154%	
MEDIA	6,077	4,154
DEVIAZIONE STANDARD	2,264	1,598
COEFFICIENTE DI VARIAZIONE	0,373	0,385

Tabella 27b

Tabella 27: Parametri statistici, calcolati sulla base dell'esperienza alla guida, della (a) compliance verso le previsioni; (b) risposta alle informazioni storiche

Per quanto riguarda le informazioni predittive, per entrambi i campioni, non è possibile individuare un trend significativo. Le oscillazioni, infatti, si manifestano fino alla fine dell'esperimento, ad indicare che i partecipanti hanno utilizzato le previsioni come fonte di supporto, nonostante la loro

scarsa attendibilità. La compliance nei confronti delle previsioni è risultata maggiore per gli utenti più esperti. Questo risultato è in disaccordo con quelli ottenuti da Kattan et al. (2013) che hanno concluso che utenti con maggiore esperienza alla guida sono meno propensi a seguire il percorso consigliato (o, in questo caso, il minimo previsto) in quanto ritengono che esso si congestionerà a causa del dirottamento del traffico indotto dall'indicazione fornita dal sistema informativo. Per meglio dire, tali utenti preferiscono riporre fiducia nelle proprie percezioni, basandosi sulle conoscenze personali della rete e delle condizioni di traffico, piuttosto che riporre fiducia nelle informazioni. Il risultato qui ottenuto discorda anche da quelli ottenuti da Chorus et al. (2006) che hanno affermato che gli utenti più inesperti sono maggiormente propensi a ricevere informazioni ed eventualmente a modificare il proprio percorso per assecondarle e da quelli di Tawfik e Rakha (2012) che hanno asserito che gli utenti giovani hanno una maggior capacità di adattamento per scegliere il percorso di minimo costo atteso.

Per quanto riguarda le informazioni descrittive, invece, le percentuali di risposta dei due campioni risultano abbastanza simili ed i due trend, ad eccezione dei primi gruppi di periodi in cui si riscontrano alcune oscillazioni, sono simili e abbastanza stabili. Le percentuali medie di compliance e risposta alle informazioni per gli utenti più giovani sono praticamente coincidenti: poiché nel 69% dei casi le previsioni e le informazioni storiche erano concordi nell'indicazione del percorso minimo, ciò significa che gli utenti meno esperti hanno intrapreso il minimo percorso previsto quando esso coincideva con il minimo del giorno precedente.

Resta ora da capire se la frequenza di switching sia o meno legata alla compliance/risposta alle indicazioni esterne. I grafici 34a e 34b illustrano la percentuale di utenti con esperienza alla guida inferiore e superiore ai 12 anni che hanno modificato il proprio percorso per disporsi sul minimo previsto o effettivo del giorno precedente e le tabelle 28a e 28b riportano i relativi parametri statistici.

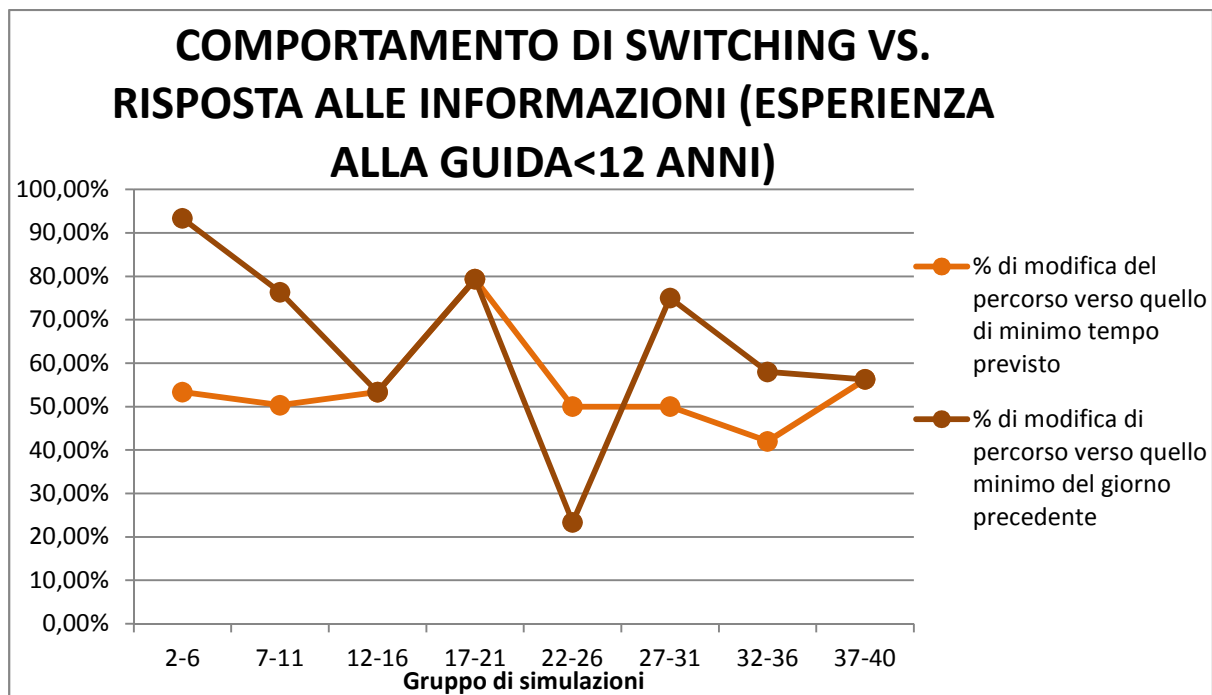


Grafico 34a

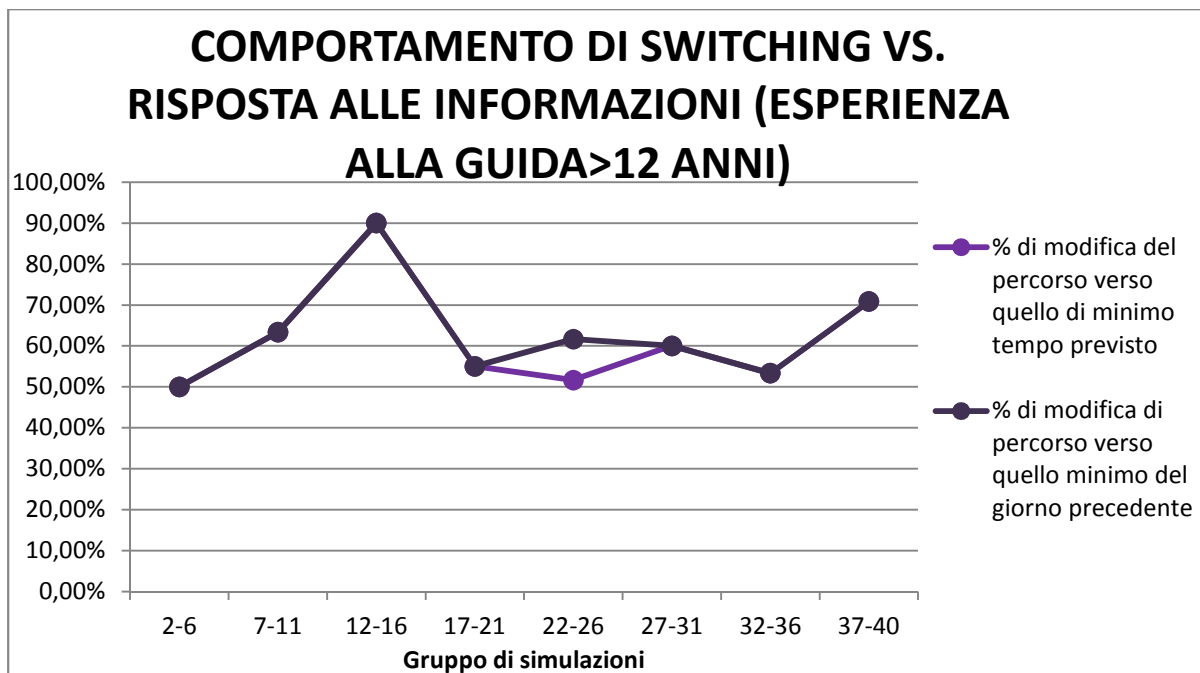


Grafico 34b

Grafico 34: Comportamento di switching vs. risposta alle informazioni a) utenti con esperienza alla guida <12 anni; (b) utenti con esperienza di guida >12 anni

INFORMAZIONI PREDITTIVE	ESPERIENZA ALLA GUIDA <12 ANNI	ESPERIENZA ALLA GUIDA >12 ANNI
MEDIA SWITCHING VERSO PERCORSO MINIMO	54,386%	61,538%
DEVIAZIONE STANDARD	35,9%	35,5%
COEFFICIENTE DI VARIAZIONE	0,661	0,577
MEDIA SWITCHING VERSO PERCORSO MINIMO 1	49,56%	60,83%
MEDIA SWITCHING VERSO PERCORSO MINIMO 2	59,21%	62,28%

Tabella 28a

INFORMAZIONI STORICHE	ESPERIENZA ALLA GUIDA <12 ANNI	ESPERIENZA ALLA GUIDA >12 ANNI
MEDIA SWITCHING VERSO PERCORSO MINIMO	64,30%	62,82%
DEVIAZIONE STANDARD	33,2%	35,0%
COEFFICIENTE DI VARIAZIONE	0,516	0,558
MEDIA SWITCHING VERSO PERCORSO MINIMO 1	58,18%	60,98%
MEDIA SWITCHING VERSO PERCORSO MINIMO 2	68,43%	65,20%

Tabella 28b

Tabella 28: Parametri statistici, calcolati sulla base dell'esperienza alla guida, della frequenza di switching verso il percorso minimo (a) previsto; (b) del periodo precedente

Le percentuali di switching per le informazioni storiche non differiscono in maniera significativa tra le due categorie mentre una differenza più marcata si riscontra per le previsioni, per le quali si denota che gli utenti più esperti sono maggiormente disposti a modificare percorso per posizionarsi su quello di costo minimo previsto (al contrario di quanto ottenuto nello studio di Chorus et al., 2006). Questo risultato non è sorprendente in quanto i soggetti più esperti hanno manifestato anche maggior compliance rispetto agli utenti più giovani. In tutti i casi si riscontra che i cambiamenti di percorso sono avvenuti principalmente per disporsi sul percorso 2, più attrattivo in termini di caratteristiche geometriche e più affidabile.

3.1.3 EFFETTO DELLA TIPOLOGIA PREVALENTE DI MOBILITA' SULLE SCELTE DI PERCORSO

Un altro aspetto ritenuto particolarmente importante da analizzare è il tipo di mobilità prevalente nella vita reale dei partecipanti all'esperimento; gli spostamenti possono essere sistematici (quando sono ripetitivi e dettati dalla necessità di svolgere attività sistematiche come il lavoro o la scuola) o non sistematici (quando riguardano attività non obbligatorie come lo sport, lo shopping, ecc., caratterizzati da una frequenza e regolarità minori). Nel primo caso gli utenti vengono definiti pendolari e nel secondo caso non pendolari; le stesse analisi svolte nei due paragrafi precedenti vengono effettuate anche per queste due tipologie per cercare di capire se esistano delle differenze significative di comportamento di scelta del percorso.

Il grafico 35 illustra l'andamento nel tempo dei flussi medi di pendolari e non pendolari nel percorso 1, calcolati a gruppi di 5 simulazioni, e le tabelle 29a e 29b riportano i relativi parametri statistici rispetto al totale dei periodi. L'andamento dei flussi nel percorso 2 è, ovviamente, speculare.

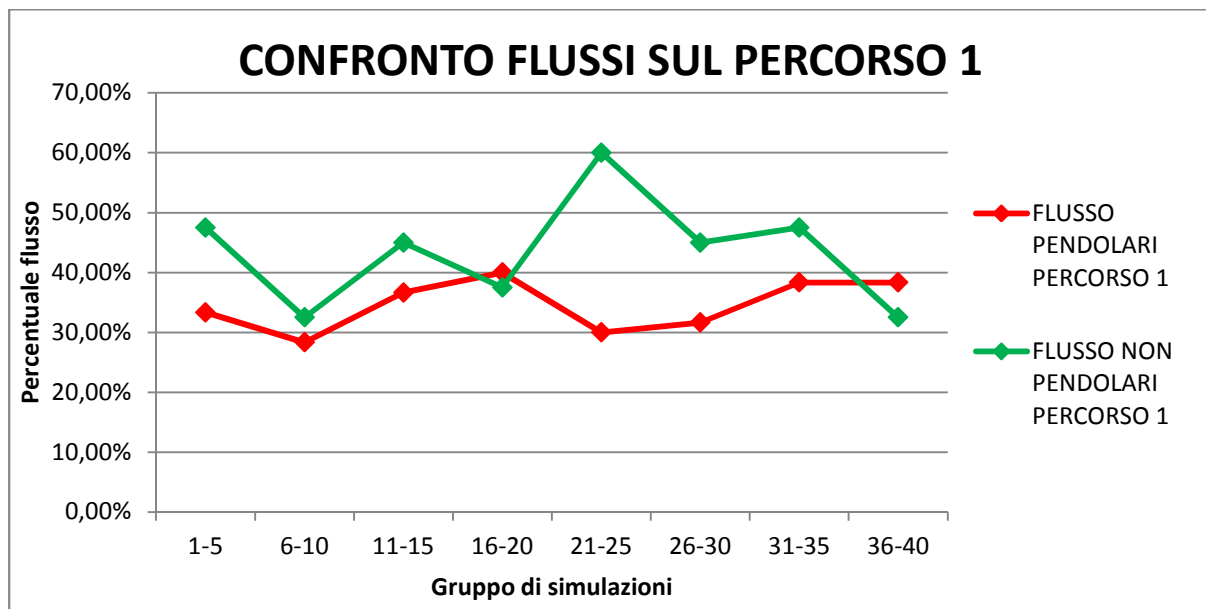


Grafico 35: Confronto, sulla base della tipologia prevalente di mobilità, dei flussi sul percorso 1

PERCORSO 1	PENDOLARI	NON PENDOLARI
MEDIA	4,150	3,475
PERCENTUALE	34,58%	43,44%
DEVIAZIONE STANDARD	1,460	1,485
COEFFICIENTE DI VARIAZIONE	0,352	0,427

Tabella 29a

PERCORSO 2	PENDOLARI	NON PENDOLARI
MEDIA	7,850	4,525
PERCENTUALE	65,42%	56,56%
DEVIAZIONE STANDARD	1,460	1,485
COEFFICIENTE DI VARIAZIONE	0,186	0,328

Tabella 29b

Tabella 29: Parametri statistici, calcolati sulla base della tipologia prevalente di mobilità, dei flussi (a) sul percorso 1; (b) sul percorso 2

In questo caso si riscontra una preferenza abbastanza evidente dei pendolari nei confronti della strada tangenziale rispetto agli utenti non pendolari che, invece, hanno preferito in misura maggiore il percorso centrale. Si denotano, dunque, un comportamento di tendenziale avversione al rischio dei primi e di tendenziale propensione al rischio dei secondi. Questi risultati sono in linea con quelli ottenuti in altri studi (Chorus et al., 2006; Kattan et al., 2013): le attività sistematiche, infatti, sono caratterizzate da orari alquanto rigidi ed un ritardo sul luogo di lavoro può portare a delle conseguenze spiacevoli. Per questo motivo i pendolari sono più riluttanti ad assumersi rischi. Viceversa, gli utenti non pendolari hanno maggiori flessibilità di orario e possono permettersi di intraprendere anche percorsi meno affidabili non dovendo rispettare orari obbligatori. Dal grafico 35, inoltre, si nota che le oscillazioni di flusso degli utenti non pendolari sono più ampie e restano fino alla fine dell'esperimento mentre per gli utenti pendolari i valori sono abbastanza stabili, senza che si verifichino mai oscillazioni importanti. Questo trend è dovuto al fatto che, in tempi brevi, i pendolari hanno acquisito familiarità con la rete e successivamente hanno definito una preferenza verso uno dei due percorsi; la ripetitività delle attività, infatti, si riflette anche sulla ripetitività delle scelte compiute dagli stessi. Si denota, dunque, un comportamento tendenzialmente inerte dettato dall'effetto dell'abitudine degli spostamenti e delle attività. Viceversa gli utenti non pendolari, non avendo limiti di tempo ed obblighi particolari, si sono "permessi" di esplorare la rete in misura maggiore. Il coefficiente di variazione per questi ultimi, infatti, risulta più elevato, in entrambi i percorsi, rispetto a quello dei pendolari ad indicare che il numero di utenti non pendolari che si è disposto nelle due alternative ha subito variazioni maggiori.

Il grafico 36 illustra l'andamento del tempo di percorrenza medio nel corso dell'intero esperimento e la tabella 30 riporta i relativi parametri statistici.

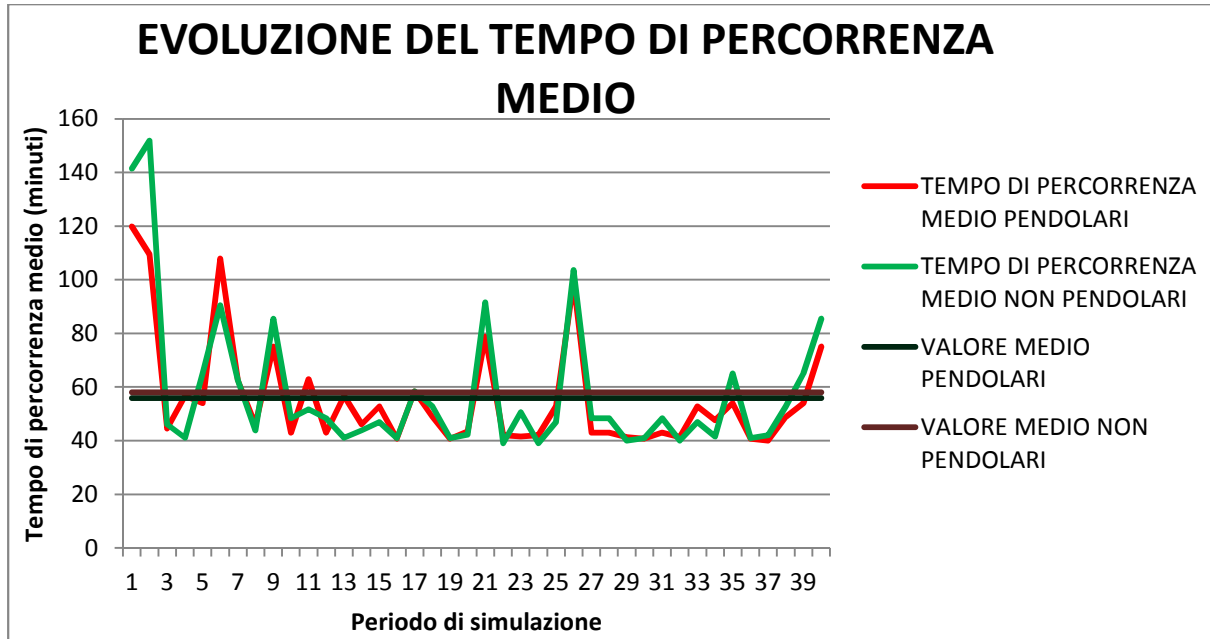


Grafico 36: Confronto, sulla base della tipologia prevalente di mobilità, dell'evoluzione del tempo di percorrenza medio

	PENDOLARI	NON PENDOLARI
	TEMPO DI PERCORRENZA MEDIO DI RETE	
VALOR MEDIO	55,863	58,015
DEVIAZIONE STANDARD	20,648	26,374
COEFFICIENTE DI VARIAZIONE	0,370	0,455

Tabella 30: Parametri statistici, calcolati sulla base della tipologia prevalente di mobilità, del tempo di percorrenza medio

Come si evince dal grafico, l'andamento del tempo medio di percorrenza dei pendolari e non pendolari risulta abbastanza simile. Le oscillazioni maggiori si manifestano nella prima parte dell'esperimento, durante la quale i partecipanti hanno esplorato la rete per acquisirne conoscenza mentre nella seconda parte i due trend sono praticamente sovrapponibili, con presenza di oscillazioni in misura decisamente minore. I valori medi di tempo di percorrenza sull'intera durata dell'esperimento presentano una differenza di circa 2 minuti a favore dei pendolari. Per meglio comprendere i benefici dell'esperienza si è realizzato il grafico 37 che riporta il tempo medio di percorrenza di pendolari e non pendolari calcolato a gruppi di 5 periodi.

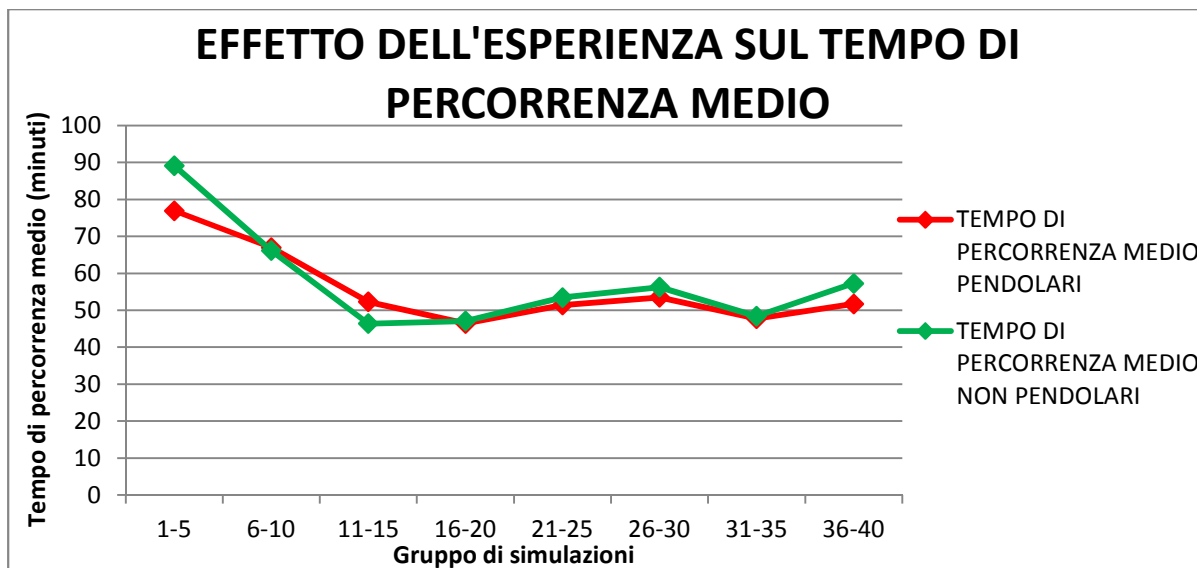


Grafico 37: Confronto, sulla base della tipologia prevalente di mobilità, dell'effetto dell'esperienza sul tempo di percorrenza medio

In entrambi i casi il trend risulta decrescente ad indicare che, nel corso del tempo, tutti i partecipanti hanno acquisito una conoscenza ed un'esperienza della rete tali da portare ad una riduzione e stabilizzazione dei valori medi di tempo di percorrenza. Nel primo gruppo di simulazioni, infatti, i tempi di percorrenza risultano notevoli (il picco maggiore dei non pendolari ha sicuramente contribuito ad alzare il loro tempo medio) per poi abbassarsi e successivamente stabilizzarsi. Questo risultato è in linea con quanto ottenuto nelle analisi degli effetti del genere e dell'età e denota l'importanza dell'effetto dell'esperienza sull'utilità media dei partecipanti.

Un altro aspetto importante è il comportamento di switching illustrato nel grafico 38 che mostra l'andamento nel tempo della percentuale di pendolari/non pendolari che ha modificato il percorso rispetto al totale di pendolari/non pendolari e la tabella 31 riporta i relativi parametri statistici.

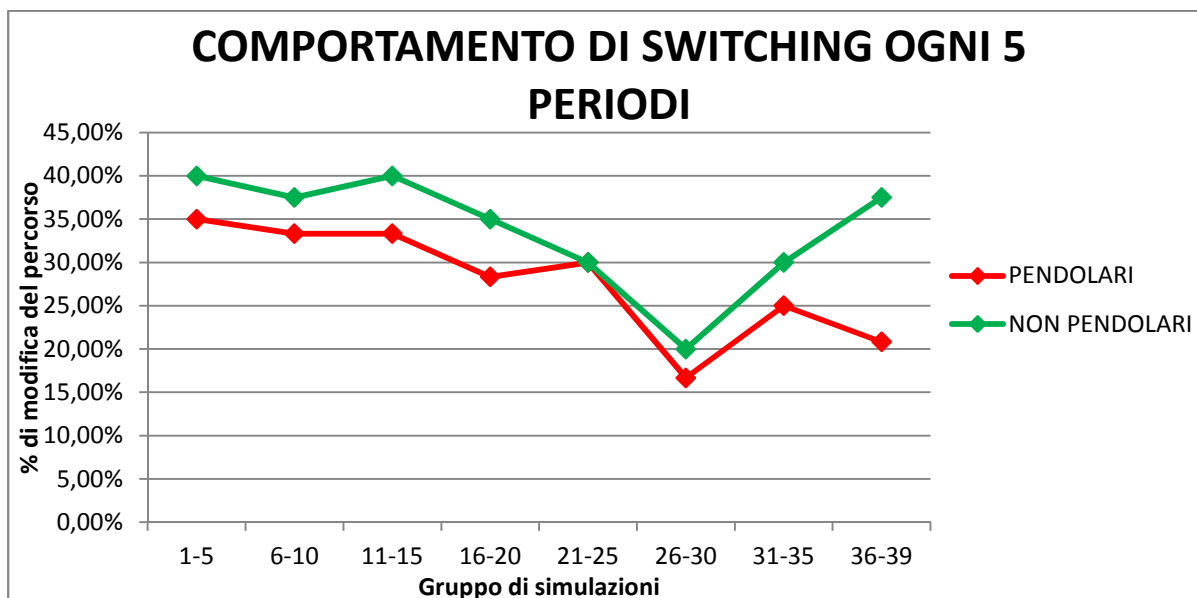


Grafico 38: Confronto, sulla base della tipologia prevalente di mobilità, del comportamento di switching

	NUMERO DI CAMBI DI PERCORSO GIORNALIERI	
	PENDOLARI	NON PENDOLARI
MEDIA	3,359	2,692
PERCENTUALE	27,99%	33,65%
DEVIAZIONE STANDARD	1,442	1,195
COEFFICIENTE DI VARIAZIONE	0,429	0,444

Tabella 31: Parametri statistici, calcolati sulla base della tipologia prevalente di mobilità, del numero di cambiamenti di percorso giornalieri

Analogamente al comportamento di scelta di percorso, anche nel caso di comportamento di switching si denota una certa avversione al rischio da parte degli utenti pendolari. Per questi ultimi, infatti, il trend è decrescente (l'aumento del 10% del numero di cambiamenti di percorso in corrispondenza del gruppo di simulazioni 31-35 è poco significativo data la ridotta dimensione del campione) ad indicare che, con l'acquisizione di esperienza e conoscenza della rete, i pendolari si sono disposti sul percorso che hanno ritenuto massimizzare la loro utilità senza modificarlo frequentemente. Questa diminuzione dell'inclinazione a modificare percorso è dettata dalla riluttanza ad assumersi rischi: Chen e Mahmassani (1999) hanno affermato che la modifica di percorso rappresenta un costo aggiuntivo per gli utenti che i pendolari, data la poca flessibilità di orario, non sono disposti a sostenere. Anche per i non pendolari si realizza un trend decrescente ma, negli ultimi 10 periodi, si manifesta un aumento notevole della percentuale di switching dettata, probabilmente, dall'effetto di informazioni esterne che verrà analizzato nel seguito.

La tabella 32 riporta i parametri statistici del numero di cambi di percorso individuali dei partecipanti suddivisi per tipologia di mobilità prevalente.

	NUMERO DI CAMBI DI PERCORSO INDIVIDUALI	
	PENDOLARI	NON PENDOLARI
MEDIA	10,917	13,125
DEVIAZIONE STANDARD	8,836	7,080
COEFFICIENTE DI VARIAZIONE	0,809	0,539

Tabella 32: Parametri statistici, calcolati sulla base della tipologia prevalente di mobilità, del numero di cambiamenti di percorso individuali

A conferma di quanto osservato precedentemente, il numero di cambi di percorso individuali risulta maggiore per gli utenti non pendolari che per gli utenti pendolari per i quali, tuttavia, la variabilità dei dati è notevole e comporta una maggior eterogeneità di comportamento. I pendolari hanno modificato percorso una volta ogni 3,5 giorni circa, differentemente dai non pendolari che l'hanno cambiato una volta ogni 3 giorni circa. Da altri studi (Albert et al., 2012; Kattan et al., 2013) è emerso che gli utenti non pendolari sono molto più inclini a modificare percorso per seguire un'alternativa alla loro strada preferita, se ritengono che questa scelta possa portare dei benefici in termini di tempo di percorrenza. Il numero maggiore di cambi di percorso dei non pendolari, tuttavia, può aver comportato una piccola perdita in termini di utilità: questo risultato non deve sorprendere in quanto già riscontrato da Selten et al. (2007) che hanno affermato che anche se gli utenti modificano percorso per tentare di minimizzare il proprio tempo di percorrenza, non necessariamente

ottengono il risultato desiderato. Dalle analisi sul comportamento di switching, si conclude, dunque, che il numero di cambiamenti di percorso, sia giornalieri che individuali, è inversamente correlato alla frequenza degli spostamenti nella vita reale.

Appare interessante a questo punto analizzare la compliance/risposta manifestata dalle due categorie e verificare se i cambiamenti più numerosi effettuati dai non pendolari siano avvenuti per disporsi sul percorso di minimo tempo previsto o su quello di minimo tempo effettivo del giorno precedente. I grafici 39a e 39b illustrano la compliance/risposta media, calcolata ogni 5 periodi, dei pendolari e non pendolari alle informazioni nel corso dell'intero esperimento e le tabelle 33a e 33b riportano i relativi indicatori statistici riferiti alla totalità dei periodi di simulazione.

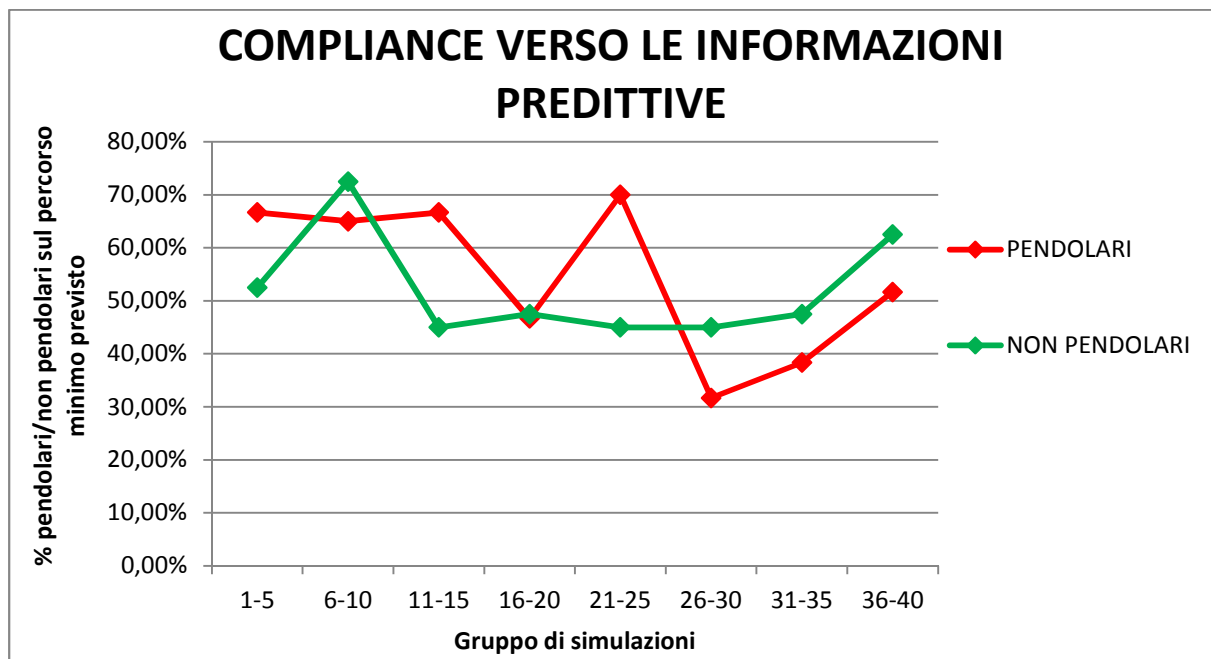


Grafico 39a

INFORMAZIONI PREDITTIVE	PENDOLARI	NON PENDOLARI
MEDIA PERCENTUALE	54,583%	52,188%
MEDIA PONDERATA	53,625%	
MEDIA	6,550	4,175
DEVIAZIONE STANDARD	2,309	1,567
COEFFICIENTE DI VARIAZIONE	0,352	0,375

Tabella 33a

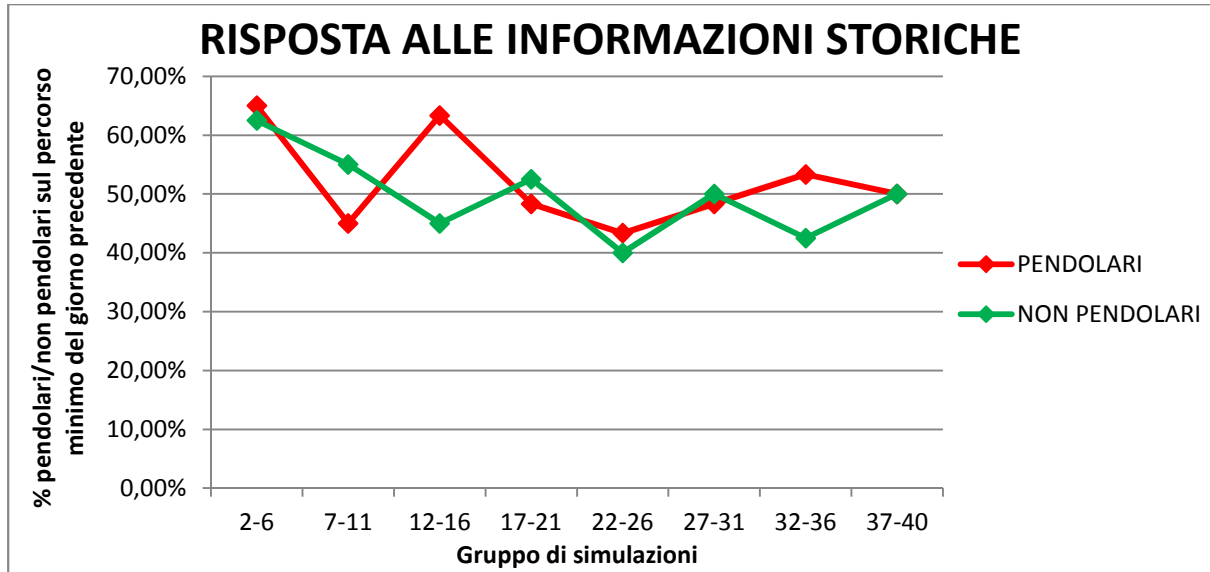


Grafico 39b

Grafico 39: Confronto, sulla base della tipologia prevalente di mobilità, della a) compliance verso le previsioni; (b) risposta alle informazioni storiche

INFORMAZIONI STORICHE	PENDOLARI	NON PENDOLARI
MEDIA PERCENTUALE	52,14%	49,68%
MEDIA PONDERATA	51,154%	
MEDIA	6,256	3,974
DEVIAZIONE STANDARD	2,302	1,460
COEFFICIENTE DI VARIAZIONE	0,368	0,367

Tabella 33b

Tabella 33: Parametri statistici, calcolati sulla base della tipologia prevalente di mobilità, della (a) compliance verso le previsioni; (b) risposta alle informazioni storiche

Dalle tabelle 33a e 33b si evince che, per quanto riguarda la compliance/risposta alle informazioni, le differenze non risultano particolarmente significative né tra le informazioni predittive e storiche né tra i pendolari e non pendolari. In altri studi (Emmerink et al., 1996; Chorus et al., 2006; Kattan et al., 2013), invece, si è riscontrato che gli utenti pendolari sono meno inclini a seguire le informazioni esterne a causa della minor flessibilità di orario a cui sono sottoposti ed al loro comportamento maggiormente inerte. In linea generale un utente pendolare è più propenso a scegliere la strada più affidabile anche se più costosa in termini di tempo di percorrenza mentre un utente con orari flessibili è maggiormente disposto ad acquisire informazioni, eventualmente anche con un esborso monetario, sui tempi di percorrenza delle altre alternative (Chorus et al., 2006).

Osservando i grafici si nota che il trend dei pendolari, sia nel caso di informazioni predittive che nel caso di informazioni storiche e salvo il gruppo di periodi 21-25 (grafico 39a), presenta una riduzione progressiva delle oscillazioni nel corso del tempo che denota, in parte, l'effetto dell'abitudine e dell'inerzia. Nel caso delle previsioni questo comportamento può essere dettato dalla consapevolezza degli stessi dell'inaffidabilità delle informazioni e, di conseguenza, ad una diminuzione della compliance nel corso del tempo. Viceversa, per gli utenti non pendolari il trend

presenta oscillazioni della risposta poco marcate ed una compliance praticamente stabile nella parte centrale dell'esperimento, seguita da un aumento di circa il 10% nella fase finale. Una percentuale di compliance poco superiore al 50% in entrambi i casi indica che, nonostante l'inaffidabilità delle previsioni, i partecipanti hanno comunque utilizzato le informazioni esterne come fonte di supporto. Resta ora da capire se il comportamento di switching sia o meno legato alla compliance/risposta alle indicazioni esterne. I grafici 40a e 40b illustrano la percentuale di pendolari/non pendolari che hanno modificato il proprio percorso per disporsi sul minimo previsto o effettivo del giorno precedente e le tabelle 34a e 34b riportano i relativi parametri statistici.

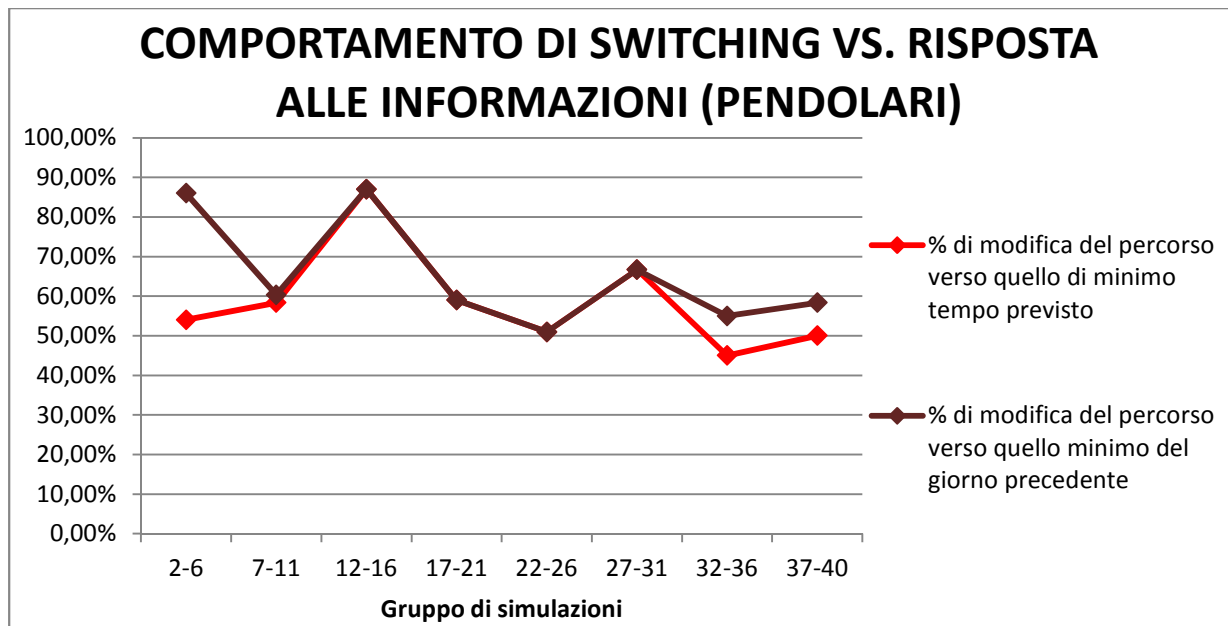


Grafico 40a

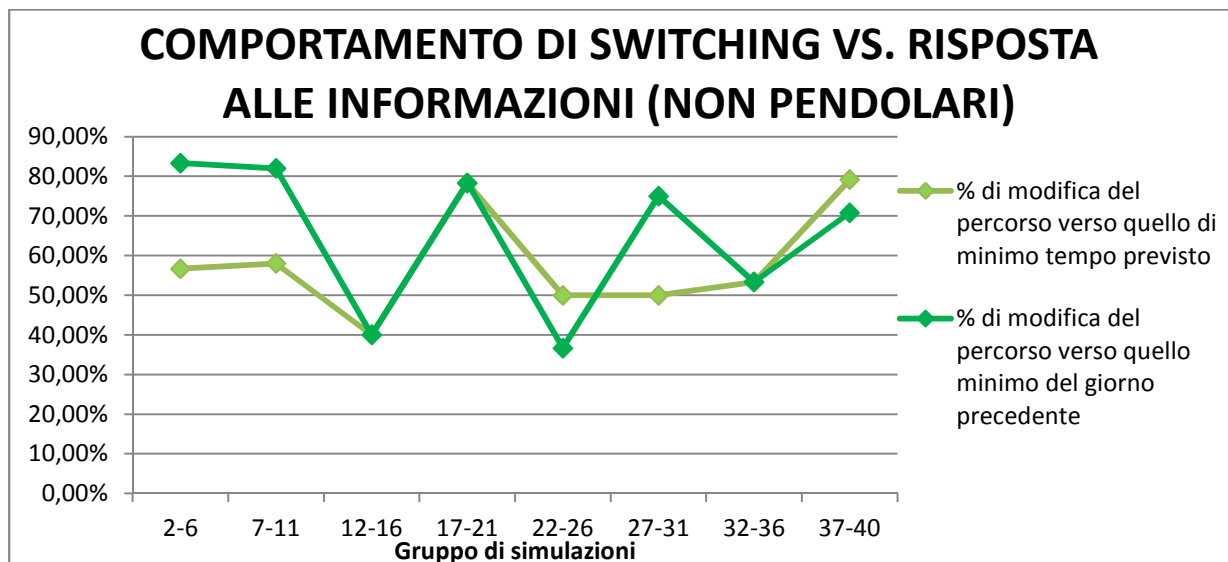


Grafico 40b

Grafico 40: Comportamento di switching vs. risposta alle informazioni (a) pendolari; (b) non pendolari

INFORMAZIONI PREDITTIVE	PENDOLARI	NON PENDOLARI
MEDIA SWITCHING VERSO PERCORSO MINIMO	59,10%	57,85%
DEVIAZIONE STANDARD	32,3%	37,1%
COEFFICIENTE DI VARIAZIONE	0,547	0,641
MEDIA SWITCHING VERSO PERCORSO MINIMO 1	58,50%	53,51%
MEDIA SWITCHING VERSO PERCORSO MINIMO 2	59,72%	62,19%

Tabella 34a

INFORMAZIONI STORICHE	PENDOLARI	NON PENDOLARI
MEDIA SWITCHING VERSO PERCORSO MINIMO	65,59%	64,52%
DEVIAZIONE STANDARD	29,7%	35,0%
COEFFICIENTE DI VARIAZIONE	0,452	0,542
MEDIA SWITCHING VERSO PERCORSO MINIMO 1	63,48%	58,79%
MEDIA SWITCHING VERSO PERCORSO MINIMO 2	68,32%	72,40%

Tabella 34b

Tabella 34: Parametri statistici, calcolati sulla base della tipologia prevalente di mobilità, della frequenza di switching verso il percorso minimo (a) previsto; (b) del periodo precedente

Dalle tabelle 34a e 34b si nota che i valori risultano equiparabili tra le due categorie di utenti, risultato atteso data anche la somiglianza nelle percentuali di compliance/risposta. I partecipanti hanno preferito modificare il proprio percorso per disporsi su quello minimo del giorno precedente piuttosto che assecondare le previsioni (nuovamente si evince la percezione dell'inaffidabilità delle informazioni predittive da parte dei partecipanti). Focalizzandosi sui pendolari, la frequenza di switching è risultata maggiore verso il percorso 2 che verso il percorso 1, atteggiamento che riflette la loro avversione al rischio e, quindi, la preferenza nei confronti dell'itinerario più affidabile.

3.2 ANALISI DEI QUESTIONARI

Questo paragrafo è dedicato all'analisi di alcuni quesiti significativi presenti nel questionario compilato dai partecipanti successivamente alla prova. Come già anticipato nel Capitolo 2, la prima parte del questionario è dedicata a domande relative alle caratteristiche personali dei partecipanti, attraverso le quali è stato possibile categorizzarli e realizzare tutte le analisi presenti nel sottocapitolo 3.1. Le risposte maggiormente degne di nota, tuttavia, sono quelle relative alla sezione dedicata alla valutazione del comportamento nell'esperimento. Ci si propone, a questo punto, di verificare la validità e la coerenza delle risposte fornite dai partecipanti ad alcune domande di interesse rispetto al loro comportamento nell'intero periodo di simulazione.

La prima domanda che si è deciso di analizzare è la 14, relativa alla compliance nei confronti delle previsioni. Nello specifico il quesito chiedeva di valutare con un punteggio da 1 a 10 (1=per nulla attendibile; 10=completamente attendibile) l'attendibilità delle previsioni ricevute. L'analisi che segue è necessaria per valutare la coerenza tra il punteggio espresso ed il comportamento

nell'esperimento. Il grafico 41 illustra l'istogramma di frequenza dei punteggi attribuiti dalla totalità dei partecipanti alle previsioni ricevute e la tabella 35 riporta i relativi parametri statistici.

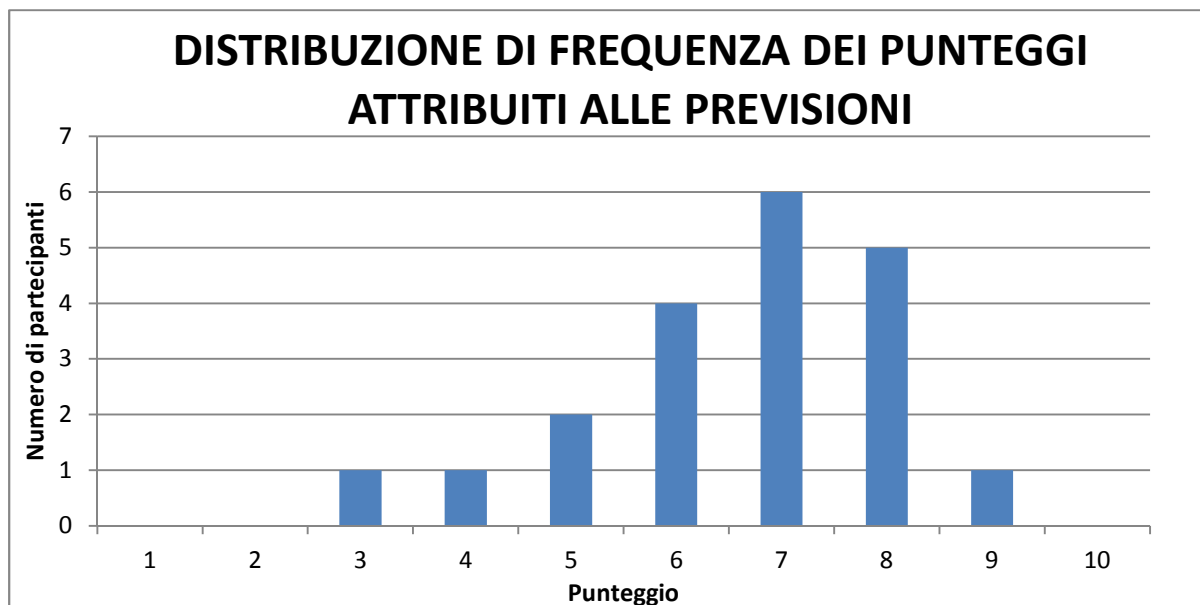


Grafico 41: Distribuzione di frequenza delle risposte al Quesito 14

MEDIA	6,600
DEVIATIONE STANDARD	1,501
COEFFICIENTE DI VARIAZIONE	0,227

Tabella 35: Parametri statistici delle risposte al Quesito 14

Come si evince, la scala di punteggi utilizzata dai soggetti coinvolti va da 3 a 9; nessun partecipante ha, dunque, ritenuto le informazioni completamente attendibili o totalmente inaffidabili. La media è di 6,6, valore che implica la piena sufficienza delle previsioni nonostante nel Capitolo 2 sia stata dimostrata la loro inaccuratezza. Ciò significa che i partecipanti si sono comunque affidati alle previsioni come fonte di supporto per le loro scelte di percorso. Per valutare la coerenza del punteggio attribuito rispetto al comportamento effettivamente manifestato nel corso dell'esperimento, i soggetti coinvolti sono stati, nuovamente, suddivisi sulla base di genere, età, tipologia prevalente di mobilità e professione. I punteggi medi delle varie categorie sono stati messi a confronto con la compliance media manifestata nel corso dell'esperimento, come riporta la tabella 36.

	UOMINI	DONNE	ETA'<30	ETA'>30	PEND.	NON PEND.	LAVOR.	STUD.
MEDIA PUNTEGGI	6,63	6,58	6,33	7,00	6,75	6,38	6,91	6,22
MEDIA COMPLIANCE	58,75%	50,21%	50,63%	58,13%	54,58%	52,19%	56,59%	50,00%

Tabella 36: Confronto per categorie della risposta al Quesito 14 e della compliance verso le previsioni

In linea generale si può affermare che, in tutti i casi, i punteggi attribuiti dai partecipanti sono stati coerenti con il comportamento assunto nell'esperimento: uomini, utenti più esperti, pendolari e lavoratori hanno manifestato maggiore compliance nei confronti delle informazioni predittive e hanno dato ad esse punteggi superiori. Le risposte a questa domanda, dunque, possono, mediamente, essere considerate valide.

Il quesito 10, sempre relativo alla compliance/risposta alle informazioni esterne, chiedeva di definire, qualora il partecipante non avesse manifestato una preferenza assoluta (o quasi) per una delle due alternative, se le sue scelte di percorso si fossero basate prevalentemente sui tempi storici, sulle previsioni o su entrambi. Nuovamente, ci si propone di valutare la coerenza tra la risposta data dai soggetti coinvolti ed il loro comportamento nell'esperimento. Il grafico 42 illustra l'istogramma di frequenza delle risposte date dai partecipanti a cui è stato richiesto di rispondere alla domanda 10 e la tabella 37 riporta il numero di utenti che hanno espresso una preferenza assoluta (o quasi) verso uno dei due percorsi e che, quindi, non hanno dovuto rispondere al quesito.

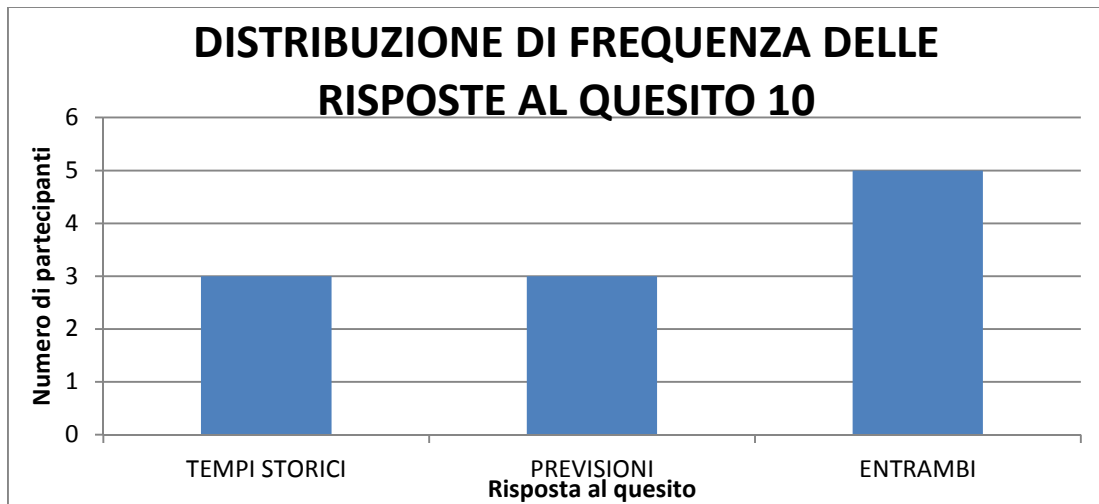


Grafico 42: Distribuzione di frequenza delle risposte al Quesito 10

	PREFERENZA VERSO 1	PREFERENZA VERSO 2
NUMERO UTENTI	2	7

Tabella 37: Preferenza assoluta dichiarata verso uno dei due percorsi

Come si evince dalla tabella 37, due partecipanti hanno espresso una preferenza verso il percorso 1 e sette verso il 2. Analizzando il comportamento nell'esperimento, tuttavia, è emerso che i due utenti che hanno affermato di preferire in maniera quasi assoluta l'itinerario 1, in realtà hanno spesso modificato percorso, utilizzando l'alternativa 2 per un numero di periodi (non consecutivi) superiore a 14. Considerazioni analoghe possono essere effettuate per uno dei partecipanti che ha espresso la preferenza verso il percorso 2. Questi tre utenti, dunque, avrebbero dovuto rispondere al quesito 10, non avendo manifestato un comportamento prevalentemente inerte. Per questo motivo si ritiene poco significativo procedere con l'analisi essendo il campione di utenti rappresentato nel grafico 42 inferiore a quello reale. Si può soltanto affermare che la risposta prevalente dei partecipanti è stata "entrambi", coerentemente con il comportamento aggregato nell'esperimento nel quale la differenza tra la compliance manifestata nei confronti delle previsioni (53,625%) e la risposta data alle informazioni storiche (51,154%) è risultata molto piccola.

Il quesito 13 relativo alla memoria dei partecipanti, infine, chiedeva di definire l'orizzonte temporale delle informazioni ricevute su cui si erano basate le scelte di percorso, con lo scopo principale di suddividere i partecipanti a gruppi sulla base della memoria dichiarata per successive analisi statistiche. La tabella 38 riporta le possibili risposte al quesito sopracitato.

QUESITO 13
1) AL SOLO PERIODO PIU' RECENTE
2) AI 2-3 PERIODI PRECEDENTI
3) ALL'ULTIMA SETTIMANA
4) ALL'INTERA DURATA DELL'ESPERIMENTO

Tabella 38: Possibili risposte al Quesito 13

Il grafico 43 illustra l'istogramma di frequenza delle risposte date dai partecipanti al quesito 13.

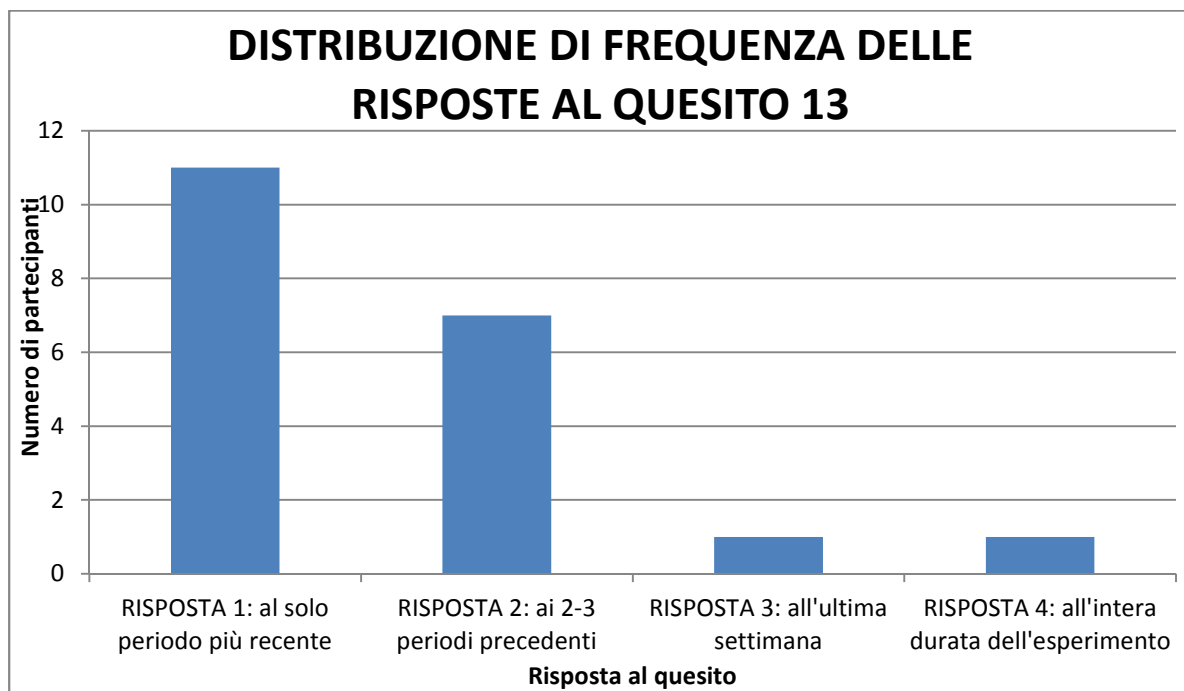


Grafico 43: Distribuzione di frequenza delle risposte al Quesito 13

Come si evince dallo stesso, la maggior parte dei partecipanti (55%) ha affermato di aver usufruito delle informazioni relative al solo periodo più recente. Sette partecipanti (35%) hanno risposto di aver utilizzato le informazioni relative ai 2-3 periodi precedenti mentre soltanto due (10%) hanno considerato orizzonti temporali maggiori. La tabella 39 riporta una possibile suddivisione a gruppi dei soggetti coinvolti sulla base della memoria dichiarata.

MEMORIA	SCARSA	DISCRETA	BUONA/OTTIMA
NUMERO DI SOGGETTI	11	7	2

Tabella 39: Suddivisione a gruppi dei partecipanti sulla base della memoria dichiarata

Dalla tabella 39 si nota che i numeri di soggetti appartenenti ai vari gruppi differiscono in maniera significativa e non consentono di effettuare analisi statistiche appropriate. E' da sottolineare, inoltre,

che sei partecipanti (30%) hanno affermato di aver tenuto una registrazione scritta dei valori dei tempi di percorrenza forniti mediante le informazioni; la risposta al quesito 13, infatti, potrebbe essere stata dettata non tanto dalla memoria del partecipante quanto dalla disponibilità della registrazione dei dati.

Nelle analisi statistiche, riportate nel Capitolo 4, i partecipanti sono stati suddivisi in due gruppi (memoria scarsa e memoria discreta/buona/ottima) in modo da avere due campioni di dimensioni comparabili, senza escludere coloro che hanno risposto di aver tenuto una registrazione scritta dei tempi di percorrenza.

3.3 ANALISI DETTAGLIATA DEL COMPORTAMENTO NELL'ESPERIMENTO

3.3.1 INTRODUZIONE

In questo paragrafo si effettua un'analisi delle variabili significative della dinamica di scelta di percorso, suddividendo i partecipanti in gruppi sulla base di una valutazione combinata del tempo massimo di permanenza sullo stesso percorso e della frequenza di switching (numero totale di cambiamenti di percorso). In particolare le soglie usate per definire i gruppi sono state ottenute calcolando la differenza tra le due variabili sopracitate.

- GRUPPO 1: Utenti fortemente o completamente inerti [Differenza (tempo di permanenza massimo-numero di cambiamenti individuali)>15].

Questo gruppo è caratterizzato da un numero di partecipanti pari a tre, di cui due non hanno mai modificato percorso (restando sull'alternativa 2 per l'intera durata dell'esperimento) ed uno ha provato soltanto una volta, nelle prime simulazioni, l'itinerario 1 per poi riposizionarsi definitivamente sul 2. Questa tipologia di utenti, dunque, ha selezionato un determinato percorso sulla base di un pregiudizio personale, ne è rimasto soddisfatto e non l'ha più cambiato. Il grafico 44 rappresenta un esempio di questa tipologia di comportamento.

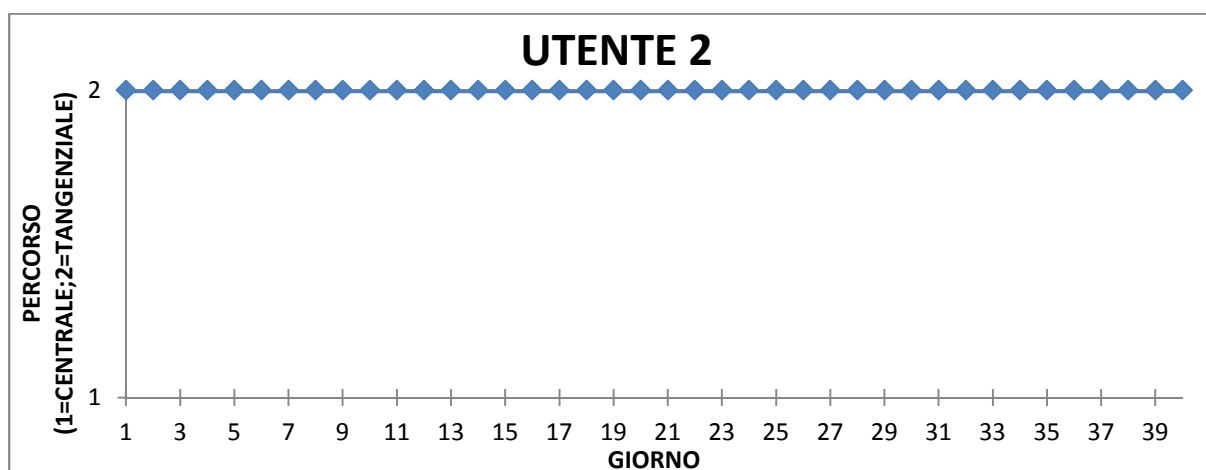


Grafico 44: Tipico comportamento di scelta di percorso assunto dai partecipanti appartenenti al gruppo 1

- GRUPPO 2: Utenti che hanno manifestato una preferenza assoluta verso uno dei due percorsi senza rimanere sull'altro per più di tre periodi consecutivi [$10 < \text{Differenza (tempo di permanenza massimo-numero di cambiamenti individuali)} \leq 15$].

Il gruppo, in questo caso, è composto da cinque partecipanti di cui quattro hanno manifestato una preferenza assoluta verso la strada tangenziale ed uno verso quella centrale. I cambiamenti di percorso sono stati sporadici e/o si sono manifestati soprattutto nella fase iniziale dell'esperimento (un utente, ad esempio, ha modificato il proprio percorso complessivamente 11 volte, valore che risulta superiore al numero di cambi di percorso del gruppo 3, ma è rimasto su quello meno preferito per al massimo un periodo e soltanto nella prima parte della prova e, quindi, ha assunto un comportamento più simile ai soggetti appartenenti a questo gruppo). Il grafico 45 rappresenta un esempio di questa tipologia di comportamento.

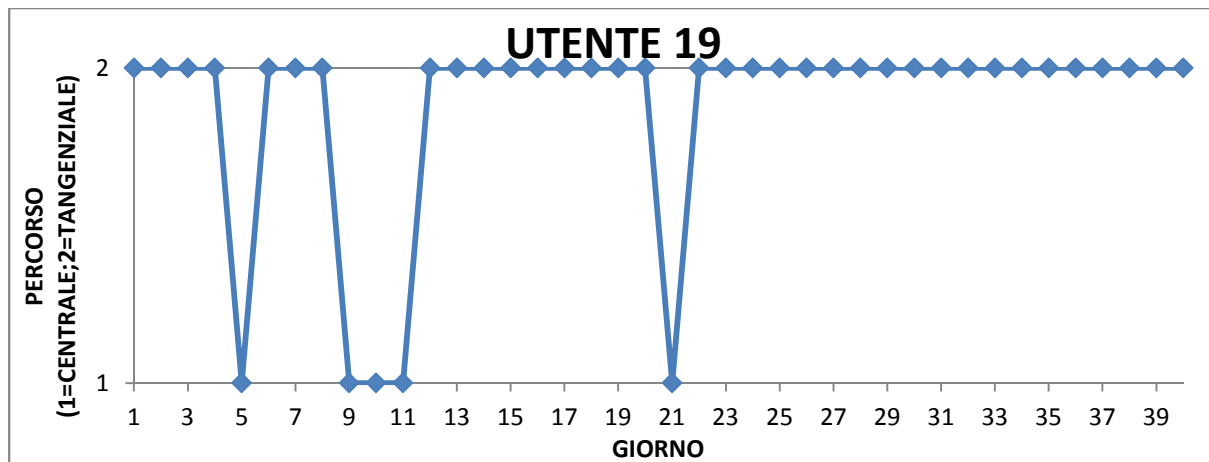


Grafico 45: Tipico comportamento di scelta di percorso assunto dai partecipanti appartenenti al gruppo 2

- GRUPPO 3: Utenti che non hanno manifestato una preferenza assoluta e sono rimasti nel percorso “meno preferito” anche per nove periodi consecutivi [$0 \leq \text{Differenza (tempo di permanenza massimo-numero di cambiamenti individuali)} \leq 10$].

Il gruppo è costituito da quattro partecipanti che non hanno modificato il proprio percorso più di 10 volte nel corso dell'intero esperimento ma, una volta cambiato, si sono soffermati sullo stesso per alcuni periodi consecutivi. Tre dei soggetti coinvolti hanno manifestato una preferenza maggiore verso la strada centrale mentre uno soltanto verso quella tangenziale. Il grafico 46 rappresenta un esempio di questa tipologia di comportamento.

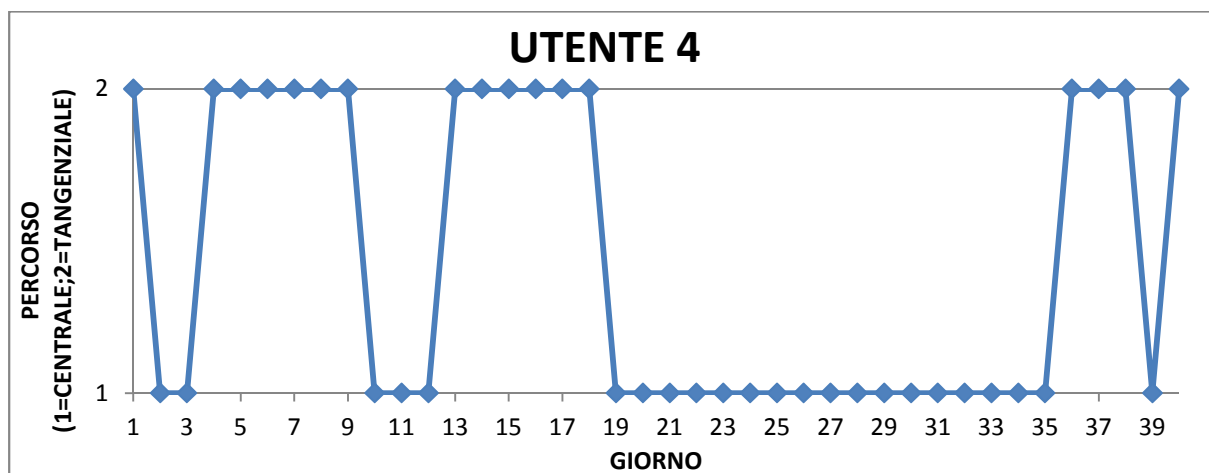


Grafico 46: Tipico comportamento di scelta di percorso assunto dai partecipanti appartenenti al gruppo 3

- GRUPPO 4: Utenti che hanno modificato spesso percorso rimanendo sullo stesso anche per 8 periodi successivi [$-16 \leq \text{Differenza (tempo di permanenza massimo-numero di cambiamenti individuali)} < 0$].

Il gruppo, in questo caso, è costituito da cinque partecipanti che hanno spesso cambiato percorso (fino ad un massimo di 22 volte nell'intera durata dell'esperimento) soffermandosi anche per diversi periodi consecutivi, senza, però, manifestare una preferenza significativa verso una delle due alternative. Il grafico 47 rappresenta un esempio di questa tipologia di comportamento.

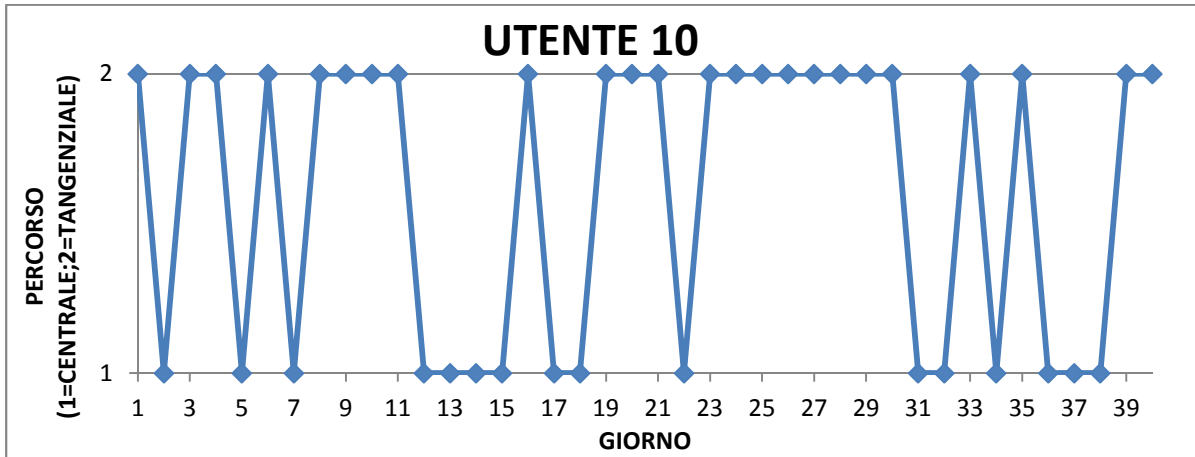


Grafico 47: Tipico comportamento di scelta di percorso assunto dai partecipanti appartenenti al gruppo 4

- GRUPPO 5: Utenti che hanno modificato spesso percorso, rimanendo sullo stesso per al massimo 4 periodi consecutivi [$\text{Differenza (tempo di permanenza massimo-numero di cambiamenti individuali)} < -16$].

Questo gruppo, costituito da 3 partecipanti, è caratterizzato da un comportamento fortemente dinamico. I soggetti coinvolti, infatti, hanno modificato il proprio percorso per un numero minimo di 23 volte nel corso dell'intero esperimento, rimanendo sullo stesso per al massimo 4 simulazioni successive. Il grafico 48 rappresenta un esempio di questa tipologia di comportamento.

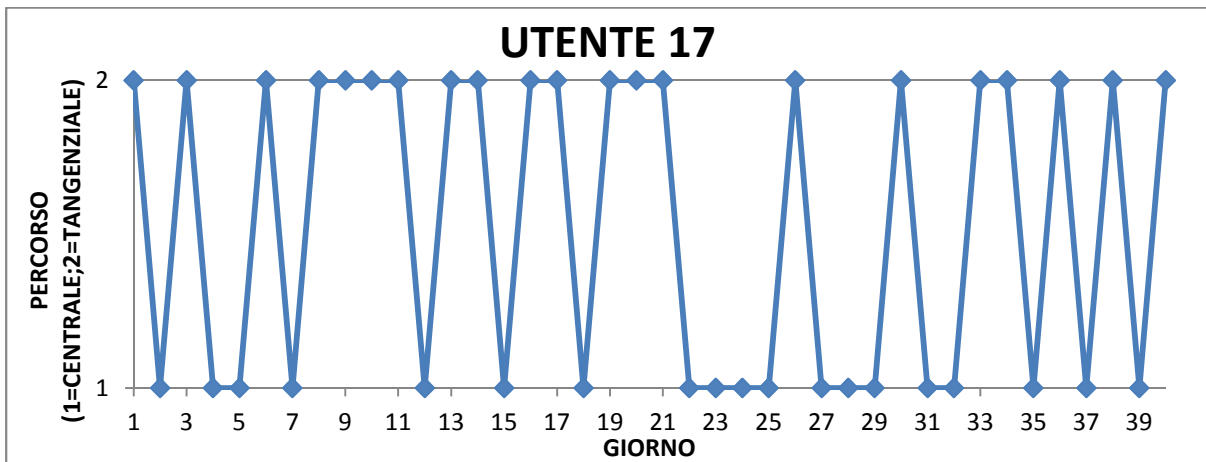


Grafico 48: Tipico comportamento di scelta di percorso assunto dai partecipanti appartenenti al gruppo 5

3.3.2 ANALISI DI ALCUNE VARIABILI SIGNIFICATIVE

La prima variabile che si è deciso di valutare è il tempo di percorrenza medio, con lo scopo di capire se assumere un comportamento totalmente o prevalentemente inerte in un sistema con presenza di informazioni esterne possa portare vantaggi o meno in termini della suddetta variabile. Il grafico 49 illustra l'evoluzione del tempo medio di percorrenza per i cinque sottocampioni sopra definiti, calcolato a gruppi di cinque periodi per un miglior impatto visivo, e la tabella 40 riporta i relativi parametri statistici.

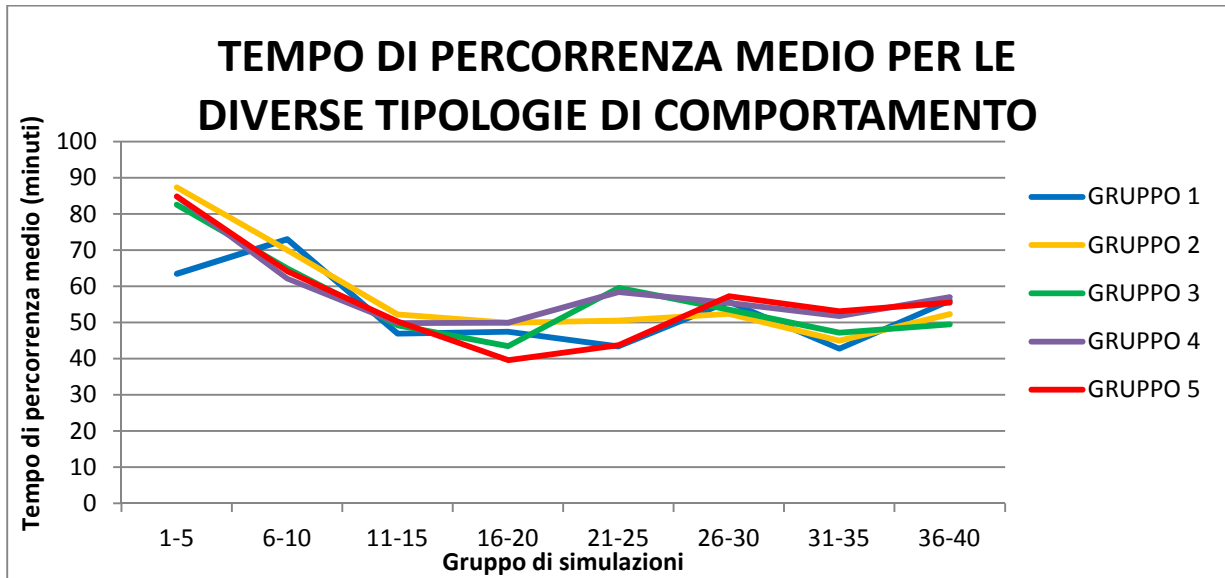


Grafico 49: Evoluzione del tempo di percorrenza medio per le diverse tipologie di comportamento

	TEMPO DI PERCORRENZA MEDIO DI RETE				
	GRUPPO 1	GRUPPO 2	GRUPPO 3	GRUPPO 4	GRUPPO 5
MEDIA	53,575	57,453	56,255	58,660	56,055
DEVIAZIONE STANDARD	26,686	24,296	25,366	26,798	29,636
COEFFICIENTE DI VARIAZIONE	0,498	0,423	0,451	0,457	0,529

Tabella 40: Parametri statistici, calcolati sulla base della tipologia di comportamento, del tempo di percorrenza medio

Come si evince dal grafico 49, l'effetto dell'esperienza ha un impatto rilevante sul tempo di percorrenza medio di tutti i gruppi. Dalla tabella 40 si nota che il valore del tempo di percorrenza medio dei diversi gruppi è abbastanza simile, ad eccezione del gruppo 1 che presenta un valore più basso. Si può concludere, dunque, che, nelle condizioni di questo esperimento, gli utenti che hanno manifestato un comportamento completamente (o quasi completamente) inerte hanno ottenuto un risultato migliore, pur non avendo considerato le informazioni esterne. Questo risultato è in disaccordo con quanto riportato da Xie e Liu (2014) che hanno riscontrato che i costi degli utenti non inerti sono sempre inferiori o al limite uguali a quelli degli utenti inerti e che la differenza è tanto più elevata quanto più le informazioni sono accurate. Si conclude che in presenza di informazioni, per i gruppi che ne hanno usufruito (gli ultimi quattro), si è manifestata una rapidità notevole di apprendimento delle condizioni della rete (come per i restanti due gruppi) che, tuttavia, non ha portato alla minimizzazione del tempo di percorrenza, come già riscontrato da Avineri e Prashker (2006).

Un'altra variabile fondamentale è il numero medio di cambiamenti di percorso, individuali o giornalieri, relativo all'intero periodo di simulazione. Il grafico 50 illustra l'andamento nel tempo della frequenza di switching dei partecipanti suddivisi nei 5 gruppi e calcolato a gruppi di 5 periodi e la tabella 41 riporta i relativi parametri statistici.

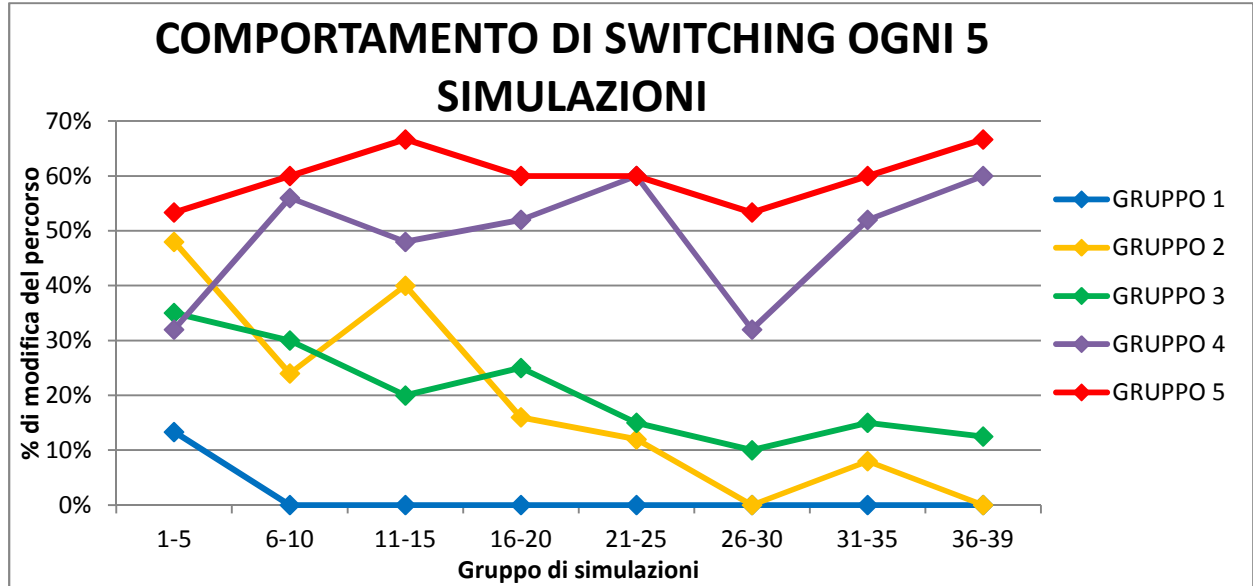


Grafico 50: Frequenza di switching per le diverse tipologie di comportamento

	NUMERO DI CAMBI DI PERCORSO GIORNALIERI				
	GRUPPO 1	GRUPPO 2	GRUPPO 3	GRUPPO 4	GRUPPO 5
MEDIA	0,051	0,949	0,821	2,436	1,795
PERCENTUALE	1,71%	18,97%	20,51%	48,72%	59,83%
DEVIAZIONE STANDARD	0,223	1,050	0,756	1,095	0,801
COEFFICIENTE DI VARIAZIONE	4,357	1,107	0,922	0,450	0,446

Tabella 41: Parametri statistici, calcolati sulla base della tipologia di comportamento, della frequenza di switching

Il grafico 50, naturalmente, presenta un variazione di livello, tra i gruppi, crescente in termini di percentuale di modifica del percorso (confermato dai valori in tabella 41) in quanto i gruppi sono stati suddivisi anche sulla base della frequenza di switching. E' interessante notare, invece, che i trend dei gruppi 2 e 3 presentano un andamento decrescente nel corso del tempo, ad indicare che i partecipanti inizialmente hanno esplorato la rete e cercato di acquisire il maggior quantitativo di informazioni possibili per migliorare le proprie percezioni. Ad un certo punto gli utenti hanno raggiunto un livello di preferenza nei confronti di una delle due alternative tale da decidere di non modificare più (o modificare raramente) percorso per effetto dell'abitudine. Acquisita sufficiente conoscenza, dunque, essi si sono stabilizzati cambiando sporadicamente percorso (sulla base, probabilmente, delle informazioni esterne). Il trend dei gruppi 4 e 5, invece, risulta assai diverso: il gruppo 4 presenta oscillazioni persistenti per tutta la durata dell'esperimento; per il gruppo 5, invece, il trend si mantiene abbastanza stabile e su valori elevati di percentuale di modifica del percorso.

La tabella 42 riporta il numero medio di cambiamenti di percorso individuali per ciascun gruppo. Non sono necessarie ulteriori considerazioni in quanto, come già definito precedentemente, i gruppi sono stati suddivisi anche sulla base della frequenza di switching.

	NUMERO DI CAMBI DI PERCORSO INDIVIDUALI				
	GRUPPO 1	GRUPPO 2	GRUPPO 3	GRUPPO 4	GRUPPO 5
MEDIA	0,67	7,40	8,00	19,00	23,33
DEVIAZIONE STANDARD	1,15	2,19	2,16	1,73	0,58
COEFFICIENTE DI VARIAZIONE	1,732	0,296	0,270	0,091	0,025

Tabella 42: Parametri statistici, calcolati sulla base della tipologia di comportamento, del numero di cambiamenti di percorso individuali

Per quanto riguarda la risposta/compliance alle informazioni è da sottolineare il fatto che gli utenti del gruppo 1 e 2, avendo assunto un comportamento totalmente (o quasi) inerte, hanno manifestato una compliance/risposta assolutamente (o prevalentemente) casuali. Per i partecipanti appartenenti al gruppo 3, per i quali i cambiamenti di percorso sono stati sporadici, invece, si può concludere che la compliance risulta maggiore quando il percorso da loro preferito viene anche consigliato (o, nel caso specifico, previsto come minimo dalle informazioni) come già riscontrato da Tawfik e Rakha (2012). Non si ritiene significativa, dunque, l'analisi in sé della compliance/risposta alle informazioni ma della loro relazione con il comportamento di switching degli utenti. Le tabelle 43a e 43b riportano i valori medi ed altri indicatori statistici delle percentuali di utenti appartenenti ai diversi gruppi che hanno modificato il proprio percorso (rispetto al totale di soggetti appartenenti a quel gruppo) per disporsi sul minimo previsto o effettivo del giorno precedente.

INFORMAZIONI PREDITTIVE	GRUPPO 1	GRUPPO 2	GRUPPO 3	GRUPPO 4	GRUPPO 5
MEDIA SWITCHING VERSO PERCORSO MINIMO	50,00%	68,94%	62,00%	62,84%	53,51%
DEVIAZIONE STANDARD	70,7%	44,9%	48,5%	32,1%	39,9%
COEFFICIENTE DI VARIAZIONE	1,414	0,652	0,782	0,510	0,746
MEDIA SWITCHING VERSO PERCORSO MINIMO 1	-	85,71%	58,33%	58,77%	52,63%
MEDIA SWITCHING VERSO PERCORSO MINIMO 2	50,00%	61,11%	65,38%	67,13%	54,39%

Tabella 43a

INFORMAZIONI STORICHE	GRUPPO 1	GRUPPO 2	GRUPPO 3	GRUPPO 4	GRUPPO 5
MEDIA SWITCHING VERSO PERCORSO MINIMO	100,00%	96,21%	66,00%	71,85%	50,88%
DEVIAZIONE STANDARD	0,000	0,125	0,473	0,266	0,401
COEFFICIENTE DI VARIAZIONE	0,000	0,130	0,716	0,370	0,788
MEDIA SWITCHING VERSO PERCORSO MINIMO 1	100,00%	100,00%	60,71%	65,87%	50,00%
MEDIA SWITCHING VERSO PERCORSO MINIMO 2	100,00%	92,42%	72,73%	79,69%	51,96%

Tabella 43b

Tabella 43: Parametri statistici, calcolati sulla base della tipologia di comportamento, della frequenza di switching verso il percorso minimo (a) previsto; (b) del giorno precedente

Come si evince dalle tabelle, ad eccezione del gruppo 5, i partecipanti hanno manifestato una risposta maggiore nei confronti delle informazioni storiche piuttosto che nei confronti di quelle predittive. Probabilmente questa minor compliance è stata dettata dalla consapevolezza dell'inaffidabilità delle previsioni. Per quanto riguarda i soggetti appartenenti al gruppo 2, in linea generale si può affermare che utenti che assumono un comportamento prevalentemente inerte possono essere motivati a modificare percorso per effetto delle informazioni esterne: è tuttavia da sottolineare che questo atteggiamento è fortemente influenzato dall'accuratezza delle informazioni. Indicazioni inaffidabili, infatti, agiscono da deterrente a modificare percorso, in particolare nei confronti di questa tipologia di utenti (Kattan et al., 2013). Dalle tabelle 43a e 43b si nota che il numero esiguo di cambiamenti di percorso effettuati dai soggetti di questo gruppo sono avvenuti in misura nettamente maggiore per disporsi sul percorso minimo del giorno precedente, a conferma di quanto concluso da Kattan et al. (2013) nei confronti della percezione dell'inaffidabilità delle informazioni. Analizzando il comportamento di partecipanti appartenenti al gruppo 1, invece, è da sottolineare che un utente completamente inerte non modificherà mai il proprio percorso, nemmeno se le informazioni sono particolarmente sfavorevoli nei confronti di quello preferito (Xie e Liu, 2014). E' il caso di due dei tre utenti appartenenti al gruppo 1 che si sono sempre mantenuti sul percorso 2 indipendentemente dalle informazioni esterne, probabilmente per un pregiudizio positivo nei confronti della strada tangenziale. Per quanto riguarda le percentuali di modifica di percorso verso una delle due alternative, il gruppo 2 ha preferito spostarsi verso il percorso 1 (sia nel caso di informazioni predittive che storiche). Questo è dovuto al fatto che quattro degli utenti appartenenti a questo gruppo hanno manifestato una preferenza quasi assoluta verso il percorso 2 e i cambi sono avvenuti principalmente verso il percorso 1 a causa dell'inerzia dei soggetti appartenenti a questo gruppo nel restare nel percorso 2. Al contrario, le modifiche di percorso degli ultimi tre gruppi sono avvenute principalmente per disporsi sul percorso 2, più affidabile rispetto all'alternativa. Per quanto riguarda il gruppo 1, i cambiamenti effettuati in totale dai partecipanti nel corso dell'intero esperimento sono stati soltanto 2. La percentuale di modifica di percorso (verso la strada tangenziale o centrale nel caso di informazioni storiche) del 100% implica che l'unico utente che si è spostato quel giorno lo ha fatto per posizionarsi sul minimo del giorno precedente. Questi risultati, comunque, vanno osservati con occhio critico in quanto non propriamente rappresentativi della compliance o risposta alle informazioni. Molto probabilmente questo singolo cambio di

percorso può essere stato motivato da un tentativo dell'utente inerte di esplorare l'alternativa che, essendo risultata insoddisfacente, lo ha condotto a posizionarsi definitivamente sul percorso che aveva preferito a priori.

CAPITOLO 4

ANALISI STATISTICA DI ALCUNE VARIABILI SIGNIFICATIVE DELLA DINAMICA DAY-TO-DAY

In questo capitolo si propongono alcune analisi mediante metodi statistici per valutare se esista una relazione statisticamente significativa tra le variabili più importanti della dinamica day-to-day. Le conclusioni tratte nei capitoli precedenti, infatti, derivano dall'osservazione dei grafici realizzati con i dati disponibili e le considerazioni effettuate sono prevalentemente descrittive. Si vuole cercare di capire ora se tali osservazioni abbiano o meno un fondamento statistico. I metodi utilizzati sono la regressione, l'ANOVA ad una via, il suo corrispondente test non parametrico (test di Kruskal-Wallis) e, dove appropriata, l'ANOVA a due vie.

4.1 MODELLI DI REGRESSIONE

Questo paragrafo è dedicato ad analisi mediante modelli di regressione per cercare di capire se esista o meno una correlazione tra alcune variabili significative. Per determinare le forme funzionali più adatte a rappresentare le relazioni, si procede interpolando le osservazioni sperimentali con diversi modelli di regressione: lineare, polinomiale (di secondo grado) e, laddove possibile, esponenziale, logaritmico e con potenza. Il risultato migliore, inteso come quello che presenta il coefficiente di determinazione R^2 più elevato, verrà riportato e commentato in questo capitolo. R^2 è il parametro (compreso tra 0 ed 1) utilizzato per giudicare l'adeguatezza del modello di regressione: più specificatamente è inteso come la frazione della variabilità nei dati interpretata dal modello. E' da sottolineare che un basso/elevato valore di R^2 non implica necessariamente che il modello di regressione sia cattivo/buono. Qualora esso risultasse maggiore di un valore considerato accettabile (posto, in questo studio, pari a 0,15) risulta necessario procedere con il test di significatività della regressione (tramite statistica t di student) per capire se la relazione tra le due variabili analizzate sia attribuibile o meno al caso. Per tutte le analisi, la soglia di accettabilità da confrontare con il valore di significatività è posta pari al 5%.

La prima analisi riguarda la ricerca di una possibile correlazione tra il numero di cambiamenti di percorso ed il tempo medio di percorrenza individuali relativi all'intero periodo di simulazione. In un contesto di dinamica day-to-day di scelta di percorso, la decisione di mantenere o modificare la propria scelta è fortemente motivata dalla soddisfazione o insoddisfazione dell'utente nei confronti delle esperienze di viaggio attuale e precedenti, soprattutto in termini di tempo di percorrenza. E' importante, quindi, cercare di capire quanto forte sia la correlazione tra queste due variabili. Nel caso in esame, si analizza la relazione tra il tempo medio di viaggio sperimentato da ogni individuo nel corso dell'intero esperimento (mediato, quindi, sulle 40 simulazioni) ed il numero totale di cambiamenti di percorso di ogni partecipante, ottenendo così un totale di 20 osservazioni. Il grafico 51 rappresenta il diagramma di dispersione delle due variabili di interesse e l'interpolazione dei dati

mediante regressione polinomiale di secondo grado (la cui forma funzionale è, anch'essa, riportata nel grafico 51: la x rappresenta il numero di cambiamenti di percorso del singolo utente e la y il tempo medio di percorrenza individuale).

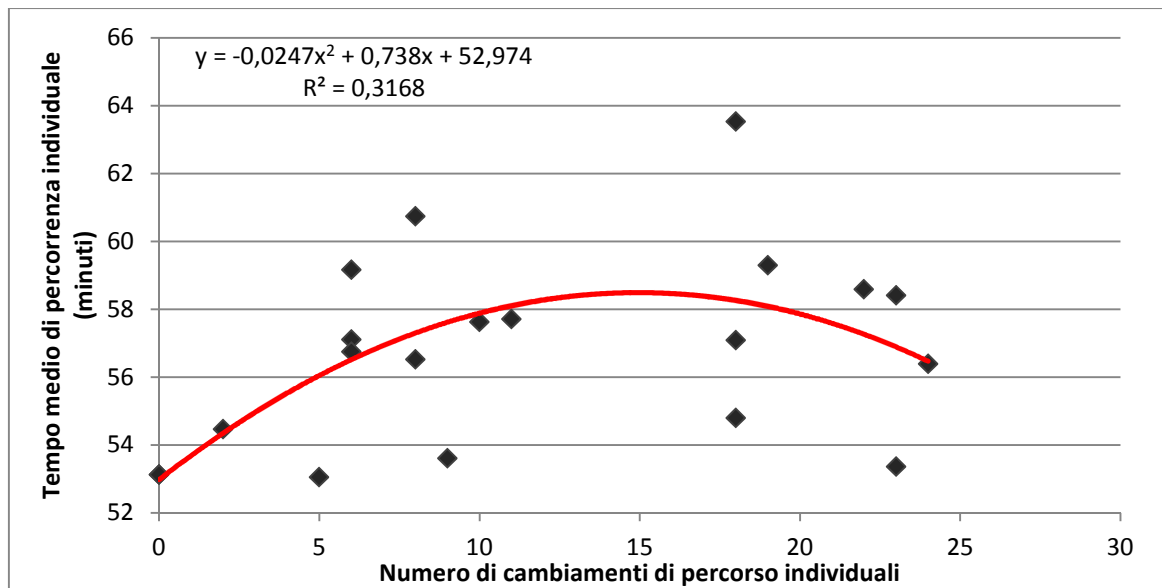


Grafico 51: Relazione tra il numero di cambiamenti di percorso ed il tempo medio di percorrenza individuali

E' da sottolineare il fatto che nel grafico 51 si possono osservare soltanto 19 punti. Questo perché due di essi (quelli corrispondenti ad un numero di cambiamenti di percorso pari a 0) sono coincidenti in quanto due utenti non hanno mai modificato il proprio percorso, mantenendosi sempre sulla strada tangenziale ed ottenendo così lo stesso valore di utilità media. La tabella 44 riporta i valori dei parametri statistici associati al modello di regressione (Numero di osservazioni=20; Coefficiente di determinazione $R^2=0,3168$; Coefficiente di determinazione corretto $R^2 \text{ corretto}=0,2365$).

	COEFFICIENTE	ERRORE STANDARD	STATISTICA t	VALORE DI SIGNIFICATIVITA'
INTERCETTA	52,9744	1,4457	36,6419	0,0000
VARIABILE X	0,7380	0,2903	2,5420	0,0211
VARIABILE X^2	-0,0247	0,0113	-2,1759	0,0440

Tabella 44: Parametri statistici associati al modello di regressione relativo all'effetto del numero di cambiamenti di percorso individuali sul tempo medio di percorrenza individuale

Si evince che esiste una relazione statisticamente significativa tra le due variabili sopracitate. Nonostante il valore alquanto basso del coefficiente di determinazione R^2 corretto, la statistica t associata alla variabile indipendente (cioè al numero di cambiamenti di percorso individuali) implica che quest'ultima ha un effetto significativo sul tempo di percorrenza medio. La relazione tra le due variabili in esame è stata analizzata anche nello studio di Meneguzzer e Olivieri (2013), che hanno ottenuto tuttavia una relazione monotona crescente, con riferimento alla quale hanno osservato che è possibile fornire una duplice interpretazione. Se il numero di cambiamenti di percorso è considerato la causa ed il tempo di percorrenza medio l'effetto, si potrebbe affermare che, anche se gli utenti modificano il proprio percorso per cercare di incrementare la propria utilità, in genere,

falliscono, come riscontrato anche da Selten et al. (2007). Nella visione opposta, invece, si potrebbe concludere che gli utenti che sperimentano tempi di percorrenza elevati tendono a modificare più frequentemente percorso per cercare di minimizzare la propria disutilità mentre chi è soddisfatto della propria utilità è meno propenso a sperimentare un percorso alternativo.

Il secondo modello di regressione prevede come variabili la compliance manifestata dal partecipante (intesa come il numero di volte in cui lo stesso ha intrapreso il percorso di minimo costo previsto) ed il tempo di percorrenza medio individuale. L'effetto delle informazioni esterne, infatti, può avere un impatto significativo sull'utilità del singolo individuo. La compliance è fortemente influenzata dall'accuratezza delle informazioni: previsioni affidabili comportano maggior compliance che non sempre, però, coincide con la diminuzione del tempo di percorrenza. Nel caso di informazioni inaffidabili, invece, risulta più difficile immaginare il comportamento dell'utente ed il suo approccio nei confronti delle indicazioni. Per questo motivo si ritiene opportuno ricercare la possibile correlazione tra queste due variabili, già largamente analizzate nei Capitoli 2 e 3 e rappresentate nel seguente diagramma di dispersione (grafico 52). L'interpolazione dei dati è stata effettuata mediante regressione polinomiale di secondo grado la cui forma funzionale è, anch'essa, riportata nel grafico 52 dove la x rappresenta il numero di volte in cui il singolo utente si è disposto sul percorso di costo minimo previsto e la y il tempo medio di percorrenza individuale. Nuovamente il numero di punti osservabili è pari a 19 per lo stesso motivo sopracitato. La tabella 45 riporta i valori dei parametri statistici associati al modello di regressione (Numero di osservazioni=20; Coefficiente di determinazione $R^2=0,1583$; Coefficiente di determinazione corretto $R^2 \text{ corretto}=0,0593$).

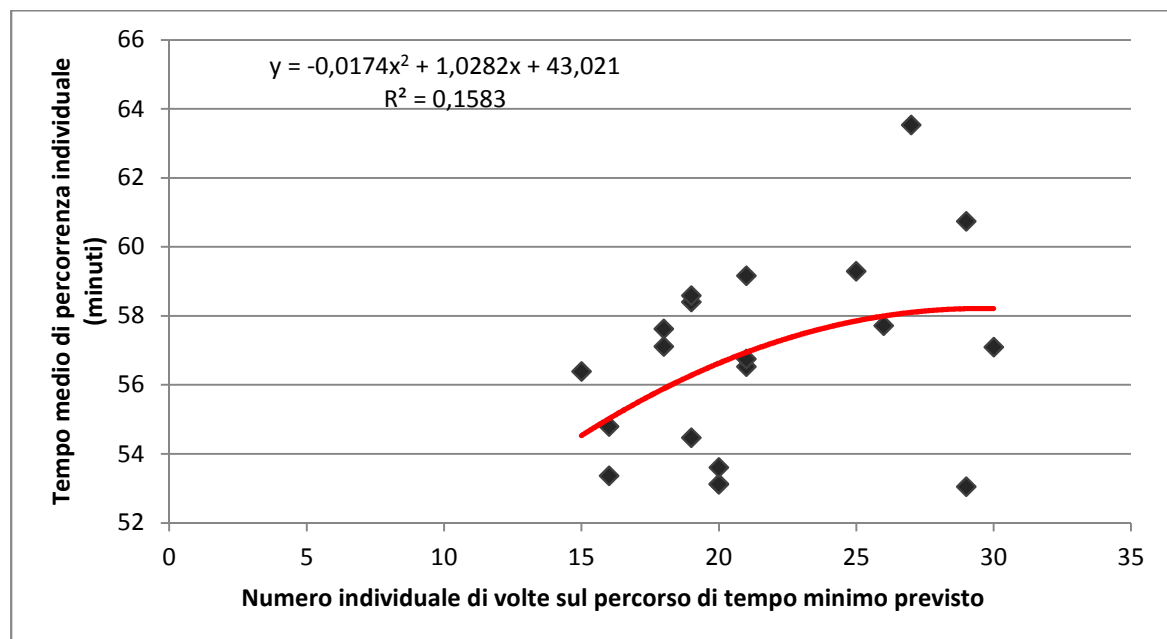


Grafico 52: Relazione tra il numero di volte sul percorso di tempo minimo previsto ed il tempo medio di percorrenza individuali

	COEFFICIENTE	ERRORE STANDARD	STATISTICA t	VALORE DI SIGNIFICATIVITA'
INTERCETTA	43,0213	17,3598	2,4782	0,0240
VARIABILE X	1,0282	1,5728	0,6538	0,5220
VARIABILE X ²	-0,0174	0,0344	-0,5059	0,6194

Tabella 45: Parametri statistici associati al modello di regressione relativo all'effetto del numero individuale di volte sul percorso minimo previsto sul tempo medio di percorrenza individuale

Nonostante il valore molto basso del coefficiente di determinazione R^2 corretto, si è ritenuto comunque utile indagare se la relazione esistente tra le due variabili di interesse sia casuale o meno. Analizzando i valori della statistica t associata alla variabile indipendente si evince che non vi è una correlazione statisticamente significativa tra la compliance ed il tempo di percorrenza medio. Non è possibile, dunque, trarre conclusioni certe se non che, essendo il coefficiente associato a x^2 molto piccolo, dalla forma funzionale della regressione polinomiale si deduce che, in linea generale, all'aumentare della compliance nei confronti delle informazioni predittive, è aumentato anche il tempo di percorrenza medio del singolo individuo. Una possibile causa di ciò è legata all'inaffidabilità delle informazioni, per cui coloro che se ne sono fidati hanno subito una diminuzione significativa della propria utilità. La ragione di questo risultato può anche essere ricercata nel tipo di risposta fornita dal partecipante all'indicazione: se buona parte degli utenti, avendo percepito la scarsa accuratezza delle previsioni e ritenendo che molti si sarebbero disposti sull'alternativa, hanno manifestato una risposta diretta intraprendendo il percorso minimo previsto, esso si è inevitabilmente congestionato facendo aumentare eccessivamente i tempi di percorrenza. Queste due cause, dunque, si intrecciano l'una con l'altra ed è difficile capire quale delle due produca l'effetto più significativo: una ricerca futura su questo tema è sicuramente opportuna.

Allo stesso modo si è deciso di ricercare una possibile correlazione tra la risposta alle informazioni storiche (intesa come il numero di volte in cui l'utente ha intrapreso il percorso di minimo costo del periodo precedente) ed il tempo medio di percorrenza individuale. Dalla letteratura emerge, infatti, che l'effetto delle informazioni storiche è quello di accelerare il processo di apprendimento delle condizioni e delle caratteristiche della rete nonché di migliorare le percezioni individuali sui tempi di percorrenza. Un corretto utilizzo delle indicazioni riguardanti le performance passate del sistema, dunque, può avere il beneficio di incrementare l'utilità. Il diagramma di dispersione e l'interpolazione dei dati sono rappresentati nel grafico 53. Nuovamente i risultati migliori sono stati ottenuti mediante regressione polinomiale di secondo grado la cui forma funzionale è, anch'essa, riportata nel grafico 53 dove la x rappresenta il numero di volte in cui il singolo utente si è disposto sul percorso di costo minimo del periodo precedente e la y il tempo medio di percorrenza individuale. Il numero di punti osservabili è ancora 19 per gli stessi motivi sopracitati. La tabella 46 riporta i valori dei parametri statistici associati al modello di regressione (Numero di osservazioni=20; Coefficiente di determinazione $R^2=0,2013$; Coefficiente di determinazione corretto R^2 corretto=0,1074).

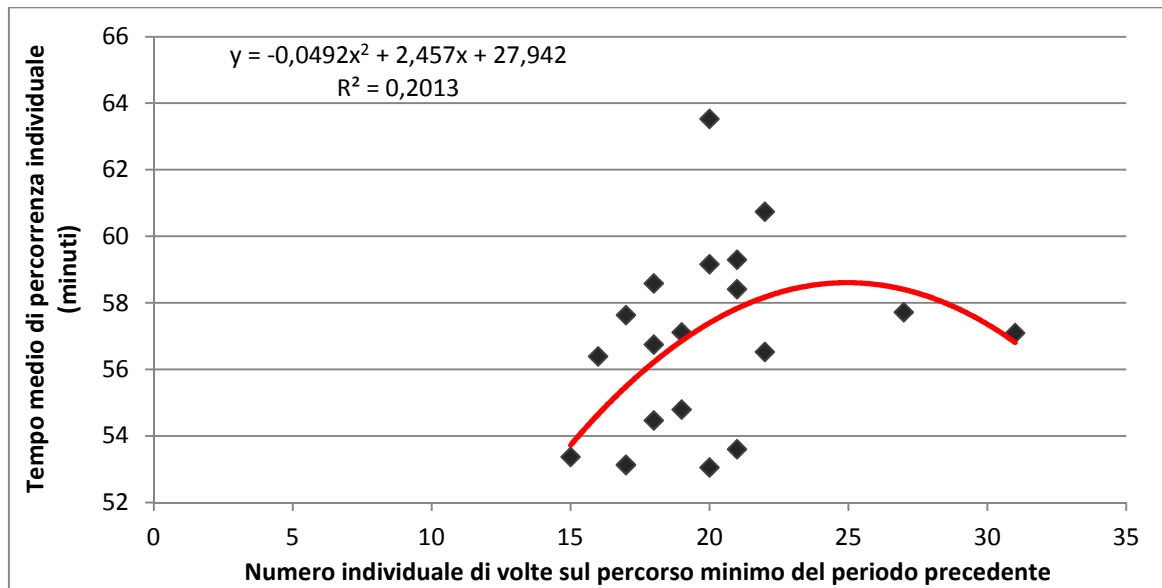


Grafico 53: Relazione tra il numero di volte sul percorso minimo del periodo precedente ed il tempo medio di percorrenza individuali

	COEFFICIENTE	ERRORE STANDARD	STATISTICA <i>t</i>	VALORE DI SIGNIFICATIVITA'
INTERCETTA	27,9418	15,9158	1,7556	0,0972
VARIABILE X	2,4570	1,4388	1,7077	0,1059
VARIABILE X ²	-0,0492	0,0315	-1,5621	0,1367

Tabella 46: Parametri statistici associati al modello di regressione relativo all'effetto del numero individuale di volte sul percorso minimo del periodo precedente sul tempo medio di percorrenza individuale

Anche in questo caso il coefficiente di determinazione R^2 corretto risulta molto basso; la relazione analizzata, dunque, è debole e statisticamente non significativa. Dalla forma funzionale si evince che, nella maggior parte del range di valori della x , all'aumentare della risposta alle informazioni aumenta anche il tempo di percorrenza, ad indicare che i partecipanti hanno manifestato, in misura maggiore, una risposta di tipo diretto, facendo congestionare il percorso minimo del periodo precedente ed incrementando i costi dello stesso.

Da questi due modelli di regressione, dunque, si può concludere che, nel caso di studio, le informazioni esterne sono risultate dannose per l'utilità dei partecipanti. Come già detto precedentemente, questo effetto è attribuibile, almeno in parte, all'inaffidabilità delle previsioni ed alla tipologia di risposta manifestata dagli utenti. Da un punto di vista più generale, invece, si può affermare che fornire un numero troppo elevato di informazioni esterne può aver creato una certa confusione ai partecipanti, che non sono stati in grado di utilizzarle in maniera corretta. Dalla letteratura emerge che troppe indicazioni non producono un effetto benefico e che una scelta strategica sarebbe quella di informare soltanto una porzione di utenti, come affermato da Mahmassani e Liu (1999).

Per concludere si è deciso di analizzare se esista una relazione significativa tra la differenza tra il tempo effettivo e quello previsto in un percorso ed il numero di cambiamenti giornalieri da o verso quel determinato percorso. E' da sottolineare che la differenza in esame è intesa tra il tempo

effettivo di percorrenza nella simulazione più recente e quello previsto per il periodo successivo (nel medesimo itinerario). Questa scelta è dettata dall'assunzione che i partecipanti abbiano maggiormente dato peso a questa differenza piuttosto che a quella tra tempo effettivo e previsto del periodo precedente; le informazioni ricevute nel corso dell'esperimento, infatti, concernevano proprio queste due variabili ed i soggetti coinvolti hanno, più realisticamente, considerato i loro valori, visibili simultaneamente in ogni periodo della simulazione, piuttosto che ricordato le previsioni del giorno precedente.

Il grafico 54a rappresenta il diagramma di dispersione xy (dove x è la differenza, presa con il proprio segno, tra i tempi effettivi e previsti sul percorso 1 e y il numero di cambiamenti giornalieri verso l'itinerario 1) e l'interpolazione dei dati mediante regressione polinomiale di secondo grado (la cui forma funzionale è, anch'essa, riportata nel grafico 54a). Allo stesso modo il grafico 54b rappresenta il diagramma di dispersione xy (dove x è la differenza, presa con il proprio segno, tra i tempi effettivi e previsti sul percorso 1 e y il numero di cambiamenti giornalieri verso l'itinerario 2) e l'interpolazione dei dati mediante regressione lineare (la cui forma funzionale è, anch'essa, riportata nel grafico 54b). Il modello di regressione polinomiale di secondo grado, in questo caso, forniva un coefficiente di determinazione R^2 migliore dello 0,01 rispetto a quello lineare, valore non ritenuto significativo per giustificare l'utilizzo di questa tipologia di interpolazione.

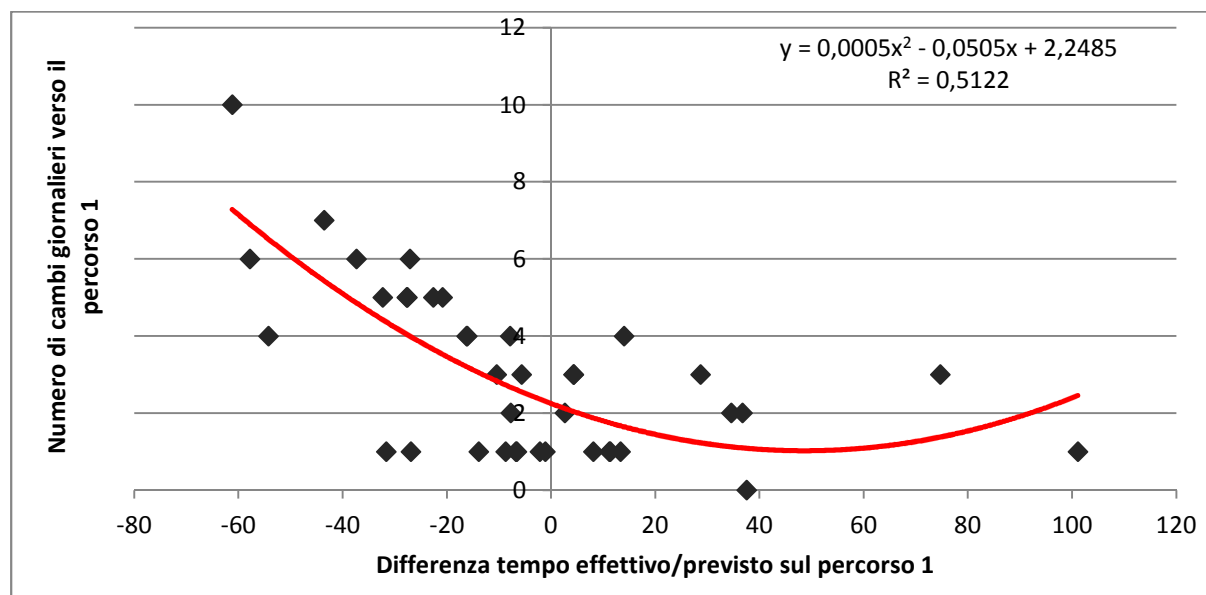


Grafico 54a

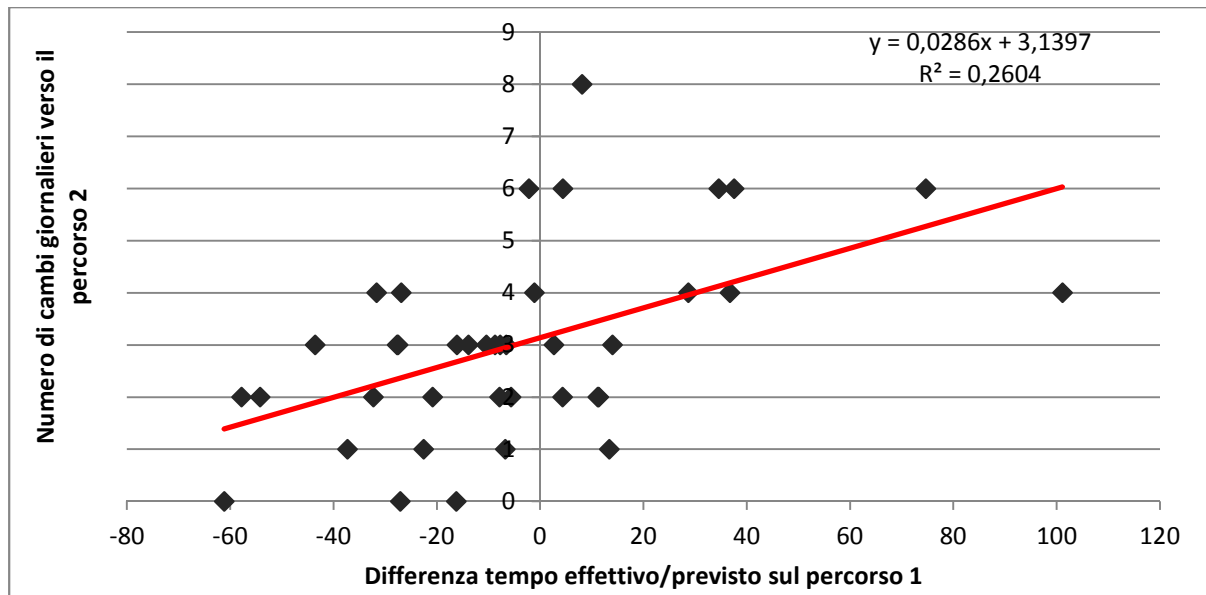


Grafico 54b

Grafico 54: (a) Relazione tra la differenza tra tempi effettivi e previsti sul percorso 1 ed il numero di cambi di percorso giornalieri verso l'itinerario 1; (b) Relazione tra la differenza tra tempi effettivi e previsti sul percorso 1 ed il numero di cambi di percorso giornalieri verso l'itinerario 2

Le tabelle 47a e 47b riportano i relativi indicatori statistici. (Tabella 47a: Numero di osservazioni=39; Coefficiente di determinazione $R^2=0,5122$; Coefficiente di determinazione corretto R^2 corretto =0,4851).

	COEFFICIENTE	ERRORE STANDARD	STATISTICA t	VALORE DI SIGNIFICATIVITA'
INTERCETTA	2,2485	0,3055	7,3589	0,0000
VARIABILE X	-0,0505	0,0084	-5,9846	0,0000
VARIABILE X^2	0,0005	0,0001	3,6245	0,0009

Tabella 47a

(Tabella 47b: Numero di osservazioni=39; Coefficiente di determinazione $R^2=0,2604$; Coefficiente di determinazione corretto R^2 corretto =0,2404).

	COEFFICIENTE	ERRORE STANDARD	STATISTICA t	VALORE DI SIGNIFICATIVITA'
INTERCETTA	3,1397	0,2590	12,1205	0,0000
VARIABILE X	0,0286	0,0079	3,6096	0,0009

Tabella 47b

Tabella 47: Parametri statistici associati al modello di regressione relativo all'effetto della differenza tra tempi effettivi e previsti sul percorso 1 ed (a) il numero di cambi di percorso giornalieri verso l'itinerario 1; (b) il numero di cambi di percorso giornalieri verso l'itinerario 2

In ambo i casi si evince che esiste una correlazione statisticamente significativa tra le variabili considerate. Nella prima analisi (grafico 54a e tabella 47a) il coefficiente di determinazione R^2 corretto risulta alquanto elevato mentre nella seconda (grafico 54b e tabella 47b) esso è molto più basso, ma, per entrambe, il valore di significatività della variabile indipendente x è decisamente

minore della soglia del 5%, ad indicare una relazione molto forte tra la differenza tempi effettivi-previsti nel percorso 1 ed il numero di cambiamenti da o verso il percorso 1. In particolare, dalle due forme funzionali, si nota che all'aumentare di questa differenza, i cambiamenti di percorso verso l'itinerario 1 sono diminuiti mentre sono aumentati quelli verso l'itinerario 2. Questo comportamento è razionale in quanto previsioni fortemente vantaggiose nei confronti del percorso 1 rispetto al tempo effettivo del giorno precedente agiscono da deterrente nel scegliere quel determinato itinerario e viceversa, soprattutto in condizioni di inaffidabilità delle previsioni. Nuovamente questo effetto è da attribuirsi in parte alla scarsa accuratezza di queste ultime, che hanno fatto sì che i partecipanti basassero le proprie scelte prevalentemente sulle indicazioni storiche, su cui avevano riposto maggior fiducia, ed in parte alla risposta manifestata dagli utenti nei confronti delle informazioni preventive.

Allo stesso modo si è analizzato l'effetto della differenza tra tempi effettivi e previsti nell'itinerario 2 sul numero di cambiamenti giornalieri da o verso il percorso 2. I grafici 55a e 55b rappresentano i diagrammi di dispersione delle variabili di interesse e le interpolazioni dei dati mediante regressione lineare (la cui forma funzionale è, anch'essa, riportata nei grafici 55a e 55b).

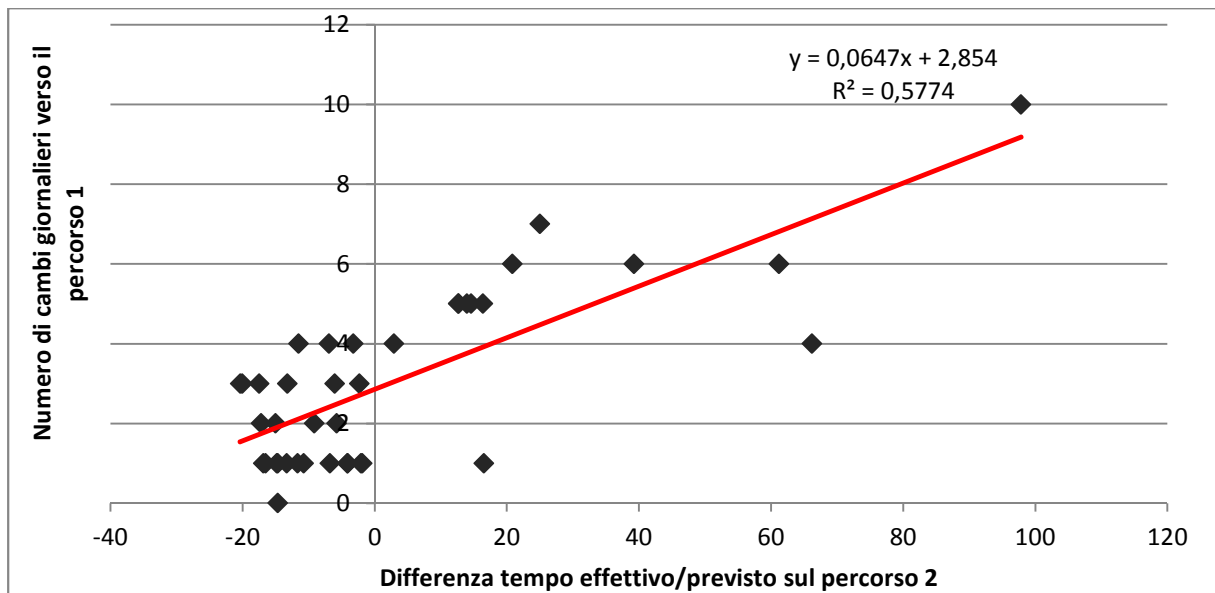


Grafico 55a

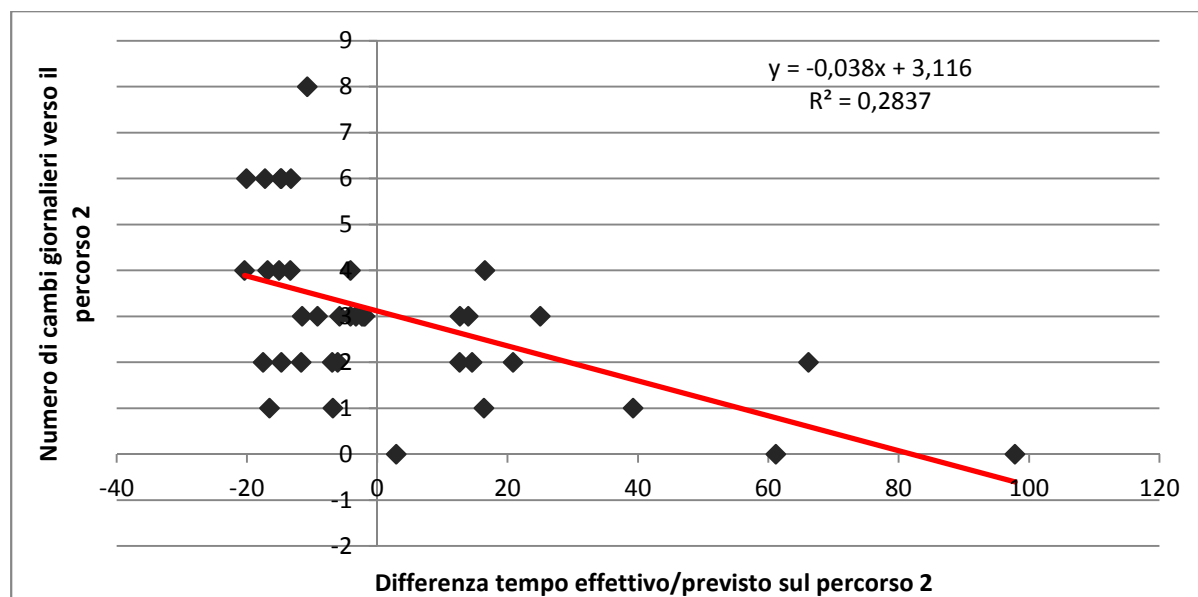


Grafico 55b

Grafico 55: Relazione tra la differenza tra tempi effettivi e previsti sul percorso 2 ed (a) il numero di cambi di percorso giornalieri verso l'itinerario 1; (b) il numero di cambi di percorso giornalieri verso l'itinerario 2

Le tabelle 48a e 48b riportano i relativi indicatori statistici. (Tabella 48a: Numero di osservazioni=39; Coefficiente di determinazione $R^2=0,5774$; Coefficiente di determinazione corretto $R^2 \text{ corretto} =0,5660$).

	COEFFICIENTE	ERRORE STANDARD	STATISTICA t	VALORE DI SIGNIFICATIVITA'
INTERCETTA	2,8540	0,2325	12,2772	0,0000
VARIABILE X	0,0647	0,0091	7,1100	0,0000

Tabella 48a

(Tabella 48b: Numero di osservazioni=39; Coefficiente di determinazione $R^2=0,2837$; Coefficiente di determinazione corretto $R^2 \text{ corretto} =0,2643$).

	COEFFICIENTE	ERRORE STANDARD	STATISTICA t	VALORE DI SIGNIFICATIVITA'
INTERCETTA	3,1160	0,2539	12,2733	0,0000
VARIABILE X	-0,0380	0,0099	-3,8281	0,0005

Tabella 48b

Tabella 48: Parametri statistici associati al modello di regressione relativo all'effetto della differenza tra tempi effettivi e previsti sul percorso 2 ed (a) il numero di cambi di percorso giornalieri verso l'itinerario 1; (b) il numero di cambi di percorso giornalieri verso l'itinerario 2

In entrambi i casi, analizzando i valori del coefficiente di determinazione corretto $R^2 \text{ corretto}$ e della statistica t , si evince che la relazione tra le variabili considerate risultata fortemente e statisticamente significativa. Nel caso specifico, all'aumentare della differenza tra il tempo effettivo e quello previsto sul percorso 2, i cambiamenti giornalieri verso l'alternativa 1 sono aumentati mentre sono diminuiti quelli verso l'itinerario 2, per gli stessi motivi sopracitati.

Dall'analisi di questi modelli di regressione si può concludere che gli utenti sono stati condizionati, nelle loro scelte, dalla differenza tra i vari valori dei tempi ricevuti mediante il sistema di comunicazione. I cambiamenti verso l'alternativa sono stati maggiori per differenze elevate tra il tempo effettivo e quello previsto nell'altro percorso e viceversa. Una prima causa plausibile è legata alla percezione corretta da parte dei partecipanti dell'inaffidabilità delle previsioni; quando il tempo previsto era particolarmente vantaggioso per un determinato percorso rispetto a quello effettivo del giorno precedente, essi non se ne sono fidati e si sono spostati sull'alternativa. D'altro canto, la causa può anche essere ricercata nella risposta manifestata dai partecipanti: tra le due tipologie di informazioni ricevute essi hanno dato un peso maggiore a quelle storiche, manifestando una risposta diretta nei confronti delle stesse che li ha portati a posizionarsi sul percorso minimo del giorno precedente, in particolare quando la previsione differiva in maniera significativa dal tempo effettivo. Viceversa, per coloro che non hanno percepito l'inaffidabilità delle previsioni, differenze elevate tra tempo effettivo e previsto possono aver portato gli utenti a posizionarsi sul percorso "sconsigliato" dalle stesse ritenendo che il minimo previsto si sarebbe congestionato. E' da sottolineare il fatto che gli utenti, probabilmente, non hanno valutato soltanto la differenza analizzata ma, anche, ad esempio, quella tra le due previsioni o i due tempi storici. Questi risultati, dunque, non devono essere considerati esaustivi.

4.2 ANALISI DELLA VARIANZA (ANOVA)

Questo metodo, sviluppato da Fisher, è fondamentale per l'interpretazione statistica dei dati ed è alla base di molti disegni sperimentali. L'ANOVA, basata su un test F, è una generalizzazione del test t di Student adattato ad un numero qualsiasi di gruppi di dati (se i gruppi sono due, il test equivale al t di Student ed il valore di F equivale al quadrato del valore di t); lo scopo fondamentale del metodo è confrontare, da un punto di vista inferenziale, le medie di due o più popolazioni indipendenti, supposte distribuite normalmente con ugual varianza (omoschedastiche) e dalle quali vengono estratti campioni indipendenti. Per due o più gruppi di dati, infatti, l'ANOVA permette di confrontare la variabilità interna con la variabilità tra gruppi. Anche se si parla di analisi della varianza, in realtà gli oggetti di interesse sono le differenze tra medie nei diversi gruppi ed è proprio tramite la valutazione della variabilità all'interno e tra gli stessi che è possibile trarre delle conclusioni sulla differenza delle medie. In un problema di ANOVA si distingue il fattore sperimentale (o i fattori sperimentali) e la variabile dipendente o risposta. Il fattore sperimentale è la fonte di variabilità, il cui effetto sulla variabile dipendente si vuole determinare. Ogni livello del fattore sperimentale, che corrisponde ad una popolazione, viene applicato a più unità sperimentali dette anche repliche o replicazioni (campione). Il numero delle repliche per ogni livello del fattore sperimentale può essere uguale oppure no.

Quando i gruppi sono definiti sulla base di un singolo fattore si parla di analisi della varianza ad un fattore o ad una via. L'ANOVA ad una via, dunque, permette di analizzare l'effetto di un solo fattore per volta sulla variabile di interesse. Il modello di rappresentazione dei dati è il seguente:

$$Y_{ij} = \mu + \tau_j + \varepsilon_{ij} \quad i=1,\dots,n \quad j=1,\dots,a \quad (4.1)$$

dove μ è la media generale, α sono i livelli che il fattore di interesse può assumere, n è il numero di repliche sperimentali, τ_j è l'effetto del livello del fattore, ε_{ij} rappresenta il termine di errore sperimentale dove confluiscono tutti i fattori di variabilità non controllabile e Y_{ij} è la risposta. Il numero totale di prove risulta pari a $N = n * \alpha$. L'obiettivo dell'ANOVA ad una via è testare se, al variare degli α livelli del fattore, la risposta subisce, mediamente, degli scostamenti significativi. L'ipotesi nulla è che le medie campionarie dei gruppi, a qualunque livello del fattore, siano tutte uguali tra loro, cioè che i dati di ogni gruppo abbiano la stessa distribuzione casuale e che le differenze osservate siano dovute soltanto al caso:

$$H_0: \mu_1 = \dots = \mu_\alpha \text{ vs } H_1: \exists \mu_j \neq \mu_h, j, h = 1, \dots, \alpha; j \neq h \quad (4.2)$$

E' possibile accettare o rifiutare l'ipotesi nulla applicando un test statistico di significatività F il cui risultato va confrontato con un valore critico tabulato. Se l'ipotesi nulla H_0 viene rigettata, è necessario approfondire l'analisi considerando i confronti a coppie ovvero l'insieme delle $\frac{\alpha * (\alpha - 1)}{2}$ verifiche di ipotesi, non sapendo quale sia la specifica media che differisce dalle altre.

In primo luogo è necessario calcolare la varianza totale che misura la dispersione delle osservazioni dalla media; essa è data dal quadrato della deviazione standard, ovvero la media aritmetica dei quadrati delle distanze dei dati dalla media μ :

$$\text{Varianza} = MST = \frac{\sum_{j=1}^{\alpha} \sum_{i=1}^n (y_{ij} - \mu)^2}{N-1} \quad (4.3)$$

dove $N-1$ è il numero di gradi di libertà. La deviazione standard totale (MST) viene scomposta in due componenti: quella tra le medie dei gruppi (MSA) e quella fra le osservazioni singole che costituiscono il gruppo (MSW). Tali deviazioni, divise per i rispettivi gradi di libertà, danno origine a due varianze:

$$\checkmark \text{ Varianza tra gruppi: } MSA = \frac{n \sum_{j=1}^{\alpha} (\mu_j - \mu)^2}{\alpha - 1} \quad (4.4)$$

$$\checkmark \text{ Varianza entro gruppi: } MSW = \frac{\sum_{j=1}^{\alpha} \sum_{i=1}^n (y_{ij} - \mu_j)^2}{N - \alpha} \quad (4.5)$$

dove μ e μ_j sono rispettivamente la media complessiva e la media campionaria di ciascun gruppo. Se fra le medie dei gruppi non esistono differenze, le due varianze devono coincidere (con uno scarto positivo e negativo che consideri l'errore casuale). Il confronto tra queste due grandezze si esegue calcolando la statistica F che è definita come il rapporto tra la maggiore e la minore delle due varianze ed ha una distribuzione (detta di Fisher) con $(\alpha-1)$ gradi di libertà al numeratore e $(N-\alpha)$ gradi di libertà al denominatore. Il parametro F deve poi essere confrontato con il valore $F_{crit} = F_{\alpha; \alpha-1, N-\alpha}$ tabulato. La forma generale della distribuzione di Fisher è illustrata in figura 4:

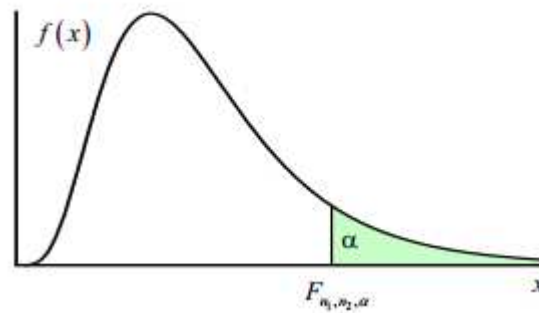


Figura 4: Distribuzione di Fisher

(Fonte: <http://stat.unicas.it/vistoccoDownload/stat/materiale/FFisher.pdf>)

Fissato il livello di significatività α , se il risultato supera il valore critico, allora la differenza tra i gruppi è statisticamente significativa e l'ipotesi nulla viene respinta; in caso contrario essa viene accettata. I casi in cui $F > F_{crit}$ possono essere due:

- Se $F = \frac{\text{Varianza tra gruppi}}{\text{Varianza entro gruppi}} > F_{crit}$ si ritiene accertata l'esistenza di una differenza significativa tra le medie dei gruppi
- Se $F = \frac{\text{Varianza entro gruppi}}{\text{Varianza fra gruppi}} > F_{crit}$ si devono sospettare irregolarità di campionamento che possono rendere l'esperimento non valido.

Nell'ANOVA multivaria si vuole stabilire se l'effetto di più fattori di interesse e della loro interazione abbiano un impatto significativo sulla risposta. Per interazione si intende la sinergia dei fattori che si verifica quando l'effetto del fattore A sulla risposta è diverso a seconda dei livelli degli altri fattori. Un caso particolare dell'ANOVA multivaria è quella a due vie (con due soli fattori A e B). In tal caso il modello di rappresentazione dei dati è il seguente:

$$Y_{ijk} = \mu + \tau_j + \beta_j + (\tau\beta)_{ij} + \varepsilon_{ijk} \quad i=1,\dots,a \quad j=1,\dots,b \quad k=1,\dots,n \quad (4.6)$$

Le analisi inferenziali di interesse corrispondono alle verifiche di ipotesi:

$$H_{0A}: \mu_1 = \dots = \mu_a \quad \text{vs} \quad H_{1A}: \exists \mu_i \neq \mu_h, \quad i, h = 1, \dots, a; i \neq h \quad (4.7)$$

$$H_{0B}: \mu_1 = \dots = \mu_b \quad \text{vs} \quad H_{1B}: \exists \mu_j \neq \mu_h, \quad j, h = 1, \dots, b; j \neq h \quad (4.8)$$

$$H_{0AB}: (\tau\beta)_{11} = \dots = (\tau\beta)_{ab} = 0 \quad \text{vs} \quad H_{1AB}: (\tau\beta)_{ij} \neq 0, \quad \text{per una combinazione di } ij \quad (4.9)$$

In questo caso la varianza totale si scompone in:

$$\checkmark \quad \text{Varianza tra i gruppi (considerando il fattore A): } MSA = \frac{bn \sum_{i=1}^a (\mu_i - \mu)^2}{a-1} \quad (4.10)$$

$$\checkmark \quad \text{Varianza tra i gruppi (considerando il fattore B): } MSB = \frac{an \sum_{j=1}^b (\mu_j - \mu)^2}{b-1} \quad (4.11)$$

- ✓ Varianza tra i gruppi (considerando l'interazione tra i fattori A e B):

$$MSAB = \frac{n \sum_{i=1}^a \sum_{j=1}^b (\mu_{ij} - \mu_i - \mu_j + \mu)^2}{(a-1)(b-1)} \quad (4.12)$$

- ✓ Varianza entro i gruppi: $MSW = \frac{\sum_{i=1}^a \sum_{j=1}^b \sum_{k=1}^n (y_{ijk} - \mu_{ij})^2}{ab(n-1)}$ (4.13)

Il procedimento conseguente al calcolo delle varianze è il medesimo presentato per l'ANOVA ad una via. Nell'analisi della varianza multivaria, le formule sono identiche ma con un numero di variabili maggiori (date dall'effetto dei singoli fattori e della loro interazione).

4.2.1 ANOVA AD UNA VIA

I risultati dell'ANOVA ad una via sono stati ottenuti mediante una procedura apposita in Excel, per la quale l'analista è tenuto ad esplicitare l'intervallo di input nel quale sono contenuti i dati, il livello di significatività α (che è stato posto pari a 0,05 per tutte le analisi) e l'intervallo di output. Le tabelle contenenti i risultati ottenuti sono del tipo:

RIEPILOGO				
Gruppi	Conteggio	Somma	Media	Varianza

con ovvio significato dei termini e:

ANALISI VARIANZA						
Origine della variazione	SQ	gdl	MQ	F	Valore di significatività	F crit
Tra gruppi						
In gruppi						
Totale						

dove SQ indica la somma dei quadrati cioè la variabilità dei dati, gdl sono i gradi di libertà, MQ è la varianza (data dal rapporto tra SQ e gdl), calcolati tutti sia tra i gruppi che entro i gruppi.

I risultati si leggono nel modo seguente:

- Il valore di significatività è la probabilità che $F_{crit} > F$ se l'ipotesi nulla è vera. Se tale valore è minore di 0,05 che è il livello di significatività prefissato, vuol dire che H_0 va rifiutata.
- In modo analogo, se $F > F_{crit}$ si rifiuta l'ipotesi nulla.

➤ **TEMPO DI PERCORRENZA**

Il tempo di percorrenza è una delle variabili più importanti nello studio del comportamento di scelta di percorso. Esso è stato messo in relazione con diversi fattori per cercare di capire se questi ultimi, considerati singolarmente, abbiano o meno un impatto significativo sullo stesso. In primo luogo i fattori considerati sono rappresentati dalle caratteristiche personali dei partecipanti:

- Genere (Tabella 49a)

- Esperienza alla guida (Tabella 49b)
- Tipologia prevalente di viaggio nella vita reale (pendolare vs. non pendolare; Tabella 49c)
- Professione (distinta in lavoratori e studenti; Tabella 49d)

In tutti e quattro i casi, $F < F_{CRITICO}$ il che significa che l'ipotesi nulla non può essere rifiutata: le medie dei due gruppi in cui sono stati suddivisi i singoli fattori non manifestano delle differenze statisticamente significative. Questo risultato può, almeno in parte, essere attribuibile alle dimensioni alquanto ristrette dei campioni in esame. Gli esiti sono riportati nelle seguenti tabelle (49a-49d):

GRUPPI		F	VALORE DI SIGNIFICATIVITA'	F _{CRITICO}
UOMINI	DONNE			
CONTEGGIO e VALORE MEDIO				
8 56,141	12 57,112	0,5500	0,4679	4,4139

Tabella 49a

GRUPPI		F	VALORE DI SIGNIFICATIVITA'	F _{CRITICO}
ESPERIENZA ALLA GUIDA < 12 ANNI	ESPERIENZA ALLA GUIDA > 12 ANNI			
CONTEGGIO e VALORE MEDIO				
12 56,957	8 56,374	0,1937	0,6651	4,4139

Tabella 49b

GRUPPI		F	VALORE DI SIGNIFICATIVITA'	F _{CRITICO}
PENDOLARI	NON PENDOLARI			
CONTEGGIO e VALORE MEDIO				
12 55,863	8 58,015	3,0642	0,0971	4,4139

Tabella 49c

GRUPPI		F	VALORE DI SIGNIFICATIVITA'	F _{CRITICO}
LAVORATORI	STUDENTI			
CONTEGGIO e VALORE MEDIO				
11 56,387	9 57,135	0,3329	0,5711	4,4139

Tabella 49d

Tabella 49: Risultati del test ANOVA relativo all'effetto di (a) genere; (b) esperienza alla guida; (c) tipologia prevalente di mobilità; (d) professione sul tempo di percorrenza

E' interessante notare che il valore di F più vicino a $F_{CRITICO}$ è quello relativo al fattore "tipologia di mobilità prevalente". E' noto in letteratura che gli utenti pendolari tendono ad assumersi meno rischi possibili, intraprendendo sempre lo stesso percorso che ritengono minimizzare il proprio tempo di viaggio. Questo perché sono vincolati da orari lavorativi/scolastici rigidi o altri obblighi che li impegnano ad arrivare puntuali alla destinazione per non incorrere in conseguenze spiacevoli

(Chorus et al., 2006; Kattan et al., 2013). La differenza delle medie del tempo di percorrenza tra utenti pendolari e non pendolari, dunque, è dettata da un maggior “impegno” nei primi nel cercare di massimizzare l’utilità media e da un atteggiamento più flessibile e dinamico dei secondi. Nelle altre categorie, invece, le differenze risultano meno marcate in quanto, in linea generale, non vi sono diversità preponderanti legate ad obblighi o orari da rispettare nella vita reale.

Un’altra analisi rilevante riguarda l’effetto della memoria sul tempo di percorrenza medio del singolo individuo. I partecipanti sono stati suddivisi sulla base della risposta al quesito 13, analizzato nel Capitolo 3. Si è deciso di non escludere i soggetti che avevano affermato di avere tenuto una registrazione scritta dei valori ricevuti: si ritiene, infatti, che essi si siano impegnati nel ricordare, seppur con dati alla mano, i valori di tempo precedenti. I gruppi sono soltanto due per poter garantire un certo bilanciamento delle unità costituenti il campione e i risultati dell’ANOVA sono riportati nella tabella 50.

GRUPPI		F	VALORE DI SIGNIFICATIVITA'	F _{CRITICO}
MEMORIA SCARSA	MEMORIA DISCRETA/BUONA/OTTIMA			
CONTEGGIO e VALORE MEDIO				
11 56,920	9 56,484	0,1119	0,7419	4,4139

Tabella 50: Risultati del test ANOVA relativo all’effetto della memoria sul tempo di percorrenza

Anche in questo caso si evince che $F < F_{CRITICO}$. L’ipotesi nulla, dunque, non può essere rigettata e si conclude che gli utenti che hanno dichiarato di possedere una memoria a brevissimo termine, non hanno subito svantaggi significativi in termini di utilità.

Si è deciso, infine, di valutare se esiste una relazione tra il numero di volte in cui il partecipante ha scelto il percorso 1 ed il tempo di percorrenza medio individuale (i risultati relativi al percorso 2 sono i medesimi e vengono, quindi, omissi). I partecipanti sono stati suddivisi in due soli gruppi sulla base della frequenza di scelta del percorso 1 per assicurare una buona numerosità dei campioni in esame. I risultati del test ANOVA sono riportati in tabella 51.

GRUPPI: NUMERO DI VOLTE SUL PERCORSO 1		F	VALORE DI SIGNIFICATIVITA'	F _{CRITICO}
0-20	21-40			
CONTEGGIO				
13 55,9963	7 58,0746	2,6575	0,1204	4,4139

Tabella 51: Risultati del test ANOVA relativo all’effetto del numero individuale di volte sul percorso 1 sul tempo di percorrenza

Nuovamente F risulta minore di $F_{CRITICO}$, anche se presenta un valore abbastanza elevato, ad indicare che la relazione tra le due variabili analizzate esiste ma è statisticamente debole. Non vi è una differenza statisticamente significativa della media delle utilità oggettive tra coloro che hanno scelto maggiormente il percorso 1 (più breve ma più rischioso in termini di tempo di percorrenza) e coloro che hanno preferito l’alternativa 2 (più lunga ma più affidabile) ma si può concludere che chi ha utilizzato maggiormente l’alternativa 2 ne ha ricavato un vantaggio in termini di tempo di percorrenza.

➤ **COMPORAMENTO DI SWITCHING**

Le stesse analisi effettuate per il tempo di percorrenza con i fattori relativi alle caratteristiche personali vengono riproposte anche per la frequenza di switching (intesa come il numero di cambiamenti individuali nel corso dell'intero periodo di simulazione). I risultati dei test ANOVA sono riportati nelle tabelle 52a-52d:

GRUPPI		<i>F</i>	VALORE DI SIGNIFICATIVITA'	<i>F_{CRITICO}</i>
UOMINI	DONNE			
CONTEGGIO e VALORE MEDIO				
8 8,875	12 13,750	1,8348	0,1923	4,4139

Tabella 52a

GRUPPI		<i>F</i>	VALORE DI SIGNIFICATIVITA'	<i>F_{CRITICO}</i>
ESPERIENZA ALLA GUIDA<12 ANNI	ESPERIENZA ALLA GUIDA>12 ANNI			
CONTEGGIO e VALORE MEDIO				
12 10,833	8 13,250	0,4187	0,5258	4,4139

Tabella 52b

GRUPPI		<i>F</i>	VALORE DI SIGNIFICATIVITA'	<i>F_{CRITICO}</i>
PENDOLARI	NON PENDOLARI			
CONTEGGIO e VALORE MEDIO				
12 10,917	8 13,125	0,3483	0,5624	4,4139

Tabella 52c

GRUPPI		<i>F</i>	VALORE DI SIGNIFICATIVITA'	<i>F_{CRITICO}</i>
LAVORATORI	STUDENTI			
CONTEGGIO e VALORE MEDIO				
11 12,818	9 10,556	0,3776	0,5466	4,4139

Tabella 52d

Tabella 52: Risultati del test ANOVA relativo all'effetto di (a) genere; (b) esperienza alla guida; (c) tipologia prevalente di mobilità; (d) professione sulla frequenza di switching

Analogamente all'analisi del tempo di percorrenza, in tutti e quattro i casi $F < F_{CRITICO}$. I risultati dell'ANOVA, dunque, non rivelano alcuna differenza statisticamente significativa della frequenza di switching in relazione alle quattro caratteristiche personali. L'ipotesi nulla non può essere rigettata e, nuovamente, questi risultati non possono essere considerati esaustivi in quanto attribuibili, almeno in parte, alle ristrette dimensioni dei campioni, ottenuti dividendo i partecipanti, già in numero esiguo, sulla base delle caratteristiche analizzate. L'esito migliore è che si discosta in

maniera significativa dagli altri è quello relativo al test ANOVA effettuato sul genere. La differenza del numero di cambi di percorso medi tra uomini e donne è notevole ma non permette di trarre conclusioni certe in quanto in disaccordo con diversi studi (Emmerink et al., 1996; Mahmassani e Liu, 1999; Chorus et al., 2006) in cui erano stati gli uomini a modificare itinerario più frequentemente. Ci si sarebbe aspettato, invece, un risultato più significativo per i pendolari e non pendolari a causa della minor avversione al rischio dei secondi e del comportamento prevalentemente abitudinario e inerte dei primi.

➤ **COMPLIANCE/RISPOSTA ALLE INFORMAZIONI**

Come nelle analisi precedenti, anche in questo caso i fattori inizialmente presi in esame sono quelli relativi alle caratteristiche personali dei partecipanti. Per compliance nei confronti delle previsioni si intende il numero di volte complessivo che il singolo soggetto ha intrapreso il percorso minimo previsto mentre per risposta (diretta) alle informazioni storiche si intende il numero di volte che egli si è posizionato sul percorso minimo del periodo precedente. I risultati dei test ANOVA sono riportati nelle tabelle 53a-53d per la compliance e 54a-54d per la risposta.

GRUPPI		<i>F</i>	VALORE DI SIGNIFICATIVITA'	<i>F_{CRITICO}</i>
UOMINI	DONNE			
CONTEGGIO e VALORE MEDIO				
8 23,500	12 20,083	2,9242	0,1044	4,4139

Tabella 53a

GRUPPI		<i>F</i>	VALORE DI SIGNIFICATIVITA'	<i>F_{CRITICO}</i>
ESPERIENZA ALLA GUIDA<12 ANNI	ESPERIENZA ALLA GUIDA>12 ANNI			
CONTEGGIO e VALORE MEDIO				
12 20,250	8 23,250	2,1736	0,1577	4,4139

Tabella 53b

GRUPPI		<i>F</i>	VALORE DI SIGNIFICATIVITA'	<i>F_{CRITICO}</i>
PENDOLARI	NON PENDOLARI			
CONTEGGIO e VALORE MEDIO				
12 21,833	8 20,875	0,2001	0,6600	4,4139

Tabella 53c

GRUPPI		<i>F</i>	VALORE DI SIGNIFICATIVITA'	<i>F_{CRITICO}</i>
LAVORATORI	STUDENTI			
CONTEGGIO e VALORE MEDIO				
11 22,636	9 20,000	1,6900	0,2101	4,4139

Tabella 53d

Tabella 53: Risultati del test ANOVA relativo all'effetto di (a) genere; (b) esperienza alla guida; (c) tipologia prevalente di mobilità; (d) professione sulla compliance verso le previsioni

In tutti i casi $F < F_{CRITICO}$ ad indicare che non esiste una correlazione statisticamente significativa tra i fattori analizzati e la compliance. Ad eccezione del fattore relativo alla tipologia prevalente di mobilità, tuttavia, i valori di F sono abbastanza elevati, in particolare per il genere e per l'esperienza alla guida. Più specificamente gli uomini, gli utenti esperti e i lavoratori hanno manifestato una compliance maggiore rispetto alle rispettive controparti. Nel caso delle donne si può affermare che la loro minor compliance è legata in qualche modo alla più elevata frequenza di switching: le donne hanno modificato itinerario principalmente per disporsi sull'alternativa rispetto al percorso minimo previsto, manifestando una tipologia di risposta definita contraria.

Si ritiene necessario, a questo punto, confrontare questi risultati con quelli ottenuti analizzando l'effetto dei fattori personali sulla risposta alle informazioni storiche, riportati nelle tabelle 54a-54d:

GRUPPI		<i>F</i>	VALORE DI SIGNIFICATIVITA'	<i>F_{CRITICO}</i>
UOMINI	DONNE			
CONTEGGIO e VALORE MEDIO				
8 21,125	12 19,167	1,3550	0,2596	4,4139

Tabella 54a

GRUPPI		<i>F</i>	VALORE DI SIGNIFICATIVITA'	<i>F_{CRITICO}</i>
ESPERIENZA ALLA GUIDA < 12 ANNI	ESPERIENZA ALLA GUIDA > 12 ANNI			
CONTEGGIO e VALORE MEDIO				
12 19,750	8 20,250	0,0825	0,7772	4,4139

Tabella 54b

GRUPPI		<i>F</i>	VALORE DI SIGNIFICATIVITA'	<i>F_{CRITICO}</i>
PENDOLARI	NON PENDOLARI			
CONTEGGIO e VALORE MEDIO				
12 20,333	8 19,375	0,3069	0,5864	4,4139

Tabella 54c

GRUPPI		F	VALORE DI SIGNIFICATIVITA'	F _{CRITICO}
LAVORATORI	STUDENTI			
CONTEGGIO e VALORE MEDIO				
11 20,546	9 19,222	0,6135	0,4436	4,4139

Tabella 54d

Tabella 54: Risultati del test ANOVA relativo all'effetto di (a) genere; (b) esperienza alla guida; (c) tipologia prevalente di mobilità; (d) professione sulla risposta alle informazioni storiche

Anche per quanto riguarda l'effetto dei fattori personali sulla risposta, in tutti e quattro i casi si evince che $F < F_{CRITICO}$. L'esito che maggiormente si avvicina ad un risultato statisticamente significativo è quello relativo all'effetto del genere, mentre gli altri presentano valori di F estremamente bassi.

Dall'analisi combinata di compliance e risposta si conclude, dunque, che gli uomini hanno manifestato una risposta diretta maggiore rispetto alle donne nei confronti di entrambe le tipologie di informazioni, disponendosi sul percorso minimo previsto e/o effettivo del giorno precedente, che nel 69% dei casi coincidevano. Per le altre categorie le differenze tra le medie nell'analisi della risposta risultano estremamente deboli e non è possibile trarre conclusioni certe. Si ribadisce che questi risultati devono essere osservati con occhio critico a causa delle dimensioni ridotte dei campioni in esame.

Un'altra analisi interessante riguarda la relazione tra la compliance/risposta alle informazioni e il numero di volte in cui l'utente si è disposto sul percorso minimo effettivo del periodo attuale, per valutare se i partecipanti che hanno seguito in misura maggiore le informazioni abbiano ottenuto dei vantaggi in termini di utilità. Nel caso specifico, dunque, il ruolo di compliance/risposta non è più quello di variabile dipendente bensì di fattore. La tabella 55 riporta i risultati ottenuti dividendo i partecipanti sulla base della compliance (cioè del numero di volte in cui si sono disposti sul percorso minimo previsto). I gruppi sono soltanto due per avere campioni il più numerosi possibile e sono stati creati in modo da assicurare un certo bilanciamento tra le unità costituenti il campione.

GRUPPI		F	VALORE DI SIGNIFICATIVITA'	F _{CRITICO}
COMPLIANCE<20	COMPLIANCE>20			
CONTEGGIO e VALORE MEDIO				
11 17,182	9 14,444	7,962	0,011	4,414

Tabella 55: Risultati del test ANOVA relativi all'effetto della compliance verso le previsioni sul numero individuale di volte sul percorso minimo effettivo

Come si evince dalla tabella 55, $F > F_{CRITICO}$ e, quindi, la relazione tra le due variabili analizzate è statisticamente significativa. L'ipotesi nulla di uguaglianza tra le medie dei due campioni deve essere rigettata. Da questa analisi si può concludere che utenti che hanno manifestato una compliance minore si sono disposti più spesso sul percorso minimo effettivo del giorno attuale. Questo risultato è attribuibile in parte all'inaffidabilità delle previsioni che spesso "consigliavano" come percorso minimo quello rivelatosi meno vantaggioso. E' da sottolineare il fatto che un numero maggiore di volte sul percorso minimo effettivo non coincide per forza con un valore di utilità media superiore: i vantaggi ottenuti dagli utenti che si sono disposti sull'itinerario di costo minimo riguardano soltanto

il periodo specifico. Considerando la totalità delle simulazioni, invece, i valori medi di tempi di percorrenza non risultano, in linea generale, inversamente proporzionali al numero di volte sul percorso minimo effettivo, a causa di picchi dei valori di tempo in alcuni periodi, ragion per cui nel grafico 52 non si è riscontrata una relazione statisticamente significativa tra compliance e tempo di percorrenza medio.

In modo analogo, i risultati dell'effetto della risposta sul numero di volte sul percorso minimo effettivo sono riportati in tabella 56.

GRUPPI		<i>F</i>	VALORE DI SIGNIFICATIVITA'	<i>F_{CRITICO}</i>
RISPOSTA<20	RISPOSTA>20			
CONTEGGIO e VALORE MEDIO				
13 16,154	7 15,571	0,2327	0,6354	4,4139

Tabella 56: Risultati del test ANOVA relativi all'effetto della risposta alle informazioni storiche sul numero individuale di volte sul percorso minimo effettivo

In questo caso *F* risulta decisamente minore di *F_{CRITICO}*, ad indicare che non esiste una relazione statisticamente significativa tra la risposta manifestata dai partecipanti ed il numero di volte in cui gli stessi si sono disposti sul percorso minimo previsto.

➤ **INERZIA**

Un altro fattore considerato potenzialmente influente è la tipologia prevalente di comportamento manifestata dai soggetti nel corso dell'esperimento.

Nella prima analisi si è pensato di valutare se l'inerzia abbia un effetto significativo sul tempo di percorrenza medio; la valutazione è condotta dividendo i partecipanti nei gruppi creati e studiati approfonditamente nel paragrafo 3.3. Lo scopo principale è cercare di capire se assumere un comportamento prevalentemente inerte possa o meno portare vantaggi significativi in termini di utilità. I risultati del test sono riportati in tabella 57.

GRUPPI					<i>F</i>	VALORE DI SIGNIFICATIVITA'	<i>F_{CRITICO}</i>
GRUPPO 1	GRUPPO 2	GRUPPO 3	GRUPPO 4	GRUPPO 5			
CONTEGGIO e VALORE MEDIO							
3 53,575	5 57,453	4 56,255	5 58,660	3 56,055	2,0135	0,1441	3,0556

Tabella 57: Risultati del test ANOVA relativi all'effetto delle diverse tipologie di comportamento sul tempo di percorrenza

Come si evince dalla stessa, i risultati non sono statisticamente significativi anche se il valore di *F* si avvicina abbastanza a quello di *F_{CRITICO}*. Si è ritenuto necessario, dunque, effettuare un confronto a coppie tra i gruppi che presentano le differenze più marcate del valore medio del tempo di percorrenza. Le tabelle 58a-58b riportano gli esiti significativi ottenuti effettuando il test ANOVA su alcuni specifici gruppi:

GRUPPI		F	VALORE DI SIGNIFICATIVITA'	F _{CRITICO}
GRUPPO 1	GRUPPO 2			
CONTEGGIO e VALORE MEDIO				
3 53,575	5 57,453	29,8582	0,001566	5,987378

Tabella 58a

GRUPPI		F	VALORE DI SIGNIFICATIVITA'	F _{CRITICO}
GRUPPO 1	GRUPPO 4			
CONTEGGIO e VALORE MEDIO				
3 53,575	5 58,66	6,8039	0,0402	5,9874

Tabella 58b

Tabella 58: Confronto a coppie (a) gruppo 1 e gruppo 2; (b) gruppo 1 e gruppo 4

Il gruppo 1 è quello che presenta il valore medio più basso del tempo di percorrenza e che differisce in maniera statisticamente significativa sia da quello relativo al gruppo 2 che da quello relativo al gruppo 4 (che presenta il valore più elevato). Si conclude, dunque, che gli utenti inerti hanno ottenuto dei vantaggi notevoli in termini di utilità rispetto ad utenti dinamici (gruppo 4) ed utenti che hanno cambiato sporadicamente percorso (gruppo 2). I tre partecipanti appartenenti al gruppo 1, infatti, presentano valori di tempo di percorrenza individuali tra i più bassi della totalità dei soggetti coinvolti. Questo esito è interessante e deve essere considerato un possibile spunto per la ricerca futura sul tema dell'inerzia.

Si è deciso, infine, di analizzare se un comportamento prevalentemente inerte abbia portato i partecipanti a disporsi in misura maggiore, seppur sempre casuale, sul percorso di costo minimo previsto o se un atteggiamento più dinamico sia stato dettato da una percezione corretta dei tempi di percorrenza sulle due alternative. Nuovamente è da tenere in considerazione il fatto che il numero di volte sul percorso minimo previsto non è necessariamente direttamente proporzionale all'utilità media del soggetto. I risultati sono riportati in tabella 59.

GRUPPI					F	VALORE DI SIGNIFICATIVITA'	F _{CRITICO}
GRUPPO 1	GRUPPO 2	GRUPPO 3	GRUPPO 4	GRUPPO 5			
CONTEGGIO e VALORE MEDIO							
3 16,667	5 14,800	4 17,000	5 14,400	3 18,333	1,9672	0,1515	3,0556

Tabella 59: Risultati del test ANOVA relativo all'effetto delle diverse tipologie di comportamento sul numero di volte sul percorso minimo effettivo

Poiché $F < F_{CRITICO}$, l'ipotesi nulla non può essere rigettata; sono stati effettuati anche dei confronti a coppie tra i gruppi che presentano le differenze più marcate tra le medie, senza ottenere esiti positivi. Si conclude che non esiste una relazione statisticamente significativa, sulla quale si possano fare considerazioni ulteriori, tra il comportamento assunto nell'esperimento ed il numero di volte sul percorso minimo effettivo.

➤ **MEMORIA**

La memoria è già stata considerata quale effetto nell'analisi del tempo di percorrenza (tabella 50), dalla quale sono emersi risultati statisticamente non significativi.

Si vuole cercare di capire ora se esista una correlazione tra la memoria dichiarata dai partecipanti (definita sulla base della risposta al quesito 13 del questionario) e i cinque gruppi in cui sono stati suddivisi i soggetti coinvolti (sulla base della frequenza di switching e del tempo di permanenza massimo sullo stesso percorso). In questo caso non è possibile utilizzare il metodo dell'ANOVA ad una via ma il suo corrispondente non parametrico, il cosiddetto test di Kruskal-Wallis, usato quando non può essere assunta l'ipotesi di distribuzione normale dei campioni in esame e con il quale i dati vengono sostituiti dal loro rango. La statistica test utilizzata in questo caso è denominata H , ed è distribuita approssimativamente come una chi-quadrato con $l-1$ gradi di libertà; la sua forma funzionale è:

$$H = \frac{12}{n(n+1)} \sum_{i=1}^l \frac{R_i^2}{n_i} - 3(n+1) \quad (4.14)$$

dove l è il numero di gruppi di osservazioni, n_i la numerosità relativa al gruppo i -esimo, $n = \sum n_i$ la numerosità totale e R_i la somma dei ranghi relativa al gruppo i -esimo. In genere la (4.14) viene corretta quando vi sono valori ripetuti tra le osservazioni, detti "ties". Questa correzione è necessaria poiché aumenta la probabilità di trovare differenze significative tra i gruppi a confronto. I risultati sono riportati in tabella 60, con la memoria intesa come fattore e il gruppo di utenti come variabile dipendente.

H	H _{CORRETTO}	VALORE DI SIGNIFICATIVITA'
2,1885	2,2883	0,5342

Tabella 60: Risultati del test di Kruskal-Wallis relativo all'effetto della memoria sulla tipologia di comportamento assunta nell'esperimento

Come si evince dalla stessa, l'ipotesi nulla non può essere rigettata in quanto il valore di significatività è decisamente maggiore alla soglia di accettabilità del 5%. Si conclude, dunque, che non esiste una correlazione statistica tra le due variabili in esame. Questo risultato non deve essere considerato esaustivo in quanto la divisione dei partecipanti sulla base della memoria dichiarata è stata effettuata solo ed esclusivamente considerando la risposta al Quesito 13 del questionario, il quale non può essere considerato totalmente rappresentativo della memoria dei soggetti coinvolti.

Si vuole ora analizzare l'effetto della memoria sul numero di volte in cui l'utente si è disposto sul percorso minimo effettivo, allo scopo di capire se esiste una relazione tra la memoria e la percezione corretta dei costi di percorrenza nelle due alternative. I risultati del test ANOVA sono riportati in tabella 61. I gruppi sono soltanto due per poter assicurare una numerosità adeguata dei campioni ed un bilanciamento delle unità costituenti i campioni stessi.

GRUPPI		<i>F</i>	VALORE DI SIGNIFICATIVITA'	<i>F_{CRITICO}</i>
MEMORIA SCARSA	MEMORIA DISCRETA/BUONA/OTTIMA			
CONTEGGIO e VALORE MEDIO				
11 15,455	9 16,556	0,9396	0,3452	4,4139

Tabella 61: Risultati del test ANOVA relativo all'effetto della memoria sul numero individuale di volte sul percorso minimo effettivo

Dalla tabella 61 si evince che la relazione tra memoria e numero di volte sul percorso minimo effettivo è molto debole. L'ipotesi nulla non può essere rigettata in quanto non vi è una differenza significativa tra le medie e non è possibile trarre conclusioni certe per lo stesso motivo esplicitato nell'analisi precedente.

Allo stesso modo si è deciso di analizzare se esiste una relazione tra la memoria e la compliance manifestata dai partecipanti nel corso dell'esperimento. A rigore di logica ci si aspetta che chi ha dichiarato di avere una memoria a brevissimo termine non abbia la capacità di percepire quanto gli altri l'inaffidabilità delle previsioni ricevute. I risultati sono riportati in tabella 62.

GRUPPI		<i>F</i>	VALORE DI SIGNIFICATIVITA'	<i>F_{CRITICO}</i>
MEMORIA SCARSA	MEMORIA DISCRETA/BUONA/OTTIMA			
CONTEGGIO e VALORE MEDIO				
11 21,545	9 21,333	0,0100	0,9214	4,4137

Tabella 62: Risultati del test ANOVA relativo all'effetto della memoria sulla compliance verso le previsioni

Anche in questo caso F è molto minore di $F_{CRITICO}$, ad indicare che la relazione tra le due variabili analizzate è praticamente assente. Nuovamente la divisione a gruppi sulla base della memoria può essere causa, almeno in parte, della scarsa significatività dei risultati. Per questa ragione non si ritiene opportuno procedere con ulteriori analisi dell'effetto della memoria sulle variabili più importanti della dinamica day-to-day di scelta del percorso.

➤ **AVVERSIONE E PROPENSIONE AL RISCHIO**

L'ultima analisi effettuata tramite il metodo dell'ANOVA ad una via concerne l'effetto delle caratteristiche personali degli utenti sul numero di volte in cui è stato scelto il percorso 1 (i risultati relativi al percorso 2 sono i medesimi e vengono, quindi, omessi); lo scopo fondamentale è capire se alcune delle categorie analizzate presentino un chiaro comportamento di avversione o propensione al rischio, essendo l'alternativa 1 più corta ma meno affidabile e l'alternativa 2 più lunga ma meno rischiosa in termini di tempo di percorrenza. I risultati sono riportati nelle tabelle 63a-63d.

GRUPPI		<i>F</i>	VALORE DI SIGNIFICATIVITA'	<i>F_{CRITICO}</i>
UOMINI	DONNE			
CONTEGGIO e VALORE MEDIO				
8 15,500	12 15,083	0,0068	0,9351	4,4139

Tabella 63a

GRUPPI		<i>F</i>	VALORE DI SIGNIFICATIVITA'	<i>F_{CRITICO}</i>
ESPERIENZA ALLA GUIDA>12 ANNI	ESPERIENZA ALLA GUIDA>12 ANNI			
CONTEGGIO e VALORE MEDIO				
12 14,417	8 16,500	0,1721	0,6832	4,4139

Tabella 63b

GRUPPI		<i>F</i>	VALORE DI SIGNIFICATIVITA'	<i>F_{CRITICO}</i>
PENDOLARI	NON PENDOLARI			
CONTEGGIO e VALORE MEDIO				
12 13,833	8 17,375	0,5065	0,4858	4,4139

Tabella 63c

GRUPPI		<i>F</i>	VALORE DI SIGNIFICATIVITA'	<i>F_{CRITICO}</i>
LAVORATORI	STUDENTI			
CONTEGGIO e VALORE MEDIO				
11 17,000	9 13,111	0,6342	0,4362	4,4139

Tabella 63d

Tabella 63: Risultati del test ANOVA relativo all'effetto di (a) genere; (b) esperienza alla guida; (c) tipologia prevalente di mobilità; (d) professione sul numero di volte in cui è stato scelto il percorso 1

In tutti e quattro i casi si evince che F è molto minore di $F_{CRITICO}$ e, quindi, non vi è relazione statisticamente significativa tra le variabili analizzate. L'ipotesi nulla non può essere rigettata e si conclude che non esiste una differenza significativa nelle percentuali di scelta del percorso 1 tra le diverse categorie. Questi risultati discordano da quelli ottenuti in letteratura dai quali si è concluso che le donne, gli utenti pendolari e quelli più esperti manifestano un comportamento prevalente di avversione al rischio (Chorus et al., 2006; Shiftan et al., 2010; Kattan et al., 2013; Bekhor e Albert, 2014; Knorr et al., 2014).

Dalle analisi mediante metodo ANOVA ad una via si può concludere che, salvo un paio di eccezioni, non è stato ottenuto alcun risultato statisticamente significativo. La ragione di ciò può risiedere, almeno in parte, nelle dimensioni esigue dei campioni in esame che non consentono di trarre conclusioni certe sul comportamento generale dei soggetti viaggiatori. Il fattore che maggiormente influenza le variabili analizzate è il genere, per il quale, nella quasi totalità dei casi, è risultato il valore di F più vicino a quello critico (tranne nel caso del tempo di percorrenza, maggiormente

influenzato dal fattore relativo alla tipologia di mobilità prevalente e dell'analisi sull'avversione e propensione al rischio che ha portato ad esiti molto deboli in tutti i casi).

E' interessante, a questo punto, analizzare, mediante il metodo dell'ANOVA a due vie, se possano esistere delle correlazioni significative tra le variabili fondamentali della dinamica day-to-day di scelta di percorso e due tra i diversi fattori considerati fino a questo punto.

4.2.2 ANOVA A DUE VIE

In questo paragrafo si effettuano alcuni test mediante il metodo dell'ANOVA a due vie per valutare se i fattori che maggiormente hanno influenzato le variabili precedentemente analizzate, abbiano un effetto sulle stesse anche quando considerati a due a due simultaneamente. E' da sottolineare il fatto che, a causa delle dimensioni ridotte dei campioni, non risulta possibile effettuare analisi mediante ANOVA a più di due vie e che l'effetto dell'inerzia e della memoria vengono omessi in questo paragrafo; nel primo caso, infatti, dividendo ulteriormente i partecipanti sulla base delle caratteristiche personali, si otterrebbero campioni molto esigui, nel secondo caso la motivazione è già stata esplicitata nel paragrafo relativo alla memoria.

Le analisi sono state condotte con un software specifico di statistica che fornisce come output gli esiti dell'ANOVA a più vie nonché eventuali confronti a coppie. La scelta dei fattori e delle variabili da analizzare dipende dai risultati ottenuti mediante l'ANOVA ad una via.

➤ TEMPO DI PERCORRENZA

Per quanto riguarda l'effetto delle caratteristiche personali, i due esiti migliori ottenuti nell'analisi ANOVA ad una via sono quelli relativi alla tipologia prevalente di mobilità ed al genere. Non si ritiene, tuttavia, significativo eseguire il test mediante l'ANOVA a due vie in quanto uno dei quattro campioni che si formano è caratterizzato da una sola unità (nel caso specifico, quello definito da uomini non pendolari).

Si procede, quindi, con ulteriori analisi che prevedono quali fattori una tra le quattro caratteristiche personali degli utenti e la frequenza di switching nell'esperimento, per indagare se esista un effetto statisticamente significativo di queste due variabili sul tempo di percorrenza. I risultati sono riportati nelle tabelle 64a-64d.

	GRUPPO	MEDIA	F	VALORE DI SIGNIFICATIVITA'
FREQUENZA DI SWITCHING	0-12	56,084	1,452	0,246
	13-24	57,683		
GENERE	UOMO	56,141	0,536	0,475
	DONNA	57,112		
INTERAZIONE FREQUENZA DI SWITCHING*GENERE	(0-12)*UOMO	55,457	0,106	0,749
	(0-12)*DONNA	56,712		
	(12-24)*UOMO	58,193		
	(12-24)*DONNA	57,512		

Tabella 64a

	GRUPPO	MEDIA	F	VALORE DI SIGNIFICATIVITA'
FREQUENZA DI SWITCHING	0-12	56,084	1,977	0,179
	13-24	57,683		
ESPERIENZA ALLA GUIDA	<12ANNI	56,957	0,263	0,615
	>12ANNI	56,374		
INTERAZIONE FREQUENZA DI SWITCHING*ESPERIENZA ALLA GUIDA	(0-12)*<12 ANNI	57,078	6,398	0,022
	(0-12)*>12 ANNI	53,102		
	(12-24)*<12 ANNI	56,591		
	(12-24)*>12 ANNI	58,338		

Tabella 64b

	GRUPPO	MEDIA	F	VALORE DI SIGNIFICATIVITA'
FREQUENZA DI SWITCHING	0-12	56,084	1,700	0,211
	13-24	57,683		
TIPOLOGIA DI MOBILITA'	PENDOLARE	55,863	3,082	0,098
	NON PENDOLARE	58,015		
INTERAZIONE FREQUENZA DI SWITCHING * TIPOLOGIA DI MOBILITA'	(0-12)*PENDOLARE	55,344	0,404	0,534
	(0-12)* NON PENDOLARE	57,121		
	(12-24)*PENDOLARE	56,590		
	(12-24)*NON PENDOLARE	59,504		

Tabella 64c

	GRUPPO	MEDIA	F	VALORE DI SIGNIFICATIVITA'
FREQUENZA DI SWITCHING	0-12	56,084	1,566	0,229
	13-24	57,683		
PROFESSIONE	LAVORATORE	56,387	0,354	0,560
	STUDENTE	57,135		
INTERAZIONE FREQUENZA DI SWITCHING * PROFESSIONE	(0-12)*LAVORATORE	54,754	1,595	0,225
	(0-12)*STUDENTE	57,034		
	(12-24)*LAVORATORE	57,747		
	(12-24)*STUDENTE	57,489		

Tabella 64d

Tabella 64: Risultati del test ANOVA relativo all'effetto di (a) frequenza di switching e genere; (b) frequenza di switching ed esperienza alla guida; (c) frequenza di switching e tipologia prevalente di mobilità; (d) frequenza di switching e professione sul tempo di percorrenza

Come si evince dalle tabelle, l'unico esito statisticamente significativo è quello relativo all'interazione switching*esperienza alla guida riportato in tabella 64b. Osservando i valori medi si nota che, per gli utenti più esperti, all'aumentare del numero dei cambiamenti di percorso, il tempo di percorrenza medio aumenta notevolmente. Questo risultato concorda con quelli ottenuti da Selten et al. (2007) e

Meneguzzer e Olivieri (2013) che hanno affermato che modificare spesso percorso non porta a benefici in termini di utilità. Viceversa, per i partecipanti più giovani, non si manifesta una differenza importante delle utilità medie all'aumentare della frequenza di switching. Per indagare da un punto di vista statistico quali coppie dell'interazione differiscano tra loro, è necessario effettuare un test *t* di student (a due code e basato sull'assunzione di varianze uguali). I risultati sono riportati in tabella 65.

CONFRONTI A COPPIE	STATISTICA <i>t</i>	VALORE DI SIGNIFICATIVITA'
(0-12)*<12 ANNI - (0-12)*>12 ANNI	3,068	0,0119
(0-12)*<12 ANNI - (0-24)*<12 ANNI	0,344	0,7378
(0-12)*<12 ANNI - (0-24)*>12 ANNI	-0,816	0,4303
(0-12)*>12 ANNI - (0-24)*<12 ANNI	-3,175	0,0337
(0-12)*>12 ANNI - (0-24)*>12 ANNI	-2,386	0,0543
(0-24)*<12 ANNI - (0-24)*>12 ANNI	-0,748	0,4829

Tabella 65: Confronti a coppie tra i gruppi relativi alla frequenza di switching ed all'esperienza alla guida

I confronti statisticamente significativi sono quelli evidenziati in rosso, per i quali l'ipotesi nulla di uguaglianza tra le medie deve essere rigettata. Volendo, potrebbe essere considerato significativo anche il confronto tra utenti esperti*frequenza di switching<12 e utenti esperti*frequenza di switching>12, essendo il valore di significatività di poco superiore alla soglia di accettabilità.

Gli altri esiti riportati nelle tabelle 64a-64d, invece, non risultano statisticamente significativi e non necessitano, dunque, di ulteriori considerazioni. E' interessante notare che i valori medi di tempo di percorrenza più bassi sono stati ottenuti nelle combinazioni numero di cambiamenti individuali<12*esperienza alla guida>12 anni e numero di cambiamenti individuali<12*lavoratori. Si conclude, dunque, che una frequenza di switching inferiore porta a dei vantaggi in termini di utilità media e che l'esperienza alla guida è una variabile che influenza fortemente il tempo di percorrenza medio.

➤ **COMPORAMENTO DI SWITCHING**

I risultati migliori nell'ANOVA ad una via sono stati ottenuti con i fattori genere e esperienza alla guida. La tabella 66 riporta i parametri ottenuti mediante analisi ANOVA a due vie tenendo simultaneamente conto dell'effetto delle due caratteristiche personali sopracitate sulla frequenza di switching.

	GRUPPO	MEDIA	F	VALORE DI SIGNIFICATIVITA'
GENERE	UOMO	8,875	1,710	0,210
	DONNA	13,750		
ESPERIENZA ALLA GUIDA	<12 ANNI	10,833	0,420	0,526
	>12 ANNI	13,250		
INTERAZIONE GENERE*ESPERIENZA ALLA GUIDA	UOMO*<12 ANNI	7,250	0,352	0,561
	UOMO*>12 ANNI	10,500		
	DONNA*<12 ANNI	12,625		
	DONNA*>12 ANNI	16,000		

Tabella 66: Risultati del test ANOVA relativo all'effetto del genere e dell'esperienza alla guida sulla frequenza di switching

In tutti i casi, i risultati sono statisticamente non significativi, ad indicare che i fattori, singolarmente o combinati tra loro, hanno un effetto debole sulla frequenza di switching. Si nota che vi è una differenza marcata tra il numero di cambiamenti di percorso medi degli uomini più giovani e quello delle donne più esperte, anche se il confronto a coppie mediante la statistica *t* di student non fornisce, a sua volta, esito positivo.

Facendo una considerazione che esuli dai risultati dei test statistici e valutando soltanto i valori medi della frequenza di switching, si può concludere che le donne, in questo esperimento, hanno avuto una propensione a modificare percorso decisamente maggiore rispetto agli uomini, in disaccordo con quanto ottenuto da altri autori in letteratura (Emmerink et al., 1996; Mahmassani e Liu, 1999; Chorus et al., 2006).

➤ **COMPLIANCE/RISPOSTA ALLE INFORMAZIONI**

Per quanto riguarda la compliance manifestata nei confronti delle previsioni, la bontà dei risultati ottenuti mediante l'analisi ANOVA ad una via è alquanto elevata. I fattori che hanno fornito gli esiti migliori sono genere, esperienza alla guida e, a seguire, professione. Le tabelle 67a e 67b riportano i parametri ottenuti mediante ANOVA a due vie, escludendo l'analisi dell'effetto simultaneo di esperienza alla guida e professione sulla compliance, in quanto tra i partecipanti non esiste alcuno studente di età superiore ai 30 anni e, quindi, un campione risulterebbe privo di unità.

	GRUPPO	MEDIA	F	VALORE DI SIGNIFICATIVITA'
GENERE	UOMO	23,500	3,051	0,100
	DONNA	20,083		
ESPERIENZA ALLA GUIDA	<12 ANNI	20,250	2,352	0,145
	>12 ANNI	23,250		
INTERAZIONE GENERE*ESPERIENZA ALLA GUIDA	UOMO*<12 ANNI	21,000	0,427	0,523
	UOMO*>12 ANNI	26,000		
	DONNA*<12 ANNI	19,875		
	DONNA*>12 ANNI	20,500		

Tabella 67a

	GRUPPO	MEDIA	F	VALORE DI SIGNIFICATIVITA'
GENERE	UOMO	23,500	3,245	0,090
	DONNA	20,083		
PROFESSIONE	LAVORATORE	22,636	1,993	0,177
	STUDENTE	20,000		
INTERAZIONE GENERE* PROFESSIONE	UOMO*LAVORATORE	25,167	1,985	0,178
	UOMO*STUDENTE	18,500		
	DONNA*LAVORATORE	19,600		
	DONNA*STUDENTE	20,429		

Tabella 67b

Tabella 67: Risultati del test ANOVA relativo all'effetto di (a) genere ed esperienza alla guida; (b) genere e professione sulla compliance verso le previsioni

Come si evince dalle stesse, nessun risultato è statisticamente significativo anche se i valori del test F sono abbastanza elevati (ad eccezione di quello relativo all'interazione genere-esperienza alla guida), ad indicare che la relazione tra le variabili analizzate è dovuta solo parzialmente al caso. Per questo motivo si è deciso di procedere con i confronti a coppie per le interazioni tra i due fattori considerati allo scopo di verificare se alcune medie differiscano tra loro. Le differenze più marcate di compliance nel caso di genere ed esperienza alla guida, infatti, si riscontrano tra gli uomini più esperti e le donne giovani mentre nel caso di genere e professione, la compliance è alquanto maggiore per gli uomini che lavorano rispetto agli uomini che studiano. Per quanto riguarda l'interazione tra genere ed esperienza alla guida l'unico confronto a coppie risultato statisticamente significativo (statistica t pari a 2,289; valore di significatività pari a 4,51%) è proprio quello tra uomini esperti e donne giovani. Nel caso dell'interazione tra genere e professione, invece, non sono stati ottenuti esiti statisticamente significativi anche se il valore di significatività tra gli uomini lavoratori e gli altri tre casi si avvicina notevolmente alla soglia di accettabilità del 5% (rispettivamente: 7,1% tra uomini lavoratori e uomini studenti, 5,97% tra uomini e donne lavoratori; 6,78% tra lavoratrici e studentesse).

Analizzando la risposta alle informazioni storiche gli esiti migliori, seppur molto poco significativi, sono stati ottenuti utilizzando come fattore il genere o la professione. I risultati dell'ANOVA a due vie considerando simultaneamente l'effetto di queste due variabili sulla risposta sono riportati in tabella 68.

	GRUPPO	MEDIA	F	VALORE DI SIGNIFICATIVITA'
GENERE	UOMO	21,125	1,441	0,248
	DONNA	19,167		
PROFESSIONE	LAVORATORE	20,545	0,678	0,422
	STUDENTE	19,222		
INTERAZIONE GENERE* PROFESSIONE	UOMO*LAVORATORE	22,333	2,458	0,136
	UOMO*STUDENTE	17,500		
	DONNA*LAVORATORE	18,400		
	DONNA*STUDENTE	19,714		

Tabella 68: Risultati del test ANOVA relativo all'effetto del genere e della professione sulla risposta alle informazioni storiche

I risultati sono statisticamente non significativi, anche se il valore di significatività si avvicina abbastanza alla soglia di accettabilità nel caso dell'interazione tra i due fattori. Si è ritenuto opportuno, dunque, procedere con il confronto a coppie che, però, non ha portato ad esiti migliori. Confrontando i valori medi della risposta si può concludere che gli uomini lavoratori hanno seguito in misura maggiore le informazioni storiche, disponendosi sul percorso di minimo costo del periodo precedente, rispetto alle altre categorie.

Si è deciso, infine, di analizzare l'effetto combinato della compliance (che interviene come fattore) e delle caratteristiche personali degli utenti (in particolare genere ed esperienza alla guida che sono quelle che hanno fornito esiti migliori per la compliance) sul numero di volte in cui l'utente si è disposto sul percorso minimo effettivo del periodo attuale, in quanto i risultati ottenuti in tabella 56 sono fortemente significativi. Le tabelle 69a e 69b riportano i parametri statistici dell'ANOVA a due vie:

	GRUPPO	MEDIA	F	VALORE DI SIGNIFICATIVITA'
COMPLIANCE	COMPLIANCE<20	17,182	8,280	0,011
	COMPLIANCE>20	14,444		
GENERE	UOMO	15,500	0,603	0,449
	DONNA	16,250		
INTERAZIONE COMPLIANCE* GENERE	COMPLIANCE<20*UOMO	16,000	2,117	0,165
	COMPLIANCE>20*UOMO	17,625		
	COMPLIANCE<20*DONNA	15,200		
	COMPLIANCE>20* DONNA	13,500		

Tabella 69a

	GRUPPO	MEDIA	F	VALORE DI SIGNIFICATIVITA'
COMPLIANCE	COMPLIANCE<20	17,182	7,277	0,016
	COMPLIANCE>20	14,444		
ESPERIENZA ALLA GUIDA	<12 ANNI	15,917	0,007	0,937
	>12 ANNI	16,000		
INTERAZIONE COMPLIANCE* ESPERIENZA ALLA GUIDA	COMPLIANCE<20*<12 ANNI	16,857	0,445	0,514
	COMPLIANCE>20*<12 ANNI	17,750		
	COMPLIANCE<20*>12 ANNI	14,600		
	COMPLIANCE>20*>12 ANNI	14,250		

Tabella 69b

Tabella 69: Risultati del test ANOVA relativo all'effetto di (a) compliance e genere; (b) compliance ed esperienza alla guida sul numero di volte sul percorso minimo effettivo

Come si evince dalle stesse, i valori statisticamente significativi sono quelli relativi all'effetto della compliance sul numero di volte sul percorso minimo effettivo, come già riscontrato dalla tabella 56. Per quanto riguarda le interazioni tra i fattori, il valore di significatività della tabella 69b è molto basso e non necessita di ulteriori considerazioni, mentre si è ritenuto opportuno effettuare i confronti a coppie nel caso dell'interazione tra compliance e genere, riportati in tabella 70.

CONFRONTI A COPPIE	STATISTICA t	VALORE DI SIGNIFICATIVITA'
COMPLIANCE<20*UOMO - COMPLIANCE>20*UOMO	-1,02	0,3345
COMPLIANCE<20*UOMO - COMPLIANCE<20*DONNA	0,588	0,5778
COMPLIANCE<20*UOMO - COMPLIANCE>20*DONNA	3,273	0,0221
COMPLIANCE>20*UOMO - COMPLIANCE<20*DONNA	1,728	0,1119
COMPLIANCE>20*UOMO - COMPLIANCE>20*DONNA	2,987	0,0137
COMPLIANCE<20*DONNA - COMPLIANCE>20*DONNA	1,436	0,1941

Tabella 70: Confronti a coppie tra i gruppi relativi alla compliance ed al genere

Gli esiti significativi sono quelli colorati di rosso. Si conclude, dunque, che vi è una differenza statisticamente significativa del numero di volte in cui è stato scelto il percorso minimo effettivo tra uomini e donne che hanno manifestato poca o tanta compliance.

I risultati dei test statistici condotti in questo Capitolo non consentono di generalizzare gli esiti o di trarre conclusioni certe. Come già affermato più volte, le dimensioni dei campioni sono esigue e possono avere influenzato in maniera negativa le analisi le quali, se riproposte in ricerche future, dovrebbero essere effettuate su campioni più numerosi.

CONCLUSIONI

Il semplice esperimento presentato in questa tesi ha permesso di studiare il comportamento di scelta di percorso nella dinamica day-to-day, con particolare enfasi sul ruolo delle informazioni preventive e delle caratteristiche personali degli utenti. Nella prova, venti soggetti hanno ripetutamente selezionato, per 40 periodi successivi ed in maniera indipendente, una tra due alternative di percorso disponibili con l'ausilio di informazioni storiche e predittive sui tempi di percorrenza di entrambi gli itinerari.

Lo studio ha mostrato che i valori medi (calcolati sull'intera durata dell'esperimento) di flusso in entrambi i percorsi tendono ad essere molto vicini a quelli dell'Equilibrio Deterministico, anche se il sistema non si è stabilizzato permanentemente nello stato di equilibrio, ma vi si è posizionato solo sporadicamente per poi allontanarsene. Questo risultato può essere attribuibile, almeno in parte, all'estensione piuttosto limitata dell'orizzonte temporale dell'esperimento ed all'effetto delle informazioni esterne. L'acquisizione di esperienza e conoscenza della rete gioca un ruolo chiave nella progressiva riduzione delle oscillazioni di flusso e di tempo di percorrenza, il cui processo è accelerato dalla presenza delle informazioni preventive. L'effetto dell'abitudine, tuttavia, è talvolta contrastato proprio dalla disponibilità di informazioni, con esiti non sempre positivi in termini di tempi di percorrenza individuali.

La frequenza dei cambiamenti di percorso è stata analizzata sia con riferimento alla sua variabilità tra i soggetti coinvolti nella prova che alla sua evoluzione giornaliera. Una relazione non lineare e statisticamente significativa, seppur debole, è stata riscontrata tra il numero complessivo di cambiamenti di percorso ed il tempo di percorrenza medio individuali.

Per quanto riguarda le informazioni fornite dall'esterno, si è dimostrato che le previsioni sono state spesso poco accurate, ragion per cui la maggior parte dei partecipanti ha riposto la propria fiducia nelle informazioni storiche. Nel corso dei 40 periodi si è potuta notare una stabilizzazione nel tempo della risposta alle indicazioni storiche mentre le oscillazioni della compliance verso le previsioni si sono mantenute fino alla fine della prova, ad indicare che i soggetti hanno comunque utilizzato le previsioni come fonte di supporto. Il tema della compliance/risposta alle indicazioni esterne è particolarmente delicato in quanto il numero di volte in cui un utente si posiziona sul percorso "consigliato" può dipendere, simultaneamente o distintamente, dalla percezione dell'accuratezza delle informazioni e dalla fiducia riposta in esse e/o dalla tipologia di risposta (diretta o contraria) manifestata dal soggetto (indagata, in maniera preliminare, da Selten et al., 2007). Spesso risulta impossibile definire quale dei due atteggiamenti prevalga e si ritiene che una ricerca futura su questa tematica sia necessaria.

Una relazione statisticamente significativa è stata individuata tra la differenza tra tempi effettivi e previsti in un dato percorso ed il numero di cambiamenti da o verso quello stesso percorso. Un altro risultato, fortemente significativo e dovuto principalmente all'inaffidabilità delle previsioni, ha mostrato che utenti con minor compliance si sono disposti più spesso sul percorso minimo effettivo del giorno attuale.

Analisi statistiche relative ai possibili effetti delle caratteristiche personali (genere, età e tipologia prevalente di mobilità) sulle variabili più importanti della dinamica day-to-day non hanno rivelato differenze significative tra le medie, anche se il genere è risultato il fattore che maggiormente influenza il comportamento di switching e la compliance/risposta alle informazioni mentre la

tipologia di mobilità prevalente ha un impatto rilevante sul tempo di percorrenza. Questi risultati non devono essere considerati esaustivi in quanto possono essere attribuibili, almeno in parte, alle dimensioni ridotte dei campioni in esame. Le analisi descrittive, comunque, hanno permesso di trarre alcune conclusioni plausibili sull'effetto di questi fattori nelle condizioni specifiche della prova: le donne sono state più propense a modificare percorso ma hanno riposto una fiducia minore in entrambe le tipologie di informazione rispetto agli uomini, preferendo posizionarsi sull'itinerario "sconsigliato", da cui si deduce che la tipologia prevalente di risposta manifestata dalle donne è quella contraria. Gli utenti più esperti, inoltre, hanno manifestato maggiormente una risposta diretta rispetto a quelli più giovani, in particolare nei confronti delle previsioni. I pendolari, infine, hanno rivelato una preferenza verso il percorso più affidabile ed hanno ottenuto, in media, un vantaggio in termini di tempo di percorrenza rispetto ai non pendolari. Questo risultato è da attribuirsi alle rigidità di orario cui sono sottoposti i pendolari nella vita reale.

La memoria e l'inerzia, infine, sono due aspetti complessi del comportamento umano che interessano diverse discipline, non soltanto quella dell'ingegneria dei trasporti. In questa tesi la memoria è stata indagata in modo superficiale a causa delle difficoltà di carpire in maniera adeguata la tipologia di memoria competente ad ogni soggetto. Per quanto riguarda l'inerzia si può concludere che, nelle condizioni specifiche della prova, i tre partecipanti che hanno assunto un comportamento totalmente inerte hanno ottenuto, in media, un vantaggio statisticamente significativo in termini di tempo di percorrenza rispetto agli altri soggetti coinvolti. Una ricerca futura e più approfondita sugli effetti della memoria e dell'inerzia sulle scelte di percorso in un contesto dinamico è da ritenersi necessaria.

Lo studio sperimentale descritto in questa tesi può essere migliorato sotto diversi aspetti. I limiti principali della prova sono da ricercarsi, in primo luogo, nella scarsa numerosità dei partecipanti, che non ha consentito di effettuare analisi dalle quali si potessero trarre conclusioni statisticamente robuste. I risultati ottenuti sono comunque degni di nota ma devono essere osservati con occhio critico in quanto rappresentativi di una porzione estremamente limitata della totalità dei soggetti viaggiatori. Le analisi effettuate in questa tesi, se riproposte in sviluppi futuri sul tema, dovrebbero basarsi su campioni più numerosi.

Un orizzonte temporale più ampio, inoltre, avrebbe potuto portare alla convergenza all'equilibrio e ad una comprensione migliore dell'effetto combinato di esperienza ed informazioni esterne sulle variabili significative. E' da sottolineare, tuttavia, il fatto che una durata eccessiva della prova potrebbe indurre, in alcuni soggetti, un effetto di "affaticamento" che potrebbe portarli a compiere scelte in modo disinteressato e poco razionale. La definizione di un orizzonte adeguato è, dunque, una decisione che deve essere ponderata in maniera attenta.

Una possibile modalità alternativa di attuazione dell'esperimento potrebbe prevedere la realizzazione di diversi scenari, differenziando la quantità e tipologia di informazioni in ogni scenario e/o fornendo informazioni solo ad una percentuale dei partecipanti, allo scopo di capire quali indicazioni esterne abbiano un impatto maggiore sulle variabili significative della dinamica day-to-day. Un quantitativo così elevato di informazioni potrebbe, infatti, aver creato una certa confusione tra i soggetti coinvolti.

Si osserva inoltre che l'esperimento è stato simulato ed i partecipanti non sono stati incentivati, se non tramite istruzioni preventive, a comportarsi in maniera realistica. Si ritiene che un esperimento eseguito sul campo, in una semplice rete reale, possa stimolare maggiormente gli utenti a ponderare in modo adeguato e più razionale le scelte da compiere.

Potrebbe risultare interessante, infine, inserire, sporadicamente, condizioni di congestione non ricorrente (incidenti, eventi meteorologici avversi ecc.) per rappresentare in maniera più realistica ciò che accade nelle reti di trasporto e la cui gestione può essere migliorata proprio mediante l'inserimento di Sistemi Avanzati di Informazione per il Traffico.

Questo esperimento, dunque, è da considerarsi come un contributo preliminare sul quale basare future analisi sperimentali sul tema della dinamica day-to-day, con particolare enfasi sull'effetto dei sistemi ATIS e del comportamento dei viaggiatori.

RIFERIMENTI BIBLIOGRAFICI

- **BIBLIOGRAFIA DIRETTA**

Albert., G., Toledo, T. & Ben-Zion, U. (2011). The role of personality factors in repeated route choice behavior: behavioral economics perspective. *European Transport \ Trasporti Europei n. 48: 47-59.*

Avineri, E. & Prashker, J. N. (2006). The impact of travel time information on travelers' learning under uncertainty. *Transportation, 33: 393-408.*

Bekhor, S. & Albert., G. (2014). Accounting for sensation seeking in route choice behaviour with travel time information. *Transportation Research Part F, 22, 39-49.*

Ben-Elia, E., Erev, I. & Shiftan, Y. (2008). The combined effect of information and experience on drivers' route-choice behaviour. *Transportation, 35:165-177.*

Ben-Elia, E., Di Pace, R., Bifulco, G. N. & Shiftan, Y. (2013) The impact of travel informations accuracy on route-choice. *Transportation Research Part C, 26, pp. 146-159.*

Bifulco, G. N., Di Pace, R. & Viti, F. (2014). Evaluating the effects of information reliability on travellers' route choice. *Eur. Transp. Res. Rev., 6:61-70.*

Cantarella, G. E. (2013). Day-to-day dynamic models for Intelligent Transportation Systems design and appraisal. *Transportation Research Part C 29, 117-130.*

Chen, P. S-T. & Mahmassani, H. S. (1999). Dynamics of urban commuter behavior under real-time traffic information. *Research Report SWUTC/99/472840-00066-1, Center for Transportation Research, The University of Texas, Austin.*

Chen, W-H. & Jovanis, P. P. (2002). Analysis of driver en-route guidance compliance and driver learning with ATIS using a travel simulation experiment. *Presented in the Annual Meeting of the Transportation Research Board, Washington, D.C.*

Chorus , C. G., Molin, E. J. E. & Van Wee, B. (2006). Travel information as an instrument to change cardrivers' travel choices: a literature review. *EJTIR, 6, no. 4, pp. 335-364.*

De Maio, M. L., Vitetta, A. & Watling, D. (2013). Influence of experience on users' behaviour: a day-to-day model for route choice updating. *Procedia - Social and Behavioral Sciences, 87, 60 - 74.*

- Gao, F. & Wang, M. (2011). Modeling en-route driver route choice behavior under real-time traffic information. *Journal of Information & Computational Science*, 8: 7, 1053–1062.
- He, Z., Yang, L. & Guan, W. (2014). A day-to-day route choice model based on travellers' behavioural characteristics. *Procedia - Social and Behavioral Science*, 138, 738 – 747.
- Huang, Z., Kuang, A., Fan, W. & Zhou, Q. (2012). Impact of traveler information on road network travel time reliability. *Journal of transportation systems engineering and information technology*, 12(6), 93-99.
- Jha, M., Madanat, S. & Peeta, S. (1998). Perception updating and day-to-day travel choice dynamics in traffic networks with information provision. *Transportation Research Part C*, 6, 189-212.
- Katsikopoulos, K. V., Duse-Anthony, Y., Fisher, D. L. & Duffy, S. A. (2000). The framing of drivers' route choices when travel time information is provided under varying degrees of cognitive load. *Human Factors: The Journal of the Human Factors and Ergonomics Society*, 42: 470.
- Kattan, L., De Barros, A. G. & Saleemi, H. (2013). Travel behavior changes and responses to advanced traveller information in prolonged and large-scale network disruptions: A case study of west LRT line construction in the city of Calgary. *Transportation Research Part F*, 21, 90–102.
- Knorr, F., Chmura, C. & Schreckenberg, M. (2014). Route choice in the presence of a toll road: The role of pre-trip information and learning. *Transportation Research Part F*, 27, 44–55.
- Lawrence, J. Exponential smoothing for stationary models.
- Levinson D. (2003). The value of advanced traveler information systems for route choice. *Transportation Research Part C*, 11, 75–87.
- Lindsey, R., Daniel, T., Gisches, E. & Rapoport, A. (2014). Pre-trip information and route-choice decisions with stochastic travel conditions: Theory. *Transportation Research Part B*, 67, 187–207.
- Liu, T., Zhang, C., Wang, T. & Wu, G. (2013). Effects of friends' information interaction on travel decisions. *Journal of Transportation Systems Engineering and Information Technology*, 13(6), 86-93.
- Lu, X., Gao, S. & Ben-Elia, E. (2011). Information impacts on route choice and learning behavior in a congested network: An experimental approach. In *90th Annual transportation research board meeting, Washington DC*.
- Mahmassani, H. S. & Liu, Y. (1999). Dynamics of commuting decision behaviour under advanced traveller information systems. *Transportation Research Part C*, 7, 91-107.
- Meneguzzer, C. & Olivieri, A. (2013). Day-to-day traffic dynamics: laboratory-like experiment on route choice and route switching in a simple network with limited feedback information. *Procedia - Social and Behavioral Science*, 87, 44 – 59.

Moták, L., Gabaude, C., Bougeant, J. & Huet, N. (2014). Comparison of driving avoidance and self-regulatory patterns in younger and older drivers. *Transportation Research Part F* 26, 18–27.

Rapoport, A., Gisches, E. J., Daniel, T. & Lindsey, R. (2014). Pre-trip information and route choice decisions with stochastic travel conditions: Experiment. *Transportation Research Part B*, 68, 154–172.

Schwarze, A., Ehrenpfordt, I. & Eggert, F. (2014). Workload of younger and elderly drivers in different infrastructural situations. *Transportation Research Part F*, 26, 102–115.

Selten, R., Chmura, T., Kube, S. & Schreckenber, M. (2007). Commuters route choice behaviour. *Games and Economic Behavior*, 58, 394–406.

Shifan, Y., Bekhor, S. & Albert G. (2010). Route choice behaviour with pre-trip travel time information. *IET Intelligent Transport Systems*, 5(3), 183–189.

Tawfik, A. M. & Rakha, H. A. (2012). Human aspects of route choice behavior: incorporating perceptions, learning trends, latent classes, and personality traits in the modeling of driver heterogeneity in route choice behavior . *Mid-Atlantic Universities Transportation Center, Center for sustainable mobility, Virginia Tech Transportation Institute, Blacksburg, VA, USA*.

Whale, J., Bazzan, A. L. C., Klugl, F. & Schreckenberg, M. (2002). The impact of real-time information in a two-route scenario using agent-based simulation. *Transportation Research Part C*, 10, 399–417.

Xie, C. & Liu, Z. (2014). On the stochastic network equilibrium with heterogeneous choice inertia. *Transportation Research Part B*, 66, 90–109.

Sito Internet: <http://stat.unicas.it/vistoccoDownload/stat/materiale/FFisher.pdf>

- **BIBLIOGRAFIA INDIRETTA**

Abdel-Aty, M. A., Ryuichi Kitamura, P. & Jovanis, P. (1997). Using stated preference data for studying the effect of Advanced Traffic Information on drivers' route choice. *Transportation Research Part C, (Emerging Technologies) 5C(1)*.

Adler, J. & Blue, V. (1998). Toward the design of intelligent traveler information systems. *Transportation Research, C 6*, 157.

Al-Deek, H.M., Khattak, A.J. & Thananjeyan, P. (1998). A combined traveler behavior and system performance model with Advanced Traveler Information Systems. *Transportation Research 32A (7)*, 479–493.

Arnott, R., A. D. P. & Lindsey, R. (1991). Does providing information to drivers reduce traffic congestion?. *Transportation Research Part A (General), 25A(5)*: 309.

Arrow, K. J. (1951). Alternative approaches to the theory of choice in risk-taking situations. *Econometrica, 19 (4)*.

Ben-Akiva, M., De Palma, A. & Kaysi, I. (1991). Dynamic network models and driver information systems. *Transportation Research Part A, 25 (5)*, 251–266.

Ben Elia, E. & Shiftan, Y. (2010). Which road do I take? A learning-based model of route-choice behavior with real-time information. *Transportation Research Part A, Policy Pract., 44, (4)*, pp. 249–264.

Bie, J. & Lo, H.K.A. (2008). User equilibrium in day-to-day traffic dynamics: stability, attainability and attraction domain. *Proceedings of The International Symposium on Dynamic Traffic Assignment (DTA), June 2008, Leuven, Belgium*.

Birge, J. R. & Ho, J.K. (1993). Optimal flows in stochastic dynamic networks with congestion. *Operations Research, 41(1)*.

Bonsall, P., Firmin, P. & Beale, J. (2004). Perception of modal attributes: how accurate and how susceptible to change?. *Paper presented at the 83rd meeting of the Transportation Research Board, Washington, D.C.*

Burrell, J.E. (1968). Multiple route assignment and its application to capacity restraint. *Proceedings of the 4th International Symposium on the Theory of Traffic Flow, Karlsruhe, Germany*.

Busemeyer, J. R. & J. T. T. (1993). Decision Field Theory: a dynamic-cognitive approach to decision making in an uncertain environment. *Psychological Review 100(3)*: 432.

- Cantarella, G. E. & Cascetta, E. S. (1995). Dynamic processes and equilibrium in transportation networks: towards a unifying theory. *Transportation Science*, 29(4).
- Chang, G. L. & Mahmassani, H.S. (1988). Travel time prediction and departure time adjustment behavior dynamics in a congested traffic system. *Transportation Research, Part B: Methodological* 22B(3).
- Chatterjee, K., Hounsell, N.B., Waterson, B.J., Firmin, P.E. & Bonsall, P. (2000). Evaluation of the London driver information system: results from the CLEPPATRA study. *IEE Conf. Proc. on Vehicle Navigation and Information Systems*, No. 472, pp. 22–26.
- Chorus, C.G. & Dellaert, B.G.C. (2012). Travel choice inertia: the joint role of risk aversion and learning. *Journal of Transport Economics and Policy*, 46 (1), 139–155.
- Connors, R.D. & Sumalee, A. (2009). A network equilibrium model with traveler's perception of stochastic travel times. *Transportation Research Part B*, 43 (6), 614–624.
- Dabbs, J.M., Chang, E.L., Strong, R.A. & Milun, R. (1998). Spatial ability, navigation strategy, and geographic knowledge among men and women. *Evolution and Human Behavior*, Volume 19, Issue 2: 89-98.
- Dial, R. (1971). A probabilistic multipath traffic assignment model which obviates path enumeration. *Transportation Research*, 5 (1), 83–111.
- Ellinghaus, D., Schlag, B. & Steinbrecher, J. (1990). Leistungsfähigkeit und Verhalten älterer Kraftfahrer (Vol. 80). *Bremerhaven: Verlag neue Wissenschaft* .
- Emmerink, R.H.M., Peter, N., Piet, R. & Kay, A. (1994). The economics of motorist information systems revisited. *Transport Reviews* 14 (4), 363–388.
- Emmerink, R.H.M., Axhausen, K.W., Nijkamp, P. & Rietveld, P. (1995). Effects of information in road transport networks with recurrent congestion. *Transportation* 22, 21–53.
- Emmerink, R.H.M., Nijkamp, P., Rietveld, P. & Ommeren, J.N. (1996). Variable message signs and radio traffic information: an integrated empirical analysis of drivers' route choice behaviour. *Transportation Research Part A*, 30(2), pp. 135–153.
- Fudenberg, D. & Levine, D.K. (1998). The theory of learning in games. *The MIT Press, Cambridge, MA*.
- Hawas, Y. E. (2004). Development and calibration of route choice utility models: neuro-fuzzy approach. *Journal of transportation engineering*, 130(2).
- He, X., Guo, X. & Liu, H. (2010). A link-based day-to-day traffic assignment model. *Transportation Research Part* , 44, 597–608.

- Hogarth, R. M. (1987). *Judgement and Choice* 2nd edition. UK: Wiley.
- Horowitz, J.L. (1984). The stability of stochastic equilibrium in a two-link transportation network. *Transportation Research Part B*, 18 (1), 13–28.
- Jan, O., Horowitz, A. J. & Pen, Z. R. (2000). Using global positioning system data to understand variations in path choice. *Transportation Research Record*, pp. 37-44.
- Jou, R., Lam, S., Liu, Y. & Chen, K. (2005). Route switching behavior on freeways with the provision of different types of real-time traffic information. *Transportation Research Part A*, 39, pp. 445-461.
- Kaysi, I. (1991). Framework and models for provision of driver information system. *Ph.D. Thesis, MIT Press, Cambridge, MA*.
- Khattak, A. J., J. L., S., Koppelman, F. S. (1993). Commuters' enroute diversion and return decisions: analysis and implications for advanced traveller information systems. *Transportation Research Part A (Policy and Practice)*, 27A(2): 101.
- Lam, W.H.K., Shao, H. & Sumalee, A. (2008). Modeling impacts of adverse weather conditions on a road network with uncertainties in demand and supply. *Transportation Research Part B*, 42 (10), 890–910.
- Lappin, J. (2000). Advanced traveller information service (ATIS): who are ATIS customers?. *Working paper prepared for Volpe National Transportation Systems Centre, Cambridge, MA*.
- Li, H., Guensler, R. & Ogle, J. (2005). Analysis of morning commute route choice patterns using global positioning system-based vehicle activity data. *Transportation Research Record: Journal of the Transportation Research Board*, vol. 1926, pp. 162-170.
- Lomax, T. & Schrank, D. (2002). *Urban Mobility Study. Texas Transportation Institute (2003)*.
- Lotan, T. (1997). Effects of familiarity on route choice behavior in the presence of information. *Transportation Research Part C: Emerging Technologies* 5(3-4).
- Lyons, G.D. (2001). Towards integrated traveller information. *Transport Reviews*, vol. 21, pp. 217-235.
- Mahmassani, H.S. & Jayakrishnan, R.J. (1991). System performance and user response under real-time information in a congested traffic corridor. *Transportation Research Part A*, 25 (5), 293–307.
- Mahmassani, H.S. & Srinivasan, K.K. (2004). Experiments with route and departure time choices of commuters under real-time information: heuristics and adjustment processes. In: Schreckenberg, M. and Selten, R. (eds.) *Human behavior and traffic networks*, Springer Publishers, Bonn, Germany.

- Mehndiratta, S.R., Kemp, M.A., Lappin, J.E. & Nierenberg, E. (2000). Likely users of Advanced Traveler Information Systems: evidence from the Seattle region. *Transportation Research Record*, no. 1739, pp. 15-24.
- Mirchandani, P. & Soroush, H. (1987). Generalized traffic equilibrium with probabilistic travel times and perceptions. *Transportation Science*, 21, 133-152.
- Molnar, L. J. & Eby, D. W. (2008). The relationship between self-regulation and driving-related abilities in older drivers: An exploratory study. *Traffic Injury Prevention*, 9, 314–319.
- Naumann, R. B., Dellinger, A. M. & Kresnow, M.-J. (2011). Driving self-restriction in high-risk conditions: How do older drivers compare to others?. *Journal of Safety Research*, 42, 67–71.
- Petrella, M. & Lappin, J. (2004). Comparative analysis of customer response to online traffic information in two cities: Los Angeles, California and Seattle, Washington. *Transportation Research Record*, no. 1886, pp. 10-18.
- Polak, J. & Jones, P. (1993). The acquisition of pre-trip information: a stated preference approach. *Transportation* 20, pp. 179-198.
- Polydoropoulou, A. & Ben-Akiva, M. (1998). The effect of advanced traveller information systems (ATIS) on travellers' behaviour. In Emmerink, R.H.M. and Nijkamp, P., 1998. *Behavioural and network impacts of driver information systems*. Aldershot, Ashgate.
- Ramming, M. S. (2002). Network knowledge and route choice. *Ph.D. thesis, Massachusetts Institute of Technology*.
- Schlag, B. (1993). Elderly drivers in Germany – fitness and driving behavior. *Accident Analysis and Prevention*, 25, 47–55.
- Simon, H. A. (1955). A behavioral model of rational choice. *The Quarterly Journal of Economics*, 69(1).
- Srinivasan, K.K. & Mahmassani, H.S. (1999). Role of congestion and information in tripmakers' dynamic decision processes: an experimental investigation. *Transportation Research Record* 1676, 43–52.
- Srinivasan, K. K. & Mahmassani, H. S. (2000). Modeling inertia and compliance mechanisms in route choice behavior under real-time information. *Transportation Research Record*, (1725): 45-53.
- Sullivan, K. A., Smith, S. S., Horswill, M. S. & Lurie-Beck, J. K. (2011). Older adults' safety perceptions of driving situations: Towards a new driving self-regulation scale. *Accident Analysis and Prevention*, 43, 1003–1009.

Targa, F., Khattak, A.J. & Yim, Y. (2003). Understanding access and use of dynamic travel information. *Paper presented at the 82nd meeting of the Transportation Research Board, Washington, D.C.*

Tawfik, A. & Rakha, H. (2009). Traffic networks: dynamic traffic routing, assignment, and assessment. *Encyclopedia of Complexity and Systems Science, A. M. Robert, Ed., ed: Springer, pp. 9429-9470.*

Waller, S. T. & Ziliaskopoulos, A. K. (2006). A chance-constrained based stochastic dynamic traffic assignment model: Analysis, formulation and solution algorithms. *Transportation Research Part C: Emerging Technologies 14(6).*

Wardman, M., Bonsall, P.W. & Shires, J.D. (1997). Driver response to variable message signs: a stated preference investigation. *Transportation Research Part C, vol. 5, no. 6, pp. 389-405.*

Wardrop, J. G. (1952). Some theoretical aspects of road traffic research. *Proceedings of the Institution of Civil Engineers, Part II, 1, 325-378.*

Watling, T.R. & Van Vuren, T. (1993). The modeling of dynamic route guidance systems. *Transportation Research, C 1(2), 159-182.*

Watling, D. & Hazelton, M.L. (2003). The dynamics and equilibria of day-to-day assignment models. *Network and Spatial Economics 3, 349-370.*

Zhao, S. & Harata, N. (2001). Travel information, perceived travel time, and route diversion behaviour. *Paper presented at the 9th World Conference on Transport Research, Seoul.*

Zuckerman, M. (1979). Sensation Seeking: Beyond the Optimum Level of Arousal. *Lawrence Erlbaum Associates, Hillsdale, NJ.*