

UNIVERSITÀ DEGLI STUDI DI NAPOLI FEDERICO II



SCUOLA POLITECNICA E DELLE SCIENZE DI BASE

DIPARTIMENTO DI INGEGNERIA ELETTRICA E DELLE
TECNOLOGIE DELL'INFORMAZIONE

CORSO DI LAUREA IN INFORMATICA

TESI SPERIMENTALE DI LAUREA TRIENNALE

**Sviluppo di Comportamenti per un'Interazione
Uomo-Robot Trasparente durante
Processi di Apprendimento**

Relatrice

Prof.ssa Silvia Rossi

Candidato

Carmine Di Martino

Matricola

N86002553

ANNO ACCADEMICO 2021 – 2022

*“Io non temo i computer.
Temo la loro mancanza”*

- Isaac Asimov

Indice

1	Introduzione	1
1.1	Motivazioni	1
1.2	Obiettivi	4
2	Lo Stato dell'Arte	6
2.1	HRI	7
2.1.1	Origini	7
2.1.2	Aree di applicazione	8
2.1.3	Temi di ricerca	8
2.2	Trasparenza	10
2.3	Teoria delle emozioni TD-RL	14
2.4	Inner Speech	19
3	Le Tecnologie Utilizzate	23
3.1	Piattaforma Furhat	23
3.1.1	Furhat	27
3.1.2	FurhatOS	32
3.1.3	FurhatSDK	33
3.1.4	Furhat Remote API	34
3.2	Reinforcement Learning	37
3.2.1	Processi decisionali di Markov	37
3.2.1.1	Formalizzazione di un MDP	39
3.2.1.2	Policy π di un MDP	39

3.2.2	Algoritmo Q-Learning	40
3.2.2.1	Il tasso di apprendimento α	42
3.2.2.2	Il fattore di sconto γ	42
3.2.2.3	Strategie di esplorazione	42
4	L'Approccio Proposto	44
4.1	Scenario Interattivo	44
4.2	Progettazione dei comportamenti del robot Furhat	46
4.2.1	Modello emotivo	46
4.2.2	Modello dotato di inner speech	49
4.2.3	Modello ibrido	52
4.3	Dettagli implementativi	54
5	Risultati Ottenuti	56
5.1	Testing offline	56
5.1.1	Sperimentazione	56
5.1.2	Risultati	57
5.2	Testing online	61
5.2.1	Sperimentazione	61
5.2.2	Risultati	63
6	Conclusioni e Sviluppi Futuri	71
	Bibliografia	73
	Appendice A	80
	Appendice B	82
	Ringraziamenti	86

Elenco delle Figure

3.1	<u>Panoramica della piattaforma Furhat</u>	24
3.2	<u>I tre diversi modi di programmare il Robot Furhat</u>	25
3.3	<u>Robot Furhat</u>	28
3.4	<u>Tecniche di animazione</u>	29
3.5	<u>Dimensioni di Furhat</u>	29
3.6	<u>Componenti di Furhat</u>	31
3.7	<u>FurhatOS</u>	32
3.8	<u>Esempio di schermata di FurhatSDK</u>	34
3.9	<u>Interazione agente-ambiente in un MDP</u>	38
4.1	<u>Possibili configurazioni</u>	45
4.2	<u>Esempio di scenario interattivo</u>	45
4.3	<u>Emozioni con i diversi livelli di intensità</u>	48
4.4	<u>Interfaccia grafica iniziale dell'applicativo</u>	55
4.5	<u>Interfaccia grafica dell'applicativo</u>	55
5.1	<u>Variazione TD nel tempo</u>	57
5.2	<u>Prestazioni dell'architettura di apprendimento</u>	60
5.3	<u>Differenze statistiche per l'attributo sociale <i>Imbarazzo</i></u>	66
5.4	<u>Differenze statistiche per l'attributo sociale <i>Sentimenti</i></u>	67
5.5	<u>Differenze statistiche per l'attributo sociale <i>Emotional</i></u>	67
5.6	<u>Risultati del questionario RoSAS</u>	68
5.7	<u>Numero medio di epoche necessarie per terminare l'esperimento</u>	69
5.8	<u>Differenza media tra la convergenza e lo stop</u>	70

Elenco delle Tabelle

3.1	<u>Remote API: Punti di forza e svantaggi</u>	26
3.1	<u>Kotlin Skill API: Punti di forza e svantaggi</u>	26
3.1	<u>Blockly: Punti di forza e svantaggi</u>	26
4.1	<u>Elicitazione delle emozioni in base al TD</u>	47
4.2	<u>Discorsi interni scaturiti dal TD</u>	51
4.3	<u>Emozioni o discorsi interiori scaturiti dal TD</u>	53
5.1	<u>TD contenuto negli intervalli</u>	58
5.2	<u>Parametri utilizzati</u>	59
5.3	<u>Scala degli attributi sociali del robot</u>	62
5.4	<u>Dati sull'età dei partecipanti</u>	63
5.5	<u>Livello di istruzione dei partecipanti</u>	63
5.6	<u>Esperienza pregressa con i robot</u>	64
5.7	<u>Pregiudizio negativo nei confronti del robot</u>	64

Introduzione

1.1 Motivazioni

Grazie al progresso tecnologico sono sempre più le attività lavorative svolte dai robot ed il numero di queste attività aumenterà nel futuro.

La vita di un robot non è più limitata al primordiale scenario applicativo esclusivamente legato alle catene di montaggio, ma va ben oltre. Al giorno d'oggi i robot tendono ad essere trovati nelle società tecnologicamente più avanzate in settori critici come ricerca e salvataggio, battaglie militari, rilevamento di mine e bombe, esplorazione scientifica, forze dell'ordine, intrattenimento e cure ospedaliere.

Questi nuovi domini di applicazioni implicano un'interazione più stretta con l'utente. Robot ed esseri umani non condividono unicamente lo spazio di lavoro ma condividono anche obiettivi in termini di raggiungimento del compito. Questa stretta interazione necessita di nuovi modelli teorici, da un lato per migliorare l'utilità dei robot e dall'altro per valutare i rischi e i benefici di questo nuovo "amico" per la nostra società moderna ¹.

Gli esseri umani quando interagiscono con i robot, formulano inevitabilmente aspettative per comprendere e prevedere i loro comportamenti. Pertanto è necessario che i comportamenti del robot siano trasparenti, in modo che gli esseri umani possano essere sicuri della loro conoscenza di ciò che questi sistemi stanno facendo e perchè [1]. Infatti, sul campo, una delle interpretazioni del termine

¹ https://en.wikipedia.org/wiki/Human-robot_interaction

trasparenza è legata all'osservabilità o prevedibilità del comportamento di un sistema e alla possibilità di dedurre le intenzioni, ad esempio capire cosa sta facendo il robot, perchè sta compiendo un'azione piuttosto che un'altra, e cosa farà dopo. Quindi, è anche un meccanismo che espone il processo decisionale di un agente [1].

Inoltre, la possibilità di interpretare i comportamenti, sia in caso di successo che in caso di fallimento, è una caratteristica fondamentale delle interazioni di successo: influisce sulla fiducia umana nell'automazione [2].

Questa necessità è evidente quando si ha a che fare con algoritmi di apprendimento automatico (o ML, da *Machine Learning*) che controllano i comportamenti dei robot. Attraverso le tecniche di ML, i sistemi robotici possono comprendere e classificare un'ampia classe di azioni quotidiane utilizzate nelle applicazioni di interazione uomo-robot (o HRI, da *Human-robot interaction*) [3].

Tra le tecniche di ML, l'apprendimento per rinforzo (o RL, da *Reinforcement Learning*) è un potente metodo di apprendimento utilizzato nella robotica in quanto combina percezione e processo decisionale [4]. Gli agenti RL commettono errori durante il loro processo di apprendimento non solo perchè non hanno ancora acquisito le competenze necessarie, ma anche perchè gli errori e l'esplorazione sono intrinsecamente parte dei processi di formazione RL. Pertanto, è sempre più importante rendere la formazione RL trasparente agli utenti umani. La mancanza di trasparenza e fiducia nel sistema può potenzialmente portare ad un aumento del carico di lavoro mentale dell'operatore nel tentativo di determinare se l'automazione funziona correttamente o meno e se è necessario un intervento [5].

È necessario rendere l'interazione uomo-robot il più naturale possibile, modellandola facendo riferimento alla quotidiana interazione uomo-uomo, la quale non si fonda esclusivamente sulla comunicazione verbale e sui gesti, ma anche

sull'uso di una serie di segnali non verbali apparentemente non intenzionali, inconsci e automatici, sia nella loro produzione che nella percezione [\[6\]](#).

Lo scopo è quello di umanizzare l'interazione uomo-robot ovvero far sì che le macchine tengano in considerazione gli umani. Con ciò si intende che i robot dovrebbero basare il loro comportamento sui bisogni umani anticipandoli e comprendendoli, oltre che a comunicare in modi comprensibili. Per raggiungere questo obiettivo, la ricerca robotica deve andare oltre la tradizione della ricerca di sistemi più potenti ed efficienti e concentrarsi invece su nuovi concetti come la trasparenza, la leggibilità e la prevedibilità del robot e sulle abilità che comportano la comprensione e l'anticipazione degli esseri umani e dei loro bisogni. Necessitiamo di robot che possano capirci ma che allo stesso tempo possano essere da noi facilmente compresi e anticipati. Solo attraverso una tale comprensione bidirezionale e reciproca l'interazione può evolversi in modo sicuro e naturale analogamente a quanto accade nella quotidiana interazione uomo-uomo [\[5\]](#).

Broekens e Chetouani in [\[6\]](#) affermano che la mancanza di trasparenza ha un impatto diretto sull'apprendimento del robot e, in aggiunta, evidenziano il forte legame tra emozione ed espressione dello stato interno, suggerendo quindi che l'espressione dell'emozione è uno strumento valido e universale, indipendentemente dalla lingua e dalla specie, per tramettere il proprio stato interno. La teoria delle emozioni (TD-RL), presentata in [\[7\]](#), mostra inoltre quanto siano legati il concetto di emozione ed errore di differenza temporale, rilevando quindi un modo naturale per radicare l'elicitazione delle emozioni nel processo di apprendimento di un agente. L'adozione di un robot emotivo può, in definitiva, compensare la mancanza di trasparenza, rispetto alla conoscenza dello stato interno del robot, manifestata nel processo di apprendimento oltre a rendere l'interazione più naturale ed interattiva.

1.2 Obiettivi

L'obiettivo principale di questo studio è quello di sviluppare comportamenti per un'interazione uomo-robot trasparente durante processi di apprendimento. L'apprendimento per rinforzo (o RL, da *Reinforcement Learning*) è una tecnica computazionale consolidata, che consente agli agenti di apprendere abilità per tentativi ed errori. L'apprendimento di un'abilità è in larga misura modellato da un feedback, chiamato ricompensa. Attraverso tentativi ed errori, un agente regola il suo comportamento per massimizzare la ricompensa cumulativa attesa, cioè per apprendere la politica ottimale π^* .

Generalmente, il processo di apprendimento, avviene sia in modo autonomo che in interazione con essere umani, tuttavia, l'apprendimento per rinforzo manca intrinsecamente di trasparenza, dal momento che il modello non si cura di mostrare lo stato interno dell'agente.

Per raggiungere l'obiettivo della tesi sono stati utilizzati tre diversi modelli:

- **Modello emotivo:** La teoria delle emozioni TD-RL presentata in [\[7\]](#), mostra quanto siano legati il concetto di emozione ed errore di differenza temporale. Ciò suggerisce un modo naturale per radicare il processo di elicitazione delle emozioni nel processo di apprendimento di un agente. Basandosi su tale teoria, come approccio risolutivo al problema della trasparenza, è stato definito un modello emotivo sulla base dell'algoritmo di apprendimento e, nello specifico, sull'errore di differenza temporale.
- **Modello dotato di inner speech:** In uno scenario cooperativo che coinvolge esseri umani e robot, il discorso interiore influisce sulla qualità dell'interazione e sul raggiungimento degli obiettivi. Ad esempio, quando il

robot si impegna in un monologo valutativo, espone segretamente i suoi processi decisionali sottostanti. Pertanto, il robot diventa più trasparente, man mano che l'essere umano conosce le motivazioni e le decisioni del comportamento del robot. Quando il robot descrive verbalmente una situazione di conflitto e la possibile strategia per risolverlo, l'umano ha l'opportunità di ascoltare il dialogo del robot e come uscirà dallo stallo. Inoltre, i compiti cooperativi diventano più robusti perchè grazie al discorso interiore, il robot valuta in sequenza soluzioni alternative che possono essere ponderate in collaborazione con il partner umano [\[8\]](#).

- **Modello ibrido:** Essendo i primi due modelli molto validi, ma allo stesso tempo molto specifici, si è deciso di sperimentare un terzo modello. In questo scenario ibrido il robot esprime un'emozione, oppure fa uso del discorso interno sulla base del valore di differenza temporale calcolato ad ogni step.

Lo Stato dell'Arte

L'intelligenza sociale nei robot è un concetto difficile da definire, ma la fantascienza offre molti esempi. Ci sono i droidi meccanici di R2-D2 e C-3PO di *Star Wars*. Ci sono molti esempi meravigliosi nei racconti di *Isaac Asimov*, come *Robbie*. E più recentemente c'è *Teddy* del film *Intelligenza artificiale*. La fantascienza illustra come queste tecnologie potrebbero migliorare le nostre vite e avvantaggiare la società [\[9\]](#).

Per Breazeal in [\[9\]](#) la visione definitiva di un robot socialmente intelligente è quella di un robot in grado di comunicare e interagire con noi, di comprenderci e persino di relazionarsi con noi, in modo personale.

L'intelligenza sociale nei robot ha una storia abbastanza recente nell'intelligenza artificiale e nella robotica, tuttavia, è diventato sempre più evidente che le abilità sociali e interattive sono requisiti necessari in molte aree di applicazione e contesti in cui i robot devono interagire e collaborare con altri robot o esseri umani. La ricerca sull'interazione uomo-robot (o HRI, da *Human-Robot Interaction*) pone molte sfide per quanto riguarda la natura dell'interattività e del comportamento sociale nei robot e negli esseri umani [\[10\]](#).

2.1 HRI: Interazione uomo-robot

L'interazione uomo-robot è un'area di ricerca multidisciplinare con contributi dall'interazione uomo-computer, intelligenza artificiale, robotica, comprensione del linguaggio naturale, psicologia e comunicazione uomo-macchina. Essa gioca un ruolo fondamentale nella realizzazione di robot che operano in ambienti aperti e cooperano con gli esseri umani.

2.1.1 Origini

L'interazione uomo-robot è stata un argomento sia di fantascienza che di speculazione accademica anche prima che esistessero i robot. Poichè gran parte dello sviluppo HRI attivo dipende dall'elaborazione del linguaggio naturale, molti suoi aspetti sono continuazioni delle comunicazioni umane, un campo di ricerca molto più antico della robotica ¹.

L'origine dell'interazione uomo-robot come problema discreto si deve allo scrittore del XX secolo *Isaac Asimov*. Nel suo romanzo *I, Robot* del 1941, afferma le tre leggi ² della robotica come:

1. Un robot non può recar danno a un essere umano nè può permettere che, a causa del suo mancato intervento, un essere umano riceva danno.
2. Un robot deve obbedire agli ordini impartiti dagli esseri umani, purchè tali ordini non vadano in contrasto alla Prima Legge.
3. Un robot deve proteggere la propria esistenza, purchè la salvaguardia di essa non contrasti con la Prima o con la Seconda Legge.

¹ https://en.wikipedia.org/wiki/Human-robot_interaction

² https://it.wikipedia.org/wiki/Tre_leggi_della_robotica

2.1.2 Aree di applicazione

Le aree di applicazione dell'interazione uomo-robot sono svariate e includono le tecnologie robotiche che vengono utilizzate dagli esseri umani per l'industria, la medicina e la compagnia.

In [\[11\]](#) l'HRI viene suddivisa in quattro differenti aree di applicazione generali:

- Supervisione umana dei robot nell'esecuzione di compiti di routine.
- Controllo remoto di veicoli spaziali, aerei, terrestri e sottomarini per attività straordinarie in ambiti pericolosi o inaccessibili.
- Veicoli automatizzati in cui un essere umano è un passeggero, compresi veicoli autostradali e ferroviari automatizzati e aerei commerciali.
- Interazione sociale uomo-robot, inclusi dispositivi robotici per fornire intrattenimento, insegnamento, conforto e assistenza a bambini, anziani, autistici e portatori di handicap.

2.1.3 Temi di ricerca

Esistono diversi problemi di ricerca altamente impegnativi che sono attualmente studiati nel campo dell'interazione uomo-robot, tra questi [\[12\]](#):

- **Interazione a lungo termine:** Le prime impressioni sono importanti in HRI e adatte ad applicazioni in cui gli incontri uomo-robot sono brevi e non ripetuti, tuttavia, molte altre aree di applicazione studiano scenari che implicano interazioni ripetute a lungo termine. In questa tipologia di contesti è probabile che le preferenze e gli atteggiamenti cambino e gli effetti di novità si esauriscano.

- **Robot nell'educazione, terapia, riabilitazione e supporto agli anziani:** La robotica assistita è un campo di applicazione in crescita per i robot di servizio e coinvolge questioni critiche di sicurezza ed etiche.
- **Interazioni multimodali, espressività e capacità di conversazione nelle interazioni:** La ricerca volta a fornire ai robot caratteristiche e qualità simili a quelle umane è in continua espansione, compresi gli studi sulla comunicazione gestuale, la postura e le espressioni facciali che hanno lo scopo di fornire espressività emotiva in combinazione con altri segnali verbali e non.
- **Apprendimento sociale e acquisizione di abilità tramite insegnamento e imitazione:** Coinvolge la ricerca su robot che possono adattarsi ad ambienti e requisiti mutevoli, acquisendo indirettamente conoscenza grazie alla sola osservazione di un compito. Una volta acquisito un'abilità, il robot potrebbe anche trasferire quest'ultima ad altri robot.
- **Cooperazione e collaborazione in team uomo-robot:** Si concentra su applicazioni in cui robot ed esseri umani cooperano al fine di raggiungere un obiettivo comune. È particolarmente complicato dal momento che gli esseri umani adottando modelli mentali e si pongono aspettative per realizzare previsioni sul comportamento futuro di altri individui. È quindi necessario che il robot sia il più trasparente possibile, relativamente ai compiti che è in grado di adempiere e non.

- **Rilevare e comprendere l'attività umana:** Nell'interazione uomo-uomo spesso vengono utilizzati segnali sottili e ampiamente prodotti, percepiti inconsciamente per regolare l'interazione. Non è ancora chiaro fino a che punto le sottigliezze del riconoscimento di tali segnali possono essere raggiunte con i sistemi di percezione dei robot.
- **Aspetto dei robot:** Gli esseri umani mostrano risposte sociali ed emotive negative così come una minore fiducia nei confronti di alcuni robot che assomigliano strettamente, ma imperfettamente, agli esseri umani (tale aspetto è denominato *Uncanny Valley*). Di fronte ad un robot umanoide l'utente potrebbe inoltre sopravvalutare le abilità del robot stesso producendo quindi, in definitiva, un'esperienza negativa.

2.2 Trasparenza

Nonostante i relativamente pochi studi condotti, diversi significati per il termine trasparenza, nell'interazione uomo-robot, possono essere trovati nello stato dell'arte. Nella sua accezione più comune, la trasparenza è intesa come il grado di osservabilità e predicibilità del comportamento di un sistema robotico, la comprensione di ciò che il sistema sta facendo, perchè e cosa farà dopo. La trasparenza migliora le prestazioni del sistema, aiutando a ridurre gli errori umani, e crea fiducia nel sistema [\[13\]](#).

In [\[14\]](#), Kim e Hinds, definiscono la trasparenza, in un contesto di interazione uomo-robot, come la comprensione, da parte dell'utente, del motivo per cui un robot si comporta in un modo inaspettato. Nel loro studio hanno dimostrato che la trasparenza ha un impatto maggiore sulla percezione del robot, da parte degli

utenti, quando i robot possiedono una maggiore autonomia. Questo risultato suggerisce che l'importanza della trasparenza è direttamente proporzionale alle capacità autonome del robot.

L'autonomia aumenta l'incertezza e l'imprevedibilità sullo stato del sistema, non a caso alcuni autori esprimono la trasparenza in termini di imprevedibilità: “La trasparenza è essenzialmente l'opposto dell'imprevedibilità” [15] e “La trasparenza è la possibilità di anticipare azioni imminenti da parte del sistema autonomo basato sull'esperienza precedente e l'interazione attuale” [2].

Per alti livelli di autonomia, quando il sistema funziona senza intervento umano significativo, è prevista un'incertezza aggiuntiva, l'utente infatti potrebbe avere un basso livello di osservabilità del comportamento e di prevedibilità del sistema. Per bassi livelli di autonomia, invece, l'utente ha conoscenza di come vengono svolti i compiti, quindi l'incertezza e l'imprevedibilità sono tipicamente basse. Tuttavia, il carico di lavoro cognitivo dell'utente aumenta per elaborare tutte le informazioni. Se il carico di lavoro cognitivo è troppo elevato, una soluzione è la delega di parte o dell'intero lavoro al robot [15]. Senza fiducia, tuttavia, l'utente non delegherà il compito al robot, non importa quanto questo sia capace, la scarsa fiducia può causare un inefficiente uso del sistema [16] [17]. La trasparenza è necessaria per la comprensione e la fiducia, e la fiducia è necessaria per la delega [18] [19].

Altri autori esprimono la trasparenza nel senso di osservabilità: “Trasparenza è il termine usato per descrivere la misura in cui l'abilità, l'intento e i vincoli situazionali del robot sono compresi dagli utenti” [20], “La trasparenza è un meccanismo per esporre il processo decisionale di un robot” [21] e “La capacità dell'automazione di essere ispezionabile o visualizzabile nel senso che i suoi meccanismi e le sue motivazioni possono essere facilmente conosciuti” [22].

Il concetto di trasparenza è emerso con lo scopo di ridurre l'incertezza riguardo alle prestazioni o al comportamento di uno strumento automatizzato. Rendere un sistema robotico trasparente vale a dire creare dei canali di comunicazione efficaci per trasmettere informazioni relative allo stato interno del robot. In [23], si denota che fornire agli utenti una grande mole di informazioni più o meno irrilevanti può creare maggiore incertezza. Pertanto, il tipo e la quantità di informazioni presentate devono essere adattate al contesto in cui queste sono richieste.

In [24], Lyons afferma che, al fine di affrontare il problema della trasparenza, è necessario considerare le informazioni che un sistema robotico deve trasmettere a un essere umano e quelle di cui un sistema necessita per trasmettere consapevolezza e comprendere un essere umano, etichettando le prime in *fattori robot-to-human* e le ultime in *fattori robot-of-human*. I fattori robot-to-human includono un modello intenzionale, un modello di attività, un modello analitico e infine uno ambientale. La funzione del modello intenzionale è quella di fornire all'utente l'intento o lo scopo del sistema robotico. Una tale comprensione può aiutare gli utenti di sistemi robotici a impiegare il robot nel giusto contesto. Questo è importante perché futuri sistemi robotici potrebbero interagire con più utenti che potrebbero possedere differenti livelli di conoscenza del robot in questione. Il modello di attività fornisce le informazioni sui compiti e obiettivi del robot in un determinato momento. Questo tipo di informazioni consentono all'utente di dedurre l'obiettivo del robot e il perché sta eseguendo un'azione in particolare. Il modello analitico comunica all'utente il modo in cui il robot intraprende le decisioni. Questo tipo di informazioni consente all'utente di dedurre il processo decisionale del robot. Il modello ambientale fornisce all'utente una visione dell'ambiente che circonda il robot. Questo tipo di informazioni consente all'utente di calibrare la propria dipendenza dal robot, soprattutto se il robot è in

grado di comunicare una consapevolezza dei suoi limiti in specifiche condizioni ambientali. I fattori robot-of-human, invece, includono un modello del lavoro di squadra e un modello dello stato umano. Il modello del lavoro di squadra è relativo alla divisione del lavoro tra uomo e robot per un dato compito. Il modello dello stato umano riguarda lo stato emotivo, cognitivo e fisico degli umani. In [14], la definizione fornita per la trasparenza è “La trasparenza è il robot che offre spiegazioni delle sue azioni”. Anche Mueller, in [25], denota che la spiegazione è una delle principali caratteristiche della trasparenza. Secondo il rapporto sull'intelligenza artificiale spiegabile (XAI, da *eXplainable Artificial Intelligence*³) della *Defense Advanced Research Projects Agency* (DARPA) l'interfaccia di spiegazione dovrebbe essere almeno in grado di generare risposte alle seguenti domande:

- Perché il sistema ha fatto questo e non qualcos'altro?
- Quando funziona correttamente il sistema? Quando invece fallisce?
- Quando l'utente può fidarsi del sistema?
- Come può l'utente correggere un errore?

La fiducia nei robot è essenziale per l'accettazione e l'ampio utilizzo dei sistemi robotici. Le spiegazioni migliorano l'usabilità e l'affidabilità consentendo agli utenti di capire cosa sta succedendo, costruendo la fiducia degli utenti e generando aspettative calibrate sulle capacità del sistema.

³ https://en.wikipedia.org/wiki/Explainable_artificial_intelligence

2.3 Teoria delle emozioni TD-RL

L'applicazione di un modello emotivo su un robot sembra essere un approccio ottimale per la risoluzione del problema della trasparenza che intercorre nell'interazione uomo-robot, tuttavia, non è immediato definire quando e in che modo le emozioni devono manifestarsi. In [7], Joost Broekens, definisce un modello emotivo generale, basato direttamente sulla base dell'algoritmo di apprendimento, denominato teoria delle emozioni TD-RL (Temporal Difference – Reinforcement Learning).

Nel suo articolo [7], Joost Broekens definisce le emozioni come “esperienze valorizzate in reazione a eventi mentali che forniscono feedback per modificare tendenze d'azione future, fondate su sensazioni corporee e omeostatiche e abitudini utili sviluppate dall'evoluzione”. Nello specifico, si considerano cinque elementi essenziali delle emozioni:

- Le emozioni sono reazioni a eventi esterni o interni, dove con evento si intende un cambiamento misurabile nello stato dell'organismo. Tale aspetto legato agli eventi, esclude gli stati affettivi a lungo termine quali la depressione e l'umore.
- Le emozioni sono esperienze valorizzate, ovvero, esiste una valutazione della positività rispetto alla negatività basata sulla rilevanza personale. Poiché le emozioni sono reazioni agli eventi, ciò significa che le emozioni implicano sempre una valutazione della positività rispetto alla negatività di un cambiamento di stato. I sentimenti che si riferiscono allo stato generale dell'elaborazione delle informazioni non sono considerati emozioni.

- Le emozioni si basano su sensazioni corporee o omeostatiche, tuttavia, non tutti i sentimenti associati alla positività o alla negatività sono emozioni. Ci sono molti sentimenti che implicano il rilevamento di danni e benefici basati su sensazioni dirette o processi omeostatici. Ad esempio, il dolore è una sensazione spiacevole, ma non un'emozione, al contrario è un impulso proprio come la fame, la sete, il freddo, il caldo etc.
- Le emozioni sono segnali di feedback di qualche forma. Alcune emozioni più complesse possono essere percepite come segnali di feedback su possibili eventi futuri oppure come segnali di feedback che si riflettono su una determinata situazione.
- Le emozioni sono manifestazioni di futuri cambiamenti comportamentali, in linea con le opinioni di Frijda sulle emozioni, motivazione e tendenze all'azione [26]. Le emozioni motivano l'azione in direzioni particolari, poichè l'emozione è una manifestazione di un futuro adattamento comportamentale. Tuttavia, una particolare emozione non motiva necessariamente un particolare comportamento. La valenza emotiva e la sua intensità guidano il potere motivazionale di un'emozione, coerente con l'emozione come segnale di approccio rispetto a quello di impedimento.

In [3] gli autori propongono un modello per migliorare la trasparenza durante le attività di apprendimento per rinforzo (RL) per scenari HRI:

Tale modello supporta la trasparenza facendo in modo che il robot mostri segnali emotivo-comportamentali non verbali. Il modello considera il feedback umano come la ricompensa dell'algoritmo RL e presenta risposte emotivo-comportamentali basate sui progressi dell'apprendimento del robot. I risultati del modello, gestito solo dall'errore di differenza temporale, evidenziano che quando

il robot esprime la sua risposta emotivo-comportamentale, l'insegnante umano è in grado di comprendere meglio il suo processo di apprendimento. Inoltre, le persone preferiscono interagire con un robot espressivo rispetto a uno meccanico.

Il Reinforcement Learning è un potente modello computazionale per l'apprendimento di compiti orientati agli obiettivi mediante esplorazione e ricompensa ritardata. Il fulcro del processo di apprendimento è l'aggiornamento dei valori associati alle azioni, che un agente può eseguire in un certo stato, sulla base di segnali di ricompensa. Il valore di un'azione rappresenta il guadagno futuro immediato e atteso dall'esecuzione dell'azione, lo stato si riferisce alla situazione attuale percepita dall'agente, infine, la ricompensa è definita come un segnale di feedback immediato positivo, quindi di incoraggiamento all'esecuzione dell'azione, o negativo, quindi di scoraggiamento all'esecuzione dell'azione.

Molti degli algoritmi di apprendimento per rinforzo, apprendono aggiornando i valori dell'azione in base all'errore di differenza temporale, un segnale di apprendimento che informa l'agente su come regolare il valore della sua ultima azione in base ai premi attuali e futuri previsti. Un esempio di aggiornamento del valore di un'azione è riportato nell'equazione 2.1, dell'algoritmo di Q - Learning ⁴.

$$Q^{new}(s_t, a_t) \leftarrow \underbrace{Q(s_t, a_t)}_{\text{current value}} + \underbrace{\alpha}_{\text{learning rate}} \cdot \underbrace{\left(\underbrace{r_t}_{\text{reward}} + \underbrace{\gamma}_{\text{discount factor}} \cdot \underbrace{\max_a Q(s_{t+1}, a)}_{\text{estimate of optimal future value}} - \underbrace{Q(s_t, a_t)}_{\text{current value}} \right)}_{\text{new value (temporal difference target)}} \quad (2.1)$$

⁴ <https://en.wikipedia.org/wiki/Q-learning>

Il nucleo della Teoria delle Emozioni TD-RL è che tutte le emozioni sono manifestazioni di errori di differenza temporale [7]. In tale visione, la gioia (rispettivamente, l'angoscia) fa riferimento ad un errore di differenza temporale positivo (rispettivamente, negativo). Sulla base di una valutazione dei valori di diverse azioni, un agente seleziona ed esegue una certa azione, di conseguenza, il suo stato è tale che l'azione eseguita merita di essere selezionata più frequentemente (rispettivamente, meno frequentemente), a seguito di una ricompensa più alta (rispettivamente, più bassa) del previsto o di uno stato migliore (rispettivamente, peggiore) del previsto, risultando in un errore di differenza temporale positivo (rispettivamente, negativo), il valore dell'azione viene aggiornato di conseguenza.

Questo aggiornamento si manifesta come gioia (rispettivamente, angoscia). Gioia e angoscia sono quindi emozioni che rimandano al presente, a situazioni ed eventi concreti. D'altro canto, la speranza (rispettivamente, la paura) si riferisce all'anticipazione di un errore di differenza temporale positivo (rispettivamente, negativo). Speranza e paura possono esistere solo laddove l'agente dispone di un modello mentale delle interazioni che intercorrono tra agente e ambiente, che sia in grado di rappresentare l'incertezza, quindi, tali emozioni possono essere applicate solo in contesti di Reinforcement Learning basato su modello (Model-Based Reinforcement Learning). In quest'ultimo, l'agente non apprende solo le stime del valore dell'azione, ma anche le probabilità associate alle transizioni di stato $\mathbb{P}(s' | s, a)$, ovvero, quale stato successivo s' aspettarsi come risultato dell'esecuzione dell'azione a nello stato s . La paura e la speranza derivano dalla simulazione mentale dell'agente di tali transizioni a potenziali stati futuri. Se l'agente simula le transizioni ai successivi possibili stati successivi e ad un certo punto intercorre in un errore di differenza temporale positivo (rispettivamente, negativo), allora l'agente sa che per quel particolare futuro c'è

un aggiustamento positivo (rispettivamente, negativo), tuttavia, poichè questo aggiustamento positivo si riferisce a una potenziale transizioni futura, non viene avvertito esattamente come gioia (rispettivamente, angoscia). Mentre la gioia e l'angoscia riguardano l'immediato, speranza e paura riguardano il futuro anticipato.

Joost Broekens, nel suo articolo [\[7\]](#), evidenzia la forte somiglianza tra l'elicitazione delle emozioni e l'errore di differenza temporale:

- Sia le emozioni che l'errore di differenza temporale sono segnali di feedback risultanti dalla valutazione di un particolare stato. Le emozioni sono reazioni valorizzate a eventi mentali suscitati da una valutazione dell'impatto dell'evento sulla rilevanza personale, mentre, l'errore di differenza temporale stima quanto migliore o peggiore sia il nuovo stato, sulla base della ricompensa attualmente ricevuta e della ricompensa futura prevista.
- Sia le emozioni che l'errore di differenza temporale influiscono sul comportamento futuro influenzando la motivazione all'azione. Le emozioni influenzano la selezione delle azioni future direttamente o modificando la motivazione all'azione. L'errore di differenza temporale aggiorna i valori dell'azione.
- Sia l'emozione che l'errore di differenza temporale mirano alla sopravvivenza a lungo termine dell'agente e all'ottimizzazione del benessere. Le emozioni aiutano la sopravvivenza dell'individuo come segnale che può essere utilizzato per ottimizzare il benessere. L'errore di differenza temporale è un segnale che può essere utilizzato per ottimizzare la ricompensa a lungo termine.

- Sia le emozioni che l'errore di differenza temporale si attenuano col tempo. Le emozioni si attenuano a seguito del formarsi di un'abitudine comportamentale, conseguente da una continua esposizione, mentre, l'errore di differenza temporale si attenua con l'avanzare della conoscenza ambientale dell'agente.

In definitiva, la teoria delle emozioni TD-RL evidenzia che l'errore di differenza temporale è il modello computazionale dell'emozione. Tale aspetto suggerisce un modo semplice e naturale per integrare il processo di elicitazione delle emozioni nella fase di apprendimento di un agente, con lo scopo di rendere l'interazione più naturale e trasparente.

2.4 Inner speech

Il discorso interiore, la forma di dialogo interiore in cui una persona è impegnata quando parla a se stessa, è lo strumento psicologico [\[27\]](#), [\[28\]](#) a sostegno della cognizione di alto livello umano, come la pianificazione, focalizzazione e ragionamento [\[29\]](#). Secondo Marin [\[30\]](#) il discorso interiore è legato in modo cruciale alla coscienza e all'autocoscienza.

Al giorno d'oggi, ci sono molti termini alternativi usati per riferirsi al discorso interiore, come voce interiore, discorso privato, linguaggio interiore, dialogo interiore, discorso nascosto [\[31\]](#). Tuttavia, la definizione più accettata descrive il discorso interiore come "l'esperienza soggettiva del linguaggio in assenza di articolazione palese e udibile" [\[29\]](#).

Watson in [32] ha equiparato il discorso interiore al pensiero, affermando che il discorso esterno e quello interiore condividono le stesse strutture ad eccezione delle componenti articolatorie: il discorso palese del bambino passa al discorso nascosto, passando per il sussurro, semplicemente attraverso un processo di riduzione di volume udibile. Piaget in [33] ha definito il discorso interiore come un discorso egocentrico, che emerge durante il tempo di gioco dei bambini, che credeva fosse intimamente correlato all'azione. Considerava che il discorso egocentrico non avesse funzioni specifiche e, quindi, fosse un'espressione di pensiero egocentrico. In questa fase iniziale, il bambino non riesca a discernere la sua prospettiva dagli altri, destinata a scomparire, cedendo gradualmente il passo al linguaggio sociale.

Vygotsky in [27], al contrario, ha attribuito grande importanza al discorso interiore come uno dei processi più cruciali per lo sviluppo cognitivo e sociale. Secondo Vygotsky, il discorso interiore serve molteplici funzioni cognitive, come Vygotsky in [27] ha anche affermato che il discorso esterno e quello interiore sono quasi opposti perchè “il discorso esterno è un processo di trasformazione del pensiero in parola; è la materializzazione e l'oggettivazione del pensiero. Il discorso interiore va nella direzione opposta, è un processo che comporta l'e-vaporazione del discorso nel pensiero”.

McCarthy-Jones e Fernyhough in [34], seguendo la prospettiva di Vygotsky, sostengono che il discorso interiore differisce qualitativamente dal discorso palese perchè ha una natura dialogica e condensata; coinvolge la presenza delle voci di altre persone ed è coinvolto nella valutazione di sè e degli altri. Questo perchè “parlare a se stessi può istigare un dialogo immaginario in cui, le persone a volte, esprimono a una persona reale o immaginaria le ragioni per comportarsi in un dato modo o per possedere alcuni attributi personali” [35].

Il discorso interiore può variare in sintassi, semantica e fonologia, da un discorso completamente espanso a una forma altamente condensata [36].

Ci sono molti fattori scatenanti del discorso interiore, come situazioni emotive, oggetti, stato interiore. A seconda dell'innesco, possono emergere diversi tipi di discorso interiore.

Il discorso interiore valutativo e morale [37], [38] sono due forme di dialogo interiore innescate da una situazione in cui deve essere presa una decisione o deve essere intrapresa un'azione. Il caso valutativo riguarda l'analisi dei rischi e dei benefici di una decisione o la fattibilità di un'azione. Il discorso morale interiore è correlato alla risoluzione di un dilemma morale e sorge quando qualcuno deve valutare la moralità di una decisione. In tal caso, la valutazione dei rischi e benefici è influenzata anche da considerazione morali ed etiche.

Secondo Gade e Paelecke [37], quando una persona è impegnata in una conversazione valutativa o morale con se stessa durante l'esecuzione di un compito, le prestazioni e i risultati in genere cambiano e spesso migliorano.

In [39] gli autori suggeriscono che l'automazione dotata di un sistema di verbalizzazione mentale palese, che riproduce il discorso interiore umano, potrebbe rendere più facile per le persone attribuire qualità simili a quelle umane all'automazione, aumentando in definitiva la fiducia umana nei robot.

In [8] Pipitone e Chella dimostrano che in uno scenario cooperativo che coinvolge esseri umani e robot, il discorso interiore influisce sulla qualità dell'interazione e sul raggiungimento degli obiettivi. Ad esempio, quando il robot si impegna in un monologo valutativo, espone segretamente i suoi processi sottostanti. Pertanto, il robot diventa più trasparente, man mano che l'essere umano conosce le motivazioni e le decisioni del comportamento del robot.

Quando il robot descrive verbalmente una situazione di conflitto e la possibile strategia per risolverlo, l'umano ha l'opportunità di ascoltare il dialogo del robot e come uscirà dallo stallo.

Il robot non è più una scatola nera, ma è possibile osservare cosa succede al suo interno e perchè alcune decisioni vengono mantenute. Pertanto, il discorso interiore rende il robot confidenziale per l'uomo.

I gesti e l'interazione del linguaggio naturale che sono i mezzi tradizionali dell'interazione uomo-robot acquisiscono così un nuovo dono: ora l'uomo può ascoltare i pensieri del robot e può sapere "cosa vuole il robot".

Le Tecnologie Utilizzate

3.1 Piattaforma Furhat

Il Robot Furhat è un robot conversazionale all'avanguardia e una piattaforma software versatile, che può essere utilizzata da chiunque sia interessato a esplorare applicazioni di robotica sociale, indipendentemente dal fatto che il dominio di applicazione sia insegnare la lingua, eseguire interviste, raccontare storie ai bambini o aiutare i passeggeri all'aeroporto. Il robot Furhat è attualmente utilizzato per ricercare la comunicazione e la percezione umana, la tecnologia del linguaggio, gli agenti conversazionali, ma in particolare nella ricerca sulle interazioni uomo-robot¹.

La figura [3.1](#) mostra una panoramica della piattaforma Furhat. Come si può vedere, include un SDK con una suite di strumenti e API per creare interazioni con il Robot.

Quando si sviluppano applicazioni, è possibile provarle sul robot Furhat fisico o con un robot virtuale fornito con l'SDK.

¹ <https://furhatrobotics.com/docs/building-applications-with-the-furhat-robot.pdf>

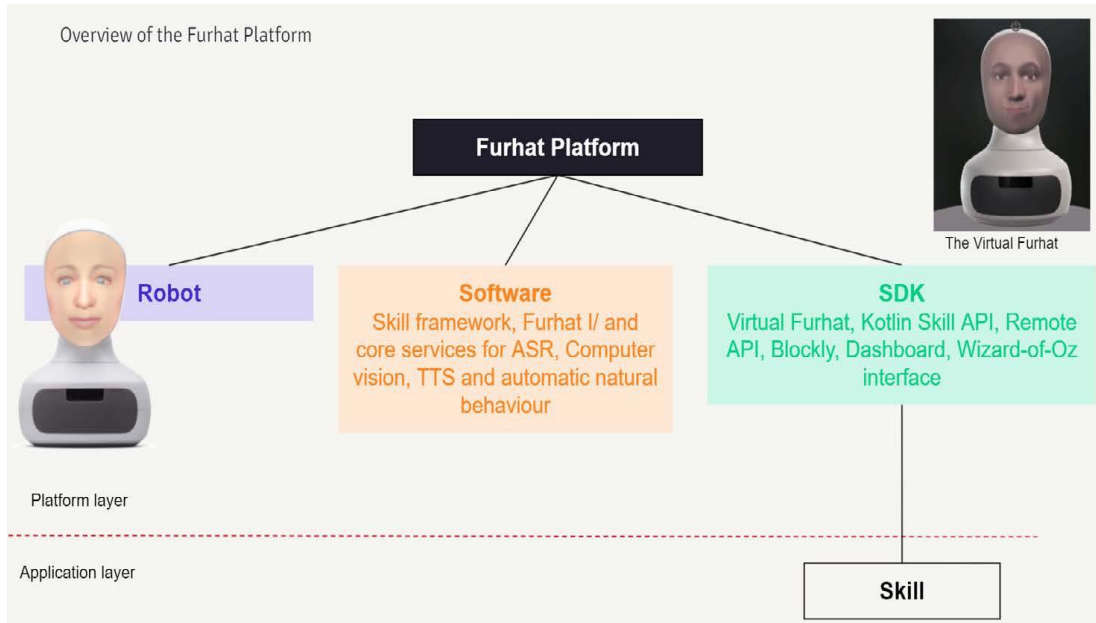


Figura 3.1: Panoramica della piattaforma Furhat

Per realizzare applicazioni, Furhat mette a disposizione diverse metodologie (Figura 3.2)²:

- Remote API, con cui è possibile accedere alle funzionalità principali di I/O del Robot, utilizzando qualsiasi linguaggio di programmazione.
- Kotlin Skill API, con cui si ha accesso al quadro delle abilità e tutte le funzionalità della piattaforma, al fine di costruire ricche interazioni.
- Blockly, che è uno strumento di programmazione grafica con cui è possibile accedere anche allo Skill Framework, seppur limitato a una più semplice interazione.

² <https://furhatrobotics.com/docs/building-applications-with-the-furhat-robot.pdf>

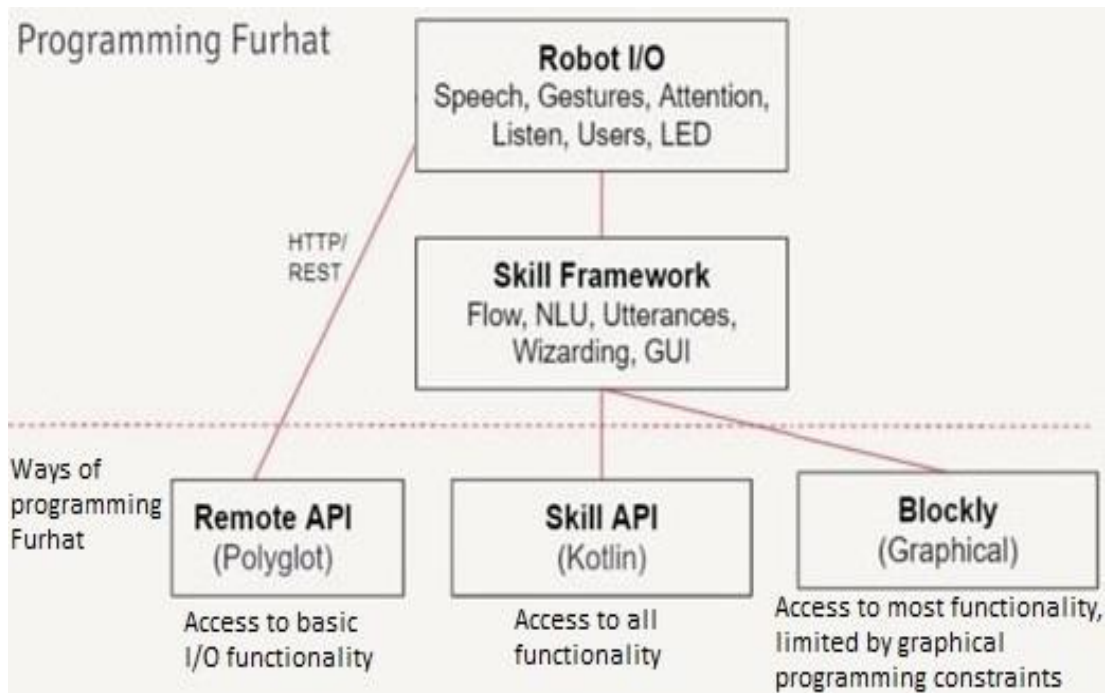


Figura 3.2: I tre diversi modi di programmare il Robot Furhat

I punti di forza e i limiti di questi approcci sono riassunti nella tabella [3.1](#).

Per quanto riguarda lo sviluppo, è stata utilizzata la Remote API e, in particolare, Python come linguaggio di programmazione.

	Punti di forza	Limitazioni
Remote API	<ul style="list-style-type: none"> • Supporto per oltre 50 linguaggi di programmazione. • Facile da avviare e integrare con il software esistente. 	<ul style="list-style-type: none"> • Limitato all'I/O di base del robot. • Richiede un sistema di dialogo in esecuzione su un sistema separato.
Kotlin Skill API	<ul style="list-style-type: none"> • Supporto per tutte le funzionalità della piattaforma Furhat. • Può essere utilizzato per costruire interazioni complete. • Le abilità possono essere eseguite sul robot. 	<ul style="list-style-type: none"> • Necessario imparare Kotlin. • Integrazione avanzata per componenti o framework non Kotlin.
Blockly	<ul style="list-style-type: none"> • Molto facile iniziare e imparare. • Iterazioni rapide durante lo sviluppo e l'esecuzione (non c'è bisogno di compilare). 	<ul style="list-style-type: none"> • Può essere utilizzato solo per applicazioni più semplici.

Tabella 3.1: Punti di forza e limitazioni per i tre diversi modi di programmare il Robot Furhat

3.1.1 Furhat

Furhat (Figura [3.3](#))³ è un rivoluzionario robot basato su anni di ricerca, ingegneria e design. Rappresenta un'interfaccia utente di nuova generazione incredibilmente espressiva, consapevole e personalizzabile. Una delle caratteristiche davvero uniche di Furhat è il suo volto (Figura [3.3](#)). Utilizzando materiali speciali, le maschere sono progettate per la massima risoluzione e contrasto per assorbire la luce da una posizione di proiezione ottica dietro la maschera. L'uso della luce per animare il viso conferisce a Furhat un'espressività senza limiti e rende facile cambiare il design della faccia senza modifiche all'hardware. Con diverse proiezioni e diversi modelli di maschere, il robot può essere personalizzato con diverse personalità. Il volto animato di Furhat utilizza tecniche di animazione 3D all'avanguardia (Figura [3.4](#))⁴, quelle utilizzate nei moderni giochi per computer e nei film d'animazione, i designer possono creare nuovi volti e gesti per il viso utilizzando tutti i principali sistemi di animazione. Gli algoritmi del viso di Furhat sono dotati di movimenti realistici delle labbra e un controllo di alto livello su occhi, sopracciglia e altri movimenti facciali.

La rivoluzionaria combinazione di animazioni facciali e maschere sostituibili rende facile ed economico creare personaggi realistici ed espressivi per qualsiasi scopo.

Furhat viene spedito con una maschera per adulti e 22 volti animati (11 maschi, 9 femmine e 2 non umani).

³ <https://furhatrobotics.com/wp-content/uploads/2020/05/section-00.mp4>

⁴ <https://furhatrobotics.com/wp-content/uploads/2020/05/section-05.mp4>



Figura 3.3: Robot Furhat

Furhat presenta una dimensione (Figura [3.5](#)) di 410 mm × 270 mm × 240 mm (A × L × P) e un peso di 3,5 kg.

Il robot Furhat è costituito dalla seguente piattaforma di calcolo:

- CPU Intel Core i5, fino a 3,40 GHz
- 8 GB di RAM
- Memoria di massa SSD da 120 GB
- GPU Iris Plus 640



Figura 3.4: Tecniche di animazione

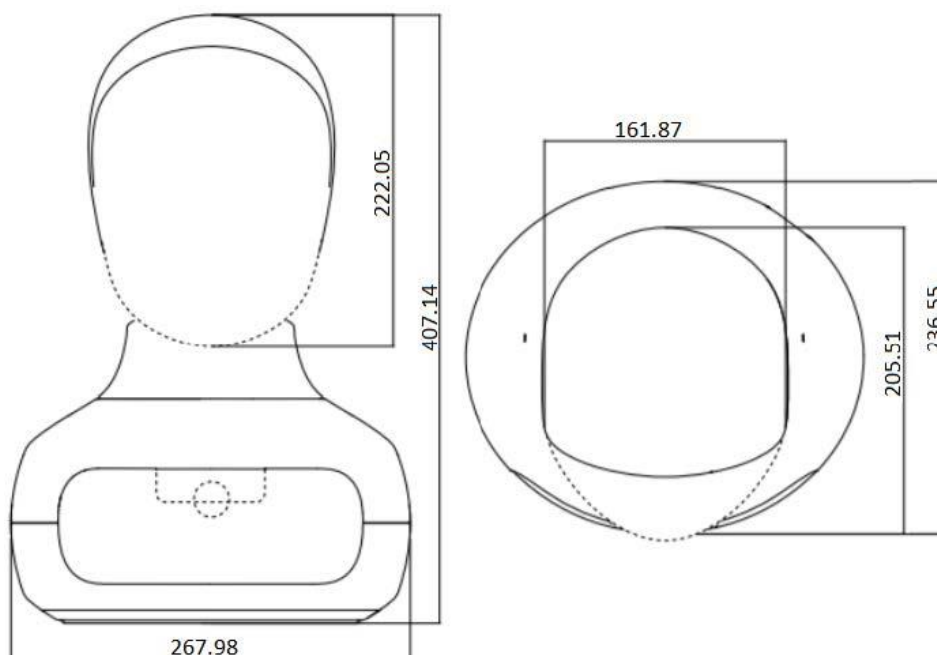


Figura 3.5: Dimensioni di Furhat

Inoltre, è costituito dai seguenti componenti (Figura 3.6)⁵:

- Maschera magnetica rimovibile, si basa su una miscela polimerica proprietaria di Furhat ottimizzata per le prestazioni ottiche in congiunzione con Furhat, sistema di proiezione e ottica.
- Piattaforma di movimento, offre tre gradi di libertà (indicate tecnicamente con Pan, Tilt e Roll; essi corrispondono rispettivamente ai movimenti di girare la testa orizzontalmente a destra e sinistra, alzare e abbassare la testa e, infine, piegare la testa verso la clavicola a destra e a sinistra) progettate anatomicamente per la massima espressività, dotando il robot della capacità di effettuare movimenti della testa naturali, simili a quelli umani.
- Una telecamera con risoluzione 3,4 MP (2304 × 1536 pixel), con tipi di sensore RGB e con un campo visivo di 135° progettato per consentire al robot di coprire un'ampia area davanti a sé per consentirgli di seguire le persone e analizzare i loro movimenti mentre si muovono naturalmente intorno ad esso.
- Due microfoni 100Hz 10kHz digitali omnidirezionali integrati, distanziati di 180 mm sulle spalle del robot per consentire l'ascolto stereo.
- Un array di quattro microfoni USB esterno per un rilevamento della voce in un campo d'azione fino a 5 metri e a 360°. Supporta la riduzione del rumore, la cancellazione dell'eco e stima la direzione da cui proviene la voce.

⁵ <https://furhatrobotics.com/docs/Furhat-Robotics-Technical-Product-Overview.pdf>

- Un anello programmabile a 88 LED RGB, Furhat può comunicare emozioni, dare feedback e migliorare la sua espressività utilizzando modelli di luce.
- Un proiettore con luminosità di 100/150 lumen e con una risoluzione di $854 \times 480 / 1280 \times 720$ pixel.
- Due altoparlanti ad alta fedeltà da 2,5" e potenza da 30 W sintonizzati su misura. Gli altoparlanti sono ottimizzati per le frequenze della voce umana e angolati per supportare lo spazio di interazione, migliorando l'effetto della voce di Furhat che è inclinata rispetto alla bocca del robot.

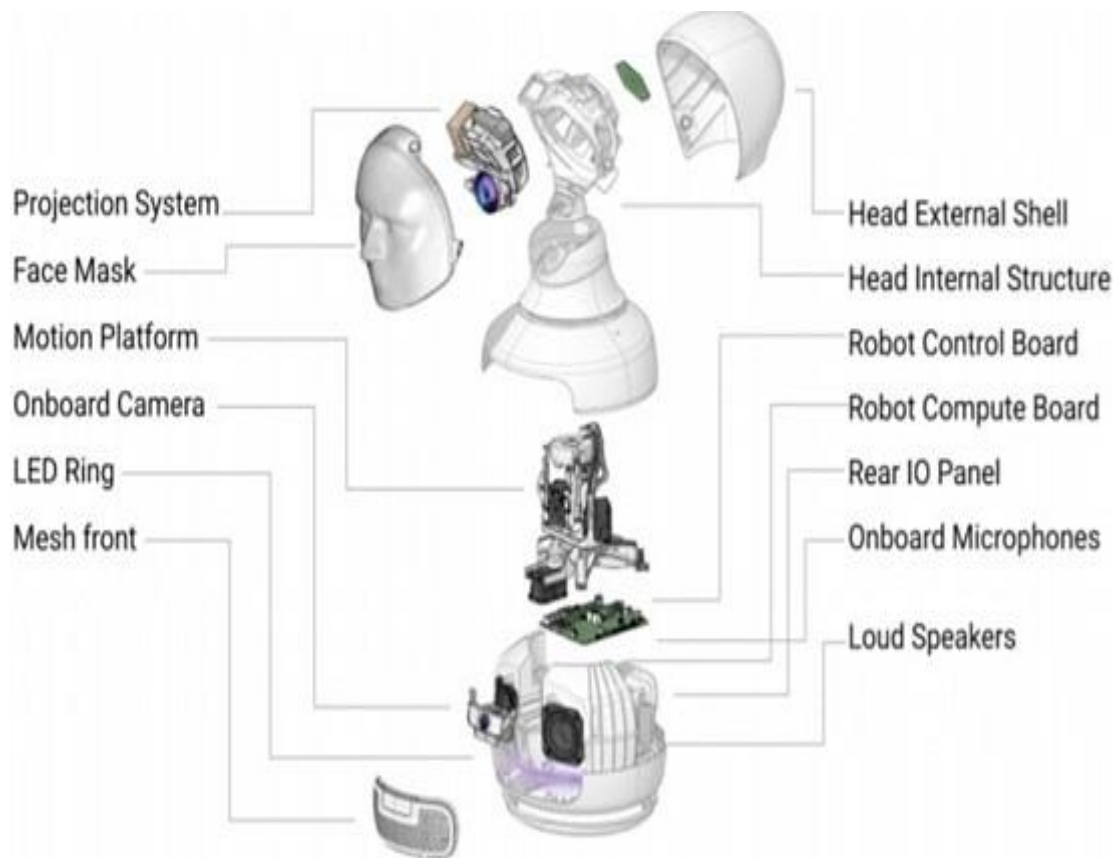


Figura 3.6: Componenti di Furhat

3.1.2 FurhatOS

FurhatOS (Figura 3.7)⁶ è il sistema operativo Furhat Robotics per la robotica sociale. Il compito primario di FurhatOS è di fornire l'ambiente runtime che consente la realizzazione di sofisticate applicazioni di robotica sociale, dette competenze (o Skills). Il FurhatOS a runtime aggancia l'abilità al flusso di dialogo, le fornisce un modello di attenzione dell'utente, funzioni di comprensione del linguaggio naturale e l'accesso ad altre funzioni chiave del robot come il movimento e l'espressione gestuale.

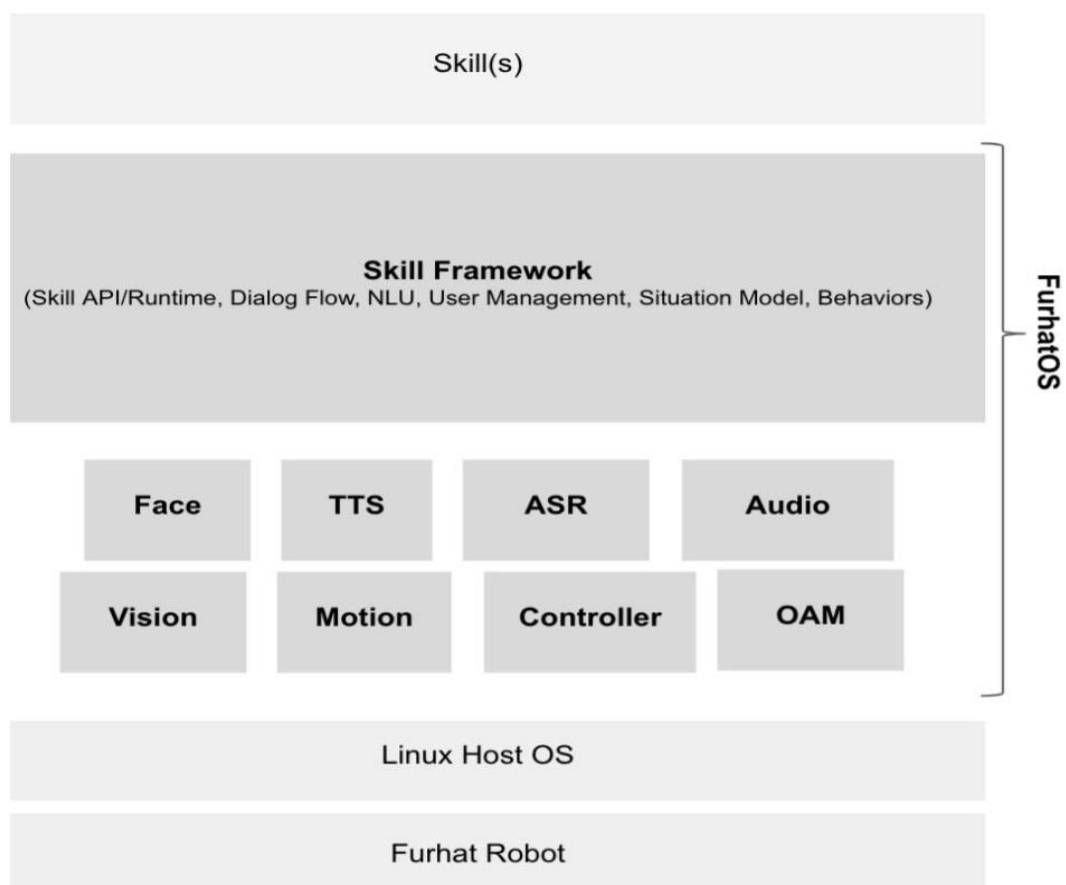


Figura 3.7: FurhatOS

⁶ <https://furhatrobotics.com/docs/Furhat-Robotics-Technical-Product-Overview.pdf>

FurhatOS include anche una varietà di modelli e trame del viso e consente la facile estensione di questi. Il sistema supporta anche un'ampia gamma di voci, in oltre 40 lingue diverse e con varianti sia integrate che basate su cloud.

Una console Web basata su browser consente il controllo e la configurazione completa del robot, incluso il controllo remoto in stile Wizard-Of-Oz. FurhatOS include anche l'intero set di sottoinsiemi necessari per eseguire tecnicamente il robot; questi sottoinsiemi modulari discreti gestiscono funzioni come animazione facciale, funzioni di movimento, percezione visiva, elaborazione audio, visione, I/O, integrazione di servizi cloud e funzioni operative e di manutenzione. FurhatOS usa Linux come sistema operativo host e tramite un Hardware Abstraction Layer (HAL) si integra completamente con l'architettura di Furhat tramite la scheda di controllo del robot, consentendo il pieno controllo nativo delle capacità del robot come piattaforma di movimento, sistema di proiezione, anello LED, e lettore RFID.

3.1.3 FurhatSDK

L'SKD Furhat (Figura [3.8](#)) include tutti gli strumenti per sviluppatori, API, tutorial e documentazione che consentono di creare competenze per la piattaforma Furhat utilizzando il linguaggio di programmazione Kotlin.

Uno dei principali paradigmi di sviluppo riguarda il flusso di dialogo, che si basa sul modello delle macchine a stati gerarchici. Questo modello è adattato per gestire interazioni espressive a bassa latenza e si basa su un'architettura di eventi che instrada l'input del sensore, oltre a dirigere l'output espressivo, rendendo facile semplificare, astrarre e gestire interazioni complesse.

SDK Furhat fornisce anche l'integrazione IDE e un ambiente Virtual Furhat che consente di sviluppare, ospitare ed eseguire il debug delle competenze sulla workstation dello sviluppatore prima che vengano implementate su un sistema robotico fisico.

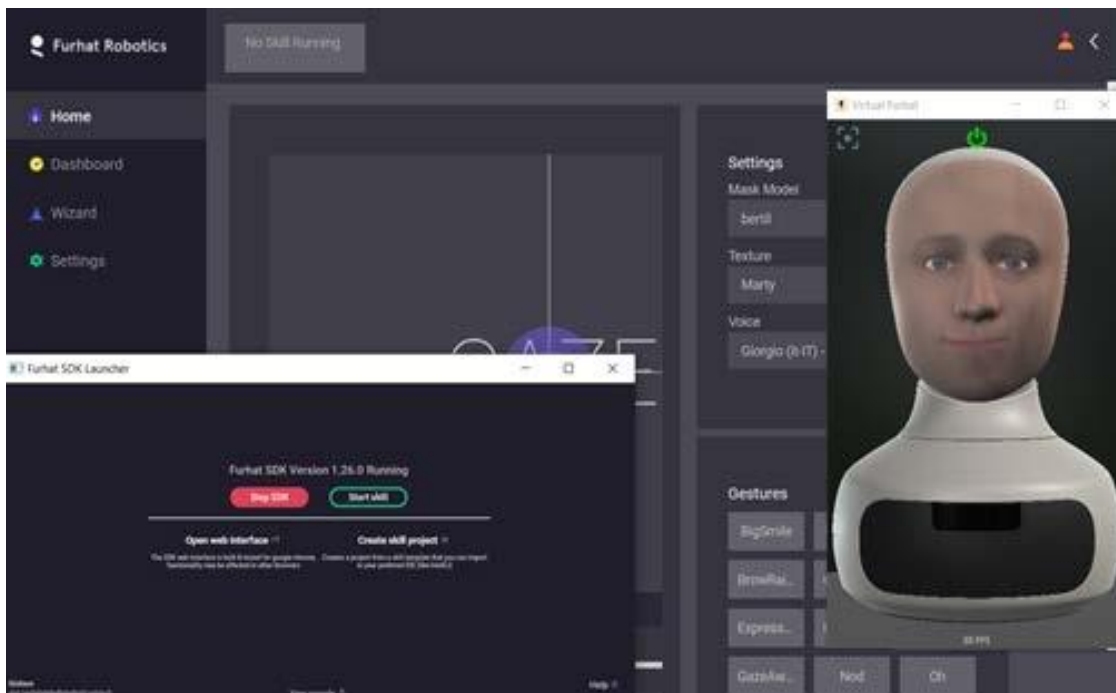


Figura 3.8: Esempio di schermata di FurhatSDK

3.1.4 Furhat Remote API

L'API remota è destinata agli utenti del robot Furhat che sono interessati solo alle funzionalità di input/output principali del robot, come sintesi vocale, rilevamento del volto e riconoscimento vocale, e desiderano accedere a queste funzionalità dal linguaggio di programmazione di loro scelta. Ad esempio, supponiamo che lo sviluppatore abbia già un framework di dialogo scritto in Python e

desidera collegarlo a Furhat, in modo da poter tracciare gli utenti davanti a Furhat, riconoscere il parlato ed eseguire la sintesi vocale con movimenti sincronizzati delle labbra. In tal caso, è probabile che l'approccio migliore utilizzi l'API remota. Come suggerisce il nome, questo presupporrà che il tuo codice venga eseguito su una macchina separata collegata in rete a Furhat e che il tuo programma invii istruzioni remote al robot.

Durante lo sviluppo, L'API remota è poliglotta, è incluso il supporto per oltre 50 diversi linguaggi di programmazione.

L'API remota è implementata come API REST su HTTP, utilizzando lo strumento Swagger per generare le diverse librerie client. Ciò significa che è possibile generare un'API per quasi qualsiasi linguaggio, per esempio, C#, Python, Scala o Bash. Poichè Python è un linguaggio di programmazione popolare (soprattutto nella comunità di ricerca), è stato reso ancora più semplice l'utilizzo dell'API remota di Python, inserendo una libreria client già compilata su PyPI (chiamata "furhat-remote-api") ⁷. La funzionalità di I/O principale supportata dall'API remota include:

- **Sintesi vocale:** Vengono utilizzati Polli TTS e Acapela TTS, con supporto per 210 voci e 43 lingue. È possibile inviare un testo da sintetizzare a Furhat e i movimenti delle labbra sincronizzati verranno aggiunti automaticamente. Usando i tag SSML, è possibile modificare la velocità del parlato, lo stress, ecc. Si può anche inviare un puntatore a un file audio da riprodurre. Se contiene parole, verranno aggiunti anche i movimenti delle labbra.

⁷ <https://docs.furhat.io/remote-api/>

- **Riconoscimento vocale:** Furhat può ascoltare la voce e restituire un testo con la voce riconosciuta utilizzando il microfono integrato. Sono utilizzati i servizi basati su cloud di Google Speech e Microsoft Azure, con supporto per oltre 40 lingue.
- **Gesti facciali:** Furhat ha una libreria di 20 gesti predefinite (come “sorriso” e “alza sopracciglia”) che è possibile attivare. É anche offerta la possibilità di definire gesti utilizzando un set di 52 parametri di basso livello.
- **Sguardo:** É possibile controllare dove dovrebbe guardare Furhat fornendo le coordinate nello spazio. Il collo e gli occhi si muoveranno automaticamente in modo naturale.
- **Riconoscimento volto:** Gli utenti di fronte a Furhat vengono tracciati con la fotocamera integrata. É possibile accedere alla posizione di questi utenti, alla posizione della testa e alle espressioni facciali.
- **Anello LED:** É possibile controllare il colore dell’anello LED.

3.2 Reinforcement Learning

Il Reinforcement Learning (apprendimento per rinforzo) è una branca del Machine Learning che mira alla realizzazione di agenti autonomi in grado di scegliere azioni da compiere per il conseguimento di determinati obiettivi mediante interazione con l'ambiente in cui sono immersi.

Il Reinforcement Learning è uno dei tre paradigmi principali dell'apprendimento automatico, insieme al *Supervised Learning* (apprendimento supervisionato) e all' *Unsupervised Learning* (apprendimento non supervisionato). A differenza degli altri due, questo paradigma si occupa di problemi di decisione sequenziali, in cui l'azione da compiere dipende esclusivamente dallo stato attuale del sistema e ne determina quello futuro ⁸.

Questo tipo di apprendimento è solitamente modellizzato mediante i *processi decisionali di Markov* e può essere effettuato con diverse tipologie di algoritmi, classificabili in base all'utilizzo di un modello che descrive l'ambiente e al tipo di rappresentazione degli stati e delle azioni da compiere (discreti o continui). In questo studio di è fatto utilizzo dell'algoritmo di Q-Learning.

3.2.1 Processi decisionali di Markov

I processi decisionali di Markov (o MDP da *Markov Decision Process*), dal nome del matematico Andrej Andreevič Markov, forniscono un framework matematico per la modellizzazione del processo decisionale in situazioni in cui i risultati sono in parte casuali e in parte sotto il controllo di un decisore (o agente) ⁹.

⁸ https://en.wikipedia.org/wiki/Reinforcement_learning

⁹ https://en.wikipedia.org/wiki/Markov_decision_process

L'agente interagisce con il suo ambiente in fasi temporali discrete, in ogni fase temporale, il processo è in uno stato s e l'agente può scegliere una qualunque azione a disponibile nello stato s . Quando l'agente sceglie un'azione tra le disponibili, il processo risponde spostandosi in modo casuale in un nuovo stato s' fornendo una ricompensa $R_a(s, s')$. La probabilità che il processo si sposti nel nuovo stato s' è influenzata dall'azione intrapresa dall'agente e nello specifico è data dalla funzione di transizione di stato $P_a(s, s')$. Pertanto, lo stato successivo s' dipende dallo stato corrente s e dalla scelta dell'azione a .

Le transizioni di stato di un MDP soddisfano la proprietà di Markov ovvero la distribuzione di probabilità condizionata degli stati futuri del processo (condizionata sia ai valori passati che a quelli presenti) dipende solo dallo stato presente e non da come si è giunti a questo stato ¹⁰.

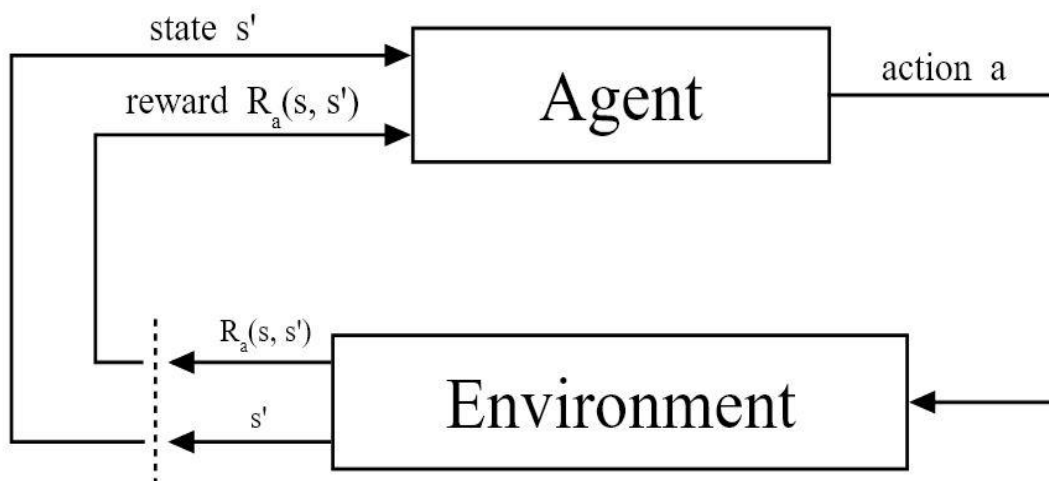


Figura 3.9: Interazione agente-ambiente in un MDP

¹⁰ https://en.wikipedia.org/wiki/Markov_property

3.2.1.1 Formalizzazione di un MDP

Formalmente, un processo decisionale di Markov è una quadrupla (S, A, P_a, R_a) , dove:

- S è un insieme di stati detto spazio degli stati.
- A è un insieme di azioni chiamato spazio delle azioni (in alternativa, A_s è l'insieme delle azioni disponibili nello stato s).
- $P_a(s, s') = \mathbb{P}(s_{t+1} = s' \mid s_t = s, a_t = a)$ è la probabilità che l'azione a nello stato s al passo t porterà allo stato s' al passo $t + 1$.
- $R_a(s, s')$ è la ricompensa ricevuta in seguito alla transizioni dallo stato s allo stato s' a causa dell'azione a .

Lo spazio degli stati e quello delle azioni possono essere sia finiti che non. Quando entrambi gli spazi sono finiti si parla di MDP finito.

3.2.1.2 Policy π di un MDP

L'obiettivo centrale in un processo decisionale di Markov è quello di individuare l'azione migliore da eseguire in un dato stato, in modo da ottenere il massimo valore possibile di una funzione cumulativa della ricompensa. La funzione che per ogni stato $s \in S$ identifica l'azione $a \in A$ da eseguire è chiamata *policy*:

$$\pi : S \rightarrow A \quad (3.1)$$

Una policy che massimizza π è detta *policy ottimale* ed è solitamente indicata con π^* .

3.2.2 Algoritmo Q-Learning

Il Q-Learning è un algoritmo di Reinforcement Learning off-policy, ovvero non utilizza alcuna policy π nella scelta dell'azione da intraprendere in un dato momento, e model-free, ossia non impiega alcun modello per la rappresentazione dell'ambiente circostante all'agente ¹¹.

Il modello del problema può essere descritto da un agente, un insieme S che rappresenta lo spazio degli stati e un insieme A che rappresenta lo spazio delle azioni. Effettuando un'azione $a \in A$ l'agente si sposta dallo stato corrente s al nuovo stato s' .

Ogni transizione di stato fornisce all'agente una ricompensa $r = R_a(s, s')$.

L'obiettivo dell'agente è quello di massimizzare la ricompensa totale e, a tale scopo, cerca di apprendere quali sono le azioni ottimali associate ad ogni stato. L'apprendimento avviene aggiornando i valori di una funzione Q la quale indica la qualità di una certa coppia stato-azione:

$$Q : S \times A \rightarrow \mathbb{R} \quad (3.2)$$

Prima che inizi l'apprendimento, Q restituisce un valore fisso possibilmente arbitrario. Quindi, ad ogni passo t l'agente seleziona un'azione a_t , riceve una ricompensa $R_{t+1} = R_a(s, s')$, entra in un nuovo stato s_{t+1} e infine aggiorna la funzione Q . Il nucleo dell'algoritmo fa uso di un processo iterativo di aggiornamento e correzione basato sulla nuova informazione:

$$Q'(s_t, a_t) \leftarrow Q(s_t, a_t) + \alpha \cdot (R_{t+1} + \gamma \cdot \max_{a_{t+1}} Q(s_{t+1}, a_{t+1}) - Q(s_t, a_t)) \quad (3.3)$$

¹¹ <https://en.wikipedia.org/wiki/Q-learning>

Dove:

- R_{t+1} è la ricompensa ottenuta in seguito all'esecuzione dell'azione a_t in s_t .
- α rappresenta il tasso di apprendimento.
- γ rappresenta il fattore di sconto.
- L'equazione (3.4), parte dell'equazione (3.3), rappresenta l'errore di differenza temporale (TD Error):

$$TD_{Error} \leftarrow R_{t+1} + \gamma \cdot \max_{a_{t+1}} Q(s_{t+1}, a_{t+1}^*) - Q(s_t, a_t) \quad (3.4)$$

- L'equazione (3.5), parte dell'equazione (3.3), rappresenta il target di differenza temporale (TD Target):

$$TD_{Target} \leftarrow R_{t+1} + \gamma \cdot \max_{a_{t+1}} Q(s_{t+1}, a_{t+1}^*) \quad (3.5)$$

Un episodio dell'algoritmo termina quando lo stato s_{t+1} è uno stato finale (o terminale). Per tutti gli stati finali s_f il valore $Q(s_f, a)$ non viene mai aggiornato, ma è impostato sul valore della ricompensa r osservato per lo stato s_f .

3.2.2.1 Il tasso di apprendimento α

Il tasso di apprendimento α dove $0 < \alpha \leq 1$, determina in che misura le nuove informazioni acquisite sovrascrivono le vecchie informazioni. Un fattore $\alpha = 0$ fa sì che l'agente non apprenda nulla, sfruttando quindi esclusivamente la conoscenza passata, mentre un fattore $\alpha = 1$ fa sì che l'agente consideri solo le informazioni più recenti.

3.2.2.2 Il fattore di sconto γ

Il fattore di sconto γ , dove $0 \leq \gamma < 1$, determina l'importanza delle ricompense future. Un fattore pari a 0 renderebbe l'agente opportunistico facendo sì che consideri solo le ricompense attuali, mentre un fattore tendente all'1 renderebbe l'agente attento alle ricompense a lungo termine. Se il fattore di sconto soddisfa o supera 1, i valori dell'azione possono divergere.

3.2.2.3 Strategie di esplorazione

La scelta dell'azione da intraprendere in un dato momento segue una predefinita strategia di esplorazione. Tale aspetto, ai fini dell'apprendimento, è di estrema importanza, infatti, utilizzare una strategia a discapito di un'altra potrebbe sì velocizzare la ricerca della soluzione ma al contempo determinare una scarsa conoscenza dell'ambiente che circonda l'agente. È necessario quindi ottenere un giusto compromesso tra lo sfruttamento delle informazioni acquisite (*exploitation*) e l'esplorazione dell'ambiente (*exploration*).

Esistono diverse strategie di esplorazione, le più note sono:

- **greedy**: L'agente effettua sempre la scelta dell'azione attualmente ottimale.
- **ϵ -greedy**: L'agente effettua un'esplorazione casuale con probabilità ϵ altrimenti esegue l'azione ottimale con probabilità $1 - \epsilon$.
- **ϵ -decay**: Analoga alla strategia ϵ -greedy con l'unica differenza che il valore ϵ decade nel tempo.
- **Boltzmann**: L'agente effettua la scelta dell'azione da una distribuzione di Boltzmann (softmax) sui valori Q appresi, regolati da un parametro di temperatura τ .

L'Approccio Proposto

In questo capitolo, vengono presentati lo scenario interattivo e le fasi di progettazione e di sviluppo dei diversi comportamenti del robot Furhat e dell'applicativo utilizzato per l'interazione con il robot.

L'obiettivo del progetto è quello di sviluppare comportamenti per il robot al fine di migliorare la trasparenza nell'interazione uomo-robot durante i processi di apprendimento.

4.1 Scenario interattivo

Lo scenario interattivo, oggetto dello studio che si propone, si basa su un gioco dove un giocatore, detto *decodificatore*, deve indovinare un codice segreto composto dal giocatore avversario, chiamato *codificatore* (la figura [4.1](#) mostra tutti i possibili codici segreti).

Nello scenario proposto, il robot assume il ruolo di decodificatore mentre l'utente quello di codificatore. Il codice segreto è rappresentato dalla configurazione di due cubi (uno rosso e uno giallo). Il compito del robot è quello di indovinare il codice segreto ed imparare il percorso ottimale, partendo da una configurazione casuale, fino ad arrivare alla configurazione scelta dall'utente. Per raggiungere l'obiettivo, il robot, ha a disposizione un numero indefinito di episodi, dove in ogni episodio può effettuare al più 15 mosse, ed ogni mossa consiste nello spostare un solo cubo per volta in una delle posizioni consentite disponibili.

Il robot parte con un nuovo episodio quando indovina il codice segreto oppure quando ha raggiunto il numero massimo di mosse consentite.

Il compito dell'utente, invece, si limita alla scelta del codice segreto e alla terminazione del gioco quando è sicuro che il robot abbia imparato il percorso ottimale per arrivare alla soluzione.

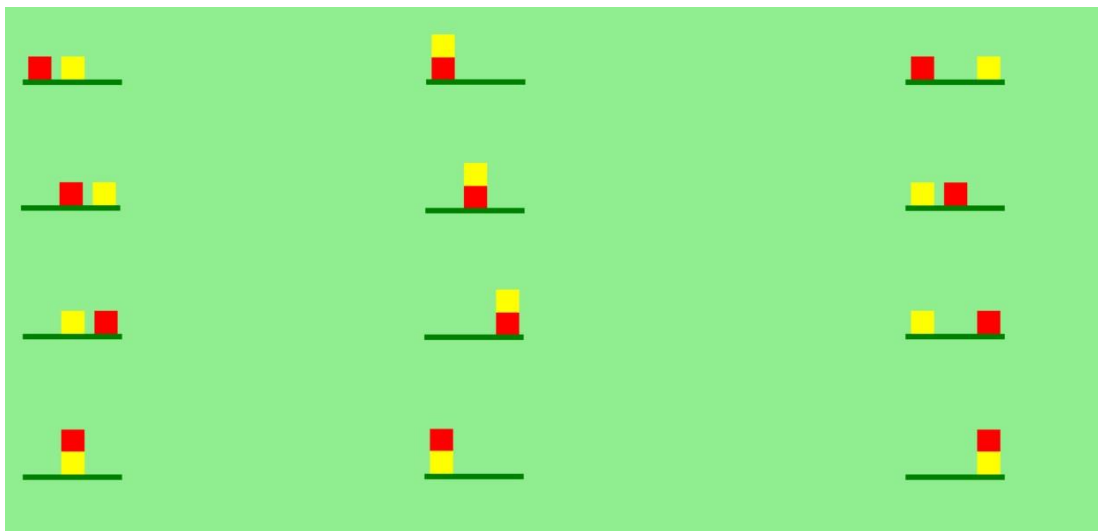


Figura 4.1: Possibili configurazioni

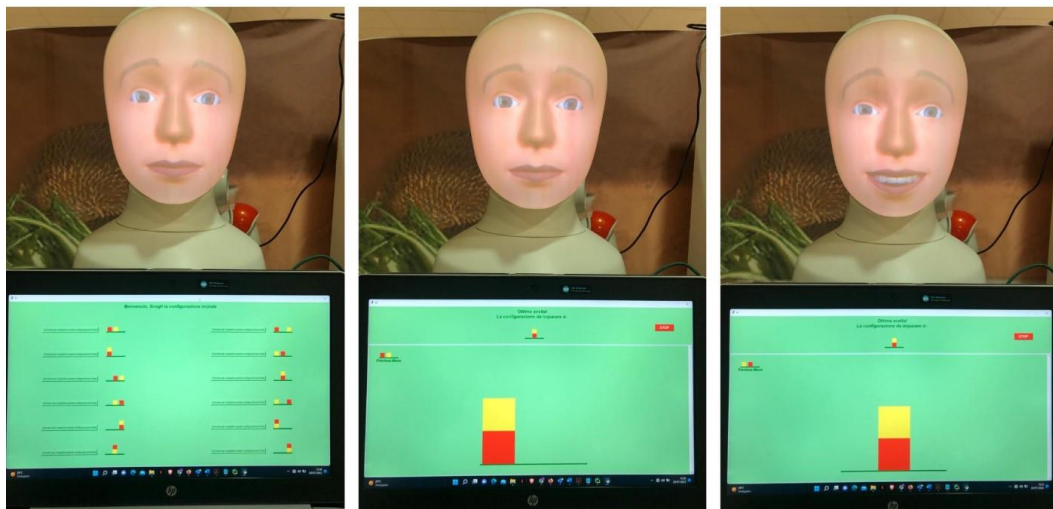


Figura 4.2: Esempio di scenario interattivo

4.2 Progettazione dei comportamenti del robot Furhat

Nel processo di apprendimento di un agente, una delle sfide principali è rendere l'intero processo trasparente e accessibile agli utenti, esperti o meno.

Nel presente studio sono stati sviluppati tre diversi modelli atti a risolvere il problema della trasparenza.

4.2.1 Modello emotivo

Le emozioni possono essere una soluzione efficace e trasparente per comunicare agli utenti lo stato del processo di apprendimento.

Questa convinzione è supportata dalla possibile correlazione tra emozioni ed errore di differenza temporale, presentata da Joost Broekens nella teoria delle emozioni TD-RL [7]. L'agente può esprimere emozioni che rappresentano intrinsecamente lo stato attuale dell'agente.

Il modello emotivo proposto consta di 7 emozioni: *felicità*, *rabbia*, *tristezza*, *sorpresa*, *disgusto*, *paura* e *fiducia*. Tutte le emozioni sono associate al processo di apprendimento del robot e sono quindi elicitate durante l'esecuzione delle azioni del robot, ovvero dopo ogni mossa effettuata dal robot.

È importante sottolineare che, a differenza di quanto esposto da Joost Broekens in [7], in questo studio le emozioni di speranza e paura non sono una manifestazione di un'anticipazione di un aggiustamento negativo (rispettivamente, positivo), infatti esse, come tutte le altre emozioni prese in considerazione in questo studio, descrivono il grado di certezza (rispettivamente, incertezza) nell'esecuzione di una determinata azione a in un certo stato s e, quindi, il grado di conoscenza dell'ambiente.

Le emozioni prese in considerazione in questo studio sono state definite secondo

vari livelli di intensità. La tabella [4.1](#) mostra l'elicitazione delle emozioni in base all'errore di differenza temporale (i campi indicati con un asterisco, rappresentano le emozioni elicitate quando il valore corrente del TD è contenuto due volte consecutivamente nello stesso intervallo).

Errore di differenza temporale	Emozione
$0 \leq TD \leq 0.000000001$	Fiducia
$0.000000001 < TD \leq 0.00001$	Sorpresa (intensità: bassa) * Felicità (intensità: bassa)
$0.00001 < TD \leq 0.1$	Sorpresa (intensità: media) * Felicità (intensità: media)
$0.1 < TD \leq 1$	Sorpresa (intensità: alta) * Felicità (intensità: alta)
$TD > 1$	Sorpresa positiva
$-0.0009 \leq TD < 0$	Disgusto (intensità: bassa) * Tristezza (intensità: bassa)
$-0.001 \leq TD < -0.0009$	Disgusto (intensità: media) * Tristezza (intensità: media)
$-1 \leq TD < -0.001$	Disgusto (intensità: alta) * Tristezza (intensità: alta)
$TD < -1$	Rabbia (intensità: alta)

Tabella 4.1: elicitazione delle emozioni in base all'errore di differenza temporale

La figura [4.3](#) mostra tutte le emozioni definite con i diversi livelli di intensità.

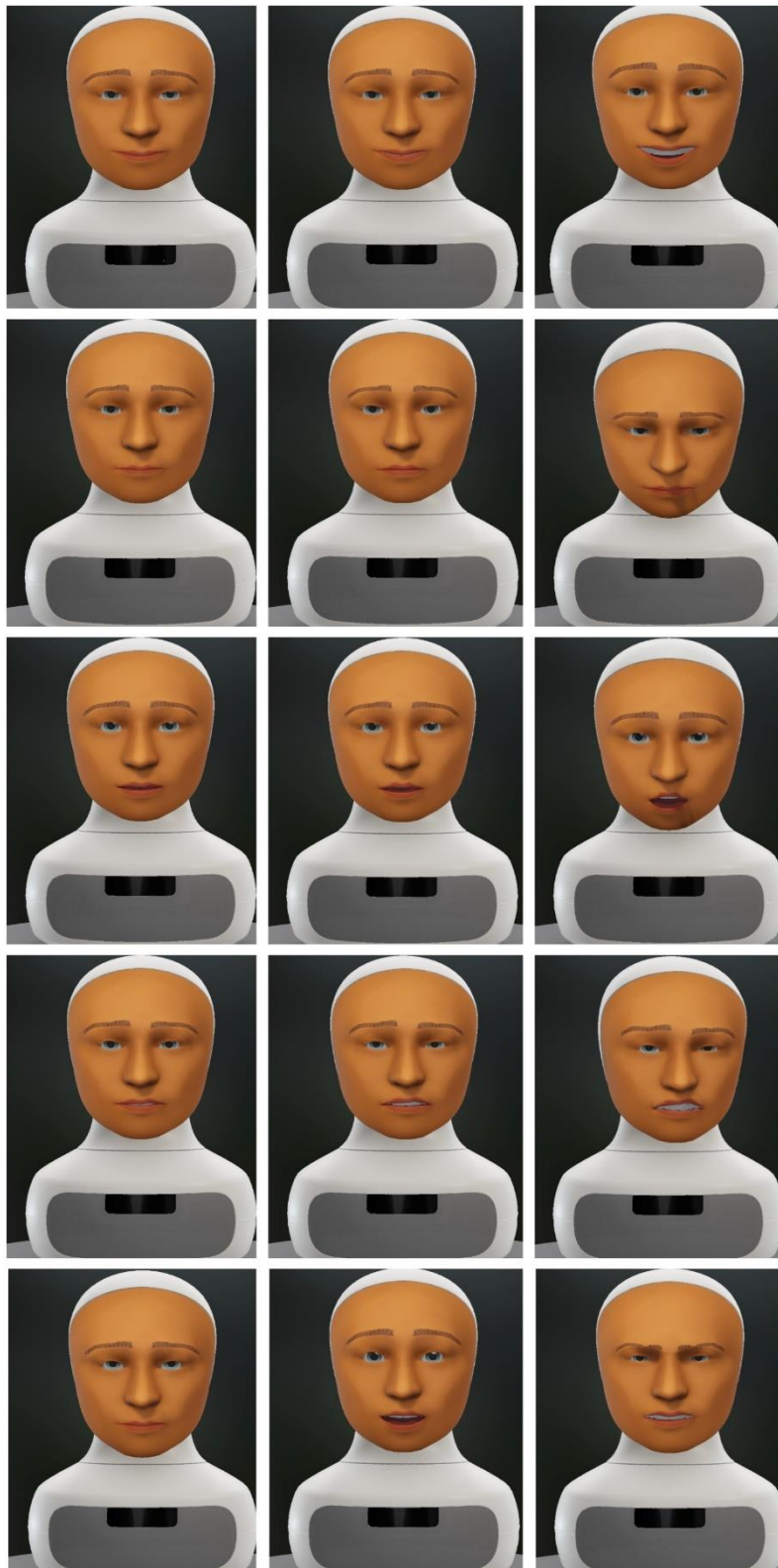


Figura 4.3: Emozioni con i diversi livelli di intensità

Come si può notare dalla tabella [4.1](#), l'errore di differenza temporale è sempre un valore compreso nell'intervallo $[-2, +2]$ (questo intervallo è stato determinato durante uno studio preliminare). Come accennato in precedenza, la risposta emotivo-comportamentale del robot è stata gestita dall'errore TD; quindi anche la (in)certezza del robot è stata gestita in funzione di tale valore. Nello specifico più grande è il valore del TD, maggiore è la certezza, che in questo caso è stata mappata con emozioni positive, viceversa, più piccolo è il TD, minore è la certezza, che è stata mappata con emozioni negative.

Per quanto riguarda il raggiungimento dell'obiettivo, indipendentemente dal valore del TD, l'emozione mappata per questo stato è: *Felicità* (intensità: alta). Mentre per quanto riguarda il fallimento (il robot in 15 mosse non raggiunge l'obiettivo), se il $TD \geq -1$ l'emozione mappata è: *Tristezza* (intensità: alta) altrimenti se il $TD < -1$ l'emozione mappata è: *Rabbia* (intensità: alta) in quanto negli studi preliminari si è evinto che ciò capita solo quando il robot fallisce più partite consecutivamente.

4.2.2 Modello dotato di inner speech

Il discorso interiore permette di spiegare e rappresentare lo stato intero di un agente durante il processo di apprendimento, pertanto in questo studio si sostiene che il discorso interiore possa essere una soluzione efficace per risolvere il problema della trasparenza. Questa convinzione è supportata dagli studi effettuati da A. Pipitone e A. Chella in [\[8\]](#) dove dimostrano che quando il robot parla con sè stesso, il partner sente il robot e quindi sa cosa vuole. In questo modo, il discorso interiore, consente alle persone che interagiscono con il robot, di conoscere e comprendere i processi di ragionamento che stanno alla base dei suoi comportamenti, aumentando così, sia la trasparenza che la fiducia nel robot.

Il discorso interno del robot è stato gestito dall'errore di differenza temporale quindi al variare del TD variano anche i “pensieri” del robot e di conseguenza anche la (in)certezza del robot è stata gestita in funzione di tale valore.

Nello specifico più grande è il valore del TD, maggiore è la certezza, che in questo caso è stata mappata con pensieri a valenza positiva del robot, viceversa, più piccolo è il TD, minore è la certezza, che è stata mappata con pensieri a valenza negativa.

La tabella [4.2](#) mostra i discorsi interiori del robot scaturiti dall'errore di differenza temporale (i campi indicati con un asterisco e con due asterischi, rappresentano rispettivamente i discorsi interiori scaturiti quando il valore corrente del TD è contenuto due volte e tre volte consecutivamente nello stesso intervallo). Come si può notare dalla tabella [4.2](#), l'errore di differenza temporale è sempre un valore compreso nell'intervallo $[-2, +2]$ (questo intervallo è stato determinato durante uno studio preliminare).

Per quanto riguarda il raggiungimento dell'obiettivo, indipendentemente dal valore del TD, il discorso interno scaturito da questo stato è: “*Obiettivo raggiunto*”. Mentre per quanto riguarda il fallimento (il robot in 15 mosse non raggiunge l'obiettivo), se il $TD \geq -1$ il discorso interno scaturito è: “*Ho fallito*” altrimenti se il $TD < -1$ il discorso interno scaturito è: “*Pessimo*” in quanto negli studi preliminare si è evinto che ciò capita solo quando il robot fallisce più partite consecutivamente.

Errore di differenza temporale	Inner Speech
$0 \leq TD \leq 0.000000001$	Non male * Sto imparando a piccoli passi
$0.000000001 < TD \leq 0.00001$	Bene * Sto migliorando
$0.00001 < TD \leq 0.1$	Molto bene * Sto imparando
$0.1 < TD \leq 1$	Benissimo * Sto andando alla grande
$TD > 1$	WOW, esplorare mi fa bene
$-0.0009 \leq TD < 0$	Mhmm * Potevo fare scelta migliore
$-0.001 \leq TD < -0.0009$	Non dovevo * Così non va bene ** Così non va affatto bene
$-1 \leq TD < -0.001$	Non è stata per nulla una buona mossa * Questa mossa è stata anche peggiore ** Deve essermi finito del sale nell'unità centrale
$TD < -1$	Da tutti questi errori dovrei imparare qualcosa

Tabella 4.2: Discorsi interni scaturiti dal TD

4.2.3 Modello ibrido

Dal momento che nel presente studio si sostiene che sia il modello emotivo, sia il modello dotato di inner speech possano essere una soluzione efficace e trasparente per comunicare agli utenti lo stato interno del processo di apprendimento, e quindi risolvere il problema della trasparenza, si è deciso di combinare i due modelli, dando luogo ad un terzo modello, ovvero quello ibrido, affinché quest'ultimo possa essere anch'esso una soluzione al problema della trasparenza. Lo sviluppo di questo modello è stato possibile in quanto sia le emozioni (presentate nel modello emotivo in [4.2.1](#)), sia il discorso interno (presentato nel modello dotato di inner speech in [4.2.2](#)) sono gestiti dall'errore di differenza temporale, si è deciso quindi di prendere il meglio dei due modelli e combinarli, dunque, come nei due modelli da cui nasce il modello ibrido, al variare del TD variano anche i pensieri e le emozioni del robot, nello specifico per valori bassi sia positivi che negativi del TD, il grado di (in)certezza del robot è stato mappato attraverso le emozioni, viceversa per valori alti sia positivi che negativi del TD, il grado di (in)certezza è stato mappato attraverso il discorso interiore.

La tabella [4.3](#) mostra le emozioni o i discorsi interiori del robot scaturiti dall'errore di differenza temporale (i campi indicati con un asterisco rappresentano le emozioni o i discorsi interiori scaturiti quando il valore corrente del TD è contenuto due volte consecutivamente nello stesso intervallo).

Come si può notare dalla tabella [4.3](#), l'errore di differenza temporale è sempre un valore compreso nell'intervallo $[-2, +2]$ (questo intervallo è stato determinato durante uno studio preliminare). Sia lo stato di "obiettivo raggiunto" che lo stato di "fallimento", vengono mappati attraverso le emozioni. Nello specifico per quanto riguarda il raggiungimento dell'obiettivo, indipendentemente dal valore del TD, l'emozione mappata per questo stato è: *Felicità* (intensità: alta). Mentre per quanto riguarda il fallimento (il robot in 15 mosse non raggiunge

l'obiettivo), se il $TD \geq -1$ l'emozione mappata è: *Tristezza* (intensità: alta) altrimenti se il $TD < -1$ l'emozione mappata è: *Rabbia* (intensità: alta) in quanto negli studi preliminare si è evinto che ciò capita solo quando il robot fallisce più partite consecutivamente.

Errore di differenza temporale	Emozione o Inner Speech
$0 \leq TD \leq 0.000000001$	Sorpresa (intensità: bassa) * Felicità (intensità: bassa)
$0.000000001 < TD \leq 0.00001$	Sorpresa (intensità: media) * Felicità (intensità: media)
$0.00001 < TD \leq 0.1$	Bene * Sto imparando a piccoli passi
$0.1 < TD \leq 1$	Sto migliorando * Sì, sto proprio migliorando
$TD > 1$	Sorpresa positiva
$-0.0009 \leq TD < 0$	Disgusto (intensità: bassa) * Tristezza (intensità: bassa)
$-0.001 \leq TD < -0.0009$	Tristezza (intensità: media) * Non dovevo
$-1 \leq TD < -0.001$	Non è stata una buona mossa * Non è stata per nulla una buona mossa
$TD < -1$	Così non va proprio bene

Tabella 4.3: Emozioni o discorsi interiori scaturiti dal TD

4.3 Dettagli implementativi

Le scelte progettuali per ottenere una buona implementazione sono state:

- **Python 3:** Un linguaggio di programmazione ad oggetti, scelto perchè ha un'ottima compatibilità con le Remote API di Furhat, utilizzate per lo sviluppo del progetto. Inoltre, offre molti vantaggi come semplicità, flessibilità, leggibilità, portabilità ed infine è un software open-source ed ha un'ampia community di sviluppatori.
- **Furhat Remote API:** Utilizzate per il controllo del robot Furhat, in quanto tra le possibili alternative (Kotlin Skill API e Blockly, illustrate in [3.1](#)) è la soluzione che offre compatibilità con molti linguaggi di programmazione. Nello specifico le Remote API di Furhat sono state utilizzate per le funzionalità di I/O offerte quali: Sintesi vocale e Gesti facciali descritte in [3.1.4](#).
- **Paradigma Object-Oriented:** Utilizzato in quanto permette una facile gestione e manutenzione di progetti anche di grandi dimensioni e favorisce la modularità e il riuso del codice.
- **Tkinter:** L'interazione uomo-robot avviene mediante un applicativo in Python, con interfaccia grafica interamente creata in Tkinter¹. L'applicativo gestisce il flusso di comunicazione uomo-robot, consentendo all'utente di selezionare il codice segreto, visualizzare le azioni effettuate dal robot e terminare la partita. Le figure [4.4](#) e [4.5](#) mostrano l'interfaccia grafica dell'applicativo.

¹ <https://it.wikipedia.org/wiki/Tkinter>



Figura 4.4: Interfaccia grafica iniziale dell'applicativo

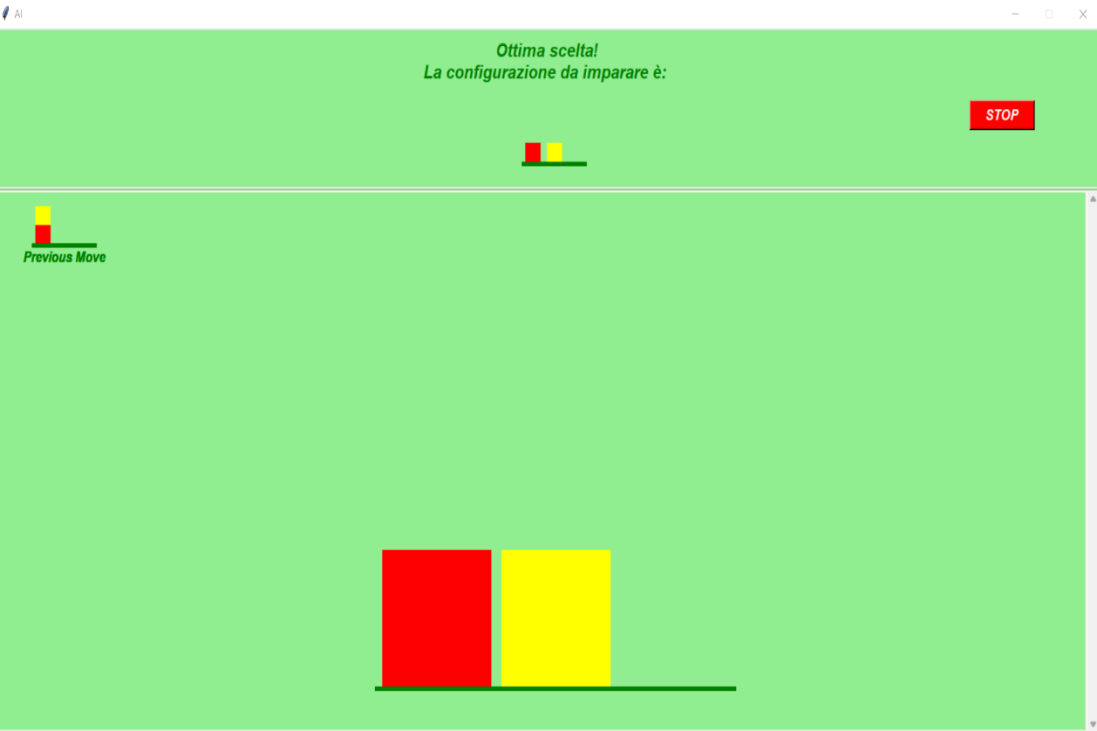


Figura 4.5: Interfaccia grafica dell'applicativo

Risultati Ottenuti

In questo capitolo viene discussa la fase di sperimentazione che ha portato alla validazione dello studio proposto e l'analisi dei dati raccolti durante i diversi esperimenti.

La sperimentazione si divide in due sezioni, ovvero, testing offline e testing online. Nel testing offline (testing preliminare), effettuato senza l'ausilio del robot, viene valutata l'efficienza dell'architettura di apprendimento proposta, attraverso la scelta di alcuni parametri presenti nell'equazione [3.3](#) come il tasso di apprendimento, il fattore di sconto e la ricompensa ottenuta in seguito all'esecuzione di un'azione da parte del robot. Inoltre viene individuato l'intervallo all'interno del quale ricadono i valori di differenza temporale e la suddivisione di tale intervallo. Nel testing online, invece, con l'ausilio del robot, viene valutato quale, tra i tre modelli di comportamento (presentati in [4.2](#)) sviluppati, risulti essere migliore come soluzione al problema della trasparenza.

5.1 Testing offline

5.1.1 Sperimentazione

Il testing offline si limita all'interazione con l'applicativo, senza l'ausilio del robot. Lo scopo è individuare l'intervallo nel quale ricade il valore di differenza temporale e la suddivisione di tale intervallo, individuare il valore dei parametri presenti nell'equazione [3.3](#) affinché l'architettura di apprendimento proposta sia

efficiente ed infine individuare il numero medio di epoche che l'architettura di apprendimento impiega sia per indovinare il codice segreto scelto dall'utente, che per imparare il percorso ottimale che intercorre tra la configurazione iniziale (scelta in modo random) e la configurazione finale scelta dall'utente.

5.1.2 Risultati

Il grafico mostrato nella figura [5.1](#), rappresenta la variazione del TDRL nel tempo, in un totale di 50 epoche, dove l'agente esegue in media quattro azioni per ogni epoca. È possibile osservare come il valore del TD sia sempre contenuto all'interno dell'intervallo $[-2, +2]$.

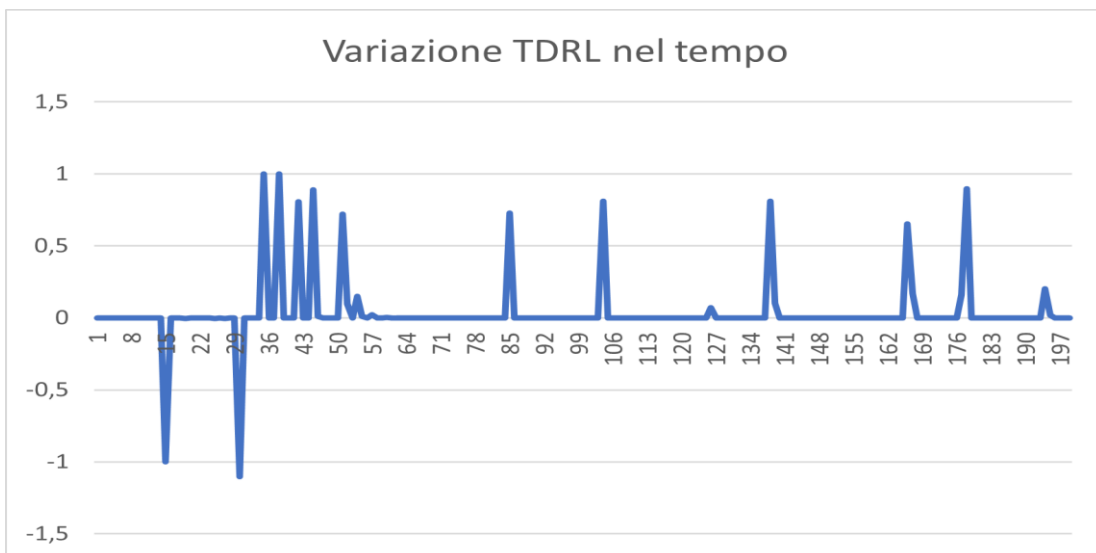


Figura 5.1: Variazione TD nel tempo.

Nel capitolo *L'approccio Proposto* al punto [4.2](#) vengono mostrate 3 tabelle dove ad ogni intervallo corrisponde o un'emozione del robot oppure un suo discorso interiore. La scelta di questi intervalli è stata fatta in modo tale che il numero di

volte nel quale il valore del TD è contenuto in questi intervalli, sia il più uniformemente distribuito (partite consentendo) su tutti gli intervalli. La tabella [5.1](#) mostra un esempio di quante volte il valore dell'errore di differenza temporale è contenuto in ogni intervallo di una singola partita scelta in modo casuale.

Errore di differenza temporale	Emozione
$0 \leq TD \leq 0.000000001$	55
$0.000000001 < TD \leq 0.00001$	19
$0.00001 < TD \leq 0.1$	16
$0.1 < TD \leq 1$	14
$TD > 1$	3
$-0.0009 \leq TD < 0$	25
$-0.001 \leq TD < -0.0009$	32
$-1 \leq TD < -0.001$	5
$TD < -1$	2

Tabella 5.1: N° di volte in cui il valore del TD è contenuto in ogni intervallo

Come si evince dalla tabella [5.1](#) l'errore di differenza temporale, come previsto, ricade più volte negli intervalli positivi. Questo è il comportamento che ci aspettiamo, in quanto con l'aumentare del numero delle epoche il robot acquisisce maggiore conoscenza dell'ambiente. Il primo intervallo è quello visitato di più poichè con il passare delle epoche il TD converge a 0. Determinando così la massima conoscenza dell'ambiente.

Nella tabella [5.2](#) sono elencati i parametri scelti affinché l'architettura di apprendimento proposta risulti essere efficiente.

Epsilon	0.95
Fattore di sconto	0.9
Tasso di apprendimento	0.9
Ricompensa in caso di successo	1
Ricompensa in caso di fallimento	-1
Ricompensa dopo ogni azione	- 0.001

Tabella 5.2: Parametri utilizzati

La scelta dei parametri elencati nella tabella [5.2](#) è stata effettuata dopo aver eseguito 51 esperimenti, dove ogni esperimento comprende 20 test da 1000 epoche, ed ogni epoca è costituita al più da 15 azioni.

Per giungere all'obiettivo di ottenere un'architettura efficiente si è deciso di dare una ricompensa negativa dopo ogni azione (che non porta nè al goal nè al fallimento), in quanto usando ricompense positive, l'agente avrebbe potuto fare più azioni possibili accumulando così una ricompensa cumulativa molto grande, anche senza raggiungere mai l'obiettivo. Invece, usando ricompense negative, l'agente riceve una piccola punizione per ogni azione che effettua, e così, per minimizzare le sue punizioni, raggiunge l'obiettivo facendo il minor numero di azioni possibili.

Il grafico presente nella figura [5.2](#), mostra per ogni test, il numero di epoche necessarie affinché l'agente raggiunga l'obiettivo per la prima volta ed il numero di epoche necessarie affinché l'agente ottenga la massima conoscenza dell'ambiente.

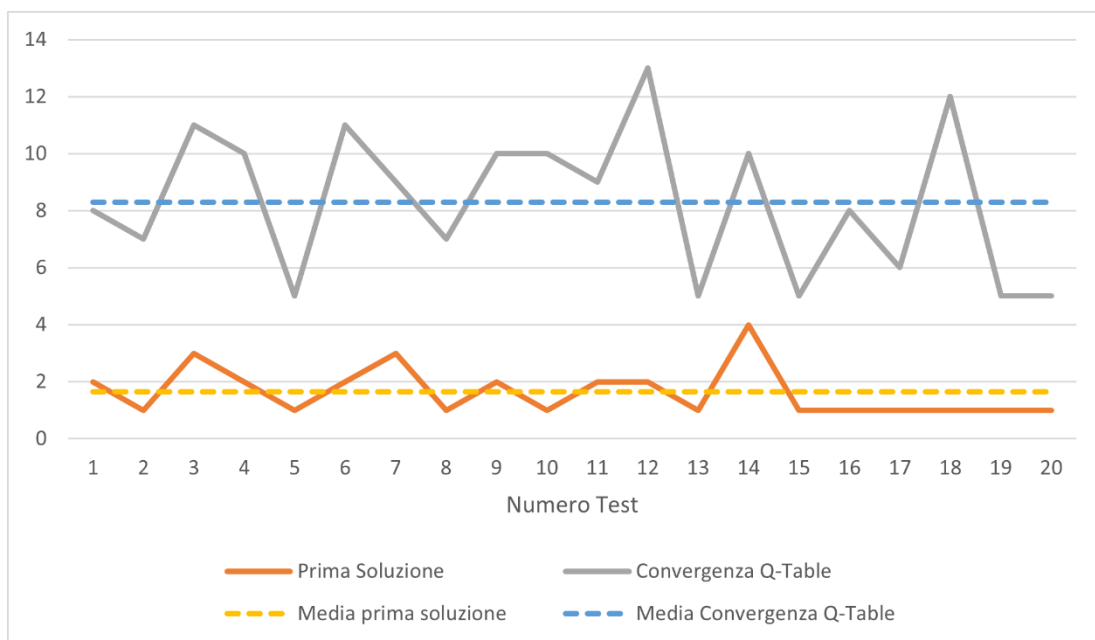


Figura 5.2: Prestazioni dell'architettura di apprendimento

La linea tratteggiata in blu nel grafico mostrato nella figura [5.2](#) corrisponde al numero medio di epoche necessarie affinché l'agente ottenga la massima conoscenza dell'ambiente ed è pari a 8.3, dunque, in media impiega circa 8 epoche. Mentre la linea tratteggiata in arancione corrisponde al numero medio di epoche necessarie affinché l'agente raggiunga l'obiettivo la prima volta, che è pari a 1.65, dunque, in media impiega circa 2 epoche.

Tali risultati sono stati resi possibili grazie alla scelta dei parametri elencati nella tabella [5.2](#).

5.2 Testing online

5.2.1 Sperimentazione

Lo scopo del testing online è valutare quale, tra i tre modelli di comportamento (presentati in [4.2](#)) sviluppati, risulti essere migliore come soluzione al problema della trasparenza.

Al fine di ottenere valutazioni sulle differenze di percezione delle diverse interazioni, sono stati creati e proposti a diverse persone dei questionari online. Pertanto prima dell'inizio della sperimentazione, ogni partecipante è tenuto a compilare un questionario pre-esperimento, come riportato nell'[appendice A](#). Lo scopo del questionario è acquisire, per indagini statistiche, i dati dell'utente come l'età, il livello di istruzione, e l'occupazione, inoltre si è anche voluto valutare il possibile pregiudizio negativo dei partecipanti nei confronti del robot, e per questo motivo è stato chiesto loro di rispondere alla seguente domanda su un Likert ¹ a 5 punti: “Fino a che punto temi che le macchine diventino fuori controllo?”.

A seguito della compilazione del questionario pre-esperimento, ogni partecipante ha preso parte ad una sessione sperimentale.

L'esperimento consiste nel far interagire ogni partecipante con uno solo dei tre modelli di comportamento sviluppati. Inizialmente il partecipante sceglie la configurazione finale, ovvero la specifica configurazione di cubi che il robot deve imparare, dopodiché il robot inizia l'apprendimento ed esegue determinate azioni, infine il partecipante, quando è sicuro che il robot abbia imparato il percorso ottimale che intercorre tra la configurazione iniziale (scelta in modo random) e la configurazione finale (scelta dal partecipante), termina l'esperimento attraverso la pressione del pulsante stop.

¹ https://it.wikipedia.org/wiki/Scala_Likert

Al termine di ogni sessione sperimentale, per misurare i giudizi delle persone sugli attributi sociali del robot, ai partecipanti è stato somministrato un breve questionario post-esperimento (riportato nell'[appendice B](#)) di interazione, composto da Likert a 7 punti e scala a 18 differenze cognitive.

Le domande sono basate sulla scala RoSAS. Il RoSAS è uno strumento psicometrico volto a misurare la percezione sociale e i giudizi sui robot in diversi contesti e piattaforme robotiche [\[40\]](#). Il RoSAS considera il *Calore*, *Competenza*, *Disagio* e gli attributi sociali del robot. La tabella [5.3](#) illustra la scala degli attributi sociali del robot (RoSAS da Robot Social Attributes Scale) per l'interazione uomo-robot.

Competence	Warmth	Discomfort
Reliable	Organic	Awkward
Competent	Sociable	Scary
Knowledgeable	Emotional	Strange
Interactive	Compassionate	Awful
Responsive	Happy	Dangerous
Capable	Feeling	Aggressive

Tabella 5.3: Scala degli attributi sociali del robot

5.2.2 Risultati

Allo studio hanno preso parte 108 partecipanti. Il pool di partecipanti era composto da 72 maschi, 34 femmine e 2 hanno preferito non specificarlo. La loro età varia da 18 a 75, l'età media è di circa 28 anni (Tabella 5.4) e non avevano familiarità con l'impostazione dello studio.

La tabella 5.5 mostra il livello di istruzione dei partecipanti.

I risultati di 108 partecipanti consentiranno di rilevare una dimensione dell'effetto di $d = 0,25$ con una potenza di 0,80 ad un livello alfa di 0,05.

	Minima	Massima	Media	Deviazione Standard
Età	18	75	28,5	10,9

Tabella 5.4: Dati sull'età dei partecipanti

	Frequenza	Percentuale
Diploma di scuola media superiore o equivalente	56	51,9
Dottorato di ricerca o più alto	1	0,9
Laurea magistrale o equivalente	16	14,8
Laurea triennale	22	20,4
Meno del diploma di scuola superiore	13	12,0

Tabella 5.5: Livello di istruzione

Riguardo le esperienze pregresse con i robot, la maggior parte dei partecipanti ha dichiarato di non aver mai interagito con i robot prima d'ora (Tabella [5.6](#)).

	Frequenza	Percentuale
Mai interagito con un robot	77	71,3
Interagito con un robot	31	28,7

Tabella 5.6: Esperienza pregressa con i robot

Per quanto riguarda il livello di pregiudizio negativo dei partecipanti nei confronti del robot, dai dati si evince che non hanno una propensione negativa nei confronti dei robot (tabella [5.7](#)).

	Minima	Massima	Media	Deviazione Standard
In che misura temi che le macchine diventino fuori controllo?	1	5	2,42	1,137

Tabella 5.7: Pregiudizio negativo nei confronti del robot

I 108 partecipanti sono stati distribuiti per le tre condizioni di comportamento come segue:

- 36 partecipanti in **Condition 1** che corrisponde al modello di comportamento dotato di inner speech.
- 36 partecipanti in **Condition 2** che corrisponde al modello di comportamento emotivo.
- 36 partecipanti in **Condition 3** che corrisponde al modello di comportamento ibrido.

L'analisi dei risultati è stata effettuata attraverso i T-test per campioni indipendenti ², tra gli indici statistici del T-test, quello più significativo è p . Se p è minore di 0.05 allora le differenze delle medie sono statisticamente significative altrimenti non lo sono.

Analizzando i dati raccolti, nei vari T-test per campioni indipendenti effettuati sugli attributi sociali quali: *Interattivo*, *Pericoloso*, *Aggressivo*, *Strano*, *Affidabile*, *Ben informato*, *Compassionevole*, *Terribile*, *Competente*, *Sociale*, *Capace*, *Responsabile*, *Spaventoso* e *Organico*, non abbiamo osservato una differenza statistica tra le varie condizioni. Anche per l'attributo sociale: *Felicità* non abbiamo osservato una significativa differenza statistica ma comunque si è notata una tendenza alla differenza tra le condizioni 1 (modello dotato di inner speech) e 3 (modello ibrido), $t(70.000) = -1.859$, $p = 0.067$. Pertanto i partecipanti hanno ritenuto che il robot con il comportamento ibrido risulti essere più felice rispetto al robot dotato esclusivamente del discorso interiore.

² <https://statistics.laerd.com/spss-tutorials/independent-t-test-using-spss-statistics.php>

Mentre sono state rilevate, delle differenze statistiche tra i tre modelli di comportamento, infatti i partecipanti, hanno percepito il modello di comportamento emotivo *Imbarazzante* (Figura 5.3), rispetto al modello di comportamento dotato di inner speech (un T-test su campioni indipendenti ha osservato una differenza statistica tra le condizioni 1 e 2, $t(54.736) = -2.141$, $p = 0.037$). Inoltre hanno ritenuto il robot con comportamento ibrido capace di provare *Sentimenti* (Figura 5.4, un T-test su campioni indipendenti ha osservato una differenza statistica tra le condizioni 1 e 3, $t(67.011) = -2.065$, $p = 0.043$), ed anche più *emotivo* (Figura 5.5, un T-test su campioni indipendenti ha osservato una differenza statistica tra le condizioni 1 e 3, $t(66.851) = -2.691$, $p = 0.009$) rispetto al robot dotato di inner speech, ci aspettavamo di trovare tali differenze anche tra le condizioni 1 e 2 ma così non è stato, anche se per quanto riguarda l'attributo sociale *emotivo*, in un T-test per campioni indipendenti si è notata una tendenza alla differenza statistica tra le condizioni 1 e 2 $t(67.248) = -1.949$, $p = 0.0056$).

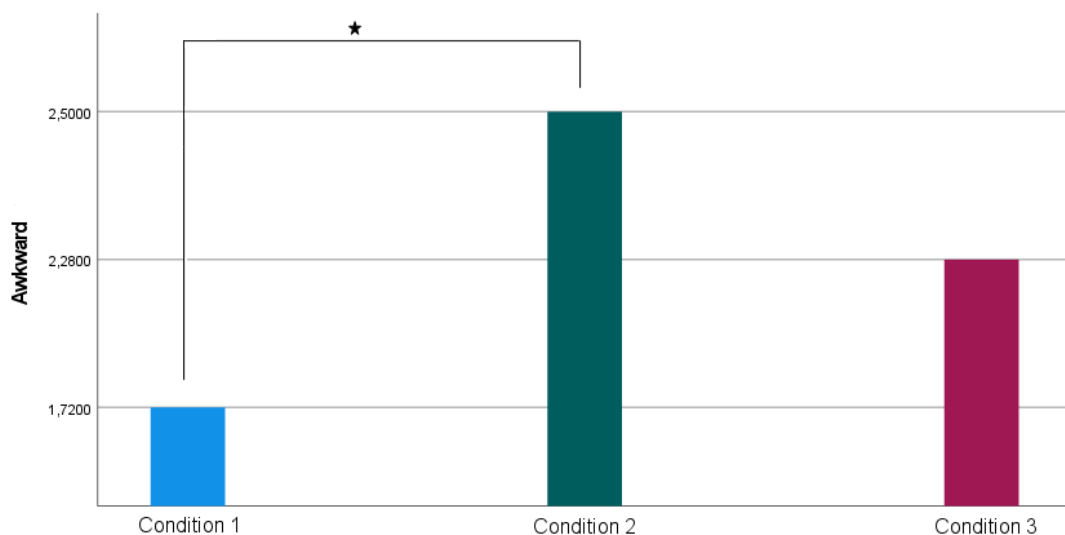


Figura 5.3: Differenze statistiche per l'attributo sociale *Imbarazzo*

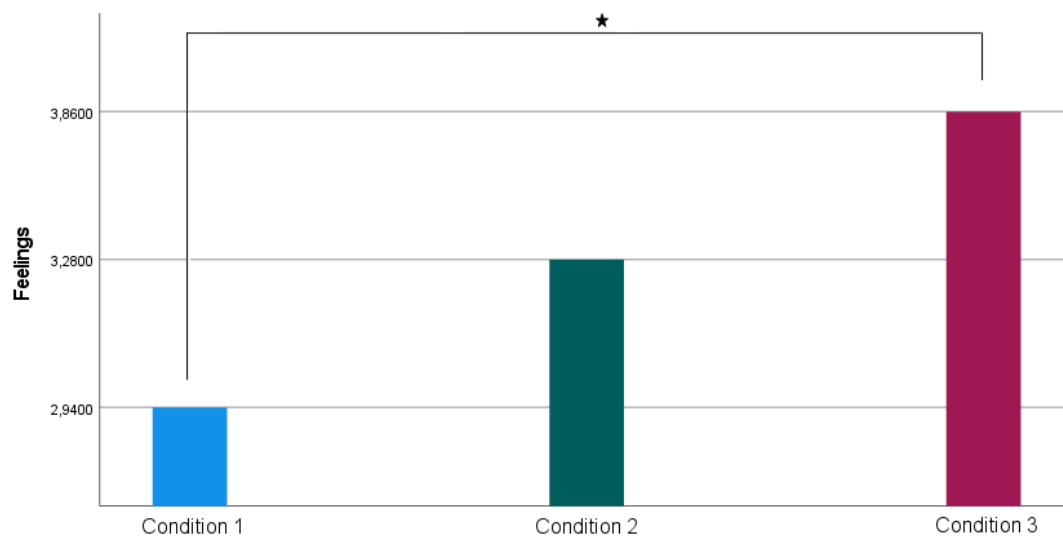


Figura 5.4: Differenze statistiche per l'attributo sociale *Sentimenti*

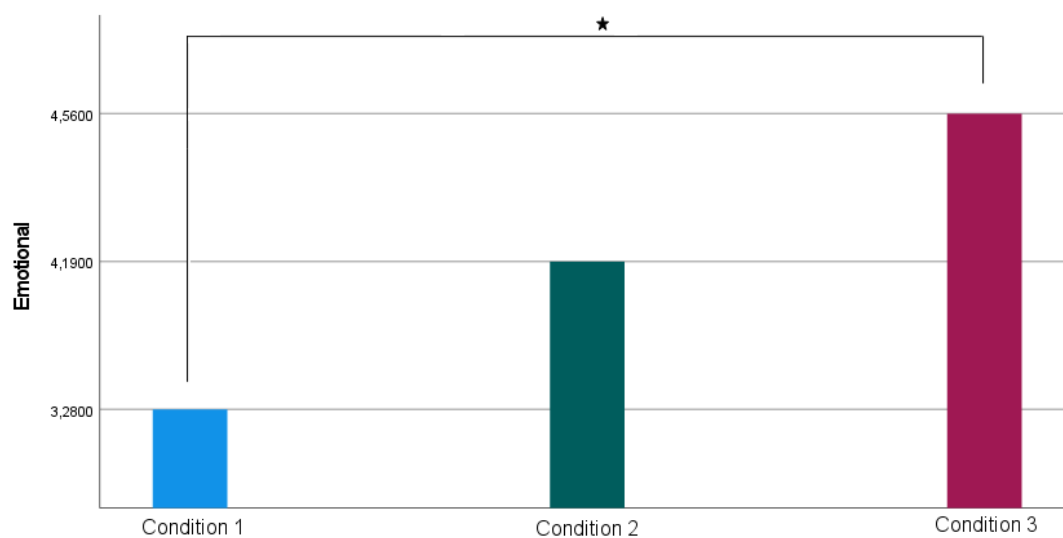


Figura 5.5: Differenze statistiche per l'attributo sociale *Emotional*

Per stabilire la percezione dei partecipanti rispetto ai tre modelli di comportamento sviluppati, come accennato in precedenza, abbiamo utilizzato il RoSAS, analizzando i dati raccolti è emerso ([Figura 5.6](#)) che per quanto riguarda le capacità del robot, non sono state riscontrate differenze statistiche tra i tre diversi modelli di comportamento, i partecipanti hanno trovato il robot abile a prescindere dal suo comportamento. Mentre, il modello di comportamento emotivo ha creato più disagio rispetto al modello di comportamento dotato di inner speech, in un T-test per campioni indipendenti non abbiamo osservato una significativa differenza statistica, ma si nota una tendenza alla differenza tra le condizioni 1 e 2, $t(69.011) = -1.742$, $p = 0.089$. Inoltre i partecipanti hanno ritenuto il robot con il comportamento ibrido affettuoso rispetto al robot dotato esclusivamente di inner speech, un T-test su campioni indipendenti ha osservato una differenza statistica tra le condizioni 1 e 3, $t(68.200) = -2.258$, $p = 0.027$.

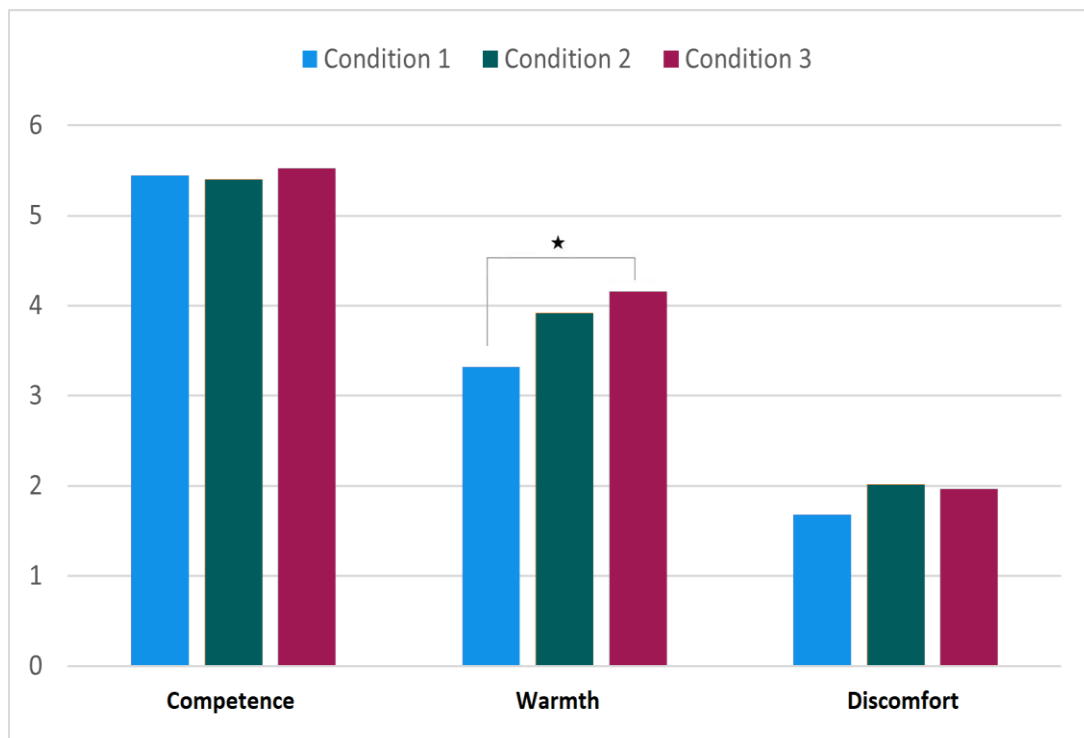


Figura 5.6: Risultati del questionario RoSAS

Il risultato notevole ottenuto, è che il robot dotato di inner speech è stato ritenuto più trasparente rispetto agli altri due modelli di comportamento sviluppati, in quanto abbiamo osservato che i partecipanti tendevano a premere il pulsante stop, non appena il robot imparava il percorso ottimale, ed in alcuni casi anche prima, quindi i partecipanti, grazie al discorso interiore, sono riusciti a capire quando effettivamente il robot aveva imparato il percorso ottimale. In particolare un T-test su campioni indipendenti ha osservato una differenza statistica tra le condizioni 1 e 2 per quanto riguarda la pressione del tasto stop, $t(66.567) = -2.036$, $p = 0.046$. Il grafico presente nella [figura 5.7](#), illustra il numero medio di epoche che i partecipanti ritenevano necessarie affinché il robot imparasse il percorso ottimale, e quindi premevano stop; mentre il grafico presente nella [figura 5.8](#), illustra la differenza media tra l'effettiva convergenza della Q-Table e la pressione del tasto stop da parte dei partecipanti.

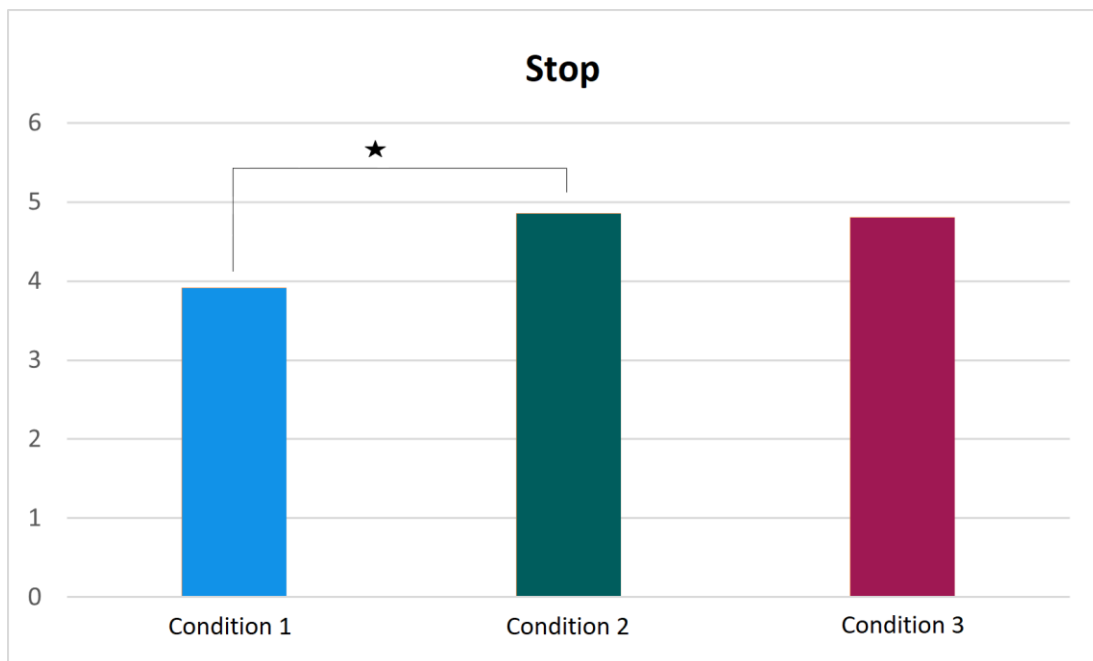


Figura 5.7: Numero medio di epoche necessario per terminare l'esperimento

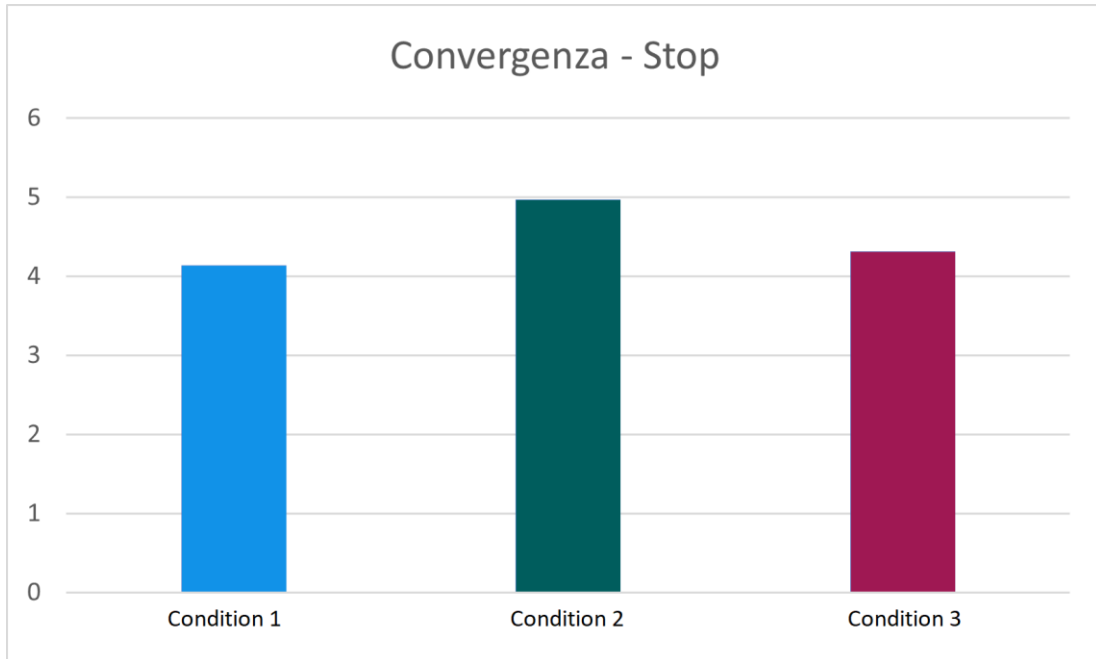


Figura 5.8: Differenza media tra la convergenza e lo stop

Il risultato ottenuto, ovvero che il comportamento dotato di inner speech risulti essere il più trasparente, potrebbe anche essere dovuto al fatto che durante gli esperimenti, i partecipanti sembravano più concentrati ad osservare le azioni del robot (riportate sull'interfaccia dell'applicativo), piuttosto che osservare, con la stessa concentrazione, sia il robot che l'applicativo. Nonostante ciò, riteniamo che ascoltare i pensieri del robot durante il processo di apprendimento, sia stato necessario per i partecipanti affinché quest'ultimi riuscissero a capire cosa stava succedendo al suo interno, e perché venivano prese alcune decisioni, pertanto, tale comportamento, ha fatto sì che il robot non risultasse come una scatola nera, bensì venisse percepito trasparente, durante l'interazione, dai partecipanti.

Conclusioni e Sviluppi Futuri

C'è una forte richiesta di robot autonomi e flessibili dal mondo dell'industria e delle imprese in generale. Sempre più attività lavorative sono già svolte dai robot ed il numero di queste attività aumenterà in futuro. La situazione attuale ci richiede di risolvere alcuni problemi legati all'interazione uomo-robot durante i processi di apprendimento: il nostro obiettivo è rendere tale interazione sempre più naturale per l'uomo.

Ciò che le principali sfide nell'HRI ci chiedono, è di costruire robot con comportamenti trasparenti. L'espressione delle emozioni umane o il discorso interiore, possono essere un modo naturale per comunicare segnali sociali e stati interni, ad esempio, la comunicazione emotiva, è essenziale nei processi di apprendimento dei bambini. Ci siamo concentrati sul Reinforcement Learning, una potente architettura di machine learning, ma per nulla trasparente.

L'obiettivo principale era migliorare la trasparenza dei robot durante l'esecuzione di un'attività di apprendimento per rinforzo, pertanto abbiamo sviluppato tre diversi modelli di comportamento: modello emotivo, modello dotato di inner speech e modello ibrido. Attraverso questi tre modelli abbiamo cercato di verificare se, una risposta emotiva, una ottenuta dal discorso interiore del robot, o una ibrida, tutte basate sull'errore di differenza temporale, avessero potuto rendere un robot più trasparente per gli esseri umani.

Abbiamo sviluppato un esperimento mediante il quale abbiamo potuto notare la differenza tra le persone che hanno interagito con il robot dotato di inner speech, con il robot emotivo e con il robot ibrido. In primo luogo, le persone hanno notato la differenza tra i tre tipi di comportamento e, in media, loro hanno apprezzato molto la somiglianza del robot con l'uomo.

I risultati dei questionari hanno mostrato che non tutti i segnali espressivi hanno avuto impatto sulla trasparenza, un'ipotesi è che i partecipanti considerassero le espressioni facciali dei robot come un segnale sociale esplicitamente comunicativo e quindi immaginavano che fosse una risposta all'interazione sociale, piuttosto che alla valutazione interna del robot. Infatti nell'interazione uomo-uomo spesso le persone impostano la loro espressione facciale volontariamente, anche in contrasto con i loro sentimenti nascosti, solo per uno scopo sociale.

Mentre, far esprimere il discorso interiore al robot ha avuto un grosso impatto sulla trasparenza, grazie a quest'ultimo, i partecipanti riuscivano a capire cosa succedeva all'interno del robot e perché venivano prese alcune decisioni piuttosto che altre, pertanto, tale comportamento, ha fatto sì che il robot non risultasse come una scatola nera, bensì venisse percepito trasparente, durante l'interazione, dai partecipanti.

Partendo da questi risultati potremmo definire alcune linee guida per possibili proposte di studio futuro, come ad esempio lo sviluppo di un comportamento ibrido che non si limiti a fornire o una risposta emotiva oppure esprimere il discorso interiore, ma una combinazione di entrambe, magari migliorando le espressioni facciali, aggiungendo gesti involontari e microespressioni per dare al robot più dinamicità e dotarlo di un atteggiamento più simile a quello degli essere umani ed infine migliorando la qualità della regolazione e produzione della voce, in corrispondenza di una specifica emozione.

Bibliografia

- [1] R. Wortham, A. Theodorou, and J. Bryson, “ What does the robot think? transparency as a fundamental design requirement for intelligent systems ” in *Proc. IJCAI Workshop Ethics Artif. Intell.*, Jun. 2016.
- [2] J. Iden, “Belief, judgment, transparency, trust: Reasoning about potential pitfalls in interacting with artificial autonomous entities,” in *Proc. Robot. Sci. Syst. 2017 Workshop/Morality Soc. Trust Auton. Robots*, Eds., N. Amato, S. Srinivasa, and N. Ayanian, Cambridge, MA, Aug. 2017.
- [3] M. Matarese, A. Sciutti, F. Rea, S. Rossi “ Toward Robots’ Behavioral Transparency of Temporal Difference Reinforcement Learning With a Human Teacher ” in *IEEE Transactions on Human-Machine Systems* (Volume: 51, Issue: 6, December 2021)
- [4] J. Kober, J. A. Bagnell, and J. Peters, “Reinforcement learning in robotics: A survey,” *Int. J. Robot. Res.*, vol. 32, no. 11, pp. 1238–1274, 2013.
- [5] Eric A. Cring and Adam G. Lenfestey. Architecting human operator trust in automation to improve system effectiveness in multiple unmanned aerial vehicles (uav). Master’s thesis, Department of the Air Force, Air University, Air Force Institute of Technology, 2009.

- [6] B. Mutlu, F. Yamaoka, T. Kanda, H. Ishiguro, and N. Hagita. Nonverbal leakage in robots: Communication of intentions through seemingly unintentional behavior. In *2009 4th ACM/IEEE International Conference on Human-Robot Interaction (HRI)*, pages 69–76, 2009.
- [7] Joost Broekens. “A temporal difference reinforcement learning theory of emotion: unifying emotion, cognition and adaptive behavior.” *CoRR*, abs/1807.08941, 2018.
- [8] A. Pipitone, A. Chella “What robots want? Hearing the inner voice of a robot” Department of Engineering, University of Palermo, 2021.
- [9] C. Breazeal. “Socially intelligent robots” Volume 12, Number 2 (2005), Pages 19-22
- [10] Kerstin Dautenhahn. Socially intelligent robots: Dimensions of human-robot interaction. *Philosophical transactions of the Royal Society of London. Series B, Biological sciences*, 362:679–704, 05 2007.
- [11] Thomas B. Sheridan. Human–robot interaction: Status and challenges. *Human Factors*, 58(4):525–532, 2016.
- [12] Kerstin Dautenhahn. Methodology & themes of human-robot interaction: A growing research field. *International Journal of Advanced Robotic Systems*, 4(1):15, 2007.
- [13] Victoria Alonso and Paloma de la Puente. System transparency in shared autonomy: A mini review. *Frontiers in Neurorobotics*, 12:83, 2018.

- [14] T. Kim and P. Hinds. Who should i blame? effects of autonomy and Transparency on attributions in human-robot interaction. *ROMAN 2006 - The 15th IEEE International Symposium on Robot and Human Interactive Communication*, pages 80–85, 2006.
- [15] Christopher A. Miller. Delegation and transparency: Coordinating interactions so information exchange is no surprise. In Randall Shumaker and Stephanie Lackey, editors, *Virtual, Augmented and Mixed Reality. Designing and Developing Virtual and Augmented Environments*, pages 191–202, Cham, 2014. Springer International Publishing.
- [16] Raja Parasuraman and Victor Riley. Humans and automation: Use, misuse, disuse, abuse. *Human Factors*, 39(2):230–253, 1997.
- [17] Dongjun Lee and P.Y. Li. Passive bilateral control and tool dynamics rendering for nonlinear mechanical teleoperators. *IEEE Transactions on Robotics*, 21(5):936–951, 2005.
- [18] Scott Ososky, Tracy Sanders, Florian Jentsch, Peter Hancock, and Jessie Y. C. Chen. Determinants of system transparency and its influence on trust in and reliance on unmanned robotic systems. In Robert E. Karlsen, Douglas W. Gage, Charles M. Shoemaker, and Grant R. Gerhart, editors, *Unmanned Systems Technology XVI*, volume 9084, pages 112 –123. International Society for Optics and Photonics, SPIE, 2014.

- [19] X. Jessie Yang, Vaibhav V. Unhelkar, Kevin Li, and Julie A. Shah. Evaluating effects of user experience and system transparency on trust in automation. In *2017 12th ACM/IEEE International Conference on Human-Robot Interaction (HRI)*, pages 408–416, 2017.
- [20] Robert H. Wortham, Andreas Theodorou, and Joanna J. Bryson. Robot transparency: Improving understanding of intelligent behaviour for designers and users. In Yang Gao, Saber Fallah, Yaochu Jin, and Constantina Lekakou, editors, *Towards Autonomous Robotic Systems*, pages 274– 289, Cham, 2017. Springer International Publishing.
- [21] Leila Takayama, Doug Dooley, and Wendy Ju. Expressing thought: Improving robot readability with animation principles. In *Proceedings of the 6th International Conference on Human-Robot Interaction, HRI '11*, page 69–76, New York, NY, USA, 2011. Association for Computing Machinery.
- [22] Christopher A. Miller. The risks of discretization: What is lost in (even good) levels-of-automation schemes. *Journal of Cognitive Engineering and Decision Making*, 12(1):74–76, 2018.
- [23] Joseph B. Lyons and Paul R. Havig. Transparency in a human-machine context: Approaches for fostering shared awareness/intent. In Randall Shumaker and Stephanie Lackey, editors, *Virtual, Augmented and Mixed Reality. Designing and Developing Virtual and Augmented Environments*, pages 181–190, Cham, 2014. Springer International Publishing.

-
- [24] Joseph Lyons. Being transparent about transparency: A model for Human-robot interaction. *AAAI Spring Symposium - Technical Report*, pages 48–53, 01 2013.
- [25] Mueller, E. (2016). *Transparent Computers: Designing Understandable Intelligent System*. Scotts Valley, CA: CreateSpace Independent Publishing Platform.
- [26] Frijda, N. H. (2004). Emotions and action. In A. S. R. Manstead & N. H. Frijda (Eds.), *Feelings and Emotions: the amsterdam symposium* (pp. 158–173): Cambridge University Press
- [27] Vygotsky, L. (1962). *Thought and Language*. Cambridge, MA: the MIT Press.
- [28] Beazley, M.B., Glass, C.R., Chambless, D.L., and Arnkoff, D.B. (2001) Cognitive self-statements in social phobia: a comparison across three types of social situations. *Cogn. Ther. Res.* 25, 781–799.
- [29] Alderson-Day, B., and Fernyhough, C. (2015). Inner speech: development, cognitive functions, phenomenology, and neurobiology. *Psychol. Bull.* 141, 931–965.
- [30] Morin, A. (2012). Inner speech. In *Encyclopedia of Human Behavior*, W. Hirstein San Diego, ed. (Elsevier), pp. 436–443.

- [31] Loevenbruck, H., Grandchamp, R., Rapin, L., Nalborczyk, L., Dohen, M., Perrier, P., et al (2018). "A cognitive neuroscience view of inner language: to predict and to hear, see, feel," in *Inner speech: New Voices*, eds P. Langland-Hassan and A. Vincente (Oxford: Oxford University Press), 131-167.
- [32] Watson, J. B. (1913). Psychology as the behaviorist views it, *Psychol. Rev.* 20, 158-177. doi: 10.1037/h0074428
- [33] Piaget, J. (1959). *The Language and Thought of the Child*. Hove: Psychology Press.
- [34] McCarthy-Jones, S., and Fernyhough, C. (2011). The varieties of inner speech and psychopathological variables in a sample of young adults. *Conscious. Cogn.* 20, 1586-1593. Doi 10.1016/j.concog.2011.08.005
- [35] Morin, A. (2004). A neurocognitive and socioecological model of self-awareness. *Genet. Soc. Gen. Psychol. Monogr.* 130, 197-222. doi: 10.3200/MONO.130.3.197-224
- [36] Fernyhough, C. (2004). Alien voices and inner dialog: towards a developmental account of auditory verbal hallucinations. *New Ideas Psychol.* 22, 49-68. doi: 10.1016/j.newideapsych.2004.09.001
- [37] Gade, M., and Paelecke, M. (2019). Talking matters - evaluative and motivational inner speech use predicts performance in conflict tasks. *Sci. Rep.* 9 (1), 9531.

-
- [38] Tappan, M. (2005). Mediated moralities: sociocultural approaches to moral development. In *Handbook of Moral Development* (Psychology Press), p. 24.
- [39] A. Geraci, A. D'Amico, A. Pipitone, V. Seidita and A. Chella. *“Automation Inner Speech as an Anthropomorphic Feature Affecting Human Trust: Current Issues and Future Directions”*
- [40] Colleen M. Carpinella, Alisa B. Wyman, Michael A. Perez, Steven J. Strooessner. *“The robot Social Attributes Scale (RoSAS): Development and Validation”*. March 2017. DOI: 10.1145/2909824.3020208

Appendice A

Questionario pre-esperimento

Qual è il tuo genere ?

- ☐ Maschio
- ☐ Femmina
- ☐ Preferisco non specificarlo
- ☐

Altro

Quale categoria di seguito include la tua età ?

- ☐ 17 anni o meno
- ☐ 19-29
- ☐ 30-39
- ☐ 40-49
- ☐ 50-59
- ☐ 60 or older

Qual è il grado di istruzione più alto che hai completato ?

- ☐ Meno del diploma di scuola superiore
- ☐ Diploma di scuola media superiore o equivalente
- ☐ Laurea triennale
- ☐ Laurea magistrale o equivalente
- ☐ Dottorato di ricerca o più alto

Hai mai interagito con i robot prima d'ora ?

- ☐ Sì
- ☐ No

In che misura temi che le macchina diventino fuori controllo?

Molto poco 1 2 3 4 5 Molto

Appendice B

Questionario

Do you think the robot learned ?

☐ Yes

☐ No

How confident do you feel about your previous answer ?

1 2 3 4 5

Did the robot behave like you expected ?

☐ Yes

☐ No

If you had to interact with the robot:

I would feel not safe at all 1 2 3 4 5 I would feel very safe

I would not feel comfortable at all 1 2 3 4 5 I would feel very comfortable

I would perceive it as not 1 2 3 4 5 I would perceive it as
reliable at all very reliable

Not at all 1 2 3 4 5 6 7 very much so

Not at all 1 2 3 4 5 6 7 very much so

Not at all 1 2 3 4 5 6 7 very much so

Not at all 1 2 3 4 5 6 7 very much so

The robot is strange:

Not at all 1 2 3 4 5 6 7 very much so

The robot is knowledgeable:

Not at all 1 2 3 4 5 6 7 very much so

The robot is reliable:

Not at all 1 2 3 4 5 6 7 very much so

The robot is happy:

Not at all 1 2 3 4 5 6 7 very much so

The robot is compassionate:

Not at all 1 2 3 4 5 6 7 very much so

The robot is awful:

Not at all 1 2 3 4 5 6 7 very much so

The robot is competent:

Not at all 1 2 3 4 5 6 7 very much so

The robot is social:

Not at all 1 2 3 4 5 6 7 very much so

The robot is responsive:

Not at all 1 2 3 4 5 6 7 very much so

The robot is scary:

Not at all 1 2 3 4 5 6 7 very much so

The robot is capable:

Not at all 1 2 3 4 5 6 7 very much so

The robot is emotional:

Not at all 1 2 3 4 5 6 7 very much so

The robot is interactive:

Not at all 1 2 3 4 5 6 7 very much so

The robot is organic (Non-mechanical):

Not at all 1 2 3 4 5 6 7 very much so

Ringraziamenti

Mi è doveroso dedicare questo spazio del mio elaborato alle persone che hanno contribuito, con il loro instancabile supporto, alla realizzazione dello stesso e a chi, costantemente, mi ha sostenuto per il raggiungimento di questo traguardo.

Ringrazio la mia relatrice, la Prof.ssa Rossi Silvia, che mi ha aperto le porte a questo fantastico mondo della robotica e che, durante tutto il percorso, ha saputo guidarmi, consigliarmi, trammettermi conoscenza ma soprattutto ha saputo trasmettermi passione verso quel che spero, possa essere un giorno, il mio lavoro.

Ringrazio la mia famiglia per essermi sempre stati vicini e per avermi instancabilmente sostenuto durante tutto il mio percorso Universitario.

Ringrazio Angelopoulos Georgios per avermi consigliato e aiutato durante il tirocinio e la stesura della tesi.

Ringrazio i miei amici ed i miei colleghi di università che hanno condiviso con me gioie e fatiche di questi anni trascorsi insieme.

Ed in ultimo, ma non per importanza, ringrazio la mia ragazza D'Ambrosio Federica, che senza lei, probabilmente, oggi non sarei qui.