



**Politecnico  
di Torino**

**Politecnico di Torino**

Corso di Laurea Magistrale in Ingegneria Gestionale

A.a. 2020/2021

Sessione di Laurea luglio 2021

**Il riconoscimento delle emozioni  
dall'espressione facciale nei settori  
Healthcare ed Education-Learning:  
scenario tecnologico**

Relatore:

prof. Federico Caviggioli

Correlatore:

prof.ssa Federica Marcolin

Candidato:

Federico Porcu

## Sommario

Introduzione .....	7
1) Le emozioni e le espressioni facciali.....	8
1.1 Le teorie più rilevanti.....	10
1.2 Le emozioni primarie.....	14
1.2.1 La rabbia .....	14
1.2.2 La felicità.....	15
1.2.3 Il disgusto.....	16
1.2.4 La tristezza .....	17
1.2.5 La sorpresa.....	18
1.2.6 La paura .....	19
1.3 Il FACS.....	20
1.4 La tecnologia FER.....	24
1.4.1 I database utilizzati .....	24
1.4.2 Gli approcci convenzionali.....	26
1.4.3 Gli approcci basati sul deep-learning .....	31
1.5 Il mercato dell'EDR .....	38
1.5.1 "Learning" e "Education" .....	40
1.5.2 "Healthcare" .....	42
2) Il metodo .....	45
2.1 I brevetti .....	45
2.1.1 Oggetto del brevetto e requisiti di brevettabilità .....	45
2.1.2 Le procedure brevettuali .....	47
2.1.3 La struttura del brevetto .....	49
2.1.4 La classificazione dei brevetti .....	51
2.2 La banca dati utilizzata: "Derwent Innovation".....	53
2.3 La ricerca tramite keywords e date .....	55
2.4 La creazione delle query .....	57
2.5 I database finali .....	61
3) L'analisi effettuata e i risultati ottenuti.....	63
3.1 L'analisi geografica .....	66
3.2 L'analisi temporale .....	72
3.3 I principali innovatori.....	77
3.4 Gli ambiti tecnologici.....	85
3.5 La qualità dei portafogli aziendali.....	88
4) Le conclusioni finali .....	95

Riferimenti bibliografici e sitografici .....	96
Appendice.....	101
Ringraziamenti.....	110

## Indice delle figure

Figura 1.1 Schema delle categorie dei comportamenti sociali. Fonte: Abdulsalam et al., 2019 .....	9
Figura 1.2 Rappresentazione grafica del modello circonflesso delle emozioni. L'asse orizzontale indica la dimensione della valenza emotiva, mentre quello verticale si riferisce all'intensità dell'attivazione. Fonte: Russel, 1980.....	13
Figura 1.3 Rielaborazione del volto raffigurante la rabbia e le principali caratteristiche della mimica facciale. Fonte: <a href="http://www.52-infographics.blogspot.com">www.52-infographics.blogspot.com</a> .....	14
Figura 1.4 Rielaborazione del volto raffigurante la felicità e le principali caratteristiche della mimica facciale. Fonte: <a href="http://www.52-infographics.blogspot.com">www.52-infographics.blogspot.com</a> .....	15
Figura 1.5 Rielaborazione del volto raffigurante il disgusto e le principali caratteristiche della mimica facciale. Fonte: <a href="http://www.52-infographics.blogspot.com">www.52-infographics.blogspot.com</a> .....	16
Figura 1.6 Rielaborazione del volto raffigurante la tristezza e le principali caratteristiche della mimica facciale. Fonte: <a href="http://www.52-infographics.blogspot.com">www.52-infographics.blogspot.com</a> .....	17
Figura 1.7 Rielaborazione del volto raffigurante la sorpresa e le principali caratteristiche della mimica facciale. Fonte: <a href="http://www.52-infographics.blogspot.com">www.52-infographics.blogspot.com</a> .....	18
Figura 1.8 Rielaborazione del volto raffigurante la paura e le principali caratteristiche della mimica facciale. Fonte: <a href="http://www.52-infographics.blogspot.com">www.52-infographics.blogspot.com</a> .....	19
Figura 1.9 Struttura e localizzazione dei muscoli facciali, in grigio chiaro sono evidenziati quelli che vengono ritenuti indispensabili per le espressioni di emozioni universali e in grigio scuro gli altri. Fonte: Burrows et al., 2008 .....	21
Figura 1.10 Elenco completo delle AU. Fonte: Barret et al., 2019 .....	22
Figura 1.11 Schematizzazione della procedura nei metodi convenzionali. Fonte: Huang et al., 2019 .....	26
Figura 1.12 Applicazione del metodo ASM. Fonte Zhao e Zhang, 2016 .....	27
Figura 1.13 Separazione dei dati tramite PCA e LCA, versione bidimensionale e semplificata del problema. Fonte: Mazanec et al.,2008. ....	29
Figura 1.14 Schematizzazione generale della tecnologia FER in base all'approccio convenzionale .....	31
Figura 1.15 Schematizzazione della struttura di una CNN. Fonte: Kasar et al.,2016 .....	33
Figura 1.16 Struttura di una CNN. Fonte Zhang et al., 2019 .....	35
Figura 1.17 Schematizzazione della struttura di una RNN. Fonte: Kasar et al.,2016 .....	35
Figura 1.18 Architettura base di una RNN. Fonte: Kalil et al.,2019 .....	36
Figura 1.19 Schematizzazione processo FER basato sull'approccio deep learning. Fonte: Li et Deng, 2018..	37
Figura 1.20 Rappresentazione geografica del tasso di crescita per regione, nel periodo 2020-2025. Fonte: <a href="http://www.mordorintelligence.com">www.mordorintelligence.com</a> .....	38
Figura 1.21 Rappresentazione della concentrazione di mercato dell'EDR e dei maggiori player. Fonte: <a href="http://www.mordorintelligence.com">www.mordorintelligence.com</a> .....	39
Figura 1.22 Dall'input al risultato finale. fonte: Wang et al., 2020 .....	40
Figura 1.23 Layout dell'architettura per la regolazione delle emozioni in ambienti sanitari intelligenti. Fonte: Caballero et al., (2016) .....	43
Figura 1.24 Workflow del rilevamento delle emozioni tramite le espressioni facciali. Fonte: Tivatansakul et al., 2014 .....	44
Figura 2.1 Raffigurazione degli stati aderenti alla convenzione. Fonte EPO.....	48
Figura 2.2 Raffigurazione degli Stati aderenti al PCT. Fonte: UIBM .....	48
Figura 2.3 Prima pagina di un brevetto sull'"Emotion Recognition System". Fonte: Google Patents .....	50
Figura 2.4 Descrizione della classificazione del brevetto in figura 2.7. Fonte: Wipo, 2020 .....	52
Figura 2.5 Interfaccia grafica della piattaforma "Derwent Innovation". Fonte: <a href="https://www.derwentinnovation.com/">https://www.derwentinnovation.com/</a> .....	54
Figura 2.6 Schema utilizzato per la creazione della query. ....	58
Figura 2.7 Esempio database finale. Fonte: Database Patent Innovation .....	62

Figura 3.1 Schema delle tecnologie che possono essere utilizzate nell'ambito dell' "Emotion Recognition".	63
Figura 3.2 Grafico a barre che mostra il numero di brevetti depositati negli USA dal 2010 suddiviso in base all'emozione che esaminano. Fonte: Database Patent Innovation.	65
Figura 3.3 Grafico a barre che mostra il numero di brevetti depositati negli USA dal 2010 suddiviso in base alla tecnologia di riferimento. Fonte : Database Patent Innovation.	65
Figura 3.4 Analisi Geografica, settore Healthcare. Fonte: Database Derwent Innovation	68
Figura 3.5 Analisi Geografica, settore "Education and Learning". Fonte: Database Derwent Innovation.	69
Figura 3.6 Curva temporale per settore "Helthcare" e curva temporale per settore "Education" e "Learning". Asse x: tempo; Asse y: numero di domande di brevetti. Fonte: Database "Derwent Innovation"	73
Figura 3.7 Media delle domande di brevetto annuale suddivisa per settore di appartenenza. Intervallo temporale considerato: 1991-2020. Fonte: Database "Derwent Innovation"	73
Figura 3.8 Variazione % delle domande brevettuali rispetto all'anno precedente. Settore: "Education" e "Learning". Fonte: Database "Derwent Innovation"	74
Figura 3.9 Variazione % delle domande brevettuali rispetto all'anno precedente. Settore: "Healthcare". Fonte: Database "Derwent Innovation"	75
Figura 3.10 Curve temporali suddivise per stato. Asse X: Application Year. Asse Y: N° Brevetti. Intervallo di tempo considerato: 1990-2020. Fonte: Database "Derwent Innovation"	76
Figura 3.11 Classifica delle migliori 20 azienda per numero di brevetti nel settore "Healthcare". Fonte: Database "Derwent Innovation"	80
Figura 3.12 Classifica delle migliori 20 aziende per numero di brevetti nel settore "Education" e "Learning". Fonte: Database "Derwent Innovation"	81
Figura 3.13 Classifica delle migliori 20 università per numero di brevetti nel settore "Helthcare". Fonte: Database "Derwent Innovation"	84
Figura 3.14 Classifica delle migliori 20 università per numero di brevetti nel settore "Education" e "Learning". Fonte: Database "Derwent Innovation"	84
Figura 3.15 I venti codici più utilizzati per classificare i brevetti nel settore "education" e "learning". Asse principale : N° brevetti classificati, asse secondario : % brevetti classifcati. Fonte : Database "Patent Innovation"	86
Figura 3.16 I venti codici più utilizzati per classificare i brevetti nel settore "healthcare". Asse principale : N° brevetti classificati, asse secondario : % brevetti classifcati. Fonte : Database "Patent Innovation	87
Figura 3.17 Numero brevetti citati e numero brevetti non citati all'interno del Portafoglio aziendale suddiviso per settore. Prime dieci aziende selezionate per numero di brevetti. Fonte: Database "Derwent Innovation"	89
Figura 3.18 Numero brevetti citati e numero brevetti non citati all'interno del Portafoglio aziendale suddiviso per settore. Seconde dieci aziende selezionate per numero di brevetti. Fonte: Database "Derwent Innovation"	90
Figura 3.19 Grafico a dispersione contenente le venti aziende selezionate. Settore "Healthcare". Asse y: Indicatore citazione medie. Asse x : Numero brevetti presenti in portafoglio. Fonte: Database "Derwent Innovation"	92
Figura 3.20 Grafico a dispersione contenente le venti aziende selezionate. Settore "Education" e "Learning". Asse y: Indicatore citazione medie. Asse x: Numero brevetti presenti in portafoglio. Fonte: Database "Derwent Innovation"	93

## Indice delle tabelle

Tabella 1.1 Elenco delle caratteristiche delle emozioni Fonte: Ekman (1992).....	12
Tabella 2.1 Classificazione IPC, le sezioni. Fonte: Wipo (2020).....	51
Tabella 2.2 Query A – Healthcare, suddivisa per tecnologia, rilevamento, ambito e intervallo temporale... 59	
Tabella 2.3 Query B – “Education” e “Learning”, suddivisa per tecnologia, rilevamento, ambito e intervallo temporale. ....	60
Tabella 3.1 Analisi per continente, settore “Healthcare”. Fonte: Database Derwent Innovation .....	67
Tabella 3.2 Analisi per stato, settore Healthcare. Fonte: Database Derwent Innovation.....	68
Tabella 3.3 Analisi per continente, settore “Education and Learning”. Fonte: Database Derwent Innovation .....	70
Tabella 3.4 Analisi per stato, settore “Education and Learning”. Fonte: Database Derwent Innovation.....	70
Tabella 3.5 Trend temporale in dettaglio, dal 1991 al 2006. Fonte: Database Derwent Innovation.....	72
Tabella 3.6 Trend temporale in dettaglio, dal 2007 al 2020. Fonte: Database Derwent Innovation.....	72
Tabella 3.7 Classifica delle migliori 20 aziende per numero di brevetti totali. Fonte: Database “Derwent Innovation” .....	78
Tabella 3.8 Classifica delle migliori 20 aziende per % di brevetti sul mercato. Fonte: Database “Derwent Innovation” .....	79
Tabella 3.9 Classifica migliori 20 università per numero di brevetti totali. Fonte: Database “Derwent Innovation” .....	82
Tabella 3.10 Classifica migliori 20 università per % di brevetti sul mercato. Fonte: Database “Derwent Innovation” .....	83
Tabella 3.11 Classificazione IPC utilizzata. Fonte: Database “Derwent Innovation” .....	86

## Introduzione

Le analisi brevettuali forniscono una panoramica su uno specifico settore e permettono di esaminare l'evoluzione, nel tempo, di un determinato ambito tecnologico. Aiutano a capire chi sono i principali innovatori, consentendo la valutazione del proprio portafoglio brevettuale, e quali possono essere gli sviluppi futuri di un preciso settore. Inoltre, permettono di riconoscere i punti di forza di un Paese sotto il profilo innovativo. Tutto ciò è possibile grazie alla vasta letteratura brevettuale presente nelle varie banche dati di tutto il mondo. La letteratura brevettuale è una delle più grandi fonti di informazione pubblica presente nel mondo tecnico-ingegneristico ed è proprio tale fonte documentale a possedere un grande valore strategico sotto vari punti di vista: tecnico, economico e legale.

Lo scopo di questa tesi è quello di analizzare la tecnologia del riconoscimento dell'emozioni dell'espressione facciale, e tramite l'analisi brevettuale, capire quali sono le tendenze più rilevanti, focalizzandosi su due settori ben distinti, quello dell'healthcare e quello dell'education e learning. Per far ciò, è stato utilizzato un criterio di ricerca tramite query, grazie alle quali è stato possibile interrogare la banca dati brevettuale scelta per quest'analisi. Recentemente, i sistemi basati sul Machine Learning stanno sviluppando una crescente popolarità, in particolar modo nell'ambito della robotica e dei computer, in quanto sono in grado di analizzare e interpretare una grande quantità di dati. Di conseguenza, anche l'industria del riconoscimento delle emozioni sta attraversando un periodo di crescita significativa, grazie, soprattutto, alla notevole quantità di dati che si posseggono oggi e che possono essere utilizzati per addestrare l'algoritmo, rendendolo sempre più preciso e accurato.

L'elaborato è strutturato nel seguente modo: nel primo capitolo vengono fornite al lettore le conoscenze teoriche su cui si basa la tecnologia. Sono riportate le teorie più rilevanti riguardanti il riconoscimento delle emozioni tramite l'espressione facciale, tecnologia su cui si focalizza l'intero elaborato, riportando i punti di vista di diversi studiosi. Inoltre, viene descritta la tecnologia presa in esame, analizzando nel dettaglio la struttura ed esaminando il funzionamento del riconoscimento delle emozioni. Completa il capitolo una breve analisi sul mercato del riconoscimento delle emozioni. All'inizio del secondo capitolo, è introdotto l'oggetto della ricerca, ossia il brevetto. In questo paragrafo non vi è una descrizione approfondita di tutti gli aspetti che riguardano l'oggetto del brevetto, ma vengono fornite le informazioni necessarie per capire il lavoro svolto in questa tesi. Nei paragrafi successivi è descritto il metodo utilizzato per la ricerca brevettuale e i dati acquisiti. Nel capitolo successivo, inizialmente, tramite la creazione di diverse query, è introdotta una rassegna delle diverse tecnologie presenti oggi nel mercato del riconoscimento delle emozioni. Successivamente, sono commentati i risultati ottenuti grazie alle analisi e all'elaborazione dei dati, mettendo in risalto gli elementi più significativi, tramite l'aiuto di grafici e tabelle. Infine, nel capitolo conclusivo, è presente un riepilogo del lavoro svolto.

## CAPITOLO 1

All'inizio di questo capitolo, dopo aver presentato al lettore una panoramica sulle tecnologie utilizzate nell'ambito dell'"emotion recognition", verranno riportate le teorie più rilevanti che riguardano il riconoscimento delle emozioni tramite l'espressione facciale dell'essere umano. In dettaglio, verranno esaminate le mimiche facciali delle emozioni primarie, e i tratti caratteristici che le contraddistinguono rispetto alle altre emozioni. Successivamente, verrà introdotta la tecnologia F.A.C.S., precursore delle tecnologie utilizzate tutt'oggi nel riconoscimento delle emozioni dell'espressione facciale. Infatti, da anni la sperimentazione si è spostata sulla possibilità di un riconoscimento automatico, computerizzato, che non prevedesse l'intervento dell'uomo. Nel capitolo 1.4 verrà descritta la tecnologia oggetto di quest'analisi brevettuale, gli algoritmi F.E.R (*Facial Expression Recognition*), dove verranno analizzati in dettaglio i database utilizzati, e la caratteristica che distingue gli approcci F.E.R convenzionale dagli approcci basati sul deep learning. Infine, verrà studiato il mercato EDR (*Emotion Detection and Recognition*), analizzando quali sono i maggiori player e quali paesi stanno avendo una maggiore crescita a livello tecnologico. In particolare, si descriveranno i settori di interesse di quest'analisi, ossia il settore dell'"healthcare" e il settore dell'"education" e "learning".

### 1) Le emozioni e le espressioni facciali

L'emozione è un processo interiore suscitato da un evento-stimolo rilevante per gli interessi dell'individuo. Tale processo è definito multi-componenziale, cioè articolato in più componenti e con un decorso temporale che evolve. Può essere definita anche come una risposta complessa dell'organismo a degli stimoli, reali o immaginari, che si manifestano attraverso tipici modelli di azione (Treccani).

Dal punto di vista neurobiologico, le emozioni possono essere definite come risposte ad eventi personali, caratterizzate da complesse modificazioni biologiche (Brasi, 2020).

Quando vogliamo studiare le emozioni, oltre alla voce, ai movimenti del corpo, alla postura, allo sguardo e alla prossemica, non possiamo non prendere in considerazione ciò che da Marco Tullio Cicerone nel "De Oratore" è stato descritto come l'immagine dell'anima, ossia il volto. Il volto è la parte più espressiva del nostro corpo, e grazie ai suoi 40 muscoli, rende visibile ogni sfumatura emotiva, rendendo il viso una delle principali fonti da cui ricavare le informazioni sulle emozioni. Oggigiorno, la ricerca nel riconoscimento delle emozioni si è concentrata principalmente sull'espressione facciale o sull'analisi della voce, tuttavia, nel mercato del riconoscimento delle emozioni, sono presenti diverse tecnologie che utilizzano anche i movimenti del corpo per il riconoscimento automatico (Piana et al., 2014). Infatti, le emozioni potrebbero essere espresse attraverso comportamenti sociali unimodali, come i discorsi, le espressioni facciali, i testi o i gesti, oppure attraverso comportamenti sociali bimodali come il discorso accompagnato da espressioni facciali, i segnali cerebrali e le espressioni facciali, oppure ancora attraverso comportamenti multimodali come gli audio, i video, oppure i segnali fisiologici (vedi fig. 1.1) (Abdulsalam et al., 2018).

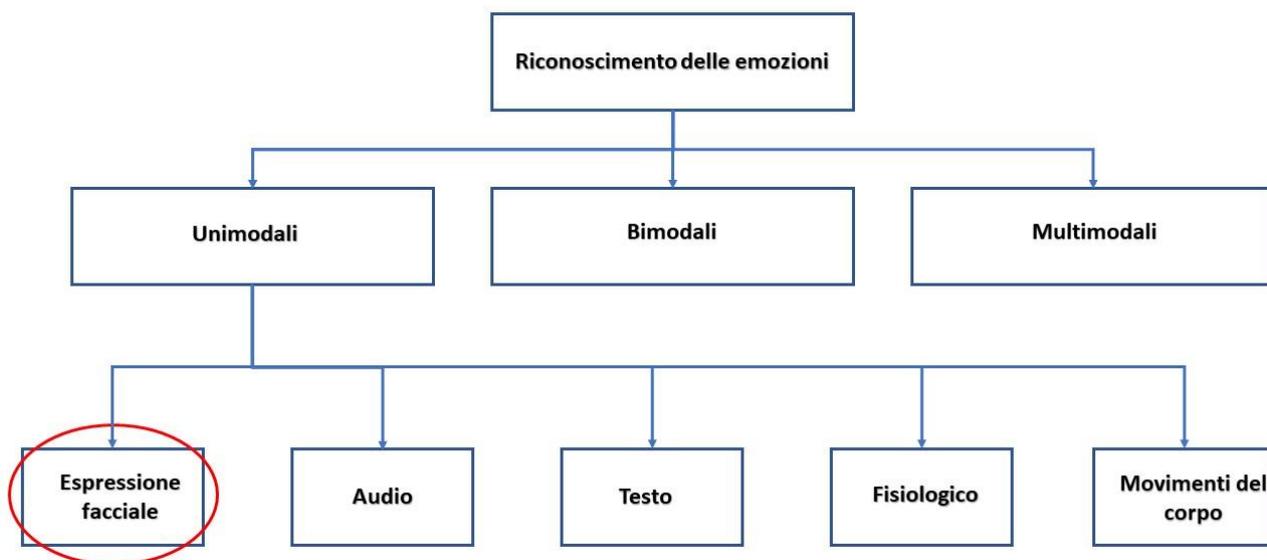


Figura 1.1 Schema delle categorie dei comportamenti sociali. Fonte: Abdulsalam et al., 2019

In questa tesi, si è voluto focalizzare l'attenzione sul riconoscimento delle emozioni tramite l'espressione facciale, non prendendo in considerazione tutte le altre tecnologie che utilizzano la voce oppure i movimenti del corpo come dato di input per analizzare e riconoscere l'emozione che sta vivendo in quel momento l'individuo.

## 1.1 Le teorie più rilevanti

Il primo problema preso in considerazione dagli studiosi riguardava l'innatezza e l'universalità delle espressioni emotive. Le principali correnti di pensiero sulla natura delle emozioni hanno dato origine a due teorie opposte, la teoria psicoevoluzionista e la teoria costruttivista.

La prima, riprende "La teoria innatista" di Charles Darwin (1982) ne "L'espressione delle emozioni nell'uomo e negli altri animali". Egli, applicando la teoria sull'evoluzione alla biologia del comportamento, analizza l'attività dei muscoli facciali dell'uomo, e in particolare se il loro movimento è dovuto al contesto culturale in cui si trova l'individuo, oppure è un'attività innata. Grazie all'attività dei muscoli facciali, le emozioni sono visibili esteriormente. Darwin dimostra che le raffigurazioni facciali delle emozioni nell'uomo, sono innate e non acquisite diversamente in ciascuna cultura, e sono biologicamente determinata (Ekman e Friesen, 2003). Le espressioni facciali sono il prodotto dell'evoluzione della specie e hanno un carattere universale. Tuttavia, tale teoria non ha avuto un grande successo a causa di diversi fattori. Egli utilizza termini antropomorfi con una grande quantità di aneddoti, non privilegiando i dati (Keltner ed Ekman, 2000). In generale, la teoria psicoevoluzionista implica una concezione categoriale delle emozioni intese come categorie discrete e distinte. In questa prospettiva, le singole emozioni sono universali e non sono ulteriormente scomponibili.

In contrapposizione alla prospettiva psicoevoluzionista, la prospettiva costruttivista ipotizza che le emozioni non sono dei processi naturali, ma sono delle risposte apprese nel tempo che servono a regolare le relazioni sociali tra gli individui. Per il costruttivismo, le emozioni sono schemi esperienziali determinati dal contesto socioculturale, sono risposte che sono state acquisite durante un certo lasso di tempo e che non hanno né contenuti né funzioni naturali (Cavadi, 2009). Pertanto, avrebbero solo il ruolo di regolare le interazioni e non di garantire la sopravvivenza biologica della specie.

A partire dagli anni 40, diversi studiosi sostengono che le informazioni segnalate dalle espressioni facciali sono specifiche di ogni cultura. Tuttavia, nessuno di loro ha fornito delle prove esaurienti in merito alle loro teorie. Uno di loro è Klineberg, sostenitore della teoria secondo la quale l'espressione facciale delle emozioni è culturalmente determinata. Oppure Birdwhistell, antropologo, anche lui sostenitore di questa visione (Keltner ed Ekman, 2000). Per avvalorare questa tesi, sono stati condotti vari studi sulle culture alfabetizzate. Ai soggetti presi in esame vengono fatte vedere diverse fotografie raffiguranti visi con espressioni di tristezza, rabbia, felicità o disgusto, e attraverso una lista di termini emotivi, devono scegliere quale secondo loro rappresenta maggiormente l'espressione facciale in foto e provare che sono presenti delle differenze a livello culturale. Nonostante questi studi sono intrapresi con l'intento di dimostrare che le emozioni sono solo schemi esperienziali determinati dal contesto socioculturale, i risultati ottenuti dimostrano che un'espressione emozionale all'interno di uno specifico contesto culturale viene interpretata correttamente e uniformemente all'interno di qualunque altro contesto, e viceversa (Ekman, 1992). Il risultato finale non dà ragione alla loro visione, anzi, forniscono prove sull'universalità delle espressioni facciali (Keltner ed Ekman, 2000).

A partire dalla teoria di Charles Darwin e Silvan Tomkinson, quest'ultimo uno dei primi a proporre una distinzione tra emozioni primarie ed emozioni secondarie su base biologica, lo psicologo americano Paul Ekman è riuscito a dimostrare attraverso dati e prove oggettive che esiste

un'espressione facciale distintiva e universale per diverse emozioni, avvalorando ancor di più l'universalità delle emozioni (Ekman, 1992). Egli non si è basato sui giudizi degli osservatori, ma ha misurato i movimenti facciali in termini anatomici (Ekman et Rosenberg, 1997). Ekman afferma che *“questa evidenza si basa non solo su un alto accordo tra culture letterate e pre-letterate nell'etichettatura di ciò che queste espressioni segnalano, ma anche da studi sull'effettiva espressione di emozioni, sia deliberate che spontanee, e sull'associazione di espressioni con contesti sociali interattivi”* (Ekman, 1992).

All'interno di culture diverse, non sono presenti emozioni diverse ma piuttosto regole di manifestazioni diverse, in quanto ogni società definisce in quali situazioni queste emozioni possono essere manifestate con una determinata intensità (Meneghini, 2010). Da questa teoria è nata l'ipotesi dell'esperimento condotto da Ekman (1973), che vedeva protagonisti sia studenti universitari giapponesi sia americani. L'ipotesi di questo studio si basava sul confronto delle espressioni facciali spontanee di tutti gli studenti, e sperava di dimostrare che vi erano delle differenze tra le due culture quando veniva introdotto un'autorità esterna. Inizialmente gli studenti assistevano alla proiezione da soli, non sapendo di essere videoregistrati. Successivamente, il test veniva replicato con l'aggiunta di un estraneo nella sala cinematografica. Le misurazioni del comportamento facciale hanno mostrato che i movimenti facciali non erano più gli stessi. Gli studenti giapponesi sembravano meno inorriditi e spaventati quando di fianco a loro era presente uno sconosciuto. Se il volto è una fonte accurata di informazioni a livello emotivo, dipende dal contesto e dalle situazioni nelle quali le espressioni sono suscitate. L'individuo, se è consapevole di essere osservato, può fornire delle informazioni fuorvianti in quanto possono essere presenti sia espressioni intenzionali sia non intenzionali, che possono comunicare uno stato d'animo piuttosto che un altro. Questo è stato il primo studio a mostrare come le differenze culturali nella gestione delle espressioni facciali possono mascherare le espressioni facciali universali.

Un secondo studio condotto da Ekman insieme allo psicologo Izard, analizza l'interpretazione delle espressioni facciali delle persone che parlano lingue diverse e sposano credenze popolari differenti. I risultati mostrano che sebbene i soggetti intervistati siano persone molto diverse culturalmente le une dalle altre, giudicano le espressioni facciali di rabbia, disprezzo, disgusto, paura e tristezza in modo simile (Keltner ed Ekman, 2000) (Ekman e Friesen, 2003).

I risultati ottenuti sono stati presi come prova per affermare che queste espressioni sono segnali innati e specializzati che si sono evoluti nel tempo. Le azioni facciali, originariamente, svolgevano una funzione puramente biologica o strumentale. Nel corso dei secoli, poteva succedere che le espressioni rimanessero tali e quali, anche se la funzione originaria veniva persa, o venivano modificate per effetto della selezione naturale, per aumentare la loro efficacia come segnali (Ekman, 1989). Pertanto, grazie agli studi approfonditi di Ekman, di Izard, dalle ricerche condotte dagli Heider, si è dimostrato in maniera definitiva che la teoria di Darwin sull'universalità dell'espressioni dell'emozioni era corretta (Ekman e Friesen, 2003).

Le emozioni possono essere distinte attraverso una serie di caratteristiche, come per esempio quella dei “segnali universali distintivi” (Ekman et al., 1999). Un esempio di segnale universale distintivo è presente nell'espressione del sorriso di godimento. Infatti, quest'ultimo, può essere riconosciuto grazie alla presenza di un segnale universale distintivo, ossia la contrazione dei muscoli orbicolari intorno all'occhio, in concomitanza con il muscolo zigomatico che tira verso l'alto in maniera obliqua

rispetto ai muscoli delle labbra, entrambi muscoli difficili da contrarre volontariamente per la maggior parte delle persone. Tale sorriso, soprannominato sorriso di Duchenko, in onore all'omonimo anatomista che per primo lo scoprì, fu oggetto di altri studi. Ekman, Friesen e D'Sullivan (1988) hanno scoperto che il sorriso di Duchenko si verificava più spesso quando le persone si stanno davvero divertendo, rispetto a quando le persone fingono di sorridere per nascondere le emozioni negative (Ekman, 1989). Tuttavia, applicando questa teoria alla realtà, non si vuole far intendere che ogni qual volta si manifesti un'emozione, sarà presente un segnale distintivo. Infatti, è possibile che l'individuo cerchi di inibire l'emozione non manifestando alcun segnale evidente (Ekman et al., 1999). Oltre alla caratteristica del "segnale universale distintivo" che ci permette di distinguere un'emozione da un'altra, un altro elemento che permette di analizzare un'emozione e verificare che non si tratti di un qualcosa di diverso, come uno stato d'animo o un sentimento, è l'inizio temporale dell'emozione stessa. Di solito avviene molto rapidamente, in maniera spontanea, e con cambiamenti involontarie nelle espressioni e nella fisiologia dell'individuo. Al contrario, gli stati d'animo sono dei fenomeni che hanno una durata maggiore e sono scaturiti da cause differenti (Ekman, 1992). Le varie caratteristiche che si possono riscontrare in un'emozione (per l'elenco completo vedere la tabella 1.1) hanno permesso ad Ekman di dare una definizione alla parola "emozione":

*"Le emozioni sono un processo, un tipo particolare di valutazione automatica influenzata dal nostro passato evolutivo e personale, in cui percepiamo che sta accadendo qualcosa di importante per il nostro benessere e una serie di cambiamenti psicologici e comportamenti emotivi inizia a far fronte alla situazione"*

Tabella 1.1 Elenco delle caratteristiche delle emozioni Fonte: Ekman (1992)

Caratteristiche che distinguono le emozioni	
1	Segnali universali distintivi
2	Fisiologia specifica delle emozioni
3	Meccanismo di valutazione automatica
4	Valutazione automatica rivolta a :
5	Segnali universali distintivi in eventi
6	Aspetto distintivo dello sviluppo
7	Inizio rapido
8	Breve durata
9	Evento non consentito
10	Pensieri distintivi, immagini di ricordi
11	Esperienza soggettiva distintiva

Ekman, tuttavia, ha considerato le emozioni come indipendenti tra loro, dandogli un'impostazione categoriale. Nel 1980, Russel, ha proposto una nuova prospettiva, che prende il nome di approccio dimensionale. Egli, cerca di indentificare le emozioni sulla base di un numero fissato di dimensioni

introducendo il modello *circonflesso*. Tale modello, è un modello spaziale, nel quale le parole utilizzate per indicare le emozioni sono disposte sulla circonferenza di un cerchio (vedi fig. 1.2) (Russel,1980). Il modello è organizzato attorno a due fattori principali e indipendenti tra loro: il fattore della valenza edonica (negativa o positiva) che classifica le emozioni in base alla piacevolezza e alla sgradevolezza, e il livello di attivazione (che indica l'intensità in base alla sonnolenza e all'*arousal*). Per esempio, l'eccitazione corrisponde ad uno stato affettivo con alto *arousal* ed è un'esperienza positiva, mentre la depressione è classificabile come un'esperienza negativa e uno stato basso di *arousal*. Pertanto, le diverse emozioni risulterebbero dalla combinazione della Valenza e dell'Arousal (Russel,1980). Inoltre, ciò che differenzia la teoria di Ekman dalla teoria di Russell, è l'univocità dell'emozione rispetto all'espressione facciale, secondo cui per ogni espressione facciale vi è un'emozione ad esso collegata. Secondo Carroll e Russell (1996), il volto non è in grado di segnalare la specifica emozione che sta provando il soggetto, tutt'al più è l'osservatore che è in grado di dedurre, in parte, lo stato d'animo di quest'ultimo. Tutto ciò è dovuto al fatto che la stessa emozione può essere manifestata in maniera diversa a seconda del contesto in cui si trova il soggetto.

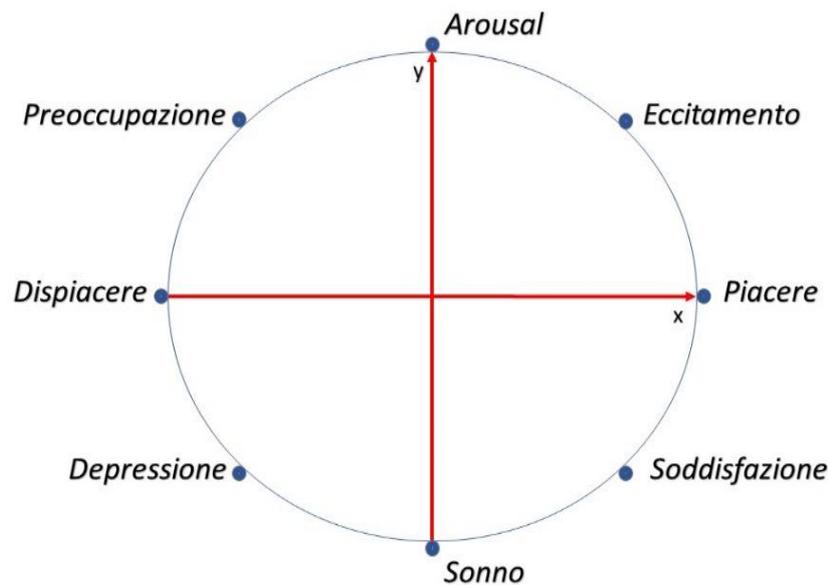


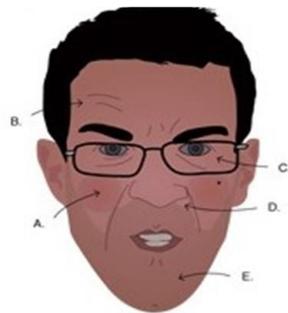
Figura 1.2 Rappresentazione grafica del modello circonflesso delle emozioni. L'asse orizzontale indica la dimensione della valenza emotiva, mentre quello verticale si riferisce all'intensità dell'attivazione. Fonte: Russel, 1980

## 1.2 Le emozioni primarie

Secondo Ekman, in natura esistono due categorie diverse di emozioni, le emozioni primarie o universali e le emozioni secondarie o complesse. Le emozioni primarie, chiamate anche emozioni di base, sono la rabbia, la paura, la tristezza, la felicità, il disgusto e la sorpresa. Nel 1992, Ekman ampliò la sua lista di emozioni di base, aggiungendo a quelle già note il disprezzo, l'imbarazzo, il senso di colpa e la vergogna. Vengono definite primarie in quanto sono innate e le espressioni facciali ad esse collegate non dipendono dalle interazioni con l'ambiente esterno (Ekman, 1992). Infatti, secondo la scienza, le prime espressioni facciali compaiono precocemente nella vita di un neonato. All'età di due anni, un bambino riesce a replicare tutte le espressioni facciali delle emozioni di base. Tuttavia, la letteratura non è riuscita ancora a spiegare se tutte le espressioni emotive, anche quelle non primarie, sono presenti alla nascita o se esiste una precisa sequenza con la quale compaiono (Ekman, 1989). Se le emozioni primarie possono essere presenti anche in altri animali, come sosteneva Charles Darwin in *"The expression of emotion in man and animals"*, le emozioni complesse sono presenti solo nell'essere umano, e sono la risposta alle interazioni che l'individuo ha con la società nel corso della sua vita (Ekman, 1992).

### 1.2.1 La rabbia

#### *Caratteristiche mimica facciale*



- *A-Viso arrosato*
- *B-Movimento della fronte*
- *C-Sguardo duro*
- *D-Narici dilatate*
- *E-Mascelle serrate*

*Figura 1.3 Rielaborazione del volto raffigurante la rabbia e le principali caratteristiche della mimica facciale. Fonte: [www.52-infographics.blogspot.com](http://www.52-infographics.blogspot.com)*

La rabbia è probabilmente l'emozione più pericolosa. Benché ogni singola area del viso presenti alterazioni caratteristiche nella rabbia, se esse non compaiono in tutte e tre non è chiaro se la persona è davvero arrabbiata. Come si evince dalla fig.1.3, le sopracciglia sono abbassate e ravvicinate, le palpebre sono tese, mentre le labbra sono serrate oppure scoprono i denti. Se confrontate, le sopracciglia nell'espressione di rabbia e di paura possono sembrare simili. In

entrambi i casi gli angoli interni delle sopracciglia sono ravvicinati, ma nella rabbia il sopracciglio è abbassato, al contrario della paura che è sollevato. Il ravvicinamento degli angoli interni produce solitamente delle rughe verticali fra le sopracciglia stesse. Nella fronte non compaiono rughe orizzontali. Nella mimica di rabbia le palpebre sono tese, mentre possono essere presenti due tipi base di bocca. La prima possiede le labbra serrate, mentre la seconda possiede la bocca aperta. Tipicamente questi aspetti della bocca sono accompagnati dall'espressione irata degli occhi e delle sopracciglia, ma possono presentarsi anche da soli. Spesso capita che la rabbia sia mescolata con l'emozione del disgusto, e in questo caso avremo le due emozioni fuse in tutte e tre le zone del volto (Ekman e Friesen, 2003).

## 1.2.2 La felicità

### *Caratteristiche mimica facciale*



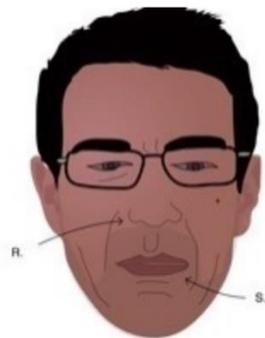
- *T-Un sorriso*

*Figura 1.4 Rielaborazione del volto raffigurante la felicità e le principali caratteristiche della mimica facciale. Fonte: [www.52-infographics.blogspot.com](http://www.52-infographics.blogspot.com)*

La felicità rappresenta l'emozione più desiderata. Essa è una delle emozioni più facili da riconoscere. Quando nel volto di una persona compare il sorriso, allora il riconoscimento dell'emozione non comporta grossi problemi. Analizzato l'aspetto del sorriso, c'è un altro aspetto che bisogna prendere in considerazione quando si analizza la felicità, ed è l'aspetto caratteristico delle palpebre e della parte inferiore del viso. Mentre l'area della fronte e delle sopracciglia non sono coinvolte. Durante la felicità, tutte e tre gli angoli della bocca sono tirati indietro e leggermente sollevati. Le labbra possono restare unite nel sorriso (come in fig. 1.4), oppure dischiudersi scoprendo i denti. Quando il sorriso è più pronunciato le guance si sollevano, accentuando le pieghe del viso. Anche la pelle sotto la palpebra inferiore è spinta verso l'alto. L'intensità di un'espressione di felicità dipende principalmente dalla posizione delle labbra. Solitamente, l'emozione della felicità può mescolarsi con l'emozione della sorpresa. In questo caso, la presenza delle due emozioni simultaneamente è segnalata dalla combinazione di elementi di sorpresa e di elementi di felicità nella parte inferiore del viso (Ekman e Friesen, 2003).

### 1.2.3 Il disgusto

#### *Caratteristiche mimica facciale*



- *R-Narici serrate*
- *S-Labbra serrate*

*Figura 1.5 Rielaborazione del volto raffigurante il disgusto e le principali caratteristiche della mimica facciale. Fonte: [www.52-infographics.blogspot.com](http://www.52-infographics.blogspot.com)*

Il disgusto è un sentimento di repulsione. Solitamente, il disgusto può mescolarsi a diverse emozioni, come la rabbia, la sorpresa, la paura, la tristezza e la gioia. I segnali più importanti di disgusto si manifestano nella bocca e nel naso, meno nelle palpebre inferiori e nelle sopracciglia. Il labbro superiore è sollevato, mentre l'inferiore può essere sia sollevato che abbassato, e il naso solitamente è arricciato. Dalla fig.1.5 si vede come nell'espressione di disgusto il labbro inferiore si solleva, alterando l'aspetto della punta del naso. Quanto più il disgusto è accentuato, tanto più spesso compare il naso arricciato. Le guance sono sollevate e ciò produce un cambiamento a livello della palpebra inferiore, restringendo l'occhio e creando numerose pieghe nella zona immediatamente sottostante. Anche l'intensità del disgusto può variare da un minimo a un massimo. Nel lieve disgusto il naso sarà meno arricciato e il labbro superiore meno sollevato. Ad un livello di disgusto estremo entrambi i segnali saranno ancora più pronunciati (Ekman e Friesen, 2003).

## 1.2.4 La tristezza

### *Caratteristiche mimica facciale*



- *L-Una fronte aggrottata*

*Figura 1.6 Rielaborazione del volto raffigurante la tristezza e le principali caratteristiche della mimica facciale. Fonte: [www.52-infographics.blogspot.com](http://www.52-infographics.blogspot.com)*

Raramente la tristezza è un sentimento breve. Generalmente, dura almeno qualche minuto oppure si può prolungare per qualche ora. Tutte e tre le aree facciali presentano un aspetto caratteristico della tristezza. Gli angoli interni delle sopracciglia sono sollevati e possono essere ravvicinati. L'angolo interno della palpebra superiore è sollevato e gli angoli della bocca risultano piegati verso il basso. Come si può notare dalla fig.1.6, gli angoli interni delle sopracciglia sono sollevati. Questa caratteristica non bisogna confonderla con la mimica della paura. Infatti, in quest'ultima, sono le intere sopracciglia ad essere sollevate e ravvicinate. La mimica della tristezza è caratterizzata anche dall'alterazione della palpebra superiore. Infatti, è impossibile mostrare la tristezza solo col movimento della fronte e delle sopracciglia, senza coinvolgere anche la palpebra superiore. Mentre per quanto riguarda la bocca, si possono avere due varianti. La prima presenta gli angoli della bocca piegati verso il basso, mentre la seconda si differenzia per le labbra allentate. Anche la tristezza può avere diverse intensità, e meno è intensa la tristezza minore sarà il coinvolgimento delle diverse aree facciali. Infine, anche la tristezza si può mescolare con le diverse emozioni. In particolar modo, possiamo avere un volto triste e impaurito allo stesso tempo (Ekman e Friesen, 2003).

## 1.2.5 La sorpresa

### *Caratteristiche mimica facciale*



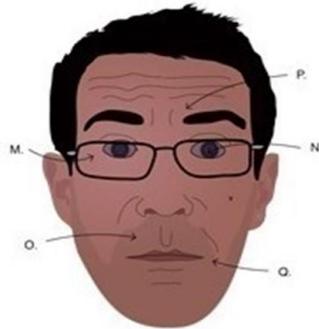
- *F-Sopracciglia inarcuate*
- *G-Pelle tesa*
- *H-Rughe sulla fronte*
- *I-Palpebre aperte*
- *J-Mascella socchiusa*
- *K-Labbra socchiuse*

*Figura 1.7 Rielaborazione del volto raffigurante la sorpresa e le principali caratteristiche della mimica facciale. Fonte: [www.52-infographics.blogspot.com](http://www.52-infographics.blogspot.com)*

La sorpresa è l'emozione più breve. Essa può essere suscitata o da un evento inaspettato oppure da un evento che contraddice le attese. Poiché l'esperienza della sorpresa è breve, seguita quasi contemporaneamente da un'altra emozione, solitamente il volto mostra una miscela delle due emozioni. Durante la reazione di sorpresa in ciascuna delle tre zone del volto compare un aspetto caratteristico. Le sopracciglia sono sollevate, gli occhi spalancati e la mascella inferiore ricade, dischiudendo le labbra. Infatti, come si vede in fig.1.7, le sopracciglia appaiono incurvate e rialzate. Tale sollevamento produce delle lunghe rughe orizzontali sulla fronte. Solitamente, la fronte sorpresa è accompagnata da occhi sgranati e spalancati e dalla mascella abbassata. La mascella in questi casi ricade, causando la separazione delle labbra e dei denti. L'esperienza della sorpresa varia d'intensità e questo è facilmente intuibile dall'espressione del volto. Sebbene ci siano lievi differenze nelle sopracciglia (un po' più sollevate) e negli occhi (un po' più spalancati), il maggior indizio dell'intensità della sorpresa proviene dalla parte inferiore del volto (Ekman e Friesen, 2003).

## 1.2.6 La paura

### *Caratteristiche mimica facciale*



- *M-Occhi spalancati*
- *N-Pupille dilatate*
- *O-Labbro superiore rialzato*
- *P-Le sopracciglia unite*
- *Q-Allungamento labbra*

*Figura 1.8 Rielaborazione del volto raffigurante la paura e le principali caratteristiche della mimica facciale. Fonte: [www.52-infographics.blogspot.com](http://www.52-infographics.blogspot.com)*

Ognuna delle tre zone del viso ha un aspetto caratteristico in presenza della paura. Infatti, le sopracciglia risultano sollevate e ravvicinate, gli occhi ben aperti con la palpebra inferiore tesa e le labbra stirate all'indietro. Dalla fig.1.8 si nota come le sopracciglia sono sollevate e dritte. Possono sembrare molto simili alle sopracciglia descritte nella sorpresa, tuttavia sono più ravvicinate, facendo sì che gli angoli interni risultino più vicini e gli angoli esterni prendono un aspetto meno incurvato. Nella paura compaiono solitamente rughe orizzontali sulla fronte, ma al contrario della sorpresa, non attraversano tutta la fronte. Nella paura, gli occhi risultano ben aperti e tesi, con la palpebra superiore sollevata e quella inferiore contratta. La differenza sostanziale tra la paura e la sorpresa è che nella prima, la palpebra inferiore è tesa, mentre nella sorpresa risulta rilassata. Anche l'intensità della paura può variare, e si può passare da una minima inquietudine al terrore mortale, e nel viso si rispecchiano queste differenze. In particolare, l'intensità si manifesta negli occhi, con la palpebra superiore sempre più sollevata e quella inferiore più tesa. Anche attraverso la bocca è possibile capire l'intensità dell'emozione che si sta provando. Più è accentuato lo stiramento delle labbra e l'apertura della bocca, più l'emozione è forte (Ekman e Friesen, 2003).

Tuttavia, per capire che emozione sta provando il nostro interlocutore, bisogna prima analizzare le espressioni facciali scomponendole nelle più piccole unità d'azione denominate Action Unit (AU).

### 1.3 Il FACS

Il volto veicola le informazioni attraverso quattro classi di segnali:

- I segnali statici rappresentano tratti relativamente permanenti del volto, come la struttura delle ossa e le masse di tessuto sottocutaneo che contribuiscono a dare forma al volto. I segnali statici trasmettono informazioni sull'identità e sulla bellezza.
- I segnali a variazione lenta sono costituiti dai cambiamenti che avvengono sul volto nel corso del tempo e che segnano il viso attraverso la formazione di rughe e con l'alterazione del tono muscolare, della grana e pigmentazione della pelle. Essi trasmettono informazioni sull'età dell'individuo.
- I segnali artificiali rappresentati dai tratti del volto determinati da elementi artificiali, come gli occhiali, la cosmesi o interventi di chirurgia ricostruttiva. Essi hanno il compito di mascherare i segni dell'età.
- I segnali rapidi sono prodotti dai movimenti dei muscoli facciali, che producono variazioni passeggero nell'aspetto del viso, come rughe temporanee e cambiamenti di forma e posizione dei lineamenti e che determinano le vere e proprie espressioni facciali. Includono anche i cambiamenti nel tono muscolare, nel flusso sanguigno, nella temperatura della pelle e nella colorazione.

La somma delle quattro classi di segnali determina la fisionomia di un volto. La gran parte delle ricerche sul volto si concentrano sullo studio dei segnali rapidi, che attuano variazioni della forma degli occhi, delle sopracciglia, della bocca e delle labbra. I segnali rapidi sono movimenti che di regola hanno una breve durata, tra i duecentocinquanta millesimi di secondo e i cinque secondi (Ekman e Scherer, 1982) (Ekman e Friesen, 2003).

Il primo sistema di codifica delle espressioni facciali è elaborato nel 1970 da Hjortsjo, docente di anatomia svedese. A partire dagli studi di Landis e Fulcher, i quali risultano meno completi, elabora il metodo "Man's Face and Mimic Language". Partendo da spiegazioni prettamente anatomiche, si arriva alla descrizione delle variazioni dell'aspetto del volto per mezzo dell'attività muscolare e alla loro successiva classificazione sulla base delle emozioni corrispondenti (Legisa, 2015).

Nel 1978, Ekman e Friesen introducono il Facial Action Coding System (FACS), un metodo di misurazione che presenta molte analogie con il metodo elaborato solo otto anni prima da Hjortsjo. Il FACS è costituito da una serie di fotografie del volto che fornisce un catalogo analitico di espressioni facciali (Meneghini, 2010). Inoltre, è un mezzo per misurare la contrazione dei muscoli coinvolti in un'espressione facciale, in modo tale da studiare le relazioni che intercorrono tra la muscolatura e le emozioni. Una prima versione del FACS risale al 1971, quando Ekman, Friesen e Tomkins hanno ideato la Facial Affect Scoring Technique (FAST), che consiste in una serie di fotografie di tre aree del viso capaci di movimenti indipendenti: la fronte, le palpebre e la radice del naso e infine la parte inferiore del viso, comprese le guance, la bocca e il mento. Ciascuna fotografia rappresentava almeno una delle sei emozioni primarie. Successivamente, il metodo FAST è stato sostituito con il metodo FACS. Quest'ultimo metodo è più completo rispetto a quello FAST, basandosi su un'analisi di come ogni muscolo facciale agisce nella modifica del volto. Il FACS prende in considerazione il modo in cui ogni muscolo agisce nel modificare la configurazione del volto

umano (vedi figura 1.9). Il sistema di codifica dell'azione facciale fornisce la base per classificare qualsiasi movimento facciale.

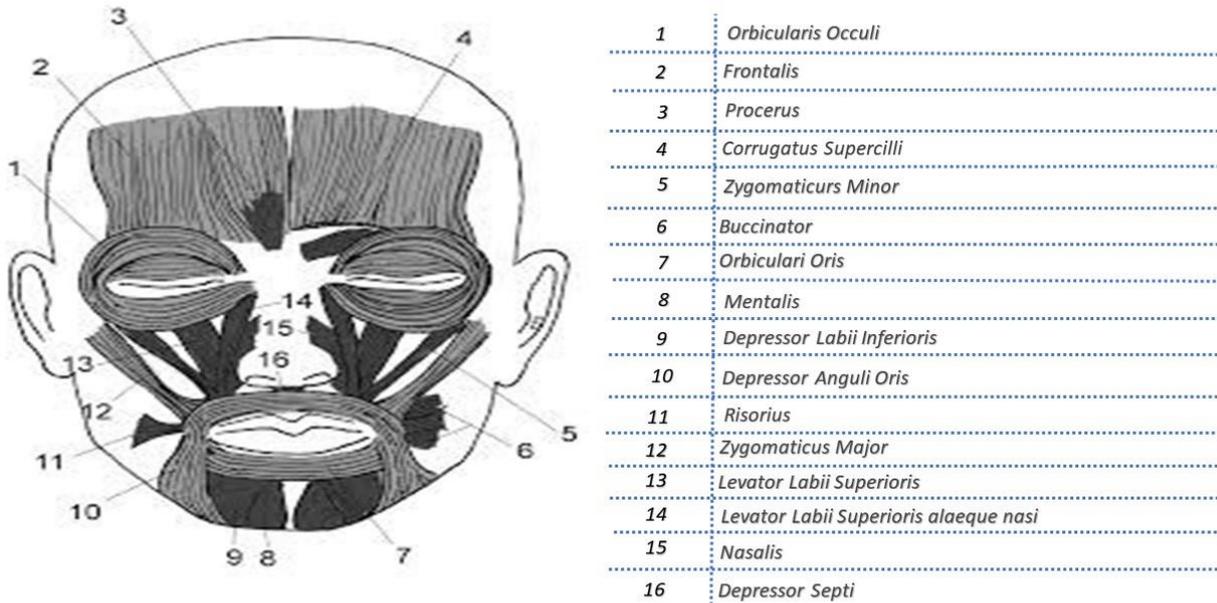


Figura 1.9 Struttura e localizzazione dei muscoli facciali, in grigio chiaro sono evidenziati quelli che vengono ritenuti indispensabili per le espressioni di emozioni universali e in grigio scuro gli altri. Fonte: Burrows et al., 2008

Grazie al FACS è possibile misurare cinque aspetti del movimento facciale:

1. Classificazione: qualsiasi movimento facciale può essere descritto in termini di particolare unità di azione.
2. Intensità: la forza di qualsiasi azione coinvolta in un movimento facciale può essere valutata su una scala di cinque punti, dall'intensità appena percettibile a quella massima.
3. Lateralità: ogni unità d'azione può essere bilaterale, unilaterale o asimmetrica. Se asimmetrico, l'entità dell'asimmetria può anche essere valutata su una scala di sei punti. È possibile identificare l'inizio e la fine dell'unità. In questo caso può essere misurato il tempo di offset, l'intervallo tra la fine dell'apice e la scomparsa dei cambiamenti prodotti da un'unità di azione. Inoltre, è possibile valutare se l'inizio, l'apice e l'offset sono regolari o irregolari. Tutte le unità di azione che sembrano costituire una singola espressione non hanno sempre la stessa tempistica di inizio, apice e offset.
4. Posizione
5. Tempistica: l'intervallo di tempo tra l'inizio di ciascuna operazione.

La tempistica a sua volta può essere suddivisa in tempo di inizio, il periodo di tempo che intercorre dalla prima azione muscolare fino a quando non è possibile osservare un ulteriore aumento dell'azione muscolare, tempo di apice e tempo di offset, il periodo di tempo che intercorre dalla fine dell'apice al punto in cui il muscolo non agisce più. Oltre a poter misurare il movimento facciale, il

FACS è in grado di rilevare l'intensità di ogni attività muscolare. Per ciascuna unità si possono descrivere i vari punteggi d'intensità in una scala a cinque punti identificati con le lettere dalla A alla E. La "A" corrisponde ad un'intensità molto lieve, mentre la "E" identifica la massima intensità (Ekman e Friesen, 1982) (Ekman e Scherer, 1982).

I movimenti facciali vengono chiamati Unità d'azione (UA). Un'unità d'azione può comprendere più muscoli e, Ekman e Friesen, hanno definito 44 unità d'azione differenti, ognuna delle quali produce una distorsione facciale diversa (Bartlett et al., 1996). Come si può vedere dalla figura 1.10, le AU sono presentate in gruppi basati sulla localizzazione e sulla tipologia dell'azione coinvolta. Inizialmente è descritto il gruppo della AU della parte superiore del volto, comprendente la fronte, le sopracciglia e le palpebre. Successivamente, è descritto il gruppo delle AU che comprendono la parte inferiore del volto. L'utilizzo del FACS permette di analizzare un'espressione facciale, e di scomporla nelle AU coinvolte. Grazie ai punteggi delle AU si può creare una predizione delle emozioni molto accurata.

AU	DESCRIZIONE	MUSCOLO FACCIALE (TIPO DI ATTIVAZIONE)	AU	DESCRIZIONE	MUSCOLO FACCIALE (TIPO DI ATTIVAZIONE)
1	Inner Brow Raiser	<i>Frontalis (pars medialis)</i>	18	Lip Puckerer	<i>Incisivii labii superioris and incisivii labii inferioris</i>
2	Outer Brow Raiser	<i>Frontalis (pars lateralis)</i>	20	Lip Stretcher	<i>Risorius with platysma</i>
4	Brow Lowerer	<i>Corrugator supercilii, depressor supercilii</i>	22	Lip Funneler	<i>Orbicularis oris</i>
5	Upper-Lid Raiser	<i>Levator palpebrae superioris</i>	23	Lip Tightener	<i>Orbicularis oris</i>
6	Cheek Raiser	<i>Orbicularis oculi (pars orbitalis)</i>	24	Lip Pressor	<i>Orbicularis oris</i>
7	Lid Tightener	<i>Orbicularis oculi (pars palpebralis)</i>	25	Lips Part	<i>Depressor labii inferioris or relaxation of mentalis, or orbicularis oris</i>
9	Nose Wrinkle	<i>Levator labii superioris alaeque nasi</i>	26	Jaw Drop	<i>Masseter, relaxed temporalis and internal pterygoid</i>
10	Upper-Lip Raiser	<i>Levator labii superioris</i>	27	Mouth Stretch	<i>Pterygoids, digastric</i>
11	Nasolabial Deepener	<i>Zygomaticus minor</i>	28	Lip Suck	<i>Orbicularis oris</i>
12	Lip-Corner Puller	<i>Zygomaticus major</i>	41	Lid Droop	<i>Levator palpebrae superioris</i>
13	Cheeks Puffer	<i>Levator anguli oris</i>	42	Slit	<i>Orbicularis oculi</i>
14	Dimpler	<i>Buccinator</i>	43	Eyes Closed	<i>Orbicularis oculi</i>
15	Lip-Corner depressor	<i>Depressor anguli oris</i>	44	Squint	<i>Orbicularis oculi</i>
16	Lower-Lip depressor	<i>Depressor labii inferioris</i>	45	Blink	<i>Orbicularis oculi</i>
17	Chin Raiser	<i>Mentalis</i>	46	Wink	<i>Orbicularis oculi</i>

Figura 1.10 Elenco completo delle AU. Fonte: Barret et al., 2019

Una delle più significative "Unità d'azione" è la numero 12. Grazie ad essa possiamo capire quando il sorriso è segno di felicità. Potrebbe sembrare ovvio che il sorriso sia un segno che esprime felicità e positività dell'individuo, eppure, alcuni studiosi, tra cui Klineberg, hanno affermato che spesso il

sorriso è un segno del malessere della persona (Baggio et al., 2020). Infatti, il termine sorriso è troppo impreciso e descrive una serie di comportamenti anche molto diversi tra loro. Coloro che hanno svolto degli studi sul comportamento facciale, ed in particolare hanno studiato il sorriso, si son resi conto che esistono diversi tipi di sorriso, come ad esempio il sorriso superiore, il sorriso ampio oppure il sorriso teso. Ekman e Friesen, attraverso il FACS, hanno constatato che solo le espressioni sorridenti prodotte dal muscolo zigomatico maggiore, corrispondente all'Unità d'azione 12, sono segni di felicità (Ekman et al., 1980). Altre importanti Unità d'azione sono la 6 e la 7, che corrispondono al muscolo orbicolare. Tali unità ci permettono di capire quando un sorriso è falso. Infatti, il muscolo orbicolare è assente in un sorriso non spontaneo e veritiero. Inoltre, combinando le unità 6 e 7 con la 12, la diagnosi diventa facile e immediata. Negli anni successivi, Ekman e Friesen hanno inventato l'E.M.F.A.C.S., un libro in cui sono riportate le unità d'azione principali delle emozioni universali. L'E.M.F.A.C.S. descrive le famiglie emozionali, e permette di capire lo stato emotivo in cui versa una persona (Ekman 1982).

Se il metodo E.M.F.A.C.S fosse automatizzato, sarebbe uno strumento più accessibile per la ricerca. Un sistema automatizzato, oltre ad aumentare la velocità di codifica, migliora l'affidabilità e la precisione della misurazione facciale.

## 1.4 La tecnologia FER

Il riconoscimento dell'espressione facciale (in inglese Facial Expression Recognition FER) è una tecnologia che utilizza algoritmi matematici per analizzare i volti tramite immagini o video. La maggior parte dei sistemi FER è in grado di riconoscere le sei emozioni primarie introdotte da Ekman.

I primi sistemi di riconoscimento facciale presenti sul mercato analizzavano, come dati in input, le immagini 2D. Tuttavia, queste immagini presentavano dei problemi causati da variazioni intrinseche di posa e illuminazione. Con il passare degli anni e con il miglioramento della tecnologia, son nati nuovi approcci che utilizzano dei modelli 3D, o addirittura dei modelli 2D-3D combinati tra loro. Questi ultimi modelli vengono chiamati multi-modal FER (Nonis et al., 2019). Sebbene la tecnologia FER basata su dati 3D abbia mostrato prestazioni più elevate rispetto a quella basata su dati 2D, la prima presenta anche alcuni problemi, come per esempio un elevato costo computazionale dovuto all'alta risoluzione e frequenza dei fotogrammi, nonché la grande quantità di informazioni coinvolte.

Rispetto agli approcci tradizionali, negli ultimi anni si son sviluppati degli algoritmi basati sul deep-learning. Le architetture di deep learning, come le Convolutional Neural Networks (CNN) e le Recurrent Neural Networks (RNN), tramite la disponibilità dei big data, sono state applicate al riconoscimento facciale, ottenendo ottimi risultati (Nonis et al.,2019).

### 1.4.1 I database utilizzati

Ad oggi, esistono vari database per il riconoscimento dell'espressione facciale. Essi sono utilizzati per allenare gli algoritmi e per la loro successiva valutazione (Nonis et al., 2019). Infatti, l'obiettivo è implementare una tecnologia FER che dopo l'inizializzazione e la formazione mediante campioni rappresentativi di immagini tramite database, riconosca l'identità della persona e identifichi l'emozione che sta provando (Mazanec et al.,2008).

I dataset utilizzati possono contenere immagini 2D oppure 3D. Inoltre, oltre alla caratteristica dell'immagine, i dataset si possono differenziare per l'ambiente di ripresa. Infatti, l'ambiente di ripresa è correlato alla qualità stessa dell'immagine. Le riprese possono avvenire in:

- Unique Condition - Condizione unica: le immagini del viso, in tale condizione, possono fornire delle informazioni accurate sulle caratteristiche del volto.
- Complex Condition - Condizione complessa: in questo caso le immagini si presentano con una condizione di illuminazione non ottimale, oppure con una direzione del viso e la postura della testa non idonea ad un riconoscimento facciale. Si possono utilizzare questi dataset per migliorare l'ambito di applicazione e la capacità di elaborazione del modello FER.
- Wild Condition - Condizione selvaggia: le espressioni facciali riportate sono simili a quelle che possiamo trovare nel mondo reale, quindi possono risultate poco chiare e di difficile interpretazione. Tali set di dati sono i più impegnativi (Huang et al.,2019).

I database pubblici che sono progettati per l'analisi delle emozioni, con set di dati che mostrano le sei emozioni di base o le diverse AU del FACS, sono il "BU-3DFE", "BU-4DFE" e il "Bosphorus" (Nonis et al.,2019).

Il database più comunemente utilizzato è 3D Facial Expression (BU-3DFE) della Binghamton University, ed è stato anche il primo ad essere disponibile pubblicamente. È costituito da scansioni facciali 3D appartenenti a cento soggetti, cinquantasei femmine e quarantaquattro maschi, con

diverse origini etniche e razziali e di età compresa tra i diciotto e i settant'anni. Ogni volto è stato scansionato con le espressioni corrispondenti alle sei emozioni di base, acquisite utilizzando sensori 3D. In totale, quindi, il database contiene 2.500 modelli di espressioni facciali 3D.

Un altro database che è spesso utilizzato all'interno della tecnologia FER è il BU-4DFE. È un database di espressioni facciali dinamiche 3D, costruito per analizzare il comportamento facciale in uno spazio 3D dinamico. Sono presenti cinquantotto soggetti di sesso femminile e quarantatré di sesso maschile, con una fascia di età compresa tra i diciotto e i quarantacinque anni, ognuno dei quali ha eseguito gradualmente le sei emozioni universali, iniziando e poi terminando con l'espressione neutra. Le sequenze durano circa quattro secondi. Il database contiene seicentosei sequenze di espressioni facciali 3D.

Infine, il database Bosphorus è stato progettato per la tecnologia FER con immagini 2D e 3D. I soggetti sono centocinque, un terzo dei quali sono attori e attrici professionisti, per un totale di 4.666 dati facciali acquisiti utilizzando un sistema 3D. Il Bosphorus è l'unico database disponibile pubblicamente fino ad oggi che contiene scansioni facciali 3D per AU. Inoltre, ci sono scansioni in varie pose, espressioni e condizioni di occlusione realistiche, come occhiali o mani intorno alla bocca, o con baffi e barba. In questo caso, come nei precedenti, i dati sono stati raccolti in un ambiente controllato in cui i soggetti sono stati istruiti a compiere specifiche emozioni; pertanto, il BU-3DFE, il BU-4DFE e il Bosphorus sono tutti database non spontanei (Nonis et al.,2019).

Di seguito invece, vengono presentati i principali database con immagini e sequenze video utilizzate per lo studio delle espressioni facciali.

- Japanese Female Facial Expressions (JAFFE)  
Il dataset JAFFE contiene 213 immagini raffiguranti dieci donne giapponesi e sette emozioni, sei emozioni di base e una neutra. Ciascuna immagine è stata valutata da sessanta soggetti giapponesi, attraverso sei aggettivi emozionali. Le immagini originali sono 256 × 256 pixel.
- Extended Cohn–Kanade Dataset (CK+)  
L'Extended Cohn–Kanade Dataset (CK+) contiene 593 sequenze video e immagini fisse di sette emozioni, sei emozioni di base più il disprezzo. La risoluzione dell'immagine è 640 × 480 pixel e 640 × 490 pixel.
- Compound Emotion Dataset (CE)  
Il Compound Emotion Dataset (CE) contiene 5.060 immagini di duecentotrenta soggetti. Quelli di sesso maschile sono rasati. Sono immagini a colori con una risoluzione di 3000 × 4000 pixel.
- Denver Intensity of Spontaneous Facial Action Dataset (DISFA)  
Il Denver Intensity of Spontaneous Facial Action Dataset (DISFA), contiene 130.000 video di ventisette soggetti di sesso ed etnia diversi. Le immagini vengono acquisite ad alta risoluzione (1024 × 768 pixel). Sono inoltre etichettati sessantasei punti di riferimento facciali per ciascuna immagine nel set di dati.

- **MMI Facial Expression Dataset**  
Il MMI Facial Expression Dataset contiene oltre 2.900 video e immagini di settantacinque soggetti ad alta risoluzione. Le dimensioni delle immagini dei volti originali sono  $720 \times 576$  pixel.
- **Large MPI Facial Expression Database (MPI)**  
Il set di dati contiene cinquantacinque diverse espressioni facciali. Tutte le espressioni facciali sono disponibili in tre ripetizioni, in due intensità e da tre diverse angolazioni di ripresa. I risultati di un esperimento vengono presentati attraverso due condizioni, che servono a convalidare la naturalezza e la riconoscibilità delle sequenze video e gli scenari di contesto (Huang et al., 2019).

#### 1.4.2 Gli approcci convenzionali

La caratteristica che distingue gli approcci FER convenzionale dagli approcci basati sul deep learning (vedere paragrafo 1.4.3 per maggiori dettagli) è che i primi, dipendono fortemente dall'ingegnerizzazione manuale delle caratteristiche. I ricercatori devono pre-elaborare l'immagine e selezionare il metodo di estrazione e classificazione delle caratteristiche più appropriato per il set di dati. La procedura FER convenzionale può essere suddivisa in tre fasi principali: preelaborazione delle immagini, estrazione delle caratteristiche e classificazione delle espressioni, come mostrato nella figura 1.11 (Huang et al., 2019).

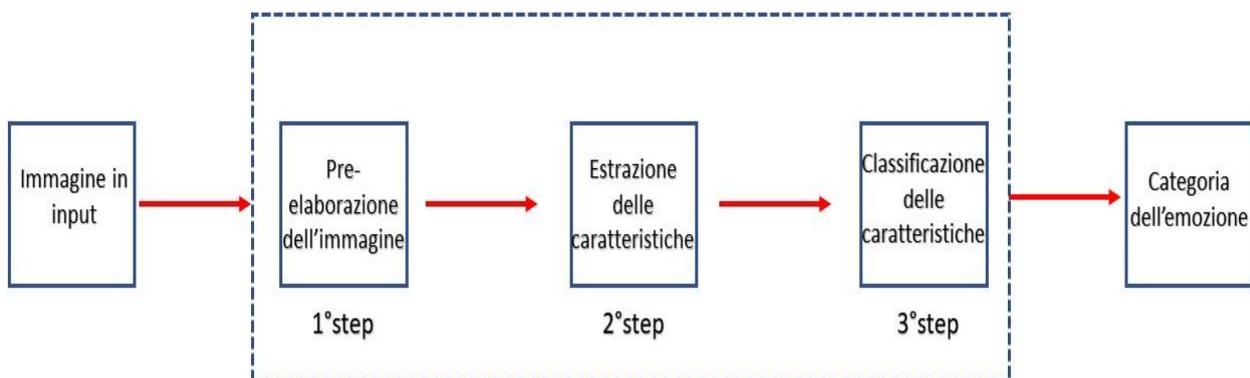


Figura 1.11 Schematizzazione della procedura nei metodi convenzionali. Fonte: Huang et al., 2019

1. **Pre-elaborazione dell'immagine:** si verifica se nell'immagine di input è presente il volto dell'individuo. Inoltre, tramite il primo step, si eliminano le informazioni irrilevanti presenti nell'immagine. Questa fase è importante in quanto la preelaborazione delle immagini può, successivamente, influire sull'estrazione delle caratteristiche e sulle prestazioni di classificazione. Infatti, per una serie di motivi, le immagini in input possono essere sporcate da altri segnali, e questo complica l'elaborazione. Ad esempio, alcune immagini possono

essere sporcate dall'intensità della luce. Inoltre, molti set di dati possono contenere al loro interno delle immagini a colori, oppure immagini in bianco e nero. Tutti questi fattori di interferenza devono essere pre-elaborati prima del riconoscimento. Il processo di preelaborazione consiste in (Huang et al., 2019):

- Riduzione del rumore tramite filtri di elaborazione.
- Rilevamento del volto. È una fase preliminare essenziale nei sistemi FER, che ha lo scopo di localizzare ed estrarre la regione del viso.
- Normalizzazione del colore delle immagini in ingresso.
- L'equalizzazione dell'istogramma è una tecnica che viene applicata per migliorare l'effetto dell'immagine.

2. Estrazione delle caratteristiche: i punti di riferimento possono essere i tratti o i movimenti facciali, come per esempio la punta del naso oppure gli angoli della bocca, oppure tutti quegli aspetti che possono aiutare l'algoritmo a riconoscere un'espressione (Nonis et al., 2019). L'estrazione delle caratteristiche è un processo utilizzato per estrarre dati o informazioni utili dall'immagine (Huang et al., 2019). A seconda dei diversi tipi di immagini in input, i metodi di estrazione possono essere suddivisi in due categorie, la categoria che utilizza immagini statiche e la categoria che utilizza immagini dinamiche. I metodi di estrazione dei tratti del viso che utilizzano come input immagini statiche possono essere a loro volta suddivisi in metodi basati sulle "caratteristiche geometriche" e metodi basati sull'"aspetto". Lo scopo principale dei metodi basati sulle caratteristiche geometriche è quello di utilizzare le relazioni geometriche tra i punti delle caratteristiche per estrarre le caratteristiche facciali. Tuttavia, questi metodi ignorano i cambiamenti presenti nella struttura della pelle, come le rughe e i solchi, che sono importanti per la modellazione dell'espressione facciale. Esistono tre metodi di estrazione basati sulle caratteristiche geometriche, l'Active Shape Model (ASM), l'Active Appearance Models (AAM) e il Scale-Invariant Feature Transform (SIFT). L'Active Shape Model è un metodo di corrispondenza delle caratteristiche basato su un modello statistico. Un ASM è composto da un modello di distribuzione puntiforme che è in grado di apprendere i cambiamenti delle forme (Zhao e Zhang, 2016). È generalmente utilizzato per estrarre i punti caratteristici dei contorni dell'espressione (vedi fig.1.12) (Huang et al., 2019).

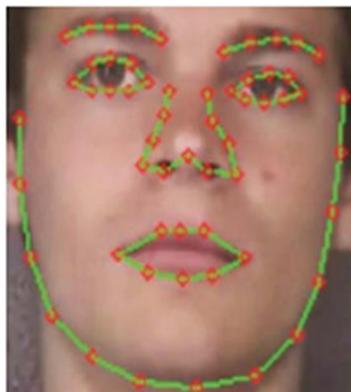


Figura 1.12 Applicazione del metodo ASM. Fonte Zhao e Zhang, 2016

Invece, l'Active Appearance Models è un'implementazione dell'ASM, infatti acquisisce le informazioni sia sulla forma sia sulle texture del viso. Diversamente da come opera l'ASM, l'AAM non solo sfrutta le informazioni globali sulla forma e sulle texture, ma conduce anche analisi statistiche su quest'ultime in modo da scoprire le relazioni che vi sono tra le forme del volto e le texture stesse.

I metodi basati sull'aspetto mirano a utilizzare o l'intero viso oppure regioni specifiche, in modo da estrarre i sottili cambiamenti del viso, come le rughe e i solchi. Esistono due metodi di estrazione delle caratteristiche basati sull'aspetto, il Local Binary Pattern (LBP) e il Gabor Feature Extraction (Zhaog e Zhang, 2016). Il Local Binary Pattern calcola la relazione di luminosità che è presente tra un pixel e quello accanto. Successivamente, viene codificata la sequenza binaria per formare un modello binario. Infine, è utilizzato un istogramma per descrivere le caratteristiche dell'immagine. Rispetto al Gabor feature Extraction, il Local Binary Pattern richiede meno spazio di archiviazione e ha una maggiore efficienza computazionale, tuttavia, è inefficace sulle immagini nelle quali sono presenti diversi fattori di interferenza poiché potrebbe perdere alcune informazioni utili delle caratteristiche (Huang et al., 2019). Nel Gabor feature extraction, per estrarre le caratteristiche dell'immagine, vengono applicati una serie di filtri. Le sequenze di immagini dinamiche riflettono il movimento dell'espressione facciale. Le caratteristiche che derivano dall'espressione facciale tramite sequenze di immagini dinamiche sono rappresentate principalmente dalla deformazione e dai movimenti dei muscoli facciali. I metodi di estrazione più comunemente utilizzati per tali dati sono l'Optical flow method e il Feature point tracking (Zhaog e Zhang, 2016). L'Optical Flow Method è sviluppato e implementato per catturare l'espressione emotiva riconoscendo automaticamente i leggeri cambiamenti nelle espressioni facciali mentre nel feature point tracking, lo scopo principale è individuare le espressioni emotive di input in base allo spostamento dei punti caratteristici del volto (Huang et al., 2019).

3. Classificazione delle caratteristiche: le immagini vengono passate ad un classificatore pre-addestrato, come per esempio un SVM, che avrà il compito di individuare a quali emozioni corrispondono i tratti del viso esaminati (Ko,2018). Solitamente, questo step comprende la classificazione delle emozioni in un insieme di categorie di emozioni predefinite.

I classificatori più utilizzati sono:

- Linear Discriminant Analysis (LDA)
- Modified Principal Component Analysis (PCA)
- K-Nearest Neighbors (k-NN)
- Support-Vector Machines (SVM)
- Hidden Markov Model (HMM)
- Random Forest (RF) (Nonis et al.,2019).

Uno dei problemi più impegnativi affrontati dalla tecnologia del riconoscimento facciale è un'appropriata separazione dei dati che appartengono alla stessa classe. Nel riconoscimento

faciale, una classe rappresenta tutti i dati dello stesso soggetto, cioè tutte le immagini della stessa persona. Per capire come funzionano tali classificatori, bisogna capire com'è fatta un'immagine. Un'immagine può essere vista come un vettore di valori di pixel (ad esempio, un'immagine di  $256 \times 256$  pixel può essere rappresentata come un vettore contenente 65.536 valori). Un tale vettore può essere esaminato non solo nel suo spazio originale ma anche in molti altri sottospazi in cui il vettore può essere trasformato mediante varie manipolazioni matematiche/statistiche.

Per esempio, gli algoritmi PCA e LDA sono esempi di tali trasformazioni. Tali algoritmi trasformano i vettori delle immagini nei loro sottospazi (chiamati anche spazi delle caratteristiche) e separano i dati in classi. Entrambi i metodi implementano la separazione lineare dei dati (vedi fig.1.13). Il PCA mira a massimizzare la separazione dei dati tra le classi, mentre LDA cerca di massimizzare la separazione dei dati tra le classi e minimizzare la separazione dei dati all'interno delle classi. In entrambi gli algoritmi, tutte le immagini di allenamento vengono proiettate nel sottospazio identificato e, ogni immagine che deve essere classificata viene confrontata con le precedenti immagini di allenamento (Mazanec et al., 2008).

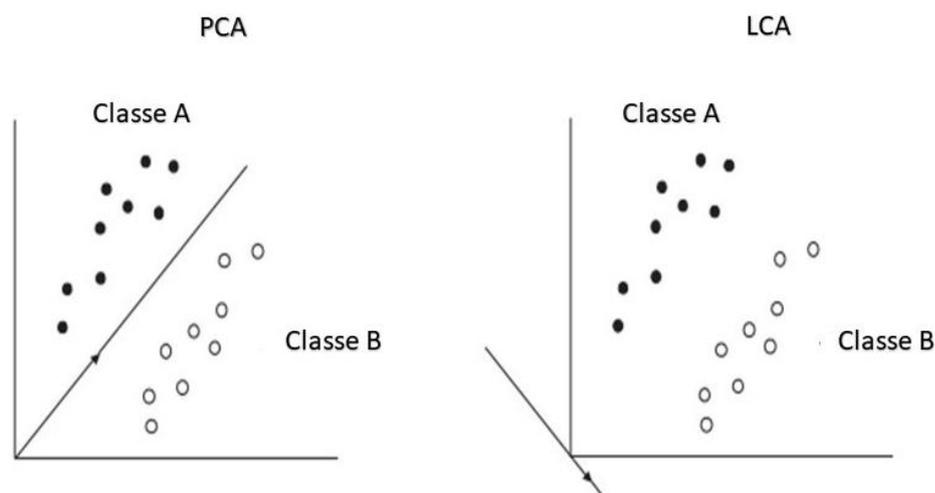


Figura 1.13 Separazione dei dati tramite PCA e LCA, versione bidimensionale e semplificata del problema. Fonte: Mazanec et al., 2008.

Il K-Nearest Neighbors è un algoritmo utilizzato per classificare gli oggetti. L'input è costituito dagli esempi di addestramento, mentre l'output è l'appartenenza ad una classe. In questo algoritmo, un oggetto è classificato tramite la classe di appartenenza dei suoi vicini. Infatti, l'oggetto è assegnato alla classe più comune tra i "k" elementi più vicini. Ad esempio, se "k" = 3, vengono presi in considerazione i 3 elementi più vicini rispetto all'oggetto preso in esame, e se due dei tre elementi appartengono a quella classe (quindi la maggioranza) allora anche l'oggetto preso in esame apparterrà alla stessa classe (Nugrahaeni et Mutijarsa, 2016). La velocità di addestramento è lenta poiché ogni nuovo campione aggiunto deve essere confrontato con il set di addestramento. Inoltre, è sensibile alla struttura locale dei dati (Huang, 2019).

L'algoritmo SVM di tipo lineare, dato un insieme di esempi per l'addestramento, ognuno dei quali etichettato con la classe di appartenenza fra le due possibili classi (in quanto, appunto, lineare con due sole classi), costruisce un modello che assegna i nuovi esempi a una delle due classi, ottenendo quindi una classificazione lineare di tipo binario. L'algoritmo SMV di tipo lineare non trova notevoli applicazioni in modelli complessi, in quanto fornisce informazioni limitate sui dati (Huang, 2019).

Il Random Forest è un classificatore formato dalla combinazione di alberi decisionali. L'output finale è determinato dalla classificazione di tutti gli alberi decisionali. È un classificatore di insieme che comprende "K" alberi decisionali ciascuno usato come classificatore di base. A sua volta, l'albero decisionale è formato dal processo di randomizzazione detto bagging. Dall'insieme del campione originale "X", "K" insiemi di addestramento della stessa dimensione del campione originale vengono selezionati in modo casuale, e viene costruito un albero decisionale tramite ciascun set di addestramento (Zhang et al.,2020).

L'ultimo passaggio analizzato elabora il movimento e i tratti del viso e li classifica in categorie di emozioni. Esso prende il nome di Facial Emotion Recognition (Nonis et al.,2019).

In generale, gli approcci convenzionali richiedono una potenza di calcolo e una memoria relativamente inferiori rispetto agli approcci basati sul deep learning. Pertanto, questi approcci sono ancora utilizzati nei sistemi embedded, grazie alla loro bassa complessità computazionale e dell'alto grado di accuratezza (Ko,2018)

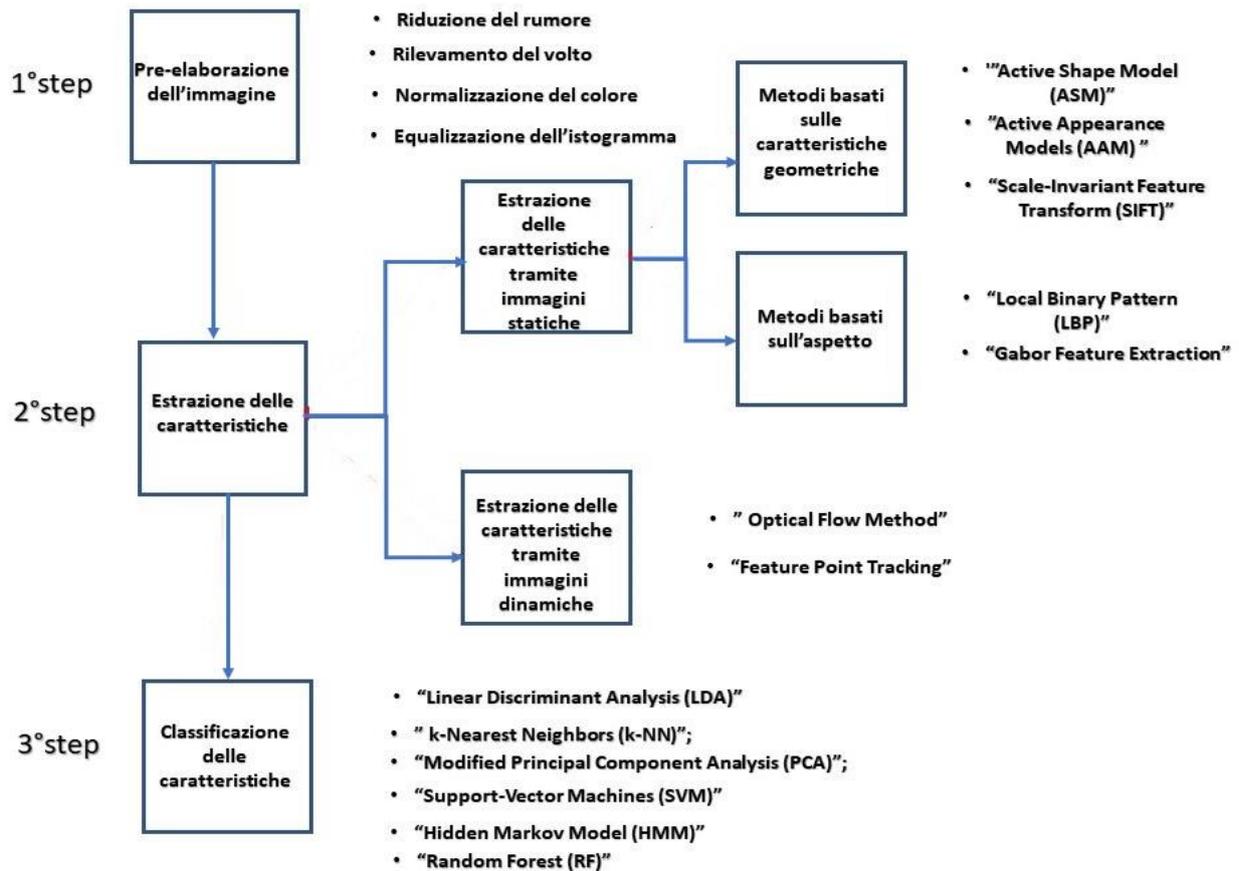


Figura 1.14 Schematizzazione generale della tecnologia FER in base all'approccio convenzionale

### 1.4.3 Gli approcci basati sul deep-learning

Negli ultimi anni sono stati utilizzati algoritmi basati sul deep learning per l'estrazione delle caratteristiche, la classificazione e il riconoscimento facciale (Nonis et al., 2019). Gli approcci FER basati sul deep learning riducono notevolmente la dipendenza da modelli basati sulle caratteristiche fisiche del viso e da altre tecniche di preelaborazione, consentendo l'apprendimento "end-to-end" direttamente dalle immagini di input. Tra i diversi modelli di deep learning disponibili, la rete neurale convoluzionale (CNN) e la rete neurale ricorrente (RNN), sono i modello di rete più utilizzati (Ko, 2018). I due fattori indispensabili che hanno contribuito al successo delle tecniche di deep learning sono gli enormi set di dati sempre più efficaci nel riconoscimento delle espressioni facciali e le immense potenze di calcolo derivante da cluster di unità di elaborazione grafica (GPU) (Fan et al., 2019).

Il deep learning si basa su algoritmi che emulano la struttura neuronale del cervello umano creando reti neurali. Una rete neurale artificiale, spesso chiamata semplicemente rete neurale, è un modello matematico ispirato alle reti neurali biologiche. Una rete neurale è costituita da un gruppo interconnesso di neuroni artificiali che ha il compito di elaborare le informazioni utilizzando un approccio connesso al calcolo (Gupta, 2012).

Gli approcci basati sul deep-learning includono tre diverse fasi: pre-processing, deep feature learning e deep feature classification.

1. La preelaborazione (pre-processing) è necessaria, prima di addestrare la rete neurale, per apprendere le caratteristiche essenziali per il riconoscimento.

Alcuni processi che avvengono durante la preelaborazione sono l'allineamento del viso, l'aumento dei dati e la normalizzazione spaziale (Nonis et al.,2019).

- L'allineamento del viso

Data una serie di dati di allenamento, il primo passaggio consiste nel rilevare il viso e rimuovere le aree dello sfondo. Il rilevamento del viso è l'unica procedura indispensabile per consentire l'apprendimento delle caratteristiche.

- L'aumento dei dati

Come già detto, le reti neurali profonde richiedono dati di addestramento sufficienti per garantire un risultato ottimale. Tuttavia, la maggior parte dei database pubblicamente disponibili per le tecnologie FER non ne ha una quantità sufficiente.

Pertanto, l'aumento dei dati è un passaggio fondamentale per gli approcci FER basati sul deep learning. Le tecniche di aumento dei dati possono essere suddivise in due gruppi: aumento dei dati on-the-fly e aumento dei dati offline. L'aumento dei dati on-the-fly avviene durante la fase di addestramento, infatti i campioni in input vengono ritagliati in modo casuale dai quattro angoli e dal centro dell'immagine e quindi ribaltati orizzontalmente, facendo sì che il set di dati risulti anche dieci volte più grande dei dati di addestramento originali. Oltre all'elementare aumento dei dati on-the-fly, sono state progettate varie operazioni di aumento dei dati offline per ampliare i set di dati sia per dimensioni che per diversità. Le operazioni utilizzate più di frequente includono trasformazioni casuali, come per esempio rotazione, spostamento, inclinazione, ridimensionamento, contrasto delle immagini.

- La normalizzazione spaziale

I due metodi di normalizzazione spaziale del viso sono la normalizzazione dell'illuminazione e la normalizzazione della posa. Infatti, l'illuminazione e il contrasto possono variare anche in ogni singola immagine della stessa persona con la stessa espressione, specialmente in ambienti di ripresa non vincolati (vedere paragrafo 1.4.1), il che può comportare grandi difficoltà nel riconoscimento delle emozioni. Inoltre, anche una variazione considerevole della posa è un problema comune e intrattabile in contesti non vincolati. Alcuni studi, come per esempio Yao et al., e Hu et al. (2017), hanno impiegato tecniche di normalizzazione della posa per fornire all'algoritmo immagini frontali del volto (Li et Deng, 2018).

2. Completata la fase di preelaborazione, si passa alla fase dell'apprendimento delle caratteristiche (deep feature learning) (Nonis et al, 2019). Le principali architetture utilizzate sono le Reti Neurali Convulzionali (CNN) e le Reti Neurali Ricorrenti (RNN).

- CNN - La caratteristica del metodo basato sul deep learning è costruire una rete neurale profonda simile alla struttura del cervello umano, che apprende le

caratteristiche dei dati strato per strato tramite una struttura non lineare. Se in input si riceve un'immagine, il modello di rete neurale può interpretarlo strato per strato attraverso i vari pixel, e quindi può classificarlo direttamente all'interno del modello per ottenere il riconoscimento dei dati appena analizzati.

Una CNN è composta da:

- (1) un livello di input, direttamente connesso ai pixel dell'immagine
- (2) fino a centocinquanta livelli intermedi nascosti
- (3) un livello di output, che contiene la classe dell'immagine (Nonis et al, 2019) (vedi fig. 1.26)

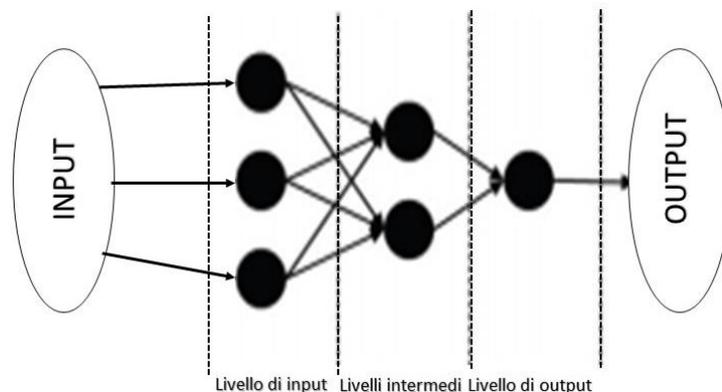


Figura 1.15 Schematizzazione della struttura di una CNN. Fonte: Kasar et al.,2016

In input, l'immagine è costruita come una matrice di pixel. Gli strati intermedi presenti nella CNN sono composti da neuroni organizzati in tre dimensioni (l'altezza, la larghezza e la profondità). Ad ogni neurone è associato un pixel dell'immagine. (Sakib e Tabir, 2018).

Nelle CNN di solito vi sono due fasi, la fase di apprendimento e la fase di classificazione.

La fase di apprendimento può essere suddivisa in più strati. Il primo strato è quello di convoluzione, seguito di solito da una funzione di attivazione, e infine uno strato di pooling (Nonis et al., 2019). Lo scopo del livello convoluzionale è apprendere le rappresentazioni delle caratteristiche dall'immagine in input. La convoluzione sottopone le immagini ad una serie di filtri, ciascuno dei quali riesce ad attivare delle caratteristiche specifiche dell'immagine. Come mostrato in figura 1.16, lo strato convoluzionale può essere costituito da diverse mappe di caratteristiche. Ogni neurone della stessa mappa di caratteristiche viene utilizzato per l'estrazione di una specifica caratteristica presente all'interno delle diverse aree dell'immagine (Guo et al.,2017). La funzione di attivazione ha lo scopo di introdurre una non linearità nel

sistema, utilizzando funzioni non lineari. Solo le caratteristiche attivate vengono trasferite al livello successivo (Nonis et al., 2019).

Infine, l'operazione di pooling permette di ridurre la dimensione delle matrici di uscita e il numero di parametri che devono essere appresi dalla rete, il che migliora notevolmente la velocità di apprendimento (Zhang et al., 2019). Queste operazioni vengono reiterate su più livelli, e ciascun livello impara a classificare caratteristiche differenti.

Dopo la fase di apprendimento delle caratteristiche, inizia la fase di classificazione. Per fornire l'output della classificazione, vengono utilizzati un livello completamente connesso e un livello di classificazione (Nonis et al., 2019). Lo strato completamente connesso ha lo scopo di collegare tutti i neuroni dello strato precedente a ogni singolo neurone dello strato corrente. In uno strato completamente connesso, ogni neurone riceve l'input da tutti i neuroni dello strato precedente. Lo scopo del livello completamente connesso è quello di emettere un vettore di dimensione "K", dove "K" è il numero di classi che la CNN è in grado di prevedere. L'ultimo livello completamente connesso è seguito da un livello di output (Guo et al., 2017). L'ultimo livello della CNN utilizza un classificatore per classificare le immagini. Quando viene immesso un campione di dati, ogni neurone restituisce un valore compreso tra 0 e 1, che rappresenta la probabilità che il campione in ingresso appartenga a quella classe. Pertanto, la categoria corrispondente al neurone con il valore di output più grande viene selezionata come risultato della classificazione.

Per capire meglio la struttura di una CNN prendiamo in esame la figura 1.16. Nella rete neurale di convoluzione presente in figura 1.16, il livello di input è una matrice bidimensionale composta dai pixel dell'immagine. L'alternanza dello strato di convoluzione C e dello strato di pooling S è il modulo principale per realizzare l'estrazione delle caratteristiche. Nella figura 1.16, escludendo il livello di input, la rete è composta da sette livelli, inclusi tre livelli di convoluzione (C1, C2 e C3), due livelli di pooling (raggruppamento) (S1 e S2) e uno strato di connessione completo. Ogni mappa delle caratteristiche è connessa localmente con la sua mappa delle caratteristiche precedente. Sono presenti diverse mappe delle caratteristiche nel livello di convoluzione e nel livello di pooling. Queste mappe di caratteristiche vengono successivamente collegate in una serie di vettori di caratteristiche, che vengono quindi trasferite al classificatore di rete neurale. (Zhang et al., 2019).

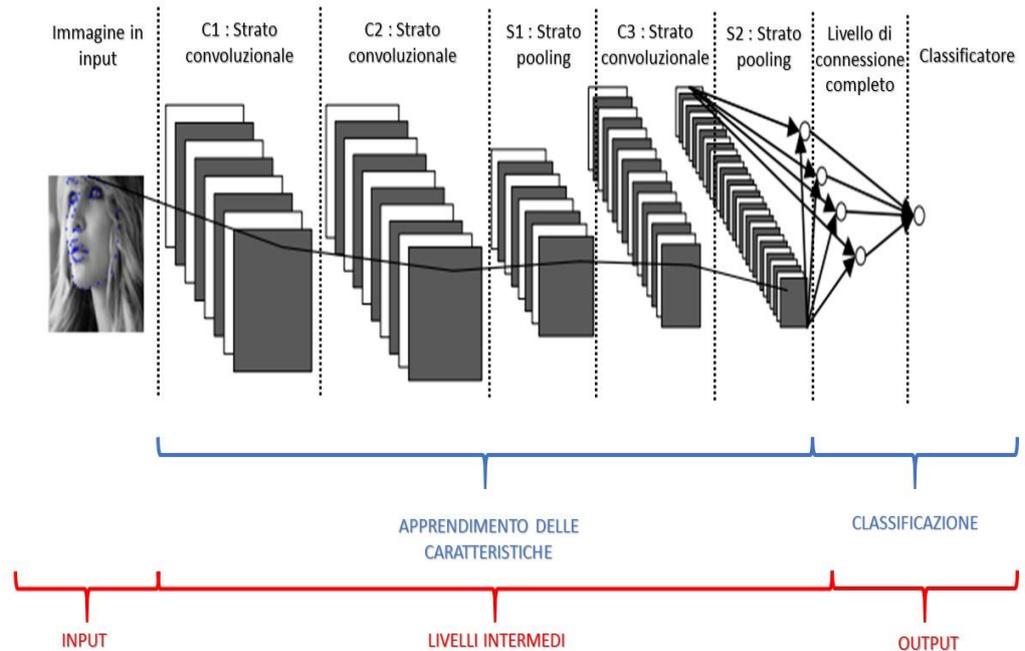


Figura 1.16 Struttura di una CNN. Fonte Zhang et al., 2019

La CNN è direttamente adattata per il rilevamento dell'AU nella maggior parte degli approcci FER basati sul deep learning (Huang et al.,2019).

- RNN - La rete neurale ricorrente (RNN) è una rete neurale feed-forward.

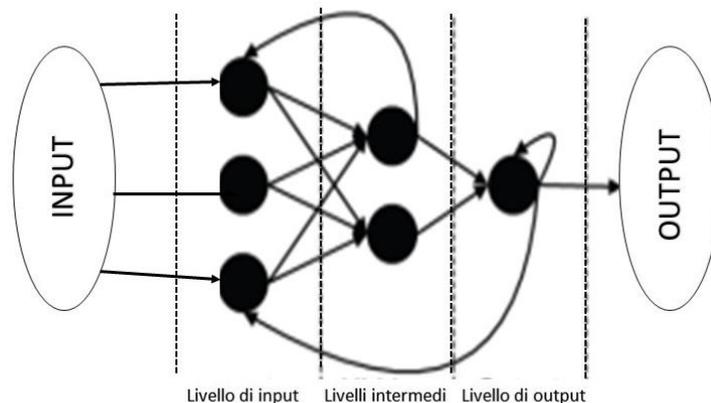


Figura 1.17 Schematizzazione della struttura di una RNN. Fonte: Kasar et al.,2016

La rete neurale ricorrente può essere schematizzata come in figura 1.17. È simile alla rete neurale feed forward vista precedente, infatti anch'essa possiede un livello di input, dei livelli intermedi nascosti e un livello di output. Tuttavia, nella RNN, l'informazione non viene più trasmessa solo in una direzione ma viene trasmessa anche all'indietro, senza che vi sia una

limitazione per quanto riguarda i “back loop”. Le reti artificiali ricorrenti possono utilizzare la loro memoria interna per elaborare qualsiasi sequenza di input (Kasar et al.,2016). Nella figura 1.18 è illustrata l’architettura di una RNN, dove  $x$  e  $o$ , rappresentano rispettivamente l’informazione di input e l’informazione di output,  $s$  rappresenta l’unità nascosta sottostante e  $U,v,w$ , identificano i parametri che possono variare ad ogni intervallo temporale  $t$ . Una delle tante differenze che distinguono le due architetture, è che i neuroni di una CNN sono scollegati nello stesso livello ma completamente collegati nei diversi strati. Ogni strato elabora i segnali in modo indipendente e, una volta elaborati, vengono propagati allo strato successivo. Pertanto, questo tipo di rete non può funzionare bene per i dati sequenziali. La LSTM (Long Short-Term Memory model) è la RNN più utilizzata (Mu e Zhang, 2019).

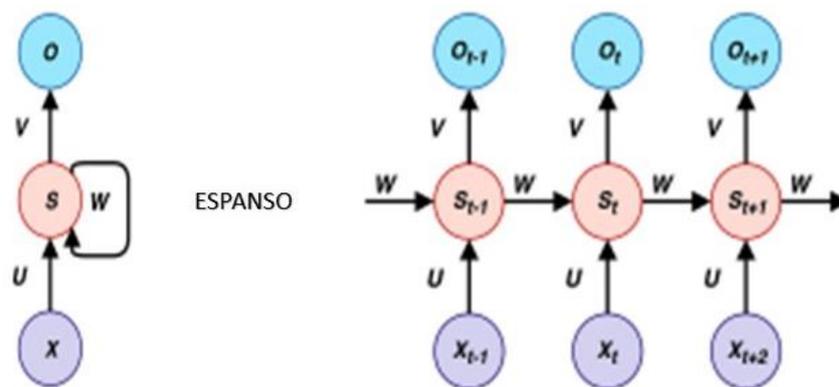


Figura 1.18 Architettura base di una RNN. Fonte: Kalil et al.,2019

3. Dopo aver appreso le caratteristiche, il passaggio finale della tecnologia FER è classificare il viso in una delle categorie di emozioni di base. A differenza dei metodi tradizionali, in cui la fase di estrazione delle caratteristiche e la fase di classificazione delle caratteristiche sono indipendenti, gli approcci basati sul deep learning svolgono le due fasi “da un estremità all’altra”, in maniera dipendente, come descritto precedentemente (vedi figura 1.19 per la schematizzazione). Infatti, la probabilità di previsione di ciascun campione può essere emessa direttamente dall’architettura di rete (Li et Deng, 2018).

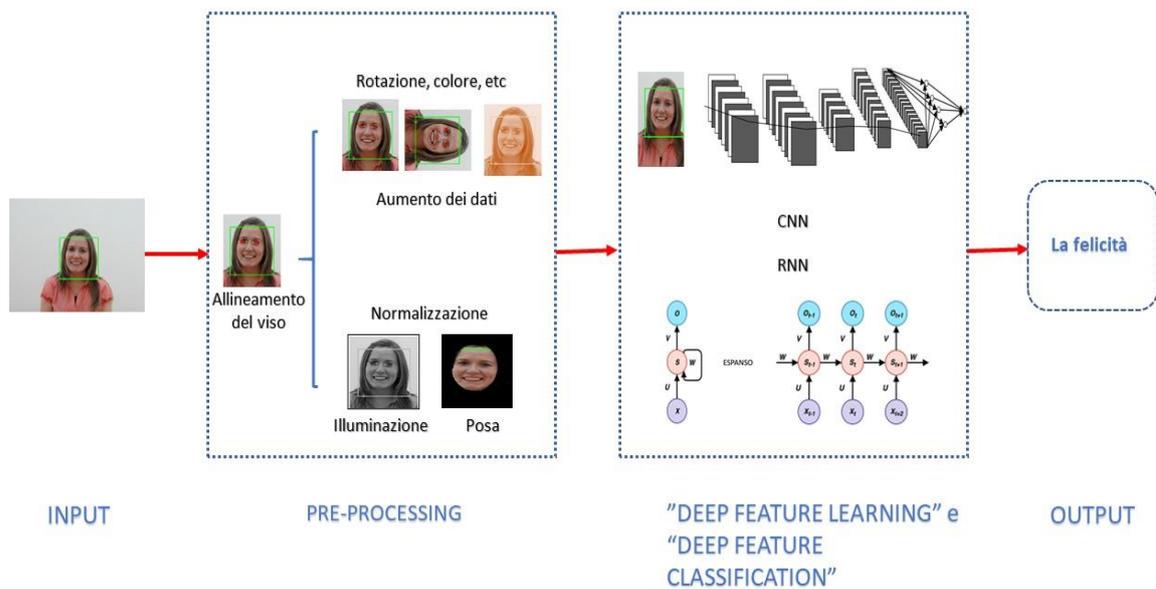


Figura 1.19 Schematizzazione processo FER basato sull'approccio deep learning. Fonte: Li et Deng, 2018

I metodi basati sul deep learning, per essere addestrati, possono utilizzare un gran numero di campioni, in modo da apprendere una rappresentazione del viso che sia robusta anche in presenza di cambiamenti nei dati di addestramento. In generale, le CNN addestrate per la classificazione diventano più accurate con l'aumentare del numero di campioni per classe (Liu et al, 2021). Questo perché il modello CNN è in grado di apprendere funzionalità più robuste quando è esposto a più variazioni all'interno della classe. Tuttavia, nel riconoscimento facciale ci interessa estrarre caratteristiche che si generalizzano a soggetti non presenti nel set di allenamento. Pertanto, i set di dati utilizzati per il riconoscimento facciale devono contenere anche un gran numero di soggetti in modo che il modello sia esposto a più variazioni tra le classi (Trigueros et al., 2018). Tuttavia, ciò può comportare anche un difetto. Infatti, il principale difetto dei metodi di deep learning è che devono utilizzare set di dati molto grandi in modo da ottenere un elevato tasso di riconoscimento, e di conseguenza, gli algoritmi non funzionano bene se i set di dati son formati da pochi soggetti (Liu et al., 2021).

Grazie a queste innovazioni tecnologiche, il mercato del riconoscimento e del rilevamento delle emozioni ha avuto un notevole sviluppo negli ultimi anni.

## 1.5 Il mercato dell'EDR

Secondo una ricerca condotta da "MarketsandMarkets", si prevede che la dimensione globale del mercato del riconoscimento e del rilevamento delle emozioni (EDR - Emotion Detection and Recognition) aumenterà da ventuno miliardi nel 2019, ai cinquantasei miliardi nel 2024, ad un tasso di crescita annuo composto (CAGR) pari al 21%. Questo mercato, grazie alle diverse innovazioni tecnologiche, ha visto innumerevoli sviluppi negli ultimi anni. La crescente adozione delle tecnologie basate sul cloud e le partnership che si sono consolidate negli anni tra le varie aziende del settore, hanno creato enormi opportunità di crescita. Infatti, Gartner, prevede che entro il 2022 almeno il 10% dei dispositivi personali avrà al suo interno una tecnologia per il riconoscimento delle emozioni, on-device o tramite servizi cloud. Tale tecnologia sarà un potente strumento che costringerà le imprese a riconsiderare le loro relazioni con il consumatore finale, ridefinendo i prodotti e i servizi come ora li conosciamo.

A livello geografico, il Nord America dovrebbe dominare il mercato con la quota più elevata nel periodo di previsione, mentre l'intera zona dell'Asia-Pacifica dovrebbe registrare una crescita significativa, con le economie emergenti come la Cina, Giappone, Corea del Sud e India, che rappresenterebbero il mercato chiave per il rilevamento e il riconoscimento delle emozioni, e, sempre secondo le stime, avrebbero il tasso di crescita più elevato (vedi figura 1.20)

### Tasso di crescita per regione (2020-2025)



Figura 1.20 Rappresentazione geografica del tasso di crescita per regione, nel periodo 2020-2025. Fonte: [www.mordorintelligence.com](http://www.mordorintelligence.com)

Il mercato globale presenta delle elevate barriere all'entrata, dovute ai notevoli investimenti iniziali e alla scarsa reperibilità di tecnici qualificati per il settore. Con il passare del tempo, alcuni operatori hanno raggiunto grandi quote di mercato, rendendo sempre più difficile l'ingresso di nuovi player. Infatti, come si evince dalla figura 1.21, si nota come il grado di concentrazione del settore è abbastanza elevato, e di conseguenza le grandi quote di mercato sono in mano a pochi player. Una di queste è Affectiva, un creatore di software di rilevamento delle emozioni con sede a Waltham, Massachusetts, che ha utilizzato delle webcam per monitorare i consumatori mentre guardano

annunci per aziende come Coca-Cola e Unilever. All'interno del mercato, oltre ad altri player meno rinomati come Noldus, Kairos, o NVISO, hanno fatto il loro ingresso anche i giganti hi-tech come IBM, Sony, Microsoft e Intel, non lasciandosi sfuggire tale occasione.

## Il mercato dell' EDR

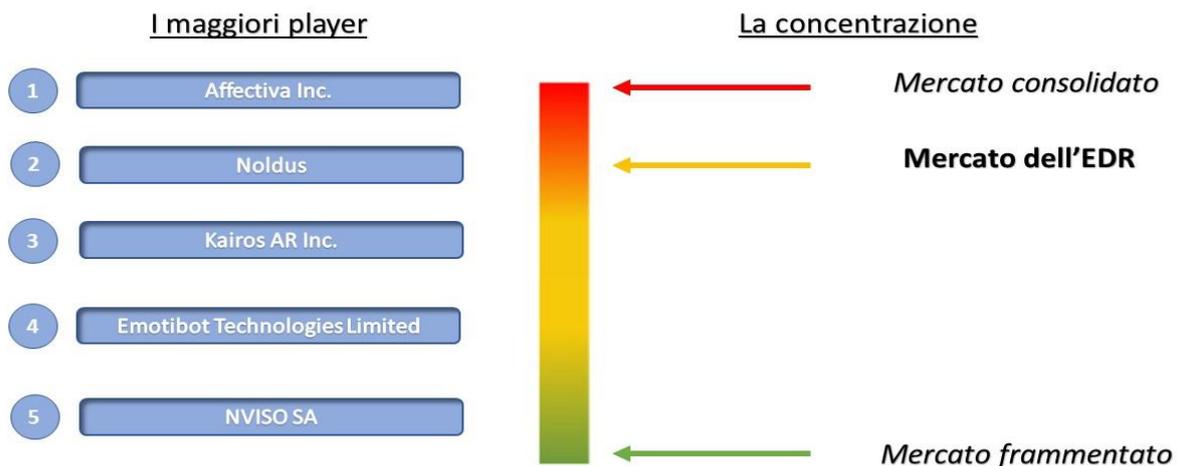


Figura 1.21 Rappresentazione della concentrazione di mercato dell'EDR e dei maggiori player. Fonte: [www.mordorintelligence.com](http://www.mordorintelligence.com)

Inoltre, data la capacità della tecnologia di riconoscere l'espressione facciale dell'individuo, può essere applicata in vari settori, e può essere adottata soprattutto dalle aziende che hanno la necessità di studiare il comportamento dei propri consumatori. Uno di questi settori è quello videoludico, dove il videogioco, grazie agli algoritmi di computer vision, riconosce le emozioni e gli stati d'animo dell'individuo tramite le sue espressioni facciali e riesce a rendere più coinvolgente l'esperienza di gioco. Oppure possono essere utilizzati nell'ambito delle diagnosi mediche, infatti tramite i software che analizzano il volto o la voce del paziente, i medici vengono aiutati a diagnosticare malattie cerebrali come la depressione o la demenza. Inoltre, con l'avvento della pandemia, la sicurezza e la soddisfazione dei lavoratori in situazioni di smart working sono stati dei temi presi in considerazione da qualunque azienda. Grazie all'analisi delle emozioni si possono individuare alti livelli di stress nei dipendenti a causa, ad esempio, di elevati carichi di lavoro. Un altro settore che ha già utilizzato diversi prototipi è quello dell'education. L'educazione, soprattutto nelle fasi adolescenziali, può essere molto complicata a causa delle diverse esigenze di ogni ragazzo. Pertanto, sono stati sviluppati dei modelli che, ogni qual volta il ragazzo mostra dei segni di frustrazioni dovuti alla difficoltà del compito, il programma riadatta la verifica alle sue esigenze. Nei paragrafi successivi si descriveranno alcune tecnologie che son già presenti sul mercato dell'healthcare, del *learning* e dell'education, in particolare ci soffermeremo su quelle che utilizzano l'analisi facciale.

### 1.5.1 “Learning” e “Education”

A causa della pandemia mondiale, a partire dal marzo 2020, molte scuole in tutto il mondo hanno adottato la didattica a distanza come uno dei principali metodi di insegnamento. Tuttavia, l'efficienza delle lezioni online è stata a lungo messa in dubbio. Diversi studiosi, tra cui Berthoz (2003), Le Doux (1996) e Goleman (1995) sottolineano quanto le emozioni e gli stati d'animo possano influenzare e modificare i processi di apprendimento. In particolar modo, lo psicologo statunitense Gardner (2010) afferma che lo studente apprende più facilmente determinati concetti, se il contesto in cui si trova è in grado di suscitare emozioni. Le emozioni che prova uno studente durante il corso svolgono un ruolo vitale in qualsiasi ambiente di apprendimento, sia esso aule o in e-learning. Viceversa, le esperienze prive di emozioni saranno poco coinvolgenti e stimolanti, e di conseguenza l'apprendimento verrà meno. Rispetto alle lezioni tradizionali, nei corsi online mancano comunicazioni e feedback diretti, tempestivi ed efficaci tra insegnanti e studenti, e inoltre manca quel coinvolgimento tipico che si crea all'interno delle aule scolastiche. Pertanto, per ovviare a queste problematiche, gli studi si sono focalizzati sempre più su algoritmi di riconoscimento dell'espressione facciale che possano funzionare anche sulle piattaforme in cui si erogano i corsi online.

Una di queste tecnologie, utilizza le telecamere dei dispositivi elettronici con cui sono connessi gli studenti per raccogliere e catturare le immagini dei volti e le loro espressioni facciali. Successivamente l'algoritmo di riconoscimento delle espressioni facciali viene utilizzato per rilevare i volti e classificare le espressioni facciali in termini di rabbia, disgusto, paura, felicità, tristezza, sorpresa, disprezzo e neutralità. Infine, il risultato complessivo è presentato in modo intuitivo attraverso un istogramma e gli insegnanti possono adattare le loro strategie di insegnamento a seconda dei casi per migliorare l'efficienza dell'insegnamento online. L'architettura del modello di deep learning è basata sulla CNN (vedi figura 1.22). Pertanto, combinando le piattaforme che vengono utilizzate per erogare i corsi online e un modello di deep learning basato sull'architettura CNN, si può costruire una struttura per analizzare le emozioni degli studenti in base alle loro espressioni facciali (Wang et al., 2020).

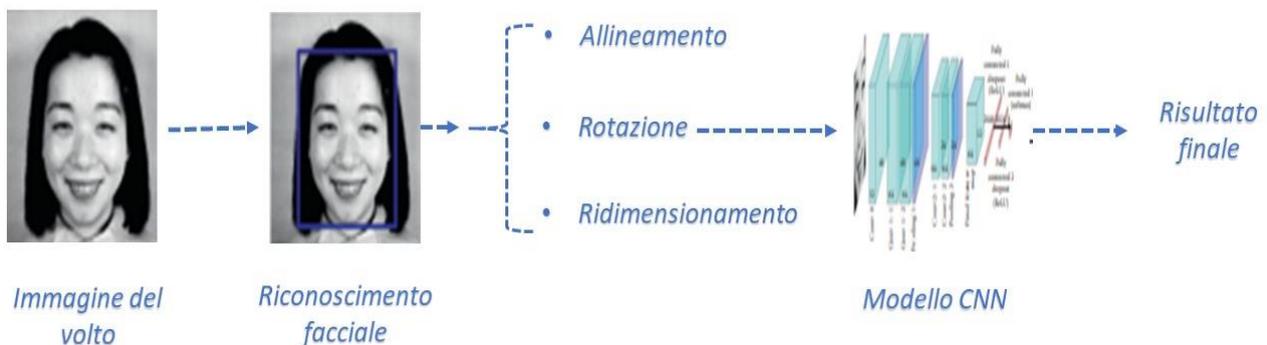


Figura 1.22 Dall'input al risultato finale. fonte: Wang et al., 2020

Al giorno d'oggi, nel campo dell'apprendimento, stanno avendo un notevole utilizzo i sistemi e-learning. L'e-learning consente di accedere facilmente ai materiali didattici in qualsiasi momento e da qualsiasi luogo. Inoltre, aumenta la produttività dell'individuo rendendo più facile il processo di apprendimento. Tali sistemi hanno diversi vantaggi sia in termini di accessibilità alle informazioni, sia in termini di flessibilità di tempo e di luogo rispetto all'apprendimento formale, e non c'è bisogno di una figura come quella dell'insegnante dall'altra parte dello schermo. Tuttavia, il grande svantaggio è quello di non riuscire a fornire abbastanza interattività tra la piattaforma e l'utilizzatore. Per riuscire a colmare questo divario, Ayvaz et al., (2017) hanno creato un sistema informativo ibrido, che combina tecnologie di visione artificiale e apprendimento automatico per far sì che i sistemi di e-learning siano sempre più iterativi. Il sistema informativo proposto rileva gli stati emotivi degli utilizzatori e fornisce un riscontro di quanto quest'ultimi siano motivati a seguire la lezione. In questo modo, il sistema creerà un ambiente di apprendimento interattivo a seconda di come si sente l'utilizzatore. Anche in questo caso è utilizzato un algoritmo per il rilevamento del volto che categorizza le espressioni facciali in sei emozioni primarie (felicità, paura, tristezza, rabbia, sorpresa e disgusto). L'algoritmo utilizzato è il Support Vector Machine.

I sistemi di tutoraggio intelligenti (ITS: Intelligent Tutoring System) sono sistemi software progettati per supportare l'attività d'apprendimento. Questi sistemi possono essere utilizzati nei normali processi educativi oppure nei corsi di apprendimento a distanza. L'ITS vuole essere un sostituto del docente o del tutor, adattando il materiale didattico alle esigenze dell'alunno e personalizzando la sessione di apprendimento in base ai suoi interessi, alle sue conoscenze, ai suoi progressi ed errori. L'adattamento è possibile grazie ai diversi moduli presenti nell'architettura. Solitamente, nei vecchi sistemi tutoriali intelligenti, vi è un modulo per le diagnosi che raccoglie ed elabora i dati raccolti dallo studente, un modulo responsabile del processo di insegnamento, un modulo in grado di risolvere i problemi che si verificano, e infine un modulo di interfaccia che gestisce le interazioni tra il sistema e lo studente (Petrovica ed Ekenel, 2020). Tuttavia, la maggior parte delle volte tale sistema si concentra solo sulle capacità cognitive dello studente, ignorando lo stato d'animo di quest'ultimo. Prendendo in considerazione questo problema, Yu et al., (2013), hanno introdotto un modello costituito da tre moduli; il modulo del riconoscimento delle espressioni, il modulo delle analisi delle emozioni, e un modulo finale sull'aiuto fornito allo studente. Attraverso la telecamera del dispositivo, con il primo modulo vengono acquisiti i dati delle espressioni degli studenti, ricavando utili informazioni che serviranno per analizzare lo stato emotivo degli studenti. A seconda dello stato emotivo dello studente e in base alla difficoltà dell'argomento trattato, l'ITS può rendere più facile o più difficile la sessione di studio. Per semplicità, Yu et al., hanno diviso le emozioni in tre macrocategorie: emozioni positive, come la gioia, l'euforia, emozioni negative, come la rabbia e la tristezza, e infine le emozioni normali. Quando gli studenti accedono per la prima volta al sistema di tutoraggio, viene scattata un'immagine del volto e archiviata all'interno del database delle espressioni. Attraverso quell'immagine vengono analizzate in dettaglio i tratti caratteristici dello studente, come la posizione e la forma degli occhi, del naso, delle sopracciglia e della bocca. Vi è inoltre un secondo database, chiamato database delle emozioni. In base all'espressione riconosciuta e attraverso i due database, si ottiene l'emozione che sta provando in quel momento l'utente.

### 1.5.2 “Healthcare”

La medicina sta subendo una trasformazione settoriale grazie ai progressi delle tecnologie informatiche e di rete. L'assistenza sanitaria sta passando da reattiva e centrata sull'ospedale a preventiva e personalizzata, da focalizzata sulle malattie a centrata sul benessere. Inoltre, le strutture sanitarie stanno diventando sempre più smart (Zhao et al, 2017). Un'ambiente sanitario è, in generale, un qualsiasi luogo in cui viene fornita un'assistenza sanitaria al paziente, e include gli ospedali, le cliniche, gli ambulatori e i centri di assistenza specializzati. Tutti questi ambienti si stanno arricchendo sempre più di sensori, riuscendo a estrapolare una grande quantità di dati, che verranno poi elaborati e analizzati, in modo tale da offrire un livello di salute migliore ai pazienti. Inoltre, per migliorare la salute emotiva, il sistema sanitario si sta focalizzando sul rilevamento delle emozioni per riconoscere gli stati emotivi dei pazienti. Infatti, una cattiva salute emotiva può portare a gravi problemi di salute mentale. Negli ultimi anni, la progettazione e l'implementazione di sistemi sanitari onnipresenti e smart sono diventati molto popolari nel campo delle interazioni uomo-computer e uomo-robot. Tali sistemi, monitorano automaticamente sia l'ambiente che le persone in esso presenti per fornire una migliore assistenza e dei servizi adeguati (Tivatansakul et al., 2014). Le informazioni relative alle emozioni vengono successivamente inviate ai professionisti sanitari, e se l'emozione rilevata non è positiva, gli operatori possono visitare il paziente. Queste nuove tecnologie possono essere utilizzate anche per migliorare la sicurezza del paziente all'interno dell'ospedale, identificando i pazienti che possono adottare dei comportamenti non sicuri per la loro e l'altrui salute, come la rimozione accidentale di un tubo di respirazione, e di conseguenza allertare gli operatori sanitari quando viene rilevata un'emozione specifica. Inoltre, grazie all'aspetto del volto del paziente, si riescono a fornire degli indizi diagnostici sulla malattia, la sua gravità e alcuni valori vitali. Per tale motivo, sin dall'inizio degli studi relativi all'elaborazione delle immagini facciali, i ricercatori hanno studiato una soluzione per analizzare automaticamente il volto in modo tale da velocizzare i relativi processi, rendendoli indipendenti dall'errore umano (Leo et al., 2020). Caballero et al., (2016) hanno ideato un'architettura per il rilevamento e la regolazione delle emozioni in un ambiente sanitario intelligente, con l'intento di mantenere un sano stato emotivo e psicologico del paziente. Nei casi in cui il sistema rilevi emozioni negative, attiva meccanismi di interazione con l'individuo, anche attraverso dispositivi audiovisivi. L'architettura è composta da sei nodi (vedi fig.1.23). I primi tre nodi sono responsabili delle attività di rilevazione delle emozioni facciali e del comportamento. Il rilevamento delle emozioni si basa sull'acquisizione e sull'elaborazione delle informazioni che sono pervenute tramite i sensori. La tecnica utilizzata per il riconoscimento dell'espressione facciale è la SVM, mentre la classificazione delle emozioni è basata sulla teoria del “modello circonflesso” di Russel descritta nel paragrafo 1.1. Successivamente, all'interno del nodo “processo decisionale”, viene valutato se è necessario modificare l'ambiente esterno, in modo tale da migliorare lo stato d'animo del paziente. Infine, il nodo di attuazione è incaricato d'interagire con i dispositivi fisici dell'ambiente, intervenendo nella regolazione delle luci, oppure stimolando il soggetto tramite brani musicali. L'obiettivo finale è quello di ottenere le condizioni più adatte al benessere psicofisico dell'individuo grazie all'emozione rilevata.

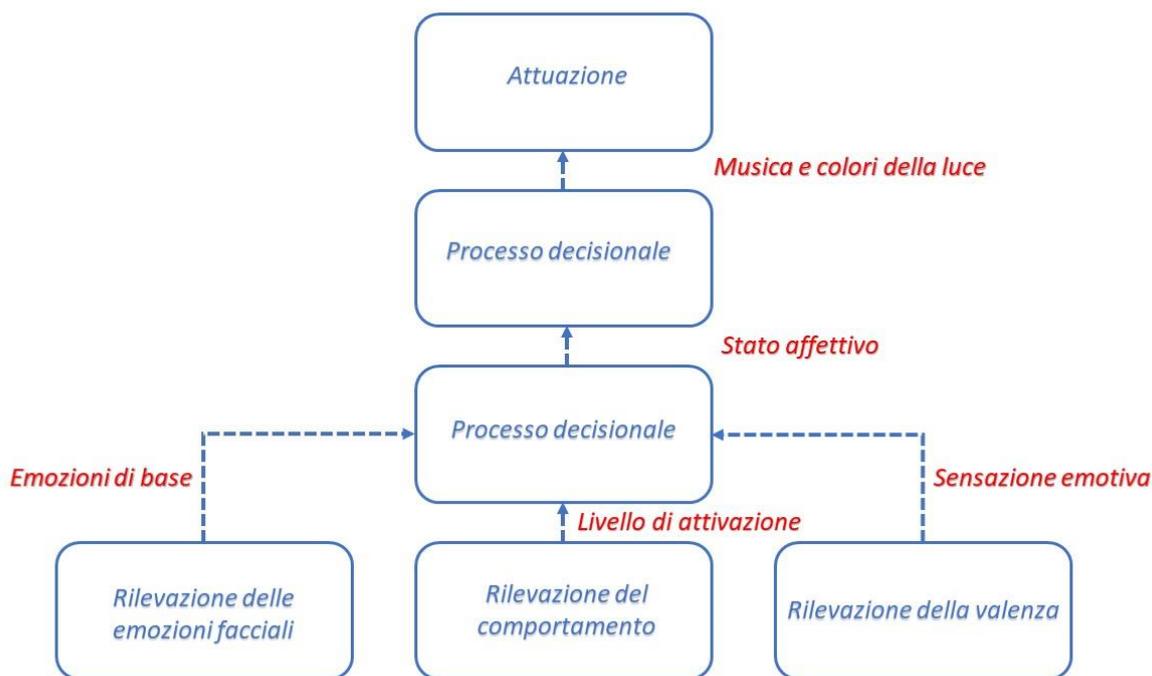


Figura 1.23 Layout dell'architettura per la regolazione delle emozioni in ambienti sanitari intelligenti. Fonte: Caballero et al., (2016)

Le espressioni facciali svolgono anche un ruolo rilevante nel caso di diagnosi di malattie psichiatriche come la depressione. Tradizionalmente, la diagnosi clinica per la depressione richiede ai medici di valutare la gravità dei sintomi depressivi in base alle dichiarazioni verbali dei pazienti, e tramite altri indicatori come il tono di voce e le espressioni facciali. Gavrilescu e Vizireanu, per la prima volta, hanno proposto un'architettura basata sulla rete neurale per predire i livelli di stress, ansia e depressione in tempo reale e in maniera non intrusiva. Tale architettura è a sua volta basata sul metodo FACS descritto nel paragrafo precedente. Il nuovo approccio utilizza le reti neurali convoluzionale ed è progettato per catturare sia l'aspetto sia la dinamica del volto del paziente tramite un'immagine o un video integrando due deep networks in una. Il metodo prevede, con oltre l'80% di precisione, un comportamento depressivo e garantisce un'interessante alternativa alle misurazioni tradizionali. Tuttavia, tali tecnologie non sono applicate solo ai pazienti, ma anche ai professionisti che lavorano all'interno delle strutture sanitarie, come medici e infermieri. In questo periodo storico caratterizzato da una pandemia mondiale, il personale medico e infermieristico è allo stremo delle proprie forze, dovendo reggere dei ritmi di lavoro intensi ed estenuanti. Applicando il riconoscimento facciale all'analisi dello stato emotivo, le strutture sanitarie possono essere in grado di valutare i livelli di stress dei propri specialisti e costruire un sistema per la prevenzione di *burnout* lavorativi. Ad esempio, ogni struttura potrebbero ottimizzare gli orari di lavoro del personale. In questo modo, ogni professionista sanitario sarà più produttivo e avrà un'ottima salute mentale, riuscendo a diminuire anche gli errori causati da fattori umani.

Infine, nell'ambito Healthcare, sono state ideate anche delle applicazioni da utilizzare tramite il proprio pc, tablet o smartphone comodamente da casa. Ne è un esempio il sistema web-based progettato da Tivatansakul et al. (2014). Il programma (vedi fig. 1.24), tramite le webcam e i microfoni rileva il volto delle persone, e attraverso un'elaborazione dei dati è in grado di riconoscere

e classificare le proprie emozioni. Quando le emozioni sono classificate come negative, il sistema fornisce dei servizi tramite la realtà aumentata per migliorare il loro stato emotivo. Anche in questo caso la tecnica utilizzata per il riconoscimento dell'espressione facciale è la SVM. Innanzitutto, il sistema, tramite i fotogrammi del video, rileva il volto dell'utente. Il sistema non può rilevare più volti da più utenti contemporaneamente. Una volta che è stata rilevata la faccia, estrae i suoi tratti peculiari e successivamente classifica le emozioni provate in una delle sette classi di riferimento (felicità, tristezza, rabbia, disgusto, paura, sorpresa oppure nessuna emozione).

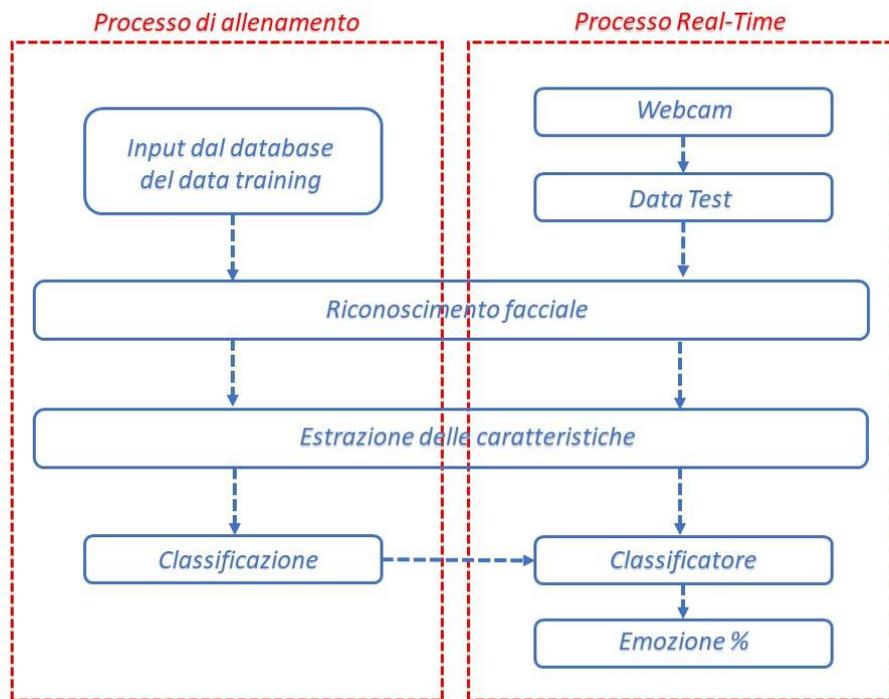


Figura 1.24 Workflow del rilevamento delle emozioni tramite le espressioni facciali. Fonte: Tivatansakul et al., 2014

## 2) Il metodo

In questo capitolo verrà descritto il metodo che è stato utilizzato per compiere le elaborazioni e le analisi presenti nel capitolo 3. Inizialmente, saranno descritte le principali caratteristiche dei brevetti, come per esempio l'oggetto del brevetto e i requisiti che deve possedere per essere brevettato. Nei paragrafi successivi, verrà introdotta la struttura del brevetto e i metodi di classificazione, utili per capire il lavoro svolto durante il capitolo 3. Inoltre, verrà esaminato il database che è stato utilizzato, descrivendo quali sono i maggiori vantaggi nell'utilizzare una piattaforma come "Derwent Innovation". Sarà descritta la metodologia utilizzata nel creare le query, e come sono state individuate le giuste keywords utilizzate all'interno di esse. Infine, verranno descritti i due database ricavati tramite le query e attraverso i quali è stato possibile effettuare le analisi presenti nel capitolo successivo.

### 2.1 I brevetti

Il brevetto è l'atto amministrativo che attribuisce all'inventore la facoltà esclusiva di attuare la propria invenzione (Rivaro e Sarale, 2018). Il brevetto è un documento tecnico che consente a chi ha realizzato un'invenzione di poterla produrre e commercializzare in esclusiva nello stato in cui il brevetto è stato richiesto. Il brevetto è un diritto esclusivo concesso per la protezione di un'invenzione. Il titolare del brevetto gode, di solito, del diritto esclusivo di impedire a terzi di sfruttare la propria invenzione per scopi commerciali. I brevetti forniscono il diritto di escludere terze parti dall'operare nelle aree per la quale l'invenzione viene rivendicata, infatti vengono classificati come diritti territoriali, ossia producono effetti solo su territorio in cui sono registrati. Pertanto, hanno implicazioni sia di tipo legale sia di tipo commerciale. Poiché esistono degli elevati costi riconducibili ai brevetti, quando le aziende richiedono un brevetto, esso rappresenta un investimento significativo. Inoltre, sono anche fonti di informazioni difficili da reperire, in quanto di solito rappresentano una novità assoluta nel mercato e l'organizzazione che per prima compie la scoperta non pubblicano immediatamente i risultati nella letteratura scientifica. Stando a quanto scritto, è estremamente difficile quantificare il valore di un brevetto (Trippe, 2015). Il brevetto per invenzione industriale ha una durata di venti anni a decorrere dalla data di deposito. Il brevetto, una volta scaduta la sua durata non può più essere rinnovato.

#### 2.1.1 Oggetto del brevetto e requisiti di brevettabilità

Le norme che disciplinano il brevetto non ne danno una definizione univoca bensì fanno riferimento all'oggetto. Quest'ultimo è costituito dall'invenzione, e trova una definizione sia nel Codice civile che nel Codice della proprietà industriale. L'art. 2585 del C.c. stabilisce che:

*"Possono costituire oggetto di brevetto le nuove invenzioni atte ad avere un'applicazione industriale, quali un metodo o un processo di lavorazione industriale, una macchina, uno strumento, un utensile o un dispositivo meccanico, un prodotto o un risultato industriale e l'applicazione tecnica di un principio scientifico, purché essa dia immediati risultati industriali"*

Mentre l'art. 45 comma 1 del Codice della proprietà industriale afferma che:

*“Possono costituire oggetto di brevetto per invenzione le invenzioni, di ogni settore della tecnica, che sono nuove e che implicano un’attività inventiva e sono atte ad avere un’applicazione industriale”.*

Tuttavia, il concetto di invenzione non va confuso con il concetto di scoperta. Infatti, quest’ultima si riferisce all’atto di trovare o esplorare qualcosa che esisteva già in natura ma che sino ad allora non era stato percepito prima. Inoltre, al comma 2 dell’art. 45 del codice della proprietà industriale viene fornito un elenco di ciò che non può essere considerato invenzione. Non possono essere considerate invenzioni:

- Le scoperte, le teorie scientifiche e i metodi matematici.
- I metodi e i principi per le attività intellettuali, per gioco o per attività commerciali ed i programmi per elaboratori.
- I metodi per il trattamento chirurgico, terapeutico e di diagnosi.

Una volta verificato che il proprio brevetto non appartiene a nessuna delle suddette categorie, affinché possa essere brevettato deve possedere dei requisiti ben definite, riportati agli art.46,48,49,50 del Codice della proprietà Industriale.

Innanzitutto, deve possedere il requisito di novità. Un’invenzione è nuova, quindi possiede il requisito di novità, se al momento del deposito della domanda di brevettazione, non è compreso nello stato della tecnica. Lo stato della tecnica comprendo tutto ciò che è divenuto di dominio pubblico fino al giorno prima del deposito della domanda. Un brevetto può essere pubblico sia attraverso la divulgazione da parte di terzi, sia attraverso la divulgazione degli stessi titolari del brevetto.

In aggiunta al requisito di novità, deve possedere il requisito di industrialità. L’invenzione, infatti, deve avere un’applicazione industriale, e pertanto deve poter essere fabbricata o utilizzata in qualsiasi genere di industria.

Inoltre, deve possedere il requisito dell’*attività inventiva o originalità*. Un’invenzione possiede il requisito dell’attività inventiva quando, per una persona che è esperta del ramo, essa non risulti in modo evidente dallo stato della tecnica. Pertanto, si intende assicurare che i brevetti non siano concessi ad una persona esperta in quel settore che è riuscito ad ottenere un progresso tecnologico tramite la semplice deduzione attraverso le tecnologie già esistenti sul mercato e non tramite la propria inventiva e creazione. A livello europeo, per valutare in maniera oggettiva se un’invenzione possiede il requisito di originalità, si applica il Problem and solution approach (PSA). Il PSA è formato da tre fasi principali:

1. Determinare la tecnica anteriore più recente
2. Stabilire il problema tecnico oggettivo da risolvere
3. Determinare se l’invenzione in esame, sarebbe stata ovvio per il tecnico esperto del settore (EPO).

Infine, ma non meno importante, deve possedere il requisito di non liceità. Infatti, non possono essere brevettate tutte quelle invenzioni che son contrarie all’ordine pubblico e al buon costume (Presti e Resciglio, 2019).

### 2.1.2 Le procedure brevettuali

Le procedure brevettuali non sono univoche in tutto il mondo. In Italia, la gestione nazionale dei brevetti è affidata all'Ufficio Italiano Brevetti e Marchi (UIBM). Affinché si possa concedere un brevetto per invenzione, è necessario che l'inventore depositi una domanda corredata dai disegni e dalle descrizioni necessarie affinché venga compresa l'invenzione. Le descrizioni devono essere chiare ed esaustive, in modo tale che ogni persona esperta del ramo possa essere in grado di attuarla (Sarale e Rivaro, 2018). Una volta depositata tale domanda, secondo il D.M. del 27 giugno 2008, è l'Ufficio Europeo dei Brevetti (EPO) che ha il compito di effettuare la ricerca di anteriorità relative alle domande depositate presso l'Ufficio Italiano Brevetti e Marchi. Infatti, l'UIBM ha tempo cinque mesi per trasmettere tutti i fascicoli e la documentazione all'EPO. Successivamente, secondo quanto stabilito nell'art.4 del D.M del 27 giugno 2008, l'Ufficio europeo dei brevetti redige i rapporti di ricerca e una volta terminato lo invierà all'UIBM che lo trasmetterà a chi ha richiesto la brevettazione. Quindi, dopo circa nove mesi dal deposito della domanda di brevetto, il richiedente avrà un rapporto dettagliato, in modo tale che possa decidere se proseguire con l'estensione internazionale. In seguito, l'UIBM prima rende accessibile al pubblico la domanda di brevetto, con la descrizione, le rivendicazioni e i disegni, e solo dopo procede all'esame. Se l'UIBM, tenuto conto del rapporto di ricerca, rileva che non può essere concesso il brevetto, emette una comunicazione di rifiuto nei confronti del richiedente riportando le dovute motivazioni. In caso contrario, si effettua prima la pubblicazione del brevetto, e dopo circa 6-12 mesi vi è la concessione del brevetto.

Oltre al deposito della domanda presso l'UIBM, esistono altre due forme di protezione brevettuale, il brevetto europeo e la procedura PCT. La prima è disciplinata dalla Convenzione sul brevetto europeo, e nasce con lo scopo di risolvere il problema dei vari depositi che si possono verificare in più stati. Per risolvere tale problema, si è imposta una procedura brevettuale unificata, che fosse unica a livello europeo. Questa procedura è attuata da parte dell'Ufficio Europeo dei Brevetti (EPO). Tale brevetto è valido in tutti gli Stati aderenti alla convenzione (vedi figura 2.1). Mentre la seconda è amministrata dall'Organizzazione mondiale della proprietà intellettuale (WIPO). Essa è responsabile di tutta l'amministrazione che riguarda il sistema PCT e ha il compito di garantire che i richiedenti ricevano un rapporto di ricerca sulla tecnica precedente e un'opinione scritta sulla potenziale brevettabilità (EPO).

Il brevetto Europeo è costituito da più brevetti, infatti, alla fine della procedura unica di brevettazione presso l'Ufficio Europeo, il titolare dispone di tanti brevetti nazionali, uno per ogni stato aderente (Sarale e Rivaro, 2018).



Figura 2.1 Rappresentazione degli stati aderenti alla convenzione. Fonte EPO

Oltre al Brevetto Europeo, vi è il brevetto PCT. Si tratta di una procedura istituita dal Patent Cooperation Treaty, che consente il deposito plurimo di brevetti a livello internazionale. La legge prevede che chi deposita una domanda di brevetto nazionale in uno stato aderente al PCT, può chiedere che essa valga anche per tutti gli altri stati aderenti (vedi figura 2.2) (Sarale e Rivaro, 2018). Il PCT ha effetto in 153 Stati (vedi fig.2.2).



Figura 2.2 Rappresentazione degli Stati aderenti al PCT. Fonte: UIBM

### 2.1.3 La struttura del brevetto

I brevetti sono formati da una prima pagina in cui sono riportati i dati bibliografici, da una descrizione (Disclosure), dalle figure e dalle rivendicazioni (Claims). All'interno di ogni sezione, sono presenti delle sottosezioni che forniscono informazioni più dettagliate. I dati bibliografici sulla prima pagina di un documento brevettuale sono identificati mediante l'uso di codici INID tra parentesi. Nella prima pagina possiamo trovare le seguenti informazioni:

- a) Il titolo; deve essere conciso ed informativo allo scopo di aiutare ad inquadrare l'area tecnica in cui si colloca l'invenzione.
- b) Gli inventori; una o più persone che hanno inventato il brevetto, pertanto rappresenta la persona o le persone responsabili dello sforzo intellettuale associato all'invenzione.
- c) L'assegnatario; rappresenta il titolare del brevetto, ossia la persona con la quale dovranno essere condotte delle trattative per i diritti associati all'invenzione. L'assegnatario può non essere l'inventore del brevetto, soprattutto se tra l'assegnatario e l'inventore vi è un rapporto di lavoro subordinato.
- d) Il numero del brevetto e la data di brevetto; il primo rappresenta il codice identificativo del brevetto. Nell'esempio riportato in figura 2.3, il prefisso US indica che si tratta di un brevetto americano, mentre il codice B2 indica che questo brevetto ha una domanda precedentemente pubblicata. Invece, per data di brevetto si intende la data di concessione del brevetto.
- e) La classificazione; permette di suddividere la tecnologia brevettata in unità differenti. Le tre più importanti classificazioni usate per i brevetti sono la IPC, la ECLA e la USPC.
- f) Il campo della ricerca;
- g) I riferimenti citati; si tratta di un elenco di riferimenti che sono stati presi in considerazione dall'ufficio brevetti durante l'esame del brevetto. L'esaminatore ha concluso che le rivendicazioni del brevetto erano brevettabili rispetto all'arte precedente descritta in questi riferimenti.
- h) Il riassunto; rappresenta una descrizione non tecnica del brevetto. Il suo scopo è quello di permettere all'Ufficio brevetti e al pubblico di determinare attraverso una veloce lettura la natura tecnica dell'invenzione (EPO,2015).

US008209182B2

(12) **United States Patent**  
Narayanan

(10) **Patent No.:** **US 8,209,182 B2**  
(45) **Date of Patent:** **Jun. 26, 2012**

a) **Titolo** (54) **EMOTION RECOGNITION SYSTEM**

b) **Inventore** (75) **Inventor:** **Shrikanth S. Narayanan, Santa Monica, CA (US)**

c) **Assegnatario** (73) **Assignee:** **University of Southern California, Los Angeles, CA (US)**

(\*) **Notice:** Subject to any disclaimer, the term of this patent is extended or adjusted under 35 U.S.C. 154(b) by 557 days.

(21) **Appl. No.:** **11/565,194**

(22) **Filed:** **Nov. 30, 2006**

(65) **Prior Publication Data**  
US 2008/0052080 A1 Feb. 28, 2008

**Related U.S. Application Data**

(60) **Provisional application No. 60/740,902, filed on Nov. 30, 2005.**

e) **Classificazione** (51) **Int. Cl.** (2006.01)  
**G10L 21/00**

(52) **U.S. Cl.** **704/270; 704/275; 704/220; 704/211; 704/215; 704/255**

f) **Campo della ricerca** (58) **Field of Classification Search** **704/270, 704/236, 233, 275, 211, 215, 220, 250, 255, 704/267**  
See application file for complete search history.

g) **Riferimenti citati** (56) **References Cited**  
U.S. PATENT DOCUMENTS  
5,367,454 A \* 11/1994 Kawamoto et al. 715/706  
5,987,415 A \* 11/1999 Breese et al. 704/270  
6,151,571 A \* 11/2000 Petrushin 704/209  
6,185,534 B1 \* 2/2001 Breese et al. 704/270  
6,275,806 B1 \* 8/2001 Petrushin 704/272  
6,332,143 B1 \* 12/2001 Chase 707/100

7,590,538 B2 \* 9/2009 St. John 704/246  
7,940,914 B2 \* 5/2011 Petrushin 379/265.06  
2002/0002460 A1 \* 1/2002 Petrushin 704/270  
2002/0002464 A1 \* 1/2002 Petrushin 704/275  
2002/0135618 A1 \* 9/2002 Maes et al. 345/767  
2003/0033145 A1 \* 2/2003 Petrushin 704/236  
2003/0069728 A1 \* 4/2003 Tato et al. 704/231  
2005/0102135 A1 \* 5/2005 Goronzy et al. 704/213  
2005/0240411 A1 \* 10/2005 Yacoub 704/270  
2006/0122834 A1 \* 6/2006 Bennett 704/256

**OTHER PUBLICATIONS**  
Lee et al. Combining Acoustic and Language Information for Emotion Recognition, Sep. 2002, International Conference on Spoken Language Processing.\*  
Fragopanagos et al. Emotion recognition in human-computer interaction, Mar. 2005, Neural Networks.\*  
Ian R. Murray and John L. Amott. "Toward the Simulation of Emotion in Synthetic Speech: A Review of the Literature on Human Vocal Emotion", p. 1097-1108.  
IEEE Signal Process. "Emotion Recognition in Human-Computer Interaction", p. 35-80.

\* cited by examiner

**Primary Examiner** — Vijay B Chawan  
(74) **Attorney, Agent, or Firm** — McDermott Will & Emery LLP

(57) **ABSTRACT**

An emotion recognition system for assessing human emotional behavior from communication by a speaker includes a processing system configured to receive signals representative of the verbal and/or non-verbal communication. The processing system derives signal features from the received signals. The processing system is further configured to implement at least one intermediate mapping between the signal features and one or more elements of an emotional ontology in order to perform an emotion recognition decision. The emotional ontology provides a gradient representation of the human emotional behavior.

**19 Claims, 2 Drawing Sheets**

Figura 2.3 Prima pagina di un brevetto sull'"Emotion Recognition System". Fonte: Google Patents

Sapere com'è fatto un brevetto è importante per capire come è avvenuta la ricerca tramite query e quali sono stati i campi di ricerca selezionati che hanno permesso la creazione dei database utilizzati per le analisi e le elaborazioni presenti nel capitolo 3. Un maggiore approfondimento sui database è presente nel capitolo 2.5.

#### 2.1.4 La classificazione dei brevetti

La classificazione è un mezzo per ottenere un'uniformità dei documenti brevettuali a livello internazionale. Essa ha lo scopo di creare un efficace strumento di ricerca per il reperimento dei documenti brevettuali da parte degli utenti. Inoltre, permette un facile accesso alle informazioni che vi sono contenute, permette di studiare lo stato dell'arte in determinati settori e semplifica le elaborazioni statistiche delle proprietà industriali legate allo sviluppo tecnologico nei vari settori. Infatti, la letteratura brevettuale è talmente ampia che il reperimento dell'informazione sarebbe quasi impossibile se non ci fosse una classificazione adeguata.

Esistono diverse tipologie di classificazioni brevettuali, la classificazione internazionale (IPC - International Patent Classification), la classificazione cooperativa (CPC - Cooperative Patent Classification), oppure quella statunitense (USPC). In questo paragrafo viene descritta la classificazione IPC che sarà presente anche nelle elaborazioni svolte nel paragrafo 3.

La classificazione IPC suddivide le tecnologie brevettuali in otto sezioni (vedi tabella 2.1). Le sezioni rappresentano il livello gerarchico più elevato della classificazione. A loro volta sono segmentate in livelli sempre più dettagliati (sottosezioni, classi, sottoclassi, gruppi e sottogruppi).

Tabella 2.1 Classificazione IPC, le sezioni. Fonte: Wipo (2020)

A	Fabbisogni umani
B	Esecuzioni di operazioni; Trasporto
C	Chimica; Metallurgia
D	Tessili; Carta
E	Costruzioni immobili
F	Ingegneria meccanica; Illuminazione; Riscaldamento; Armi; Esplosivi
G	Fisica
H	Energia elettrica

Le sezioni sono suddivise in sottosezioni, ossia delle classificazioni più precise rispetto alle sezioni stesse. Per esempio, la sezione A, i fabbisogni umani, a sua volta è suddivisa in sottosezioni quali l'agricoltura, i prodotti alimentari e il tabacco, gli articoli personali e domestici, la sanità e i divertimenti. Ogni sezione è suddivisa in classi, che costituiscono il secondo livello gerarchico della classificazione.

La classe è formata da un simbolo, un titolo e un indice (quest'ultimo elemento non è presente in tutte le classi). Il simbolo è composto dalla lettera della sezione a cui appartiene la classe e da due numeri. Il titolo serve a fornire un'indicazione sul contenuto della classe, mentre l'indice, qualora fosse presente, serve a fornire una panoramica del contenuto della classe.

Ogni classe presenta una o più sottoclassi che rappresentano il terzo livello gerarchico della classificazione. La sottoclasse è formata in maniera analoga alla classe. Per ogni sottoclasse è presente un simbolo, un titolo, un indice, e vi è anche un'intestazione guida. Il simbolo è composto dal simbolo della classe di appartenenza e da una lettera dell'alfabeto.

Infine, al quarto livello gerarchico, è presente il gruppo. Il simbolo del gruppo è formato da un numero che è composto al massimo da tre cifre, una barra obliqua e da altri due numeri. Quest'ultimi sono importanti per identificare il gruppo principale dai sottogruppi (Wipo,2020).

Per fornire un maggiore comprensione dell'argomento, e per capire le analisi che son state svolte nel capitolo 3, nella figura 2.4 è riportato uno schema della classificazione del brevetto sull' Emotion Recognition System presente in figura 2.3. È utile notare come, nel quarto livello gerarchico della figura sottostante, sono presenti i numeri finali "00". Tali numeri stanno a identificare il gruppo principale. Se fossero stati presenti due numeri diversi, sarebbe stato un sottogruppo del gruppo principale.

G10L 21/00

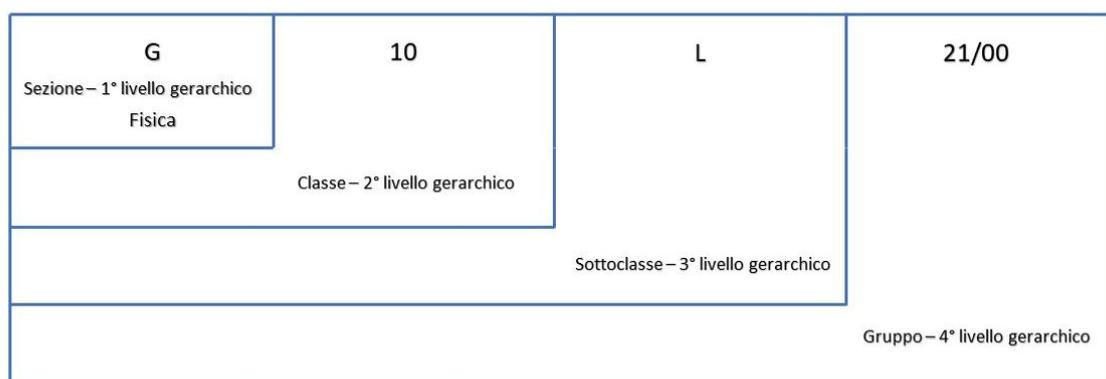


Figura 2.4 Descrizione della classificazione del brevetto in figura 2.7. Fonte: Wipo, 2020

## 2.2 La banca dati utilizzata: “Derwent Innovation”

Come si è visto nel paragrafo precedente, la struttura del brevetto è ampiamente unificata a livello mondiale, e ciò ha permesso una più facile ricerca delle informazioni. Per attuare una ricerca, esistono un’ampia scelta di banche dati che hanno lo scopo di rendere accessibili milioni di documenti a tutti gli utenti. Una prima grande distinzione che si può attuare per le diverse banche dati presenti all’interno del web, è quella di classificarle in banche dati gratuite o banche dati a pagamento. La differenza sostanziale tra le due tipologie di database è che quelli a pagamento, in generale, forniscono all’utente una ricerca in un lasso di tempo minore, utilizzando dei sistemi di elaborazione più potenti.

La banca dati brevettuale che è stata utilizzata per questa tesi è la Derwent Innovation. Essa rientra nelle categorie delle banche dati a pagamento. È una piattaforma di analisi e ricerca che offre l’accesso a brevetti e letteratura scientifica a livello globale. L’interfaccia utente è semplice e intuitiva (vedi fig.2.5). Nella sezione Search Fields è possibile comporre la propria query attraverso un’impostazione guidata, selezionando la scelta dei campi e inserendo le parole chiave. Per quanto riguarda la scelta dei campi vi è un’ampia disponibilità di opzioni, come per esempio la ricerca tramite keywords utilizzando come campo di ricerca Title/Abstract/Claims (andare a vedere il paragrafo 2.1.3), oppure utilizzare direttamente i codici IPC che identificano la tecnologia inserendoli nel campo “IPC-Any”.

Per la presente tesi si è utilizzato il campo Title/Abstract/Claims per immettere le keywords necessarie, e il campo Date per creare l’intervallo di tempo su cui focalizzare l’attenzione. Successivamente, si possono utilizzare gli operatori logici standard per modificare la propria query. Una volta individuata la query più opportuna, la piattaforma permette all’utente di estrarre i documenti in vari formati, e di scegliere quali dati importare all’interno del database finale. Nel paragrafo 2.5, sono elencati e descritti i dati che son stati importati per svolgere l’analisi.

Il vantaggio di utilizzare una piattaforma come Derwent Innovation è quello di vedere in anteprima la query e di poterla modificare a proprio piacimento. Infatti, per gli utenti più esperti, nella sezione Preview or edit query, è possibile creare una query senza che vi sia un’impostazione guidata.

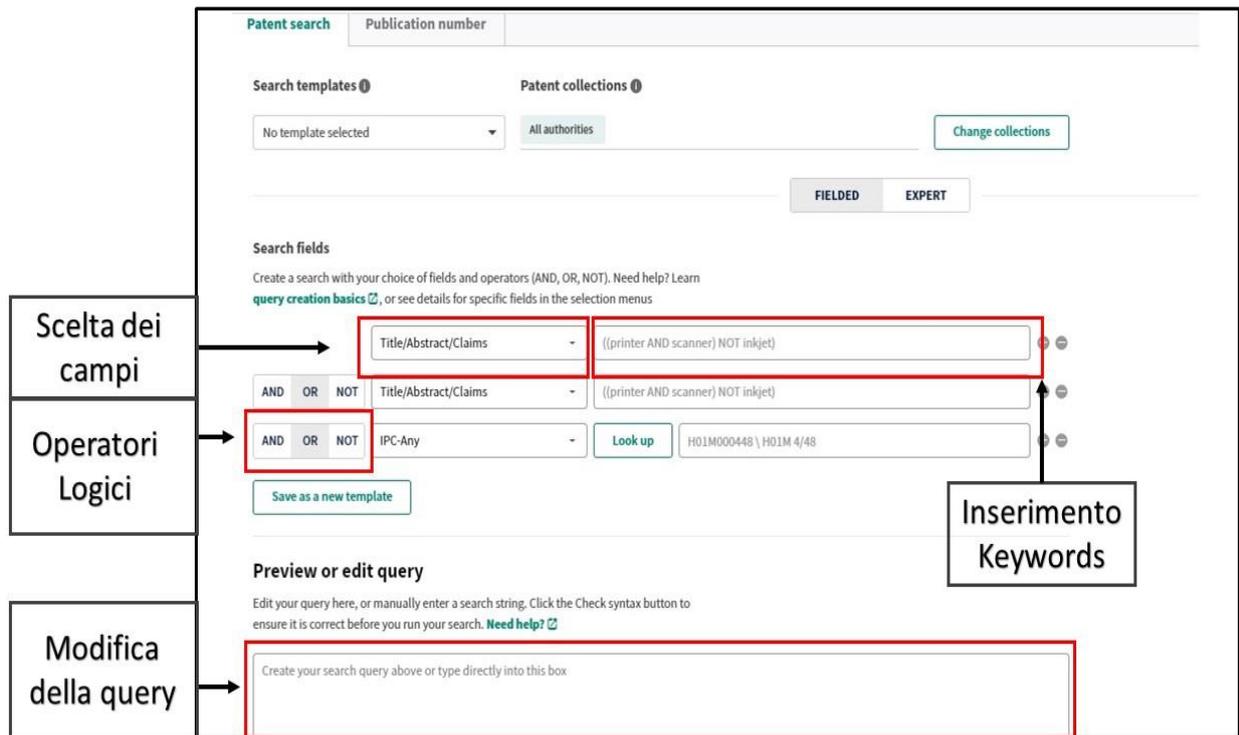


Figura 2.5 Interfaccia grafica della piattaforma "Derwent Innovation". Fonte: <https://www.derwentinnovation.com/>

Un altro vantaggio della piattaforma è quello di poter salvare la query, senza dover riscriverla da zero una volta terminato la sessione di lavoro. Infine, ma non meno importante, la piattaforma mette a disposizione delle analisi relative al campione di dati che si vuole estrarre e le elaborazioni grafiche ad esso connesso. Per lo scopo di questa tesi, si è preferito non estrarre alcuna elaborazione prodotta all'interno della piattaforma.

## 2.3 La ricerca tramite keywords e date

I criteri di ricerca che sono utilizzati per effettuare un'analisi brevettuale all'interno di un database possono essere i seguenti:

- Tramite delle Keywords
- Tramite una classificazione dei brevetti
- Tramite delle date (come, per esempio la data di priorità, la data della domanda, la data di pubblicazione)
- Tramite numero di riferimento o identificazione del brevetto
- Nomi dei richiedenti, degli assegnatari o degli inventori

Per questa tesi, si è deciso di effettuare una ricerca mista tramite keywords e date, in modo tale da compiere un'analisi brevettuale corretta e precisa, e che avesse un intervallo temporale ben definito su cui focalizzarsi. Infatti, i documenti brevettuali all'interno dei database possono essere ricercati utilizzando keywords che descrivono la tecnologia o il problema che la tecnologia è progettata per risolvere (WIPO, 2015). Non è stato utilizzato il metodo di ricerca tramite la classificazione dei brevetti, in quanto, quest'ultimo, è un argomento trattato all'interno delle analisi svolte nel capitolo 3. Infine, anche il criterio di ricerca tramite i nomi dei richiedenti o assegnatari sarebbe stato poco utile per il lavoro svolto in questa tesi.

Prima ancora di definire l'intervallo temporale su cui basare l'analisi, è stato opportuno realizzare un elenco contenente tutte le possibili keywords da utilizzare. Affinché l'elenco potesse essere il più esaustivo e completo possibile, si è creato un database contenente tutte le principali informazioni dei paper analizzati con le relative keywords trovate. A partire dai motori di ricerca di Google Scholar e Scopus, sono stati analizzati sessanta paper per formare il database iniziale. Alcuni di questi paper sono stati citati precedentemente nel capitolo 1, e son serviti per analizzare e comprendere il funzionamento della tecnologia e le sue possibili applicazioni in diversi ambiti, altri invece son serviti per un ulteriore approfondimento e per popolare il database.

Inizialmente, all'interno dei motori di ricerca, sono state utilizzate keywords basilari, come "Facial Emotion" oppure "Facial Detection", ossia keywords che descrivessero in maniera generale la tecnologia. Successivamente, più cresceva il numero di paper analizzati, più le keywords trovate erano complesse e differenti tra loro.

I paper analizzati sono stati suddivisi in tre categorie differenti:

- Generale: papers nei quali l'autore descrive la tecnologia e il metodo di applicazione, senza far riferimento ad un ambito in particolare.
- Healthcare: papers nei quali l'autore descrive la tecnologia e come viene applicata nel settore dell'healthcare.
- Education e Learning: papers nei quali l'autore descrive la tecnologia e come viene applicata nel settore dell'education e del learning.

Tale categorizzazione è servita per costruire le due query finali. Infatti, come si vedrà nel paragrafo successivo relativo alla creazione delle query (paragrafo 2.4), per ogni keyword è stato riportato il paper di provenienza e la categoria. Una keyword può avere più paper di appartenenza, e più paper

riportano quella determinata keyword, più ne aumenta l'importanza all'interno della ricerca. Così facendo, e per come son state costruite le due query, se una keyword presenta le voci dei paper di appartenenza come generale e healthcare, è inevitabile che deve essere una keyword utilizzata per costruire la query relativa al campo dell'healthcare. Viceversa, se una keyword presenta le voci generale e education, senz'altro deve essere utilizzata nella costruzione della query relativa all'education e learning. Infine, grazie all'analisi dei papers, si è potuto costruire il database iniziale.

Il database creato presenta le seguenti voci:

- Un codice identificativo per ogni paper;
- Gli autori;
- Il titolo;
- La categoria;
- Le keywords trovate;

Una volta popolato il database, il passo successivo è stato quello di creare l'elenco di tutte le keywords, in modo tale da capire quali fossero quelle maggiormente utilizzate. Le keywords impiegate di più all'interno dei papers sono state Emotion Recognition, Facial Expressions Recognition, Facial Expressions e Face Recognition, tutte keywords utilizzate nei motori di ricerca per trovare i papers da analizzare, e che descrivono in maniera generica la tecnologia utilizzata.

Le keywords, in totale, son state 162. Successivamente, vi è stato un lavoro di pulizia dall'elenco, in quanto diverse keywords non andavano bene per lo scopo della ricerca. Le ragioni per cui son state eliminate determinate keywords sono state diverse. Per esempio, la parola games veniva ripetuta per ben due volte all'interno del database. Il fatto che fosse ripetuta più volte la rendeva una possibile keyword utilizzabile all'interno della query. Tuttavia, come già descritto nel capitolo 1, essendo games un settore di applicazione, questo avrebbe portato ad un eccessivo numero di brevetti trovati, oltretutto non appartenenti ai settori che si stanno analizzando all'interno di questa tesi. Un altro esempio di keyword che è stata eliminata è microphones. Essa, se fosse stata inserita all'interno della query, avrebbe senz'altro prodotto dei risultati non consoni con la tecnologia del Facial Recognition. Infatti, i microfoni sono solitamente utilizzati per rilevare la voce dell'individuo, e successivamente, tramite diverse elaborazioni, riconoscere le emozioni che sta provando. Pertanto, se fosse stata aggiunta all'interno della query, sarebbe entrata in conflitto con la tecnologia del riconoscimento facciale.

Dal lavoro di pulizia, son state individuate 125 keywords. Una volta individuate le possibili keywords da utilizzare, si è compiuto un ulteriore lavoro di modifica. Il lavoro svolto consisteva nell'accorpore in un'unica parola chiave tutte quelle keyword che presentavano al loro interno già la suddetta parola e che non erano importanti ai fini della ricerca. Per esempio, se nell'elenco comparivano le keywords emotion analysis, emotion generation, emotion incentive, emotion monitoring, emotion theory ed emotion visualization, non avrebbe avuto senso inserire tutte queste parole all'interno della query, pertanto si è deciso di accorparle nella keyword emotion. Si è proceduto nella stessa maniera, anche per individuare, per esempio, la keyword health. L'elenco presentava parole come e-healthcare oppure smart-healthcare, tutte keywords che potevano essere incluse in una parola chiave generale come health\*. Grazie a questo lavoro di analisi, sono state individuate le parole chiave che son state successivamente inserite all'interno delle due query finali.

## 2.4 La creazione delle query

L'utente, per interfacciarsi con la banca dati, deve utilizzare una query di ricerca. La query di ricerca può essere formata o da singole keyword oppure da più keyword collegate tra loro tramite degli operatori logici. Infatti, gli operatori logici permettono di collegare differenti termini in modo tale da creare delle stringhe di testo più complesse, che permettano di definire in maniera più precisa l'ambito di interesse, e ottenere un risultato più completo. Gli operatori logici utilizzati sono:

- “AND”: se collego due termini con l'operatore “AND”, otterrò una stringa di ricerca che troverà, all'interno del database, solo i documenti che contengono entrambi i termini.
- “OR”: se collego due termini con l'operatore “OR”, otterrò una stringa di ricerca che troverà, all'interno del database, i documenti che contengono almeno uno dei due termini.
- “ADJ”: questo operatore logico ha il compito di restringere il campo di ricerca a due o più parole nel preciso ordine in cui vengono scritte.

Per ampliare la ricerca, nella stringa di testo è possibile inserire particolari caratteri chiamati wildcards o caratteri jolly. Il carattere jolly che è stato utilizzato è:

- “\*”: questo operatore logico viene posto alla fine di una parola. Esso ha il compito di sostituire uno o più caratteri, in modo tale che, se inserito alla fine di una parola come “med\*”, i risultati includeranno termini come medical, medicine oppure medicament.

Infine, son stati utilizzati degli operatori di intervallo per restringere il range temporale di ricerca.

Le due query che son state create presentano lo stesso schema (vedi fig.2.6). Le due query possono essere suddivise in tre parti:

1. Parte “fissa”
2. Parte “variabile”
3. Intervallo di tempo

La prima parte, così detta fissa, in quanto non varia a seconda delle due query create, è composta a sua volta da altre tre query. La prima query analizza la tecnologia, e può essere suddivisa in approccio convenzionale oppure approccio basato sul deep learning, come già visto nel primo capitolo, e una seconda query che comprendo l'oggetto che vogliamo analizzare, quindi le emozioni. All'interno della seconda query si è preferito riportare, oltre alla keyword generica emotion, anche le emozioni primarie viste nel capitolo 1.

La seconda parte, così detta variabile, è diversa a seconda del settore di applicazione. In essa sono presenti le keyword più identificative per il settore di appartenenza, che son state trovate dall'analisi descritta nel capitolo 2.3.

Infine, la query si chiude con l'intervallo temporale scelto. L'intervallo temporale su cui si è focalizzata la ricerca ricopre il trentennio che va dal 1991 al 2021. È stato scelto come anno iniziale proprio il 1991, in quanto Meva (2014) nel suo paper “Study of different Trends and Techniques in Face Recognition” afferma che nel 1991, Turk e Pentland hanno scoperto, per la prima volta, come

rilevare i volti all'interno delle immagini e ciò ha portato ai primi casi di riconoscimento facciale automatico.

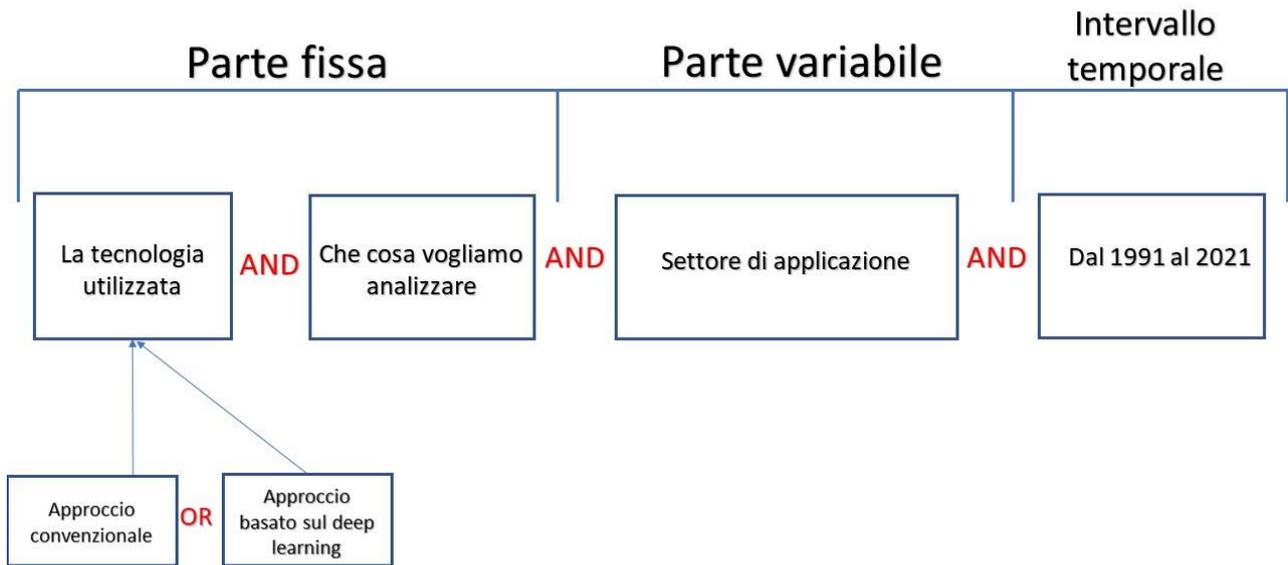


Figura 2.6 Schema utilizzato per la creazione della query.

Prima di riuscire a trovare le due query definitive, sono stati fatti vari tentativi. I primi tentativi riguardavano gli operatori logici utilizzati, per esempio sono stati modificati i vari operatori all'interno di una o più query per capire quali fossero quelli più opportuni da adottare. Successivamente, sono state apportate varie modifiche alle keywords utilizzando in maniera differente il carattere jolly, oppure sono state modificate le keywords in modo tale da avere delle query che dessero risultati più o meno stringenti. Le due query che sono state utilizzate per generare i database finali sono riportati nella tabella 2.2 e 2.3.

Attraverso la query relativa all'"Healthcare" sono stati individuati 6.919 brevetti, mentre con la query relativa all'"Education and Learning" sono stati individuati 10.049 brevetti.

Tabella 2.2 Query A – Healthcare, suddivisa per tecnologia, rilevamento, ambito e intervallo temporale.

TECNOLOGIA	ELEMENTI DI ANALISI					INTERVALLO TEMPORALE	
	APPROCCIO CONVENZIONALE	APPROCCIO BASATO SUL DEEP-LEARNING	SETTORE DI APPLICAZIONE				
<p><b>Query A - "Healthcare"</b></p>							
	<p>((CTB=((Face ADJ Detection) OR (Face ADJ Perception) OR (Face ADJ Processing) OR (Face ADJ Recognition) OR (Facial) OR (FEER) OR (FACS) OR (Action ADJ Unit) OR (Support ADJ Vector ADJ Machines) OR (SVM) OR ( K ADJ Nearest ADJ Neighbors) OR (k ADJ NN) OR (Linear ADJ Discriminant ADJ Analysis) OR (LDA) OR (Principal ADJ Component ADJ Analysis) OR (PCA) OR (Hidden ADJ Markov ADJ Model) OR (HMM) OR (Random ADJ Forest) )</p>	<p>(CTB=((Face ADJ Detection) OR (Face ADJ perception) OR (Face ADJ processing) OR (Face ADJ Recognition) OR (Facial) OR (FEER) OR (FACS) OR (Action ADJ Unit) OR (Computational ADJ Modelling) OR (Deep ADJ Learning) OR (Machine ADJ Learning) OR (CNN) OR (Convolutional ADJ Neural ADJ Network) OR (RNN) OR (Recurrent ADJ Neural ADJ Networks)))</p>	<p>(CTB=(Emotion*) OR (Happiness) OR (Fear) OR (Surprise) OR (Anger) OR (Disgust) OR (Sadness))</p>	<p>(CTB=((Healt*) OR (Disease) OR (Autism) OR (Alzheimer) OR (Med*) OR (Psych*) OR (Mental) OR (Neuro*) OR (Patient*) OR (Doctor) (Disorder) OR (Depresi*))</p>	<p>AND</p>	<p>AND</p>	<p>A1&gt;= (1991) AND A1&lt;= (2021)</p>

Tabella 2.3 Query B – “Education” e “Learning”, suddivisa per tecnologia, rilevamento, ambito e intervallo temporale.

TECNOLOGIA	ELEMENTI DI ANALISI				INTERVALLO TEMPORALE
	APPROCCIO CONVENZIONALE	APPROCCIO BASATO SUL DEEP-LEARNING	SETTORE DI APPLICAZIONE	INTERVALLO TEMPORALE	
<p><b>Query B - "Education" and "Learning"</b></p>	<p>((CTB=((Face ADJ Detection) OR (Face ADJ Perception) OR (Face ADJ Processing) OR (Face ADJ Recognition) OR (Facial) OR (FEER) OR (FACS) OR (Action ADJ Unit) OR (Support) ADJ Vector ADJ Machines) OR (SVM) OR (K ADJ Nearest ADJ Neighbors) OR (k ADJ NN) OR (Linear ADJ Discriminant ADJ Analysis) OR (LDA) OR (Principal ADJ Component ADJ Analysis) OR (PCA) OR (Hidden ADJ Markov ADJ Model) OR (HMM) OR (Random ADJ Forest) )</p>	<p>(CTB=((Face ADJ Detection) OR (Face ADJ perception) OR (Face ADJ processing) OR (Face ADJ Recognition) OR (Facial) OR (FEER) OR (FACS) OR (Action ADJ Unit) OR (Computational ADJ Modelling) OR (Deep ADJ Learning) OR (Machine ADJ Learning) OR (CNN) OR (Convolutional ADJ Neural ADJ Network) OR (RNN) OR (Recurrent ADJ Neural ADJ Networks)))</p>	<p>(CTB=(Emotion*) OR (Happiness) OR (Fear) OR (Surprise) OR (Anger) OR (Disgust) OR (Sadness))</p>	<p>(CTB=(Teach*) OR (Student*) OR (Learning) OR (Intelligent ADJ Tutor*) OR (ITS) OR (Class*) OR (Education) OR (Lesson))</p>	<p>AV&gt;=(1991) AND AV&lt;=(2021)</p>

## 2.5 I database finali

I database finali serviranno per le elaborazioni presenti nel capitolo 3. Entrambi, sono database in formato Excel, e al loro interno sono presenti le seguenti colonne (vedere fig.2.7):

- Publication Number
- Title
- Application Year
- IPC Subclass
- Publication Country Code
- Assignee Standardized
- Count of Citing Patents

Il Publication Number rappresenta la chiave primaria del database. È il numero univoco descritto nel paragrafo 2.1, nella sezione in cui si parla della struttura del brevetto. Il Title rappresenta il titolo dell'invenzione, mentre l'Application Year si riferisce all'anno in cui il brevetto viene depositato presso uno specifico ufficio brevetti. L'IPC Subclass, come già visto nel paragrafo 2.1.4, raggruppa tutti i codici di classificazione che gli esaminatori degli uffici brevettuali hanno attribuito a quella specifica domanda di brevetto e il Publication Country Code corrisponde al codice identificativo della nazione in cui è stata brevettata l'invenzione. Fa parte dello standard ISO 3166, ossia uno standard pubblicato dall'International Organization for Standardization (ISO) che definisce i codici per i nomi di paesi, territori dipendenti, aree speciali di interesse geografico e le loro principali suddivisioni (ad esempio, province o stati). Queste informazioni serviranno per svolgere le analisi geografiche. Infine, nelle ultime due colonne sono presenti l'Assignee Standardized, che indica chi è il titolare del brevetto, e il Count of Citing Patent, che rappresenta il numero di citazioni che ha ricevuto il brevetto. In particolare, rappresenta il numero delle forward citation, ossia il numero di brevetti successivi che hanno menzionato il brevetto che stiamo analizzando. Questo numero, ci permette di capire quanto quel determinato brevetto è di valore all'interno del portafoglio aziendale. In generale, più un brevetto riceve delle citazioni, più significa che quel brevetto è di qualità. Questo valore servirà, nel capitolo 3, per analizzare la qualità media dei portafogli delle aziende.

Per capire meglio come sono strutturati i due database, è necessario soffermarsi nella descrizione delle colonne dell'Assignee Standardized e del Count of citing patents, ossia quelle colonne che sono più di difficile interpretazione e che per svolgere le analisi presenti nel capitolo 3 hanno comportato una maggiore elaborazione dei dati.

Per quanto riguarda la colonna dell'Assignee Standardized, come già ribadito, essa indica chi è il titolare del brevetto. Tuttavia, l'attribuzione di un brevetto a una determinata entità, come può essere un'azienda oppure un'università, non è così semplice. Possono esservi presenti errori di ortografia, oppure molte aziende sono conosciute con diversi nomi. E ancora, al nome possono essere aggiunte alcune qualifiche (come, per esempio, il caso "SONY" presente all'interno del

database, azienda che all'interno del database presenta più qualifiche, come "SONY COMP" oppure "SONY CORP"). Inoltre, i brevetti possono essere richiesti dagli affiliati, alcuni dei quali sono facilmente identificabili (sempre per citare "SONY", all'interno del database è presente "SONY UK LTD" azienda affiliata di "SONY"). Tuttavia, ciò non significa che il database presenta degli errori al suo interno, ma è prassi comune per un grande gruppo avere un affiliato responsabile della gestione della sua proprietà intellettuale ed è proprio l'affiliato che deposita a proprio nome molti dei brevetti del gruppo (OECD, 2009). Nel capitolo 3 verranno descritte le metodologie usate per ovviare a questi problemi.

Infine, la colonna del Count of Citing Patents risulta importante poiché l'uso delle citazioni brevettuali come indicatori di innovazione è aumentato notevolmente nell'ultimo decennio. Grazie alle citazioni, è possibile identificare l'influenza di particolari invenzioni o particolari insiemi di invenzioni e mappare la loro diffusione all'interno dell'economia. In particolare, è stato riscontrato che il numero di citazioni ricevute da un brevetto riflette, in media, l'importanza tecnologica e commerciale del brevetto stesso (OECD, 2009). Tuttavia, utilizzando esclusivamente come dato il numero di citazioni ottenute da un determinato brevetto, potrebbe verificarsi che, in media, i brevetti più vecchi possiedano un numero maggiore di citazioni rispetto a quelli più nuovi, anche se quest'ultimi, risultano delle innovazioni più di valore rispetto ai primi. Anche in questo caso, nel capitolo 3, verranno descritte le considerazioni fatte e le metodologie applicate per determinare la qualità media dei brevetti aziendali.

Publication Number	Title	Application Year	IPC Subclass	Publication Country	Assignee -	Count of Citing
US9082400B2	Video generation based on text	2012	G10L, G06T, H04M	US	REZVANI BEHROOZ   ROUHI ALI   SEYER INC	2
US9076343B2	Self-service system for education	2004	G09B	US	CHAAR JARIR K   CINA JR VINCENT J   KANEVSKY DIMITRI   KELLER NEAL M   LEE JUHNYOUNG	13
US9076108B2	Methods for discovering and classifying situations that influence affective response	2011	G06N	US	FRANK ARI M   THIEBERGER GIL   THIEBERGER BEN-HAIM ANAT	3
US9063930B2	Method and system for analyzing or resolving ambiguities in image recognition for	2015	G06F, G06N	US	ZADEH LOTFI A   ADVANCED COMPUTING INC Z	8
US9032955B2	Mask system	2007	A61M, A62B	US	LUBKE STEVEN JOHN   SMART GREGORY SCOTT   SCHEINER RUPERT CHRISTIAN   OLDENBURG ALISON	45

Figura 2.7 Esempio database finale. Fonte: Database Patent Innovation

### 3) L'analisi effettuata e i risultati ottenuti

In questo capitolo verranno descritte le analisi effettuate tramite i database riportati nel capitolo 2.5. Le analisi saranno focalizzate sia sul settore healthcare sia sul settore dell'education e learning e spazieranno da quella geografica a quella temporale, verranno descritti gli ambiti tecnologici a cui appartengono i brevetti, per poi focalizzarsi sui maggiori innovatori della tecnologia e sulla qualità dei loro portafogli brevettuali. In particolare, per ogni paragrafo, verranno descritte le metodologie utilizzate per creare le elaborazioni sotto riportate.

Esistono diverse tecnologie che sono in grado di riconoscere e misurare le emozioni. Come riportato in fig. 3.1, la tecnologia generale può essere suddivisa a sua volta in altre sette tecnologie, e la caratteristica fondamentale che è in grado di differenziare le une dalle altre, è proprio il dato in input che successivamente verrà elaborato.

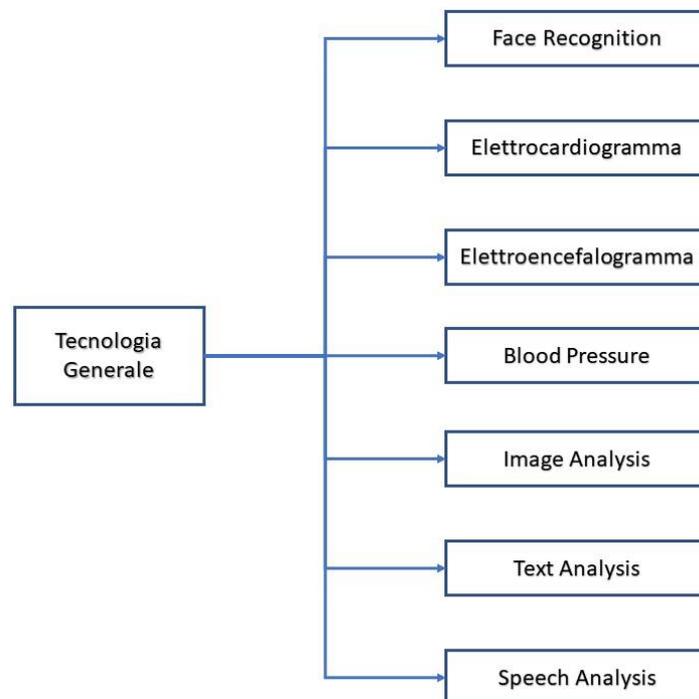


Figura 3.1 Schema delle tecnologie che possono essere utilizzate nell'ambito dell'"Emotion Recognition".

Partendo da questa distinzione, e prima ancora di addentrarci sul focus vero e proprio di questo elaborato, si è voluto proporre al lettore una panoramica delle diverse tecnologie presenti oggi all'interno del mercato del riconoscimento delle emozioni e dei relativi brevetti. Per effettuare questa prima analisi, si è provveduto alla creazione di diverse query, una per ogni tecnologia individuata, in modo tale da poter interrogare il database selezionato. Il database utilizzato per questa ricerca è quello della Derwent Innovation, lo stesso impiegato per le successive analisi presenti in questo capitolo (vedere capitolo 2 paragrafo 2 per ulteriori approfondimenti sul database in questione). Per quanto riguarda i dettagli presenti sulla costruzione delle query, si rimanda all'Appendice.

Attraverso la query relativa alla tecnologia generale, si è potuto eseguire una suddivisione dei brevetti in base alle emozioni individuate, e constatare come l'emozione più rilevata nell'ambito dell'emotion recognition risulti la paura. Infatti, si può notare come, in media, il numero di brevetti che permette di accertare il tipo di emozione primaria percepita dall'individuo è pressoché simile per tutte le emozioni, eccetto per la paura. Infatti, i brevetti relativi a quest'ultima emozione risultano, in media, il doppio rispetto a tutti gli altri (vedi fig. 3.2). Una possibile spiegazione relativa a tale risultato potrebbe essere ricercata nella facilità di rilevazione dell'emozione stessa. Come descritto nel capitolo 1.2, quello relativo alle emozioni primarie e alle caratteristiche della mimica facciale di un individuo, i tratti caratteristici del volto quando l'individuo si trova in uno stato di paura, risultano molto ben delineati. La seconda analisi, invece, si basa sulle restanti sette query. In particolare, si è voluto analizzare quale fosse la tecnologia più brevettata nell'ambito del riconoscimento delle emozioni. I risultati presenti in figura 3.3 mostrano come la tecnologia con il più elevato numero di brevetti è quella relativa al Face Recognition, con ben 1.544 brevetti. Al secondo posto si trova la tecnologia dell'Image Analysis, con circa la metà dei brevetti, 716. Infine, all'ultimo posto si posiziona la tecnologia del Text Analysis, con soli 23 brevetti nell'arco di un decennio. Una spiegazione che può essere data a seguito dell'analisi e quindi ai valori trovati, può essere ricollegabile alla facilità o difficoltà nel brevettare un tipo di tecnologia. È possibile che riuscire a brevettare un'invenzione per il Face Recognition risulti molto più facile e con meno vincoli piuttosto che brevettare un'invenzione riguardante la Text Analysis, a causa, per esempio, dei componenti di cui si ha bisogno. Tuttavia, si vuole ricordare al lettore che le analisi brevettuali appena svolte hanno due grossi limiti. Il primo risulta dalla singola nazione presa in esame, e il secondo è dovuto all'arco temporale considerato. Ciò nonostante, l'obbiettivo e lo scopo di questa analisi iniziale risulta essere ampiamente soddisfatto.

## NUMERO "TECNOLOGIE GENERALI" BREVETTATE IN USA DAL 2010 NEL DETTAGLIO PER EMOZIONE

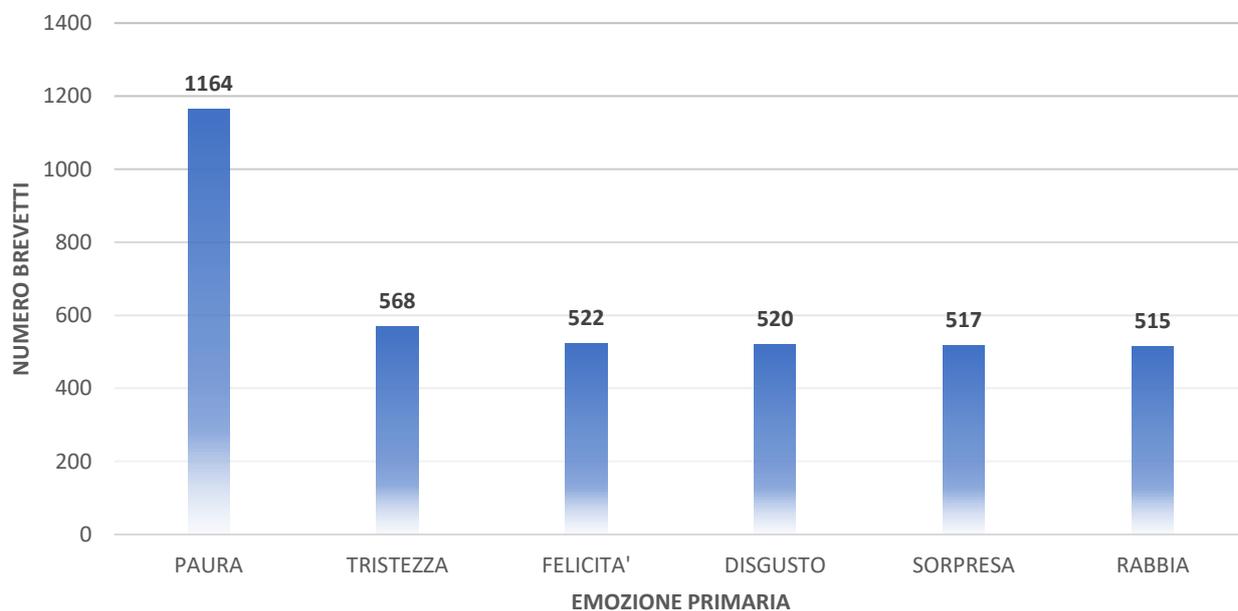


Figura 3.2 Grafico a barre che mostra il numero di brevetti depositati negli USA dal 2010 suddiviso in base all'emozione che esaminano. Fonte: Database Patent Innovation.

## NUMERO BREVETTI IN USA DAL 2010 SUDDIVISI PER TECNOLOGIA DI RIFERIMENTO

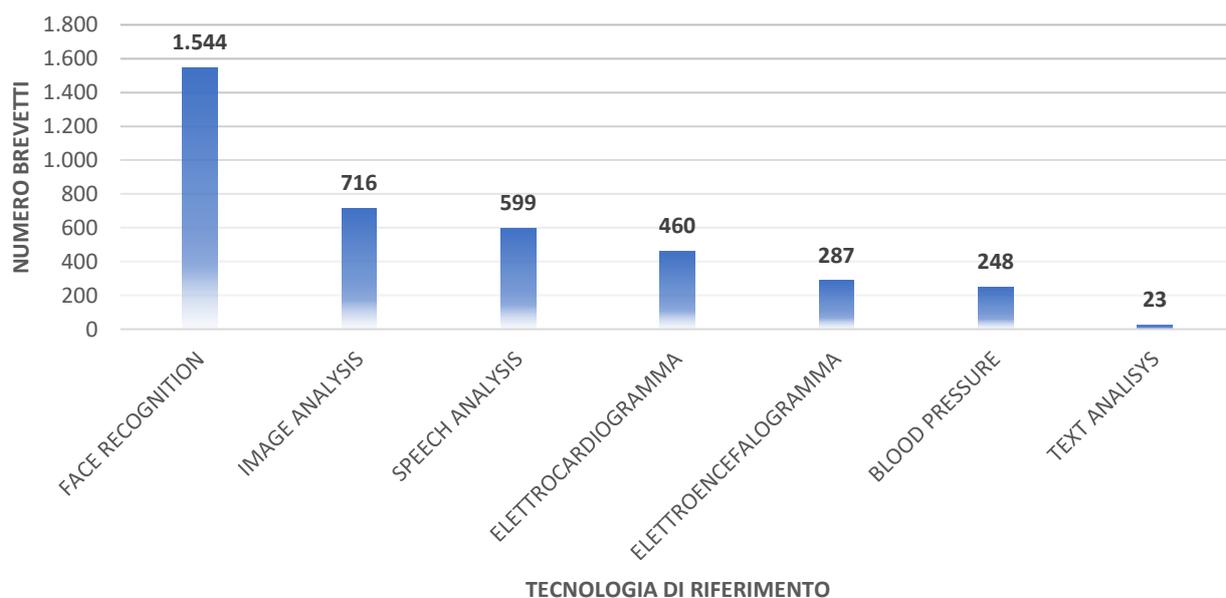


Figura 3.3 Grafico a barre che mostra il numero di brevetti depositati negli USA dal 2010 suddiviso in base alla tecnologia di riferimento. Fonte : Database Patent Innovation.

### 3.1 L'analisi geografica

Uno strumento importante per la misurazione della produttività della ricerca scientifica in una nazione è costituito dai brevetti. I brevetti sono effettivamente un risultato diretto dei processi innovativi, e attraverso l'analisi dei dati sui brevetti è possibile avere un'analisi settoriale molto precisa (Lazzeroni, 2004). L'analisi geografica è stata compiuta tramite dei fogli di lavoro Excel, attraverso gli opportuni strumenti analitici e le relative funzioni, come le Tabelle Pivot oppure il CONTA.SE. Per estrapolare i dati geografici contenuti all'interno del database sono stati utilizzati come riferimento i Publication country code. Infatti, tramite tali codici identificativi, è stato possibile risalire alla nazione in cui è stata brevettata l'invenzione. Il Publication country code è formato da due lettere dell'alfabeto, univoche per ogni stato, come per esempio il codice US che identifica gli Stati Uniti d'America.

Il lavoro di analisi è iniziato con il conteggio di tutti i brevetti presenti in una determinata nazione. In una seconda scheda di lavoro, attraverso la funzione CONTA.SE, è stato possibile identificare il numero di brevetti, divisi per settore di appartenenza, relativo ad ogni codice.

Successivamente, analizzando l'elenco creato, è stato opportuno ripulirlo da alcuni codici che racchiudevano delle macroaree geografiche, come per esempio:

- AP - African Regional Industrial Property Organization
- EA - Eurasian Patent Organization
- EP - European Patent Office
- GC - Gulf Cooperation Council
- OA - African Intellectual Property Organization
- WO - World Intellectual Property Organization (WIPO)

Si noti che questi dati non sono stati cancellati definitivamente, ma per ottenere un lavoro più dettagliato e preciso si è preferito riportarli solo all'interno della tabella 3.1 e 3.3, e di disaggregarli dalle analisi riguardanti le singole nazioni.

Affinché gli elenchi così creati fossero più funzionali all'analisi, di fianco alla colonna "PUBLICATION COUNTRY CODE", si è preferito aggiungere un'altra colonna chiamata "NAZIONE", contenente il paese in cui si è scelto di brevettare l'invenzione. Per popolare la nuova colonna si è utilizzato il "CERCA VERTICALE" di Excel. La funzione "CERCA.VERT" era formata dal valore di ricerca, ossia il "Publication country code" del brevetto, il database che contiene il valore di ricerca (file Excel scaricato dalla piattaforma OBP, una delle piattaforme più aggiornata al mondo contenete standard ISO, codici o termini), e il numero di colonna che contiene il valore che si vuole restituire. Il database in cui si è andata a far la ricerca conteneva due colonne, la prima Alpha-2code in cui era riportato il codice del paese, e la seconda English short name in cui era presente la nazione di appartenenza. Una volta arricchiti gli elenchi con queste nuove informazioni, si è potuto procedere con le elaborazioni.

Per entrambi i settori, le analisi rispecchiano ciò che si è detto nel paragrafo 1.5. Ad un livello di analisi più alto, prendendo in considerazione i continenti come macroarea, l'Asia è il primo per numero di brevetti, 3.298, contro i 2.236 della seconda, il Nord America. Per avere un'analisi più

dettagliata, è utile analizzare la tabella 3.1, in particolar modo la colonna relativa alle percentuali di brevetti sul totale. Da questa colonna si nota come più del 90% dei brevetti totali nel settore healthcare, proviene da solo due continenti, l'Asia e il Nord America. L'Europa è terza, con soltanto 445 innovazioni brevettate, e con una differenza rispetto alla seconda di ben 1.791 brevetti.

Tabella 3.1 Analisi per continente, settore "Healthcare". Fonte: Database Derwent Innovation

SETTORE : "HEALTHCARE"		
CONTINENTI	NUMERO BREVETTI	% BREVETTI SUL TOTALE
ASIA	3.298	56,27%
NORD AMERICA	2.236	38,15%
EUROPA	445	7,59%
OCEANIA	125	2,13%
SUD AMERICA	46	0,78%
AFRICA	8	0,14%

Ad un livello di dettaglio maggiore, quindi considerando non più i continenti ma le nazioni, dall'elenco iniziale si è scelto di riportare solo quelle più significative. Il criterio utilizzato per scegliere le più importanti, consiste nell'ordinare l'elenco delle nazioni, da quella con un maggior numero di brevetti a quella con un minor numero, e tramite la cumulata della percentuale dei brevetti sul totale, l'ultima nazione da ritenere più significativa era quella che permetteva di avere una cumulata pari al 99% del campione. Questa elaborazione, naturalmente, è stata fatta per entrambi i settori in esame.

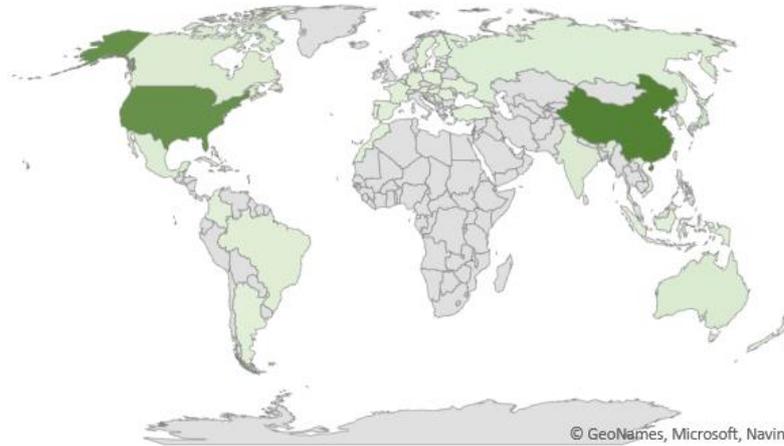
Anche in questo caso, così come nella tabella 3.1, si è svolto il medesimo lavoro di analisi. Dalla figura e dalla tabella, possiamo notare come la Cina e l'America sono le nazioni con il numero più elevato di brevetti, rispettivamente 2.362 e 2.039. Rispetto a prima, dove più del 90% dei brevetti totali nel settore healthcare proveniva da solo due continenti, la percentuale si è abbassata a circa il 75% per quanto riguarda i primi due stati. Per vedere il primo stato europeo, senza considerare la Russia, dobbiamo scendere fino alla dodicesima posizione, dove si trova la Germania con 34 brevetti. Tuttavia, se si considera l'ultima colonna della tabella come riferimento, la classifica viene stravolta. In questo caso, nell'ultima colonna si è scelto di inserire l'indicatore:

$$\frac{N^{\circ} \text{ BREVETTI}}{N^{\circ} \text{ ABITANTI}} \times 1.000.000$$

in modo tale che si possa tener conto non solo del numero di brevetti, ma anche del numero di abitanti presenti all'interno del territorio, e pertanto avere dei dati più standardizzati. In prima posizione, a pari merito, si trovano gli Stati Uniti d'America e la Corea del Sud. Mentre in seconda posizione, con cinque brevetti per milione di abitanti, troviamo a pari merito l'Australia e Singapore. L'Australia, come già anticipato, possiede un notevole numero di brevetti se confrontato con il numero di abitanti. Infine, una volta introdotto, questo indicatore è stato applicato a tutte le altre analisi geografiche presenti.

## ANALISI GEOGRAFICA - HEALTHCARE

NUMERO BREVETTI   
1 2362



Con tecnologia Bing  
© GeoNames, Microsoft, Navinfo, OpenStreetMap, TomTom, Wikipedia

Figura 3.4 Analisi Geografica, settore Healthcare. Fonte: Database Derwent Innovation

Tabella 3.2 Analisi per stato, settore Healthcare. Fonte: Database Derwent Innovation

SETTORE : "HEALTHCARE"				
STATO	POPOLAZIONE (ANNO 2020)	NUMERO BREVETTI	% BREVETTI SUL TOTALE	BREVETTI / 1.000.000 DI ABITANTI
CINA	1.401.000.000	2.362	40,30%	1,69
STATI UNITI D'AMERICA	330.000.000	2.039	34,79%	6,18
COREA DEL SUD	51.270.000	322	5,49%	6,28
GIAPPONE	126.000.000	289	4,93%	2,29
INDIA	1.280.000.000	123	2,10%	0,10
AUSTRALIA	25.500.000	117	2,00%	4,59
CANADA	37.600.000	105	1,79%	2,79
TAIWAN	23.570.000	92	1,57%	3,90
MESSICO	128.700.000	77	1,31%	0,60
RUSSIA	147.000.000	58	0,99%	0,39
BRASILE	212.000.000	39	0,67%	0,18
GERMANIA	83.200.000	34	0,58%	0,41
HONG KONG	7.500.000	31	0,53%	4,13
GRAN BRETAGNA	67.800.000	29	0,49%	0,43
SINGAPORE	5.000.000	26	0,44%	5,20
SPAGNA	47.400.000	19	0,32%	0,40
NUOVA ZELANDA	4.800.000	8	0,14%	1,67
COSTA RICA	5.000.000	8	0,14%	1,60
SVEZIA	10.100.000	8	0,14%	0,79
POLONIA	38.000.000	8	0,14%	0,21
CUBA	11.300.000	7	0,12%	0,62

Analizzato il settore Healthcare, si può passare a quello dell'Education and Learning. In questo settore, rispetto a quello esaminato precedentemente, è presente una netta differenza tra tecnologie brevettate nel continente Asiatico rispetto al resto del mondo. Infatti, ad un livello di analisi più elevata, si può constatare dalla tabella 3.3 come circa il 75% dei brevetti esaminati provengano dal continente asiatico, mentre solo il 19% dal Nord America. Cambiando settore si è constatato come la differenza tra il numero di tecnologie brevettate nei due continenti si è ampliata, con una differenza di ben 5.253 brevetti in meno nel Nord America. Tuttavia, si può notare che, indipendentemente dal settore che si è scelto di analizzare, la classifica basata sui continenti rimane immutata. Aumentando il livello di dettaglio, quindi suddividendo il campione analizzato in base agli stati di provenienza e non più per continenti (vedere la tabella 3.4), la situazione rimane pressoché invariata rispetto all'analisi precedente. Il primo stato per numero di brevetti registrati rimane sempre la Cina, con ben 4.910 brevetti, susseguita dagli Stati Uniti con 1.605 e la Corea del Sud con 810. Considerando le prime tre nazioni citate, esse occupano circa l'80% del totale dei brevetti analizzati, e aggiungendo la quota del Giappone e della Taiwan, si arriva ad avere circa il 90% del campione.

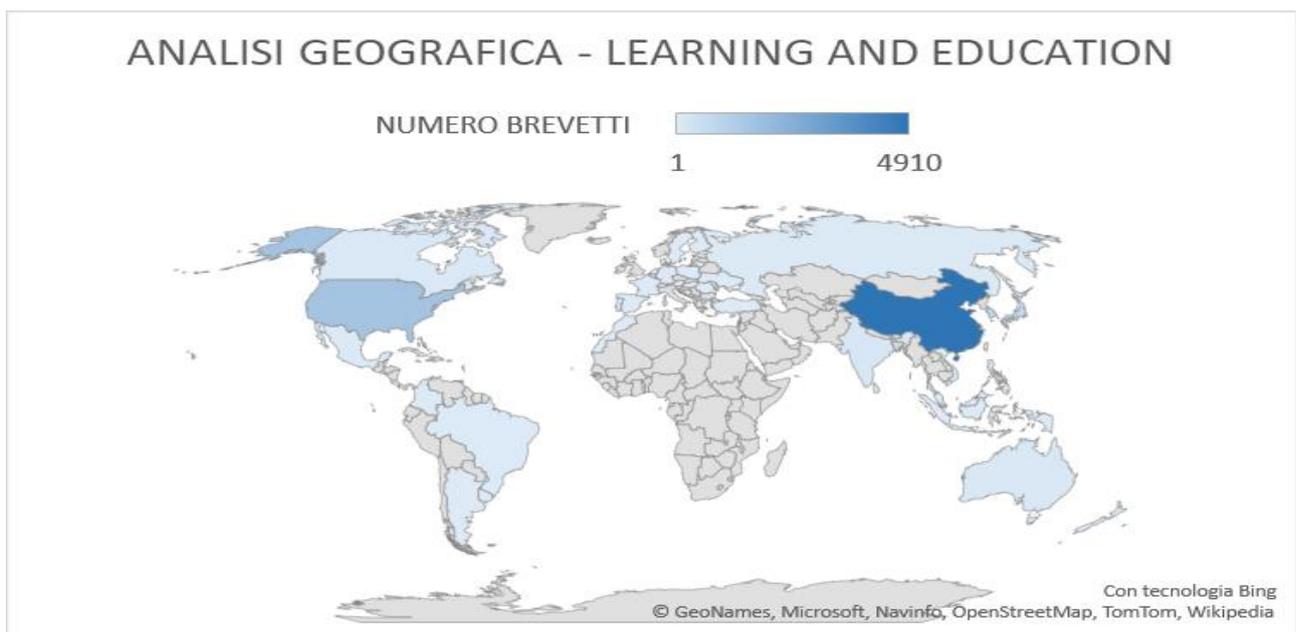


Figura 3.5 Analisi Geografica, settore "Education and Learning". Fonte: Database Derwent Innovation

Tabella 3.3 Analisi per continente, settore "Education and Learning". Fonte: Database Derwent Innovation

SETTORE : "EDUCATION" AND "LEARNING"		
CONTINENTI	NUMERO BREVETTI	% BREVETTI SUL TOTALE
ASIA	7.025	75,70%
NORD AMERICA	1.772	19,09%
EUROPA	419	4,52%
OCEANIA	117	0,06%
SUD AMERICA	41	0,44%
AFRICA	17	0,18%

Il dato interessante su cui soffermarsi nella tabella 3.4 si trova nell'ultima colonna. Infatti, prendendo in considerazione i brevetti per milione di persone, si nota come la Corea del Sud ha circa sedici brevetti per milione di abitanti, un numero notevole se confrontato con la seconda nazione, il Taiwan, con soli otto brevetti per milione di abitanti. Come si è già constatato per il settore dell'healthcare, anche in questo caso la classifica finale è presieduta da svariati stati asiatici nelle prime posizioni, mentre gli stati europei sono tutti presenti nella zona bassa della classifica, con la Francia e la Spagna che si posizionano rispettivamente in penultima e terzultima posizione.

Tabella 3.4 Analisi per stato, settore "Education and Learning". Fonte: Database Derwent Innovation

SETTORE : "EDUCATION" AND "LEARNING"				
STATO	POPOLAZIONE (ANNO 2020)	NUMERO BREVETTI	% BREVETTI SUL TOTALE	BREVETTI / 1.000.000 DI PERSONE
CINA	1.401.000.000	4.910	54,71%	3,50
STATI UNITI D'AMERICA	330.000.000	1.605	17,89%	4,86
COREA DEL SUD	51.270.000	810	9,03%	15,80
GIAPPONE	126.000.000	693	7,72%	5,50
TAIWAN	23.570.000	184	2,05%	7,81
INDIA	1.280.000.000	167	1,86%	0,13
AUSTRALIA	25.500.000	111	1,24%	4,35
CANADA	37.600.000	84	0,94%	2,23
MESSICO	128.700.000	68	0,76%	0,53
RUSSIA	147.000.000	58	0,65%	0,39
GERMANIA	83.200.000	40	0,45%	0,48
BRASILE	212.000.000	38	0,42%	0,18
GRAN BRETAGNA	67.800.000	35	0,39%	0,52
HONG KONG	7.500.000	27	0,30%	3,60
SINGAPORE	5.000.000	17	0,19%	3,40
SPAGNA	47.400.000	17	0,19%	0,36
FRANCIA	65.200.000	12	0,13%	0,18
MAROCCO	37.000.000	11	0,12%	0,30

Secondo l'Harvard Business Review (2021), sono molteplici i fattori che hanno portato la Cina a questi risultati. In primis, dal punto di vista della ricerca (per un maggiore approfondimento sull'argomento vedere il paragrafo 3.3), la Cina è diventata leader mondiale per pubblicazioni e per

brevetti nel campo dell'intelligenza artificiale. Inoltre, l'elevato numero di abitanti, offre vantaggi nella generazione e nell'utilizzo dei big data, che, come visto nel paragrafo 1.4, sono importanti per la tecnologia. Non da meno, il suo impegno decennale nel promuovere la tecnologia, gli conferisce una ricca offerta di scienziati e di ingegneri informatici. Infine, un altro fattore chiave, è stato quello politico. Infatti, la Cina, negli ultimi anni ha approvato una serie di politiche volte a promuovere lo sviluppo delle nuove tecnologie in ambito IA. Una politica che dà spazio all'innovazione, e invia dei segnali positivi a diverse parti in gioco, come gli imprenditori, gli investitori e i ricercatori, facendoli capire che è un campo supportato dal governo e che quindi vale la pena investire. Tuttavia, anche la mancanza di politiche e normative chiare in settori come la privacy possono spiegare il raggiungimento di questo risultato. Molto probabilmente, questo mercato non sarebbe cresciuto così velocemente in molti altri paesi con normative più severe sulla privacy (Li et al., 2021).

Inoltre, analizzando i Key Numbers del World Intellectual Property Indicators 2020, si evince come le classifiche presenti all'interno di questo paragrafo, indipendentemente dal settore di appartenenza, non si discostano più di tanto dalla classifica generale elaborata dal WIPO. Infatti, analizzando il biennio 2018 e 2019, si evince che la Cina è la prima nazione per numero di domande brevettuali, con circa il 45% di domande depositate rispetto al totale mondiale, seguita dagli Stati Uniti e dal Giappone, rispettivamente con il 19% e il 9,6% di domande depositate (WIPO, 2020).

### 3.2 L'analisi temporale

L'analisi temporale, rispetto a quella geografica vista nel paragrafo precedente, non ha comportato una modifica dei database iniziali. Infatti, utilizzando la funzione CONTA.SE, è stato possibile risalire al numero di domande brevettuali effettuate nell'arco temporale preso in considerazione, dal 1991 al 2020 (vedi tabella 3.5 e tabella 3.6). In questa analisi si è preferito omettere i dati relativi all'anno 2021, in quanto sarebbero stati poco significativi e sottostimati rispetto al numero reale. Nella tabella 3.5 e 3.6 è presente lo storico del numero di domande di brevetti suddiviso per settore di appartenenza.

Tabella 3.5 Trend temporale in dettaglio, dal 1991 al 2006. Fonte: Database Derwent Innovation

ANNO	1991	1992	1993	1994	1995	1996	1997	1998	1999	2000	2001	2002	2003	2004	2005	2006
<b>N° BREVETTI "HEALTHCARE"</b>	5	8	2	5	22	16	18	22	26	35	47	53	91	90	79	74
<b>N° BREVETTI "LEARNING" AND "EDUCATION"</b>	8	10	11	8	26	21	27	31	61	61	69	75	108	119	98	126

Tabella 3.6 Trend temporale in dettaglio, dal 2007 al 2020. Fonte: Database Derwent Innovation

ANNO	2007	2008	2009	2010	2011	2012	2013	2014	2015	2016	2017	2018	2019	2020
<b>N° BREVETTI "HEALTHCARE"</b>	113	143	115	166	162	211	266	323	432	541	887	1239	1089	634
<b>N° BREVETTI "LEARNING" AND "EDUCATION"</b>	142	110	147	178	194	271	337	439	617	813	1367	1811	1737	1019

Dalla curva temporale in figura 3.3, si nota come l'andamento del numero di domande dei brevetti è stato abbastanza lineare dal 1991 al 2009, subendo una graduale crescita dal 2010 in poi. Il picco, per entrambi i settori, è avvenuto nel 2018, con 1.811 domande di brevetti depositate per il settore education e learning, e 1.239 per il settore healthcare (per vedere il confronto delle due curve andare a vedere la fig. 3.6). La media di domande depositate nell'arco temporale preso in considerazione è pari a 266 nel settore healthcare e 386 nel settore education e learning (vedi fig. 3.7). Successivamente, grazie allo studio delle curve temporali presenti in figura 3.6, si è deciso di approfondire l'analisi andando ad analizzare la variazione % del numero di domande rispetto all'anno precedente. Il periodo temporale scelto per svolgere quest'elaborazione va dal 2010 al 2020. Si è deciso di scegliere questo intervallo, in quanto rappresenta il decennio di crescita più importante per la tecnologia (vedi la pendenza della curva in figura 3.6 per il periodo 2010 – 2020).

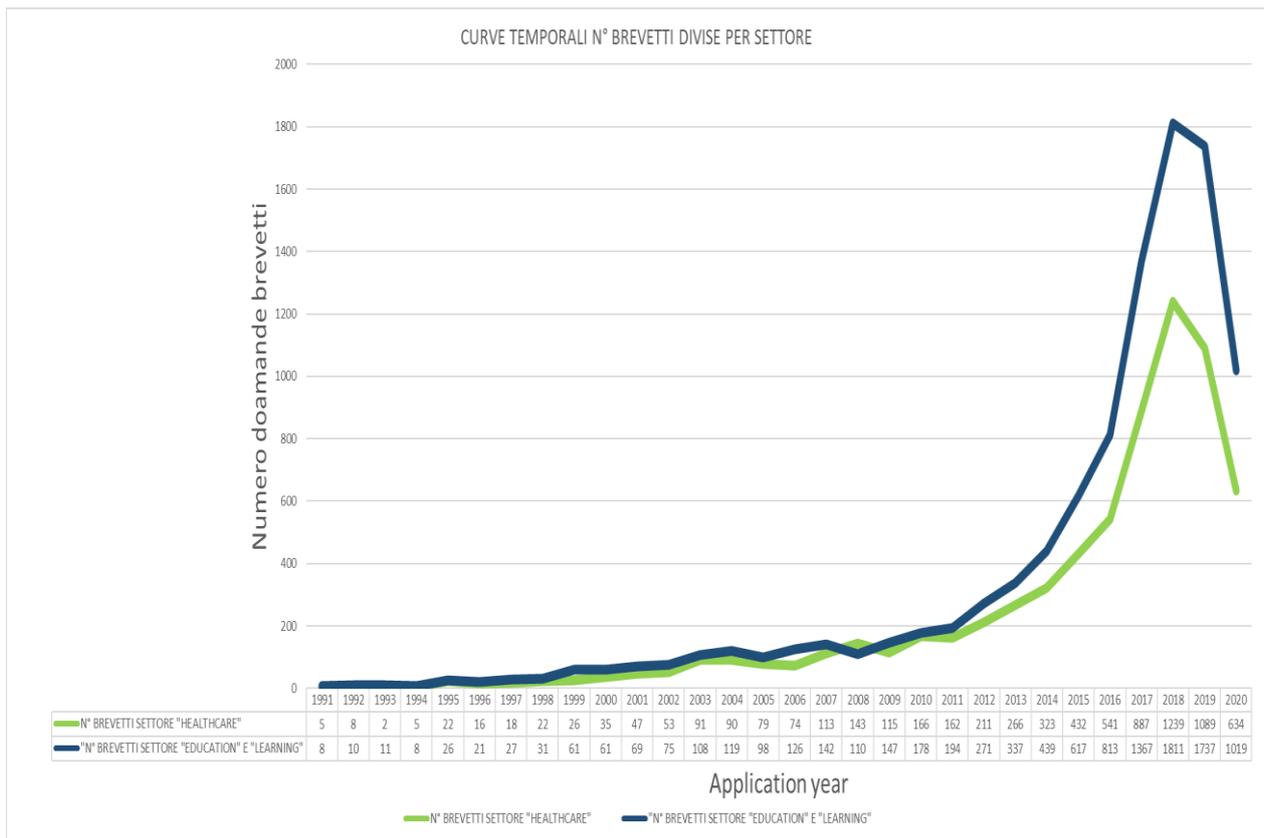


Figura 3.6 Curva temporale per settore "Healthcare" e curva temporale per settore "Education" e "Learning". Asse x: tempo; Asse y: numero di domande di brevetti. Fonte: Database "Derwent Innovation"

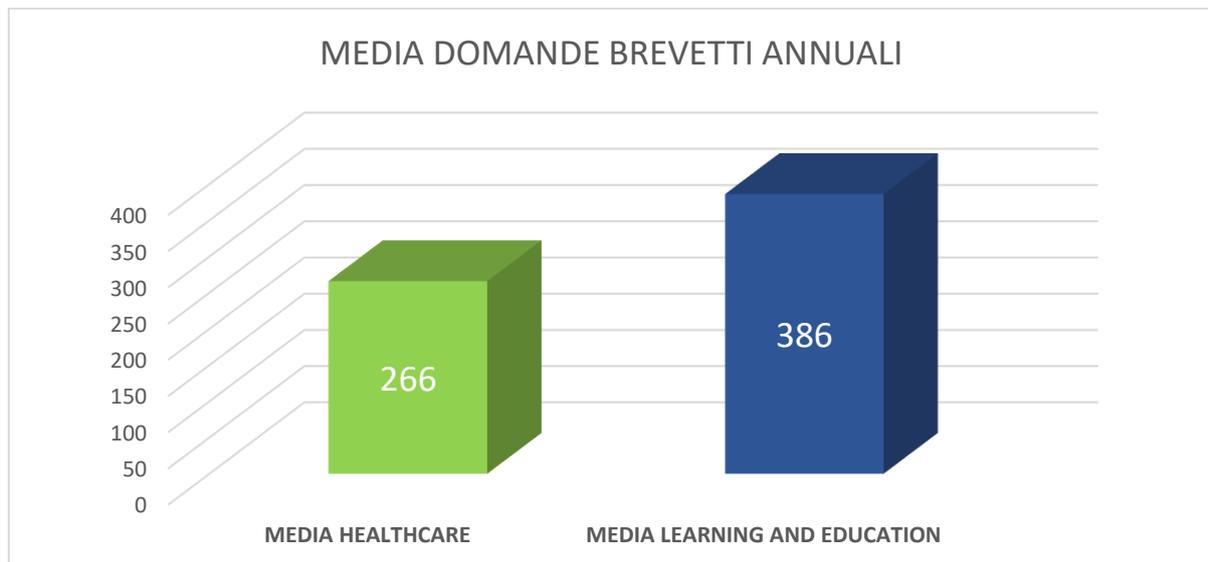


Figura 3.7 Media delle domande di brevetto annuale suddivisa per settore di appartenenza. Intervallo temporale considerato: 1991-2020. Fonte: Database "Derwent Innovation"

Lo studio sulla variazione percentuale delle domande brevettuali rispetto all'anno precedente è stato compiuto per entrambi i settori. Le variazioni ottenute risultano molto simili (confronto tra fig. 3.8 e 3.9). Si nota come, dal 2010 al 2018, la variazione percentuale è sempre stata positiva. Questo è un dato significativo, in quanto denota come la tecnologia abbia fatto notevoli progressi in così poco tempo. Nel settore dell'education e learning è oscillata tra il 30% e il 40%, registrando un picco del 68,14% nel 2017. Invece, nel settore dell'healthcare la crescita del numero di domande è stata minore. Come si può notare dalla figura 3.9, la variazione percentuale oscilla tra il 20% e il 35%, e presenta anche lei un picco del 63,96% nel 2017. Tuttavia, nel biennio 2019-2020, la tendenza è cambiata. Nel 2019, nel settore dell'education e learning, si è registrata una leggera variazione negativa, di circa il 4%, mentre per il settore dell'healthcare il crollo del numero di domande rispetto all'anno precedente è stato ben più notevole, con circa il 12% di domande in meno. Tuttavia, non è questo il dato che fa più preoccupare. Analizzando l'anno 2020, si è notato come la variazione percentuale abbia avuto un decremento di circa il 41% in entrambi i settori. Molto probabilmente, questo risultato è frutto del periodo storico che stiamo vivendo. Con l'inizio della pandemia nei primi mesi del 2020, forse, sia le aziende, sia le università, hanno potuto investire meno in R&D a causa della crisi globale che si è andata a creare. Sarebbe interessante approfondire lo studio sulle cause che hanno portato a tale decremento, e analizzare se la tendenza negativa possa persistere anche nei prossimi anni.

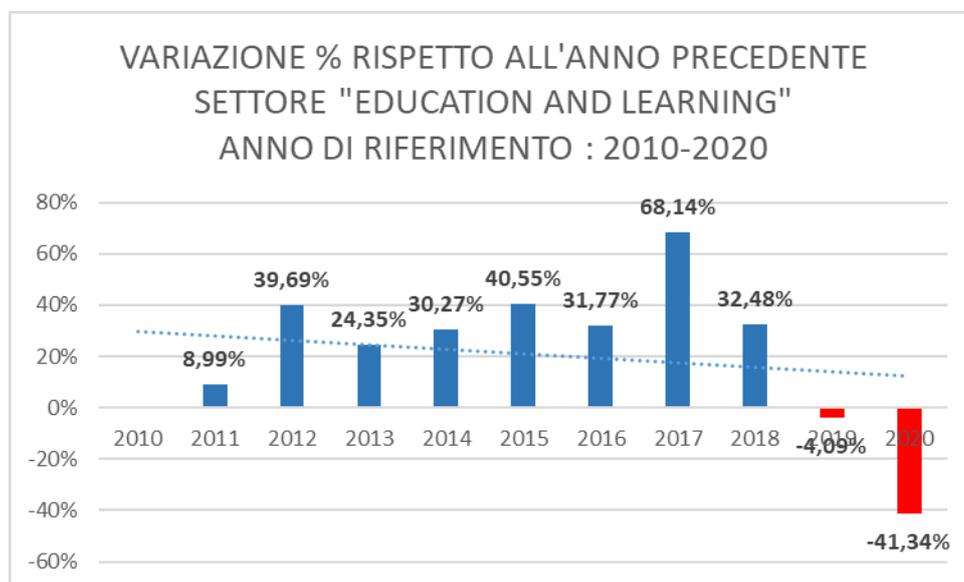


Figura 3.8 Variazione % delle domande brevettuali rispetto all'anno precedente. Settore: "Education" e "Learning". Fonte: Database "Derwent Innovation"

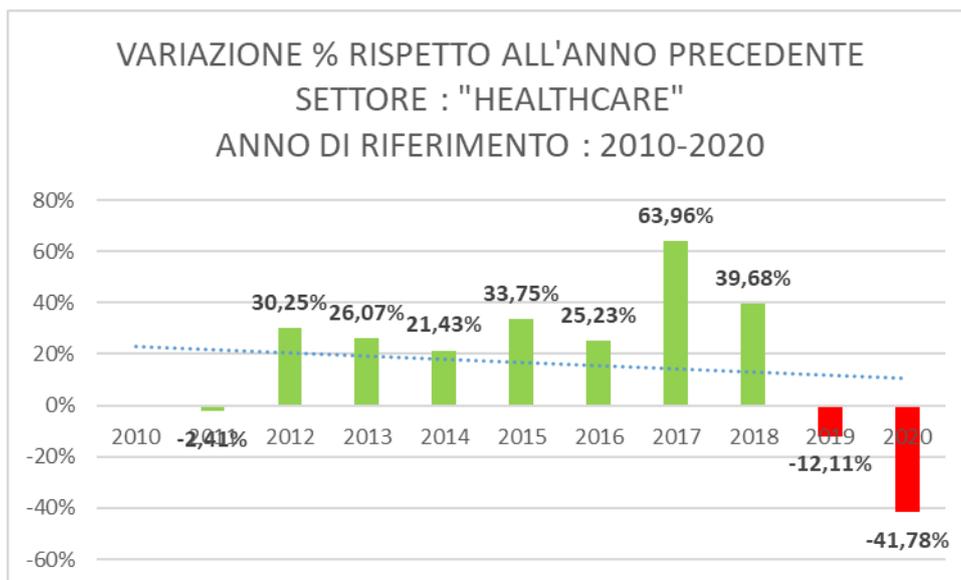


Figura 3.9 Variazione % delle domande brevettuali rispetto all'anno precedente. Settore: "Healthcare". Fonte: Database "Derwent Innovation"

In questa analisi, risulta interessante analizzare non solo l'andamento temporale del numero di brevetti in base al settore di appartenenza come fatto finora, ma anche in base agli stati in cui si è scelto di brevettare la tecnologia. Come si è potuto constatare dall'analisi presentata nel paragrafo 3.1, sono quattro gli stati che possiedono il maggiore know-how, la Cina, l'America, la Corea del Sud e il Giappone. Per tale motivo, si è deciso di focalizzare l'attenzione di questa analisi solo su quest'ultimi. Per compiere questa analisi, si è scelto di utilizzare una tabella Pivot all'interno del foglio di lavoro Excel. I campi utilizzati per creare la tabella Pivot sono stati:

- Il Publication Country Code per le righe.
- l'Application year per le colonne.
- il Publication Number per applicare la formula del conteggio.

Naturalmente, affinché non ci fosse alcuna differenza tra i due settori di appartenenza, prima di utilizzare la tabella Pivot è stato creato un unico dataset contenente 16.963 domande brevettuali totali. Dalla figura 3.10, si evince come tutte e quattro le curve seguono un andamento molto simile alla curva vista in figura 3.6. In questo caso, possiamo suddividere l'arco temporale preso in considerazione in tre fasi ben distinte tra loro. In generale, nella prima fase che va dal 1992 fino al 2009, tutte e quattro le curve presentano un andamento piuttosto piatto, successivamente, nella seconda fase (2010-2018), è presente una crescita del numero di tecnologie brevettate, mentre, nella terza fase, è presente un netto decremento rispetto agli anni passati. Entrando nel dettaglio della trattazione, notiamo come all'interno della seconda fase esistono due categorie di stati, quelli che hanno avuto un netto aumento del numero di domande brevettuali (Cina e U.S.A.) e quelli che hanno effettivamente aumentato il numero delle domande rispetto alla prima fase ma non di molto (Giappone e Corea del Sud). Nella terza fase (2019-2020), tre delle quattro nazioni presentano, in entrambi gli anni, una tendenza negativa, con la Corea del Sud che si assesta ai medesimi livelli del Giappone alla fine dell'ultimo anno. Tuttavia, la Cina, nel 2019, fa registrare il record di domande

brevettuali depositate in un solo anno, con bel 1.665 richieste, dato in contro tendenza rispetto alle analisi fatte precedentemente (vedi fig. 3.8 e 3.9).

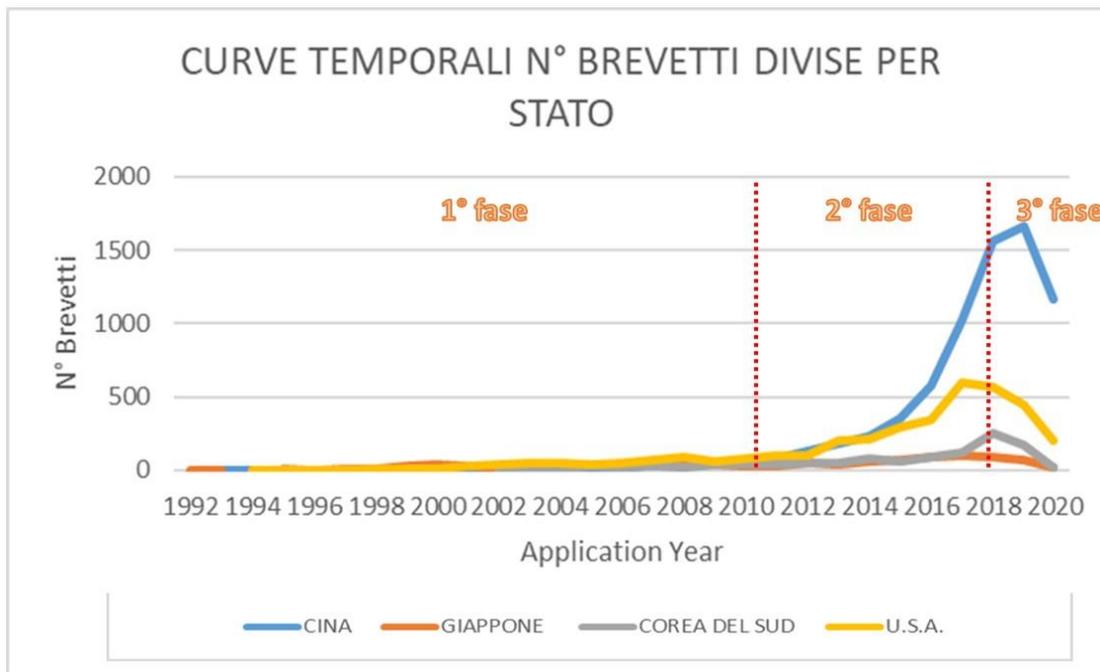


Figura 3.10 Curve temporali suddivise per stato. Asse X: Application Year. Asse Y: N° Brevetti. Intervallo di tempo considerato: 1990-2020. Fonte: Database "Derwent Innovation"

### 3.3 I principali innovatori

Per compiere tale analisi, si è preferito accorpare i due database iniziali scaricati dalla piattaforma Derwent Innovation, in modo tale da creare un unico database più funzionale alle operazioni da compiere. Una volta accorpate le informazioni, al database finale si è aggiunta una nuova colonna rinominata SETTORE, per tener traccia del settore di appartenenza del brevetto. Dal nuovo database così creato, si è potuto realizzare l'elenco di tutti gli innovatori della tecnologia, con il numero dei corrispettivi brevetti, divisi per settore di appartenenza (vedi tabella 3.7 per un esempio). Per crearlo si è utilizzato lo strumento della tabella Pivot. Analizzando l'elenco degli innovatori, si è notato come in quest'ultimo non fossero presenti soltanto le aziende, ma al suo interno erano presenti anche le università. Pertanto, per fornire al lettore un'analisi più dettagliata, tramite il filtro di ricerca e grazie all'utilizzo di keywords come University oppure Polytechnique, si sono creati due elenchi differenti. Infine, i brevetti che risultavano in comproprietà tra un'azienda e l'università, si è scelto di inserirli in entrambi gli elenchi, con la conseguenza che il numero totale dei brevetti è aumentato rispetto al numero iniziale, sottostimando, seppur di poco, le percentuali di brevetti posseduta da ogni innovatore. Tuttavia, questa scelta non ha portato a grossi cambiamenti nell'analisi finale.

Nel paragrafo 2.5, si sono descritti i vari problemi che sono scaturiti dall'analisi dei due database finali, e in particolare quelli riguardanti la colonna dell'Assigne – Standardized. Per risolvere tali problemi, vi sono state due fasi ben distinte. La prima, ha comportato l'identificazione delle variazioni ortografiche dei nomi delle aziende, al fine di ottenere un nome standardizzato univoco per ciascuna azienda. Nella seconda fase invece, una volta individuato tale nome, si è proceduto a raggruppare tutti i brevetti che appartenevano a quella determinata azienda. Questo lavoro è stato svolto sia per le aziende sia per le università presenti in entrambi i database.

Le aziende innovatrici così trovate, sono risultate 3.308, di cui circa il 40% è titolare di un solo brevetto, circa il 37% è titolare di due brevetti, e quelle che possiedono tre o più brevetti risultano essere soltanto il 23%. Da questo elenco di 3.308 aziende si è deciso di analizzare nel dettaglio le migliori venti aziende per numero totale di brevetti posseduti all'interno del loro portafoglio. L'elenco è riportato nella tabella 3.7.

Tabella 3.7 Classifica delle migliori 20 aziende per numero di brevetti totali. Fonte: Database "Derwent Innovation"

POSIZIONE	AZIENDA	N° BREVETTI		
		TOTALE	SETTORE "HEALTHCARE"	SETTORE "EDUCATION" E "LEARNING"
1°	IBM	393	229	164
2°	MICROSOFT	269	124	145
3°	SAMSUNG	255	109	146
4°	PING AN TECH	248	134	114
5°	SONY	244	126	118
6°	AFFECTIVA INC	156	93	63
7°	INTEL	142	98	44
8°	BAIDU	118	59	59
9°	ONECONNECT TECH CO	114	59	55
10°	PHILIPS	98	56	42
11°	TENCENT TECH	97	48	49
12°	HUAWEI	66	24	42
13°	GOOGLE	60	31	29
14°	OPPO MOBILE TELECOMMUNICATIONS	59	24	35
15°	AKILI INTERACTIVE LABS	59	34	25
16°	LG ELECTRONICS	50	7	43
17°	QUALCOMM	49	22	27
18°	PANASONIC	48	23	25
19°	ALIBABA	47	16	31
20°	BOE TECHNOLOGY GROUP	47	24	23

Come mostrato nella tabella 3.7, la prima posizione è occupata dall'IBM, azienda statunitense leader nel settore informatico. Con ben 393 brevetti, 229 nel settore healthcare e 164 nel settore dell'education e learning, risulta l'azienda che ha investito di più in R&D. Essa, inoltre, detiene circa il 3,84% dei brevetti presenti sul mercato (vedi tabella 3.8 per un maggiore dettaglio). Questo lavoro è frutto di anni e anni di investimenti, che hanno portato l'azienda ad essere leadership nel numero di brevetti conseguiti, per ben ventotto anni consecutivi. In seconda posizione è presente la Microsoft, distanziata di ben 124 brevetti. Essa possiede 124 brevetti nel settore healthcare e 145 brevetti nel settore dell'education e learning. In terza posizione si trova la prima azienda al di fuori degli Stati Uniti, la Samsung, con 255 brevetti e una percentuale pari al 2,29% sul totale di mercato. La prima aziende cinese presente all'interno della classifica risulta in quarta posizione, la Ping An Tech, il ramo d'azienda tecnologico della più famosa Ping An Insurance, società di assicurazione. A livello geografico, analizzando la tabella 3.7, si nota come ben otto aziende hanno la sede principale situata in Cina e sette negli Stati Uniti, dati coerenti con le analisi portate a termine nel paragrafo 3.1. Nella classifica delle migliori aziende innovatrici, è presente soltanto un'azienda europea, la Philips, che si posiziona al decimo posto con circa lo 0,88% dei brevetti presenti sul mercato. Se si analizza la tabella 3.7 non dal punto di vista geografico ma bensì del settore, si può affermare che ben sei aziende provengono dal settore informatico (IBM, Microsoft, Samsung, Sony, OneConnect, Akili), di cui cinque sono posizionate nelle prime sei posizioni. Cinque aziende fanno parte del settore elettronico (Philips, Oppo, LG, Panasonic, Alibaba), mentre soltanto un'azienda fa parte del settore di nicchia dell'Emotion AI (Affectiva Inc). Altri settori che son presenti nella classifica sono quello assicurativo (Ping an Tech), il settore dei semiconduttori (Intel e Qualcomm), il settore delle telecomunicazioni (Huawei) e il settore dell'internet (Baidu, Tencent Tech, Google, Boe technology). Infine, analizzando la tabella 3.7 e 3.8 dal punto di vista del fatturato e del numero di dipendenti, si

nota come nelle prime cinque posizioni sono presenti soltanto grandi imprese. Infatti, la classifica è dominata da grandi imprese (ben diciotto), e soltanto l’Affectiva Inc e l’Akili Interactiv possono essere classificate come imprese di medie dimensioni.

Tabella 3.8 Classifica delle migliori 20 aziende per % di brevetti sul mercato. Fonte: Database “Derwent Innovation”

POSIZIONE	AZIENDA	% BREVETTI SUL MERCATO		
		TOTALE	SETTORE "HEALTHCARE"	SETTORE "EDUCATION" E "LEARNING"
1°	IBM	3,34%	4,40%	2,52%
2°	MICROSOFT	2,29%	2,38%	2,23%
3°	SAMSUNG	2,17%	2,09%	2,24%
4°	PING AN TECH	2,11%	2,57%	1,75%
5°	SONY	2,07%	2,42%	1,81%
6°	AFFECTIVA INC	1,33%	1,79%	0,97%
7°	INTEL	1,21%	1,88%	0,68%
8°	BAIDU	0,99%	1,13%	0,91%
9°	ONECONNECT TECH CO	0,97%	1,13%	0,85%
10°	PHILIPS	0,83%	1,08%	0,65%
11°	TENCENT TECH	0,82%	0,92%	0,75%
12°	HUAWEI	0,56%	0,46%	0,65%
13°	GOOGLE	0,51%	0,60%	0,45%
14°	OPPO MOBILE TELECOMMUNICATIONS	0,50%	0,46%	0,54%
15°	AKILI INTERACTIVE LABS	0,50%	0,65%	0,38%
16°	LG ELECTRONICS	0,42%	0,13%	0,66%
17°	QUALCOMM	0,42%	0,42%	0,41%
18°	PANASONIC	0,41%	0,44%	0,38%
19°	ALIBABA	0,40%	0,31%	0,48%
20°	BOE TECHNOLOGY GROUP	0,40%	0,46%	0,35%

Se si analizzano più nel dettaglio le aziende innovatrici nei vari settori di interesse, quindi quello healthcare e quello dell’education, la classifica vista nella tabella 3.7 è molto simile alla classifica presente in figura 3.11 e 3.12. In questo caso il criterio di selezione non è stato quello di distinguere le prime venti aziende per numero totale di brevetti posseduti all’interno del loro portafoglio, ma bensì per numero di brevetti nel settore di interesse.

Nel settore healthcare la classifica nelle prime posizioni non varia più di tanto rispetto a quella già descritta nella tabella 3.7. Anche in questo caso troviamo l’IBM in prima posizione, con 229 brevetti, la Ping An Tech al secondo posto e la Sony al terzo. È interessante notare come in questa classifica siano presenti due nuove aziende, la Neurofocus e Facebook, con 33 e 28 brevetti rispettivamente, in dodicesima e quindicesima posizione. La prima è una multinazionale americana, fondata nel 2005, che opera nel settore della neuroscienza. Mentre la seconda, è la ben più nota piattaforma social che negli anni ha saputo espandere e diversificare i propri mercati d’interesse.

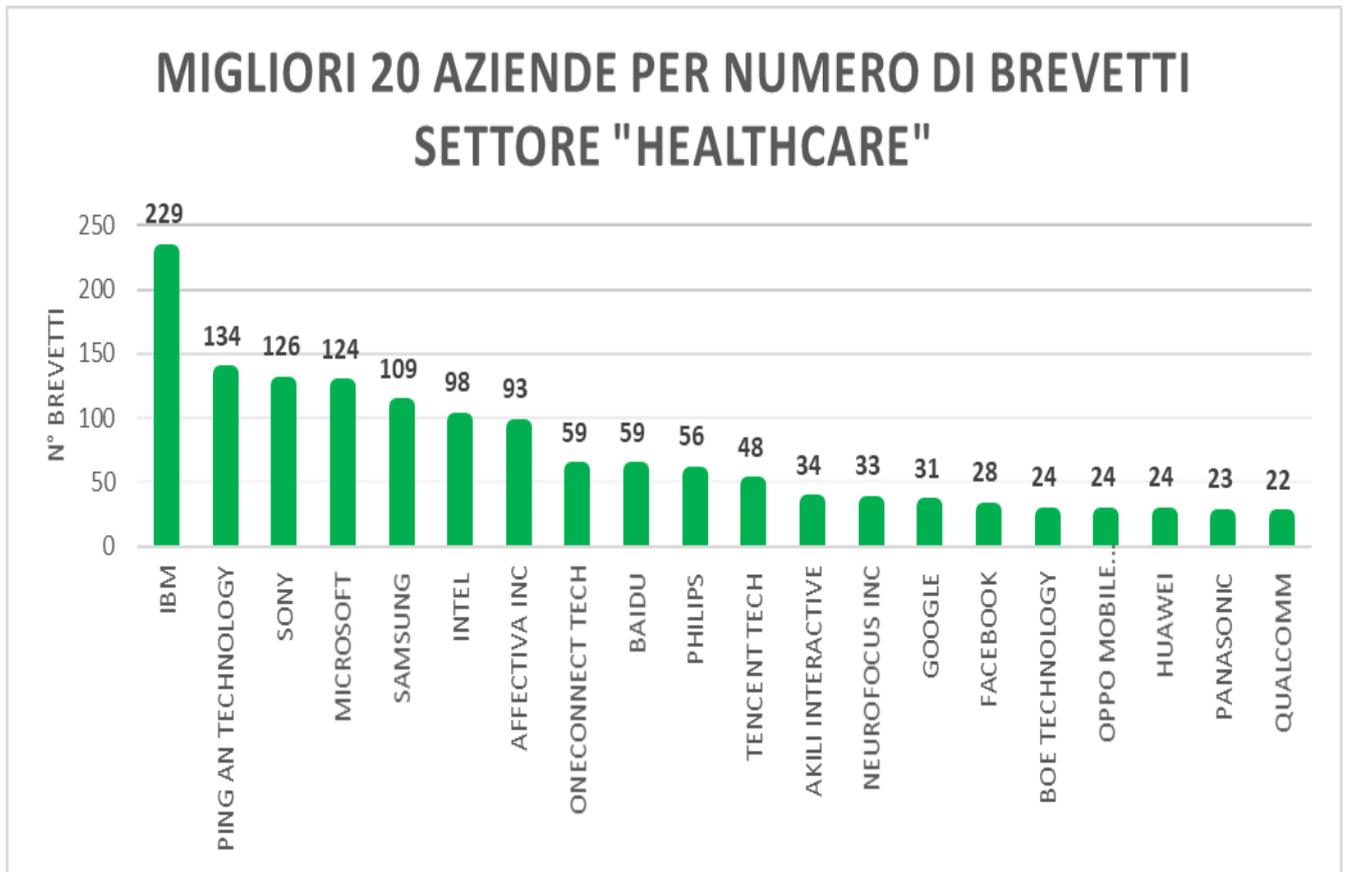


Figura 3.11 Classifica delle migliori 20 azienda per numero di brevetti nel settore "Healthcare". Fonte: Database "Derwent Innovation"

Anche nel settore dell'education e learning la classifica rimane pressoché simile a quelle già descritte precedentemente. Anche in questo caso il dato interessante sono le nuove aziende presenti all'interno dell'elenco. Esse sono la Emotient e la Toyota. La prima è una startup americana che nel 2016 è stata acquisita da Apple, e proprio come l'azienda Affectiva Inc., fa parte del settore dell'Emotion AI. La seconda è la più nota casa automobilistica, multinazionale che ha sede in Giappone e che negli anni è riuscita a diversificare le proprie attività anche in altri settori, come quello dell'Intelligenza Artificiale.

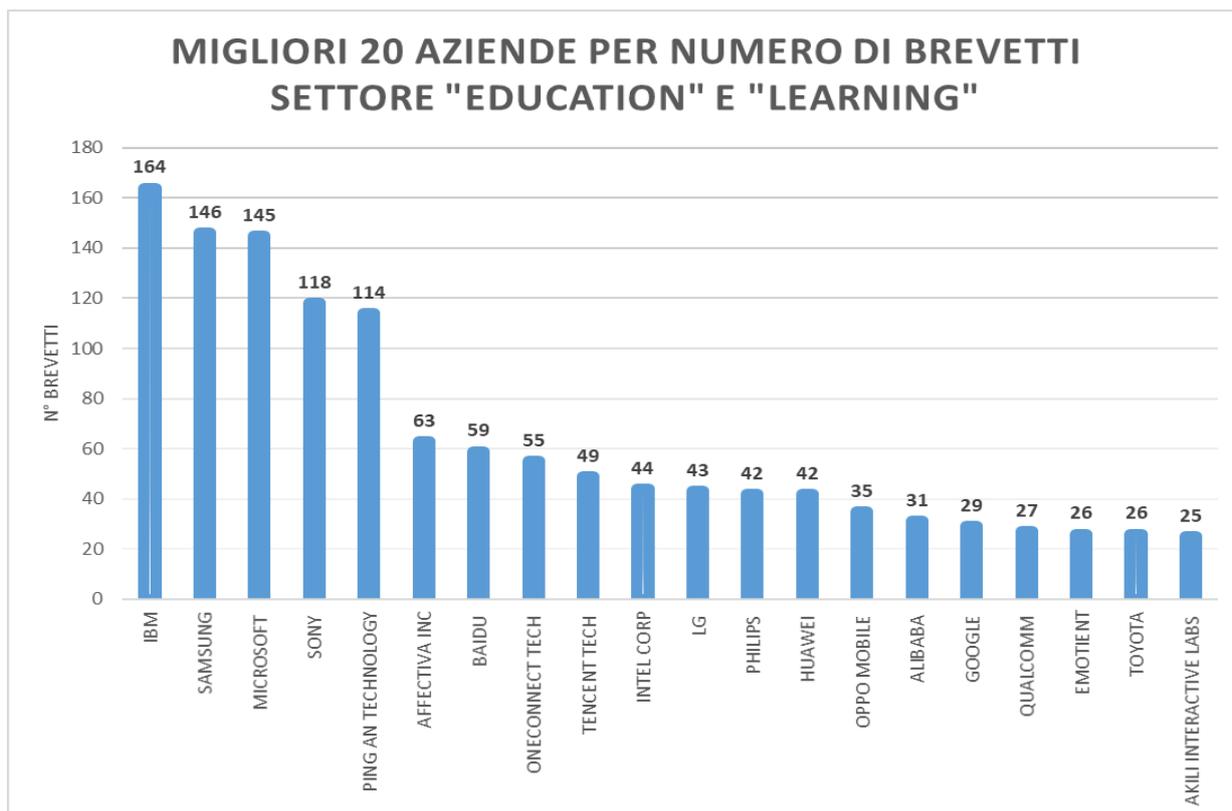


Figura 3.12 Classifica delle migliori 20 aziende per numero di brevetti nel settore "Education" e "Learning". Fonte: Database "Derwent Innovation"

La seconda categoria che si è andata ad analizzare tra i maggiori innovatori è quella delle università. Anche in questo caso si è utilizzato la stessa metodologia d'analisi descritta precedentemente per le aziende. All'interno del database finale sono presenti ben 492 università, e di queste, circa il 30% possiede almeno un brevetto e circa il 31% ne possiede almeno due. Dai risultati dell'analisi (vedi tabella 3.9 e tabella 3.10) è emerso un dato interessante. Nelle migliori 20 università che possiedono il maggior numero di brevetti, diciotto sono università asiatiche e solo due sono università nordamericana (Università della California e l'Università di Stanford). Più nel dettaglio, delle 18 università asiatiche presenti nella tabella 3.9, 17 hanno sede in Cina e una sola nella Corea del Sud (la Korea Advanced Institute of Science and Technology). Questo è un dato abbastanza interessante se confrontato con quello delle migliori aziende innovatrici del settore. Per quanto riguarda le migliori aziende innovatrici, a livello geografico, non è emersa la stessa netta disparità che si è potuto constatare per le università. Tale scoperta risulta interessante, in quanto si potrebbe andare a capire quali sono stati i fattori e le ragioni che hanno portato le università cinesi molto più avanti, a livello tecnologico, rispetto a tutte le altre università del mondo. Senz'altro, uno dei fattori preponderanti che ha portato a tale risultato, può essere ricercato nel continuo incremento degli investimenti statali in ricerca scientifica e sviluppo tecnologico che ha caratterizzato la Cina nell'ultimo decennio.

Dal punto di vista dell'area disciplinare, tutte le venti università possono essere raggruppate nell'area "scientifico e tecnologica", a differenza dell'Università di Stanford che al suo interno non presenta solo corsi "scientifico-tecnologici" ma anche corsi di medicina e corsi umanistici. Diciotto

università risultano pubbliche, e solo due, l'Università del Southeast e l'Università di Stanford risultano essere private.

Nelle prime tre posizioni si trovano l'Università South China, l'Università di Nanjing e l'Università della tecnologia di Hefei, con 82, 71 e 63 brevetti rispettivamente (per un maggiore dettaglio vedere la tabella 3.9 e tabella 3.10). Inoltre, dalla tabella 3.9 si può notare come tutte le università presentano un maggiore numero di brevetti nel settore "education" e "learning" rispetto a quello dell'"healthcare".

Tabella 3.9 Classifica migliori 20 università per numero di brevetti totali. Fonte: Database "Derwent Innovation"

POSIZIONE	UNIVERSITA'	N° BREVETTI		
		TOTALE	SETTORE "HEALTHCARE"	SETTORE "EDUCATION" E "LEARNING"
1°	UNIV. SOUTH CHINA TECH	82	25	57
2°	UNIV. NANJING POSTS & TELECOM.	71	19	52
3°	UNIV. HEFEI TECHNOLOGY	63	19	44
4°	UNIV. TIANJIN	58	13	45
5°	UNIV. BEIJING TECHNOLOGY	48	14	34
6°	UNIV. SHANDONG	44	18	26
7°	UNIV. SOUTHEAST	44	12	32
8°	UNIV. BEIHANG	43	10	33
9°	UNIV. STANFORD	38	19	19
10°	UNIV. CALIFORNIA	37	17	20
11°	UNIV. CHONGQING POSTS & TELECOM.	37	5	32
12°	UNIV. BEIJING SCI. & TECH.	33	12	21
13°	UNIV. ZHEJIANG	33	5	28
14°	UNIV. HANGZHOU DIANZI	31	10	21
15°	UNIV. ELECTRONIC SCI & TECH CHINA	25	6	19
16°	UNIV. JILIN	25	6	19
17°	UNIV. GUANGDONG TECHNOLOGY	24	8	16
18°	KOREA ADVANCED INST. SCI. & TECH.	22	5	17
19°	UNIV. CHONGQING SCI.& TECH.	22	9	13
20°	BEIJING INST. TECHNOLOGY	19	1	18

Tabella 3.10 Classifica migliori 20 università per % di brevetti sul mercato. Fonte: Database "Derwent Innovation"

POSIZIONE	UNIVERSITA'	% BREVETTI SUL MERCATO		
		TOTALE	SETTORE "HEALTHCARE"	SETTORE "EDUCATION" E "LEARNING"
1°	UNIV. SOUTH CHINA TECH	3,28%	3,51%	3,19%
2°	UNIV. NANJING POSTS & TELECOM.	2,84%	2,66%	2,91%
3°	UNIV. HEFEI TECHNOLOGY	2,52%	2,66%	2,46%
4°	UNIV. TIANJIN	2,32%	1,82%	2,52%
5°	UNIV. BEIJING TECHNOLOGY	1,92%	1,96%	1,90%
6°	UNIV. SHANDONG	1,76%	2,52%	1,46%
7°	UNIV. SOUTHEAST	1,76%	1,68%	1,79%
8°	UNIV. BEIHANG	1,72%	1,40%	1,85%
9°	UNIV. STANFORD	1,52%	2,66%	1,06%
10°	UNIV. CALIFORNIA	1,48%	2,38%	1,12%
11°	UNIV. CHONGQING POSTS & TELECOM.	1,48%	0,70%	1,79%
12°	UNIV. BEIJING SCI. & TECH.	1,32%	1,68%	1,18%
13°	UNIV. ZHEJIANG	1,32%	0,70%	1,57%
14°	UNIV. HANGZHOU DIANZI	1,24%	1,40%	1,18%
15°	UNIV. ELECTRONIC SCI & TECH CHINA	1,00%	0,84%	1,06%
16°	UNIV. JILIN	1,00%	0,84%	1,06%
17°	UNIV. GUANGDONG TECHNOLOGY	0,96%	1,12%	0,90%
18°	KOREA ADVANCED INST. SCI. & TECH.	0,88%	0,70%	0,95%
19°	UNIV. CHONGQING SCI.& TECH.	0,88%	1,26%	0,73%
20°	BEIJING INST. TECHNOLOGY	0,76%	0,14%	1,01%

Se si analizzano più nel dettaglio le università innovatrici nei vari settori di interesse, la classifica vista nella tabella 3.9 e 3.10 rimane molto simile alla classifica presente in figura 3.13 e 3.14. Il criterio di selezione visto per le aziende è il medesimo utilizzato per le università.

Nel settore healthcare, la classifica delle università con il maggior numero di brevetti risulta differente rispetto a quella presentata nella tabella 3.9. Infatti, rispetto all'analisi compiuta precedentemente, il numero delle università americane è in aumento. Dalla fig. 3.10, si nota come sono ben quattro le università americane per numero di brevetti, e oltre alle già citate Università della California e Università di Stanford, si inseriscono l'Università di Harvard e l'Università del Northeastern, avente 7 e 6 brevetti ciascuno.

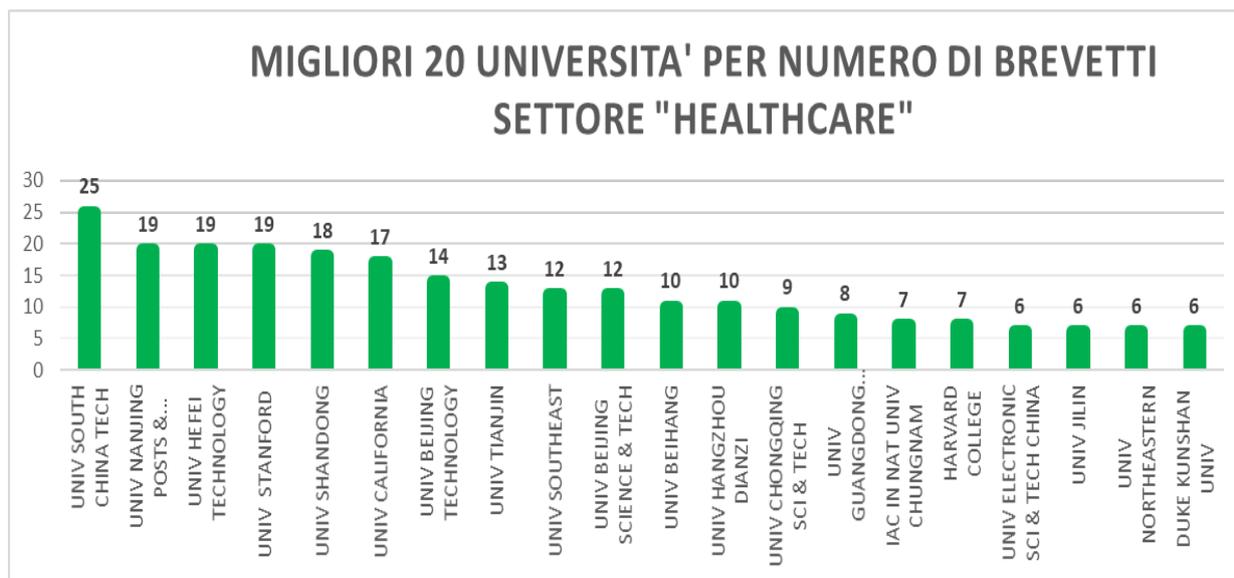


Figura 3.13 Classifica delle migliori 20 università per numero di brevetti nel settore "Healthcare". Fonte: Database "Derwent Innovation"

Tuttavia, nel settore education e learning la classifica rimane pressoché invariata rispetto a quella vista nella tabella 3.9. Le novità sono da ricercarsi nella parte bassa della classifica, infatti, in diciannovesima e ventesima posizione, sono presenti due nuove università. L'Università Sun Yat Sen e l'Università Xidian, con sedici e tredici brevetti rispettivamente.

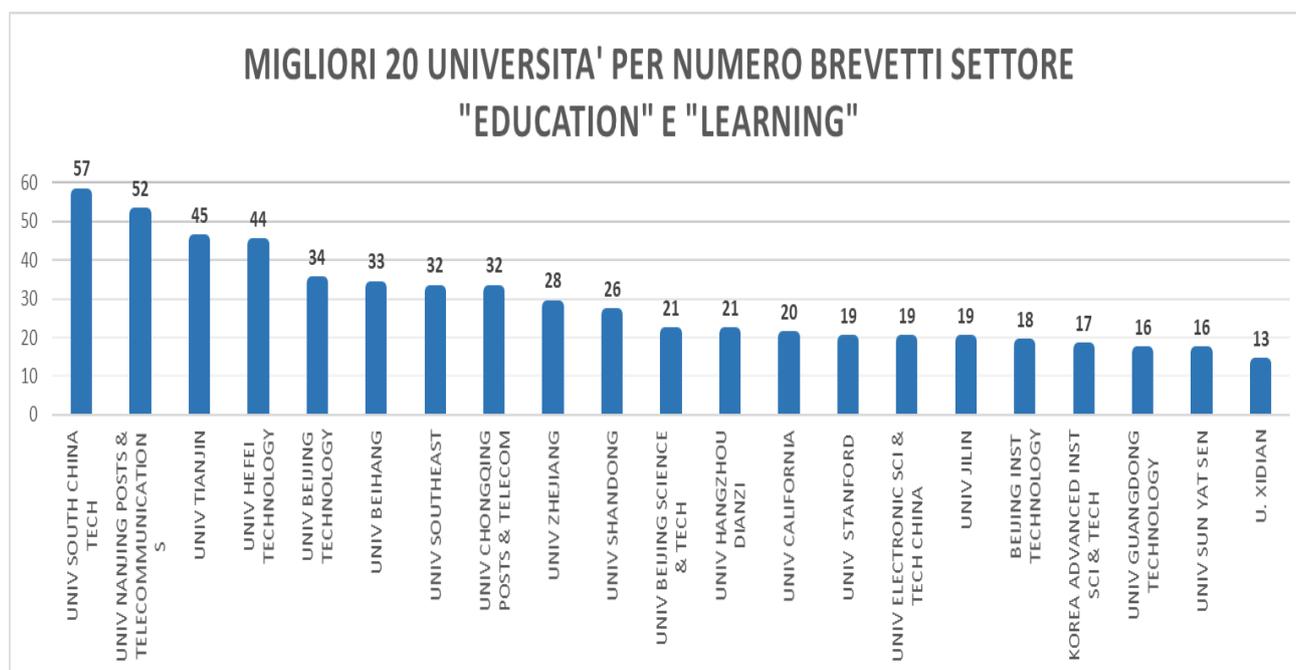


Figura 3.14 Classifica delle migliori 20 università per numero di brevetti nel settore "Education" e "Learning". Fonte: Database "Derwent Innovation"

### 3.4 Gli ambiti tecnologici

Come riportato nel paragrafo 2.1, la Classificazione Internazionale dei Brevetti (IPC), prevede un sistema gerarchico di simboli per la classificazione dei brevetti e dei modelli di utilità secondo le diverse aree tecnologiche a cui appartengono (WIPO, 2020). La peculiarità di questo sistema di classificazione è che un brevetto può essere classificato tramite uno o più codici IPC, e di conseguenza, per ogni Publication Number (chiave primaria dei database) presente all'interno dei database, è possibile avere più codici di classificazione (presenti all'interno della colonna IPC Subclass), creando una relazione uno a molti.

Per effettuare l'analisi degli ambiti tecnologici a cui appartengono i brevetti, si è preferito non accorpate i due database come fatto per l'analisi precedente, ma piuttosto è stato opportuno eseguire delle modifiche. Pertanto, in entrambi i database, si è scelto di estrarre i dati contenuti nella colonna IPC Subclass e di creare tante colonne quanti sono i codici di classificazione presenti in ogni brevetto. Per compiere l'estrazione si è utilizzata la funzione STRINGA.ESTRAI (testo; inizio; num\_caratt) di Excel, dove, per l'argomento testo, si è indicato il testo presente nella colonna IPC Subclass, l'inizio corrisponde alla posizione del primo carattere da estrarre, mentre l'argomento num\_caratt rappresenta il numero di caratteri da estrarre ed è un valore fisso pari a quattro. Quest'ultimo valore corrisponde a quattro in quanto la classificazione dei brevetti, in questo database, possiede un livello di dettaglio pari al terzo livello gerarchico, ossia alla sottoclasse. Ciascuna colonna così create contiene un codice IPC relativo al brevetto considerato. Una volta ottenuto questo spacchettamento di dati, si è utilizzata una tabella Pivot per effettuare un conteggio del numero di volte che si era utilizzato quel determinato tipo di codice IPC.

Dalla tabella 3.11, si evince che la sezione più utilizzata per classificare i brevetti è la "G", quella riguardante la fisica. Per leggere e dare un'interpretazione corretta della tabella 3.11, bisogna soffermarsi nel descrivere come sono stati ottenuti questi valori. Il valore che si legge nella colonna TOTALE, nella sezione "G", ossia 19.952, è stato ottenuto attuando un conteggio di tutti i codici IPC che fanno parte della suddetta sezione, indistintamente che si trattino di brevetti facente parte del settore healthcare o del settore education. Pertanto, il numero 19.952 è da intendere come il totale di codici IPC presenti in entrambi i database per quella determinata sezione (per vedere in dettaglio la classificazione completa vedere l'appendice). Inoltre, la percentuale è stata calcolata non sul totale dei brevetti presenti all'interno dei database, ma sul numero totale di codici utilizzati per classificarli, in numero maggiore rispetto ai primi. Se si fosse utilizzato come numero di riferimento il totale del numero di brevetti, il dato sulla percentuale sarebbe stato sovrastimato.

Tabella 3.11 Classificazione IPC utilizzata. Fonte: Database "Derwent Innovation"

IPC						
SEZIONE	TOTALE	% TOTALE	SETTORE "EDUCATION"	% SETTORE "EDUCATION"	SETTORE "HEALTHCARE"	% SETTORE "HEALTHCARE"
G - FISICA	19952	69%	11120	71%	8832	65,31%
A - FABBISOGNI UMANI	4758	16%	2319	15%	2439	18,04%
H - ENERGIA ELETTRICA	2583	9%	1185	8%	1398	10,34%
B - ESECUZIONE DI OPERAZIONI	933	3%	617	4%	316	2,34%
C - CHIMICA	716	2%	237	2%	479	3,54%
F - INGEGNERIA MECCANICA	78	0%	53	0%	25	0,18%
E - COSTRUZIONI IMMOBILI	61	0%	39	0%	22	0,16%
D - TESSILI	30	0%	18	0%	12	0,09%

Prendendo in considerazione non più soltanto la sezione ma bensì tutta la sottoclasse, si è preferito attuare una classificazione settoriale. Dalle analisi effettuate, si son potuti creare i grafici presenti in figura 3.15 e 3.16. Come campione rappresentativo, si è scelto di prendere i primi venti codici IPC per numero totale di brevetti classificati. Nel settore education e learning, son stati classificati 3.268 brevetti con il codice "G06F" (circa il 21% sul totale dei codici IPC presenti), 2.545 brevetti con il codice "G06K" (circa il 16%), 1.263 brevetti con il codice "G06Q" (circa l'8%) e 1.239 con il codice "G06N" (poco meno dell'8%).

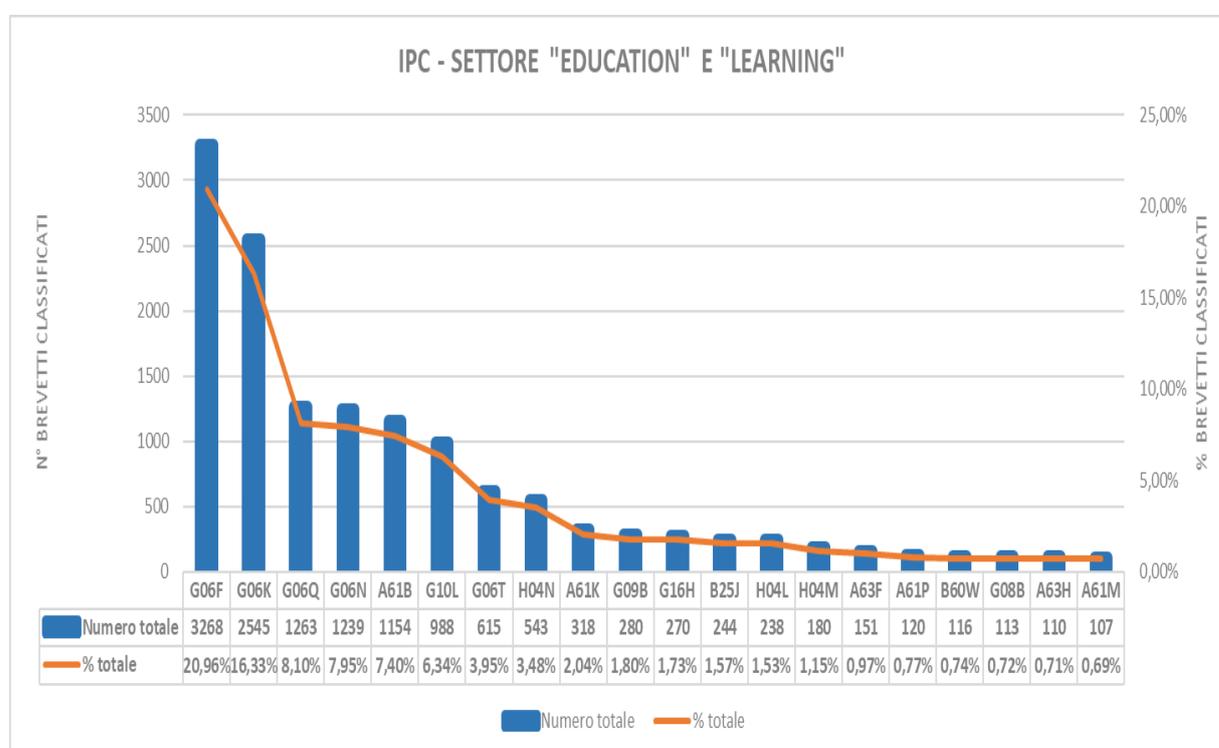


Figura 3.15 I venti codici più utilizzati per classificare i brevetti nel settore "education" e "learning". Asse principale : N° brevetti classificati, asse secondario : % brevetti classificati. Fonte : Database "Patent Innovation"

La classe "06" della sezione "G" corrisponde a tutti gli strumenti che possono essere utilizzati per effettuare dei calcoli, delle elaborazioni, o dei conteggi. In particolare, comprende tutti gli strumenti che possono elaborare o generare dati tramite le immagini. Nel codice "G06F", sono comprese tutte le elaborazioni digitali dei dati, e in particolar modo, i sistemi basati su determinati modelli computazionali. Il codice "G06K" comprende tutti quei brevetti che sono utilizzati per il riconoscimento dei dati e per la successiva presentazione, mentre possono essere classificati con il codice "G06Q" tutti quei sistemi che utilizzano il trattamento dei dati appositamente per specifiche finalità, come quella amministrativa, commerciale, gestionali o finanziarie. Infine, con il codice "G06N" vengono catalogati tutti i brevetti che riguardano i sistemi informatici basati su specifici modelli computativi.

Sempre analizzando la figura 3.15, il primo codice che non appartiene alla sezione "G" è il codice "A61B" con 1.134 brevetti classificati. La sezione "A", comprende tutti i brevetti che sono attribuibili ai fabbisogni umani, e in particolare, la classe "61" comprende tutte le scienze mediche o veterinarie. Infatti, il codice "A61B" fa riferimento a tutti gli strumenti e i processi che sono utilizzati per scopi diagnostici, chirurgici e di identificazione personale.

Nel settore healthcare, non vi sono grandi cambiamenti dal punto di vista dei codici IPC utilizzati per classificare i brevetti. In prima posizione si trova il codice "G06F" con 2.143 brevetti classificati, successivamente si trova il "G06K" con 1.824 classificazioni, il codice "A61B" con 1.137, il codice "G06Q" con 1.075 brevetti classificati. Infine, il codice "G06N" comprende 976 classificazioni. In questo caso, più del 50% dei codici utilizzati è compreso tra i cinque codici appena descritti.

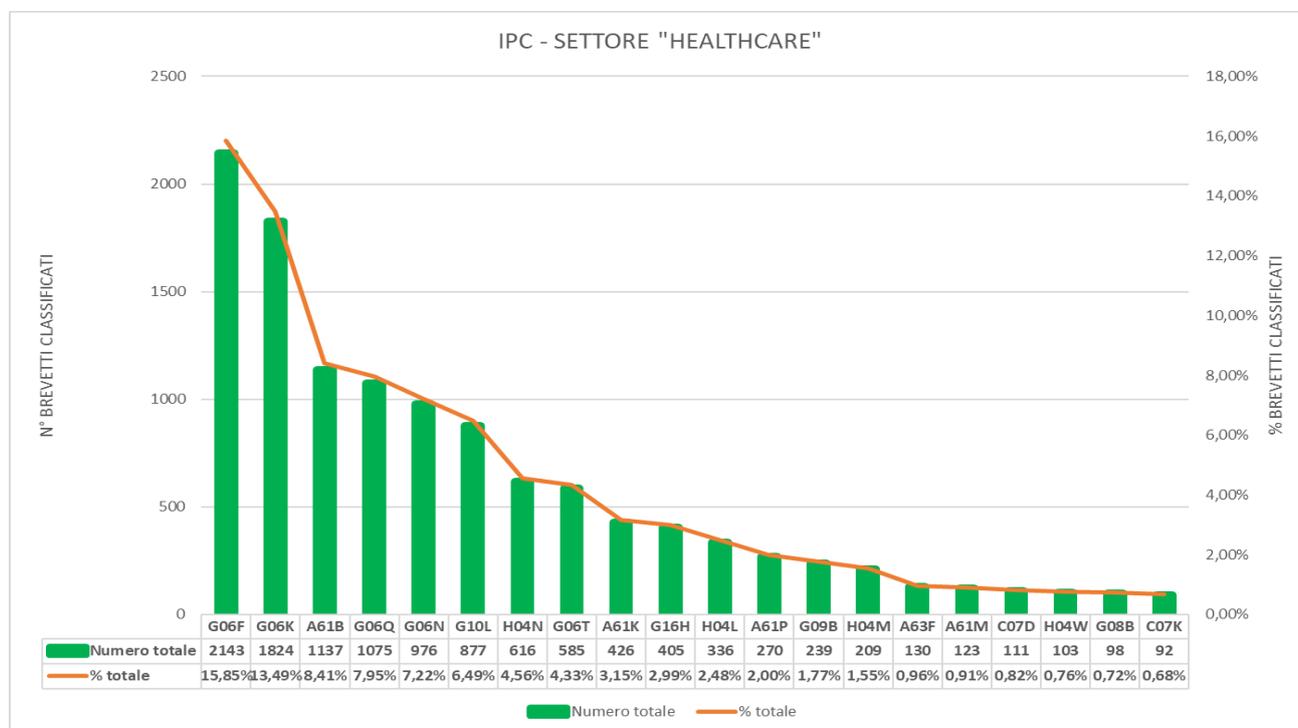


Figura 3.16 I venti codici più utilizzati per classificare i brevetti nel settore "healthcare". Asse principale : N° brevetti classificati, asse secondario : % brevetti classificati. Fonte : Database "Patent Innovation"

### 3.5 La qualità dei portafogli aziendali

Negli ultimi anni i dati sulle citazioni sono diventati un centro di interesse per i big data e l'analisi dei brevetti. Le teorie presenti, suggeriscono che il numero di citazioni ricevute da un brevetto è correlato all'importanza di quel brevetto (vedi Hall et al., (2005), oppure Hall et al., (2001)). Più il processo di innovazione diventa complesso, più l'importanza strategica dell'analisi delle citazioni diventa rilevante, poiché il numero di citazioni è utilizzato come misura di valutazione e diffusione tecnologica. Inoltre, negli ultimi anni le citazioni sono state ampiamente utilizzate in diverse discipline. Ad esempio, Breitzman e Thomas (2002), nei loro studi descrivono come l'analisi dei portafogli di brevetti potrebbe aiutare la valutazione di fusioni e acquisizioni, misurando la quantità e la qualità dei brevetti di un'azienda utilizzando le citazioni. In letteratura sono presenti vari indicatori utilizzati per misurare l'impatto tecnologico dei brevetti presenti in un'azienda, come per esempio il Citation Index (CI), che attraverso il conteggio delle citazioni ricevute dai brevetti di un'azienda, valuta l'impatto tecnologico di tutto il portafoglio aziendale. Il Current Impact Index (CII) invece, rappresenta il numero di volte in cui i precedenti cinque anni di brevetti di un'azienda sono stati citati durante l'anno in corso. Questo indicatore permette di misurare l'influenza di un'azienda negli ultimi cinque anni e indicare la qualità del portafoglio brevetti (Aristodemou e Tietze, 2018).

Per svolgere le analisi presenti in questo paragrafo, si è innanzitutto valutato la tipologia di dati presenti all'interno dei database. Poiché il dato fondamentale da cui iniziare l'analisi è il conteggio delle citazioni riportate in un brevetto, sarebbe stato impensabile utilizzare il CI come indice, poiché nei database non sono presenti tutti i dati necessari per calcolarlo. Pertanto, come indicatore, si è deciso di utilizzare l'indicatore I sottostante.

$$I = \sum_{i=1}^c \frac{n^{\circ} \text{ citazioni}_i}{\text{vita brevetto}_i}$$

Grazie a tale indicatore, si può valutare l'impatto tecnologico dei brevetti. Il numero di citazioni rispecchia l'importanza tecnologica del brevetto per lo sviluppo di tecnologie future e riflette anche il valore economico delle invenzioni. Infatti, i brevetti che ottengono dei punteggi elevati, sono spesso invenzioni importanti o fondamentali per le invenzioni future. L'aspetto positivo dell'indicatore è quello di risultare abbastanza semplice nell'utilizzo, inoltre tiene conto sia delle dimensioni effettive del portafoglio di un'azienda, sia dell'anno in cui è stato depositato il brevetto.

Nell'indicatore I, C rappresenta il numero totale di brevetti presenti all'interno del portafoglio aziendale. La vita del brevetto è calcolata come:

$$\text{"vita brevetto"} = 2021 - \text{"application year"}$$

Naturalmente, l'indicatore è stato applicato ad entrambi i settori presi in esame e ad ogni azienda selezionata. Per quanto riguarda le aziende selezionate, in questo caso il criterio di scelta non è variato rispetto a quello utilizzato nel paragrafo 3.3.

Prima di applicare l'indicatore appena descritto, è stata fatta un'analisi sul numero di brevetti che hanno ricevuto almeno una citazione dai brevetti successivi. Quest'analisi ha coinvolto tutte le venti aziende già esaminate nel paragrafo precedente. I risultati sono riportati in figura 3.17 e in figura 3.18. In generale, quello che si evince, è che sebbene IBM abbia un grande portafoglio aziendale, pari a 164 per il settore education e 229 per il settore healthcare, solo il 20% dei brevetti presenti nel settore education hanno ricevuto almeno una citazione, percentuale che si abbassa notevolmente se consideriamo il settore healthcare, che si assesta circa al 17%. La seconda azienda per numero di brevetti, Microsoft, è una delle aziende che presenta la percentuale più alta di brevetti citati in relazione al totale presente all'interno del portafoglio. Per quanto concerne il settore education, possiede il 47,5% di brevetti che hanno ricevuto almeno una citazione, mentre per il secondo settore considerato, ne possiede circa il 51,6%. Le altre due aziende che possiedono un elevato numero di brevetti citati sono la Sony e la Affectiva Inc. La prima, ha il 51% e il 53% di brevetti che hanno ricevuto almeno una citazione, rispettivamente nel settore education e nel settore healthcare, mentre le percentuali aumentano se consideriamo la seconda azienda citata, percentuali che si assestano intorno al 63% e 71%. In media, nel campione preso in esame, la percentuale di brevetti citati all'interno del portafoglio aziendale corrisponde al 40% del totale.

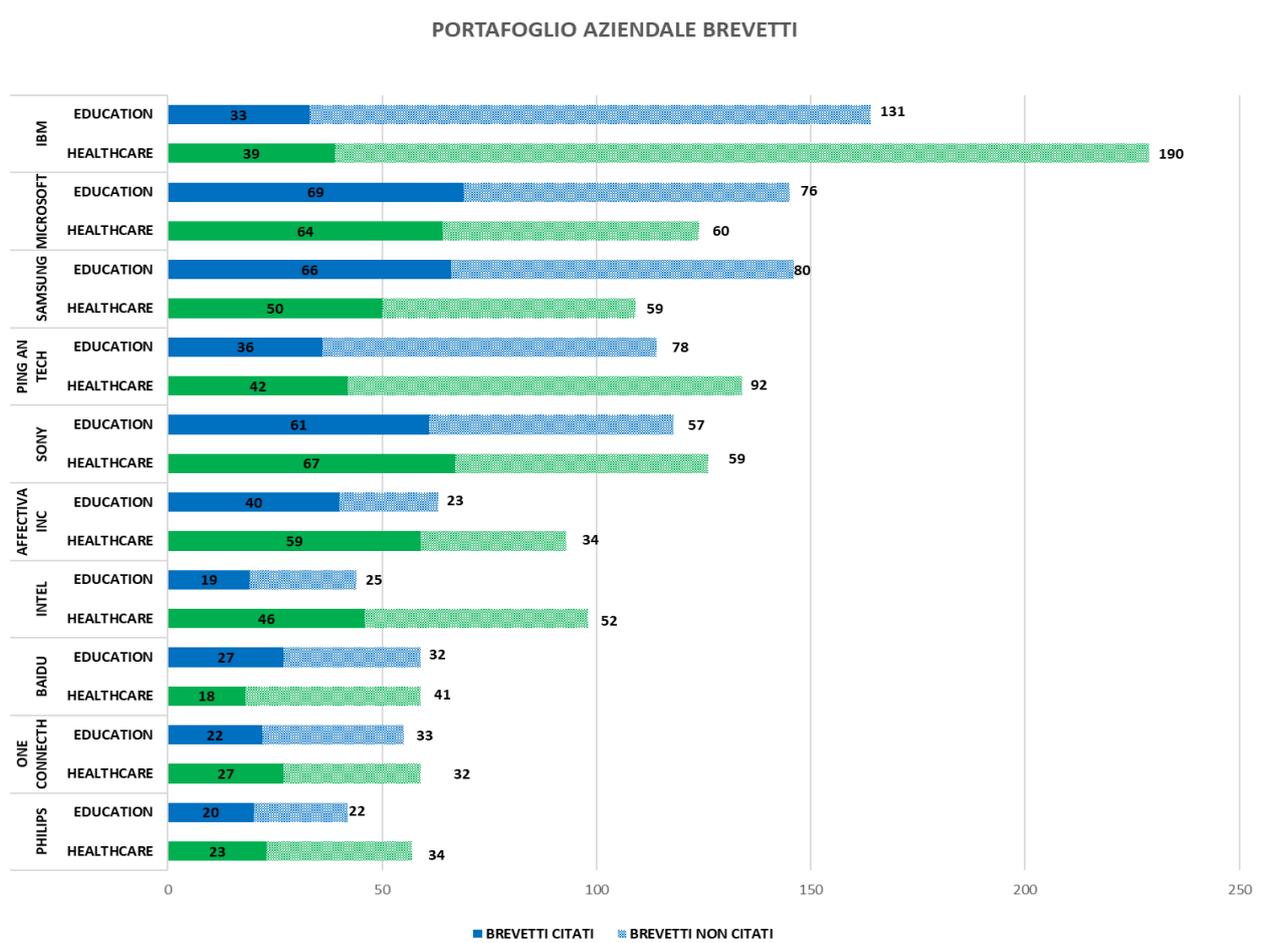


Figura 3.17 Numero brevetti citati e numero brevetti non citati all'interno del Portafoglio aziendale suddiviso per settore. Prime dieci aziende selezionate per numero di brevetti. Fonte: Database "Derwent Innovation"

### PORTAFOGLIO AZIENDALE BREVETTI

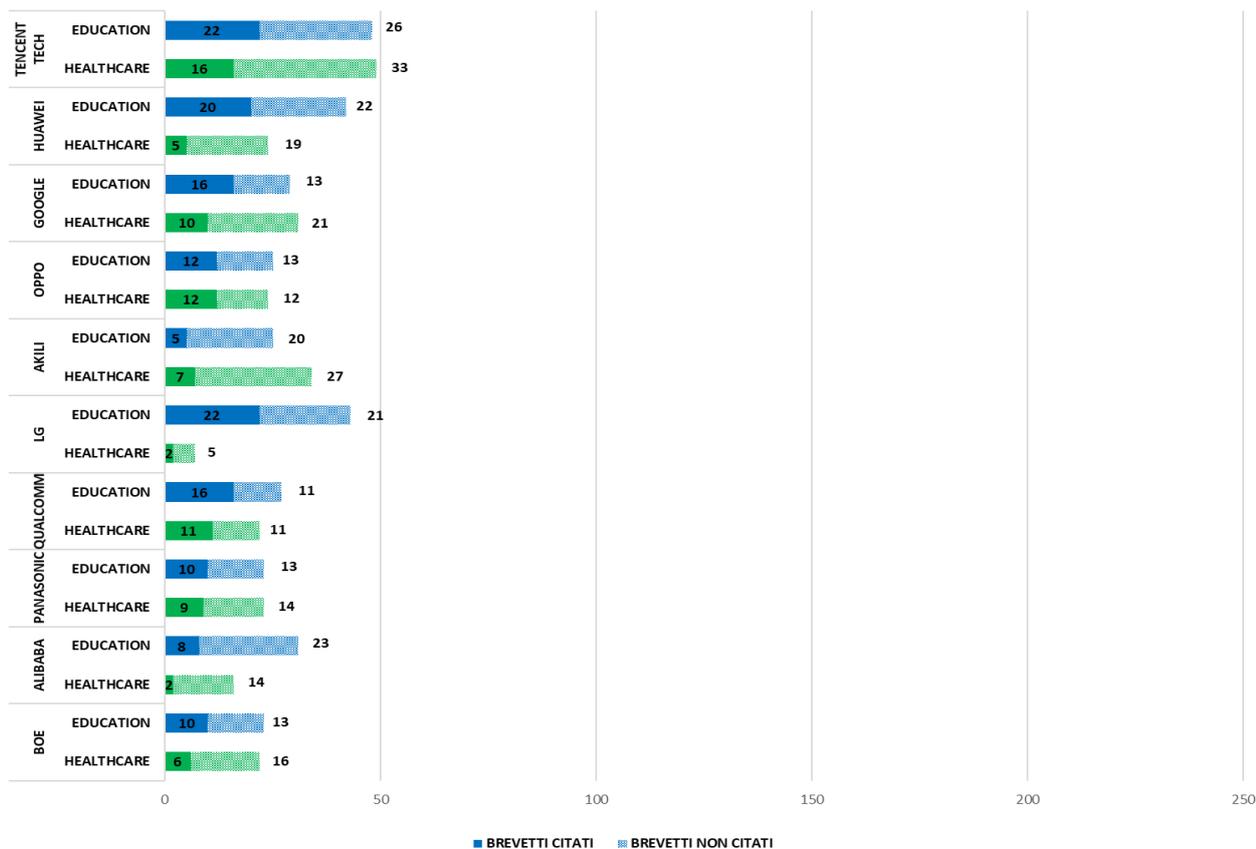


Figura 3.18 Numero brevetti citati e numero brevetti non citati all'interno del Portafoglio aziendale suddiviso per settore. Seconde dieci aziende selezionate per numero di brevetti. Fonte: Database "Derwent Innovation"

A livello globale, analizzando solo il numero di citazioni appartenenti al portafoglio aziendale, Microsoft si conferma l'azienda con il maggior numero di citazioni ricevute per i loro brevetti. Questo dato è molto importante, in quanto sta a significare che la tecnologia prodotta dall'azienda è risultata, negli anni, di forte impatto per tutte le tecnologie successive. La seconda azienda per numero di citazioni ricevute dai propri brevetti, risulta essere Samsung. Essa possiede un portafoglio aziendale simile a quello di Microsoft. Il dato interessante che risulta da questa analisi è quello riguardante l'azienda IBM. Infatti, attraverso la prima analisi effettuata, si è constatato come l'azienda possedesse un numero di brevetti citati molto inferiore rispetto ai brevetti complessivi posseduti. Tuttavia, risulta avere un notevole numero di citazioni. Pertanto, si può affermare che l'IBM, all'interno del portafoglio brevettuale, possiede delle tecnologie che hanno contribuito in maniera sostanziale all'innovazione nel campo tecnico.

Prima di analizzare i risultati ottenuti tramite l'indicatore "I", bisogna specificare che questo indicatore non ha un range attraverso il quale è possibile classificare i singoli risultati, e quindi affermare che un determinato portafoglio brevettuale è di qualità o meno. Affinché possano essere effettuate delle attente valutazioni, devono essere confrontati con tutti gli altri risultati conseguiti. Una volta terminata la prima analisi sulla percentuale dei brevetti citati e sulla grandezza dei rispettivi portafogli aziendali, si è svolta l'analisi della qualità tramite l'indicatore "I". I risultati

ottenuti sono stati riassunti nelle fig.3.19 e 3.20. L'analisi si è svolta a livello settoriale, e ha visto coinvolte le venti aziende già presenti nel campione iniziale. Per analizzare i risultati ottenuti, si è preferito utilizzare un grafico a dispersione, dove nell'asse delle x è riportato il numero di brevetti presenti nel portafoglio aziendale, mentre nell'asse delle y è riportato il risultato dell'indicatore I, per ogni azienda. Successivamente, il grafico è stato suddiviso in quattro quadranti, utilizzando la media degli indicatori e la media del numero di brevetti presenti all'interno del portafoglio aziendale, sempre suddiviso in base al settore che si è analizzato. Infatti, per quel che concerne il settore dell'healthcare, la media di brevetti presenti all'interno del portafoglio aziendale risulta essere 67, mentre quella relativa al punteggio ottenuto tramite l'indicatore I risulta essere pari a 43. Nel settore dell'education e learning, le medie sono pressoché simili. La media dei brevetti presenti nel portafoglio aziendale risulta essere 65, mentre quella relativa all'indicatore "I" risulta essere 44. Attraverso i grafici a dispersione si può affermare che:

- I quadrante: è il quadrante nel quale si posizionano le aziende migliori. In questo quadrante si trovano le aziende con un elevato numero di brevetti all'interno del loro portafoglio, ossia maggiore rispetto alla media del campione esaminato, e presentano allo stesso tempo un'elevata qualità tecnologica, sempre maggiore rispetto alla media del campione esaminato.
- II quadrante: è il quadrante nel quale si posizionano le aziende che hanno un'elevata qualità brevettuale ma che presentano un numero di brevetti non troppo ampio, al di sotto della media del campione esaminato.
- III quadrante: è il quadrante nel quale si posizionano le aziende che possiedono un elevato numero di brevetti ma con una qualità non elevata.
- IV quadrante: è il quadrante nel quale si posizionano le aziende peggiori, sia per numero di brevetti presenti all'interno del portafoglio aziendale, sia per qualità brevettuale.

Entrambi i grafici a dispersione devono essere letti nel seguente modo: più le aziende si posizionano in alto e a destra rispetto al I quadrante, più quest'ultime rappresentano le migliori aziende esaminate. Più le aziende si posizionano in basso e a sinistra rispetto al IV quadrante, più quest'ultime possono essere classificate come le peggiori sia a livello di qualità brevettuale sia a livello di numero di brevetti presenti all'interno del proprio portafoglio. Mentre le aziende che vengono classificate all'interno del II e III quadrante sono aziende che hanno adottato due politiche differenti. Nel II quadrante si trovano quelle aziende che hanno preferito avere un portafoglio brevettuale con una qualità elevata a discapito del numero di brevetti presente. Viceversa, le aziende appartenenti al III quadrante, sono aziende che hanno preferito avere un gran numero di brevetti a discapito della qualità generale del loro portafoglio.

Nel settore dell'healthcare (vedi fig.3.19), l'azienda che possiede un portafoglio brevettuale con un livello qualitativo più elevato è Microsoft, che ha ottenuto un valore pari a 213, posizionandosi all'interno del I quadrante. Questi risultati risultano essere coerenti con le analisi effettuate in precedenza. In seconda posizione, per qualità del portafoglio aziendale, si trova Affectiva, con un valore pari a 137. L'azienda Affectiva Inc. è l'unica azienda di medie dimensioni che possiede un portafoglio brevettuale di elevata qualità. Le altre aziende presenti all'interno del primo quadrante sono Samsung, Sony, Intel e Ping An. Baidu è l'unica azienda ad essere presente nel II quadrante, ottenendo un punteggio pari a 60 ma con un portafoglio brevettuale al di sotto della media. IBM invece, anche se possiede un portafoglio brevettuale di grandi dimensioni, non risulta essere

un'azienda che possiede brevetti di elevata qualità, raggiungendo un valore pari a 39 e posizionandosi nel III quadrante, unica azienda di questo campione. Infine, delle venti migliori aziende selezionate per numero di brevetti totali, ben dodici si posizionano all'interno del IV quadrante. In tale quadrante sono presenti aziende come OneConnect, Philips, Tencent, Huawei, e molte altre, tutte aziende che presentano un portafoglio brevettuale al di sotto della media sia per quel che concerne il numero di brevetti sia per quanto riguarda la qualità brevettuale.

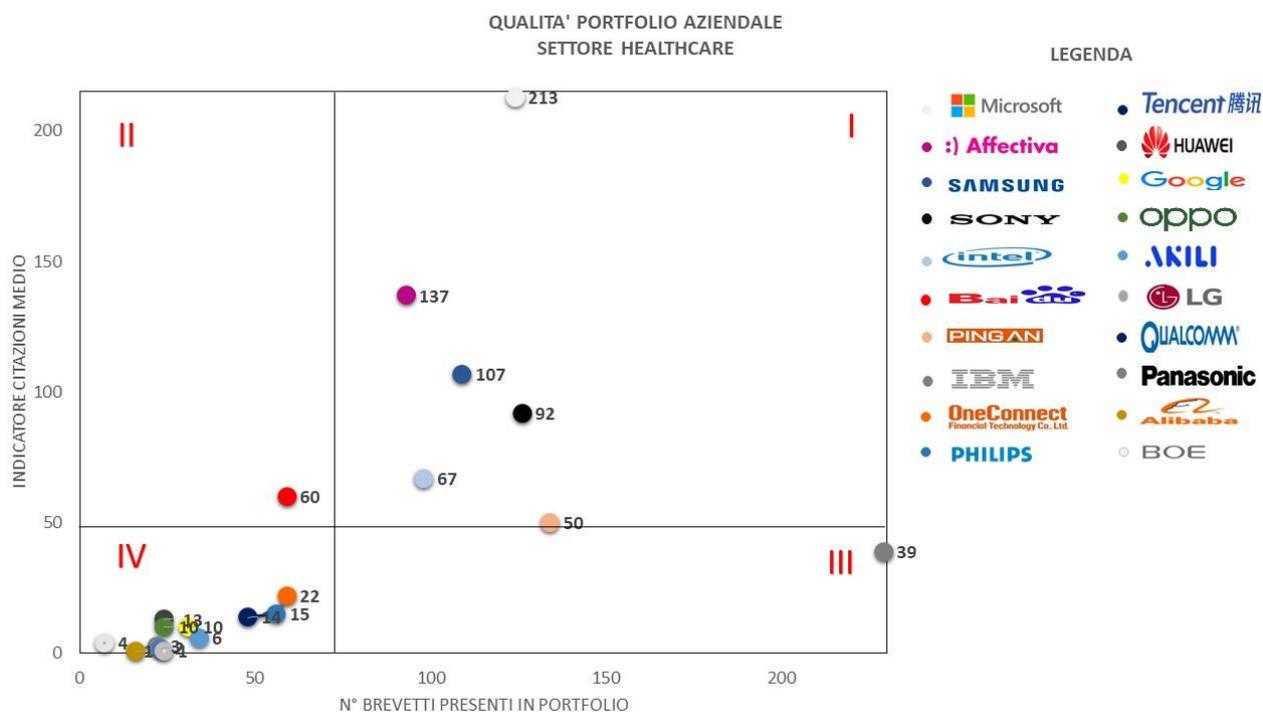


Figura 3.19 Grafico a dispersione contenente le venti aziende selezionate. Settore "Healthcare". Asse y: Indicatore citazione medie. Asse x: Numero brevetti presenti in portafoglio. Fonte: Database "Derwent Innovation"

Nel settore dell'education e learning, Microsoft si conferma una delle aziende con il miglior portafoglio brevettuale, posizionandosi nel primo quadrante, con un indice di qualità e numero di brevetti presenti, al di sopra della media. L'azienda che possiede un portafoglio molto simile a quello della Microsoft, sia per numero di brevetti sia per qualità posseduta, è la Samsung con un valore pari a 94. Le altre due aziende che sono presenti all'interno del primo quadrante sono la Sony e l'IBM, con un valore rispettivamente pari a 61 e 58. Tuttavia, se si considera soltanto l'indicatore di citazione medie, la prima per qualità del portafoglio aziendale è Baidu, con un valore pari a 163. Se confrontato con i dati presenti all'interno della fig.3.17, si può notare come Baidu abbia un portafoglio brevettuale di dimensioni simili per entrambi i settori, ma possiede dei brevetti tecnologicamente più importanti e che hanno ottenuto un impatto maggiore soltanto nel settore dell'education. Affectiva invece, anch'essa situata nel secondo quadrante, presenta un più ampio portafoglio brevettuale rispetto a Baidu, anche se di poco, e si conferma l'unica azienda di medie dimensioni a possedere un portafoglio di elevata qualità. Completa il quadro delle aziende presenti nel II quadrante l'Intel, pari a 79. Nel terzo quadrante, l'unica azienda presente è la Ping An con un valore pari a 35. Anche in questo caso, così come già detto per il settore dell'healthcare, delle venti

aziende analizzate, ben dodici sono presenti all'interno del IV quadrante. In tale quadrante sono presenti pressappoco le aziende già citate per il settore dell'healthcare, come One Connect, Philips, Google e Alibaba. Infine, per entrambi i settori, l'azienda che possiede il peggiore portafoglio brevettuale risulta essere la Boe Technology.

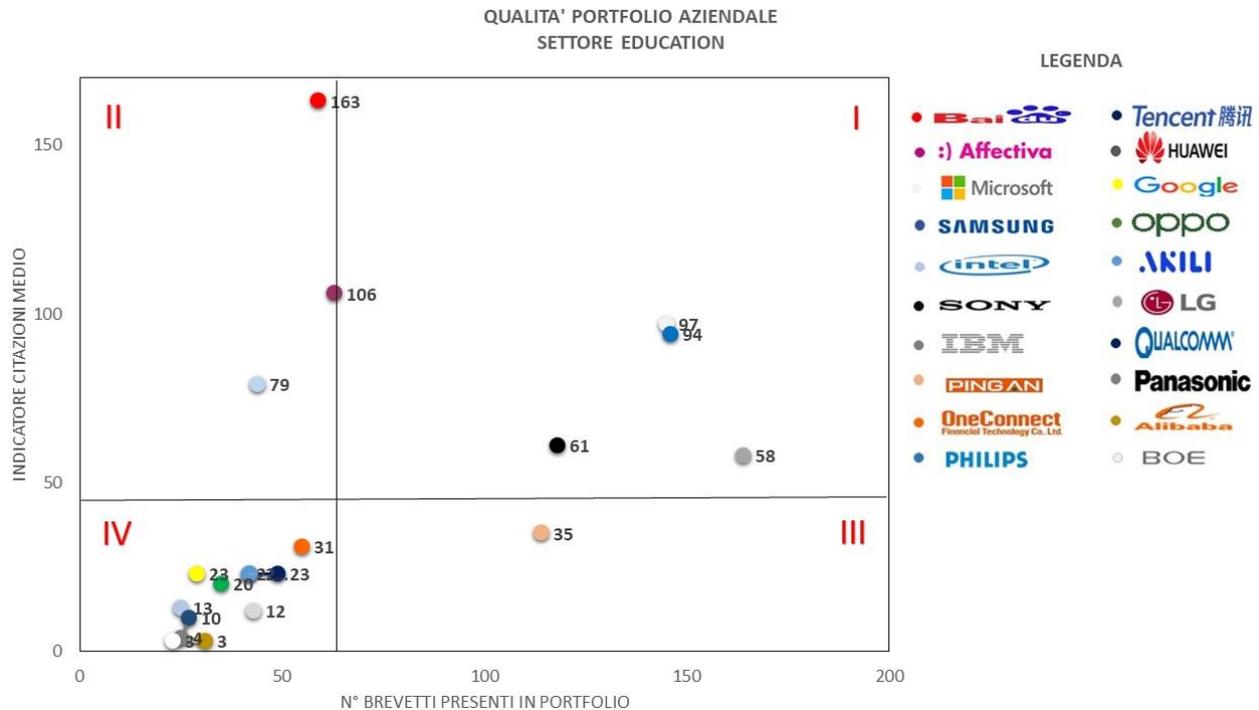


Figura 3.20 Grafico a dispersione contenente le venti aziende selezionate. Settore "Education" e "Learning". Asse y: Indicatore citazione medie. Asse x: Numero brevetti presenti in portafoglio. Fonte: Database "Derwent Innovation"

Per concludere l'analisi e per verificare che effettivamente tali brevetti siano pertinenti con la tecnologia esaminata in questa tesi, si riportano, qui di seguito, i due brevetti con il più alto numero di citazioni e i due brevetti che presentano l'indice di citazione più alto. In questo caso, il campione di dati preso in considerazione è rappresentato da tutti i portafogli brevettuali delle aziende appena esaminate.

I due brevetti che presentano il più alto numero di citazioni sono di proprietà della Microsoft. Il publication number del primo brevetto per numero di citazioni è "US5987415A" dal titolo "Modeling a user's emotion and personality in a computer user interface". Appartiene alla sottoclasse "G10L" e l'"application year" risulta essere "1998". Questo brevetto risulta essere stato citato ben 365 volte. Il secondo brevetto per numero di citazioni, con 326 citazioni ricevute, si intitola "Modeling and projecting emotion and personality from a computer user interface" e anche questo risulta appartenere alla sottoclasse "G10L". Anche l'"application year" di quest'ultimo risulta essere "1998". Entrambi risultano essere pertinenti con la tecnologia ricercata.

Invece, i due brevetti che hanno totalizzato il risultato più elevato tramite l'indicatore delle citazioni medie, appartengono alla Baidu e alla Samsung, rispettivamente con un valore pari a 38 e 27,9. Il primo brevetto è di proprietà della Baidu, e possiede 228 citazioni. È una tecnologia che è stata

brevettata di recente, solo nel 2015, ma che ha avuto un forte impatto a livello tecnologico. Essa si intitola *"A human machine interaction method and system based artificial intelligence"* e appartiene alla sottoclasse "G06F". Come descritto nel precedente paragrafo, tale sottoclasse comprende tutti gli strumenti che possono essere utilizzati per effettuare dei calcoli, delle elaborazioni, o dei conteggi. Il secondo brevetto, invece, è di proprietà della Samsung e l'anno di application risulta il 2010. Esso possiede 307 citazioni e si intitola *"Apparatus and method for providing goal predictive interface"*. Quest'ultimo, appartiene sia alla sottoclasse "G06F" e "G06N". Anche quest'ultimi, analizzando i titoli appena riportati, sono pertinenti con la ricerca effettuata.

## CAPITOLO 4

### 4) Le conclusioni finali

Con il presente elaborato si è voluto svolgere un'approfondita analisi sulla tecnologia del riconoscimento delle emozioni dell'espressione facciale. A tal fine, è stata condotta un'analisi basata sulla creazione di diverse query, che hanno permesso, in un primo momento, l'interrogazione alla banca dati, e successivamente, l'estrapolazione dei database che sono serviti per effettuare le elaborazioni presenti all'interno dell'elaborato stesso. I risultati ottenuti mostrano come dal punto di vista geografico l'Asia risulta essere il continente più tecnologicamente avanzato, seguito dall'America del Nord e dall'Europa. Inoltre, si è potuto constatare come, benché essa sia una tecnologia presente già dagli anni 90' del secolo scorso, è solo nell'ultimo decennio che il numero di brevetti è cresciuto in maniera esponenziale, salvo essere presente un leggero decremento nell'ultimo anno di pandemia, rispetto a quello precedente. Dal punto di vista industriale, si è potuto evincere come il mercato dell'emotion recognition sia caratterizzato da differenti player, molti facenti parte della stretta cerchia dei così detti Big Tech, ma sono presenti anche delle aziende più di nicchia che hanno fatto del riconoscimento delle emozioni il loro core business. Infine, l'analisi brevettuale si è conclusa esaminando la qualità dei portafogli delle venti migliori aziende per numero di brevetti. I risultati ottenuti hanno dimostrato come Microsoft, sebbene non sia l'azienda con il numero più elevato di brevetti posseduti, presenta, in media, una qualità del portafoglio brevettuale maggiore rispetto a tutte le altre aziende esaminate.

Tuttavia, oltre all'analisi svolta, bisogna tenere in considerazione anche delle limitazioni presenti all'interno dell'elaborato. In primis, in questa tesi si focalizza l'attenzione principalmente su due settori ben distinti, non tenendo conto di tutti gli altri settori in cui è possibile vedere applicata la tecnologia di riferimento. Inoltre, la tecnologia presa in esame è solo una delle diverse tecnologie che è possibile utilizzare affinché avvenga il riconoscimento dell'emozione provata in quell'istante da un individuo.

Pertanto, ulteriori ricerche future potrebbero riprendere le metodologie di lavoro utilizzate in questo elaborato e implementare le analisi e le ricerche effettuate in due possibili direzioni. La prima riguarda il settore di applicazione. Infatti, grazie all'analisi di nuovi settori si potrebbe capire, con migliori risultati, quali possono essere le future tendenze tecnologiche. La seconda invece, riguarda più da vicino la tecnologia analizzata. Come già affermato, le emozioni potrebbero essere espresse non solo attraverso le espressioni facciali di un individuo, bensì attraverso la voce, i gesti e i modi di fare, oppure attraverso i segnali cerebrali. Per ogni diverso dato in input esiste una tecnologia differente che permette di elaborarli. Di conseguenza, ulteriori ricerche future potrebbero focalizzarsi su queste nuove tecnologie, in modo tale che si possa creare un quadro più completo su quelle che saranno le tecnologie più utilizzate nell'ambito dell'emotion recognition, settore sempre più in crescita e che riserverà tante sfide e opportunità in futuro.

## Riferimenti bibliografici e sitografici

- [1] Abdulsalam W., Alhamdani R.S., Abdullah M. N., *Facial Emotion Recognition: A Survey*, International Journal of Advanced Research in Computer Engineering & Technology (IJARCET) Volume 7, Issue 11, November 2018, ISSN: 2278 – 1323
- [2] Achalakul T., Ohkura M., Puangpontip S., Tivatansakul S., *Emotional healthcare system: Emotion detection by facial expressions using Japanese database*, 6th Computer Science and Electronic Engineering Conference, CEEC 2014 - Conference Proceedings, 2014, pp.41-46
- [3] Alsadoon A., Elchouemi A., Prasad P.W.C., Singh A. K., Yang D., *An Emotion Recognition Model Based on Facial Recognition in Virtual Learning Environment*, 2018, pp.4-7
- [4] Ayvaz U., Devrim M. O., Gürüler H., Use of facial emotion recognition in e-learning systems Information Technologies and Learning Tools, Vol. 60, №4, 2017, pp.97-100
- [5] Baggio G., Caruana F., Parravicini A., Viola M., *Emozioni. Da Darwin al Pragmatismo*, Torino, Rosenberg e Sellier, 2020, p.183
- [6] Barrett L., Adolphs R., Marsella S., Martinez A., Pollak S., *Emotional Expressions Reconsidered: Challenges to Inferring Emotion From Human Facial Movements*, Psychological Science in the Public Interest, 2019, pp. 1–68, DOI: 10.1177/1529100619832930
- [7] Bartlett M., Ekman P., Hager J., Larsen J., Larsen J., *Classifying Facial Action, Advances in neural information processing systems*, The MIT press, Massachusetts, 1996, pp.823-829
- [8] Brasi C., *La neurofisiologia delle emozioni*, in “Eunomika”, 2020
- [9] Breitzman A., Thomas P., *Using patent citation analysis to target/value M&A candidates*, Res. Technol. Manag. 45, 2002, pp.28–36.
- [10] Bukovsky I., Gupta M., Homma N., *Fundamentals of Higher Order Neural Network for Modeling and Simulation*, IGI Global, 2012, pp.103-133 DOI: 10.4018/978-1-4666-2175-6.ch006
- [11] Burrows A., Cray Jr J., Waller B., *Selection for Universal Facial Emotion*, Vol. 8, No. 3, 2008, pp.435–443 DOI: 10.1037/1528-3542.8.3.435
- [12] Caballero A., Castillo J. C., Fernández-Sotos A., López M. T., Latorre J.M., Lozano-Monator E., Martínez-Rodrigo A., Pastor J. M., Zangróniz R., *Smart environment architecture for emotion detection and regulation*, Journal of Biomedical Informatics 64, 2016, pp.55–73
- [13] Carroll J.M., Russell A.J., *Do Facial Expressions Signal Specific Emotions? Judging Emotion From the Face in Context*, Journal of Personality and Social Psychology, 1996, Vol. 70, No. 2, pp.206-207
- [14] Cavadi G., *Le emozioni nella prospettiva cognitivo-costruttivista*, Milano, Springer, 2009, pp.17-18
- [15] Darwin C., *The Expression of the Emotions in Man and Animals*, Penguin Classic, New York, 2009, orig. 1982.

- [16] Dubey M., Singh L., *Automatic Emotion Recognition Using Facial Expression: A Review*, International Research Journal of Engineering and Technology (IRJET) Vol. 03 Issue: 02, 2016
- [17] Ekman P., *COGNITION AND EMOTION An Argument for Basic Emotion*, University of California, San Francisco, 1992, pp. 169-200
- [18] Ekman P., *FACIAL EXPRESSIONS OF EMOTION: New Findings, New Questions*, University of California, San Francisco, American Psychological Society, Vol.3, NO.1, 1992, pp.34-37
- [19] Ekman, P., *The argument and evidence about universals in facial expressions of emotion*, In H. Wagner & A. Manstead (Eds.), Wiley handbooks of psychophysiology. Handbook of social psychophysiology, John Wiley & Sons. 1989, pp. 143–164.
- [20] Ekman, P., *Universal facial expressions in emotion*, *Studia Psychologica*, 15(2), 1973, pp.140–147.
- [21] Ekman P., Friesen W., *Unmasking the face. A guide to recognizing emotions from facial expressions*. Malor Books, Cambridge, MA, 2003
- [22] Ekman P., Friesen W., *Felt, False and Miserable Smiles*, *Journal of Nonverbal Behavior* 6(4),1982, pp- 238-251
- [23] Ekman P., Friesen W., *Measuring Facial Movement*, *Environmental Psychology and Nonverbal Behavior*, 1976, pp.56-76
- [24] Ekman P. Rosenberg E., *What the face reveals : Basic and Applied studies of spontaneous expression using the Facial Action Coding System (FACS)*, Oxford University Press, New York, 1997, pp. 469-484
- [25] Ekman P., Scherer K.R., *Handbook of methods in nonverbal behavior research*, Cambridge University PRESS, New York, 1982, pp.45-135
- [26] Ekman P., Friesen W., Ancoli S., *Facial Signs Of Emotional Experience*, *Journal of Personality and Social Psychology*, Vol.39, No.6,1980, pp.1125-1134
- [27] Ekman P., Friesen W.V., O’Sullivan M., *Smile when lying*, *Journal of Personality and Social Psychology*, 54, 1982, pp. 414-420
- [28] Ekman P., O’Sullivan M., Frank M. G., *A FEW CAN CATCH A LIAR*, *PSYCHOLOGICAL SCIENCE* VOL. 10, NO. 3, MAY 1999
- [29] Fan J., Ma C., Zhong Y., *A Selective Overview of Deep Learning*, Department of Operations Research and Financial Engineering, Princeton University, Princeton 2019, p.8
- [30] Fusa E., Ghiselli F., Tron A., Valente P., *Marchi, brevetti e know-how. Gestione internazionale degli intangibili*, IPSOA Gruppo Walters Kluwer, Milanofiori Assago, 2014, p.72
- [31] Gardner H., *Formae mentis. Saggio sulla pluralità della intelligenza*, trad. it., Feltrinelli, Milano (2010) (orig.1983)
- [32] Gavrilesco M., Vizireanu N., *Predicting Depression, Anxiety, and Stress Levels from Videos Using the Facial Action Coding System Sensors*, 2019, DOI: 10.3390/s19173693

- [33] Goleman D., *Intelligenza Emotiva. Che cos'è e perché può renderci felici*, Bur, Milano 2011, (orig. 1995).
- [34] Guo T., Dong J., Li H., Gao Y., *Simple Convolutional Neural Network on Image Classification*, IEEE 2nd International Conference on Big Data Analysis, 2017
- [35] Hall B., Jaffe A., Trajtenberg M., *Market value and patent citations*, Rand J. Econ. 36, 2005, pp. 16–38, <http://dx.doi.org/10.2307/1593752>.
- [36] Hall B., Jaffe A., Trajtenberg M., *The NBER patent Citations Data File: Lessons, Insights and Methodological Tools*, 2001, pp. 1–74, <http://dx.doi.org/10.1186/1471-2164-12-148>.
- [37] Hu P., Cai D., Wang S., Yao A., Chen Y., *Learning supervised scoring ensemble for emotion recognition in the wild*, Proceedings of the 19th ACM International Conference on Multimodal Interaction. ACM, 2017, pp. 553–560
- [38] Huang Y., Chen F, Lv S. e Wang X., *Facial Expression Recognition: A Survey*, Symmetry, 2019, doi:10.3390/sym11101189
- [39] Kasar M. Bhattacharyya D., Kim T., *Face Recognition Using Neural Network: A Review*, International Journal of Security and Its Applications, Vol. 10, No. 3, 2016, pp.81-100 DOI:10.14257/ijasia.2016.10.3.08
- [40] Keltner D. ed Ekman P., *Facial Expression of emotion*, In Lewis M. e Haviland-Jones J. Handbook of emotions, 2nd Edition, Guilford Publications, New York, 2000
- [41] Ko B., *A Brief Review of Facial Emotion Recognition Based on Visual Information*, Sensor (Basel), 2018, DOI: 10.3390/s18020401
- [42] LeDoux J. *Il cervello emotivo. Alle origini delle emozioni*, trad. it., Baldini Castaldi Dalai, Milano, 2003, p. 27 (orig. 1998).
- [43] Legisa J., *Ti leggo in volto. Tecniche e metodi di analisi scientifica delle espressioni facciali*, Roma, Armando Editori, 2015, p.14
- [44] Li S., Deng W., *Deep Facial Expression Recognition: A Survey*, 2018
- [45] Li D., Tong T., Xiao Y., *Is China Emerging as the Global Leader in AI?*, International Business, Harvard Business Review, 2021
- [46] Liu J., Wang H., Feng Y., *An End-to-End Deep Model With Discriminative Facial Features for Facial Expression Recognition*, Volume 9, 2021, DOI :10.1109/ACCESS.2021.3051403
- [47] Luo X., Qiu T., Zhao W., *Smart Healthcare*, Appl. Sci. 2017, DOI: 10.3390/app7111176 [www.mdpi.com/journal/applsci](http://www.mdpi.com/journal/applsci)
- [48] MarketsandMarkets Report., *Emotion Detection and Recognition Market by Technology (Feature Extraction & 3D Modeling, NLP, ML), Software Tool (Facial Expression Recognition, Speech & Voice Recognition), Application Area, End User, and Region - Global Forecast to 2024*

- [49] Mazanec J., Melisek M., Oravec M., Pavlovicova J., *SUPPORT VECTOR MACHINES, PCA AND LDA IN FACE RECOGNITION*, journal of ELECTRICAL ENGINEERING, VOL. 59, NO. 4, 2008, pp. 203–209
- [50] Meneghini A., *Sentire e condividere. Componenti psicologiche e correlati biologici dell'empatia*, Firenze, Seid Editori, 2010, p.22
- [51] Meva D., *Study of different Trends and Techniques in Face Recognition*, International Journal of Computer Applications, 2014, pp.1-2
- [52] Miao X., Niu H., Wang W., Xu K., *Emotion Recognition of Students Based on Facial Expressions in Online Education Based on the Perspective of Computer Simulation*, 2020, p.3-6
- [53] Mu R., Zeng X., *A Review of Deep Learning Research*, KSII TRANSACTIONS ON INTERNET AND INFORMATION SYSTEMS VOL. 13, NO. 4, 2019, pp.1745-1746, <http://doi.org/10.3837/tiis.2019.04.001>
- [54] Nonis F., Dagnes N., Marcolin F., Vezzetti E., *3D Approaches and Challenges in Facial Expression Recognition Algorithms—A Literature Review*, Appl. Sci.9,9, 3904,2019, pp.6-16, DOI: 10.3390/app9183904
- [56] Nugrahaeni R., Mutijarsa K., *Comparative Analysis of Machine Learning KNN, SVM, and Random Forests Algorithm for Facial Expression Classification*, International Seminar on Application for Technology of Information and Communication, 2016
- [57] OECD, Patent Statistic Manual, 2009
- [58] Petrovica S., Ekenel H. K., *Emotion Recognition for Intelligent Tutoring*, 2020
- [59] Piana S., Staglianò A., Odone F., Verri A., Camurri A., *Real-time Automatic Emotion Recognition from Body Gestures*, 2014
- [60] Presti A., Resciglio M., *Corso di diritto commerciale*, Zanichelli editore, 2019, p.65-68
- [61] Russel A. J., *A Circumplex Model of Affect*, Journal of Personality and Social Psychology, Vol.39, No. 6, 1980. pp. 1161-1178
- [62] Sakib S., Ahmed N., Kabir A., Ahmed H., *An Overview of Convolutional Neural Network: Its Architecture and Applications*, 2018, DOI: 10.20944/preprints201811.0546.v1
- [63] Sarale M., Rivaro R., *Percorsi di diritto commerciale*, Clut, Torino, 2019, pp.99-101
- [64] Sujata J., Madhavi D., Vishal K., *Facial emotion detection technology: concept, marketing applications, business drivers and challenges*, International Journal of Engineering & Technology, 2018, pp.149-156
- [65] Tivatansakul S., Ohkura M., Puangpontip S., Achalakul T., *Emotional healthcare system: Emotion detection by facial expressions using Japanese database*, Conference: 2014 6th Computer Science and Electronic Engineering Conference (CEEC), 2014, DOI: 10.1109/CEEC.2014.6958552,
- [66] Trigueros D. Meng L., Hartnett M., *Face Recognition: From Traditional to Deep Learning Methods*, 2018

- [67] Trippe A., *Guidelines for preparing patent landscape reports*, WIPO, 2015
- [68] WIPO, *Guide to Using PATENT INFORMATION*, 2015
- [69] WIPO, *Guide to the IPC*, 2020
- [70] WIPO, *World Intellectual Property Indicators*, 2020
- [71] Yao A., Cai D., Hu P., Wang S., Sha L., Chen Y., *Holonet: towards robust emotion recognition in the wild*, in Proceedings of the 18th ACM International Conference on Multimodal Interaction. ACM, 2016, pp. 472–478
- [72] Yaowen X., Yu S., Zhiping L., *Emotional Interaction Agents in Intelligent Tutoring Systems*, Atlantis Press, Paris, 2013.
- [73] Zhang H., Jolfaei A., Alazab M., A Face Emotion Recognition Method Using Convolutional Neural Network and Image Edge Computing, 2019, DOI: 10.1109/ACCESS.2019.2949741
- [74] Zhang J., Yin Z., Chen P., Nichele S., Emotion recognition using multi-modal data and machine learning techniques: A tutorial and review, 2020, pp.115, DOI: 10.1016/j.inffus.2020.01.011
- [75] Zhao X, Zhang S., *A Review on Facial Expression Recognition: Feature Extraction and Classification*, IETE Technical Review, 2016, pp.505-517, DOI:10.1080/02564602.2015.1117403

#### Sitografia

- [1] Derwent Innovation: <https://www.derwentinnovation.com/>
- [2] Organizzazione mondiale per la proprietà intellettuale: <https://www.wipo.int/portal/en/index.html>
- [3] Treccani: <https://www.treccani.it/enciclopedia/emozione/>
- [4] Ufficio Italiano Brevetti e Marchi: [https://www.uibm.gov.it/attachments/uibm\\_brevetti.pdf](https://www.uibm.gov.it/attachments/uibm_brevetti.pdf)
- [5] Ufficio Brevetti Europeo: <http://www.epo.org>
- [6] [www.52-infographics.blogspot.com](http://www.52-infographics.blogspot.com)

Appendice

IPC - SETTORE "EDUCATION" E "LEARNING" - PARTE 1																							
CLASSE	SOTTOCLASSE	TOTALE	CLASSE	SOTTOCLASSE	TOTALE	CLASSE	SOTTOCLASSE	TOTALE	CLASSE	SOTTOCLASSE	TOTALE												
SEZIONE A			SEZIONE B			SEZIONE C			SEZIONE D														
												A01F		1	B01F		1	C01F		1	D01F		2
												A01H		1	B01F		1	C04		1	D01		1
												A01K		21	B01J		6	C06		1	D03		1
												A01M		1	B01L		1	C07B		1	D04		1
												A01N		15	B05		5	C07C		14	D05		2
												A01P		2	B05C		2	C07D		58	D06F		1
												A21		1	B07		1	C07H		11	D06F		3
												A22		1	B08		1	C07I		2	D06M		1
												A22C		1	B09		1	C07K		51	D21C		1
												A23		10	B21		1	C08F		3	D21F		2
												A23L		10	B22		2	C08G		2	D21H		4
												A24		2	B22E		1	C08I		2			
												A24B		4	B23B		1	C08L		1			
												A41		4	B23		1	C09		1			
A41C		1	B23D		1	C10		6															
A41D		19	B23K		1	C10L		1															
A41F		1	B23L		7	C10M		2															
A41G		5	B23Q		2	C11		1															
A42		11	B24		1	C11D		3															
A42B		11	B24B		1	C12		1															
A43		5	B25		1	C12G		1															
A44		1	B25I		244	C12M		2															
A44C		1	B26		1	C12N		31															
A45		2	B28		4	C12P		3															
A45C		2	B28E		4	C12Q		26															
A45D		8	B29		4	C21		1															
A46		1	B30		4	C22		2															
A46B		3	B30B		4	C22C		2															
A47B		1	B32		6	C30		1															
A47C		4	B32E		6																		
A47D		1	B33		5																		
A47E		1	B41		1																		
A47F		1	B41J		5																		
A47G		14	B42D		3																		
A47H		1	B42F		3																		
A47K		3	B43		3																		
A47L		2	B43K		3																		
A61B		1154	B44		1																		
A61C		9	B44B		1																		
A61F		27	B60H		9																		
A61G		4	B60J		15																		
A61H		27	B60K		1																		
A61J		3	B60L		1																		
A61K		318	B60N		2																		
A61L		19	B60Q		29																		
A61M		107	B60R		57																		
A61N		35	B60S		2																		
A61P		120	B60T		2																		
A61Q		41	B60W		116																		
A62		17	B61		1																		
A62C		5	B61B		2																		
A63B		15	B62B		4																		
A63F		151	B62D		4																		
A63G		3	B62J		4																		
A63H		110	B62K		2																		
A63I		1	B63		1																		
			B63C		1																		
			B64		5																		
			B64C		9																		
			B65D		1																		
			B65F		3																		
			B65G		2																		
			B65H		15																		
			B66		1																		
			B66B		1																		
			B66C		1																		
			B67D		1																		

IPC - SETTORE "EDUCATION" e "LEARNING" - PARTE 2											
CLASSE	SOTTOCLASSE	TOTALE	CLASSE	SOTTOCLASSE	TOTALE	CLASSE	SOTTOCLASSE	TOTALE	CLASSE	SOTTOCLASSE	TOTALE
SEZIONE E			SEZIONE F			SEZIONE G			SEZIONE H		
E02	E02D	5	F01	F01D	1	G01	G01B	7	H01	H01A	12
	E02E	3		F01E	2		G01C	31		H01B	2
	E02F	3		F01F	1		G01D	9		H01C	2
E03	E03B	3	F02	F02B	1		G01H	5		H01D	1
	E03C	3		F02C	1		G01I	11		H01E	1
	E03E	1	F03	F03B	2		G01J	11		H02	7
	E03F	1		F03C	2		G01K	5		H02A	1
	E03G	4		F03D	2		G01L	1		H02B	1
	E03H	1	F16	F16A	2		G01M	1		H02C	1
	E03I	2		F16B	1		G01N	27		H03	1
	E03J	2		F16C	1		G01P	1		H03A	36
	E03K	3		F16D	1		G01R	3		H03B	21
	E03L	2		F16E	2		G01S	10		H03C	3
	E03M	2		F16F	1		G01T	4		H03D	238
	E03N	3		F16G	1		G01V	4		H03E	180
	E03O	3		F16H	1		G02	28		H04	543
	E03P	2		F16I	1		G02A	5		H04A	22
	E03Q	2		F16J	1		G02B	1		H04B	12
	E03R	1		F16K	1		G02C	1		H04C	67
	E03S	1		F16L	1		G02D	1		H04D	11
	E03T	1		F16M	1		G02E	1		H04E	12
	E03U	1		F16N	1		G02F	1		H04F	23
	E03V	1		F16O	1		G02G	1		H04G	2
	E03W	1		F16P	1		G02H	1		H04H	2
	E03X	1		F16Q	1		G02I	1		H04I	2
	E03Y	1		F16R	1		G02J	1		H04J	2
	E03Z	1		F16S	1		G02K	1		H04K	2
	E04	1		F16T	1		G02L	1		H04L	2
	E04A	1		F16U	1		G02M	1		H04M	2
	E04B	1		F16V	1		G02N	1		H04N	2
	E04C	1		F16W	1		G02O	1		H04O	2
	E04D	1		F16X	1		G02P	1		H04P	2
	E04E	1		F16Y	1		G02Q	1		H04Q	2
	E04F	1		F16Z	1		G02R	1		H04R	2
	E04G	1		F16AA	1		G02S	1		H04S	2
	E04H	1		F16AB	1		G02T	1		H04T	2
	E04I	1		F16AC	1		G02U	1		H04U	2
	E04J	1		F16AD	1		G02V	1		H04V	2
	E04K	1		F16AE	1		G02W	1		H04W	2
	E04L	1		F16AF	1		G02X	1		H04X	2
	E04M	1		F16AG	1		G02Y	1		H04Y	2
	E04N	1		F16AH	1		G02Z	1		H04Z	2
	E04O	1		F16AI	1		G03	19		H05	2
	E04P	1		F16AJ	1		G03A	1			
	E04Q	1		F16AK	1		G03B	1			
	E04R	1		F16AL	1		G03C	1			
	E04S	1		F16AM	1		G03D	1			
	E04T	1		F16AN	1		G03E	1			
	E04U	1		F16AO	1		G03F	1			
	E04V	1		F16AP	1		G03G	1			
	E04W	1		F16AQ	1		G03H	1			
	E04X	1		F16AR	1		G03I	1			
	E04Y	1		F16AS	1		G03J	1			
	E04Z	1		F16AT	1		G03K	1			
	E05	1		F16AU	1		G03L	1			
	E05A	1		F16AV	1		G03M	1			
	E05B	1		F16AW	1		G03N	1			
	E05C	1		F16AX	1		G03O	1			
	E05D	1		F16AY	1		G03P	1			
	E05E	1		F16AZ	1		G03Q	1			
	E05F	1		F16BA	1		G03R	1			
	E05G	1		F16BB	1		G03S	1			
	E05H	1		F16BC	1		G03T	1			
	E05I	1		F16BD	1		G03U	1			
	E05J	1		F16BE	1		G03V	1			
	E05K	1		F16BF	1		G03W	1			
	E05L	1		F16BG	1		G03X	1			
	E05M	1		F16BH	1		G03Y	1			
	E05N	1		F16BI	1		G03Z	1			
	E05O	1		F16BJ	1		G04	3			
	E05P	1		F16BK	1		G04A	1			
	E05Q	1		F16BL	1		G04B	1			
	E05R	1		F16BM	1		G04C	1			
	E05S	1		F16BN	1		G04D	1			
	E05T	1		F16BO	1		G04E	1			
	E05U	1		F16BP	1		G04F	1			
	E05V	1		F16BQ	1		G04G	1			
	E05W	1		F16BR	1		G04H	1			
	E05X	1		F16BS	1		G04I	1			
	E05Y	1		F16BT	1		G04J	1			
	E05Z	1		F16BU	1		G04K	1			
	E06	7		F16BV	1		G04L	1			
	E06A	7		F16BW	1		G04M	1			
	E06B	7		F16BX	1		G04N	1			
	E06C	7		F16BY	1		G04O	1			
	E06D	7		F16BZ	1		G04P	1			
	E06E	7		F16CA	1		G04Q	1			
	E06F	7		F16CB	1		G04R	1			
	E06G	7		F16CC	1		G04S	1			
	E06H	7		F16CD	1		G04T	1			
	E06I	7		F16CE	1		G04U	1			
	E06J	7		F16CF	1		G04V	1			
	E06K	7		F16CG	1		G04W	1			
	E06L	7		F16CH	1		G04X	1			
	E06M	7		F16CI	1		G04Y	1			
	E06N	7		F16CJ	1		G04Z	1			
	E06O	7		F16CK	1		G05	29			
	E06P	7		F16CL	1		G05A	1			
	E06Q	7		F16CM	1		G05B	1			
	E06R	7		F16CN	1		G05C	1			
	E06S	7		F16CO	1		G05D	1			
	E06T	7		F16CP	1		G05E	1			
	E06U	7		F16CQ	1		G05F	1			
	E06V	7		F16CR	1		G05G	1			
	E06W	7		F16CS	1		G05H	1			
	E06X	7		F16CT	1		G05I	1			
	E06Y	7		F16CU	1		G05J	1			
	E06Z	7		F16CV	1		G05K	1			
	E07	17		F16CW	1		G05L	1			
	E07A	17		F16CX	1		G05M	1			
	E07B	17		F16CY	1		G05N	1			
	E07C	17		F16CZ	1		G05O	1			
	E07D	17		F16CA	1		G05P	1			
	E07E	17		F16CB	1		G05Q	1			
	E07F	17		F16CC	1		G05R	1			
	E07G	17		F16CD	1		G05S	1			
	E07H	17		F16CE	1		G05T	1			
	E07I	17		F16CF	1		G05U	1			
	E07J	17		F16CG	1		G05V	1			
	E07K	17		F16CH	1		G05W	1			
	E07L	17		F16CI	1		G05X	1			
	E07M	17		F16CJ	1		G05Y	1			
	E07N	17		F16CK	1		G05Z	1			
	E07O	17		F16CL	1		G06	3268			
	E07P	17		F16CM	1		G06A	5			
	E07Q	17		F16CN	1		G06B	2545			
	E07R	17		F16CO	1		G06C	1239			
	E07S	17		F16CP	1		G06D	1263			
	E07T	17		F16CQ	1		G06E	615			
	E07U	17		F16CR	1		G06F	3			
	E07V	17		F16CS	1		G06G	3			
	E07W	17		F16CT	1		G06H	3			
	E07X	17		F16CU	1		G06I	3			
	E07Y	17		F16CV	1		G06J	3			
	E07Z	17		F16CW	1		G06K	3			
	E08	113		F16CX	1		G06L	3			
	E08A	113		F16CY	1		G06M	3			
	E08B	113		F16CZ	1		G06N	3			
	E08C	113		F16CA	1		G06O	3</			

IPC - SETTORE "HEALTHCARE" - PARTE 1

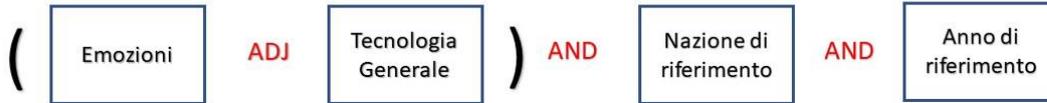
SEZIONE A				SEZIONE B				SEZIONE C				SEZIONE D			
CLASSE	SOTTOCLASSE	TOTALE													
A01	A01H	1		B01	B01D	5		C07	C07B	1		D01	D01F	2	
	A01K	11			B01F	2			C07C	34		D03	D03D	1	
	A01N	10			B01J	3			C07D	111		D04	D04H	2	
	A01P	5			B01L	1			C07H	26		D06F	D06F	2	
A21	A21D	1			B05B	2			C07I	3		D06M	D06M	2	
	A23F	10		B05	B06B	1			C07K	92		D21C	D21C	1	
A23	A23L	13		B07	B07C	1			C08F	3		D21F	D21F	1	
	A24B	1		B08	B08B	1			C08G	2		D21H	D21H	1	
A24	A24F	1		B23	B23B	1		C08	C08I	2					
	A41B	4			B23K	1			C08K	2					
	A41C	1		B25	B25B	3			C08L	3					
A41	A41D	1			B25I	1			C09C	7					
	A41G	10		B29	B29C	91			C09D	1					
	A42B	2		B32	B29L	3		C09	C09D	8					
A42	A42B	8		B32	B29L	1			C09I	2					
A45	A45D	6		B33	B32B	2			C09K	1					
	A47C	4		B41	B33Y	5			C10G	23					
	A47G	8			B41J	1		C10	C10M	7					
A47	A47H	1			B60H	6			C10N	2					
	A47K	1			B60K	11			C11	3					
	A47L	1			B60L	1			C11D	3					
	A61B	1137		B60	B60N	1			C12G	1					
	A61C	22			B60Q	17			C12M	2					
	A61D	3			B60R	39		C12	C12N	72					
	A61F	22			B60S	1			C12P	11					
	A61G	5			B60T	2			C12Q	57					
	A61H	27			B60W	82			C12R	3					
A61	A61I	1			B61B	1			C30	2					
	A61K	426		B61	B61L	1			C30B	2					
	A61L	9		B62	B62D	5									
	A61M	123			B64C	12									
	A61N	56		B64	B64D	2									
	A61P	220			B65D	3									
	A61Q	44		B65	B65G	2									
	A62B	12			B65H	2									
A62	A62C	5			B66B	3									
	A63B	18		B66	B66C	1									
	A63F	130													
A63	A63G	3													
	A63H	26													
	A63I	1													

IPC - SETTORE "HEALTHCARE" - PARTE 2

CLASSE	SOTTOCLASSE	TOTALE	CLASSE	SOTTOCLASSE	TOTALE	CLASSE	SOTTOCLASSE	TOTALE
E02	E02F	2	F01	F01N	1	G01	G01B	4
	E02G	2		F01N	1		G01C	33
	E02H	2		F01N	1		G01G	2
	E02I	2		F01N	1		G01H	1
	E02J	2		F01N	1		G01I	12
	E02K	2		F01N	1		G01J	3
	E02L	2		F01N	1		G01K	6
	E02M	2		F01N	1		G01L	2
	E02N	2		F01N	1		G01M	88
	E02O	2		F01N	1		G01N	1
	E02P	2		F01N	1		G01P	5
	E02Q	2		F01N	1		G01R	16
	E02R	2		F01N	1		G01S	3
	E02S	2		F01N	1		G01T	58
	E02T	2		F01N	1		G01U	5
	E02V	2		F01N	1		G01V	1
	E02W	2		F01N	1		G01W	1
	E02X	2		F01N	1		G01X	1
	E02Y	2		F01N	1		G01Y	1
	E02Z	2		F01N	1		G01Z	1
	E03	2		F01N	1		G02	5
	E03A	2		F01N	1		G02A	5
	E03B	2		F01N	1		G02B	5
	E03C	2		F01N	1		G02C	5
	E03D	2		F01N	1		G02D	5
	E03E	2		F01N	1		G02E	5
	E03F	2		F01N	1		G02F	5
	E03G	2		F01N	1		G02G	5
	E03H	2		F01N	1		G02H	5
	E03I	2		F01N	1		G02I	5
	E03J	2		F01N	1		G02J	5
	E03K	2		F01N	1		G02K	5
	E03L	2		F01N	1		G02L	5
	E03M	2		F01N	1		G02M	5
	E03N	2		F01N	1		G02N	5
	E03O	2		F01N	1		G02O	5
	E03P	2		F01N	1		G02P	5
	E03Q	2		F01N	1		G02Q	5
	E03R	2		F01N	1		G02R	5
	E03S	2		F01N	1		G02S	5
	E03T	2		F01N	1		G02T	5
	E03U	2		F01N	1		G02U	5
	E03V	2		F01N	1		G02V	5
	E03W	2		F01N	1		G02W	5
	E03X	2		F01N	1		G02X	5
	E03Y	2		F01N	1		G02Y	5
	E03Z	2		F01N	1		G02Z	5
	E04	3		F01N	1		G03	1
	E04A	3		F01N	1		G03A	1
	E04B	3		F01N	1		G03B	1
	E04C	3		F01N	1		G03C	1
	E04D	3		F01N	1		G03D	1
	E04E	3		F01N	1		G03E	1
	E04F	3		F01N	1		G03F	1
	E04G	3		F01N	1		G03G	1
	E04H	3		F01N	1		G03H	1
	E04I	3		F01N	1		G03I	1
	E04J	3		F01N	1		G03J	1
	E04K	3		F01N	1		G03K	1
	E04L	3		F01N	1		G03L	1
	E04M	3		F01N	1		G03M	1
	E04N	3		F01N	1		G03N	1
	E04O	3		F01N	1		G03O	1
	E04P	3		F01N	1		G03P	1
	E04Q	3		F01N	1		G03Q	1
	E04R	3		F01N	1		G03R	1
	E04S	3		F01N	1		G03S	1
	E04T	3		F01N	1		G03T	1
	E04U	3		F01N	1		G03U	1
	E04V	3		F01N	1		G03V	1
	E04W	3		F01N	1		G03W	1
	E04X	3		F01N	1		G03X	1
	E04Y	3		F01N	1		G03Y	1
	E04Z	3		F01N	1		G03Z	1
	E05	4		F01N	1		G04	3
	E05A	4		F01N	1		G04A	3
	E05B	4		F01N	1		G04B	3
	E05C	4		F01N	1		G04C	3
	E05D	4		F01N	1		G04D	3
	E05E	4		F01N	1		G04E	3
	E05F	4		F01N	1		G04F	3
	E05G	4		F01N	1		G04G	3
	E05H	4		F01N	1		G04H	3
	E05I	4		F01N	1		G04I	3
	E05J	4		F01N	1		G04J	3
	E05K	4		F01N	1		G04K	3
	E05L	4		F01N	1		G04L	3
	E05M	4		F01N	1		G04M	3
	E05N	4		F01N	1		G04N	3
	E05O	4		F01N	1		G04O	3
	E05P	4		F01N	1		G04P	3
	E05Q	4		F01N	1		G04Q	3
	E05R	4		F01N	1		G04R	3
	E05S	4		F01N	1		G04S	3
	E05T	4		F01N	1		G04T	3
	E05U	4		F01N	1		G04U	3
	E05V	4		F01N	1		G04V	3
	E05W	4		F01N	1		G04W	3
	E05X	4		F01N	1		G04X	3
	E05Y	4		F01N	1		G04Y	3
	E05Z	4		F01N	1		G04Z	3
	E06	3		F01N	1		G05	33
	E06A	3		F01N	1		G05A	33
	E06B	3		F01N	1		G05B	33
	E06C	3		F01N	1		G05C	33
	E06D	3		F01N	1		G05D	33
	E06E	3		F01N	1		G05E	33
	E06F	3		F01N	1		G05F	33
	E06G	3		F01N	1		G05G	33
	E06H	3		F01N	1		G05H	33
	E06I	3		F01N	1		G05I	33
	E06J	3		F01N	1		G05J	33
	E06K	3		F01N	1		G05K	33
	E06L	3		F01N	1		G05L	33
	E06M	3		F01N	1		G05M	33
	E06N	3		F01N	1		G05N	33
	E06O	3		F01N	1		G05O	33
	E06P	3		F01N	1		G05P	33
	E06Q	3		F01N	1		G05Q	33
	E06R	3		F01N	1		G05R	33
	E06S	3		F01N	1		G05S	33
	E06T	3		F01N	1		G05T	33
	E06U	3		F01N	1		G05U	33
	E06V	3		F01N	1		G05V	33
	E06W	3		F01N	1		G05W	33
	E06X	3		F01N	1		G05X	33
	E06Y	3		F01N	1		G05Y	33
	E06Z	3		F01N	1		G05Z	33
	E07	1		F01N	1		H01	1
	E07A	1		F01N	1		H01A	1
	E07B	1		F01N	1		H01B	1
	E07C	1		F01N	1		H01C	1
	E07D	1		F01N	1		H01D	1
	E07E	1		F01N	1		H01E	1
	E07F	1		F01N	1		H01F	1
	E07G	1		F01N	1		H01G	1
	E07H	1		F01N	1		H01H	1
	E07I	1		F01N	1		H01I	1
	E07J	1		F01N	1		H01J	1
	E07K	1		F01N	1		H01K	1
	E07L	1		F01N	1		H01L	1
	E07M	1		F01N	1		H01M	1
	E07N	1		F01N	1		H01N	1
	E07O	1		F01N	1		H01O	1
	E07P	1		F01N	1		H01P	1
	E07Q	1		F01N	1		H01Q	1
	E07R	1		F01N	1		H01R	1
	E07S	1		F01N	1		H01S	1
	E07T	1		F01N	1		H01T	1
	E07U	1		F01N	1		H01U	1
	E07V	1		F01N	1		H01V	1
	E07W	1		F01N	1		H01W	1
	E07X	1		F01N	1		H01X	1
	E07Y	1		F01N	1		H01Y	1
	E07Z	1		F01N	1		H01Z	1
	E08	2		F01N	1		H02	5
	E08A	2		F01N	1		H02A	5
	E08B	2		F01N	1		H02B	5
	E08C	2		F01N	1		H02C	5
	E08D	2		F01N	1		H02D	5
	E08E	2		F01N	1		H02E	5
	E08F	2		F01N	1		H02F	5
	E08G	2		F01N	1		H02G	5
	E08H	2		F01N	1		H02H	5
	E08I	2		F01N	1		H02I	5
	E08J	2		F01N	1		H02J	5
	E08K	2		F01N	1		H02K	5
	E08L	2		F01N	1		H02L	5
	E08M	2		F01N	1		H02M	5
	E08N	2		F01N	1		H02N	5
	E08O	2		F01N	1		H02O	5
	E08P	2		F01N	1		H02P	5
	E08Q	2		F01N	1		H02Q	5
	E08R	2		F01N	1		H02R	5

Innanzitutto, per ciascuna delle sei emozioni primarie si è creato un set di sinonimi o parole affini, in modo tale che la ricerca non si incentrasse solo sulle sei emozioni di base. Una volta individuate, si è focalizzata l'attenzione sulla ricerca delle keywords da utilizzare per caratterizzare la tecnologia. L'approccio utilizzato è pressoché il medesimo descritto nel capitolo 2, e consiste nella ricerca e nell'analisi dei paper relativi alla tecnologia presa in esame e delle rispettive keywords utilizzate per identificarla. Per ogni tecnologia, si è creato un database contenente tutte le informazioni più importanti relative ai papers che sono stati analizzati con le keywords trovate. Ciascun database è formato da trenta papers. In seguito, si è creato l'elenco di tutte le keywords individuate, e dopo un'attenta analisi e pulizia, si è potuto individuare le keywords da utilizzare all'interno della query. Per esempio, come è avvenuto con la keyword contentment. Durante il lavoro di analisi e pulizia, si è potuto constatare che inserendo la keyword contentment come sinonimo di felicità, il database è in grado di rilevare anche dei brevetti che presentano all'interno del proprio campo Title/Abstract/Claims anche la keyword content, il cui significato può assumere tutt'altra accezione rispetto a quella per cui era stata introdotta. Un lavoro analogo è stato svolto per la ricerca dei codici IPC di ciascuna tecnologia. Infatti, tramite l'analisi dei vari brevetti relativi alla tecnologia presa in esame, si è potuto risalire ai codici IPC utilizzati per identificarla. Successivamente, si è scelto una nazione che potesse fare da riferimento per tutte le altre nazioni e che rispecchiasse, in linea di massima, anche la situazione mondiale, e per tale motivo la scelta è ricaduta sugli U.S.A. Infine, si è scelto l'arco temporale che va dal 2010 al 2021, in quanto sebbene questa tecnologia sia presente da oltre un trentennio, è solo nell'ultimo decennio che si è avuta una forte crescita brevettuale (vedi cap. 2 paragrafo 4 per ulteriori informazioni oppure cap.3 paragrafo 2 per vedere l'analisi temporale eseguita). Questo lavoro ha permesso la creazione e l'identificazione delle query riportate in Appendice. Naturalmente, prima di poterle identificare e utilizzare per le successive analisi, sono state svolte diverse prove di verifica basate, soprattutto, sull'utilizzo di alcuni operatori logici che possono rendere la query più o meno stringente e selettiva all'interno del database. In particolare, la query relativa alla tecnologia generale risulta strutturata diversamente rispetto a tutte le altre query.

Query Tecnologia Generale



CTB=((wrath) OR (anger) OR (disgust) OR (fear) OR (happiness) OR (sadness) OR (surprise) OR (rage) OR (hate) OR (irritation) OR (grudge) OR (nausea) OR (crap) OR (repulsion) OR (impatience) OR (repugnance) OR (raversion) OR (dislike) OR (annoyance) OR (harassment) OR (boredom) OR (fright) OR (terror) OR (horror) OR (panic) OR (dismay) OR (consternation) OR (distress) OR (awe) OR (concern) OR (anxiety) OR (apprehension) OR (restlessness) OR (doubt) OR (suspected) OR (alarm) OR (heart ADJ pounding) OR (contentment) OR (satisfaction) OR (gratification) OR (pleasure) OR (enjoyment) OR (contentment) OR (complacency) OR (malinconia) OR (unhappiness) OR (discomfort) OR (discontent) OR (despair) OR (distress) OR (bitterness) OR (displeasure) OR (bad ADJ mood) OR (doldrums) OR (demoralization) OR (disappointment) OR (disillusionment) OR (dejection) OR (affliction) OR (consternation) OR (ache) OR (wonder) OR (astonishment) OR (daze) OR (dismay) OR (bewilderment) OR (engagement) OR (pain) OR (somnia) OR (sleepiness) OR (drowsiness)) ADJ ((recognition) OR (analysis) OR (detection) OR (perception) OR (processing))) AND CC=(US) AND AY>=(2010);

Query Face Recognition



CTB=((wrath) OR (rage) OR (hate) OR (irritation) OR (grudge) OR (nausea) OR (crap) OR (anger) OR (disgust) OR (fear) OR (happiness) OR (sadness) OR (surprise) OR (repulsion) OR (impatience) OR (repugnance) OR (raversion) OR (dislike) OR (annoyance) OR (harassment) OR (boredom) OR (fright) OR (terror) OR (horror) OR (panic) OR (dismay) OR (consternation) OR (distress) OR (awe) OR (concern) OR (anxiety) OR (apprehension) OR (restlessness) OR (doubt) OR (suspected) OR (alarm) OR (heart ADJ pounding) OR (satisfaction) OR (gratification) OR (pleasure) OR (enjoyment) OR (complacency) OR (malinconia) OR (unhappiness) OR (discomfort) OR (discontent) OR (despair) OR (distress) OR (bitterness) OR (displeasure) OR (bad ADJ mood) OR (doldrums) OR (demoralization) OR (disappointment) OR (disillusionment) OR (dejection) OR (affliction) OR (consternation) OR (ache) OR (wonder) OR (astonishment) OR (daze) OR (dismay) OR (bewilderment) OR (engagement) OR (pain) OR (somnia) OR (sleepiness) OR (drowsiness)) AND (CTB=((Face ADJ Detection) OR (Face ADJ Perception) OR (Face ADJ Processing) OR (Face ADJ Recognition) OR (Facial) OR (FEER) OR (FACS) OR (Action ADJ Unit)) AND (IC=(G06F) OR IC=(G06K) OR IC=(G06N))) AND CC=(US) AND AY>=(2010);

Query Elettrocardiogramma



CTB=((wrath) OR (rage) OR (hate) OR (irritation) OR (grudge) OR (anger) OR (disgust) OR (fear) OR (happiness) OR (sadness) OR (surprise) OR (nausea) OR (crap) OR (repulsion) OR (impatience) OR (repugnance) OR (raversion) OR (dislike) OR (annoyance) OR (harassment) OR (boredom) OR (fright) OR (terror) OR (horror) OR (panic) OR (dismay) OR (consternation) OR (distress) OR (awe) OR (concern) OR (anxiety) OR (apprehension) OR (restlessness) OR (doubt) OR (suspected) OR (alarm) OR (heart ADJ pounding) OR (satisfaction) OR (gratification) OR (pleasure) OR (enjoyment) OR (complacency) OR (malinconia) OR (unhappiness) OR (discomfort) OR (discontent) OR (despair) OR (distress) OR (bitterness) OR (displeasure) OR (bad ADJ mood) OR (doldrums) OR (demoralization) OR (disappointment) OR (disillusionment) OR (dejection) OR (affliction) OR (consternation) OR (ache) OR (wonder) OR (astonishment) OR (daze) OR (dismay) OR (bewilderment) OR (engagement) OR (pain) OR (somnolence) OR (sleepiness) OR (drowsiness)) AND (CTB=((electrocardiogra\*) OR (ECG) OR (EKG) OR (Heart ADJ rate) OR (electrodermal ADJ activity)) AND (IC=(A61B00050402) OR IC=(A61B00050404))) AND CC=(US) AND AY>=(2010);

Query Elettroencefalogramma



CTB=((wrath) OR (rage) OR (hate) OR (irritation) OR (grudge) OR (nausea) OR (crap) OR (anger) OR (disgust) OR (fear) OR (happiness) OR (sadness) OR (surprise) OR (repulsion) OR (impatience) OR (repugnance) OR (raversion) OR (dislike) OR (annoyance) OR (harassment) OR (boredom) OR (fright) OR (terror) OR (horror) OR (panic) OR (dismay) OR (consternation) OR (distress) OR (awe) OR (concern) OR (anxiety) OR (apprehension) OR (restlessness) OR (doubt) OR (suspected) OR (alarm) OR (heart ADJ pounding) OR (satisfaction) OR (gratification) OR (pleasure) OR (enjoyment) OR (complacency) OR (malinconia) OR (unhappiness) OR (discomfort) OR (discontent) OR (despair) OR (distress) OR (bitterness) OR (displeasure) OR (bad ADJ mood) OR (doldrums) OR (demoralization) OR (disappointment) OR (disillusionment) OR (dejection) OR (affliction) OR (consternation) OR (ache) OR (wonder) OR (astonishment) OR (daze) OR (dismay) OR (bewilderment) OR (engagement) OR (pain) OR (somnolence) OR (sleepiness) OR (drowsiness)) AND (CTB=((electroencefalogra\*) OR (EEG) OR (brain ADJ computer ADJ inter\*) OR (BCI) OR (brain ADJ signal\*) OR (central ADJ nervous ADJ system) OR (Artificial ADJ synapse)) AND IC=(A61B00050476)) AND CC=(US) AND AY>=(2010);

Query Blood Pressure



CTB=((wrath) OR (rage) OR (hate) OR (irritation) OR (grudge) OR (nausea) OR (anger) OR (disgust) OR (fear) OR (happiness) OR (sadness) OR (surprise) OR (crap) OR (repulsion) OR (impatience) OR (repugnance) OR (raversion) OR (dislike) OR (annoyance) OR (harassment) OR (boredom) OR (fright) OR (terror) OR (horror) OR (panic) OR (dismay) OR (consternation) OR (distress) OR (awe) OR (concern) OR (anxiety) OR (apprehension) OR (restlessness) OR (doubt) OR (suspected) OR (alarm) OR (heart ADJ pounding) OR (satisfaction) OR (gratification) OR (pleasure) OR (enjoyment) OR (complacency) OR (malinconia) OR (unhappiness) OR (discomfort) OR (discontent) OR (despair) OR (distress) OR (bitterness) OR (displeasure) OR (bad ADJ mood) OR (doldrums) OR (demoralization) OR (disappointment) OR (disillusionment) OR (dejection) OR (affliction) OR (consternation) OR (ache) OR (wonder) OR (astonishment) OR (daze) OR (dismay) OR (bewilderment) OR (engagement) OR (pain) OR (somnia) OR (sleepiness) OR (drowsiness)) AND (CTB=((blood ADJ pressure) OR (BP) OR (blood ADJ volume) OR (hypertension) OR (heart ADJ rate)) AND IC=(A61B000502)) AND CC=(US) AND AY>=(2010);

Query Image Analysis



CTB=((wrath) OR (rage) OR (hate) OR (irritation) OR (grudge) OR (anger) OR (disgust) OR (fear) OR (happiness) OR (sadness) OR (surprise) OR (nausea) OR (crap) OR (repulsion) OR (impatience) OR (repugnance) OR (raversion) OR (dislike) OR (annoyance) OR (harassment) OR (boredom) OR (fright) OR (terror) OR (horror) OR (panic) OR (dismay) OR (consternation) OR (distress) OR (awe) OR (concern) OR (anxiety) OR (apprehension) OR (restlessness) OR (doubt) OR (suspected) OR (alarm) OR (heart ADJ pounding) OR (satisfaction) OR (gratification) OR (pleasure) OR (enjoyment) OR (complacency) OR (malinconia) OR (unhappiness) OR (discomfort) OR (discontent) OR (despair) OR (distress) OR (bitterness) OR (displeasure) OR (bad ADJ mood) OR (doldrums) OR (demoralization) OR (disappointment) OR (disillusionment) OR (dejection) OR (affliction) OR (consternation) OR (ache) OR (wonder) OR (astonishment) OR (daze) OR (dismay) OR (bewilderment) OR (engagement) OR (pain) OR (somnia) OR (sleepiness) OR (drowsiness)) AND (CTB=((image\* ADJ classification) OR (Image\* ADJ process\*) OR (merged ADJ image\*) OR (image\* ADJ metrics) OR (thermal ADJ image\*) OR (facial ADJ image\*) OR (image\* ADJ detection) OR (image\* ADJ sequence\*) OR (image\* ADJ analysis) OR (image\* ADJ recognition) OR (image ADJ prediction) OR (image ADJ segmentation) OR (visible ADJ image\*) OR (infrared ADJ image\*) OR (image\* ADJ affect) OR (image\* ADJ features)) AND IC=(G06T0007)) AND CC=(US) AND AY>=(2010);

Query Text Analysis



CTB=((wrath) OR (rage) OR (hate) OR (irritation) OR (grudge) OR (anger) OR (disgust) OR (fear) OR (happiness) OR (sadness) OR (surprise) OR (nausea) OR (crap) OR (repulsion) OR (impatience) OR (repugnance) OR (raversion) OR (dislike) OR (annoyance) OR (harassment) OR (boredom) OR (fright) OR (terror) OR (horror) OR (panic) OR (dismay) OR (consternation) OR (distress) OR (awe) OR (concern) OR (anxiety) OR (apprehension) OR (restlessness) OR (doubt) OR (suspected) OR (alarm) OR (heart ADJ pounding) OR (satisfaction) OR (gratification) OR (pleasure) OR (enjoyment) OR (complacency) OR (malinconia) OR (unhappiness) OR (discomfort) OR (discontent) OR (despair) OR (distress) OR (bitterness) OR (displeasure) OR (bad ADJ mood) OR (doldrums) OR (demoralization) OR (disappointment) OR (disillusionment) OR (dejection) OR (affliction) OR (consternation) OR (ache) OR (wonder) OR (astonishment) OR (daze) OR (dismay) OR (bewilderment) OR (engagement) OR (pain) OR (somnolence) OR (sleepiness) OR (drowsiness)) AND (CTB=((text\* ADJ recognition) OR (text\* ADJ analysis) OR (text\* ADJ classification) OR (text\* ADJ based ADJ emotion) OR (detection ADJ text\*) OR (analysis ADJ text\*) OR (text\* ADJ mining) OR (text\* ADJ categorization) OR (text\* ADJ stimuli)) AND IC=(G06F0040)) AND CC=(US) AND AY>=(2010);

Query Speech Analysis



CTB=((wrath) OR (rage) OR (hate) OR (irritation) OR (grudge) OR (nausea) OR (crap) OR (anger) OR (disgust) OR (fear) OR (happiness) OR (sadness) OR (surprise) OR (repulsion) OR (impatience) OR (repugnance) OR (raversion) OR (dislike) OR (annoyance) OR (harassment) OR (boredom) OR (fright) OR (terror) OR (horror) OR (panic) OR (dismay) OR (consternation) OR (distress) OR (awe) OR (concern) OR (anxiety) OR (apprehension) OR (restlessness) OR (doubt) OR (suspected) OR (alarm) OR (heart ADJ pounding) OR (satisfaction) OR (gratification) OR (pleasure) OR (enjoyment) OR (complacency) OR (malinconia) OR (unhappiness) OR (discomfort) OR (discontent) OR (despair) OR (distress) OR (bitterness) OR (displeasure) OR (bad ADJ mood) OR (doldrums) OR (demoralization) OR (disappointment) OR (disillusionment) OR (dejection) OR (affliction) OR (consternation) OR (ache) OR (wonder) OR (astonishment) OR (daze) OR (dismay) OR (bewilderment) OR (engagement) OR (pain) OR (somnolence) OR (sleepiness) OR (drowsiness)) AND (CTB=((speech ADJ analysis) OR (speech ADJ recognition) OR (SER) OR (speech ADJ classification) OR (speech ADJ processing) OR (speech ADJ signal ADJ analysis) OR (emotional ADJ voice ADJ conversion) OR (voice ADJ recognition) OR (human ADJ voice ADJ emotion) OR (voice ADJ analysis) OR (voice ADJ activity ADJ detection) OR (acoustic ADJ features) OR (acoustic ADJ analysis)) AND IC=(G10L)) AND CC=(US) AND AY>=(2010);

Dopo aver individuato le query, si è svolta l'analisi presente all'inizio del capitolo 3.

## Ringraziamenti

Infine, vorrei dedicare questo spazio del mio elaborato alle persone che hanno contribuito alla realizzazione dello stesso.

Innanzitutto, un ringraziamento va ai relatori di questa tesi, il professor Caviggioli e la professoressa Marcolin. Vorrei ringraziarli per gli indispensabili consigli, per le conoscenze trasmesse durante il periodo di stesura dell'elaborato, e per la loro immensa disponibilità.

Inoltre, ringrazio infinitamente i miei genitori, mio padre Pasquale, mia madre Marilena e mia sorella Valentina, senza di loro non ce l'avrei mai fatta.

Infine, un ringraziamento va a tutti i miei amici e colleghi che durante questi anni hanno condiviso con me questo fantastico percorso.