Salve a tutti oggi mostrerò un sistema capace di generare nuova arte a partire dalla conoscenza passata di quest’ultima lungo gli anni. L’agente che vedremo avrà il compito di essere creativo, quindi non dovrà emulare opere pre-esistenti.

**Slide 2**

Tale scopo è raggiunto tramite l’incremento dell’*arousal potential*, teorizzato da Wundt nella curva che possiamo vedere a destra, spingendolo verso il concetto di abitudine, teorizzato da Martindale, che spiega come ottenere una diminuizione dell’arousal potential nella risposta legata alla ripetizione di uno stimolo. Per questo motivo un’artista deve creare arte semplice e nuova oppure complessa ma familiare. È importante capire lo studio sulle emozioni cognitive legate all’arte che ha dimostrato come il processo creativo è basato sull’ambiguità deviando dagli stili

**SLIDE 3**

A differenza del passato, in questo nuovo sistema non vi è alcun feedback da parte dell’uomo. L’agente non si focalizzerà sull’aumento dell’arousal (lo stupore quindi), ma al contrario cercare di incrementare l’ambiguità stilistica. A differenza del GAN quest’ultimo riceve due segnali di feedback: il primo è lo stesso del GAN nel quale viene discriminata l’immagine come arte o non arte. Il secondo classifica lo stile dell’immagine tra tutti quelli possibili, quest’ultima è chiamata style class posterior. Minizzando la style ambiguiti loss e la real/fake loss CAN è in grado di esplorare lo spazio creativo poiché stiamo deviando dagli stili artistici già esistenti. In particolare se il discriminatore riesce ad assegnare uno stile ad un’immagine generata con poca certezza allora l’arte è originale, creativa e non comparabile con altri stili pre-esistenti. Questo processo è realizzato tramite la K-way loss, apprendendo così non solo la distribuzione dell’arte ma anche gli stili. Mentre GAN in una situazione di equilibrio è soltanto in grado di emulare una data distribuzione, dunque il processo non è creativo.

**SLIDE 4**

Per i test qualitativi si sono voluti confrontare 2 modelli Deep convolutional generative adversarial network con differenti risoluzioni in output e il modello CAN senza alla componente relativa all'ambiguità sullo stile quindi si è comparata solo la capacità emulativa. In generale quello che si è notato è che il modello creato riesce a emulare anche opere complesse come per esempio ritratti, mentre gli approcci utilizzati in precedenza riescono a generare opere più astratte.

**SLIDE 5**

Per il training del modello è stato utilizzato il dataset di wikiart che comprende circa 82mila immagini e 25 stili differenti. Le opere generate sono state confrontate con quelle moderne poiché se le valutassimo con quelle passato staremmo valutando la capacità di essere emulativo e non creativo.

Nell’esprimento 1 è stato chiesto se l’immagine fosse generata dal pc o dall’uomo valutandola con un voto da 1 a 5. Con la prima domanda CAN riporta risultati migliori rispetto al dataset art basel superando nettamente il modello DCGAN e riportando un accuratezza che se combinata con tutte le opere messe insieme differisce solo del 9%.

Nell’esperimento 2 sono state prese in considerazione le *collective-variable*  definite da Berlyne che definiscono le proprietà estetiche di un’immagine. Dopo una serie di domande la performance di CAN è migliorata dal 53 al 75%, ottenendo comunque risultati coerenti con il primo test.

Nell’esperimento 3 si è cercato di capire se l’arte generata dal CAN è effettivamente ARTE. Snapper ipotizzo che con le scale proposte all’interno di questo test le immagini reali vengono valutate maggiormente rispetto a quelle generate. Anche se dovremmo aprire una parentesi sul significato di tali domande, i risultati mostrano tutt’altro.

Infine nell’esperimento 4 sono state valutate le opere generate da esperti del settore artistico. L’esperimento dunque cerca di capire gli effetti dell’aggiunta della style ambiguity loss. Si è cercato di capire dunque se per creare un sistema creativo bisognava deviare dagli stili o bisognava soltanto apprendere da essi. I risultati mostrano effettivamente che le immagini generate da CAN sono più esteticamente accattivanti e nuove.

**SLIDE 6**

Colton definì le proprietà di un sistema creativo. Il sistema deve poter creare nuove artefatti; CAN realizza questa proprietà tramite l’interazione dei due segnali che forzano l’esplorazione del processo creativo. La seconda proprietà è la qualità degli artifatti, verificata dai soggetti durante gli esperimenti. E, per ultima, la capacità di valutare le proprie creazioni; quest’ultima è realizzata tramite il continuo apprendere dall’arrivo di nuova arte che permette al sistema di adattare la sua generazione basandosi su ciò che apprende.

Non essendo comunque esperto in tematiche artistiche, ho cercato di capire cosa rende un’immagine realmente un’opera. Un’artista crea un’opera perché sente la necessità di farlo, dunque è una cosa intenzionale intrinseca nell’uomo stesso; una macchina quindi, non è in grado di generare immagini “intenzionali”. Se però considerassimo l’arte da un punto di vista fruitivo allora la macchina è capace di generare opere accattivanti che vengono riconosciute come tale. Quest’ultimo risultato è dimostrato dagli esperimenti effettuati. Quest’ultimi però non sono di grande rilievo poiché i soggetti coinvolti son pochi e non capaci, o almeno la maggior parte di essi, di valutare un’opera d’arte.

Inoltre ho provato ad utilizzare il sistema CAN tramite una versione resa disponibile su Github. Grazie a quest’ultimo è possibile modificare il generatore e il discriminatore a piacimento. Inoltre è possibile comparare gli output con altre reti come ResNet, Inception e molte altre.. Nonostante ciò non è stato possibile provare effettivamente il sistema, ma soltanto valutare le immagini già prodotte precedentemente.

**Theory**

Grazie al *t-test* possiamo affermare che CAN e GAN non appartengono alla stessa distribuzione ottenendo dei valori di *p-value* che lo dimostrano. Quest’ultimoindica la

probabilità di ottenere risultati uguali o meno probabili di quelli osservati nel test.