

ABSTRACT

Questa tesi è il frutto di un semestre di ricerca presso la Columbia University a New York (USA) sotto la supervisione della Professoressa Valentina Salomoni e del Professor WaiChing Sun.

È stato elaborato un metodo innovativo di sviluppo di leggi costitutive di trazione-separazione per materiali granulari basato su simulazioni numeriche.

A partire da prove di carico su un volume elementare rappresentativo, è stato generato un database di 200 casi di carico e quasi 17000 campioni di materiale. Con queste simulazioni sono state generati spostamenti, forze ma anche proprietà microstrutturali dei materiali come porosità, numero di coordinazione e tensore dei contatti. Le simulazioni sono state create tramite il software YADE e parzialmente scritte in Python.

Successivamente ho creato nell'ambito del deep learning una rete neurale artificiale scritta in Python nella quale ho elaborato questi dati secondo un modello black box. Questo vuol dire che una parte dei dati è stata utilizzata per l'allenamento e la validazione della rete, rispettivamente il 90% dei dati di input e il 10% di validazione, mentre sono stati utilizzati altri campioni del database per confrontare i risultati garantendo una buona generalizzazione del modello.

Per la calibrazione della rete neurale ho seguito una linea logica nella quale ho stabilito come prima cosa la miglior combinazione di dati di input. È stato osservato che alcune proprietà dei materiali granulari, in particolar modo il Fabric Tensor migliora le performance di apprendimento della rete.

I risultati si vedono all'interno della tesi in termini di curve di apprendimento, grafici di performance e grafici di comparazione tra dati e predizioni della rete.

Inoltre sono stati studiati tre modelli inseriti nella rete: il Dense, LSTM e GRU.

È stato osservato che il modello LSTM (Long-Short Term Memory) riesce ad approssimare bene le curve costitutive elasto plastiche, specialmente perché contiene dei gate di memoria e quindi permette di processare dei dati che dipendono dal tempo.

Lo stesso risultato è stato poi ottenuto anche con il layer GRU (Gated Recurrent Unit) che è una semplificazione del precedente e computazionalmente più efficace.

I risultati della calibrazione dell'ultimo modello hanno portato a delle curve di predizione pressoché verosimili ai dati trovati dalle simulazioni numeriche.

Questo lavoro può essere generalizzato utilizzando altri tipi di materiali sia nell'ambito dell'Ingegneria Civile ma anche nell'industria perché le reti neurali possono essere facilmente adattate a qualunque tipo di materiale e problema.