

English Summary

With the emergence of online social networks (OSNs), the way people create and share information has changed, which becomes faster and broader than traditional social media. Understanding how information (both good and harmful) spreads through OSNs, as well as what elements drive the success of information diffusion, has significant implications for a wide range of real-world applications. In this thesis, we conduct research to analysis the diffusion of information in OSNs via using deep representation learning. Specifically, we aim to develop deep learning-based models to solve two specific tasks, i.e., information cascades modeling and rumor detection.

Our contributions are as follows:

We propose recurrent cascades convolutional network (CasCN) in Chapter [4](#), a graph-based neural model for macro-level information cascade prediction. CasCN utilizes a combination of graph convolutional network and recurrent neural network to predict the incremental size of a cascade by extracting structural-temporal features from a sequence of timestamp-based subgraphs. CasCN also introduces CasLaplacian for directed graphs, which overcomes the limitations of previous graph neural networks when dealing with directed graphs. The experimental results conducted on two real-world datasets, show that CasCN is well-suited for modeling structural-temporal features from cascades.

We propose multi-scale cascades model (MUCas) in Chapter [5](#), which aims at capturing multi-scale features for macro-level information cascade prediction. MUCas utilizes a multi-scale graph capsule network and an influence attention to learn and fuse the multi-scale information (i.e., dynamic-scale, direction-scale, position-scale, and high-order-scale) to form a unique cascade representation. MUCas also improves the sampling methods in CasCN by sampling subgraphs based on time intervals rather than timestamps. We conduct experiments on real-world datasets and demonstrate that MUCas is particularly effective at extracting features on cascades from different scales, and multi-scale features are vital for improving prediction accuracy.

We propose macroscopic and microscopic-aware rumor detection model (MMRD) in Chapter [6](#), a diffusion-based rumor detection model that detects rumors by only

exploring different levels of diffusion patterns. MMRD leverages graph neural networks to learn the macroscopic diffusion of rumor propagation and capture microscopic diffusion patterns using bidirectional recurrent neural networks while taking into account the user-time series. MMRD also leverages knowledge distillation technique to create a more informative student model and further improve the model performance. MMRD is evaluated on the well-known Twitter data sets and could obtain good detection results in the early stage of rumor spreading.

We propose participant-level rumor detection model (PLRD) and multi-view learning with attention for rumor detection model (UMLARD) in Chapter 7. Both PLRD and UMLARD are designed at user-level. PLRD exploits various fine-grained user features from the diffusion threads, i.e., the users' social homophily, influence, susceptibility, temporal features, and then uses these features to determine whether the information is true or false. PLRD also introduces a variational autoencoder (VAE) to handle the uncertainty which exists in the feature learning phase. UMLARD extends PLRD and solves one burning limitation left by PLRD, i.e., input features entangled with learned high-level features, by using three view-specific embedding methods with distinct inputs. UMLARD also innovatively proposes a capsule-based attention layer to replace the original attention mechanism in PLRD, which is more effective in both performance and time cost. Both PLRD and UMARD outperform other non-user-level models, which demonstrates that developing models at the user level indeed improves detection performance.

Nederlandse Samenvatting

Met de opkomst van online sociale netwerken (OSNs) is de manier waarop mensen informatie delen veranderd, wat sneller en breder wordt dan traditionele media. Begrijpen hoe informatie (zowel goede als schadelijke) zich via OSNs verspreidt, en welke elementen het succes van informatieverspreiding stimuleren, heeft belangrijke implicaties voor een breed scala aan toepassingen in de echte wereld. In dit proefschrift doen we onderzoek om de diffusie van informatie in OSNs te leren kennen door gebruik te maken van Deep Representation Learning. Concreet willen we twee specifieke taken oplossen, namelijk het modelleren van informatiecascades en het detecteren van geruchten.

We dragen het volgende bij:

We introduceren recurrent cascades convolutional network (CasCN) in Hoofdstuk [4](#), een op grafieken gebaseerd neuraal model voor voorspelling van informatiecascades op macroniveau. CasCN gebruikt een combinatie van een graafconvolutienetwerk en een terugkerend neuraal netwerk om de incrementele grootte van een cascade te voorspellen door structurele en tijdelijke kenmerken te extraheren uit een reeks op tijdstempels gebaseerde subgrafieken. CasCN introduceert ook CasLaplace voor gerichte grafieken, waarmee de beperkingen van eerdere neurale netwerken voor graafgrafieken worden overwonnen bij het omgaan met gerichte grafieken. De experimentele resultaten die zijn uitgevoerd op twee real-world datasets, laten zien dat CasCN zeer geschikt is voor het modelleren van structurele-tijdelijke kenmerken van cascades.

We introduceren multi-scale cascades model (MUCas) in Hoofdstuk [5](#), die gericht is op het vastleggen van multi-scale functies voor voorspelling van informatiecascades op macroniveau. MUCas gebruikt multi-scale graph capsule network en influence attention om de multi-scale informatie te leren en samen te smelten om een unieke cascade representatie. MUCas verbetert ook de bemonsteringsmethoden in CasCN door subgrafieken te bemonsteren op basis van tijdsintervallen in plaats van tijdstempels. We voeren experimenten uit met real-world datasets en tonen aan dat MUCas bijzonder effectief is in het extraheren van kenmerken op cascades van verschillende schalen, en multi-scale functies zijn van vitaal belang voor het verbeteren van de nauwkeurigheid van voorspellingen.

We introduceren macroscopic and microscopic-aware rumor detection model (MMRD) in Hoofdstuk 6, een op diffusie gebaseerd geruchtendetectie model dat geruchten detecteert door alleen verschillende niveaus van diffusie patronen te onderzoeken. MMRD maakt gebruik van graph neural networks om de macroscopische diffusie van geruchten propagatie te leren en microscopische diffusie patronen vast te leggen met behulp van bidirectional recurrent neural networks, rekening houdend met de user-time serie. MMRD maakt ook gebruik van de knowledge distillation techniek om een meer informatief studentenmodel te creëren en de modelprestaties verder te verbeteren. MMRD wordt geëvalueerd op de bekende Twitter-datasets en zou goede detectieresultaten kunnen opleveren in het vroege stadium van geruchtenverspreiding.

We introduceren participant-level rumor detection model (PLRD) en multi-view learning with attention for rumor detection model (UMLARD) in Hoofdstuk 7. Zowel PLRD als UMLARD zijn ontworpen op participant-level. PLRD maakt gebruik van verschillende fijnmazige gebruikersfuncties van de diffusiethreads, i.e., de sociale homofilie, invloed, gevoeligheid, temporele kenmerken van de gebruikers, en gebruikt deze kenmerken vervolgens om te bepalen of de informatie waar of onwaar is. PLRD introduceert ook een Variational Autoencoder (VAE) om de onzekerheid aan te pakken die bestaat in de leerfase van functies. UMLARD breidt PLRD uit en lost één brandbeperking op die is achtergelaten door PLRD, i.e., invoerfuncties verstrengeld met geleerde functies op hoog niveau, door gebruik te maken van drie view-specific inbeddingsmethoden met verschillende invoer. UMLARD stelt ook op innovatieve wijze een capsule-based attention layer voor ter vervanging van het oorspronkelijke attention mechanism in PLRD, dat effectiever is in zowel prestaties als tijdskosten. Zowel PLRD als UMLARD presteren beter dan andere non-user-level modellen, wat aantoont dat het ontwikkelen van modellen op user-level inderdaad de detectieprestaties verbetert.