# 1 Convolutional neural networks (CNN) für Graphen

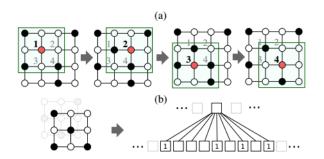
# 1.1 Einleitung

# • Anwendungsfälle:

- 1. Aus einer Menge von Graphen soll eine Funktion für Klassifizierungs- oder Regressionsprobleme gelernt werden, die auf nicht bekannte Graphen angewendet werden kann
- 2. lerne Graph-Repräsentationen, um auf Graph-Eigenschaften (fehlende Kanten, Knoteneigenschaften) unbekannter Graphen zu schließen

#### • Graphrepräsentation:

- Graphen können gerichtet oder ungerichtet sein
- Graphen können zyklisch sein
- Graphen können mehrere unterschiedliche Kantentypen besitzen (mehrere Perceptive-Field-Layer)
- Graphen können mehrere diskrete oder kontinuierliche Werte an ihren Knoten haben
- Methode berechnet lokal verbundene Nachbarschaften der Graphen und benutzt sie als die Receptive Fields des CNN
- die Methode kann für Graphen mit gewichteten Kanten erweitert werden



#### • <u>Idee</u>: repräsentiere Bilder als Graph

- ein Bild kann als Graph repräsentiert werden, indem die Knoten jeweils einen Pixel repräsentieren und es eine Kante zwischen zwei Knoten gibt, wenn deren Pixel benachbart sind
- die lokale Nachbarschaft eines Pixels wird repräsentiert als ein Quadrat um den Punkt (hier  $3\times 3$ )
- Aus der Nachbarschaft kann ein Merkmal ermittelt werden
- üblicherweise gibt es keine räumliche Anordnung einer Graph-Repräsentation

## • Probleme:

- 1. Welche Nachbarschaften um welche Knoten und in welcher Reihenfolge bilden die Receptive Fiels?
- 2. Wie können die einzelnen Nachbarschafts-Graphen in einem Vektor repräsentiert werden (Normalisierung)?

#### • Verfahren:

- 1. bestimme eine Knoten-Auswahl inklusive Reihenfolge
- 2. bestimme den Nachbarschafts-Graphen um diesen Knoten mit genau k Knoten
- 3. normalisiere die Nachbarschafts-Graphen
- 4. füttere sie in ein CNN

# 1.2 Grundlagen

- Graph G = (V, E) mit  $V = \{v_1, \dots, v_n\}$  und  $E \subseteq V \times V$ , wobei n Anzahl der Knoten und m Anzahl der Kanten
- Adjazenzmatrix A mit Größe  $n \times n$ , wobei  $A_{i,j} = 1$ , falls eine Kante von  $v_i$  nach  $v_j$  existiert (sonst 0)  $\Rightarrow v_i$  und  $v_j$  sind adjazent
- ein Weg ist eine Sequenz von Knoten, bei der benachbarte Knoten adjazent sind
- d(u,v) beschreibt die minimale Distanz zwischen von u nach v
- $N_1(v)$  beschreibt die 1-Nachbarschaft um einen Knoten, d.h. alle Knoten die adjazent sind zu v

#### 1.2.1 Beschriftung und Partitionierung

- ullet eine Graph-Beschriftung  $l:V \to S$  bildet einen Knoten auf eine sortierbare Einheit ab
- induziert ein Ranking  $r: V \to \{1, \dots, |V|\}$  mit r(u) < r(v) genau dann, wenn l(u) > l(v)
- falls l injektiv, dann gibt es eine totale Ordnung der Knoten in G und eine eindeutige Adjazenzmatrix  $A^l$ , bei der die Knoten die Position r(v) haben
- eine Graph-Beschriftung induziert eine Partionierung  $\{V_1, \dots V_k\}$  mit  $u, v \in V_i$  falls l(u) = l(v)

## • Metriken:

- Anteil an kürzesten Wegen von v zu v (Betweeness centrality)
- Grad der Knoten (Anzahl adjazenter Knoten)

- . . .

# 1.3 Lernen von Graphen

#### 1.3.1 Knotenauswahl

- Auswahl an Knoten, für die ein Receptive Field erstellt werden soll
- $\bullet$  Gegeben: Graph-Beschreibung l, Abstand s, Anzahl w an Reciptive Fields
- 1. sortiere die Knoten auf Basis von l
- 2. iteriere über die sortierte Knotenmenge mit Abständen s, bis w Knoten ausgewählt wurden

#### 1.3.2 Nachbarschaftssuche

- $\bullet$  Gegeben: Knoten v, Größe k des Receptive Fields
- 1. setze initiale Knotenmenge N auf v
- 2. wiederhole bis |N| > k:
  - a) berechne für alle Knoten i in N die Nachbarschaften  $N_1(i)$  und füge sie zu N hinzu
- Bemerkung: im Allgemein gilt  $|N| \neq k$

#### 1.3.3 Normalisierung

- Gegeben: Menge von Graphen  $\mathcal G$  mit k Knoten, Distanzmetriken für Matrizen  $d_A$  und Graphen  $d_G$
- Optimierungsproblem:  $\min_{l} \sum_{G \in \mathcal{G}} \sum_{G' \in \mathcal{G}} (d_A(A^l(G), A^l(G') d_g(G, G')))$

# weitermache

#### 1.4 Auswertung

- CNNs mit Bildern können identisch über CNNs mit Graphen dargestellt werden
- Methode funktioniert teilweise deutlich besser als State-of-the-Art Graph-Kerne (z.B. bei Klasifizierungsproblemen)

#### 1.5 Zukünftige Arbeiten

- gewichtete Kanten (oder allgemeiner Graphen mit Kanteneigenschaften)
- Graphen auf andere Netze übertragen, z.B. RNNs
- kombiniere unterschiedliche Receptive Field-Größen

# 2 Graph-Kerne

•