

# Zufällige Graphen

Christoph Schumacher

17. Mai 2020

RGCN I, Kap. 4.1, 4.2, 4.3:  
Der subkritische Erdős-Rényi-Graph

## Zusammenfassung

Einführung zum Erdős-Rényi-Graph, Verhalten der größten Zusammenhangskomponente im subkritischen Fall  $\lambda < 1$

## Inhaltsverzeichnis

<b>1</b>	<b>Erforschung der Zusammenhangskomponenten</b>	<b>2</b>
<b>2</b>	<b>Monotonie in der Kantenwahrscheinlichkeit</b>	<b>3</b>
<b>3</b>	<b>Zshgskomponente <math>\preceq</math> Nachkommenschaft</b>	<b>3</b>
<b>4</b>	<b>Untere Schranke an Clustergröße</b>	<b>4</b>
<b>5</b>	<b>Maximale Zusammenhangskomponente subkritisch</b>	<b>5</b>

$f(n) = \Theta(n^2)$  bekannt?

$$\exists \gamma > 0: \gamma^{-1} \leq \frac{f(n)}{n^2} \leq \gamma \quad (1)$$

bzw.

$$0 < \liminf \frac{f(n)}{n^2} \leq \limsup \frac{f(n)}{n^2} < \infty \quad (2)$$

[Link zu Wikipedia](#)

## Fragen

1. —

# 1 Erforschung der Zusammenhangskomponenten

Was soll das eigentlich bedeuten: „Bedingt auf  $S_{t-1}$  ist

$$X_t \sim \text{Bin}(n - (t - 1) - S_{t-1}, p).“? \quad (3)$$

Um das umzusetzen, kann man für jedes  $s \in \{0, 1, \dots, n - (t - 1)\}$  eine von allem anderen unabhängige ZV

$$X_t^{(s)} \sim \text{Bin}(n - (t - 1) - s, p) \quad (4)$$

vorrätig halten und damit

$$X_t := X_t^{(S_{t-1})} \quad (5)$$

definieren. Dann erhalten wir

$$\mathbb{P}(X_t = k \mid S_{t-1} = s) = \mathbb{P}(X_t^{(S_{t-1})} = k \mid S_{t-1} = s) \quad (6)$$

$$= \mathbb{P}(X_t^{(s)} = k \mid S_{t-1} = s) \quad (7)$$

$$= \mathbb{P}(X_t^{(s)} = k) \quad (8)$$

$$= \binom{n - (t - 1) - s}{k} p^k (1 - p)^{n - (t - 1) - s - k}, \quad (9)$$

also  $X_t$  ist, bedingt auf  $\{S_{t-1} = s\}$ ,  $\text{Bin}(n - (t - 1) - s, p)$ -verteilt, oder, etwas kürzer:  $X_t$  ist, bedingt auf  $S_{t-1}$ ,  $\text{Bin}(n - (t - 1) - S_{t-1}, p)$ -verteilt.

Wie rechnet man damit? — Testrechnung mit  $q := 1 - p$ :

$$\mathbb{P}(X_2 = k) = \sum_{j=0}^{\infty} \mathbb{P}(\underbrace{S_1}_{=X_1 \sim \text{Bin}(n-1, p)} = j) \mathbb{P}(X_2 = k \mid S_1 = j) \quad (10)$$

$$= \sum_{j=0}^{n-1} \binom{n-1}{j} p^j q^{n-1-j} \binom{n-1-j}{k} p^k q^{n-1-j-k} \quad (11)$$

Damit (4.1.4) überhaupt sinnvoll ist, braucht man  $N_t := n - t - S_t \geq 0$ . Warum stimmt das? — Beweis per Induktion über  $t$ :

**IA:** Für  $t = 0$  ist  $N_0 = n - 0 - S_0 = n - 1 \geq 0$ , denn der die Zshgskomponente hat mindestens einen Knoten, also ist  $n \geq 1$ .

**IV:** Für ein  $t \in \mathbb{N}$  gelte  $N_{t-1} \geq 0$ .

**IS:** Nach der Induktionsannahme können wir  $X_t \sim \text{Bin}(N_{t-1}, p)$  bilden. Damit ist dann  $N_t = n - t - S_t = n - t - (S_{t-1} + X_t - 1) = N_{t-1} - X_t \geq 0$  fast sicher, denn wegen der Verteilung von  $X_t$  ist  $X_t \leq N_{t-1}$  fast sicher.

Also können wir tatsächlich die Folgen  $(X_t)_{t \in \mathbb{N}_0}$ ,  $(S_t)_{t \in \mathbb{N}_0}$  und  $(N_t)_{t \in \mathbb{N}_0}$  bilden. Dabei ist  $S_t \leq n - t$  und  $N_t \geq 0$ , und  $(N_t)$  fällt monoton und konvergiert fast sicher gegen 0.

$$X \sim \text{Bin}(0, p) \implies \mathbb{P}(X = 0) = \binom{0}{0} p^0 (1-p)^0 = 1 \quad (12)$$

## 2 Monotonie in der Kantenwahrscheinlichkeit

Alternative Formulierung von Definition 4.1: Jede Konfiguration  $\omega \in \Omega$  bestimmt einen Graphen  $G_\omega$  auf  $[n]$ . Eine ZV  $X: \Omega \rightarrow \mathbb{R}$  ist *wachsend*, wenn

$$\forall \omega, \omega' \in \Omega: G_\omega \subseteq G_{\omega'} \implies X(\omega) \leq X(\omega'). \quad (13)$$

Ein Ereignis  $A \subseteq \Omega$  ist *wachsend*, wenn  $\mathbf{1}_A$  eine wachsende Zufallsgröße ist.

Erklärung: Wenn  $\{X \geq x\}$  für alle  $x \in \mathbb{R}$  ein wachsendes Ereignis ist, dann ist für  $\omega, \omega'$  mit  $G_\omega \subseteq G_{\omega'}$ :

$$x := X(\omega) \implies \omega \in \{X \geq x\} \implies \omega' \in \{X \geq x\} \implies X(\omega') \geq x = X(\omega), \quad (14)$$

also ist  $X$  wachsend im Sinne von (13). Wenn  $X$  wachsend im Sinne von (13) ist, dann ist für alle  $x \in \mathbb{R}$  und  $\omega, \omega' \in \Omega$  mit  $G_\omega \subseteq G_{\omega'}$ :

$$\omega \in \{X \geq x\} \implies X(\omega) \geq x \xrightarrow{X(\omega) \leq X(\omega')} X(\omega') \geq x \implies \omega' \in \{X \geq x\}. \quad (15)$$

Für Ereignisse: Wenn  $A \subseteq \Omega$  ein wachsendes Ereignis ist, dann ist  $\mathbf{1}_A$  wachsend: Seien  $\omega, \omega' \in \Omega$  mit  $G_\omega \subseteq G_{\omega'}$ . Wenn  $\omega \notin A$ , dann ist  $\mathbf{1}_A(\omega) = 0 \leq \mathbf{1}_A(\omega')$ . Wenn  $\omega \in A$ , dann ist auch  $\omega' \in A$ , also gilt in beiden Fällen

$$\mathbf{1}_A(\omega) \leq \mathbf{1}_A(\omega'). \quad (16)$$

Umkehrung: siehe oben mit  $A = \{\mathbf{1}_A \geq 1\}$ .

## 3 Zshgskomponente $\preceq$ Nachkommenschaft

Warum ist  $(X_j^{\geq})_j$  i. i. d.? — Um die bedingte Verteilung auszurechnen, bedingt man:

$$\mathbb{P}(X_i^{\geq} = k) = \sum_t \mathbb{P}(N_{i-1} = t) \mathbb{P}(X_i^{\geq} = k \mid N_{i-1} = t) \quad (17)$$

$$= \sum_t \mathbb{P}(N_{i-1} = t) \mathbb{P}(X_i^{(t)} + Y_i^{(t)} = k \mid N_{i-1} = t) \quad (18)$$

$$= \sum_t \mathbb{P}(N_{i-1} = t) \binom{n}{k} p^k (1-p)^{n-k} \quad (19)$$

$$= \binom{n}{k} p^k (1-p)^{n-k}, \quad (20)$$

also ist  $X_j^\geq \sim \text{Bin}(n, p)$  ohne Bedingung, und damit ist  $(X_j^\geq)_j$  identisch verteilt. Zur Unabhängigkeit von  $(X_j^\geq)_j$ : Für alle  $x_j$  gilt

$$\mathbb{P}((X_j^\geq)_{j=1}^i = (x_j)_{j=1}^i) \quad (21)$$

$$= \sum_t \mathbb{P}((N_j)_{j=1}^i = t) \mathbb{P}((X_j^\geq)_{j=1}^i = (x_j)_{j=1}^i \mid (N_j)_{j=1}^i = t) \quad (22)$$

$$= \sum_t \mathbb{P}((N_j)_{j=1}^i = t) \mathbb{P}((X_j^{(t_j)} + Y_j^{(t_j)})_{j=1}^i = (x_j)_{j=1}^i \mid (N_j)_{j=1}^i = t) \quad (23)$$

$$= \sum_t \mathbb{P}((N_j)_{j=1}^i = t) \prod_{j=1}^i \binom{n}{x_j} p^{x_j} (1-p)^{n-x_j} \quad (24)$$

$$= \prod_{j=1}^i \mathbb{P}(X_j^\geq = x_j) \quad (25)$$

Warum wird im Buch auf  $(X_j)_{j=1}^{i-1}$  bedingt? — Die ZV  $N_{i-1}$  ist  $\sigma(X_1, \dots, X_{i-1})$ -messbar. Wenn man auf  $(X_j)_{j=1}^{i-1}$  bedingt, dann kennt man auch  $N_{i-1}$  und damit auch die Verteilung von  $X_i^\geq$ .

## 4 Untere Schranke an Clustergröße

Warum ist  $T^\leq$  keine stochastische untere Schranke an  $|\mathcal{C}(1)|$ ? — Die Verteilung von  $T^\leq$  ist für jedes  $k$  eine andere, es handelt sich also gar nicht um eine einzige ZV.

Im Beweis von Theorem 4.3 ist

$$\mathcal{T}_k := \min\{t \in \mathbb{N}_0 : N_t \leq n - k\} = \min\{t \in \mathbb{N}_0 : t + S_t \geq k\} \quad (4.2.6)$$

ist der erste Zeitpunkt, bei der Erforschung von  $\mathcal{C}(1)$  mindestens  $k$  Knoten gefunden wurden, und zwar als inaktive oder aktive Knoten, wenn  $\mathcal{C}(1)$  nicht schon vorher erschöpft wurde, was man mit  $S_t > 0$  für alle  $t \leq \mathcal{T}_k$  überprüfen kann.

In jedem Fall ist  $\mathcal{T}_k$  für alle  $k \in \{0, \dots, n\}$  wohldefiniert wegen  $N_t \xrightarrow{t \rightarrow \infty} 0$  fast sicher, und die Folge  $(\mathcal{T}_k)_k$  monoton wachsend.

Zu (4.2.7): Wenn  $|\mathcal{C}(1)| \geq k$ , dann muss man mindestens  $k$  Knoten aus  $\mathcal{C}(1)$  finden, bevor man  $\mathcal{C}(1)$  ausgeschöpft hat, also ist  $\mathcal{T}_k \leq k-1$ . Formal: Aus  $|\mathcal{C}(1)| \geq k$

folgt  $S_t \geq 1$  für alle  $t \in \{0, \dots, k-1\}$ , also

$$N_{k-1} = n - (k-1) - S_{k-1} \quad (26)$$

$$\leq n - (k-1) - 1 = n - k, \quad (27)$$

also ist  $\mathcal{T}_k \leq k-1 < |\mathcal{C}(1)|$ . Damit haben wir

$$\{|\mathcal{C}(1)| \geq k\} \subseteq \{\mathcal{T}_k < |\mathcal{C}(1)|, \forall t < |\mathcal{C}(1)|: S_t > 0\} \quad (28)$$

$$\subseteq \{\forall t \leq \mathcal{T}_k: S_t > 0\}. \quad (29)$$

Für die andere Richtung: Für alle  $t \leq |\mathcal{C}(1)|$  ist  $S_t$  die Anzahl der aktiven Knoten, und  $t$  ist die Anzahl der inaktiven Knoten. Sowohl aktive als auch inaktive Knoten sind in  $\mathcal{C}(1)$ , also ist für alle  $t \leq |\mathcal{C}(1)|$ :

$$|\mathcal{C}(1)| \geq t + S_t = n - N_t. \quad (30)$$

Ist  $\mathcal{T}_k \leq |\mathcal{C}(1)|$ , dann können wir  $t = \mathcal{T}_k$  einsetzen und bekommen

$$|\mathcal{C}(1)| \geq n - N_{\mathcal{T}_k} \geq n - (n - k) = k. \quad (31)$$

Damit können wir zeigen:

$$\{\forall t \leq \mathcal{T}_k: S_t > 0\} \subseteq \{\mathcal{T}_k < \inf\{t: S_t = 0\}\} \quad (32)$$

$$= \{\mathcal{T}_k < |\mathcal{C}(1)|\} \quad (33)$$

$$\subseteq \{|\mathcal{C}(1)| \geq k\}. \quad (34)$$

## 5 Maximale Zusammenhangskomponente subkri-tisch

Zu Gleichung (4.3.5) bzw. **Aufgabe 4.14**: Es gilt

$$\{|\mathcal{C}_{\max}| < k\} = \{Z_{\geq k} = 0\}, \quad (35)$$

denn genau dann, wenn die größte Zusammenhangskomponente kleiner als  $k$  ist, gibt es keinen Knoten in einer Zusammenhangskomponente mit Mindestgröße  $k$ . Wir bilden die Komplemente und erhalten

$$\{|\mathcal{C}_{\max}| \geq k\} = \{Z_{\geq k} > 0\}. \quad (36)$$

Wenn es aber mindestens einen Punkt in einer Zusammenhangskomponente der Mindestgröße  $k$  gibt, so hat man automatisch mindestens  $k$  solche Punkte:

$$\{Z_{\geq k} > 0\} = \{Z_{\geq k} \geq k\}. \quad (37)$$

Damit können wir umschreiben:

$$|\mathcal{C}_{\max}| = \max\{k: k \leq |\mathcal{C}_{\max}|\} = \max\{k: Z_{\geq k} > 0\} = \max\{k: Z_{\geq k} \geq k\} \quad (38)$$

Zu (4.3.7):

$$\mathbb{P}_\lambda(|\mathcal{C}_{\max}| \geq k) = \mathbb{P}_\lambda\left(\bigcup_{v \in [n]} \{|\mathcal{C}(v)| \geq k\}\right) \quad (39)$$

$$\leq \sum_{v \in [n]} \mathbb{P}_\lambda(|\mathcal{C}(v)| \geq k) \quad (40)$$

$$= n \mathbb{P}_\lambda(|\mathcal{C}(1)| \geq k) \quad (41)$$

Der Erwartungswert von  $Z_{\geq k}$  ist

$$\mathbb{E}[Z_{\geq k}] = \sum_{v \in [n]} \mathbb{E}[\mathbf{1}_{\{|\mathcal{C}(v)| \geq k\}}] = \sum_{v \in [n]} \mathbb{P}(|\mathcal{C}(v)| \geq k) = n \mathbb{P}(|\mathcal{C}(1)| \geq k). \quad (42)$$

Mit der first moment method läuft der Beweis so:

$$\mathbb{P}(|\mathcal{C}_{\max}| \geq k) = \mathbb{P}(Z_{\geq k} \geq k) \quad (43)$$

$$\leq k^{-1} \mathbb{E}[Z_{\geq k}] \quad (44)$$

$$= nk^{-1} \mathbb{P}(|\mathcal{C}(1)| \geq k) \quad (45)$$

$$\leq \dots \quad (46)$$

#### Aufgabe 4.16:

$$\mathbb{P}_\lambda(1 \not\leftrightarrow 2 \mid |\mathcal{C}(1)| = l) \quad (47)$$

$$= \sum_{A \in \binom{[n] \setminus \{1\}}{l}} \mathbb{P}_\lambda(1 \not\leftrightarrow 2 \mid \mathcal{C}(1) = A, |\mathcal{C}(1)| = l) \mathbb{P}_\lambda(\mathcal{C}(1) = A \mid |\mathcal{C}(1)| = l) \quad (48)$$

$$= \sum_{A \in \binom{[n] \setminus \{1\}}{l}} \mathbf{1}_{[n] \setminus A}(2) \frac{1}{\binom{n-1}{l-1}} \quad (49)$$

$$= \sum_{A \in \binom{[n] \setminus \{1,2\}}{l-1}} \frac{1}{\binom{n-1}{l-1}} \quad (50)$$

$$= \frac{\binom{n-2}{l-1}}{\binom{n-1}{l-1}} = \dots = \frac{n-l}{n-1} = 1 - \frac{l-1}{n-1} \quad (51)$$