



Hochschule für Angewandte Wissenschaften Hamburg
Hamburg University of Applied Sciences

Generierung sozialer Netzwerke

Steffen Brauer

AW1 Ausarbeitung WS 2011/2012

*Fakultät Technik und Informatik
Studiendepartment Informatik*

*Faculty of Engineering and Computer Science
Department of Computer Science*

Inhaltsverzeichnis

1 Motivation	3
2 Soziale Netzwerke	3
2.1 Grundlagen	4
2.2 Eigenschaften	4
3 Modelle	6
3.1 Forest Fire Modell	6
3.2 Kronecker Graphen	7
3.3 Background & Behavior Modell	8
3.4 Bewertung von Modellen	8
4 Konzept	10
5 Zusammenfassung	11

1 Motivation

Soziale Netzwerke gewinnen in der Informatik sowie in der Gesellschaft immer mehr Bedeutung. Doch stellt der Datenschutz die Entwickler von sozialen Netzwerken oder eingebetteter Anwendungen vor große Herausforderungen: Es ist nicht möglich, für Testzwecke Daten aus dem Produktivbetrieb zu entnehmen. Um trotzdem Tests und Analysen durchzuführen ist es möglich, soziale Netzwerke aus Modellen zu generieren. Diese Modelle dienen jedoch nicht nur dem Zweck der Testdatengenerierung, sondern sollen auch die Struktur und Entwicklung von Netzwerken verdeutlichen.

Im Mindstone¹ Projekt soll die Kommunikationsbereitschaft in sozialen Netzwerken dazu genutzt werden, dass computergestützte Lernen zu unterstützen. Hierzu soll ein Learning Management System in ein soziales Netzwerk integriert werden. Eine Komponente des Systems soll es ermöglichen auf Grundlage des Lernstils der Benutzer Lerngruppen zu bilden [12]. Um verschiedene Verfahren zur Implementierung der Komponente zu testen, ist ein Testnetzwerk notwendig. Dieses kann entweder durch verfügbare APIs aus bestehenden Netzwerken extrahiert oder mithilfe von Modellen generiert werden. In dieser Ausarbeitung soll die zweite Möglichkeit genauer betrachtet werden.

Zu Beginn der Arbeit soll eine Einführung in soziale Netzwerke und ihre Erforschung erfolgen. Anschließend sollen verschiedene Modelle zur Generierung sozialer Netzwerke und ein Beispiel zur Bewertung dieser vorgestellt werden. Hierauf folgt das Konzept zum weiteren Vorgehen und eine Zusammenfassung.

2 Soziale Netzwerke

Die Erforschung von sozialen Netzwerken hat ihren Ursprung in der Netzwerkanalyse als Forschungszweig der Soziologie [7]. Als Grundlagen dieses Zweiges sind Milgram mit dem Small World Problem [11] und die Random Graphs von den Mathematikern Erdős und Rényi[4] anzusehen. Bei diesen sozialen Netzwerken handelt es sich um Beziehungen zwischen realen Personen oder Organisationen. Bei der Erforschung von Netzwerken in der Informatik hingegen handelt es sich meist um Beziehungen zwischen Profilen von Nutzern auf Plattformen. Um den Begriff der sozialen Netzwerke von dem der Soziologie abzugrenzen, ist in der Informatik oft von Social Networking Sites (SNS)[1] oder Online Social Networks(OSN)[12] die Rede. Wenn im folgenden der Begriff des sozialen Netzwerks gebraucht wird, ist von der zweiten Definition auszugehen.

¹mindstone.hylos.org

2.1 Grundlagen

Soziale Netzwerke wie Facebook² oder Google+³ stellen Graphen dar, in denen Profile von Personen miteinander verbunden sind. In diesen Graphen werden die Profile als Knoten und die Verbindungen zwischen ihnen als Kanten aufgefasst [6, 7]. Im Falle eines sozialen Netzwerks wie Facebook, in dem zwei Personen befreundet sein könnten, die Beziehung also symmetrisch ist, sind die Kanten ungerichtet. Bei Google+ hingegen ist eine Beziehung nicht symmetrisch. Benutzer A kann in einem Kreis von Benutzer B sein, das heißt aber nicht, das B auch in einem Kreis von Benutzer A sein muss. Hier wird von asymmetrischen Beziehungen gesprochen, welche mit gerichteten Kanten dargestellt werden [7].

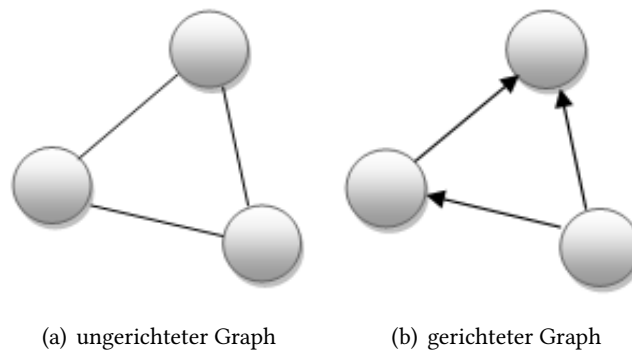


Abbildung 1: Graphdarstellung eines sozialen Netzwerks

2.2 Eigenschaften

Betrachtet man nun die Graphen von sozialen Netzwerken, können verschiedene Eigenschaften beobachtet werden. Diese sind jedoch nicht an soziale Netzwerke gebunden, sondern können auf verschiedene weitere Netzwerke übertragen werden wie zum Beispiel Rechnertopologien, Zitiernetzwerke oder dem Webgraph.

Kleiner Durchmesser Der Durchmesser von Netzwerken ist eine der naheliegensten Beobachtungen. Im Bereich der sozialen Netzwerke stellt Milgram [11] den ersten Beitrag dar. Die auch unter dem Namen „six degree of seperation“ bekannte Publikation beschreibt eine Studie, laut der der Durchmesser des Graphen, der alle Menschen auf der Welt miteinander verbindet, den Wert sechs hat. Der Durchmesser eines Graphen ist definiert als die größte

²www.facebook.com

³plus.google.com

Entfernung zwischen zwei Knoten innerhalb des Graphen [2]. Leskovec et al. 2005 [10] stellt bei der zeitlichen Entwicklung fest, dass der Durchmesser eines Netzwerks sich mit der Zeit verringert.

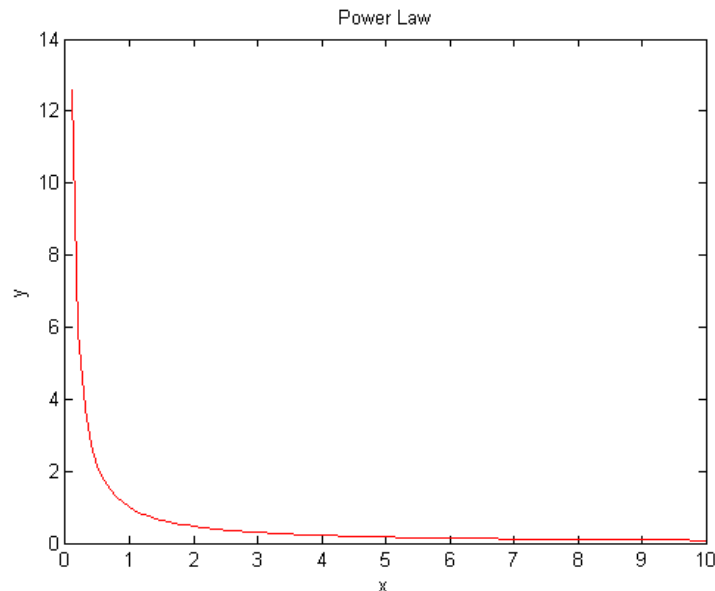


Abbildung 2: Power Law

Knotengradverteilung Eine weitere Eigenschaft von sozialen Netzwerken ist die Verteilung des Grades der Knoten. Der Grad eines Knoten entspricht der Anzahl aller verbundenen Kanten in einem ungerichteten Graphen. In einem gerichteten Graph wird zwischen Eingangsgrad und Ausgangsgrad unterschieden, welche die eingehenden und ausgehenden Kanten betrachten [2]. Die Verteilung des Knotengrads folgt meist dem Potenzgesetz. Die Notation hierfür ist:

$$c_k \propto k^{-\gamma}$$

c_k ist die Anzahl der Knoten mit dem Grad k . Diese Anzahl ist proportional zu dem Grad hoch $-\gamma$, wobei gilt $\gamma > 0$ [9, 10]. In Abbildung 2 ist der Verlauf der Funktion mit $\gamma = 1.5$ dargestellt. Anhand des Beispiels lässt sich die Aussagekraft der Verteilung erkennen: Wenige Knoten haben sehr viele Kanten, wohingegen viele Knoten nur sehr wenige Kanten aufweisen. Foudalis et al [6] betrachtet diese Eigenschaften in der Entwicklung von Graphen und stellt dabei fest, dass der Graph dichter wird. Das heißt, dass Knoten die bereits viele Kanten haben noch weitere hinzugewinnen.

3 Modelle

Um die Eigenschaften sozialer Netzwerke nachzubilden, wurde bisher eine Vielzahl verschiedener Modelle vorgeschlagen, von denen im Folgenden vier relevante vorgestellt werden sollen. Um eine bessere Vergleichbarkeit der Modelle herzustellen, unterteilt Sala et al.[13] sie hinsichtlich ihrer Methodik in drei Klassen:

- Feature-driven Models,
- Intent-driven Models und
- Structure-driven Models.

Feature-driven Models konzentrieren sich auf das Nachbilden der in 2.2 beschriebenen statistischen Eigenschaften, sowie deren Entwicklung über die Zeit. Aus dieser Klasse soll in dieser Ausarbeitung das Forest Fire Modell vorgestellt werden. Modelle wie das Background & Behavior Modell gehören zu den Intent-driven Models, da sie versuchen den Entstehungsprozess des Netzwerks nachzubilden. Die dritte Klasse von Modellen bildet die Strukturen eines vorgegebenen Graph in einen zufälligen nach. Aus dieser Klasse der Structure-driven Models wird an dieser Stelle der Kronecker Graph vorgestellt.

3.1 Forest Fire Modell

Das von Leskovec et al. 2005[10] vorgeschlagene Forest Fire Modell aus der Klasse der Feature-driven Models versucht besonders die zeitlichen Eigenschaften eines sozialen Netzwerkes nachzubilden. Ein neuer Knoten betritt den Graph und verbindet sich zu einem Botschafterknoten. Dieser dient als Einstiegspunkt in das Netzwerk und bildet ein „center of gravity“. Mit größerer Entfernung zu diesem Knoten sinkt die Wahrscheinlichkeit, dass sich der neue Knoten zu anderen verbindet. Hat der neue Knoten sich mit seinem Botschafter verbunden, beginnt er sich mit den Nachbarn des Botschafters zu verbinden und wiederholt den Vorgang rekursiv. Diesen Vorgang beeinflussen die Parameter

- backward burning ratio und
- forward burning probability.

Die forward burning probability ist die Wahrscheinlichkeit, mit der sich ein Knoten mit einem neuen verbindet. Die backward burning ratio stellt die Wahrscheinlichkeit einer Rückverbindung des Knoten dar, mit dem sich ein neuer Knoten gerade verbunden hat. Um diesen Vorgang zu verdeutlichen führen die Autoren das Beispiel eines Informatikstudierenden an,

der neu an eine Hochschule kommt. Er lernt zu erst einige Kommilitonen kennen, die ihm dann wiederherum weitere Studierende vorstellen.

Als Erweiterungen des Modells werden Waisen, das heißt Knoten ohne Verbindungen und Knoten mit mehreren Botschafterknoten vorgeschlagen. Ob ein Knoten einer dieser Erweiterungsknoten wird, wird beim Eintritt mit einer bestimmten Wahrscheinlichkeit entschieden.

3.2 Kronecker Graphen

Ein Beispiel für ein Structure-driven Model stellt das Kronecker Graph Modell dar, dass von Leskovec et al.[8] vorgeschlagen wurde. Das Model geht von einem Initiatorgraphen aus, der dann mithilfe des Kronecker Produktes vergrößert wird. Die Grundannahme hinter diesem Modell ist es, dass Graphen aus kleinen Untergraphen bestehen, die grundsätzlich dieselbe Struktur haben. Abbildung 3 enthält ein Beispiel für die Anwendung des Kronecker Produktes

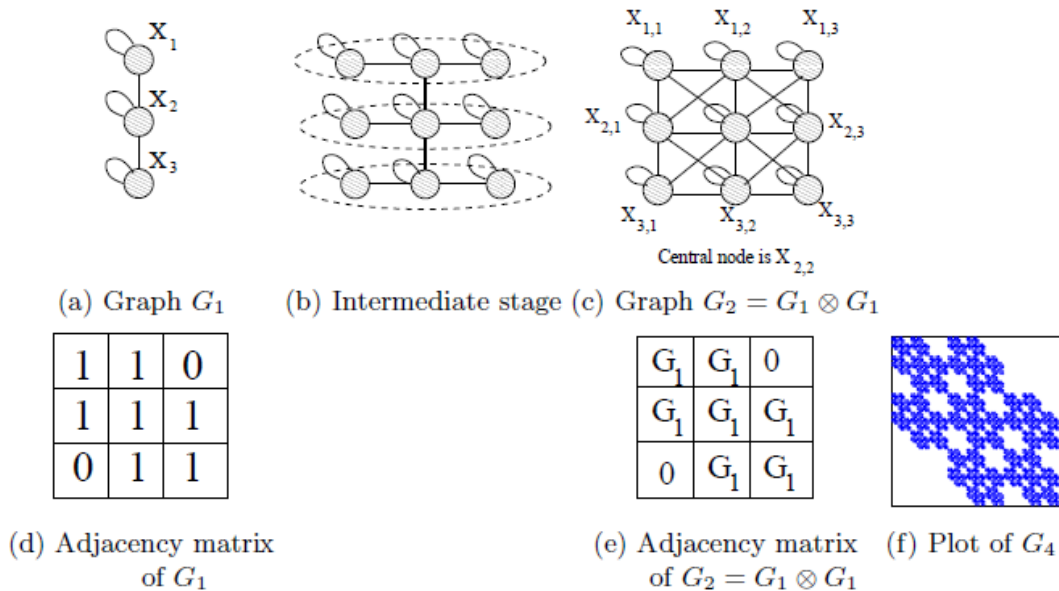


Abbildung 3: Kronecker Graph [8]

auf einen Initiatorgraph. Auf der Adjazenzmatrix des Graphen G_1 wird das Kronecker Produkt angewandt, indem an allen Einsen durch den Graph G_1 selbst ersetzt werden. Anschließend werden neue Kanten hinzugefügt. Es gibt eine neue Kante zwischen den Knoten $X_{i,j}$ und $X_{k,l}$, wenn es zwischen den Knoten X_i und X_k eine Kante im Initiatorgraph gab (Abbildung 3 (a))und eine Verbindung zwischen den Knoten X_j und X_l im Zwischenschritt bestand (Abbildung 3 (b)). Wiederholt man diesen Vorgang viermal, entsteht der Graph, der in Abbildung 3

unter f zu sehen ist. Die Güte des Kronecker Modells ist allein durch den Initiator Graph G_1 bestimmt. Eine Erweiterung des Modells stellt KronFit dar [9]. Dies ermöglicht die Ähnlichkeit zwischen einem realen Graphen und einen durch das Kronecker Modell erstelltem Graphen zu berechnen. Als Ergebnis können die Parameter des Kronecker Modell bestimmt werden, mit denen es möglich ist die Graph zu komprimieren, ihn zu extrapolieren oder zu anonymisieren.

3.3 Background & Behavior Modell

Foudalis et al 2011[6] schlagen das Backgroud & Behavior Modell vor. Dieses Intent-driven Model versucht auf Grundlage von minimalen Annahmen zur Natur der menschlichen Beziehungen und des Verhaltens soziale Netzwerke als Graphen zu erzeugen. Als Background eines Knoten werden die verschiedenen Gruppen betrachtet, in denen sich jeder Mensch befindet. Behavior beschreibt die Extravertiertheit eines Knoten, also mit welcher Wahrscheinlichkeit ein Knoten neue Verbindungen zu anderen Knoten herstellt und welche Qualität das Profil des Knoten im Netzwerk hat.

Der erste Schritt des Algorithmus ist die Erstellung der sogenannten Welt. Diese besteht aus einer bestimmten Anzahl von Gruppen, in die die potentiellen Benutzer eingeteilt werden. Die Verteilung der Mitgliederanzahl dieser Gruppen folgt dem Potenzgesetz. Da in der realen Welt Menschen in mehreren Gruppen sein können, zum Beispiel Staatsbürger in einem Land und Fan einer Fußballmannschaft, werden auch hier potentielle Benutzer in mehrere Gruppen eingeteilt. Hieraus entsteht ein ungerichteter Graph aus Gruppen, der als Welt bezeichnet wird.

Die Generierungsphase des Netzwerks ist in diskrete Schritte eingeteilt. In jedem Schritt betritt ein Knoten das Netzwerk und verbindet sich zunächst mit solchen Knoten, mit denen er viele seiner Gruppen teilt. Die Wahrscheinlichkeit einer Verbindung wird höher, je kleiner die gemeinsamen Gruppen sind. Zusätzlich unternimmt jeder Knoten mit einer gewissen Wahrscheinlichkeit einen Versuch, neue Knoten zu entdecken. Die Wahrscheinlichkeit zu diesem Versuch nimmt mit dem Alter des Knotens ab. Um neue Knoten zu entdecken, bewegt sich der Knoten durch das Netzwerk, wobei Werte für die Anzahl dieser Wege und die Tiefe vorgegeben werden können. Ob sich ein Knoten zu einem neuen verbindet, hängt von der eigenen Extravertiertheit und der Qualität des besuchten Knoten ab.

3.4 Bewertung von Modellen

Um die bisher diskutierten Modelle miteinander, aber auch mit realen Graphen zu vergleichen ist es notwendig, Aussagen über diese Netzwerke zu treffen. Hierfür können die unter 2.2

vorgestellten Eigenschaften verwendet werden. Doch reichen diese für einen genaueren Vergleich nicht aus. In diesem Abschnitt sollen Metriken aus Foudalis et al.[6] vorgestellt werden, mit denen ein genauerer Vergleich zwischen unterschiedlichen Netzwerken möglich ist.

Gradverteilung Diese Metrik entspricht der in 2.2 beschriebenen Eigenschaft. Angegeben wird sie meist mit dem Exponenten γ . Die Ermittlung erfolgt mithilfe von Regressionsverfahren.

Durchmesser Der Durchmesser wurde bereits in 2.2 genauer erläutert. Seine Ermittlung ist sehr aufwendig, da alle möglichen Wege überprüft werden müssen.

Clustering Die Clustering Metrik beschreibt, dass wenn zwischen den Knoten i und j und j und k eine Verbindung besteht, es auch eine Kante zwischen Knoten j und k gibt.

Betweenness Centrality Die Betweenness Centrality ermittelt die Relevanz eines Knoten in Hinsicht auf die Verbindung zwischen weiteren Knoten. $P_i(k, j)$ ist die Anzahl von kürzesten Wegen durch Knoten i zwischen k und j .

Assortativity Coefficient Der Assortativity Coefficient stellt die Korrelation zwischen dem Grad des Knoten und dem seiner Nachbarknoten da.

	Princeton	Georgetown	Oklahoma	UNC	B & B	Forest Fire
Knoten	6596	9414	17425	18163	9000	9000
Kanten	293320	425638	892528	766800	394512	300130
Durchschnittlicher Grad	88,93	90,42	102,442	84,43	87,66	66,69
Maximaler Grad	628	1235	2568	3795	847	4330
Gradverteilung	-1,13	-1,26	-1,4	-1,46	-1,19	-0,99
Assortativity Coefficient	0,091	0,075	0,073	0,0007	0,066	-0,34
Clustering	0,244	0,231	0,235	0,206	0,21	0,561
Durchmesser	9	11	9	7	7	10
Betweenness Centrality	2,53E-04	1,86E-04	1,01E-04	9,91E-05	1,03E-04	1,86E-04

Tabelle 1: Bewertung nach [6]

Foudalis et al [6] hat einen Vergleich zwischen verschiedenen Facebookgraphen und dem Background & Behavior sowie dem Forest Fire Modell angestellt. Die Ergebnisse sind in Tabelle

1 zu sehen. Bei dem Vergleich der Modelle sind die verwendeten Parameter zu betrachten, da diese die produzierten Ergebnisse stark beeinflussen.

Vergleicht man die Metriken für den Durchmesser mit der Annahme von Milgram [11] fällt auf, dass alle Netzwerke über dem erwarteten Durchmesser von sechs liegen. Dies könnte an dem geringen Alter der Netzwerke liegen, da laut Leskovec 2005 [10] der Durchmesser mit der Zeit kleiner wird.

Eine weitere Wertannahme kann man Leskovec 2005 [10] entnehmen. Hier wird angegeben, dass der Exponent der Gradverteilung strikt zwischen eins und zwei liegen soll. Der Annahme folgen alle Netzwerke bis auf das des Forest Fire Modell. Betrachtet man die einzelnen Werte der Gradverteilung fällt auf, dass der Exponent bei größeren Netzwerken kleiner wird.

Insgesamt lässt sich sagen, dass das Background & Behavior Modell sich besser in die Reihe der realen Netzwerke einfügt, als das durch das Fire Forest Modell erstellte Netzwerk.

4 Konzept

Um ein Konzept für die Generierung eines Testnetzwerks für das Mindstone Projekt zu erstellen, ist es zuerst notwendig, die genauen Anforderungen der betreffenden Komponenten zu kennen. In Roreger und Schmidt [12] wird der Team Building Prozess dann als erfüllt definiert, wenn ein Subgraph des Usergraphen vorliegt, in dem die folgenden Bedingungen erfüllt sind:

- Jeder Nutzer hat die Motivation sich in einem bestimmten Gebiet weiterzubilden
- Die Lernstile der einzelnen Nutzer bilden zusammen eine ausbalancierte Gruppe
- Das Vorwissen in dem Interessensgebiet ist bei allen Nutzern gleich

Zusätzlich wird der Algorithmus von Dorn et al. [3] vorgeschlagen um die Gruppen zu bilden. Dieser Algorithmus setzt einen gewichteten Graph voraus, wobei das Gewicht der Kanten angibt, wie oft die beiden betroffenen Knoten schon zusammengearbeitet haben.

Um diesen Anforderungen gerecht zu werden, muss ein Graph erzeugt werden, der als Knotenattribute zum einen verschiedene Interessengebiete mit dazugehörigen Werten für das Vorwissen aufweist und zum anderen den Lernstil des Knoten repräsentiert. Eine Herausforderung stellt die Zuteilung der Attribute dar. Die Vergabe der Interessengebiete kann zufällig aus einer vordefinierten Menge erfolgen, wobei jedem Knoten zu jedem Gebiet ein zufälliger Vorwissenwert zugewiesen wird. Schwieriger gestaltet sich die Zuordnung des Lernstils. Zu dessen Repräsentation schlägt Roreger und Schmidt [12] die Felder und Silverman Theorie [5] vor. Bei dieser Theorie wird der Lernstil in vier Dimensionen aufgeteilt:

- Active oder Reflective (Processing)
- Visual oder Verbal (Input)
- Sensing oder Intuitive (Perception)
- Sequential oder Global (Understanding)

Um hier eine realistische Vergabe der Werte vorzunehmen, ist die Recherche von Studien über das Vorkommen der verschiedenen Lernstile notwendig. Als weitere Herausforderung in diesem Gebiet ist die Verknüpfung von Lernstil mit Knoteneigenschaften zu betrachten. In den vorgestellten Modellen verwenden die Knoten Wahrscheinlichkeitswerte, um zu ermitteln, ob sie neue Kanten zu anderen Knoten formen. Daher sollten zuerst bestehende Netzwerke mit zugehörigen Lernstilen auf Korrelation mit dem Grad der Knoten untersucht werden, bevor hier eine realistische Zuordnung möglich ist.

Als zugrunde liegendes Modell zur Generierung soll das Background & Behavior Modell verwendet werden, da es realistische Graphen erzeugt und durch seine Parameter Einflussnahmen ermöglicht. Auch können hier einfach Erweiterungen hinsichtlich der Korrelation von Knoteneigenschaften und den entsprechenden Anforderungen vorgenommen werden.

Zur Implementierung soll eine Graphdatenbank verwendet werden, da hier eine Abfrage gezielt auf der Graphdatenstruktur durchgeführt werden kann und eine solche Datenbank viele graphentheoretische Algorithmen bereits implementiert. Da es sich bei den zu generierenden Netzwerken um sehr große Datenmengen handelt, sollte während der ganzen Entwicklung der Aspekt der Skalierbarkeit betrachtet werden.

5 Zusammenfassung

Der Test von sozialen Netzwerken oder Anwendungen, die auf ihnen aufbauen ist aufgrund von Datenschutzrichtlinien schwierig. In dieser Ausarbeitung wurden verschiedene Modelle vorgestellt um Tests mit generierten Netzwerken durchzuführen.

Soziale Netzwerke werden bei diesen Modellen als Graphen verstanden, in denen die Benutzer die Knoten und die Kanten die Verbindungen zwischen diesen repräsentieren. Die Kanten können hierbei ungerichtet oder gerichtet sein. Wichtige beobachtete Eigenschaften von realen sozialen Netzwerken sind der kleine Durchmesser und die Verteilung der Kanten im Graph, die dem Potenzgesetz folgen.

Die Modelle zur Generierung sozialer Netzwerke können in drei Klassen eingeteilt werden: Intent-driven, Feature-driven und Structure-driven Models. Aus der Klasse der Intent-driven

Models wurde das Background & Behavior vorgestellt, welches auf Annahmen zur Natur der menschlichen Beziehungen und Verhaltens soziale Netzwerke beruht. Das Forest Fire Modell wurde als Vertreter der Feature-driven Models vorgestellt, welches besonders die Entwicklung eines sozialen Netzwerks über die Zeit betrachtet. Das Kronecker Graph Modell versucht die Struktur eines vorgegeben Graphs nachzubilden und gehört somit zur Klasse der Structure-driven Models. Um eine Bewertung dieser Modelle vorzunehmen, wurden verschiedene Metriken vorgestellt, die die Vergleichbarkeit der Graphen ermöglichen.

Im weiteren Vorgehen sollen die Anforderungen des Team Building Prozess des Mindstone Projekt übernommen werden. Hierfür müssen Attribute für die Repräsentation der Interessensgebiete aller Benutzer, sowie das Vorwissen in den Gebieten zu dem Modell hinzugefügt werden. Zusätzlich ist die Angabe des Lernstils nach der Felder und Silverman Theorie. Zur Realisierung soll das Background & Behavior Modell um die benötigten Attribute erweitert werden. Die Herausforderung ist bei der Verteilung der möglichen Attributewerte, besonders bei der Repräsentation des Lernstils, zu sehen.

Literatur

- [1] BOYD, danah m. ; ELLISON, Nicole B.: Social Network Sites: Definition, History, and Scholarship. In: *Journal of Computer-Mediated Communication* 13 (2007), S. 210–230
- [2] DIESTEL, Reinhard: *Graphentheorie*. Springer, 2010
- [3] DORN, C. ; SKOPIK, F. ; SCHALL, D. ; DUSTDAR, S.: Interaction Mining and Skill-dependent Recommendations for Multi-objective Team Composition. In: *Data & Knowledge Engineering* Bd. 70, 2011, S. 866–981
- [4] ERDŐS, P. ; RÉNYI, A.: On random graphs. In: *Publicationes Mathematicae Debrecen* 6 (1959), S. 290–297
- [5] FELDER, R. ; SILVERMAN, L.: Learning and teaching styles in engineering education. In: *Engineering education* 78 (1988), S. 674–681
- [6] FOUDALIS, Ilias ; JAIN, Kamal ; PAPADIMITRIOU, Christos ; SIDERI, Martha: Modeling social networks through user background and behavior. In: *Proceedings of the 8th international conference on Algorithms and models for the web graph*. Berlin, Heidelberg : Springer-Verlag, 2011 (WAW'11), S. 85–102. – URL <http://dl.acm.org/citation.cfm?id=2022148.2022156>. – ISBN 978-3-642-21285-7
- [7] HOLZER, Boris: *Netzwerke*. transcript Verlag, 2006
- [8] LESKOVEC, Jure ; CHAKRABARTI, Deepayan ; KLEINBERG, Jon ; FALOUTSOS, Christos: Realistic, Mathematically Tractable Graph Generation and Evolution, Using Kronecker Multiplication. In: *European Conference on Principles and Practice of Knowledge Discovery in Databases*, 2005
- [9] LESKOVEC, Jure ; FALOUTSOS, Christos: Scalable modeling of real graphs using Kronecker multiplication. In: *Proceedings of the 24th international conference on Machine learning*. New York, NY, USA : ACM, 2007 (ICML '07), S. 497–504. – URL <http://doi.acm.org/10.1145/1273496.1273559>. – ISBN 978-1-59593-793-3
- [10] LESKOVEC, Jure ; KLEINBERG, Jon ; FALOUTSOS, Christos: Graphs over time: densification laws, shrinking diameters and possible explanations. In: *Proceedings of the eleventh ACM SIGKDD international conference on Knowledge discovery in data mining*. New York, NY, USA : ACM, 2005 (KDD '05), S. 177–187. – URL <http://doi.acm.org/10.1145/1081870.1081893>. – ISBN 1-59593-135-X

- [11] MILGRAM, S.: The small world problem. In: *Psychology Today* (1967), Nr. 2, S. 60–67.
– URL http://measure.igpp.ucla.edu/GK12-SEE-LA/Lesson_Files_09/Tina_Wey/TW_social_networks_Milgram_1967_small_world_problem.pdf
- [12] ROEGER, Hendrik ; SCHMIDT, Thomas C.: Socialize Online Learning: Why we should Integrate Learning Content Management with Online Social Networks. In: *Proc. of IEEE Intern. Conf. on Pervasive Computing and Communication (PerCom), Workshop PerEL*. Piscataway, NJ, USA : IEEE Press, March 2012. – accepted for publication
- [13] SALA, Alessandra ; CAO, Lili ; WILSON, Christo ; ZABLIT, Robert ; ZHENG, Haitao ; ZHAO, Ben Y.: Measurement-calibrated graph models for social network experiments. In: *Proceedings of the 19th international conference on World wide web*. New York, NY, USA : ACM, 2010 (WWW '10), S. 861–870. – URL <http://doi.acm.org/10.1145/1772690.1772778>. – ISBN 978-1-60558-799-8