

PEER INNOVATION

Indikatoren für Innovation in Peer-Communities

Arbeitsbericht 2

Impressum

Autor/innen:

Jakob Pohlisch (Technische Universität Berlin)

Jan Peuckert (Institut für ökologische Wirtschaftsforschung)

Projektleitung:

Institut für ökologische Wirtschaftsforschung (IÖW) GmbH, gemeinnützig

Potsdamer Str. 105, 10785 Berlin

www.ioew.de



Kooperationspartner:

Technische Universität Berlin

Straße des 17. Juni 135

10623 Berlin

www.tu-berlin.de



Der vorliegende Beitrag entstand im Forschungsprojekt „Peer Innovation“. Das Projekt ist Teil des vom Bundesministerium für Bildung und Forschung (BMBF) geförderten Programms „Weiterentwicklung der Indikatorik für Forschung und Innovation“.

Förderkennzeichen 16IF1108



Zitiervorschlag:

Jakob Pohlisch; Jan Peuckert (2021): Peer Innovation – Indikatoren für Innovation in Peer-Communities. Arbeitsbericht 2 des Forschungsprojekts PeerInnovation. Berlin: IÖW.

Mehr Informationen zum Projekt: www.peer-innovation.de

Berlin, März 2021

Zusammenfassung

Privatpersonen innovieren in ihrer Freizeit, um ihre eigenen Bedürfnisse zu befriedigen, aus Freude am Machen oder um die Welt zu verbessern – ein Phänomen, das nur deshalb überrascht, weil gemeinhin die Wirtschaft als treibende Innovationskraft verstanden wird. Obwohl mehrere Studien auf die Bedeutung von Privatpersonen als Quelle von Innovationen hinweisen, wird sie von Entscheidungsträgern immer noch deutlich unterschätzt. Diese Fehlwahrnehmung zeigt sich auch in der Nichtberücksichtigung von Aktivitäten im Haushaltssektor durch die offizielle Innovationsstatistik. Bisher fehlen geeignete Indikatoren, um das Innovationsgeschehen außerhalb des Unternehmenssektors angemessen zu erfassen. Das Forschungsprojekt untersucht Peer Innovation, die Zusammenarbeit von Privatakteuren in Online-Communities bei der Entwicklung von neuen Lösungen, als Paradebeispiel dieses Phänomens. Der vorliegende zweite Arbeitsbericht des Projekts gibt einen umfassenden Überblick über aktuelle Ansätze in der Forschung zur Messung von Innovationsaktivitäten in Online-Communities, die aus den Daten über die digitalen Interaktionen der Netzwerk-Mitglieder abgeleitet werden können. Daraus wird ein Rahmenwerk für die Erfassung von Peer Innovation entwickelt.

Abstract

Individuals innovate in their spare time to satisfy their own needs, for the joy of making or to improve the world - a phenomenon that is surprising only because business is commonly understood to be the driving force of innovation. Although several studies point to the importance of private individuals as a source of innovation, it is still clearly underestimated by decision-makers. This misperception is also reflected in the failure of official innovation statistics to take into account activities in the household sector. So far, there is a lack of suitable indicators to adequately capture innovation activity outside the corporate sector. The research project examines peer innovation, the cooperation of private actors in online communities in the development of new solutions, as a prime example of this phenomenon. This second working report of the project provides a comprehensive overview of current approaches in research in the measurement of online communities that can be derived from data on the digital interactions of network members. From this, a framework for capturing peer innovation is developed.

Inhaltsverzeichnis

1	Einführung	6
2	Konzeptioneller Hintergrund	8
2.1	Untersuchungsgegenstand.....	8
2.2	Problembeschreibung	9
2.3	Methodisches Vorgehen	10
3	Ansätze zur Messung von Peer Innovation	13
3.1	Eigenschaften der Beiträge	13
3.1.1	Beliebtheitsgrad	13
3.1.2	Inputdiversitätsgrad	14
3.1.3	Stimmung	14
3.1.4	Offenheitsgrad.....	14
3.1.5	Grad der Elaboration	15
3.1.6	Einzigartigkeit	15
3.1.7	Community-Feedback.....	16
3.1.8	Kontextfaktoren	16
3.2	Eigenschaften der Beitragenden	21
3.2.1	Status.....	21
3.2.2	Expertise	22
3.2.3	Erfahrenheit.....	22
3.2.4	Themenvielfalt.....	23
3.2.5	Hilfsbereitschaft	24
3.2.6	Leistungen	24
3.2.7	Netzwerkposition	25
3.2.8	Demografische Daten	25
3.3	Eigenschaften der Communities	28
3.3.1	Aktivitätsgrad	28
3.3.2	Bedeutsamkeit.....	29
4	Fazit und Ausblick.....	30
	Literaturverzeichnis.....	32

Abbildungsverzeichnis

Abbildung 1: Typologie der Indikatoren.....12

Tabellenverzeichnis

Tabelle 1: Indikatoren zu den Beiträgen17

Tabelle 2: Indikatoren zu den Beitragenden25

Tabelle 3: Indikatoren zu den Communities29

1 Einführung

Die aktuelle Forschung zu Innovationsgeschehen im Haushaltssektor zeigt deutlich das große Ausmaß und die weite Verbreitung dieses Phänomens auf (Franke et al., 2016; Gambardella et al., 2016; von Hippel et al., 2012). Unzählige Beispiele für Innovationen durch Nutzer-Communities finden sich in so vielfältigen Bereichen wie Sportausrüstung (Franke & Shah, 2003; Hiennerth, 2006; Lüthje et al., 2005), Heilpraktiken (Demonaco et al., 2019; Oliveira et al., 2015), freie Software und Wissensdatenbanken (Bonvoisin et al., 2017; Dahlander & Magnusson, 2008; von Hippel & von Krogh, 2003), 3D-Drucker (de Jong & de Bruijn, 2014) und andere quelloffene Hardware (Bonvoisin & Boujut, 2015). Obwohl mehrere Studien belegen, dass ein großer Teil kommerzieller Innovationen auf privat handelnde Nutzer/innen zurückgeht (Hiennerth et al., 2014; Oliveira & von Hippel, 2011; Shah, 2000), wird diese Innovationsquelle noch immer von Entscheidungsträger/innen in Politik und Wirtschaft unterschätzt (Bradonjic et al., 2019; Gault, 2018; Nielsen, 2020). Das zeigt sich unter anderem auch daran, dass diese Innovationsaktivitäten in amtlichen Statistiken nicht erfasst werden (Franke et al., 2016), was wiederum die Anerkennung ihrer Relevanz und die Wahrnehmung ihrer Wirkung beeinträchtigt (von Hippel et al., 2012). Es ist deshalb dringend notwendig, zuverlässige Methoden zu entwickeln, um die Produktions- und Innovationsmuster im Haushaltssektor und die Bedeutung dieses Phänomens angemessen zu erfassen (Gault, 2018; Resch & Kock, 2020). Bessere Messinstrumente werden dabei helfen, die wichtige Rolle von Nutzenden im Innovationsprozess zu unterstützen (Gault & von Hippel, 2009)

Der erste Arbeitsbericht des Projekts (Peuckert, Färber, et al., 2020) hat den Beitrag von Peer-Communities für Innovation und Nachhaltigkeit herausgestellt. Ein großer Teil der Innovation im Haushaltssektor findet in Online-Communities statt (Baldwin & von Hippel, 2011; Dahlander & Frederiksen, 2012), wo Freizeitakteure sich mit gleichgesinnten „Peers“ zusammentun, um Ideen auszutauschen, sich gegenseitig zu helfen und Feedback einzuholen, gemeinsam an Lösungen zu arbeiten und dieses Wissen miteinander zu teilen (Franke & Shah, 2003; Grosse et al., 2018; von Hippel & Kaulartz, 2020). Die zunehmende Verbreitung von Informations- und Kommunikationstechnologien hat diesen Trend zu kollektiven Innovationsaktivitäten in Online-Communities ermöglicht und weiter befeuert. Die zunehmende Verfügbarkeit des Internets hat zum einen die Voraussetzung für die Vernetzung geschaffen und zum anderen die Transaktionskosten drastisch gesenkt (Hiennerth & Lettl, 2011; Hyysalo et al., 2013; Jeppesen & Frederiksen, 2006; Kohler et al., 2009; Kratzer et al., 2016). Innovationen von Privatpersonen, die durch Zusammenarbeit in Peer-Communities entstehen, finden in der Regel größere Verbreitung (Halbinger, 2018; Ogawa & Pongtanalert, 2013), wodurch ihnen eine größere Bedeutung für das Gemeinwohl zukommt (Gambardella et al., 2016).

Online-Communities stellen also einen wichtigen Ansatzpunkt für die Bemessung von Innovationen im Haushaltssektor dar. Basierend auf den Vorarbeiten im Projekt definieren wir Peer Innovation als "eine spezifische Form von Innovationsaktivität im Haushaltssektor, bei der eigenmotivierte Privatpersonen kollaborativ neue oder verbesserte Produkte oder Prozesse entwickeln und das resultierende Wissen offen über das Internet mit einer Peer-Community teilen" (Peuckert, Färber, et al., 2020, S. 17). Peer-Innovation ist also eine Subkategorie von Innovation im Haushaltssektor, bei der die Online-Interaktion bei der Entwicklung und Verbreitung von Wissen eine entscheidende Rolle spielt (Peuckert, Kern, et al., 2020, S. 6). Das Spektrum von Online-Plattformen für Peer Innovation reicht von gemeinnützigen Online-Foren für Freizeitaktivitäten bis hin zu Entwickler-Communities, die von multinationalen Konzernen gezielt initiiert und gepflegt werden, um deren Kreativität strategisch für ihren Innovationsprozess zu nutzen.

Unabhängig von den damit verfolgten Zielen, stehen kommerziell ausgerichtete Organisationen ebenso wie Freizeitakteure vor der Herausforderung, aus der Unmenge von Informationsflüssen in Online-Communities diejenigen herauszufiltern, die für sie von Nutzen sind: In der Regel sind sie mit mehr Informationen konfrontiert, als sie aktiv aufgreifen können. Dieser Umstand führt möglicherweise zu der paradoxen Situation, dass die übermäßige Ideengenerierung die Auswahl der Ideen behindert (Lee et al., 2018). Auch

aus diesem Grunde besteht somit ein Bedarf an Instrumenten zur schnellen Identifizierung relevanter Innovationsaktivitäten innerhalb von Peer-Communities auf Basis der verfügbaren Interaktionsdaten.

Der vorliegende Bericht erstellt eine Übersicht von Indikatoren, die in der Forschungsliteratur für die Bewertung von Kooperationsaktivitäten in Online-Communities herangezogen werden. Sie bilden die Grundlage für die Entwicklung eines Analyserahmens zur empirischen Erfassung von Peer Innovation. Dieser Rahmen soll Manager/innen, Forschenden, Community-Mitgliedern und politischen Entscheider/innen helfen, Innovationsaktivitäten in Peer-Communities besser zu verstehen, zu beschreiben und vorherzusagen. Metriken zur Beschreibung von Innovationsprozessen im Haushaltssektor werden deren Sichtbarkeit stärken und die Schaffung entsprechender Rahmenbedingungen zu deren Unterstützung ermöglichen (Peuckert, Kern, et al., 2020; Resch & Kock, 2020). Die Schaffung von Metriken zur Darstellung von Innovationsprozessen im Haushaltssektor könnte somit die Anerkennung der Bedeutung von Peer-Communities für das Innovationsgeschehen verbessern und in der Folge dabei helfen, unterstützende Politiken und Institutionen zu schaffen (Peuckert, Färber, et al., 2020).

2 Konzeptioneller Hintergrund

Digital vernetzte Peer-Communities sind eine besonders interessante und potenziell fruchtbare Umgebung für die Untersuchung von Innovationen im Haushaltssektor. Im ersten Arbeitsbericht des Projekts (Peuckert, Färber et al. 2020) haben wir anhand der Beiträge dieses Phänomens zu Innovation und Nachhaltigkeit begründet, warum die Entwicklung von Indikatoren für deren Erfassung notwendig ist. Um eine Übersicht möglicher Indikatoren für die Erfassung der Online-Zusammenarbeit von innovierenden Peer-Communities zu erstellen, ist zunächst eine genaue Definition des Untersuchungsgegenstands erforderlich (2.1). Im Anschluss wird das der Arbeit zugrundeliegende Problem beschrieben (2.2) und das methodische Vorgehen erläutert (2.3).

2.1 Untersuchungsgegenstand

Peer-Innovation wurde im Arbeitsbericht 1 definiert als "eine spezifische Form von Innovationsaktivität im Haushaltssektor, bei der eigenmotivierte Privatpersonen kollaborativ neue oder verbesserte Produkte oder Prozesse entwickeln und das resultierende Wissen offen über das Internet mit einer Peer-Community teilen." (Peuckert, Färber, et al., 2020, S. 17). Die Definition basiert auf den bestehenden Konzepten der *user innovation*, der *household sector innovation* und der *free innovation*, was natürlich gewisse Überschneidungen mit sich bringt. Durch die Kombination dieser Konzepte und das zusätzliche Erfordernis von Online-Interaktion, ist Peer-Innovation als eine Unterkategorie von Haushaltssektorinnovationen zu verstehen. Die Beteiligten sind "Privatpersonen, die freiwillig und selbstbestimmt handeln, um kollaborativ neuartige Lösungen zu entwickeln und diese in einer Peer-to-Peer-getriebenen Online-Community zu teilen, ohne geistige Eigentumsrechte zu beanspruchen" (Peuckert, Färber, et al., 2020, S. 7). Angesichts der heutigen Verbreitung von Plattformen existiert Peer Innovation in vielen Formen, von Online-Foren für Freizeitaktivitäten bis hin zu Nutzer-Communities, die von multinationalen Unternehmen initiiert wurden.

Bei der Beschreibung von Innovationsaktivitäten in Online-Communities muss ein gemeinsames Verständnis für die Begriffe Innovation und Innovationsaktivität geschaffen werden. Die wissenschaftliche Literatur enthält verschiedene Definitionen und Interpretationen dessen, was eine Innovation ist. Oft wird Innovation als eine Erfindung definiert, die kommerzialisiert werden muss, d.h. eine originelle Idee wird erfolgreich kommerzialisiert (Dziallas & Blind, 2019). Dies bedeutet, dass Innovationen von Natur aus mit der Marktwirtschaft und kommerziellen Akteuren verbunden sind (Gault, 2013b). Zunächst wurden nur technologische Produkte und Prozesse der verarbeitenden Industrie als Innovationen betrachtet. Später wurde diese Konzeptualisierung um Geschäftspraktiken sowie Organisations- und Marketinginnovationen erweitert (Gault, 2013a). Die jüngste Definition der OECD ist jedoch wesentlich offener: "Eine Innovation ist ein neues oder verbessertes Produkt oder ein neuer oder verbesserter Prozess (oder eine Kombination davon), das bzw. der sich signifikant von den bisherigen Produkten oder Prozessen der Einheit unterscheidet und das bzw. der den potenziellen Nutzern zur Verfügung gestellt (Produkt) oder von der Einheit in Betrieb genommen wurde (Prozess)" (OECD/Eurostat, 2019, S. 20). Diese aktualisierte Definition schließt also explizit auch Haushalte und Einzelpersonen als Innovationsakteure ein.

Indikatoren für Aktivitäten in Online-Communities müssen mehr leisten als nur Innovationen zu identifizieren. Es gilt, die spezifischen Informations- und Wissensquellen, die Governance von und die soziale Interaktion in Communities, die Innovations- und Produktionsprozesse und schließlich die Diffusion solcher Innovationen zu untersuchen. Der Arbeitsbericht gibt einen Überblick über die Forschung zur Abbildung von Innovationsaktivitäten in Online-Communities. Genauer gesagt wollen wir unser Verständnis der bestehenden Indikatorenlandschaft verbessern und einen Rahmen für Manager, Forscher und politische

Entscheidungsträger schaffen, um Innovationsaktivitäten in Online-Nutzergemeinschaften besser zu verstehen, zu beschreiben und vorherzusagen.

2.2 Problembeschreibung

Trotz seiner Relevanz wird das Phänomen von Entscheidungsträgern in Wirtschaft und Politik immer noch stark unterschätzt (Bradonjic et al., 2019; Gault, 2018; Nielsen, 2020). Dies zeigt sich auch an der fehlenden Erfassung von Nutzerinnovationsaktivitäten durch amtliche Statistiken (Franke et al., 2016). Damit wird ein erheblicher Anteil an Innovationsaktivitäten ausgeblendet, was wiederum zu einer Fehlwahrnehmung ihrer Relevanz und Wirkung führt (von Hippel et al., 2012). Die fehlende Erfassung des Haushaltssektors führt dazu, dass Nutzerinnovationen nur dann sichtbar werden, wenn sie kommerzialisiert werden – wodurch fälschlicherweise der Eindruck entsteht, die herstellenden und vertreibenden Unternehmen seien die Quelle der Innovation (von Hippel et al., 2017). Mehrere empirische Studien zeigen, dass über die Hälfte der kommerzialisierten Nutzerinnovationen aus dem Privatbereich stammen (Hienerth et al., 2014; Oliveira & von Hippel, 2011; Shah, 2000). Der Beitrag von Privatakteuren zum Innovationsgeschehen und dessen wohlfahrtssteigernde Wirkungen werden in offiziellen Statistiken also systematisch unterschätzt. Dies gilt insbesondere für Entwicklungsländer, in denen der Anteil von Innovationen im Haushaltssektor als besonders hoch eingeschätzt wird (de Jong, 2016; Prahalad, 2012).

Innovationsindikatoren dienen dazu, Innovationsaktivitäten objektiv und reproduzierbar zu messen und sollen einen Vergleich verschiedener innovationsproduzierender Einheiten ermöglichen. Dazu gehören beispielsweise Unternehmen oder technologische, regionale und nationale Innovationssysteme. In der aktuellsten Version des OECD-Handbuchs wird ein Innovationsindikator definiert als: "[...] ein statistisches zusammenfassendes Maß eines Innovationsphänomens (Aktivität, Output, Ausgaben usw.), das in einer Population oder einer Stichprobe davon für einen bestimmten Zeitpunkt oder Ort beobachtet wird" (OECD/Eurostat, 2019, S. 214). Aufgrund der marktorientierten Definition von Innovation selbst waren Innovationsindikatoren bis vor kurzem darauf ausgerichtet, Informationen über die Innovationsaktivitäten von Marktakteuren zu liefern (Gault, 2013a). Unter Berücksichtigung der neuen Innovationsdefinition müssen Innovationsindikatoren künftig auch Innovationsaktivitäten des öffentlichen Sektors und der privaten Haushalte erfassen. Im Gegensatz zu den üblichen Innovationsindikatoren, die oft auf der Messung von Markttransaktionen basieren, müssen sie Innovationsaktivitäten außerhalb des Marktes abbilden. Die Schaffung von Metriken zur Darstellung von Innovationsprozessen im Haushaltssektor könnte somit die Anerkennung der Rolle von Peer-Communities für das Innovationsgeschehen verbessern und in der Folge dabei helfen, unterstützende Politiken und Institutionen zu schaffen (Peuckert, Färber, et al., 2020).

In früheren Ausgaben des Oslo-Handbuchs wurden Privatpersonen ausschließlich als Ideenquelle für Innovationen von Unternehmen betrachtet (Gault, 2013b). Die neue und inklusivere OECD-Definition von Innovation ebnet den Weg, den Akteursraum auf andere Organisationen und Individuen zu erweitern, indem sie anerkennt, dass "Haushalte, einschließlich Einzelpersonen und Unternehmen ohne eigene Rechtspersönlichkeit, sowohl aus der Angebots- als auch aus der Nachfrageperspektive eine entscheidende Rolle für Innovationen spielen" (OECD/Eurostat, 2019, S. 61). Die neue Definition schließt ausdrücklich nicht-kommerzielle Innovationen ein, indem sie nicht mehr notwendigerweise auf einem Markt eingeführt werden müssen.

Die Erfassung der Innovationsaktivitäten von Haushalten wird für Unternehmen und politische Entscheidungsträger in mehrfacher Hinsicht von Nutzen sein. Sie könnten entweder direkt auf Ideen, Designs und Produkte zurückgreifen, die von Haushalten entwickelt wurden, oder die Daten zum Verhalten der Nutzenden für strategische Entscheidungen nutzen (OECD/Eurostat, 2019). Indikatoren helfen politischen Entscheidungsträger bei der Entwicklung besserer Rahmenbedingungen und der Evaluierung von Maßnahmen. Indikatoren zu innovativen Aktivitäten von Haushalten werden es ihnen darüber hinaus

ermöglichen, vielversprechende Ideen, Trends, Marktbedürfnisse sowie wichtige Akteure und Netzwerke zu identifizieren. Im Allgemeinen wird eine verbesserte Messung zu einem besseren Verständnis der Rolle von Privatpersonen im Innovationsprozess führen (Gault & von Hippel, 2009).

Beim Aufgreifen von innovativen Ideen aus Online-Communities sehen sich die Akteure bisweilen mit dem Problem des Informationsüberflusses konfrontiert: Sie erhalten mehr Informationen als sie aktiv filtern und verarbeiten können. Das kann den misslichen Zustand herbeiführen, bei dem die Generierung neuer Ideen deren Auswahl behindert (Lee et al., 2018). Die Unübersichtlichkeit der Wissensbeiträge führt dann dazu, dass die schiere Informationsmenge den Wert dieser Informationen mindert. Im Zusammenhang mit *Crowdsourcing* wird dieses Phänomen als *Crowding* bezeichnet (Piezunka & Dahlander, 2015). Begrenzte Aufmerksamkeitskapazitäten führen dazu, dass Akteure lieber auf Bekanntes zurückgreifen als Neuartiges zu bewerten und einzuordnen.

Resch und Kock (2020) betonen, dass dieser Informationsüberfluss besonders herausfordernd ist, wenn Individuen Informationen über verschiedene Wissensdomänen hinweg beurteilen müssen. Mindestens vier Aspekte erschweren dabei das Erkennen und Aufnehmen potenziell wertvoller Ideen: (1) die Komplexität der Artefakte selbst, (2) die Verfügbarkeit von Berechnungsmethoden, (3) der Mangel an Bewertungsexpertise und (4) die Komplexität der Bewertungskriterien (Nagar et al., 2016).

Zusammenfassend stellen sich bei der Informationsgewinnung aus Online-Communities zwei elementare Probleme: das Verstehen der Information und die Bewertung von deren Nützlichkeit (Di Gangi & Wasko, 2009).

Das Problem der Überlastung wurde bereits in der Literatur zu Nutzerinnovationen angesprochen (Di Gangi & Wasko, 2009; Frey & Lüthje, 2011; Lee & Suh, 2016), wodurch sich spannende Transfermöglichkeiten für die Erforschung von Innovationen durch Online-Communities ergeben. Aufgrund des hohen Datenvolumens besteht ein besonderer Bedarf an Messgrößen, die mit minimaler menschlicher Intervention aus Community-Daten erstellt werden können. Wenn menschliche Urteile benötigt werden, wird der Prozess prohibitiv teuer und langsam (Klein & Garcia, 2015). Deshalb ist die Entwicklung von Indikatoren notwendig, die automatisch aus vorhandenen Daten der Online-Communities generiert werden können. Zu diesem Zweck werden Methoden des Text Mining, der Netzwerkanalyse und des maschinellen Lernens angewandt, um automatische oder halbautomatische Methoden zur Identifizierung innovativer Aktivitäten, Innovationen und Innovatoren in Online-Communities zu erstellen.

Bei der Entwicklung dieser Methoden kann auf wichtige Vorarbeiten zurückgegriffen werden. Zum Beispiel hat die Anwendung von Text Mining und maschinellem Lernen erste Ergebnisse bei der automatischen Identifizierung von Innovationen und vielversprechenden Ideen gezeigt (Christensen et al., 2017, 2017, 2018; Lee et al., 2018; Walter & Back, 2013). Andere Ansätze stützen sich auf individuelle Merkmale von Mitgliedern in Online-Communities wie deren Netzwerkpositionen (Kratzer et al., 2016; Resch & Kock, 2020) oder nutzen Merkmale der Wissensbeiträge, um vielversprechende Ideen und Innovationen zu identifizieren (Hoornaert et al., 2017). In einem aktuellen Artikel wurden die Möglichkeiten des Einsatzes semantischer KI-Methoden für die breite Suche im gesamten Web diskutiert und praktisch erprobt (von Hippel & Kaulartz, 2020).

2.3 Methodisches Vorgehen

Dieser Arbeitsbericht soll einen umfassenden Überblick über Indikatorikansätze zur Identifizierung von Innovator/innen in Peer-Communities sowie deren Ideen und Innovationen geben. Wir stützen uns dabei auf die umfangreiche Literatur zu Online-Communities, Nutzerinnovation und Open Innovation. Die Ansätze in der Literatur reichen von der Identifizierung von Innovationen, die von Nutzern in Online-Communities generiert werden (Christensen et al., 2017; von Hippel & Kaulartz, 2020), bis zum Auffinden von Lead Usern

in Communities (Hienerth & Lettl, 2011; Jensen et al., 2014; Mahr & Lievens, 2012), von der Einbindung von Verbraucher/innen in Design- und Innovationsprozesse mittels Toolkits (Piller & Walcher, 2006; von Hippel & Katz, 2002), bis hin zur Nutzung großer Ideen-Wettbewerbe durch Unternehmen (Afuah & Tucci, 2012; Bayus, 2013; Poetz & Schreier, 2012).

Wir beschränken uns dabei auf Indikatoren, die eine datengetriebene quantitative Analyse der digitalen Fußabdrücke von Peer-Communities erlauben, um eine schnelle und kostengünstige Aufbereitung der verfügbaren großen Datenmengen ermöglichen. Für die Erhebung der Community-Daten werden in der Regel Web-Scraping-Tools eingesetzt. Da wir automatische oder halbautomatische Prozesse zur Bildung der Indikatoren anstreben, werden oft Text Mining, soziale Netzwerkanalyse, maschinelles Lernen und vergleichbare Analysewerkzeuge eingesetzt. Idealerweise können die abgeleiteten Indikatoren leicht auf unterschiedliche Peer-Communities übertragen werden. Der folgende Überblick soll einen Werkzeugkasten für empirische Studien von Peer-Innovation bieten, der Einblicke in die Entstehung, die Dynamik und die Auswirkungen nicht-kommerzieller Innovationsaktivitäten in Online-Netzwerken ermöglicht, und die Sichtbarkeit des Phänomens erhöht.

Für den Überblick möglicher Indikatoren zur Messung von Peer-Innovation sichten wir englischsprachige, Fachpublikationen (peer-reviewed) der letzten zwei Jahrzehnte (veröffentlicht zwischen 2000 und 2020) nach den folgenden Kriterien auf die darin verwendeten Kennzahlen:

- (1) Der verwendete Indikator muss zur Beschreibung von Innovationsaktivitäten nichtkommerzieller Akteure in Online-Communities geeignet sein;
- (2) Die erforderlichen Daten müssen öffentlich zugänglich sein;
- (3) Der verwendete Indikator basiert auf messbaren Größen und erfordert keine qualitative Interpretation;
- (4) Der Zusammenhang des verwendeten Indikators mit dem Innovationgeschehen wird begründet;

Die gefundenen Messansätze werden typologisiert. Dazu nehmen wir eine hierarchische Klassifizierung vor. Auf der obersten Ebene unterscheiden wir die Indikatoren nach den drei Beobachtungseinheiten: Beitrag, Beitragende und Community. Die Indikatoren werden für jede Beobachtungseinheit nach den jeweiligen Faktoren von Interesse gruppiert. Schließlich wird eine weitere Unterscheidung der Indikatoren im Hinblick auf die Datenquelle vorgenommen. Je nach Datenquelle unterscheiden wir zwischen Text-Merkmalen, Nicht-Text-Merkmalen und Netzwerk-Merkmalen. Text-Merkmale können direkt aus den Textdaten abgeleitet werden, die aus der Online-Community extrahiert wurde. Ein Beispiel wäre die Länge der Beschreibung einer Idee innerhalb einer Community (Beretta, 2019; Lee et al., 2018; Li et al., 2016) oder der Grad der Ähnlichkeit zwischen einer Idee und anderen, zuvor eingereichten Ideen (Hoornaert et al., 2017). Nicht-Text-Merkmale werden aus nicht-textuellen Informationen abgeleitet, die direkt beobachtet werden können, z. B. die Anzahl der Community-Mitglieder, die sich aktiv an einer bestimmten Konversation beteiligen (Beretta, 2019; Grosse et al., 2018). Netzwerkmerkmale schließlich sind Variablen, die sich aus den Interaktionen zwischen Individuen innerhalb der Community ableiten lassen. Beispiele sind verschiedene Zentralitätsmaße, die die Verteilung der Aktivität innerhalb einer Konversation beschreiben, oder die Netzwerkposition einzelner Teilnehmer (Bonvoisin et al., 2018; Kratzer et al., 2016).

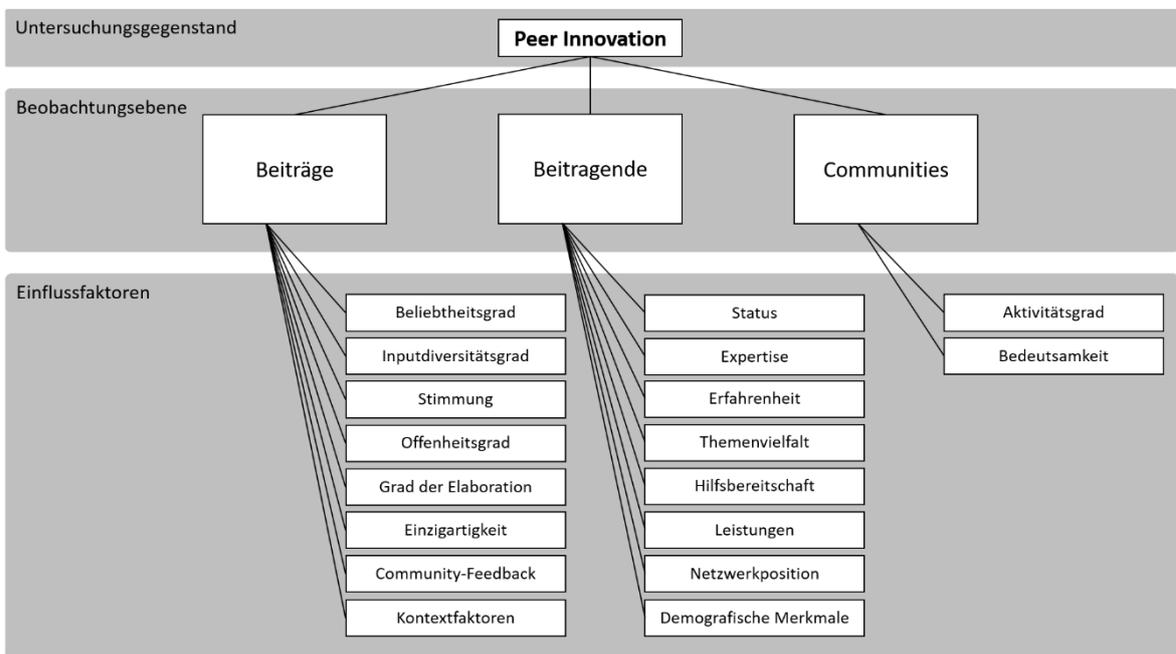


Abbildung 1: Typologie der Indikatoren

3 Ansätze zur Messung von Peer Innovation

Die folgenden Abschnitte geben einen Überblick über mögliche Indikatoren zur Messung und Beschreibung von Peer-Innovation. Die in der Literatur verwendeten Kennzahlen werden der Typologie (Abbildung 1) folgend nach den jeweiligen Beobachtungseinheiten systematisch beschrieben.

3.1 Eigenschaften der Beiträge

Ideeneinreichungen, Threads in Foren, einzelne Beiträge und Kommentare werden hier unter dem Begriff „Beitrag“ zusammengefasst. Die darunter gefassten Indikatoren können sich auf den Beitrag eines Individuums (wie die Anzahl der „Likes“ einer Idee oder eines Kommentars) oder auf den Beitrag einer Gruppe von Individuen beziehen (z. B. die Vielfalt der Beitragenden). Die Indikatoren beschreiben Merkmale der Beiträge in Online-Communities, die mit dessen Innovativität in Zusammenhang stehen. Beispiele für solche Faktoren sind die persönlichen Eigenschaften, Verhaltensweisen und Hintergründe der Personen, die an den Diskussionen und Kollaborationen teilnehmen. Darüber hinaus kann die Stimmung in den Diskussionen, der Grad der Ausarbeitung einer Idee oder die Rückmeldungen aus der Community helfen Innovationsaktivitäten zu erkennen. Sämtliche Indikatoren auf Ebene der Beiträge sind in Tabelle 1 zu Faktoren zusammengefasst.

3.1.1 Beliebtheitsgrad

Einer der häufigsten Indikatoren für den Erfolg, die Wirkung und die Relevanz eines Beitrags ist seine Beliebtheit innerhalb der jeweiligen Community. Es wird angenommen, dass Popularität ein Indikator für den Wert und die Qualität von Beiträgen ist. Insbesondere im Kontext von unternehmensgetriebenen Innovations-Communities wird die Popularität von Beiträgen oft als Indikator für die zukünftige Akzeptanz und Beliebtheit im Zielmarkt gesehen, wodurch die Unsicherheit bei der Entscheidungsfindung reduziert wird (Bartl et al., 2012; Dewan et al., 2017; Di Gangi & Wasko, 2009; Li et al., 2016). Diese Annahme basiert auf dem Argument, dass Nutzer ihre Bedürfnisse und den daraus resultierenden Nutzen am besten kennen (Magnusson et al., 2016). In der Folge könnten die Bewertungsverfahren von Unternehmen gegenüber populären Ideen voreingenommen sein (Li et al., 2016). Frühere Studien auf Basis von Online-Innovations-Communities haben gezeigt, dass die Popularität von Ideen positiv mit der Wahrscheinlichkeit der Ideenumsetzung verbunden ist (Hoornaert et al., 2017; Lee et al., 2018; Li et al., 2016; Ma et al., 2019; Martínez-Torres, 2015; Nagar et al., 2016). Di Gangi und Wasko (2009) fanden jedoch anhand der Daten von Dell IdeaStorm keine Belege dafür, dass populärere Ideen eine höhere Wahrscheinlichkeit haben, angenommen zu werden. Ein Befund, der für Design-Remixes innerhalb einer 3D-Druck-Community von Voigt (2018) bestätigt wird. Indikatoren basieren häufig auf Abstimmungsmechanismen wie Punkten, Likes und Shares (Di Gangi & Wasko, 2009; Hoornaert et al., 2017; Li et al., 2016; Martínez-Torres, 2015; Nagar et al., 2016). Allerdings sollte eine Normalisierung nach Kategorien in Betracht gezogen werden, da die Abstimmungsergebnisse aufgrund der Beliebtheit bestimmter Kategorien verzerrt sein können (Agichtein et al., 2008). Je nach Art der Community und ihrem Zweck könnten andere Indikatoren sinnvoller sein, wie z. B. Repository-Erstellungen und Forks in GitHub (Menichinelli, 2017).

3.1.2 Inputdiversitätsgrad

Diese Kategorie bezieht sich auf die Zusammensetzung von kollaborativen Teams bei Innovationsbemühungen. Sie basiert also auf den Eigenschaften auf individueller Ebene, die im nächsten Abschnitt diskutiert werden. Da die zugrundeliegenden kausalen Mechanismen übertragbar sind und um unnötige Wiederholungen zu vermeiden, wird an dieser Stelle auf die entsprechenden Abschnitte, die sich mit den Eigenschaften der Mitwirkenden befassen, verwiesen. Bei der Aggregation der einzelnen Eigenschaften auf der Ebene einer Idee, eines Projekts oder eines Themas unter Beibehaltung der damit verbundenen Vielfalt stützen sich Studien häufig auf den Blau Index (Blau, 1977). Der Index bietet ein einfach zu interpretierendes Maß, das verwendet werden kann, um die Diversität der Mitwirkenden in Bezug auf Geschlecht (Ortu et al., 2017), Geografie (Beretta, 2019; Ortu et al., 2017) und Benutzerrollen (Fuger et al., 2017) zu beschreiben.

3.1.3 Stimmung

Basierend auf Text-Mining-Techniken ist es möglich, automatisch die Positivität oder Negativität von großen Textmengen zu bestimmen (Thelwall et al., 2011). Wir argumentieren, dass die Stimmung eines Beitrags und seiner zugehörigen Kommentare die Wahrscheinlichkeit beeinflussen kann, dass er relevante Inhalte enthält. Wenn Ideen ausgedrückt werden, indem man sich auf die positiven und nicht auf die negativen Aspekte konzentriert, ist es wahrscheinlicher, dass sie positive Bewertungen erhalten (Reitzig & Sorenson, 2013). Die Stimmung könnte jedoch noch relevanter sein, wenn man sich den Kommentaren von Peers zuwendet. Positives Feedback könnte emotionale Unterstützung für eine Idee widerspiegeln (Perry-Smith & Mannucci, 2015). Wenn eine große Anzahl von Peers positives Feedback wiedergibt, könnte dies auch einen Verstärkungseffekt unter den anderen Peers verursachen. Dies könnte die Popularität der Idee erhöhen und die im Abschnitt Ideenpopularität beschriebenen Effekte verstärken. Das Gegenteil könnte jedoch für negatives Feedback gelten, das darauf hinweisen könnte, dass eine Idee unter wichtigen Einschränkungen leidet (Beretta, 2019). Im Kontext einer internen Crowdsourcing-Plattform findet Beretta (2019), dass positiv gerahmtes Feedback keinen Einfluss auf die Wahrscheinlichkeit hat, dass eine Idee ausgewählt wird, während negativ gerahmtes die Auswahlwahrscheinlichkeit reduziert. Jensen et al. (2014) finden, basierend auf Daten von Online-Marken-Communities, dass positives Feedback die Wahrscheinlichkeit einer positiven Ideenbewertung erhöht. Ein Ergebnis, das von Lee et al. (2018) für eine andere Open-Innovation-Community unterstützt wird. Die Indikatoren basieren auf Text-Mining-Techniken, die im Wesentlichen Indizes auf Basis der Häufigkeit von positiven und negativen Wörtern bilden, die in einer Idee oder einem Kommentar verwendet werden (Beretta, 2019; Lee et al., 2018).

3.1.4 Offenheitsgrad

Der Faktor Projektoffenheit bezieht sich auf Aspekte eines Produkts oder Prozesses, die beschreiben, wie zugänglich es für Außenstehende ist. Eines der bekanntesten Beispiele hierfür ist die Lizenz, die einem bestimmten Open-Source-Software- oder -Hardware-Projekt zugeordnet ist. Je offener eine Lizenz für ein bestimmtes Projekt ist, desto einfacher ist es für andere Nutzer, sich an dem Projekt zu beteiligen, Spezifikationen zu ändern, auf dem Projekt aufzubauen und neue Projekte zu erstellen, die auf dem ursprünglichen Projekt basieren oder von diesem inspiriert sind. Im Softwarebereich ist es ausreichend, sich auf die dem Quellcode zugeordnete Lizenz zu verlassen, da davon ausgegangen werden kann, dass die Software (das Produkt) durch den zugrundeliegenden Quellcode eindeutig definiert ist (Bonvoisin et al., 2017). Bei Hardware-Projekten ist das Problem komplizierter, da die Informationen, die "geteilt werden müssen, damit jede interessierte Person ein Stück Hardware studieren, modifizieren, herstellen und vertreiben kann" (Bonvoisin et al., 2017, S. 7), nicht einfach zu bestimmen sind. In der Folge haben

Bonvoisin und Mies (2018) das Open-O-Meter entwickelt, das die Offenheit von Open-Source-Hardware-Projekten anhand von Produkt- und Prozessoffenheit definiert. Die Produktoffenheit ist abhängig vom offenen Zugang zu den Designdateien (Bonvoisin & Mies, 2018) und wird durch fünf Dimensionen abgebildet: (1) Art der Lizenzen, (2) öffentliche Verfügbarkeit von Designdateien, (3) öffentliche Verfügbarkeit von Stücklisten, (4) öffentliche Verfügbarkeit von Montageanleitungen und (5) Freigabe von Dateien in ihrem Originalformat. Die Prozessoffenheit wird durch drei Dimensionen dargestellt: (1) das Vorhandensein eines Versionskontrollsystems mit Bearbeitungsmöglichkeiten für alle, (2) eine Anleitung, wie man einen Beitrag leisten kann und (3) das Vorhandensein eines Fehlerverfolgungssystems.

3.1.5 Grad der Elaboration

Der Grad der Elaboration bezieht sich auf die Komplexität eines Beitrags sowie auf seine semantischen Darstellungsmerkmale. Beiträge müssen gründlich genug sein, d.h. sie müssen ein bestimmtes Maß an Komplexität und Darstellungsqualität aufweisen, um als relevant erkannt zu werden (Beretta, 2019; Di Gangi & Wasko, 2009; Li et al., 2016; Piezunka & Dahlander, 2015). Eine geringe Ausführlichkeit und Darstellungsqualität kann auch signalisieren, dass ein Beitrag "nicht ausreichend durchdacht ist und die grundlegenden Fragen nicht beantwortet" (Reitzig, 2011, S. 50). Trotz dieser Logik könnten Beiträge, die zu komplex sind, einfach zu viele Ressourcen benötigen, um angemessen berücksichtigt zu werden (Piezunka & Dahlander, 2015; Reitzig, 2011). Des Weiteren könnten zu lange Beiträge unter fehlendem Fokus und fehlender Klarheit leiden (Haas et al., 2014; Reitzig, 2011). Es wird deutlich, dass diese Beobachtungen von zwei verschiedenen Aspekten getrieben sind. Zum einen die Menge der vermittelten Informationen und zum anderen die Präsentationsmerkmale (Agichtein et al., 2008; Rhyn & Blohm, 2017). Beiträge müssen relevante Informationen enthalten, und sie müssen prägnant und lesbar vermittelt werden. Der häufigste Indikator für den Informationsgehalt ist die Länge des Beitrags, gemessen an der Anzahl der Wörter (Beretta, 2019; Lee et al., 2018; Li et al., 2016; Piezunka & Dahlander, 2015). Andere Maße könnten besser geeignet sein, um die Komplexität in spezifischen Kontexten zu erfassen, wie die Anzahl der Themen, die eine Idee abdeckt (Resch & Kock, 2020), das Vorhandensein und die Größe von angehängten Dateien (Ma et al., 2019; Nagar et al., 2016) oder das Dateiformat selbst (Bonvoisin et al., 2018). Die syntaktische und semantische Komplexität kann beispielsweise durch die Lesbarkeit (Nagar et al., 2016; Rhyn & Blohm, 2017) oder die Anzahl der Rechtschreibfehler in einem Beitrag (Agichtein et al., 2008) bewertet werden.

3.1.6 Einzigartigkeit

Das Konzept der Einzigartigkeit basiert auf der Ähnlichkeit einer Idee zu den übrigen Ideen in einer Community, also ihrer Neuartigkeit. Es wird angenommen, dass diese Neuartigkeit aus dem Text einer Idee ableitbar ist. Wenn verwendete Wörter oder ihre Kombination neu für die Community sind, wird erwartet, dass die Idee von hoher Neuheit ist. Eine Annahme könnte sein, dass "eine hoch innovative Idee neue Gedanken und Konzepte enthält, die sich grundlegend von früheren Ideen unterscheiden" (Hoornaert et al., 2017, S. 587). Andere Autoren haben argumentiert, dass das optimale Maß an Kreativität bei Ideen zu finden ist, die ein Gleichgewicht zwischen Neuartigkeit und Vertrautheit bieten (Toubia & Netzer, 2016). Auf der einen Seite sind neuartige Ideen schwieriger zu bewerten und umzusetzen, und ihr Wert wird möglicherweise nicht erkannt. Andererseits sind weniger neuartige Ideen nicht unterscheidbar genug und bieten daher möglicherweise keinen zusätzlichen Wert. In Übereinstimmung mit dem ersten Teil dieses Arguments neigen Organisationen dazu, Ideen auszufiltern, die entfernte Ideen darstellen, da sie schwierig zu kategorisieren sind und wenig Skalen- und Umfangsvorteile bieten (Piezunka & Dahlander, 2015). Ma et al. (2019) haben argumentiert, dass die Unstimmigkeiten bei bisherigen Versuchen, den Zusammenhang zwischen Neuartigkeit und Ideenerfolg zu erklären, auf dem zugrundeliegenden Nachfrage- und Angebotsverhältnis beruhen. Sie betonen, dass Neuheit mit Seltenheit, d. h. einer hohen Nachfrage nach

der Idee, einhergehen muss. Die empirischen Ergebnisse liefern kein kohärentes Bild, was auf unterschiedlichen Operationalisierungen des Neuheitsbegriffs und Unterschieden in den empirischen Kontexten zu beruhen scheint. Während einige Studien die Idee eines notwendigen Gleichgewichts zwischen Vertrautheit und Neuheit bestätigen (Thorleuchter et al., 2010; Toubia & Netzer, 2016), gibt es sowohl Evidenz für einen negativen Effekt der inhaltlichen Distanz auf die Wahrscheinlichkeit der Ideenübernahme im Crowdsourcing (Beretta, 2019; Piezunka & Dahlander, 2015) als auch Evidenz für die entgegengesetzte Richtung (Ma et al., 2019; Walter & Back, 2013). Schließlich finden Hoornaert et al. (2017), dass sowohl Ideen mit geringer als auch mit hoher Unterscheidungskraft die höchste Adoptionswahrscheinlichkeit haben. Maße für die Unterscheidbarkeit basieren im Allgemeinen auf dem Text der Idee, meist auf dem inhaltlichen Abstand zu anderen Ideen, die bereits in einer Community existieren. Eines der interessantesten Maße wurde von Toubia und Netzer (2016) entwickelt, das auf der Menge der Wortstämme einer Idee basiert, die ein semantisches Teilnetz bilden.

3.1.7 Community-Feedback

Ein gemeinsames Merkmal von Online-Communities im Allgemeinen ist die Möglichkeit der Teilnehmer, veröffentlichte Entwürfe, Ideen und Innovationen zu kommentieren. Diese Kommentare bringen oft ein gewisses Maß an Feedback mit sich. Frühe Forschungen im Bereich der Innovations-Communities haben gezeigt, dass "die Zugehörigkeit zu einer Community dem Innovator klare und greifbare Vorteile bietet, indem er hochwertige innovationsbezogene Unterstützung erhält, und dass diese Unterstützung oft von anderen innovativen Individuen kommt" (Franke & Shah, 2003, S. 164). Sie zeigen weiter, dass die Unterstützung durch Community-Mitglieder die anschließende Diffusion der entwickelten Innovationen vorantreibt - einer der wichtigsten Aspekte der Innovationsleistung der betrachteten Community. Insbesondere positives Feedback deutet auf Zustimmung und Wertschätzung durch die Community hin (Baldwin et al., 2006; Hienerth & Lettl, 2011; Shah & Tripsas, 2007). Feedback stellt eine Form von Peer-Review dar, die es Innovatoren ermöglicht, ihre Entwürfe zu verbessern, und kann somit ein Indikator für eine hohe Ideenqualität sein (Jensen et al., 2014). Im Kontext von Lead-User-Innovationen hat sich gezeigt, dass positives Feedback auch mit kommerzieller Attraktivität verbunden ist (Baldwin et al., 2006; Hienerth & Lettl, 2011; Shah & Tripsas, 2007). Empirische Forschungen über die Auswirkungen von Community-Feedback stellen durchweg fest, dass es einer der besten Indikatoren für den Beitragswert ist (Franke & Shah, 2003; Hoornaert et al., 2017; Jensen et al., 2014; Martínez-Torres, 2015). Die einfachste Art, Community-Feedback zu messen, ist die Anzahl der Kommentare, die ein Beitrag erhält (Hoornaert et al., 2017; Lee et al., 2018; Martínez-Torres, 2015), oder die Anzahl der Personen, die das Feedback geben (Franke & Shah, 2003). Etwas komplexere Indikatoren können die Stimmung des Feedbacks (Jensen et al., 2014; Ogink & Dong, 2019) oder die Reputation des Kommentators berücksichtigen (Ogink & Dong, 2019).

3.1.8 Kontextfaktoren

Diese Kategorie fasst Konzepte zusammen, die Faktoren beschreiben, die außerhalb des Beitrags selbst liegen, aber potenziell dessen Erfolgswahrscheinlichkeit beeinflussen. Diese Faktoren werden meist nur als Kontrollvariablen betrachtet und eine explizite Diskussion des kausalen Mechanismus, der sie mit dem Erfolg verbindet, fehlt häufig. Bayus (2013) beispielsweise kontrolliert für unbeobachtete zeitvariable Effekte, indem er monatliche Zeitdummies einbezieht und für themeninhärente Unterschiede, indem er Dummies für die Kategorie einbezieht, in der die Ideen gepostet wurden. In einer Studie über verschiedene Faktoren, die die Ideenübernahme in einer Online-Nutzer-Community vorantreiben, kontrollieren Di Gangi und Wasko (2009) für das Alter der Ideen und finden heraus, dass es der einzige signifikante Prädiktor ist. Ein weiterer kontextbezogener Faktor ist die Anzahl der parallelen Einreichungen, die sich negativ auf die

Ressourcenverfügbarkeit der Peers oder der Organisation, die die Adoptionsentscheidungen trifft, auswirken könnte (Li et al., 2016; Ma et al., 2019).

Tabelle 1: Indikatoren zu den Beiträgen

Faktor	Kennzahl	Referenzen	Datenquelle
Beliebtheitsgrad / Bekanntheitsgrad			
	Voting score (Likes/Votes/Shares/Points etc.)	(Li et al., 2016), Lee et al. (2018), Hoonar et al. (2017), Martínez-Torres (2015), Di Gangi & Wasko (2009), De Filippi & Hassan (2015), Voigt (2018), Lee et al. (2016), Nagar et al. (2016), Piezunka and Dahlander (2015)	NTF
	Likes per visitor	Nagar et al. (2016)	NTF
	Likes per visitor	Nagar et al. (2016)	NTF
	Likes per unique visitor	Nagar et al. (2016)	NTF
	Proportion of likes in category	Nagar et al. (2016)	NTF
	Ratio of favorites to page visitors in a user innovation	Ma et al. (2019)	NTF
	Number of visits and number of unique visits	Nagar et al. (2016), Voigt (2018)	NTF
	Number of clicks/visits normalized by category	Agichtein et al. (2008)	NTF
	Dwelling time normalized by category	Agichtein et al. (2008)	NTF
	Dwelling time	Nagar et al. (2016)	NTF
	Number of unique users commenting	Di Gangi & Wasko (2009)	NTF
	Number of comments	Di Gangi & Wasko (2009), Lee et al. (2016), Nagar et al. (2016), Piezunka and Dahlander (2015)	NTF
	Number of comments made by experts	Nagar et al. (2016)	NTF
	Proportion of comments made by experts	Nagar et al. (2016)	NTF
	File changes	(Bonvoisin et al., 2018)	NTF
	Downloads	Voigt (2018)	NTF
	Remixes (Thingiverse)	Voigt (2018)	NTF
	Time per word	Nagar et al. (2016)	NTF
	Commit, repository creation, fork, comment, etc.	Menichinelli (2017)	NTF

Faktor	Kennzahl	Referenzen	Datenquelle
Inputdiversitätsgrad			
	Blau's index of gender diversity	Ortu (2017)	TF
	Blau's index of geographic diversity	Beretta (2019), Ortu (2017)	TF
	Blau's index of user roles	Fuger et al. (2017)	NF
	Blau's index of functional diversity	Beretta (2019)	TF
	number of contributors participating (Knowledge Diversity)	Beretta (2019), Grosse et al. (2018)	NTF
	Proportion of high-status contributors (status)	Beretta (2019)	TF
Sentiment			
	Percentage of positive (negative) words in idea	Beretta (2019), Piezunka et al. (2015)	TF
	Proportion of all past positive (negative) comments before submitting	Chan et al. (2020)	TF
	Sentiment score of an idea	Lee et al. (2018)	TF
	Positivity, Negativity scores of the idea	Lee et al. (2016), Lee et al. (2018)	TF
	Polarity and subjectivity of the idea	Lee et al. (2016)	TF
	proportion of positive (negative) words in all comments	Beretta (2019)	TF
	Positivity, Negativity, polarity and subjectivity scores of the comments	Lee et al. (2016), Lee et al. (2018)	TF
	Percentage of positive (negative) words in all comments in one week	Piezunka et al. (2015)	TF
	proportion of all past positive (negative) comments until idea submission	Chan et al. (2020)	TF
	standard deviation of the valence of all peer (firm) feedback		
	Polarity and variation of polarity of the comments	Lee et al. (2016)	TF
Offenheitsgrad			
	Type of license	Bonvoisin et al. (2017), Bonvoisin & Mies (2018)	NTF
	Accessibility of files/design/documentation/instructions	Bonvoisin et al. (2017), Bonvoisin & Mies (2018)	NTF

Faktor	Kennzahl	Referenzen	Datenquelle
	version control system	Bonvoisin et al. (2017), Bonvoisin & Mies (2018)	NTF
	guidance on how to contribute	Bonvoisin et al. (2017), Bonvoisin & Mies (2018)	NTF
	Issue tracking	Bonvoisin & Mies (2018)	TF
	Use of collaborative tools	Dai et al. (2020)	
Ausführlichkeitsgrad			
	length of description of each idea	Beretta (2019), Rhyn and Blohm (2017), Lee et al. (2018), Li et al. (2016), Lee et al. (2016), Nagar et al. (2016), Piezunka and Dahlander (2015), Resch et al. (2020), Chan et al. (2020)	TF
	length of comments	Lee et al. (2018)	TF
	Length of thread	Grosse et al. (2018)	TF
	References (links, publications, images)	Nagar et al. (2016)	NTF
	number of updates	Nagar et al. (2016)	NTF
	File size of a user innovation	Ma et al. (2019)	NTF
	Number of pieces used in a design (lego)	Jensen et al. (2014)	NTF
	Number of tags	Martínez-Torres (2016)	TF
	average number of syllables per word	Agichtein et al. (2008)	TF
	Gunning-Fog Index, the Flesch-Kincaid Formula, and SMOG Grading	Agichtein et al. (2008)	TF
	number of words/characters in the description of each idea	Li et al. (2016), Martínez-Torres (2016)	TF
	Number of reference pages	Li et al. (2016)	NTF
	Number of suppl. Images	Li et al. (2016)	TF
	Readability (e.g. Coleman-Liau index, Automatic Readability Index, etc.)	Rhyn and Blohm (2017), Nagar et al. (2016)	TF
	punctuation, capitalization, and spacing density (percent of all characters)	Agichtein et al. (2008)	TF
	number of spelling mistakes	Agichtein et al. (2008)	TF
	number of out-of-vocabulary words	Agichtein et al. (2008)	TF

Faktor	Kennzahl	Referenzen	Datenquelle
	formality score	Agichtein et al. (2008)	TF
	KL-distance between distance between language model and several given language models	Agichtein et al. (2008)	TF
	Funtion Word categories	Nagar et al. (2016)	NTF
	community evaluations (quality)	Füller et al. (2014)	NF
	File type (CAD, Documentation, etc.)	Bonvoisin et al. (2018)	NTF
	Number of topics	Resch et al. (2020)	TF
Einzigartigkeit			
	Content distance to other ideas in community (cosine similarity)	Beretta (2019), Walter and Back (2013), Piezunka and Dahlander (2015)	TF
	overlap to existing products (cosine similarity)	Kim & Park (2019)	TF
	Complex measure based on a balance of new and known words in idea text	Thorleuchter et al. (2010)	TF
	Degree of similarity idea i has compared to previously submitted ideas based on LSI and clustering	Hoonarther et al. (2017)	TF
	Ratio of search volume from google trends for a specific hero in the current month to the number of innovations in this hero category prior to the current innovation (Rareness)	Ma et al. (2019)	NTF
	Edge Weight Distribution in the idea's semantic subnetwork	Toubia & Netzer (2016)	TF and NF
	Specificity as the sum of all TF.IDF-indices (specificity)	Rhyn and Blohm (2017)	TF
	Weighted degree centrality (Structural Distance)	Piezunka and Dahlander (2015)	NF
	Rank of an idea's topic occurrences compared to the previously uploaded ideas	Resch et al. (2020)	TF
Community-Feedback			
	Number of comments	Hoonarther et al. (2017), Martínez-Torres (2016), Lee et al. (2018), Chan et al. (2020)	NTF
	Length of comments	Ogink & Dong (2019), Chan et al. (2020)	TF
	feedback length dispersion	Chan et al. (2020)	TF

Faktor	Kennzahl	Referenzen	Datenquelle
	positive Feedback (yes/no)	Jensen et al. (2014)	TF
	Average positivity ratio of comments	Ogink & Dong (2019)	TF
	Feedback from users with high reputation / experience (top commenter / previous launched ideas)	Ogink & Dong (2019)	NTF
Kontextfaktoren			
	Topic inherent factors (Category idea was posted to)	Bayus (2013), Lee et al. (2018), Chan et al. (2020)	NTF
	Time-varying effects (Month, year of contribution)	Bayus (2013), (Hoornaert et al., 2017), Chan et al. (2020)	NTF
	Same day submissions	Li et al. (2016), Ma et al. (2019)	NTF
	Days since the idea was posted	Di Gangi & Wasko (2009), Chan et al. (2020)	NTF

3.2 Eigenschaften der Beitragenden

Die Faktoren auf Ebene der Beitragenden beschreiben persönliche Eigenschaften, Verhaltensweisen und Hintergründe der beitragenden Community-Mitglieder, die es wahrscheinlicher machen, dass diese sich an Innovationsaktivitäten beteiligen, z. B. indem sie selbst Ideen teilen, die Ideen und Innovationen anderer kommentieren, Feedback geben oder Innovationsbemühungen unterstützen. Die ermittelten Indikatoren sind in Tabelle 2 zusammengefasst.

3.2.1 Status

Der Faktor Status bezieht sich auf das Ansehen der Beitragenden und die Anerkennung und Wertschätzung, die sie durch andere in der Community erfahren. Beitragen von Personen mit hohem Status wird eher vertraut und sie werden positiver bewertet (Menon & Blount, 2003). Das Ansehen in der Community kann steigen, wenn andere Mitglieder ihrem Vertrauen in die Person und ihre Meinung Ausdruck verleihen (De Filippi & Hassan, 2015). Zugleich ist das Vertrauen zwischen den Community-Mitgliedern eine wichtige Grundlage für den Wissensaustausch (Booth, 2012) und das Engagement (Bateman et al., 2010) in Communities. Um die Anerkennung durch Community-Mitglieder zu erfassen, nutzen Füller et al. (2014) akteursbasierte Zentralitätsmaße (in-degree centrality). Sie argumentieren, dass Beitragende, die viele Kommentare erhalten, die Fähigkeit besitzen, Aufmerksamkeit zu erregen und Neugierde zu erzeugen. Mit ähnlichen Argumente werden auch die besondere Innovationsfähigkeit von Lead-Usern begründet (Franke et al., 2006; Kratzer et al., 2016). Da ihre Innovationen häufiger erfolgreich sind, üben Lead User auch einen höheren Einfluss auf andere aus (Yuan et al., 2017), was sich in einem hohen Maß an Reputation und Status in der Community zeigt.

Mögliche Indikatoren für dieses Merkmal sind das in Form von Bewertungen ausgedrückte Vertrauen durch andere (De Filippi & Hassan, 2015), aber auch die Zahl (eindeutiger) Besuche der Beiträge von diesen Mitgliedern (Yuan et al., 2017) und die Zentralität der von diesen Personen eingenommenen Position innerhalb des Peer-Netzwerks (Füller et al., 2014).

3.2.2 Expertise

Expertise von Beitragenden zeigt sich an herausragenden Beiträgen innerhalb ihrer Wissensdomäne und setzt die vorherige Aneignung von Wissen durch Übung und Praxis voraus (Ericsson, 2005). Die Expertise hat wahrscheinlich einen direkten Einfluss auf den Innovationserfolg. Es hat sich gezeigt, dass Nutzende mit großer Expertise bei der Anwendung von Produkten mit höherer Wahrscheinlichkeit innovativ sind, insbesondere, wenn sie auf relevantes Fachwissen zurückgreifen können (Lüthje, 2004). Marchi et al. (2011) halten Produktwissen und die Fähigkeit, diese Kenntnisse auch anderen zu vermitteln, für wichtige Kompetenzen von Nutzerinnovatoren in Online-Communities. Personen mit einem hohen Maß an Expertise sind mit mindestens einer Wissensdomäne so vertraut, dass sie besser als andere dazu in der Lage sind, dieses Wissen neu zu kombinieren, um daraus neue Ideen zu schöpfen (Resch & Kock, 2020). Expertise in mehreren Wissensdomänen erlaubt, Wissen über Domänengrenzen hinweg zu rekombinieren (Resch & Kock, 2020). Andererseits kann eine zu starke Spezialisierung auf eine bestimmte Wissensdomäne dazu führen, was Dane (2010) als „kognitive Verschanzung“ bezeichnet, dass nämlich die Flexibilität bei der Ideenfindung eingeschränkt wird. Ebenso gilt, dass mangelnde Fokussierung dazu führt, dass Informationen nicht angemessen verarbeitet werden können (Piezunka & Dahlander, 2015; Resch & Kock, 2020).

Mögliche Operationalisierungen von Expertise umfassen die Messung des vorhandenen Produktwissens durch den Abgleich der Textbeiträge einer Person mit einem vordefinierten Glossar (Marchi et al., 2011), oder netzwerkbasierter Ranking-Algorithmen (Agichtein et al., 2008; Zhang et al., 2007). Indikatoren können auch die Tiefe und Breite früherer Beiträge der fraglichen Person analysieren. Mithilfe eines *topic modelling* Ansatzes entwickeln Resch und Kock (2020) Kennzahlen, die bemessen, wie tief und breit ein Ideengeber aus bereits existierenden Wissensdomänen innerhalb der Community schöpft. Sie finden dabei heraus, dass die Informationstiefe positiv mit größerer Innovativität zusammenhängt, während das Gegenteil für die Informationsbreite gilt.

3.2.3 Erfahrungheit

Erfahrung ist ein Prozess des kontinuierlichen Hinzulernens durch die Beobachtung der Aktivitäten anderer Community-Mitglieder (Piezunka & Dahlander, 2015; Resch & Kock, 2020) oder durch das eigene aktive Engagement in der Community (Beretta, 2019; Chan et al., 2021). Obwohl die Erfahrungheit sehr stark mit der Expertise zusammenhängt, erfasst das Konzept doch einen anderen Aspekt der Innovationsfähigkeit von Beitragenden, da mehr Erfahrung nicht zwangsläufig zu einem höheren Grad an Expertise dieser Person führt (Chan et al., 2021).

Das Beobachten verschafft den Beitragenden einen besseren Überblick über die in der Community vorhandenen Informationen (Resch & Kock, 2020). Eine größere Vertrautheit mit der Community erlaubt es den Beitragenden ihre Ideen und Vorschläge besser zu formulieren (Piezunka & Dahlander, 2015). Aktive Mitglieder verstehen die Bedürfnisse und Werte einer Community besser und können daher relevantere und praktischere Beiträge leisten (Li et al., 2016). Die Vorerfahrung eines Mitglieds in der Community erhöht dessen Glaubwürdigkeit und damit die Überzeugungskraft seiner Ideen (Li et al., 2016; Piezunka & Dahlander, 2015). Beretta (2019) argumentiert, dass die Erfahrung aktiver Mitglieder mit der Community die Wahrscheinlichkeit erfolgreicher Ideenbeiträge erhöht. Im Kontext von Open-Source-Software wurde festgestellt, dass eine kleine Zahl von Community-Mitgliedern den Großteil des endgültigen Codes

verantwortet (Koch & Schneider, 2002). Es kann davon ausgegangen werden, dass mit der Autorenschaft mehrerer Beiträge (z. B. Ideen oder Designs) die Erfahrung zunimmt (Jensen et al., 2014). Möglicherweise lernen Beitragende bei der Ideenfindung hinzu, sodass sich auf einfachere Weise bessere Ideen entwickeln lernen (Deichmann & van den Ende, 2013; Hoornaert et al., 2017; Poetz & Schreier, 2012). Höhere Innovationsleistung könnte aus der kumulierten Produktivität ergeben (Bayus, 2013; Simonton, 2003). Studien zu Lead Usern, die die innovativste Gruppe von Nutzern darstellen, haben gezeigt, dass sie oft eine große Anzahl von Beiträgen produzieren und dafür erhebliche Ressourcen investieren (Franke et al., 2006; Hienerth & Lettl, 2011; Jeppesen & Frederiksen, 2006). Allerdings kann sich Erfahrung auch negativ auf die Ideenfindung auswirken, wenn Beitragende immer wieder auf ähnliche Lösungen zurückgreifen (Beretta, 2019; Deichmann & van den Ende, 2013). Sie könnten sich auf frühere Erfahrungen versteifen, was möglicherweise weniger originelle, weniger vielfältige und weniger neuartige Ideen hervorbringt (Bayus, 2013; Dahl & Moreau, 2002; Hoornaert et al., 2017).

Die gebräuchlichsten Indikatoren zur Erfahrung von Beitragenden beziehen sich auf die jeweilige Anzahl vorheriger Beiträge (Bayus, 2013; Beretta, 2019; Fuger et al., 2017; Füller et al., 2014; Jensen et al., 2014; Lee & Suh, 2016) oder auf die Zeitdauer, die eine Person in einer Community verbracht hat (Bayus, 2013; Hoornaert et al., 2017; Li et al., 2016). In vielen Communities ist es auch üblich, dass Punkte oder ähnliche Formen der Anerkennung für aktives Engagement (z. B. für Beiträge, Kommentare usw.) vergeben werden. Folglich kann die Anzahl der erreichten Punkte als Proxy für die Erfahrung der Mitglieder genutzt werden (Beretta, 2019; Yuan et al., 2017). Grosse et al. (2018) teilen die Anzahl der Beiträge durch die Dauer der Zugehörigkeit zur Community, um ein besseres Aktivitätsmaß zu schaffen. Anspruchsvollere Kennzahlen nutzen Netzwerkanalyse um die Out-degree-Zentralität zu bestimmen (Füller et al., 2014) oder berechnen komplexe Wertmaße für Commons-basierte Ökosysteme (De Filippi & Hassan, 2015).

3.2.4 Themenvielfalt

Online-Communities bestehen in der Regel aus verschiedenen Foren und Unterforen, die den Beitragenden die Möglichkeit bieten, sich mit unterschiedlichen Themen zu beschäftigen. Es kann davon ausgegangen werden, dass diejenigen, die sich verschiedenen Themen der Community engagieren, ein umfassenderes und vielfältigeres Set an Informationen und Wissen ansammeln als diejenigen, die sich überhaupt nicht oder nur begrenzt engagieren (Jensen et al., 2014). Je vielfältiger die Wissensbasis eines Beitragenden ist, desto wahrscheinlicher ist es, dass seine Idee oder Problemlösung eine neuartige Rekombination dieses Wissens ist (Dahl & Moreau, 2002; Jeppesen & Lakhani, 2010; Katila & Ahuja, 2002). Diese Grundhypothese der Kreativitätstheorie wurde durch das Kommentarverhalten in Crowdsourcing-Communities bestätigt (Bayus, 2013). Allerdings weisen Jensen et al. (2014) auch darauf hin, dass die Beschäftigung mit zu vielen verschiedenen Themen die kreative Leistung aufgrund kognitiver Überlastung beeinträchtigen kann. Auch Resch und Kock (2020) argumentieren, dass die Fähigkeit, Wissen aus unverbundenen Domänen zu rekombinieren, von der Fähigkeit des Einzelnen abhängt, dieses Wissen zu verstehen. Folglich sollten Beitragende, die verschiedene Wissensdomänen miteinander verbinden, mehr neuartige Ideen kreieren, wenn sie sich tief statt breit auf diese stützen.

Die Vielfalt der Ideen oder Kommentare eines Beitragenden kann mit Entropiemaßen über verschiedene Kategorien innerhalb der jeweiligen Community operationalisiert werden (Bayus, 2013; Jensen et al., 2014). Komplexere Indikatoren können mit Hilfe der Themenmodellierung erstellt werden, indem abgeleitet wird, wie tief oder breit ein Beitragende aus Wissensdomänen schöpft, die für die Idee selbst relevant sind (Resch & Kock, 2020). Außerdem kann die durchschnittliche inhaltliche Distanz (Einzigartigkeit) der vorherigen Ideen eines Beitragenden zu anderen Ideen in der Community als Maß für die Vielfalt seiner Aktivitäten herangezogen werden (Resch & Kock, 2020).

3.2.5 Hilfsbereitschaft

Kollaborative Innovationsprozesse in Online-Communities werden häufig dadurch angestoßen, dass sich die Mitglieder gegenseitig unterstützen (Grosse et al., 2018; Marchi et al., 2011). Marchi et al. (2011) argumentieren, dass innovative Nutzer, wenn sie die Vorteile der Teilnahme an Communities voll ausschöpfen wollen, Legitimität durch verstärkte Teilnahme an den Diskussionen in der Community erlangen müssen. Wie bereits erwähnt, wurde berichtet, dass sich innovativere Benutzer aktiver an Community-Aktivitäten beteiligen (Füller et al., 2007). Außerdem kann davon ausgegangen werden, dass innovativere Benutzer über ein größeres Produktwissen verfügen (Bilgram et al., 2010), wodurch sie wahrscheinlich eher in der Lage und bereit sind, anderen zu helfen. Übereinstimmend berichten Franke und Shah (2003), dass innovative Nutzer die Unterstützung durch andere als wichtig für die Entwicklung ihrer Ideen erachten. Die anschließende Innovationsverbreitung wird durch den Umfang der erhaltenen Unterstützung positiv beeinflusst. Das Kommentarverhalten spiegelt auch den Grad der Beteiligung an Diskussionen und Wissensaustausch wider - eine typische Eigenschaft von Lead-Usern (Yuan et al., 2017).

Mögliche Operationalisierungen der Hilfsbereitschaft eines Nutzers wären der prozentuale Anteil an Beiträgen zu Threads, die von anderen Nutzern in einem Online-Forum gestartet wurden (Grosse et al., 2018), die Anzahl der Kommentare (Yuan et al., 2017) oder die Klassifizierung von Nutzern hinsichtlich ihrer Kommentaraktivität (z. B. Top-Kommentierer) (Lee et al., 2018). Auch netzwerkbasierende Maße bieten sich in Bezug auf diesen Faktor an. Beispiele hierfür wären netzwerkbasierende Ranking-Algorithmen wie PageRank, die Unterschiede in der Expertise von Hilfesuchenden und -anbietern berücksichtigen (Zhang et al., 2007), oder das in Füller et al. (2007) verwendete Out-degree-Zentralitätsmaß, das die Anzahl der ausgehenden Beziehungen eines Nutzers erfasst.

3.2.6 Leistungen

Der frühere Erfolg von Individuen in Online-Communities wurde ausgiebig diskutiert. Er könnte sich positiv auf die Beitragsleistung auswirken, da die Erfahrung es dem Einzelnen ermöglicht, zu lernen und anschließend bessere Ideen zu entwickeln (Deichmann & van den Ende, 2013). Basierend auf früheren Erkenntnissen in der Kreativitätsliteratur argumentiert Bayus (2013), dass die Wahrscheinlichkeit, Ideen zu generieren, auch mit dem vergangenen Erfolg eines Individuums bei der Entwicklung hochwertiger Ideen zusammenhängt. Frühere Erfolge von Individuen könnten auf ihre Expertise hinweisen, was wiederum die Wahrscheinlichkeit erhöht, dass sie in der Zukunft wertvolle Ideen einreichen (Hoornaert et al., 2017; Li et al., 2016). Im Kontext von Crowdsourcing stellen Hoornaert et al. (2017) fest, dass Ideen von Teilnehmern, die bereits Erfahrung mit der Einreichung erfolgreicher Ideen haben, mit höherer Wahrscheinlichkeit Ideen einreichen, die akzeptiert werden. Ein Ergebnis, das von Ma et al. (2019) für eine Online-Gaming-Community bestätigt wurde. Allerdings könnte sich ein früherer Erfolg auch nachteilig auf die Leistung der Beitragenden auswirken. Diese Argumentation stützt sich häufig auf das Konzept der kognitiven Fixierung. In diesem Zusammenhang führt die kognitive Fixierung dazu, dass sich Individuen auf vorheriges Wissen und Erfahrungen verlassen, was ihre Fähigkeit, originelle und wertvolle Ideen zu kreieren, behindert (Bayus, 2013; Dahl & Moreau, 2002; Smith et al., 1993). Bayus (2013) berichtet von einem negativen Effekt von vergangennem Erfolg auf zukünftigen Erfolg im Kontext von Crowdsourcing für die Entwicklung neuer Produkte. Operationalisierungen basieren im Allgemeinen auf der Anzahl vergangener Beiträge, die als erfolgreich erkannt wurden (Beretta, 2019; Hoornaert et al., 2017; Ma et al., 2019). Ein etwas anderer Ansatz betrachtet die frühere Adoptionsrate als die Anzahl der erfolgreichen Beiträge über die Gesamtzahl der Beiträge eines einzelnen Beitragenden (Li et al., 2016). Basierend auf der Themenmodellierung kontrollierten Resch und Kock (2020) für die durchschnittliche Neuheit der zuvor eingereichten Ideen.

3.2.7 Netzwerkposition

Basierend auf der Interaktion von Nutzern in Communities (Kommentare, Beiträge, Likes, etc.) können soziale Netzwerke aufgebaut und analysiert werden. In früheren Studien wurde bereits ein Zusammenhang zwischen der Beitragsleistung von Individuen und ihrer jeweiligen Netzwerkposition hergestellt (Chasanidou et al., 2018; Fuger et al., 2017; Füller et al., 2007; Kratzer et al., 2016; Yuan et al., 2017). Fuger et al. (2017) leiteten bestimmte Nutzertypen anhand ihrer Netzwerkposition ab und fanden heraus, dass Kollaborateure mit höherer Wahrscheinlichkeit qualitativ hochwertige Ideen einreichen. Es hat sich auch gezeigt, dass die Netzwerkposition ein guter Prädiktor für die Lead Userness eines Individuums ist (Kratzer et al., 2016; Yuan et al., 2017), was wiederum mit einem erhöhten Potenzial für bahnbrechende Innovationen in Verbindung gebracht wurde (Franke et al., 2006). Insbesondere bei Personen mit einer zentralen Mittlerposition (hohe Betweenness-Zentralität) konnte gezeigt werden, dass sie mehr neuartige Ideen einbringen, vor allem wenn sie stark aus einer begrenzten Anzahl von Wissensdomänen schöpfen (Kratzer et al., 2016; Resch & Kock, 2020). Angesichts der Tatsache, dass geeignete Indikatoren Netzwerkpositionen abbilden sollen, ist es nicht verwunderlich, dass sie oft auf netzwerkbasierten Algorithmen beruhen. In-, Out- und Betweenness-Zentralitätsmaße wurden verwendet, um die Netzwerkpositionen von Nutzern in Communities zu charakterisieren (Chasanidou et al., 2018; Fuger et al., 2017; Füller et al., 2007; Kratzer et al., 2016; Resch & Kock, 2020). Einfachere Indikatoren beruhen auf der Anzahl der Freunde, die ein Nutzer innerhalb eines Netzwerks hat, oder auf der Anzahl der Homepageaufrufe (Yuan et al., 2017).

3.2.8 Demografische Daten

Neuere Forschungen haben sich mit dem Geschlecht, dem Alter und der Nationalität der Beitragenden und deren Einfluss auf die Ideenauswahl in webbasierten Ideationssystemen beschäftigt (Beretta, 2019; Jensen et al., 2014). Das Geschlecht eines/r Beitragenden könnte sich aufgrund von Vorurteilen auf die Bewertung des Beitrags oder die Einstellung gegenüber den Ideen der anderen Teilnehmenden auswirken. Bestimmte Altersgruppen könnten je nach Community mehr oder weniger wertvolle Ideen einreichen (man denke an LEGO vs. Bierbrauen). Personen mit unterschiedlicher Herkunft mögen unterschiedliche Voraussetzungen mitbringen, was sich wiederum auf ihre Fähigkeit zur Teilnahme an Innovationsaktivitäten auswirken kann. Das Geschlecht von Personen kann oft aus ihren Benutzernamen abgeleitet werden (Ortu et al., 2017), während Alter und Nationalität nur verfügbar sind, wenn sie im Benutzerprofil angegeben werden.

Tabelle 2: Indikatoren zu den Beitragenden

Faktor	Kennzahl	Referenzen	Datenquelle
Status			
	Formal rank in organization	Beretta (2019)	TF
	Power and status in the community, like administrative permissions	De Filippi & Hassan (2015)	TF
	Trust expressed by other users	De Filippi & Hassan (2015)	NTF
	Tokens, Badges receives in appreciation by others	De Filippi & Hassan (2015)	NTF

Faktor	Kennzahl	Referenzen	Datenquelle
	In-Degree Centrality (as a measure of prestige)	Füller et al. (2014)	NF
	Index of meritorious service	Yuan et al. (2017)	NTF
	Number of visits and number of unique visits to own posts	Yuan et al. (2017)	NTF
	Average number of reply posts to own topic	Yuan et al. (2017)	NTF
Expertise			
	Product Knowledge (number of words used from a glossary)	Marchi et al. (2011)	TF
	Depth of previous ideas	Resch et al. (2020)	TF
	Breadth of previous ideas	Resch et al. (2020)	TF
	ExpertiseRank and HITS	Zhang et al. (2007), Agichtein et al. (2008)	NF
Erfahrenheit			
	number of past ideas	Beretta (2019), Bayus (2013), Li et al. (2016), Hoornaert et al. (2017), Chan et al. (2020)	NTF
	comments made before the current idea	Li et al. (2016), Lee et al., (2018), Hoonarther et al. (2017)	NTF
	Time as a community member (Years, days), number of days/months elapsed since the idea contributor made his/her first comments or contribution (tenure)	Li et al. (2016), Hoonarther et al. (2017), Bayus (2013), Piezunka and Dahlander (2015), Resch et al. (2020), Chan et al. (2020)	NTF
	number of virtual points earned	Beretta (2019), Yuan et al. (2017)	NTF
	number of contributions (ideas/designs/ threads/posts/comments)	Jensen et al. (2014), Füller et al. (2014), Fuger et al. (2017), Lee et al. (2016), Yuan et al. (2017), De Filippi & Hassan (2015)	NTF
	number of contributions of a user overall, divided by the time the user spent in the community	Grosse et al. (2018)	NTF
	Out-Degree Centrality	Füller et al. (2014)	NF
	Time active in Community (days per year, online duration)	Yuan et al. (2017), Füller et al. (2014)	NTF

Faktor	Kennzahl	Referenzen	Datenquelle
Themenvielfalt			
	diversity of ideas (number of categories in which a user has posted)	Jensen et al. (2014)	NTF
	diversity of ideas (entropy measure of categories)	Bayus (2013)	NTF
	diversity of past commenting activity (defined using an entropy measure over the idea categories)	Bayus (2013)	NTF
	Information depth	Resch et al. (2020)	TF
	Information breadth	Resch et al. (2020)	TF
	Number of links to external resources	Resch et al. (2020)	TF
	Average content distance of previous ideas to other ideas in community (cosine similarity)	Resch et al. (2020)	TF
Hilfsbereitschaft			
	Number of time frames a user contributed something	Marchi (2011)	NTF
	Top commenter	Lee et al. (2018)	NTF
	number of comments	Yuan et al. (2017)	NTF
	Percentage of posts a user contributes in threads that he/she did not start	Grosse et al. (2018)	NTF
	ExpertiseRank and HITS	Zhang et al. (2007)	NF
	Out-Degree Centrality	Füller et al. (2014)	NF
Leistungen			
	prior implementation rate - total number of implemented ideas divided by the total number of contributed ideas before the user's current idea contribution	(Li et al., 2016)	NTF
	average newness of previous ideas based on topic model	Resch et al. (2020)	TF
	number of selected ideas before the user's current idea contribution	Ma et al. (2019), Hoonarther et al. (2017), Beretta (2019), Bayus (2013), Hoonarther et al. (2017), Piezunka and Dahlander (2015)	NTF

Faktor	Kennzahl	Referenzen	Datenquelle
Netzwerkposition			
	Clusters based on in- and out-degree centrality and number of ideas (socializer, idea generator, master, efficient contributor, passive idea generator, and passive commentator)	Füller et al. (2014), Fuger et al. (2017)	NF
	Centrality measures (in-, out-, closeness and betweenness centrality)	Chasanidou et al. (2018), Kratzer et al. (2016), Resch et al. (2020)	NF
	Number of friends	Yuan et al. (2017)	NTF
	Number of homepage views	Yuan et al. (2017)	NTF
Demografische Merkmale			
	Gender	Beretta (2019)	TF
	Nationality	Beretta (2019)	TF
	Age	Jensen et al., (2014)	TF

3.3 Eigenschaften der Communities

Im Gegensatz zu den beiden vorherigen Kategorien fassen die Community-Eigenschaften Faktoren und Indikatoren zusammen, die Merkmale der Community beschreiben, welche sich potenziell auf die Neigung zu Innovationsaktivitäten auswirken. Die gesammelten Indikatoren mit ihren entsprechenden Faktoren und der Klassifizierung der Datenquellen sind in Tabelle 3 aufgeführt.

3.3.1 Aktivitätsgrad

Der Faktor Aktivitätsgrad bezieht sich auf Indikatoren, die den Grad der Interaktion und des Engagements auf der Ebene der Gemeinschaft beschreiben. Ein höheres Aktivitätsniveau bedeutet, dass mehr Ideen und Kommentare in einer Community eingereicht werden. Unter der Annahme, dass dies nicht mit einer Abnahme der Beitragsqualität einhergeht, sollte auch die Anzahl der Innovationsaktivitäten steigen. Die Aktivität auf der Community-Ebene wurde anhand der Anzahl der Einreichungen am selben Tag gemessen, um die Verfügbarkeit von Ressourcen zu bestimmten Zeitpunkten zu berücksichtigen (Li et al., 2016; Ma et al., 2019). Die Aktivität innerhalb der Community könnte auch vom Alter der Community abhängig sein. Einzelpersonen könnten von einer neuen Community begeistert sein und sich daher in der frühen Phase ihres Bestehens stärker engagieren (Beretta, 2019), wobei die Beteiligung mit der Zeit abnimmt (Ma et al., 2019). Andererseits können Communities mit der Zeit ihre Nutzerbasis und die erforderlichen Strukturen aufbauen, wodurch die Aktivität steigt. Das Alter der Community wurde durch die Anzahl der Monate seit

der Gründung der Community operationalisiert (Beretta, 2019; Ma et al., 2019; Piezunka & Dahlander, 2015).

3.3.2 Bedeutsamkeit

Communities, die sehr bekannt sind, ziehen eine größere Anzahl von Mitwirkenden an und generieren in der Folge mit größerer Wahrscheinlichkeit ein höheres Aktivitätsniveau. Um exogene Nachfrageschocks zu berücksichtigen, kontrollieren Ma et al. (2019) für das monatliche Suchvolumen in Bezug auf die beobachtete Community. Sie argumentieren, dass Nachfrageschocks die Adoptionsentscheidungen von Firmen, die eine Community hosten, beeinflussen könnten. Wir möchten betonen, dass es andere Studien gibt, die Konzepte beschreiben, die mit der Prominenz der Community zusammenhängen, wie die Position der Community auf Twitter (Menichinelli & Schmidt, 2020) oder Website-Link-Netzwerke (De Filippi & Hassan, 2015). Diese Studien erheben jedoch keinen Anspruch auf einen Zusammenhang mit Innovationsaktivitäten innerhalb der Community und liegen daher außerhalb des Rahmens dieser Arbeit.

Tabelle 3: Indikatoren zu den Communities

Faktor	Kennzahl	Referenzen	Datenquelle
Aktivitätsgrad			
	Same day submissions	Ma et al. (2019), Li et al. (2016)	NTF
	Number of month since the inception of the community (Age of community)	(Li et al., 2016), Ma et al. (2019), Piezunka and Dahlander (2015), Beretta (2019)	NTF
Bedeutsamkeit			
	Google search trends	Ma et al. (2019)	NTF

4 Fazit und Ausblick

Der vorliegende Arbeitsbericht befasst sich mit der Messung von Peer Innovation als spezifische Form von Innovation im Haushaltssektor. Um dieses wenig erforschte Phänomen besser zu erfassen, wird die Möglichkeit der Verwendung von Online-Community-Daten empfohlen. Wir geben einen Überblick über bestehende Ansätze zur Messung von Aktivitäten in Online-Communities, die für die Erfassung von Peer Innovation genutzt werden können. Das vorgeschlagene Messkonzept sieht vor, Faktoren auf drei verschiedenen Ebenen zu erheben: (1) Merkmale der Beiträge, (2) Merkmale der Beitragenden und (3) Merkmale der Communities. Die vorgeschlagenen Merkmale stehen mit einer erhöhten Innovativität in Zusammenhang. Beispielsweise werden in der Fachliteratur Beitragsmerkmale wie die Diversität der an der Ideenentwicklung Beteiligten oder der Neuheitsgrad im Vergleich zu anderen Informationen innerhalb der Community mit einer größeren Innovationsleistung in Verbindung gebracht. Die Eigenschaften der Beitragenden beziehen sich auf deren Innovationsfähigkeit. Beispiele hierfür sind Erfahrung, gemessen an der Anzahl der zuvor eingereichten Ideen oder der erhaltenen Kommentare, oder ihr Status innerhalb der Community, der durch die Zentralität ihrer Netzwerkposition angezeigt wird. Die Merkmale der Communities beschreiben schließlich Eigenschaften, die deren Leistungsfähigkeit zuträglich sind. Mögliche Indikatoren erfassen das allgemeine Aktivitätsniveau oder die Außenwirkung der Peer-Community.

Während die Fachliteratur eine Vielzahl von Kennzahlen für Beiträge und Beitragende vorschlägt, gibt es bisher nur wenige Indikatoren auf Ebene der Community. Das mag daran liegen, dass die meisten Ansätze darauf abzielen, die Quellen von Innovationsaktivitäten innerhalb der Communities zu ermitteln. Deshalb liegt die Aufmerksamkeit vor allem auf den Aktivitäten der Ideengebernden, also auf den Beitragenden und ihren Beiträgen. Sicherlich können einige der beschriebenen Indikatoren auf Ebene der Beitragenden oder der Beiträge zu Indikatoren auf Community-Ebene aggregiert werden. Dennoch sollte diese Ebene aus mehreren Gründen eingehender untersucht werden. Erstens stellen Aspekte, wie das Vorhandensein eines guten Community-Managements, die Beschaffenheit der Community und ihre Infrastruktur wichtige Rahmenbedingungen dar, die für die Bewertung des Innovationspotenzials in den Blick genommen werden sollten. Zweitens sind Community-Merkmale wie die Intensität der Innovierenden, die Ideenproduktivität oder die durchschnittliche Reaktionszeit der Community für deren Attraktivität für potenzielle Beitragende ausschlaggebend. Die Entscheidung über die Beteiligung oder Unterstützung einer Community könnte sich an solchen Merkmalen orientieren. Drittens könnten derartige Kennzahlen wichtige Informationen für die Beurteilung von Innovationsaktivitäten im Haushaltssektor aus öffentlichem Interesse zusammenfassen.

In der Fachliteratur ist eine gewisse Unschärfe hinsichtlich der verschiedenen Messkonzepte festzustellen. Ein gutes Beispiel dafür ist die starke Überlappung von Status, Reputation, Expertise und Erfahrung. Obwohl die Konzepte zusammenhängen, sind die damit verbundenen Wirkungsmechanismen doch unterschiedlich. Während sich Reputation und Status in der Regel aus Erfahrung und Expertise speist, muss dies umgekehrt nicht der Fall sein. Es ist deshalb wichtig, für die Untersuchung kausaler Zusammenhänge zwischen den beschriebenen Faktoren genauer zu unterscheiden. Ein weiteres Problem ist, dass oftmals dieselben Indikatoren zur Beschreibung unterschiedlicher Faktoren verwendet werden. So wird beispielsweise die Gesamtzahl der geleisteten Beiträge eines Individuums sowohl als ein Indikator seiner Erfahrungheit als auch als Indikator seiner Expertise verwendet. Die Anzahl seiner Kommentare wird einerseits als Indikator seiner Hilfsbereitschaft und andererseits als Indikator seiner Erfahrungheit gehandelt. Außerdem erfassen einige Indikatoren möglicherweise nicht das, was sie eigentlich erfassen sollten. Zum Beispiel wurde die Anzahl der Statuspunkte, die ein Individuum im Laufe der Zeit erhält, als Indikator für seine Erfahrungheit verwendet. Wir würden jedoch argumentieren, dass der Indikator eher die Expertise eines Beitragenden misst, denn viele Beiträge erhöhen zwar die Erfahrungheit aber nicht unbedingt den Status in der Community. Dagegen kann ein einzelner Beitrag, der von großer Expertise zeugt, große Resonanz erzeugen und folglich den Status in der Community erhöhen.

Zusammenfassend zeigt der Überblick einen umfangreichen Bestand von Indikatorikansätzen, die für die Messung von Peer Innovation genutzt werden können. Allerdings wurden auch Forschungslücken deutlich, insbesondere bei der Bewertung der Leistungsfähigkeit von Peer-Communities insgesamt. Hier steht die Entwicklung geeigneter Indikatoren für die Erfassung relevanter Merkmale und eine genauere Ausdifferenzierung der Messkonzepte für das Verständnis von Ursache und Wirkung weiterhin aus. Die anstehenden Arbeiten des Forschungsprojekts PeerInnovation sollen zur Schließung dieser Lücken einen wichtigen Beitrag leisten.

Literaturverzeichnis

- Afuah, A., & Tucci, C. L. (2012). Crowdsourcing As a Solution to Distant Search. *Academy of Management Review*, 37(3), 355–375. <https://doi.org/10.5465/amr.2010.0146>
- Agichtein, E., Castillo, C., & Donato, D. (2008). Finding High-Quality Content in Social Media. *Proceedings of the 2008 International Conference on Web Search and Data Mining*, 11.
- Baldwin, C., Hienert, C., & von Hippel, E. (2006). How user innovations become commercial products: A theoretical investigation and case study. *Research Policy*, 35(9), 1291–1313. <https://doi.org/10.1016/j.respol.2006.04.012>
- Baldwin, C., & von Hippel, E. (2011). Modeling a Paradigm Shift: From Producer Innovation to User and Open Collaborative Innovation. *Organization Science*, 22(6), 1399–1417. JSTOR.
- Bartl, M., Füller, J., Mühlbacher, H., & Ernst, H. (2012). A Manager's Perspective on Virtual Customer Integration for New Product Development. *Journal of Product Innovation Management*, 29(6), 1031–1046. <https://doi.org/10.1111/j.1540-5885.2012.00946.x>
- Bateman, P. J., Gray, P. H., & Butler, B. S. (2010). Research Note—The Impact of Community Commitment on Participation in Online Communities. *Information Systems Research*. <https://pubsonline.informs.org/doi/abs/10.1287/isre.1090.0265>
- Bayus, B. L. (2013). Crowdsourcing New Product Ideas over Time: An Analysis of the Dell IdeaStorm Community. *Management Science*, 59(1), 226–244. <https://doi.org/10.1287/mnsc.1120.1599>
- Beretta, M. (2019). Idea Selection in Web-Enabled Ideation Systems. *Journal of Product Innovation Management*, 36(1), 5–23. <https://doi.org/10.1111/jpim.12439>
- Bilgram, V., Brem, A., & Voigt, K.-I. (2010). User-centric innovations in new product development ? Systematic identification of lead users harnessing interactive and collaborative online-tools. In *Perspectives on User Innovation: Bd. Volume 16* (S. 91–129). IMPERIAL COLLEGE PRESS. https://doi.org/10.1142/9781848167001_0005
- Blau, P. M. (1977). *Inequality and heterogeneity: A primitive theory of social structure*. Free Press.
- Bonvoisin, J., & Boujut, J.-F. (2015). Open design platforms for open source product development: Current state and requirements. *Proceedings of the 20th International Conference on Engineering Design (ICED 15)*, 8—Innovation and Creativity, 11--22. Milan, Italy. International Conference on Engineering Design 2015 (ICED 2015). <https://researchportal.bath.ac.uk/en/publications/open-design-platforms-for-open-source-product-development-current>
- Bonvoisin, J., Buchert, T., Preidel, M., & Stark, R. G. (2018). How participative is open source hardware? Insights from online repository mining. *Design Science*, 4. <https://doi.org/10.1017/dsj.2018.15>
- Bonvoisin, J., & Mies, R. (2018). Measuring Openness in Open Source Hardware with the Open-o-Meter. *Procedia CIRP*, 78, 388–393. <https://doi.org/10.1016/j.procir.2018.08.306>

- Bonvoisin, J., Mies, R., Boujut, J.-F., & Stark, R. (2017). What is the “Source” of Open Source Hardware? *Journal of Open Hardware*, 1(1), 5. <https://doi.org/10.5334/joh.7>
- Booth, S. E. (2012). Cultivating Knowledge Sharing and Trust in Online Communities for Educators. *Journal of Educational Computing Research*, 47(1), 1–31. <https://doi.org/10.2190/EC.47.1.a>
- Bradonjic, P., Franke, N., & Lüthje, C. (2019). Decision-makers’ underestimation of user innovation. *Research Policy*, 48(6), 1354–1361. <https://doi.org/10.1016/j.respol.2019.01.020>
- Chan, K. W., Li, S. Y., Ni, J., & Zhu, J. J. (2021). What Feedback Matters? The Role of Experience in Motivating Crowdsourcing Innovation. *Production and Operations Management*, 30(1), 103–126. <https://doi.org/10.1111/poms.13259>
- Chasanidou, D., Sivertstøl, N., & Hildrum, J. (2018). Exploring employee interactions and quality of contributions in intra-organisational innovation platforms. *Creativity and Innovation Management*, 27(4), 458–475. <https://doi.org/10.1111/caim.12290>
- Christensen, K., Nørskov, S., Frederiksen, L., & Scholderer, J. (2017). In Search of New Product Ideas: Identifying Ideas in Online Communities by Machine Learning and Text Mining—Christensen—2017—Creativity and Innovation Management—Wiley Online Library. *Creativity and Innovation Management*, 26(1), 17–30. <https://doi.org/10.1111/caim.12202>
- Christensen, K., Scholderer, J., Hersleth, S. A., Næs, T., Kvaal, K., Mollestad, T., Veflen, N., & Risvik, E. (2018). How good are ideas identified by an automatic idea detection system? *Creativity and Innovation Management*, 27(1), 23–31. <https://doi.org/10.1111/caim.12260>
- Dahl, D. W., & Moreau, P. (2002). The Influence and Value of Analogical Thinking during New Product Ideation. *Journal of Marketing Research*, 39(1), 47–60. <https://doi.org/10.1509/jmkr.39.1.47.18930>
- Dahlander, L., & Frederiksen, L. (2012). The Core and Cosmopolitans: A Relational View of Innovation in User Communities. *Organization Science*, 23(4), 988–1007. <https://doi.org/10.1287/orsc.1110.0673>
- Dahlander, L., & Magnusson, M. (2008). How do Firms Make Use of Open Source Communities? *Long Range Planning*, 41(6), 629–649. <https://doi.org/10.1016/j.lrp.2008.09.003>
- Dane, E. (2010). Reconsidering the Trade-off Between Expertise and Flexibility: A Cognitive Entrenchment Perspective. *Academy of Management Review*, 35(4), 579–603. <https://doi.org/10.5465/amr.35.4.zok579>
- De Filippi, P., & Hassan, S. (2015). *Measuring Value in Commons-Based Ecosystem: Bridging the Gap between the Commons and the Market* (SSRN Scholarly Paper ID 2725399; Nummer ID 2725399). Social Science Research Network. <https://papers.ssrn.com/abstract=2725399>
- de Jong, J. P. J. (2016). Surveying innovation in samples of individual end consumers. *European Journal of Innovation Management*, 19(3), 406–423. <https://doi.org/10.1108/EJIM-09-2015-0093>
- de Jong, J. P. J., & de Bruijn, E. (2014). Innovation lessons from 3-D printing. *IEEE Engineering Management Review*, 42(4), 86–94. <https://doi.org/10.1109/EMR.2014.6966948>

- Deichmann, D., & van den Ende, J. (2013). Rising from Failure and Learning from Success: The Role of Past Experience in Radical Initiative Taking. *Organization Science*, 25(3), 670–690. <https://doi.org/10.1287/orsc.2013.0870>
- Demonaco, H., Oliveira, P., Torrance, A., von Hippel, C., & von Hippel, E. (2019). When patients become innovators. In R. Tiwari & S. Buse (Hrsg.), *Managing Innovation in a Global and Digital World: Meeting Societal Challenges and Enhancing Competitiveness* (S. 121–129). Springer Fachmedien. https://doi.org/10.1007/978-3-658-27241-8_9
- Dewan, S., Ho, Y.-J. (Ian), & Ramaprasad, J. (2017). Popularity or Proximity: Characterizing the Nature of Social Influence in an Online Music Community. *Information Systems Research*, 28(1), 117–136. <https://doi.org/10.1287/isre.2016.0654>
- Di Gangi, P. M., & Wasko, M. (2009). Steal my idea! Organizational adoption of user innovations from a user innovation community: A case study of Dell IdeaStorm. *Decision Support Systems*, 48(1), 303–312. <https://doi.org/10.1016/j.dss.2009.04.004>
- Dzallias, M., & Blind, K. (2019). Innovation indicators throughout the innovation process: An extensive literature analysis. *Technovation*, 80–81, 3–29. <https://doi.org/10.1016/j.technovation.2018.05.005>
- Ericsson, K. A. (2005). Recent advances in expertise research: A commentary on the contributions to the special issue. *Applied Cognitive Psychology*, 19(2), 233–241. <https://doi.org/10.1002/acp.1111>
- Franke, N., Hippel, E. V., & Schreier, M. (2006). Finding Commercially Attractive User Innovations: A Test of Lead-User Theory*. *Journal of Product Innovation Management*, 23(4), 301–315. <https://doi.org/10.1111/j.1540-5885.2006.00203.x>
- Franke, N., Schirg, F., & Reinsberger, K. (2016). The frequency of end-user innovation: A re-estimation of extant findings. *Research Policy*, 45(8), 1684–1689. <https://doi.org/10.1016/j.respol.2016.04.012>
- Franke, N., & Shah, S. (2003). How communities support innovative activities: An exploration of assistance and sharing among end-users. *Research Policy*, 32(1), 157–178. [https://doi.org/10.1016/S0048-7333\(02\)00006-9](https://doi.org/10.1016/S0048-7333(02)00006-9)
- Frey, K., & Lüthje, C. (2011). Antecedents and Consequences of Interaction Quality in Virtual End-User Communities. *Creativity and Innovation Management*, 20(1), 22–35. <https://doi.org/10.1111/j.1467-8691.2011.00592.x>
- Fuger, S., Schimpf, R., Füller, J., & Hutter, K. (2017). User roles and team structures in a crowdsourcing community for international development – a social network perspective. *Information Technology for Development*, 23(3), 438–462. <https://doi.org/10.1080/02681102.2017.1353947>
- Füller, J., Hutter, K., Hautz, J., & Matzler, K. (2014). User Roles and Contributions in Innovation-Contest Communities. *Journal of Management Information Systems*, 31(1), 273–308. <https://doi.org/10.2753/MIS0742-1222310111>
- Füller, J., Jawecki, G., & Mühlbacher, H. (2007). Innovation creation by online basketball communities. *Journal of Business Research*, 60(1), 60–71. <https://doi.org/10.1016/j.jbusres.2006.09.019>
- Gambardella, A., Raasch, C., & von Hippel, E. (2016). The User Innovation Paradigm: Impacts on Markets and Welfare. *Management Science*, 63(5), 1450–1468. <https://doi.org/10.1287/mnsc.2015.2393>

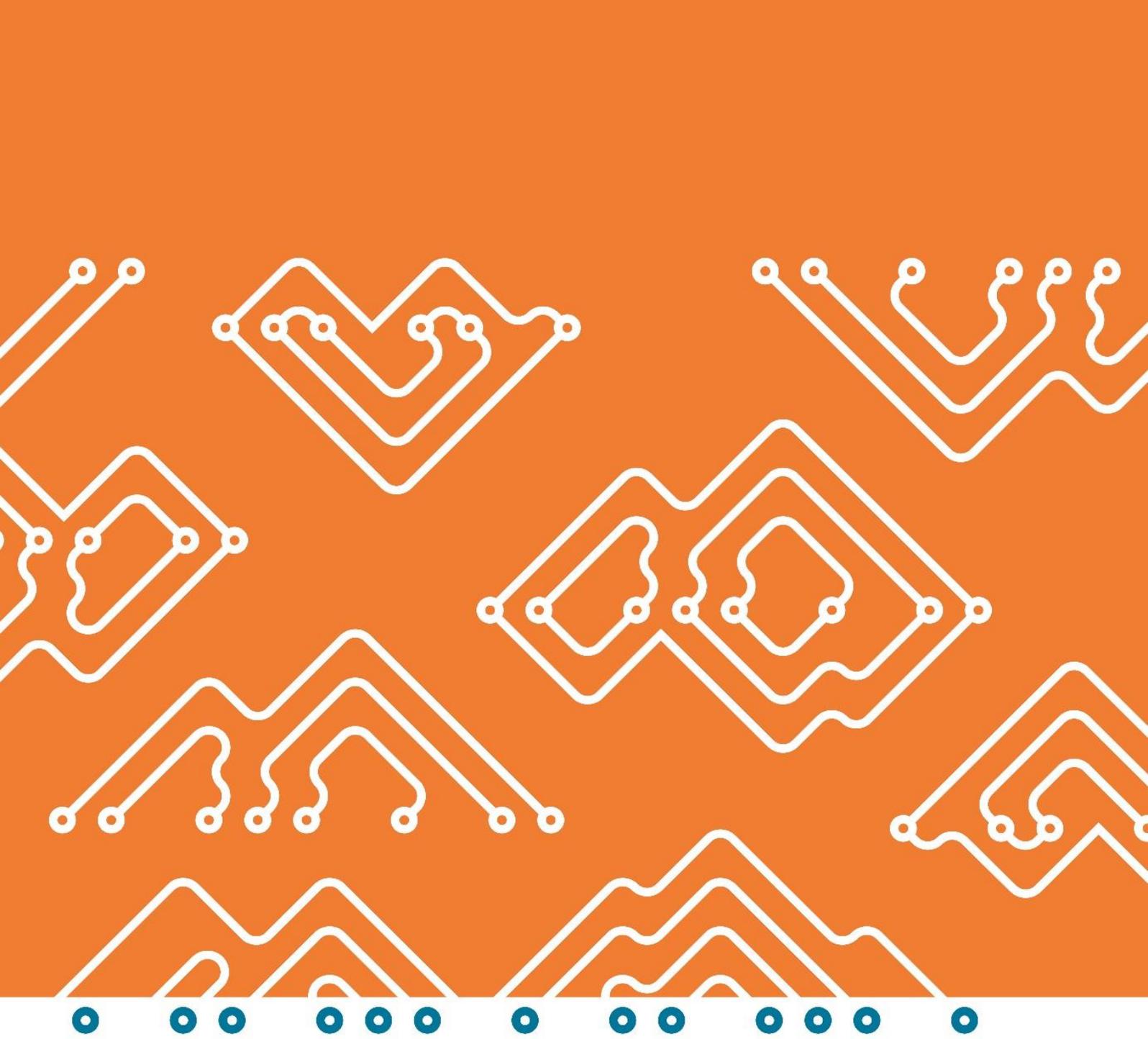
- Gault, F. (2013a). Innovation indicators and measurement: An overview. *Handbook of Innovation Indicators and Measurement*. <https://www.elgaronline.com/view/edcoll/9780857933645/9780857933645.00008.xml>
- Gault, F. (2013b). The Oslo Manual. *Handbook of Innovation Indicators and Measurement*. <https://www.elgaronline.com/view/edcoll/9780857933645/9780857933645.00010.xml>
- Gault, F. (2018). Defining and measuring innovation in all sectors of the economy. *Research Policy*, 47(3), 617–622. <https://doi.org/10.1016/j.respol.2018.01.007>
- Gault, F., & von Hippel, E. (2009). *The Prevalence of User Innovation and Free Innovation Transfers: Implications for Statistical Indicators and Innovation Policy* (SSRN Scholarly Paper ID 1337232; Nummer ID 1337232). Social Science Research Network. <https://doi.org/10.2139/ssrn.1337232>
- Grosse, M., Pohlisch, J., & Korbel, J. J. (2018). Triggers of Collaborative Innovation in Online User Communities. *Journal of Open Innovation: Technology, Market, and Complexity*, 4(4), 59. <https://doi.org/10.3390/joitmc4040059>
- Haas, M. R., Criscuolo, P., & George, G. (2014). Which Problems to Solve? Online Knowledge Sharing and Attention Allocation in Organizations. *Academy of Management Journal*, 58(3), 680–711. <https://doi.org/10.5465/amj.2013.0263>
- Halbinger, M. A. (2018). The role of makerspaces in supporting consumer innovation and diffusion: An empirical analysis. *Research Policy*, 47(10), 2028–2036. <https://doi.org/10.1016/j.respol.2018.07.008>
- Hienerth, C. (2006). The commercialization of user innovations: The development of the rodeo kayak industry. *R&D Management*, 36(3), 273–294. <https://doi.org/10.1111/j.1467-9310.2006.00430.x>
- Hienerth, C., & Lettl, C. (2011). Exploring How Peer Communities Enable Lead User Innovations to Become Standard Equipment in the Industry: Community Pull Effects. *Journal of Product Innovation Management*, 28(s1), 175–195. <https://doi.org/10.1111/j.1540-5885.2011.00869.x>
- Hienerth, C., von Hippel, E., & Berg Jensen, M. (2014). User community vs. producer innovation development efficiency: A first empirical study. *Research Policy*, 43(1), 190–201. <https://doi.org/10.1016/j.respol.2013.07.010>
- Hoornaert, S., Ballings, M., Malthouse, E. C., & Poel, D. V. den. (2017). Identifying New Product Ideas: Waiting for the Wisdom of the Crowd or Screening Ideas in Real Time. *Journal of Product Innovation Management*, 34(5), 580–597. <https://doi.org/10.1111/jpim.12396>
- Hyysalo, S., Juntunen, J. K., & Freeman, S. (2013). Hyysalo, Juntunen & Freeman: Internet Forums and the Rise of the Inventive Energy User. *Science & Technology Studies*. <https://sciencetechnologystudies.journal.fi/article/view/55307>
- Jensen, M. B., Hienerth, C., & Lettl, C. (2014). Forecasting the Commercial Attractiveness of User-Generated Designs Using Online Data: An Empirical Study within the LEGO User Community. *Journal of Product Innovation Management*, 31(S1), 75–93. <https://doi.org/10.1111/jpim.12193>

- Jeppesen, L. B., & Frederiksen, L. (2006). Why Do Users Contribute to Firm-Hosted User Communities? The Case of Computer-Controlled Music Instruments. *Organization Science*, 17(1), 45–63.
<https://doi.org/10.1287/orsc.1050.0156>
- Jeppesen, L. B., & Lakhani, K. R. (2010). Marginality and Problem-Solving Effectiveness in Broadcast Search. *Organization Science*, 21(5), 1016–1033. <https://doi.org/10.1287/orsc.1090.0491>
- Katila, R., & Ahuja, G. (2002). Something Old, Something New: A Longitudinal Study of Search Behavior and New Product Introduction. *Academy of Management Journal*, 45(6), 1183–1194. <https://doi.org/10.5465/3069433>
- Klein, M., & Garcia, A. C. B. (2015). High-speed idea filtering with the bag of lemons. *Decision Support Systems*, 78, 39–50. <https://doi.org/10.1016/j.dss.2015.06.005>
- Koch, S., & Schneider, G. (2002). Effort, co-operation and co-ordination in an open source software project: GNOME. *Information Systems Journal*, 12(1), 27–42. <https://doi.org/10.1046/j.1365-2575.2002.00110.x>
- Kohler, T., Matzler, K., & Füller, J. (2009). Avatar-based innovation: Using virtual worlds for real-world innovation. *Technovation*, 29(6), 395–407. <https://doi.org/10.1016/j.technovation.2008.11.004>
- Kratzer, J., Lettl, C., Franke, N., & Gloor, P. A. (2016). The Social Network Position of Lead Users. *Journal of Product Innovation Management*, 33(2), 201–216. <https://doi.org/10.1111/jpim.12291>
- Lee, H., Choi, K., Yoo, D., Suh, Y., Lee, S., & He, G. (2018). Recommending valuable ideas in an open innovation community: A text mining approach to information overload problem. *Industrial Management & Data Systems*, 118(4), 683–699. <https://doi.org/10.1108/IMDS-02-2017-0044>
- Lee, H., & Suh, Y. (2016). Who creates value in a user innovation community? A case study of MyStarbucksIdea.com. *Online Information Review*, 40(2), 170–186. <https://doi.org/10.1108/OIR-04-2015-0132>
- Li, M., Kankanhalli, A., & Kim, S. H. (2016). Which ideas are more likely to be implemented in online user innovation communities? An empirical analysis. *Decision Support Systems*, 84, 28–40.
<https://doi.org/10.1016/j.dss.2016.01.004>
- Lüthje, C. (2004). Characteristics of innovating users in a consumer goods field: An empirical study of sport-related product consumers. *Technovation*, 24(9), 683–695. [https://doi.org/10.1016/S0166-4972\(02\)00150-5](https://doi.org/10.1016/S0166-4972(02)00150-5)
- Lüthje, C., Herstatt, C., & von Hippel, E. (2005). User-innovators and “local” information: The case of mountain biking. *Research Policy*, 34(6), 951–965.
- Ma, J., Lu, Y., & Gupta, S. (2019). User innovation evaluation: Empirical evidence from an online game community. *Decision Support Systems*, 117, 113–123. <https://doi.org/10.1016/j.dss.2018.11.003>
- Magnusson, P. R., Wästlund, E., & Netz, J. (2016). Exploring Users’ Appropriateness as a Proxy for Experts When Screening New Product/Service Ideas. *Journal of Product Innovation Management*, 33(1), 4–18.
<https://doi.org/10.1111/jpim.12251>

- Mahr, D., & Lievens, A. (2012). Virtual lead user communities: Drivers of knowledge creation for innovation. *Research Policy*, 41(1), 167–177. <https://doi.org/10.1016/j.respol.2011.08.006>
- Marchi, G., Giachetti, C., & de Gennaro, P. (2011). Extending lead-user theory to online brand communities: The case of the community Ducati. *Technovation*, 31(8), 350–361. <https://doi.org/10.1016/j.technovation.2011.04.005>
- Martínez-Torres, M. R. (2015). Content analysis of open innovation communities using latent semantic indexing. *Technology Analysis & Strategic Management*, 27(7), 859–875. <https://doi.org/10.1080/09537325.2015.1020056>
- Menichinelli, M. (2017). A data-driven approach for understanding Open Design. Mapping social interactions in collaborative processes on GitHub. *The Design Journal*, 20(sup1), S3643–S3658. <https://doi.org/10.1080/14606925.2017.1352869>
- Menichinelli, M., & Schmidt, A. G. S. (2020). First Exploratory Geographical and Social Maps of the Maker Movement. *European Journal of Creative Practices in Cities and Landscapes*, 2(2), 35–62. <https://doi.org/10.6092/issn.2612-0496/9640>
- Menon, T., & Blount, S. (2003). THE MESSENGER BIAS: A RELATIONAL MODEL OF KNOWLEDGE VALUATION. *Research in Organizational Behavior*, 25, 137–186. [https://doi.org/10.1016/S0191-3085\(03\)25004-8](https://doi.org/10.1016/S0191-3085(03)25004-8)
- Nagar, Y., de Boer, P., & Bicharra Garcia, A. C. (2016). Accelerating the Review of Complex Intellectual Artifacts in Crowdsourced Innovation Challenges. *Proceedings of the Thirty Seventh International Conference on Information Systems*. Thirty Seventh International Conference on Information Systems. <http://aisel.aisnet.org/icis2016/Crowdsourcing/Presentations/16>
- Nielsen, K. R. (2020). Policymakers' views on sustainable end-user innovation: Implications for sustainable innovation. *Journal of Cleaner Production*, 254, 120030. <https://doi.org/10.1016/j.jclepro.2020.120030>
- OECD/Eurostat. (2019). *Oslo Manual 2018: Guidelines for Collecting, Reporting and Using Data on Innovation*. OECD Publishing. <https://www.oecd-ilibrary.org/content/publication/9789264304604-en>
- Ogawa, S., & Pongtanalert, K. (2013). Exploring Characteristics and Motives of Consumer Innovators: Community Innovators vs. Independent Innovators. *Research-Technology Management*, 56(3), 41–48. <https://doi.org/10.5437/08956308X5603088>
- Ogink, T., & Dong, J. Q. (2019). Stimulating innovation by user feedback on social media: The case of an online user innovation community. *Technological Forecasting and Social Change*, 144, 295–302. <https://doi.org/10.1016/j.techfore.2017.07.029>
- Oliveira, P., & von Hippel, E. (2011). Users as service innovators: The case of banking services. *Research Policy*, 40(6), 806–818. <https://doi.org/10.1016/j.respol.2011.03.009>
- Oliveira, P., Zejnilovic, L., Canhão, H., & von Hippel, E. (2015). Innovation by patients with rare diseases and chronic needs. *Orphanet Journal of Rare Diseases*, 10(1), 41. <https://doi.org/10.1186/s13023-015-0257-2>

- Ortu, M., Destefanis, G., Counsell, S., Swift, S., Tonelli, R., & Marchesi, M. (2017). How diverse is your team? Investigating gender and nationality diversity in GitHub teams. *Journal of Software Engineering Research and Development*, 5(1), 9. <https://doi.org/10.1186/s40411-017-0044-y>
- Perry-Smith, J. E., & Mannucci, P. V. (2015). From Creativity to Innovation: The Social Network Drivers of the Four Phases of the Idea Journey. *Academy of Management Review*, 42(1), 53–79. <https://doi.org/10.5465/amr.2014.0462>
- Peuckert, J., Färber, L., Pohlisch, J., & Kern, F. (2020). *Peer Innovation – Beiträge zu Innovation und Nachhaltigkeit* (Arbeitsbericht Nr. 1; PeerInnovation). Institut für ökologische Wirtschaftsforschung. https://www.peer-innovation.de/app/download/9037004814/PeerInnovation_Arbeitsbericht_1.pdf?t=1614942321
- Peuckert, J., Kern, F., Pohlisch, Jakob, & Blind, Knut. (2020, August 18). Peer Innovation: Conceptualizing and assessing the role of peer networks for sustainable innovation. *Proceedings of the 11th International Sustainability Transitions Conference*. 11th International Sustainability Transitions Conference, Vienna, Austria.
- Piezunka, H., & Dahlander, L. (2015). Distant Search, Narrow Attention: How Crowding Alters Organizations' Filtering of Suggestions in Crowdsourcing. *Academy of Management Journal*, 58(3), 856–880. <https://doi.org/10.5465/amj.2012.0458>
- Piller, F. T., & Walcher, D. (2006). Toolkits for idea competitions: A novel method to integrate users in new product development. *R&D Management*, 36(3), 307–318. <https://doi.org/10.1111/j.1467-9310.2006.00432.x>
- Poetz, M. K., & Schreier, M. (2012). The Value of Crowdsourcing: Can Users Really Compete with Professionals in Generating New Product Ideas? *Journal of Product Innovation Management*, 29(2), 245–256. <https://doi.org/10.1111/j.1540-5885.2011.00893.x>
- Prahalad, C. K. (2012). Bottom of the Pyramid as a Source of Breakthrough Innovations. *Journal of Product Innovation Management*, 29(1), 6–12. <https://doi.org/10.1111/j.1540-5885.2011.00874.x>
- Reitzig, M. (2011). Is Your Company Choosing the Best Innovation Ideas? *MIT Sloan Management Review*, 47–52.
- Reitzig, M., & Sorenson, O. (2013). Biases in the selection stage of bottom-up strategy formulation. *Strategic Management Journal*, 34(7), 782–799. <https://doi.org/10.1002/smj.2047>
- Resch, C., & Kock, A. (2020). The influence of information depth and information breadth on brokers' idea newness in online maker communities. *Research Policy*, 104142. <https://doi.org/10.1016/j.respol.2020.104142>
- Rhyn, M., & Blohm, I. (2017). A Machine Learning Approach for Classifying Textual Data in Crowdsourcing. *Wirtschaftsinformatik 2017 Proceedings*. <https://aisel.aisnet.org/wi2017/track12/paper/2>
- Shah, S. (2000). *Sources and Patterns of Innovation in a Consumer Products Field: Innovations in Sporting Equipment* [Sloan Working Paper #4105]. Massachusetts Institute of Technology/Sloan School of Management.
- Shah, S., & Tripsas, M. (2007). The accidental entrepreneur: The emergent and collective process of user entrepreneurship. *Strategic Entrepreneurship Journal*, 1(1–2), 123–140. <https://doi.org/10.1002/sej.15>

- Simonton, D. K. (2003). Scientific creativity as constrained stochastic behavior: The integration of product, person, and process perspectives. *Psychological Bulletin*, 129(4), 475–494. <https://doi.org/10.1037/0033-2909.129.4.475>
- Smith, S. M., Ward, T. B., & Schumacher, J. S. (1993). Constraining effects of examples in a creative generation task. *Memory & Cognition*, 21(6), 837–845. <https://doi.org/10.3758/BF03202751>
- Thelwall, M., Buckley, K., & Paltoglou, G. (2011). Sentiment in Twitter events. *Journal of the American Society for Information Science and Technology*, 62(2), 406–418.
- Thorleuchter, D., den Poel, D. V., & Prinzie, A. (2010). Mining ideas from textual information. *Expert Systems with Applications*, 37(10), 7182–7188. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2010.04.013>
- Toubia, O., & Netzer, O. (2016). Idea Generation, Creativity, and Prototypicality. *Marketing Science*, 36(1), 1–20. <https://doi.org/10.1287/mksc.2016.0994>
- Voigt, C. (2018). Not Every Remix is an Innovation: A Network Perspective on the 3D-Printing Community. *Proceedings of the 10th ACM Conference on Web Science*, 153–161. <https://doi.org/10.1145/3201064.3201070>
- von Hippel, E., de Jong, J. P. J., & Flowers, S. (2012). Comparing Business and Household Sector Innovation in Consumer Products: Findings from a Representative Study in the United Kingdom. *Management Science*, 58(9), 1669–1681. JSTOR.
- von Hippel, E., DeMonaco, H., & de Jong, J. P. J. (2017). Market failure in the diffusion of clinician-developed innovations: The case of off-label drug discoveries. *Science and Public Policy*, 44(1), 121–131. <https://doi.org/10.1093/scipol/scw042>
- von Hippel, E., & Katz, R. (2002). Shifting Innovation to Users via Toolkits. *Management Science*, 48(7), 821–833. <https://doi.org/10.1287/mnsc.48.7.821.2817>
- von Hippel, E., & Kaulartz, S. (2020). Next-generation consumer innovation search: Identifying early-stage need-solution pairs on the web. *Research Policy*, 104056. <https://doi.org/10.1016/j.respol.2020.104056>
- von Hippel, E., & von Krogh, G. (2003). Open Source Software and the „Private-Collective“ Innovation Model: Issues for Organization Science. *Organization Science*, 14(2), 209–223. JSTOR.
- Walter, T. P., & Back, A. (2013). A Text Mining Approach to Evaluate Submissions to Crowdsourcing Contests. *Proceedings of the 2013 46th Hawaii International Conference on System Sciences*, 3109–3118. <https://doi.org/10.1109/HICSS.2013.64>
- Yuan, X., Yang, S., & Wang, C. (2017). Lead user identification in online user innovation communities: A method based on random forest classification. *2017 7th IEEE International Conference on Electronics Information and Emergency Communication (ICEIEC)*, 157–160. <https://doi.org/10.1109/ICEIEC.2017.8076534>
- Zhang, J., Ackerman, M. S., & Adamic, L. (2007). Expertise Networks in Online Communities: Structure and Algorithms. *WWW '07: Proceedings of the 16th International Conference on World Wide Web*, 221–230.



www.peer-innovation.de