

Architektur der Interaktion: Eine vergleichende quantitative Analyse von Kommunikationsmustern und Viralität auf Mastodon und Bluesky

Bachelorarbeit

Filip Szepielewicz

1230130

Erstprüfer: Prof. Dr. Michael Koch
Zweitprüfer: Prof.'in Dr. Ulrike Lechner
Betreuer: Dr. Julian Fietkau
Abgabetermin: 31.03.2026

Universität der Bundeswehr München
Fakultät für Informatik

Kurzfassung

Ausgangspunkt der Untersuchung ist der infrastrukturelle Paradigmenwechsel von zentralisierten Social-Media-Plattformen hin zu föderierten Protokollarchitekturen. Am Beispiel von Mastodon (ActivityPub) und Bluesky (AT Protocol) postulieren etablierte HCI-Konzepte, dass technische Affordanzen wie chronologische Feeds und künstliche Reibung versus algorithmische Kuration und globale Indexierung das Kommunikationsverhalten der Nutzerschaft determinieren. Eine großzahlige empirische Validierung dieser Annahme steht bislang aus.

Methodisch stützt sich die Arbeit auf eine eigens entwickelte asynchrone Data-Ingestion-Pipeline. Über einen Erhebungszeitraum von 49 effektiven Tagen erfasste diese innerhalb eines longitudinalen Vier-Phasen-Messmodells (T_0, T_1, T_2, T_3) einen Gesamtkorpus von ≈ 272 Millionen Beiträgen. Zur inferenzstatistischen Prüfung von vier Hypothesen zu Diskursqualität, Viralität, Netzwerkzentralisierung und Sättigungsdynamik wurde ein stratifiziertes Zufallssample von $N = 1.000.000$ Beiträgen gezogen. Die Auswertung erfolgte mittels Mann-Whitney-U-Test, Rank-Biserial-Effektstärke sowie dem Log-Likelihood-Ratio-Test nach Clauset.

Prägend ist eine plattformübergreifende Zero-Inflation mit Medianen von exakt null bei allen Interaktionsmetriken. Die inferenzstatistischen Tests ($p < 0,001$) falsifizieren zentrale Hypothesen durch Evidenz in die Gegenrichtung: Entgegen der Theorie fördert das algorithmisch kuratierte Bluesky signifikant mehr dialogischen Diskurs als Mastodon ($r = -0,13$). Der Viralitätsunterschied bleibt trivial ($r = 0,02$). Eine formale Skalenfreiheit ist nicht belegbar ($p > 0,05$), da nahezu identische Exponenten ($\hat{\alpha} \approx 2,2$) eine massive Zentralisierungsdifferenz widerlegen. Einzig bei der Sättigungsdynamik greift die Theorie, da Blueskys Kuration den Interaktionslebenszyklus signifikant verlängert ($r = -0,18$).

Zusammenfassend belegt die Arbeit, dass föderierte Protokolle zwar infrastrukturelle Machtmonopole auflösen, auf Interaktionsebene jedoch an der habitualisierten Passivität der Nutzermassen scheitern. Soziologische Normen der Participation Inequality erweisen sich als resilienter gegenüber Interface-Affordanzen als theoretisch antizipiert. Zur Erschließung der qualitativen Dimension verbleibt eine NLP-basierte Semantikanalyse zwingend erforderlich.

Inhaltsverzeichnis

1	Einleitung	1
1.1	Ausgangslage und Problemstellung	1
1.2	Forschungsfrage und Zielsetzung	2
1.3	Aufbau der Arbeit	2
2	Theoretische Grundlagen	3
2.1	Technische Grundlagen: ActivityPub (Mastodon) vs. AT Protocol (Bluesky) . .	3
2.1.1	ActivityPub: Dezentrale Zustellung und das Actor-Modell	4
2.1.2	AT Protocol: Authenticated Transfer und Merkle Search Trees	4
2.1.3	Identität und Portabilität: DNS vs. DID	5
2.1.4	Synthese: Auswirkungen der Architektur auf die Datenanalyse	5
2.2	HCI-Grundlagen: Affordanzen und Nudging in Social-Media-Interfaces	6
2.2.1	Theoretische Basis: Affordanzen und Entscheidungsarchitektur	6
2.2.2	Friction vs. Seamlessness: Die kognitive Steuerung von Interaktion	6
2.2.3	Strukturelle Interaktionssteuerung auf Mastodon (High Friction)	7
2.2.4	Verbreitungs-Design auf Bluesky (Low Friction)	7
2.3	Kommunikationsmodelle: Reichweite vs. Diskurs	8
2.3.1	Aufmerksamkeitsökonomie und Plattform-Algorithmen	8
2.3.2	Netzwerktopologie und Power-Law-Verteilung	8
2.3.3	Metriken der Analyse: Contagion vs. Replies	9
3	Verwandte Arbeiten (State of the Art)	10
3.1	Forschungsstand zu Interaktionsmustern (Mastodon vs. Bluesky)	10
3.2	Etablierte Metriken zur Quantifizierung von Engagement	11
3.3	Methodische Abgrenzung: Strukturdaten vs. Inhaltsanalyse	11
3.4	Ableitung und formale Definition der Hypothesen	12
4	Methodische Konzeption	13
4.1	Datenerhebung und Systemarchitektur	13
4.2	Stratified Random Sampling	14
4.3	Begründung der statistischen Verfahren	14

5	Implementierung der Data Ingestion & Transformation Pipeline	16
5.1	Architektur des Scrapers: Event-Driven vs. Polling	16
5.2	Daten-Normalisierung: Das Unified Data Model	18
5.3	Herausforderungen & Optimierung (Ressourcen-Effizienz)	19
6	Ergebnisse der Hypothesenprüfung	21
6.1	Deskriptive Metadaten und Sampling	21
6.2	Mikro-Ebene: H1, Diskurs-Qualität (Reply Ratio)	23
6.3	Mikro-Ebene: H2, Viralität (Repost Count)	24
6.4	Makro-Ebene Topologie: H3, Zentralisierung (Power-Law-Analyse)	27
6.4.1	Visuelle Inspektion der CCDF	27
6.4.2	Formale Überprüfung: Log-Likelihood-Ratio-Test	27
6.4.3	Ergebnis	28
6.5	Makro-Ebene Dynamik: H4, Sättigung	30
6.6	Synthese der Ergebnisse	32
7	Diskussion und Fazit	33
7.1	Die Ohnmacht der Affordanzen (H1 und H2)	33
7.2	Das Paradoxon der Dezentralisierung (H3 und H4)	35
7.2.1	Sättigung (H4): Die Kurzatmigkeit der Aufmerksamkeit	35
7.2.2	Zentralisierung (H3): Das Scheitern des reinen Potenzgesetzes	35
7.3	Methodische Limitationen	37
7.3.1	Der blinde Fleck der Metadaten	37
7.3.2	Fehlendes NLP: Qualität jenseits der Quantität	37
7.3.3	Zeitliches Limit des longitudinalen Modells	38
7.4	Fazit und Ausblick	38
	Literatur	40

1 Einleitung

1.1 Ausgangslage und Problemstellung

Die Übernahme von Twitter durch Elon Musk im Oktober 2022 löste eine Migrationsbewegung aus, die über den bloßen Plattformwechsel hinausgeht. Millionen von Nutzern verließen ein zentralisiertes, algorithmisch kuratiertes System und strömten auf föderierte Alternativen: Mastodon, basierend auf dem W3C-Standard ActivityPub, und Bluesky, basierend auf dem Authenticated Transfer (AT) Protocol (Jeong et al., 2024; Wang et al., 2024). Dieser Exodus markiert keinen Wechsel der Benutzeroberfläche, sondern einen Paradigmenwechsel der Netzwerkinfrastruktur. An die Stelle eines einzelnen, proprietären Servers tritt ein verteiltes System aus föderierten Instanzen (Mastodon) oder synchronisierten Personal Data Servern (Bluesky) (Lemmer-Webber et al., 2018; The Bluesky Team, 2023a).

Mit diesem infrastrukturellen Umbruch verbindet die Forschung eine zentrale Erwartung: Die veränderte technische Basis verändert das Kommunikationsverhalten. ActivityPub implementiert ein nachrichtenbasiertes Push-Modell mit chronologischen Feeds, das durch künstliche Reibung (High Friction) reflexiven Diskurs fördern soll (Jesse & Jannach, 2021; La Cava et al., 2021). Das AT Protocol implementiert ein indexbasiertes Sync-Modell mit globaler Aggregation und algorithmischer Kuration, das durch nahtlose Interaktion (Low Friction) virale Verbreitung begünstigt (Quelle & Bovet, 2025; Sahneh et al., 2024). Die Debatte über die Vorzüge dieser Architekturen dominiert die aktuelle Computational Social Science (Jeong et al., 2025; Sahneh et al., 2024). Was fehlt, ist die empirische Überprüfung der Kernprämisse: Determiniert die Protokollarchitektur das tatsächliche menschliche Interaktionsverhalten, oder operiert sie lediglich als technische Rahmung, innerhalb derer etablierte soziale Normen unverändert fortbestehen?

Bisherige Forschungsarbeiten untersuchen föderierte Netzwerke vorwiegend isoliert, analysieren historische Migrationsströme oder kombinieren topologische Metriken mit semantischen Inhaltsanalysen (Jeong et al., 2025; Sahneh et al., 2024). Vergleichende, rein quantitative Analysen, die auf massiven Datensätzen operieren und die Interaktionsdynamik zweier konkurrierender Protokollarchitekturen plattformübergreifend gegenüberstellen, stellen eine Forschungslücke dar. Die vorliegende Arbeit adressiert diese Lücke.

1.2 Forschungsfrage und Zielsetzung

Aus der beschriebenen Problemstellung leitet sich die zentrale Forschungsfrage ab:

Inwiefern lassen sich durch die vergleichende quantitative Analyse von Interaktionsmetadaten (Likes, Reposts, Replies) distinkte Kommunikationsmuster und Zeitverläufe auf den dezentralen Plattformen Mastodon und Bluesky identifizieren?

Das Ziel der Arbeit ist eine rein datengetriebene, vergleichende Netzwerkanalyse auf Basis topologischer Interaktionsmetadaten. Semantische Inhalte werden bewusst ausgeschlossen; analysiert werden ausschließlich die physikalischen Strukturen der Informationsverbreitung (Replies, Reposts, Likes) und deren zeitliche Dynamik. Die Arbeit operationalisiert die theoretisch postulierten Affordanzen beider Plattformen in vier prüfbare Hypothesen zur Diskursqualität (H1), Viralität (H2), Netzwerkzentralisierung (H3) und Sättigungsdynamik (H4) und unterzieht diese einer inferenzstatistischen Prüfung auf Basis eines Gesamtkorpus von über 273 Millionen Beiträgen. Im Fokus steht dabei die konsequente analytische Trennung zwischen dem individuellen Nutzerverhalten auf der Mikro-Ebene und der emergenten Netzwerktopologie auf der Makro-Ebene.

1.3 Aufbau der Arbeit

Strukturell gliedert sich die Arbeit in sieben Kapitel. Zunächst legt das zweite Kapitel das theoretische Fundament und definiert neben den technischen Spezifikationen der untersuchten Protokolle auch HCI-Konzepte der Interface-Affordanzen sowie netzwerktheoretische Modelle der Aufmerksamkeitsökonomie. Darauf aufbauend ordnet Kapitel 3 die Untersuchung in den aktuellen Forschungsstand ein, grenzt sie methodisch ab und leitet die vier formalen Hypothesen ab. Im vierten Kapitel erfolgt die Dokumentation des Forschungsdesigns, des Stratified Random Samplings und der angewandten statistischen Verfahren. Gegenstand von Kapitel 5 ist die technische Implementierung der asynchronen Ingestion-Pipeline, welche für die Erfassung von über 273 Millionen Beiträgen unter strikter Einhaltung des Privacy-by-Design-Prinzips entwickelt wurde. Daran anknüpfend werden in Kapitel 6 die deskriptiven und inferenzstatistischen Ergebnisse der Hypothesenprüfung präsentiert. Abschließend interpretiert das siebte Kapitel die Befunde theoriegeleitet, benennt methodische Limitationen und formuliert Anforderungen an die zukünftige Forschung.

2 Theoretische Grundlagen

Um Kommunikationsmuster in dezentralen Netzwerken fundiert zu analysieren, ist ein technisches Verständnis der zugrundeliegenden Architektur unerlässlich. Dafür etabliert das vorliegende Kapitel einen dreistufigen theoretischen Rahmen. Während auf der Protokollebene die Spezifikationen von ActivityPub und dem AT Protocol die technischen Grenzen sowie die Push- und Pull-Distributionsmechanismen abstecken, steuern auf der Interface-Ebene Affordanzen und Nudging-Strategien das Nutzerverhalten. Aus dem Zusammenspiel dieser technischen und gestalterischen Parameter resultiert schließlich die finale Netzwerktopologie. Letztere manifestiert sich in der Praxis entweder als reine Reichweitenverbreitung (Broadcast) oder als inhaltlicher Austausch. Insgesamt liefern die hier ausgearbeiteten Grundlagen die nötigen Erklärungsmodelle, um die später im empirischen Teil gemessenen Effekte strukturell auf die Architektur der jeweiligen Plattform zurückzuführen.

2.1 Technische Grundlagen: ActivityPub (Mastodon) vs. AT Protocol (Bluesky)

Hinsichtlich der Datenverbreitung und Synchronisation weisen dezentrale soziale Netzwerke grundlegende architektonische Divergenzen auf. Technisch manifestiert sich dieser Kontrast in der Gegenüberstellung eines nachrichtenbasierten „Push“-Modells und eines indexbasierten „Sync“-Modells. Das von Mastodon genutzte Protokoll ActivityPub dient primär der direkten Nachrichtenzustellung. Analog zum klassischen E-Mail-Verkehr übermitteln Server hierbei Inhalte aktiv an spezifische Ziel-Instanzen (**lemmerwebber2018**). Demgegenüber operiert das Authenticated Transfer (AT) Protocol von Bluesky auf Basis einer kontinuierlichen Datensynchronisation. Anstatt isolierte Nachrichten zu versenden, stellen Personal Data Server (PDS) kryptografisch signierte Daten-Repositories bereit, welche anschließend von spezialisierten Knoten (sogenannten Relays) aggregiert werden (The Bluesky Team, 2023a).

Aus diesen Entwurfsentscheidungen resultieren fundamental verschiedene Netzwerktopologien. Während ActivityPub durch direkte, lokale Nachbarschaftsbeziehungen zwischen Instanzen ein „Small World“-Netzwerk formt, erzeugt das AT Protocol durch die Aggregation sämtlicher Repositories in einen globalen Index ein „Big World“-Netzwerk (The Bluesky Team, 2023b). Folglich priorisiert ActivityPub die gezielte Adressierung spezifischer Empfänger, wohingegen

das AT Protocol primär auf die Herstellung einer globalen Datenkonsistenz ausgerichtet ist.

2.1.1 ActivityPub: Dezentrale Zustellung und das Actor-Modell

Mastodon nutzt das vom W3C standardisierte ActivityPub-Protokoll. Zentrales Element ist das Actor-Modell: Jeder Benutzer ist ein Akteur (Actor) mit einer **inbox** zum Empfang und einer **outbox** zum Senden von Inhalten (Lemmer-Webber et al., 2018). Die Datenobjekte nutzen das Format ActivityStreams 2.0 (basierend auf JSON-LD). Typische Objekttypen sind **Note**, **Article** oder **Image** (Bonfire Project, 2025).

Wenn ein Akteur einen Beitrag in der **outbox** speichert, startet der Heim-Server die Zustellung. Er ermittelt die Follower und überträgt das JSON-Objekt an die Inboxes der Ziel-Server. Zur Reduzierung der Netzwerklast nutzt das Protokoll eine **sharedInbox**. Nachrichten an mehrere Empfänger auf derselben Instanz werden dabei nur einmalig übertragen (Lemmer-Webber et al., 2018). Dennoch steigt die erforderliche Rechenlast linear mit der Anzahl der Ziel-Instanzen, was bei hoher Reichweite zu Latenzen führt.

Die Föderation erfolgt durch interaktionsgetriebene Entdeckung (*Interaction-Driven Discovery*). Server verbinden sich erst, wenn lokale Nutzer mit externen Akteuren interagieren. Ein globaler Index existiert nicht. Das Netzwerk wächst durch lokales Sampling. Dies fragmentiert den globalen Graphen und beschränkt die Sichtbarkeit auf direkte Serververbindungen (Jeong et al., 2025). Die Adressierung verwendet Felder wie **to**, **cc** oder die öffentliche URI <https://www.w3.org/ns/activitystreams#Public> (Mastodon gGmbH, 2024a).

2.1.2 AT Protocol: Authenticated Transfer und Merkle Search Trees

Das AT Protocol entkoppelt die Datenspeicherung konsequent von der Indexierung. Anstatt auf einem zentralen Server zu liegen, verbleiben Benutzerdaten in permanenten Repositories auf dem Personal Data Server (PDS). Als zugrundeliegende Datenstruktur fungieren dabei Merkle Search Trees (MST). Ähnlich wie in einem Git-Repository sichern diese die kryptografische Integrität und protokollieren Änderungen als signierte Commits (The Bluesky Team, 2023a).

Zur Datenverbreitung bedient sich das System eines Firehose-Mechanismus. Spezialisierte Relays abonnieren den Endpunkt `com.atproto.sync.subscribeRepos`, um einen Echtzeit-Stream der Netzwerk-Zustandsänderungen zu verarbeiten und die PDS-Daten in einen globalen Index zu aggregieren (The Bluesky Team, 2023b). Aus diesem zentralen Index rufen AppViews (Benutzeroberflächen) die Daten schließlich ab, um die Feeds für die Endnutzer darzustellen.

Infolge dieser Architektur wird das Hosting der Daten („Speech“) strikt von deren Sichtbarkeit („Reach“) getrennt. Während der PDS das Hosting permissiv verwaltet, unterliegt die Sichtbarkeit der algorithmischen Steuerung durch die AppView. Technisch ist die Verfügbarkeit

von Inhalten somit vollständig von ihrer Verbreitung isoliert (Sahneh et al., 2024). Anstatt isolierte Einzelnachrichten zu versenden, synchronisiert das Netzwerk folglich ausschließlich globale Zustandsänderungen.

2.1.3 Identität und Portabilität: DNS vs. DID

Auch bei der Verwaltung digitaler Identitäten verfolgen die Protokolle divergierende Ansätze. Unter ActivityPub kommt WebFinger zum Einsatz, wodurch die Identität zwingend an die DNS-Domain der jeweiligen Instanz gebunden ist (Format: `@user@domain`). Zwar implementiert Mastodon eine native Umzugsfunktion für den Transfer von Followern und Profildaten auf eine Zielinstantz, dies setzt jedoch die operative Kooperationsbereitschaft beider Server voraus (Bonfire Project, 2025). Kommt es zu einem unangekündigten Serverausfall, gehen die Identität und der soziale Graph unwiderruflich verloren. Organisatorisch adressiert der Mastodon Server Covenant dieses Risiko, indem er teilnehmende Instanzen zu einer Vorwarnzeit von mindestens drei Monaten vor einer geplanten Abschaltung verpflichtet (Mastodon gGmbH, 2024b). Auf Protokollebene existiert mit FEP-ef61 zwar bereits ein Entwurf zur Integration von Decentralized Identifiers (DIDs) für eine serverunabhängige Identitätspersistenz analog zum AT Protocol (silverpill, 2023). Zum Zeitpunkt der vorliegenden Erhebung setzt Mastodon diesen Entwurf jedoch nicht um. Folglich verbleibt die Portabilität auf der Anwendungsebene und ist nicht kryptografisch im Protokoll verankert.

Im Gegensatz dazu verwendet das AT Protocol nativ Decentralized Identifiers (DIDs). Bei dem sichtbaren Handle (z. B. `@user.bsky.social`) handelt es sich lediglich um einen DNS-Pointer auf die zugrundeliegende kryptografische DID. Aufgrund ihrer Persistenz ermöglicht diese eine nahtlose Portabilität des Accounts. Sofern Nutzer ihre kryptografischen Schlüssel behalten, können sie den PDS wechseln, ohne bestehende Verbindungen zu verlieren (The Bluesky Team, 2023a). Zusammenfassend bindet ActivityPub die Identität an den Serverstandort und sichert Portabilität lediglich auf der Anwendungsebene ab, wohingegen das AT Protocol diese Eigenschaft kryptografisch direkt auf der Protokollebene verankert.

2.1.4 Synthese: Auswirkungen der Architektur auf die Datenanalyse

Unmittelbar bedingen diese technischen Unterschiede die Methodik der Datenerhebung für die vorliegende Untersuchung. Aufgrund der Struktur von ActivityPub ist das aktive Polling einzelner Instanzen unumgänglich. Da dem System eine globale Sicht fehlt, beschränkt sich die Datensammlung physikalisch auf ausgewählte Server und deren spezifische API-Limits (Jeong et al., 2025). Folglich ist eine vollständige Erfassung des Netzwerks technisch ausgeschlossen. Zusätzlich fragmentieren auf Instanz-Ebene umgesetzte Moderationsentscheidungen und Blocklisten die aggregierte Datenbasis (Bono et al., 2024).

Demgegenüber bietet das AT Protocol über den Firehose-Endpunkt einen unauthentifizierten Echtzeit-Zugriff auf sämtliche öffentlichen Interaktionen. Zur Analyse von Verbreitungsmustern ermöglicht dies eine vollständige Systemsicht (Sahneh et al., 2024). Während Mastodon-Daten demnach durch selektives API-Polling erhoben werden müssen, lassen sich Bluesky-Daten als kontinuierlicher Stream erfassen. Letztlich spiegelt dieser methodische Kontrast den fundamentalen technischen Unterschied zwischen lokaler Datenhaltung und globaler Synchronisation wider.

2.2 HCI-Grundlagen: Affordanzen und Nudging in Social-Media-Interfaces

2.2.1 Theoretische Basis: Affordanzen und Entscheidungsarchitektur

Grundlegend beeinflussen Benutzeroberflächen die Interaktionsmuster ihrer Anwender, da ihre visuelle und funktionale Präsentation eine wirkmächtige Entscheidungsarchitektur bildet (Jesse & Jannach, 2021). Jedes gestalterische Detail steuert das Nutzerverhalten und prägt somit unmittelbar die resultierenden Interaktionsdaten (Jesse & Jannach, 2021). Zur Beschreibung dieser bereitgestellten Handlungsoptionen dient das Konzept der wahrgenommenen Affordanzen (Zhao et al., 2013). Übertragen auf Frontend-Architekturen lässt sich dieser psychologische Begriff direkt auf konkrete UI-Elemente wie Buttons, Toggles oder Modal-Warnings anwenden. Durch gezieltes digitales Nudging nutzen Plattformen diese Affordanzen, um das Verhalten der Nutzerschaft subtil zu lenken, anstatt Optionen explizit zu verbieten (Jesse & Jannach, 2021). In der Konsequenz bedeutet dies für die vorliegende Analyse, dass die Kommunikationsmuster auf Mastodon und Bluesky keine Zufallsprodukte sind, sondern das direkte Resultat unterschiedlicher Design-Strategien darstellen. Die untersuchten quantitativen Muster der Informationsverbreitung werden folglich maßgeblich durch diese Architekturen determiniert.

2.2.2 Friction vs. Seamlessness: Die kognitive Steuerung von Interaktion

Abhängig vom Grad der systemseitig implementierten Reibung (Design Friction) lässt sich die Steuerung des Nutzerverhaltens präzise klassifizieren. Ein reibungsloses Design (Seamlessness) senkt den mentalen Aufwand drastisch und begünstigt unreflektierten Konsum, beispielsweise durch endloses Scrollen (Ruiz et al., 2024). Demgegenüber unterbrechen künstliche Hürden oder Bestätigungsschritte den Interaktionsfluss gezielt (Jesse & Jannach, 2021). Aus diesen Gestaltungsansätzen resultiert ein unterschiedlich hoher kognitiver Verarbeitungsaufwand für den Nutzer. Während reibungslose Interfaces auf schnelles, heuristisches Denken im Sinne von System 1 abzielen (Jesse & Jannach, 2021; Ruiz et al., 2024), erfordern Design-Friktionen

kognitiven Aufwand und evozieren reflexiveres Verhalten nach System 2 (Ruiz et al., 2024). Folglich beschleunigen auf Seamlessness optimierte Umgebungen die Informationsverbreitung, wohingegen High-Friction-Elemente impulsives Handeln verlangsamen und den Fokus auf den inhaltlichen Austausch verschieben.

2.2.3 Strukturelle Interaktionssteuerung auf Mastodon (High Friction)

Entsprechend dieser theoretischen Trennung implementiert die Benutzeroberfläche von Mastodon messbare Friktion. Um eine bewusste Rezeption zu fördern, verbergen sogenannte Content Warnings spezifische Inhalte hinter einem Warntext und erzwingen einen aktiven Klick zur Anzeige (La Cava et al., 2021). Zudem existiert für den Home-Feed authentifizierter Nutzer kein algorithmisches Empfehlungssystem. Durch die strenge chronologische Sortierung wird der Default Effect Bias verhindert, welcher Nutzer ansonsten zum passiven Konsum reichweitenoptimierter Inhalte verleiten würde (Jesse & Jannach, 2021). Dennoch bietet Mastodon eine algorithmische Trending-Sicht (`/explore`) an, welche Beiträge, Hashtags und Nachrichtenlinks auf Basis von Interaktionsfrequenz und Moderationsfreigabe kuratiert (Mastodon gGmbH, 2026). Da diese Ansicht jedoch häufig lediglich für nicht-authentifizierte Besucher als Standard fungiert, beschränkt sich die algorithmische Komponente strikt auf die Entdeckungsfunktion und greift nicht in den persönlichen Informationsstrom ein.

Als konkretes Beispiel für absichtliche UI Friction führte Mastodon im November 2023 experimentelle Reply-Prompts in der Android-Anwendung ein (Rochko, 2023). Sobald Nutzer auf Beiträge unbekannter Accounts oder auf mehr als drei Monate alte Statusmeldungen antworten möchten, erzwingt die Anwendung einen zusätzlichen Bestätigungsdialog. Durch diesen Mechanismus wird ein kognitiver Verarbeitungsschritt im Sinne von System 2 provoziert, der impulsive Interaktionen gezielt ausbremst (Ruiz et al., 2024). Da Nutzer ihren Informationsstrom aktiv filtern müssen (La Cava et al., 2021), verringern diese Designhürden die allgemeine Ausbreitungsgeschwindigkeit von Informationen und verschieben das Engagement von schneller Reichweitengenerierung hin zu diskursiven Antworten.

2.2.4 Verbreitungs-Design auf Bluesky (Low Friction)

Im fundamentalen Gegensatz dazu ist das Interface von Bluesky auf minimale Reibung und virale Verbreitung ausgelegt. Da beide Plattformen über einen nativen Ein-Klick-Repост-Mechanismus zur nahtlosen Weitergabe von Inhalten verfügen, konstituiert der Button selbst (Bluesky: Repost, Mastodon: Boost) kein exklusives Differenzierungsmerkmal. Maßgeblich für den Verhaltensunterschied ist vielmehr die nachgelagerte Verarbeitung. Auf Bluesky fließen Reposts direkt in die algorithmische Gewichtung der AppView ein, wodurch die Sichtbarkeit des Originalbeitrags exponentiell über den sozialen Graphen des Repostenden hinaus vergrößert

wird (Alshaabi et al., 2021; Sahneh et al., 2024). Auf Mastodon verbleibt ein Boost hingegen lokal im chronologischen Feed der Follower, gänzlich ohne algorithmische Verstärkung (La Cava et al., 2021). Zusätzlich erhöhen nutzergenerierte, anpassbare Feeds auf Bluesky das generelle Interaktionsvolumen. Im Zusammenspiel erzeugen dieser reibungslose Repost-Mechanismus und die algorithmische Nachverstärkung eine schnelle Sättigung der Aufmerksamkeit, was ultimativ zu einer massiven Zentralisierung der Sichtbarkeit bei hochfrequentierten Accounts führt (Quelle & Bovet, 2025; Sahneh et al., 2024).

2.3 Kommunikationsmodelle: Reichweite vs. Diskurs

2.3.1 Aufmerksamkeitsökonomie und Plattform-Algorithmen

Bedingt durch das Paradigma der Mass Self-Communication erreichen Akteure im Internet ein globales Publikum und steuern ihre Inhalte eigenständig (Castells, 2009). Weil digitale Güter beliebig replizierbar sind, avanciert die menschliche Aufmerksamkeit zur ultimativen limitierten Ressource (boyd danah, 2011). Infolgedessen entfällt das traditionelle Gatekeeping beim Publizieren; an dessen Stelle treten Protokolle und Algorithmen, die als neue Filtermechanismen die Sichtbarkeit von Inhalten diktieren (Castells, 2009).

Aus dieser Verschiebung resultieren fundamentale funktionale Unterschiede zwischen den Netzwerken. Da Mastodon gänzlich auf algorithmische Sortierung verzichtet und stattdessen chronologische Feeds einsetzt, bleibt die generierte Reichweite lokal begrenzt. Bluesky nutzt hingegen eine globale Indexierung in Kombination mit algorithmischer Kuration, um Sichtbarkeit gezielt zu fokussieren. Letztlich erklären genau diese strukturellen Architekturentscheidungen die abweichenden Geschwindigkeiten bei der Informationsverbreitung in beiden Systemen.

2.3.2 Netzwerktopologie und Power-Law-Verteilung

Die Vernetzungsarchitektur sozialer Plattformen folgt häufig der Struktur skalenfreier Netzwerke (Scale-Free Networks), deren Knotengrade einem Potenzgesetz (Power-Law) unterliegen (Barabási, 2009, 2016). Mathematisch wird die Verteilung der Knotengrade k beschrieben als:

$$P(k) \sim k^{-\gamma}$$

Hierbei repräsentiert γ den Skalierungsexponent, welcher in sozialen Netzwerken typischerweise Werte zwischen 2 und 3 annimmt. Charakteristisch für derartige Topologien ist die Existenz stark vernetzter Knoten (Hubs). Als treibende Kraft fungiert dabei das Prinzip der bevorzugten Anbindung (Preferential Attachment): Da sich neue Knoten mit höherer Wahrscheinlichkeit

an bereits stark vernetzte Knoten andocken, kommt es zu einer massiven Akkumulation von Verbindungen (Barabási, 2016; Barabási & Albert, 1999). Folglich konzentriert eine hohe Knoten-Aktivität die Netzstruktur derart, dass extrem wenige Hubs den absoluten Großteil der Verbindungen auf sich vereinen (Barabási, 2016).

Aufgrund der globalen algorithmischen Sichtbarkeit unterstützt die Architektur von Bluesky dieses Preferential Attachment massiv, was mathematisch in einem steilen Power-Law resultiert. Im direkten Kontrast dazu limitiert die föderierte Struktur von Mastodon diese Akkumulationsprozesse physikalisch auf das lokale Umfeld der jeweiligen Instanz.

2.3.3 Metriken der Analyse: Contagion vs. Replies

Um diese abstrakten Netzwerkeigenschaften empirisch zu fassen, bedarf es der Analyse von topologischen Interaktionsmetadaten. Die sogenannte Contagion Ratio (das Verhältnis von Reposts zu Original-Beiträgen) sowie die Kaskadengröße quantifizieren dabei die Reichweitenverbreitung (Alshaabi et al., 2021; Vaca et al., 2014). Hierbei dienen Reposts primär der schnellen Informationsverbreitung über schwache Verbindungen, was das Phänomen der Simple Contagion abbildet (Alshaabi et al., 2021; Karsai et al., 2012).

Im Gegensatz dazu erfordern Antworten (Replies) einen weitaus höheren kognitiven Aufwand (Leskovec et al., 2009). Sie deuten auf komplexe Interaktionsprozesse (Complex Contagion) sowie einen intensiven Austausch innerhalb isolierter Netzwerkgruppen hin (Karsai et al., 2012). Folglich begünstigt das Design von Bluesky vorrangig Simple Contagion, was sich empirisch in einer hohen Contagion Ratio niederschlagen sollte. Mastodons Design kanalisiert das Nutzerverhalten hingegen in direkte Antworten, was theoretisch zu einem höheren Anteil an Replies an der Gesamtinteraktion führt.

3 Verwandte Arbeiten (State of the Art)

Innerhalb der Computational Social Science bildet die vergleichende Analyse föderierter Protokolle wie ActivityPub und des AT Protocols ein hochaktuelles Forschungsfeld. Da eine rein technische Betrachtung der Spezifikationen nicht ausreicht, um tatsächliche Kommunikationsdynamiken zu validieren, stützt sich die Untersuchung dieser Architekturen maßgeblich auf Prinzipien der Netzwerktheorie und der Mensch-Computer-Interaktion (HCI). Um Phänomene wie Informationsverbreitung und inhaltlichen Austausch messbar zu machen, bedarf es folglich etablierter Metriken. Dementsprechend liefert dieses Kapitel das theoretische Fundament für die Nutzung von Interaktions-Metadaten als primäre Datenquelle. Ziel ist es, die Mechanismen der Aufmerksamkeitsökonomie präzise und unabhängig vom semantischen Inhalt zu erfassen, weshalb sich die Analyse bewusst auf die topologische Struktur der Informationsverbreitung beschränkt.

3.1 Forschungsstand zu Interaktionsmustern (Mastodon vs. Bluesky)

Bisherige Analysen der Mastodon-Topologie belegen, dass die Verteilung der Knotengrade keinem extremen Potenzgesetz folgt, sondern primär einer Log-Normal-Verteilung entspricht (La Cava et al., 2021). Im direkten Vergleich zu kommerziellen Netzwerken weist dieser Befund auf eine deutlich geringere Reichweitenkonzentration hin. Verstärkt wird dieses Bild durch einen hohen lokalen Clustering-Koeffizienten von 0,836, welcher eine isolierte Gruppenbildung indiziert (La Cava et al., 2021). Auf Ebene der Nutzerschaft zeigt sich zudem, dass Migranten auf Mastodon durchschnittlich weniger Reaktionen in Form von Likes oder Replies generieren als auf ihrer Ursprungsplattform Twitter (Jeong et al., 2024). Selbst bei plattformübergreifenden Interaktionen (beispielsweise Threads) agieren Mastodon-Nutzer häufig lediglich als Initiatoren ohne nennenswerte Resonanz (Jeong et al., 2025).

Konträr dazu offenbart die Forschung zu Bluesky klassische Broadcast-Muster. Hierbei folgt die Publikationsaktivität einer Power-Law-Verteilung mit einem Exponenten von $\alpha \approx 2,53$, was einen typischen Wert für zentralisierte, algorithmisch kuratierte Plattformen darstellt (Sahneh et al., 2024). Ergänzt wird dieses Profil durch ausgeprägte „Small World“-Eigenschaften, die durch kurze Pfadlängen und hohe Clustering-Koeffizienten charakterisiert sind (Quelle & Bovet, 2025). Zusammenfassend lässt sich aus dem aktuellen Forschungsstand ableiten, dass Mastodon

primär zur Bildung isolierter lokaler Cluster tendiert, während Bluesky strukturell als globale Broadcast-Plattform operiert.

3.2 Etablierte Metriken zur Quantifizierung von Engagement

Um das Nutzer-Engagement fundiert zu quantifizieren, greift die Literatur auf etablierte Metriken zurück. So misst beispielsweise die *Contagion Ratio* das Verhältnis von Weiterleitungen zu Originalbeiträgen, wobei ein Wert größer als 1 auf eine primäre Replikation der Inhalte im Sinne eines Broadcast-Modus hinweist (Alshaabi et al., 2021). Komplementär dazu erfasst die *Cascade Size* sämtliche direkten und indirekten Weiterleitungen als Indikator für die inhaltliche Relevanz (Vaca et al., 2014), während die Sättigungsgeschwindigkeit typischerweise über die Halbwertszeit (Half-Life) quantifiziert wird (Pfeffer et al., 2023).

Diesen Verbreitungsmetriken der einfachen Ansteckung (Simple Contagion) stehen dialogische Indikatoren gegenüber. Da Antworten (Replies) zwingend Reziprozität erfordern, repräsentieren sie eine weitaus komplexere soziale Aktivität (Complex Contagion) (Alshaabi et al., 2021; Leskovec et al., 2009). Ausgehend von dieser methodischen Unterscheidung operationalisiert die vorliegende Arbeit die Repost-Ratio konsequent als Maß für Broadcast-Verhalten und die Reply-Ratio als spezifischen Indikator für den diskursiven Austausch.

3.3 Methodische Abgrenzung: Strukturdaten vs. Inhaltsanalyse

Grundsätzlich kodiert die reine Vernetzungsstruktur (Topologie) bereits die wesentlichen Eigenschaften eines Netzwerks (Barabási, 2016). So korrelieren zeitliche Ausbreitungsmuster wie geballte Aktivitätsschübe (Bursty Trains) nachweislich deutlich stärker mit der zugrundeliegenden Verbindungsstruktur als mit dem tatsächlichen semantischen Inhalt (Karsai et al., 2012). Diese Erkenntnis liefert die zentrale methodische Begründung für den strikten Verzicht auf Natural Language Processing (NLP) und weiterführende Inhaltsanalysen in der vorliegenden Arbeit.

Obwohl viele aktuelle Studien zu föderierten Netzwerken topologische Metriken mit semantischen Sentiment-Analysen vermischen (Jeong et al., 2025; Sahneh et al., 2024), birgt dieser Ansatz die Gefahr, dass die isolierte Betrachtung der Netzwerkstruktur in den Hintergrund rückt. Um dies zu vermeiden, beschränkt sich die hiesige Untersuchung ganz bewusst auf die Auswertung von Interaktions-Metadaten. Erst diese gewollte Reduktion ermöglicht einen rein quantitativen und plattformübergreifenden Vergleich jener Kommunikationsstrukturen, die ausschließlich architektonisch bedingt sind und völlig unabhängig von sprachlichen Varianzen operieren.

3.4 Ableitung und formale Definition der Hypothesen

Basierend auf den theoretischen Grundlagen der Plattform-Architekturen und dem aktuellen Forschungsstand zu föderierten Netzwerken werden für die empirische Analyse die folgenden vier Hypothesen abgeleitet:

- **H1 (Diskurs-Qualität):** Mastodon weist eine höhere Reply-Ratio auf als Bluesky.
Operationalisierung: Die Metrik beschreibt das Verhältnis von Antworten (Replies) zur Gesamtzahl der Interaktionen pro Einzelbeitrag.
- **H2 (Viralität):** Bluesky weist eine höhere Repost-Viralität auf als Mastodon.
Operationalisierung: Die Metrik erfasst die Repost-Ratio. Da der stochastische Vergleich mittels Mann-Whitney-U-Test auf der Mikro-Ebene der Einzelbeiträge erfolgt, entspricht dieses Verhältnis (Reposts pro Originalbeitrag) mathematisch exakt der absoluten Anzahl von Weiterleitungen (Nenner = 1).
- **H3 (Zentralisierung):** Die Verteilung der Interaktionen weist auf Bluesky einen flacher abfallenden Fat-Tail auf als auf Mastodon, was auf eine stärkere Zentralisierung und Hub-Bildung hindeutet.
Operationalisierung: Die Metrik ist die Verteilungsstruktur der aggregierten Interaktionen pro Beitrag, abgebildet über die komplementäre kumulative Verteilungsfunktion (CCDF).
- **H4 (Interaktions-Dynamik / Sättigung):** Bluesky erreicht das Sättigungsplateau der Interaktionen später als Mastodon (algorithmische vs. chronologische Feed-Kuration).
Operationalisierung: Die Metrik ist das Sättigungs-Delta (Δ_{Sat}), operationalisiert als Differenz zwischen End- und Initialinteraktionen, normiert auf das Gesamtvolumen. Diese Operationalisierung misst das relative Restwachstum der Interaktionen nach der ersten Stunde (T_1) im Verhältnis zur finalen Interaktionssumme (T_3).

4 Methodische Konzeption

Bei der empirischen Untersuchung föderierter Kommunikationssysteme sieht sich die Forschung mit signifikanten methodischen Herausforderungen konfrontiert. Um die theoretischen Postulate in empirisch prüfbare Variablen zu übersetzen, bedarf es einer rigorosen technischen und statistischen Pipeline. Folglich dokumentiert dieses Kapitel den operativen Kern der Arbeit, angefangen bei der Datengewinnung über die stochastische Stichprobenziehung bis hin zu den Inferenzverfahren.

4.1 Datenerhebung und Systemarchitektur

Zur Erfassung der Netzwerktopologie dient ein asynchrones Software-Artefakt, welches die architektonische Divergenz der Datenschnittstellen abstrahiert. Während für Bluesky ein Push-basierter Firehose-Endpunkt (`com.atproto.sync.subscribeRepos`) konsumiert wird, erfolgt die Datenerhebung für Mastodon über ein Pull-basiertes Polling der Instanz-APIs.

Zeitlich erstreckt sich der Erhebungszeitraum über 53 Kalendertage vom 10. Januar 2026 bis zum 03. März 2026. Infolge von Out-of-Memory-Kills des Host-Betriebssystems kam es innerhalb dieses Fensters an vier Tagen (18. bis 20. Januar sowie 01. Februar 2026) zu vollständigen Ausfällen der Ingestion-Pipeline, weshalb dort keine Beiträge erfasst wurden. Somit beläuft sich die effektive Erhebungsdauer auf $N = 49$ Tage. Um für alle verarbeiteten Beiträge die vollständige longitudinale Messreihe bis T_3 (7 Tage nach Veröffentlichung) sicherzustellen, wurde der 28. Februar 2026 als Cut-Off-Datum für die inferenzstatistische Auswertung festgelegt.

Zwecks Quantifizierung der zeitlichen Ausbreitungsdynamik durchläuft jeder erfasste Beitrag ein longitudinales Vier-Phasen-Messmodell. Hierbei markiert die Baseline (T_0) die Echtzeit-Erfassung bei Veröffentlichung, woraufhin weitere Messpunkte nach einer Stunde (T_1), nach 24 Stunden (T_2) sowie nach sieben Tagen (T_3) folgen. Insgesamt akquirierte die Pipeline auf diesem Weg eine finale Grundgesamtheit von exakt 272.599.212 Beiträgen (246.961.492 bei Bluesky und 25.637.720 bei Mastodon, vgl. Tabelle 2 in Abschnitt 6.1). Im Anschluss an das Data Scrubbing, welches die Entfernung aller semantischen Inhalte zugunsten reiner topologischer Metadaten umfasst, liegen die Daten dauerhaft als GZIP-komprimierte JSONL-Dateien persistiert vor.

4.2 Stratified Random Sampling

Für die Inferenzstatistik stellt die erfasste Grundgesamtheit von über 272 Millionen Beiträgen ein massives methodisches und technisches Hindernis dar. Einerseits überschreitet die Berechnung rangbasierter Teststatistiken über einen Datensatz dieser Größenordnung gängige Arbeitsspeicherkapazitäten (Out-of-Memory). Andererseits erzeugen derart extreme Stichprobengrößen ein fundiertes statistisches Problem in Form des Large-Sample-Bias. Da der Standardfehler bei $N > 100.000.000$ gegen null konvergiert, generieren selbst mikroskopische, stochastische Rauscheffekte hochsignifikante p-Werte.

Um Hardware-Restriktionen zu umgehen und dieses künstliche Signifikanz-Artefakt zu mindern, implementiert die Auswertungspipeline ein *Stratified Random Sampling*. Konkret wird aus der Grundgesamtheit pro Plattform ein repräsentatives, zufälliges Sub-Sample von exakt $N = 500.000$ Beiträgen gezogen. Folglich operiert die finale Inferenzstatistik auf einem streng kontrollierten Korpus von $N = 1.000.000$ Beiträgen. Durch dieses Verfahren lässt sich die stochastische Vergleichbarkeit garantieren und gleichzeitig die Rechenintegrität wahren.

4.3 Begründung der statistischen Verfahren

Weil topologische Metriken elementare Grundannahmen der klassischen Inferenzstatistik verletzen, erfordert die Auswertung von Interaktionsdaten in sozialen Netzwerken spezifische stochastische Verfahren. Insbesondere weisen die Daten eine extreme Rechtsschiefe sowie eine starke Überrepräsentation von Nullen (Zero-Inflation) auf. Da parametrische Verfahren wie der t-Test eine Normalverteilung und endliche Varianz voraussetzen, sind sie für derartige Verteilungen unzulässig und würden zu stark verzerrten Ergebnissen führen. Aus diesem Grund kommt zur Überprüfung von Unterschieden zwischen den Netzwerken (H1, H2 und H4) der verteilungsfreie Mann-Whitney-U-Test zum Einsatz (Field, 2018). Indem dieses rangbasierte Verfahren die absoluten Werte in diskrete Rangfolgen überführt, limitiert es den mathematischen Einfluss extremer Ausreißer erheblich.

Um das verbleibende Artefakt der extremen Teststärke bei der gezogenen Stichprobe von $N = 1.000.000$ auszugleichen, erweist sich die bloße Angabe statistischer Signifikanz als unzureichend. Zwingend erforderlich ist stattdessen die zusätzliche Berechnung der Effektstärke (r) nach der Rank-Biserial-Methode (Kerby, 2014). Nur so lässt sich die tatsächliche Relevanz der gemessenen Unterschiede gemäß den etablierten Schwellenwerten von Cohen (1988) objektiv beurteilen.

Ebenso spezialisierte Werkzeuge erfordert die Überprüfung auf skalenfreie Netzwerkeigenschaften (H3). Eine einfache grafische Darstellung von Wahrscheinlichkeitsdichten in doppelt-logarithmischen Koordinatensystemen (Log-Log-Plot) erweist sich als fehleranfällig, da extreme

Ausreißer am Rand der Verteilung (Tail) starkes statistisches Rauschen erzeugen (Clauset et al., 2009). Als robusteres Substitut dient daher die komplementäre kumulative Verteilungsfunktion (CCDF). Weil die CCDF Wahrscheinlichkeiten iterativ aufsummiert, wirkt sie als mathematischer Tiefpassfilter, welcher das störende Rauschen im Tail glättet (Clauset et al., 2009). Da eine rein visuelle Inspektion jedoch nicht ausreicht, um ein Potenzgesetz formal zu belegen, kommt zur finalen Validierung der Log-Likelihood-Ratio-Test (\mathcal{R}) nach Clauset et al. (2009) zum Einsatz. Objektiv quantifiziert dieser Test, ob die empirischen Daten signifikant besser durch ein Power-Law oder durch eine Heavy-Tail-Alternative (wie etwa die Log-Normal-Verteilung) beschrieben werden (Clauset et al., 2009).

5 Implementierung der Data Ingestion & Transformation Pipeline

Dieses Kapitel dokumentiert die softwarearchitektonische Umsetzung der Datenerhebung und Datentransformation. Unter strikter Einhaltung der Separation of Concerns beschränkt sich die folgende Darstellung ausschließlich auf die Data Ingestion Pipeline. Aspekte der statistischen Modellierung oder Hypothesentestung sind von dieser Systemebene vollständig entkoppelt.¹

5.1 Architektur des Scrapers: Event-Driven vs. Polling

Grundsätzlich ist die Basisarchitektur des Collectors vollständig auf asynchrone, nicht-blockierende I/O-Operationen ausgelegt. Um den Python Global Interpreter Lock (GIL) bei netzwerkgebundenen Operationen zu umgehen, kommt die Event-Loop der `asyncio`-Bibliothek in Kombination mit `httpx.AsyncClient` zum Einsatz. In der Praxis ermöglicht dies die simultane Verwaltung tausender TCP-Verbindungen innerhalb eines einzigen Threads.

Aufgrund der unterschiedlichen Protokolle erfordert die Netzwerkanbindung eine strikte architektonische Trennung zwischen der kontinuierlichen initialen Datenerfassung (T_0) und den zeitgesteuerten Updates (T_1, T_2, T_3). Abbildung 1 visualisiert diese grundlegenden Datenflüsse und Systemgrenzen.

Initiale Ingestion (T_0) als Push-Architektur: Auf beiden Plattformen erfolgt die Erfassung neuer Beiträge ereignisgesteuert in Form eines Push-Modells. Für Bluesky wird hierbei eine persistente WebSocket-Verbindung über die `websockets`-Bibliothek genutzt. Anstatt den nativen Firehose (`com.atproto.sync.subscribeRepos`) zu konsumieren, welcher rohe DAG-CBOR-Daten liefert, greift die Pipeline gezielt auf *Jetstream* zurück. Jetstream agiert als hochoptimierter Relay-Dienst, der den Firehose serverseitig in einen leichtgewichtigen JSON-Stream konvertiert. Unmittelbar auf Socket-Ebene wird dieser Strom nach `commit`-Ereignissen der Collection `app.bsky.feed.post` gefiltert.

Demgegenüber wird für Mastodon der Streaming-Endpunkt des Fediverse-Relay-Servers *fedi.buzz*

¹Der vollständige Quellcode der asynchronen Ingestion-Pipeline sowie sämtliche statistischen Auswertungsskripte sind in einem öffentlichen Repository dokumentiert unter: <https://git.unibw.de/j23s0262/microblog-mining-thesis>

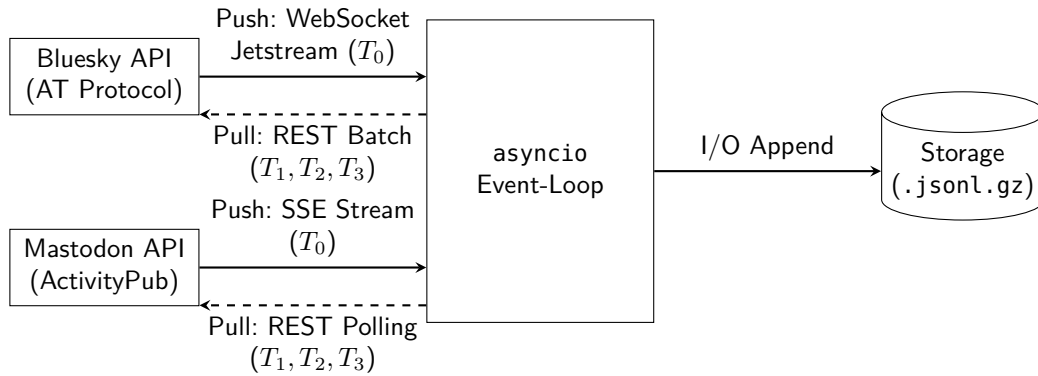


Abbildung 1: Architektur der Ingestion-Pipeline: Trennung der Push- und Pull-Paradigmata. Der zugrundeliegende TikZ-Code wurde unter inhaltlicher Vorgabe durch das generative KI-Modell Claude Opus 4.5 erstellt.

als primäre Datenquelle konsumiert (FediBuzz, 2026). Ein vorkonfigurierter `httpx.AsyncClient` hält den HTTP-Stream via Server-Sent Events (SSE) dauerhaft offen, sodass der Relay neue Events unidirektional an den Client pusht. Speichereffizient erfolgt die Verarbeitung der eintreffenden Chunks anschließend über den asynchronen Iterator `async for line in response.aiter_lines()`. Methodisch ist an dieser Stelle eine systematische Unschärfe zu dokumentieren: Da *fedi.buzz* Beiträge nicht exklusiv von Mastodon-Instanzen aggregiert, sondern von sämtlichen ActivityPub-kompatiblen Plattformen im Fediverse (unter anderem Pleroma, Misskey, Akkoma), enthält der resultierende Datensatz einen nicht exakt quantifizierbaren Anteil an externen Beiträgen. Für die vorliegende Analyse, welche primär auf Protokollebene (ActivityPub versus AT Protocol) operiert, stellt dies keine limitierende methodische Einschränkung dar. Bei einer potenziell softwarespezifischen Interpretation der Ergebnisse muss dieser Aspekt jedoch berücksichtigt werden.

Zeitgesteuerte Updates (T_1, T_2, T_3) als Pull-Architektur: Im starken Kontrast zur eventbasierten T_0 -Erfassung erfordern die longitudinalen Sättigungsmessungen ein gezieltes Polling im Rahmen eines Pull-Modells. Um die aktuellen Interaktionsmetriken zu beziehen, fragt der Collector die REST-Endpunkte der jeweiligen Plattformen für spezifische, bereits bekannte URIs iterativ ab.

Resilienz und Fehlerbehandlung: Da Netzwerk-Anomalien und API-Rate-Limits (HTTP-429) bei synchronen Reconnect-Versuchen in verteilten Systemen unweigerlich zum „Thundering Herd“-Problem und somit zu kaskadierenden Serverüberlastungen führen, implementiert die Pipeline ein adaptives Error-Handling. Mittels Exponential Backoff und stochastischem Jitter wird die Verzögerung bei Fehlversuchen exponentiell erhöht und mit einer zufälligen Varianz versehen, um Verbindungsaufbauten effektiv zu entzerren. Direkt auf Ebene des Transport Layer verhindern zudem explizite Connection-Limits (`httpx.Limits`), welche die maximale Anzahl an Keep-Alive- und simultanen Verbindungen restriktieren, eine Port-Exhaustion des

ausführenden Host-Systems.

5.2 Daten-Normalisierung: Das Unified Data Model

Um eine einheitliche Datenbasis zu schaffen, werden die empfangenen, stark heterogenen JSON-Payloads der Schnittstellen on-the-fly normalisiert und auf eine standardisierte `SocialPost`-Klasse gemappt. Bei Bluesky wird die proprietäre Identifikator-Struktur transformiert, indem die kanonische AT-URI per String-Interpolation aus der `did` (Decentralized Identifier) und dem `rkey` (Record Key) konstruiert wird. Bei Mastodon-Payloads erfolgt stattdessen eine serverseitige HTML-Bereinigung des Content-Bodys mittels deterministischer Regex-Muster.

Tabelle 1 dokumentiert den exakten Transformations- und Bereinigungsprozess der Rohdaten in das normalisierte Datenmodell.

Tabelle 1: Mapping und Bereinigung der Attribute in der Ingestion-Pipeline.

Quell-Feld (Raw)	Ziel-Feld (Model)	Verarbeitung / Privacy
<code>content / text</code>	<code>content_len</code>	Text wird gezählt, dann verworfen
<code>account.acct / did</code>	<code>author_hash</code>	SHA-256 + Salt (irreversibel)
<code>created_at</code>	<code>created_at</code>	Normalisierung auf UTC Timestamp
<code>avatar / display_name</code>	(Gelöscht)	<code>del key</code> (Löschen der Referenz aus Dictionary)

Privacy by Design: Entsprechend dem Prinzip der Datenminimierung operiert die Datenpipeline unter strengsten Datenschutzvorgaben. Unmittelbar nach dem Parsing wird der eigentliche Text-Body restlos aus dem Arbeitsspeicher verworfen; persistiert wird ausschließlich der numerische Wert der `content_length`. Sämtliche identifizierenden Attribute wie Klarnamen oder Handles werden an eine dedizierte `PrivacyHasher`-Klasse übergeben. Unter Verwendung eines statischen, umgebungsspezifischen Salts (aus der `.env`-Konfiguration) konvertiert diese Klasse die Daten mittels des SHA-256-Algorithmus in irreversible pseudonyme Hashes. Zusätzlich werden sensible Rohdaten (Personally Identifiable Information, PII) rekursiv über den Aufruf `del target[key]` aus den verschachtelten Dictionaries gelöscht, sodass sie zu keinem Zeitpunkt den I/O-Controller der Festplatte passieren.

Listing 1 visualisiert die strukturelle Implementierung des `SocialPost`-Objekts unter Einsatz speichereffizienter Sprachfeatures.

```

1 class SocialPost:
2     # __slots__ fuer RAM-Optimierung (kein __dict__ Overhead)
3     __slots__ = [
4         'uri', # Eindeutige ID (At-Uri oder URL)
5         'created_at', # ISO-8601 UTC Zeitstempel
6         'author_hash', # SHA-256 Hash des Users (Anonymisiert)
7         'content_len', # Nur Laenge des Textes (Integer)
8         'reply_count', # Metrik: Antworten
9         'repost_count', # Metrik: Weiterleitungen
10        'like_count' # Metrik: Favorisierungen
11    ]
12    # Beachten: 'content' (Text) und 'bio' werden NICHT gespeichert.

```

Listing 1: Die Klasse `SocialPost` (Unified Data Model).

Zeitsynchronisation: Um eine globale Vergleichbarkeit zu gewährleisten, werden sämtliche Ursprungszeitstempel (`created_at`) strikt auf den ISO-8601-Standard in der koordinierten Weltzeit (UTC) normalisiert. Während der longitudinalen Update-Zyklen injiziert das System zudem zwingend einen sekundengenauen `measured_at`-Zeitstempel. Dadurch lassen sich die Messpunkte der Kohorten (T_1, T_2, T_3) absolut unverfälscht dokumentieren und auftretende API-Latenzen präzise ausgleichen.

5.3 Herausforderungen & Optimierung (Ressourcen-Effizienz)

Das longitudinale Tracking von über 270 Millionen Beiträgen zwingt das System unweigerlich an physikalische Hardwaregrenzen, was aggressive Optimierungen im Memory- und Concurrency-Management erfordert.

Memory Management: Um den RAM-Footprint bei der Instanziierung von Millionen `SocialPost`-Objekten drastisch zu minimieren, kommt das Python-spezifische Feature `__slots__` in der Data Class zum Einsatz. Dies unterdrückt die Erstellung des dynamischen, hochgradig speicherintensiven `__dict__`-Mappings pro Instanz und reduziert den Overhead effektiv auf ein statisches Array von Pointern.

Echte Parallelität & Semaphore: Für die Aktualisierung der Interaktionsmetriken nutzt die Pipeline eine strikt parallelisierte Architektur (siehe Abbildung 2). Anstatt I/O-Coroutines sequenziell durch `await` innerhalb iterativer Schleifen zu blockieren, aggregiert das System alle erforderlichen Aufrufe als Task-Objekte. Diese werden anschließend via `await asyncio.gather(*tasks)` zur echt-parallelen Ausführung an die Event-Loop delegiert.

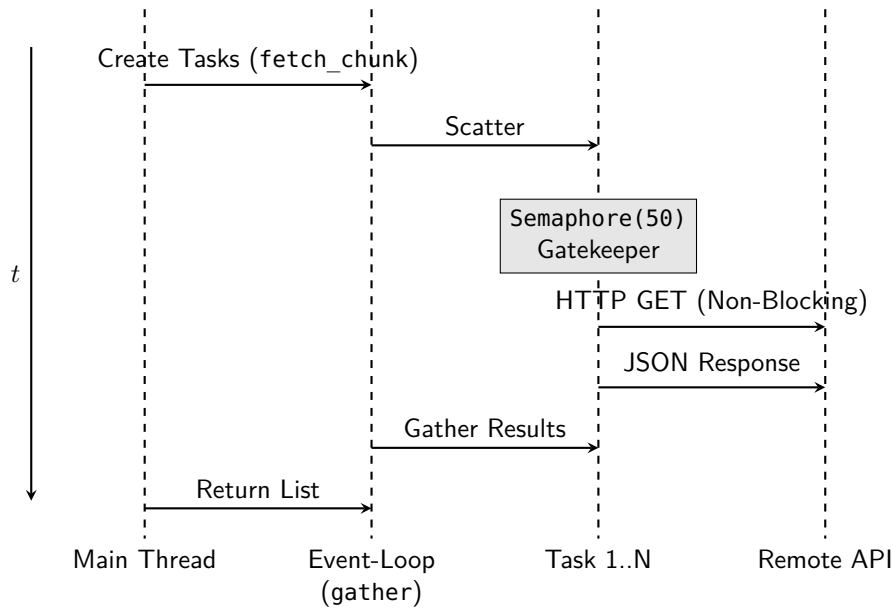


Abbildung 2: Sequenzdiagramm des Concurrency-Modells: Scatter-Gather und Semaphore-Blockade. Der zugrundeliegende TikZ-Code wurde unter inhaltlicher Vorgabe durch das generative KI-Modell Claude Opus 4.5 erstellt.

Für die Bluesky-API wird dabei ein striktes Batching angewandt: Mittels List-Comprehension packt das System maximal 25 URIs in einen einzigen HTTP-Aufruf, um das Rate-Limit zu respektieren. Mastodon-Updates werden hingegen durch eine Semaphore-Logik (`asyncio.Semaphore(50)`) reguliert. Der kritische Pfad ist so designt, dass dieses Lock ausschließlich die tatsächliche HTTP-I/O-Routine umschließt, wodurch exakt 50 Sockets simultan operieren, ohne die eigentliche Task-Generierung zu drosseln.

Lazy Loading & I/O-Sicherheit: Die massiven lokalen Rohdaten im `.jsonl.gz`-Format werden niemals als Ganzes in den Arbeitsspeicher geladen. Stattdessen werden sie über den nativen Iterator des `gzip`-Dateiobjekts (`with gzip.open(...)`) konsumiert. Da dieser Generator die Zeilen isoliert in den Speicher streamt, verbleibt die Speicherkomplexität beim Ingesting starr bei $\mathcal{O}(1)$. Zur Sicherung der Integrität bei plötzlichen Prozessabbrüchen persistiert der Collector die serialisierten Ergebnisse kontinuierlich im Append-Binary-Modus, wodurch ein Datenverlust laufender Batches architektonisch ausgeschlossen ist.

6 Ergebnisse der Hypothesenprüfung

In diesem Kapitel werden die quantitativen Resultate der empirischen Datenauswertung dokumentiert. Dabei verknüpft die Analyse die gemessenen Interaktionsmetriken direkt mit den in Kapitel 2 erörterten Distributionsmechanismen sowie den in Abschnitt 3.4 formal definierten Hypothesen. Grundlage der statistischen Prüfung ist das in Abschnitt 4.2 beschriebene Stratified Random Sample von $N = 500.000$ Beiträgen pro Plattform ($N_{\text{gesamt}} = 1.000.000$). Sämtliche Inferenztests folgen konsequent den in Abschnitt 4.3 begründeten nicht-parametrischen Verfahren.

Um das zentrale Ergebnis vorwegzunehmen: Die empirische Evidenz zeichnet ein äußerst differenziertes Bild. Während die Protokollarchitektur auf der Makro-Ebene (Sättigungsdynamik) einen signifikanten Steuerungseffekt in der theoretisch vorhergesagten Richtung entfaltet, zeigt die Diskursqualität auf der Mikro-Ebene einen signifikanten, aber theoretisch inversen Effekt. Hinsichtlich der Viralität lässt sich hingegen kein praktisch relevanter Unterschied feststellen.

6.1 Deskriptive Metadaten und Sampling

Hinsichtlich des untersuchten Gesamtkorpus umfasst die Datengrundlage sämtliche Beiträge, welche im Rahmen der in Kapitel 5 dokumentierten Ingestion-Pipeline erfasst wurden. Tabelle 2 veranschaulicht die deskriptiven Eckdaten der Grundgesamtheit vor dem Sampling.

Tabelle 2: Deskriptive Kennzahlen des erhobenen Gesamtkorpus.

Plattform	Erfasste Beiträge	Distinkte Autoren
Mastodon	25.637.720	214.181
Bluesky	246.961.492	2.826.025

Unmittelbar aus der architektonischen Differenz der Datenschnittstellen resultiert eine massive Diskrepanz in der absoluten Datenmenge um den Faktor ≈ 10 . Während das AT Protocol über den Firehose-Endpunkt einen globalen, unlimitierten Echtzeit-Stream sämtlicher öffentlicher Systemzustandsänderungen exponiert (Sahneh et al., 2024; The Bluesky Team, 2023b), erzwingt ActivityPub das iterative Polling isolierter Instanz-APIs. Folglich begrenzen Rate-Limits und die Fragmentierung der Serverlandschaft die erfassbare Datenmenge physikalisch hart (Jeong et al.,

2025; Mastodon gGmbH, 2024a). Um diese Asymmetrie für die nachfolgende Inferenzstatistik zu neutralisieren, greift die Auswertung auf die zuvor beschriebene stratifizierte Zufallsziehung von exakt $N = 500.000$ Beiträgen pro Plattform zurück.

Tabelle 3 fasst die deskriptiven Verteilungsparameter der beiden zentralen Mikro-Metriken im gezogenen Sample zusammen.

Tabelle 3: Deskriptive Statistik der Mikro-Metriken im Sample ($N = 500.000$ je Plattform).

Metrik	Plattform	\bar{x}	σ	Min	Q_{25}	Q_{50}	Q_{75}	Max
Reply Ratio	Mastodon	0,076	0,222	0,0	0,0	0,0	0,0	1,0
	Bluesky	0,133	0,276	0,0	0,0	0,0	0,079	1,0
Repost Count	Mastodon	0,624	9,043	0,0	0,0	0,0	0,0	1.418
	Bluesky	0,805	22,435	0,0	0,0	0,0	0,0	7.975

Als prägendes Merkmal beider Datensätze kristallisiert sich eine extreme Zero-Inflation heraus. Über beide Metriken und Plattformen hinweg verbleiben der Median (Q_{50}) sowie das 25. %-Quartil exakt bei null. Im Fall der Reply Ratio erreicht erst das 75. %-Quartil von Bluesky einen marginalen Wert von 0,079, wohingegen bei Mastodon auch Q_{75} den Nullpunkt nicht verlässt. Für die absolute Repost-Anzahl manifestiert sich dieses Bild symmetrisch durch $Q_{75} = 0,0$ auf beiden Plattformen. Weil die Standardabweichung den Mittelwert um ein Vielfaches übersteigt (Repost Count Bluesky: $\bar{x} = 0,805$, $\sigma = 22,435$), wird die massive Rechtsschiefe und die Dominanz vereinzelter Extremwerte messbar quantifiziert. Zusätzlich bestätigen die Maximalwerte (Bluesky: 7.975 Reposts, Mastodon: 1.418 Reposts) die Existenz seltener Ausreißer, welche zwar den Mittelwert verzerren, den Median jedoch völlig unbeeinflusst lassen.

Fundamental verletzt diese Verteilungsstruktur die Annahmen parametrischer Verfahren. Aus diesem Grund ist der konsequente Einsatz des rangbasierten Mann-Whitney-U-Tests sowie die Verwendung des Medians als robustes Lagemaß unerlässlich (Field, 2018). Um bei dem vorliegenden $N = 1.000.000$ die praktische Relevanz etwaiger Unterschiede fundiert beurteilen zu können, ergänzt die nachfolgende Hypothesenprüfung den p-Wert zwingend um die Effektstärke r nach der Rank-Biserial-Methode (Cohen, 1988; Kerby, 2014).

6.2 Mikro-Ebene: H1, Diskurs-Qualität (Reply Ratio)

Gemäß Hypothese H1 sollten die High-Friction-Affordanzen von Mastodon (darunter chronologische Feeds, Content Warnings und die fehlende algorithmische Empfehlung) durch eine erhöhte kognitive Reibung zu einem qualitativ intensiveren Diskurs führen. Operationalisiert wurde dies als eine signifikant höhere Reply Ratio (Leskovec et al., 2009; Vaca et al., 2014).

Aus dem Mann-Whitney-U-Test resultiert ein statistisch hochsignifikanter Unterschied hinsichtlich der Reply Ratio ($p < 0,001$) zwischen Mastodon ($Mdn = 0,0000$, $\bar{x} = 0,076$) und Bluesky ($Mdn = 0,0000$, $\bar{x} = 0,133$). Bei einer berechneten Effektstärke von $r = -0,1251$ indiziert das negative Vorzeichen, dass Bluesky stochastisch signifikant höhere Reply Ratios aufweist als Mastodon. Konträr zur postulierten Richtung von H1 widerspricht dieser Befund der Theorie fundamental. Nach den Konventionen von Cohen (1988) klassifiziert sich der Betrag ($|r| = 0,13$) als kleiner Effekt. Folglich wird H1 verworfen: Obwohl der gemessene Effekt signifikant ist, zeigt er eine stringente Evidenz in die entgegengesetzte Richtung.

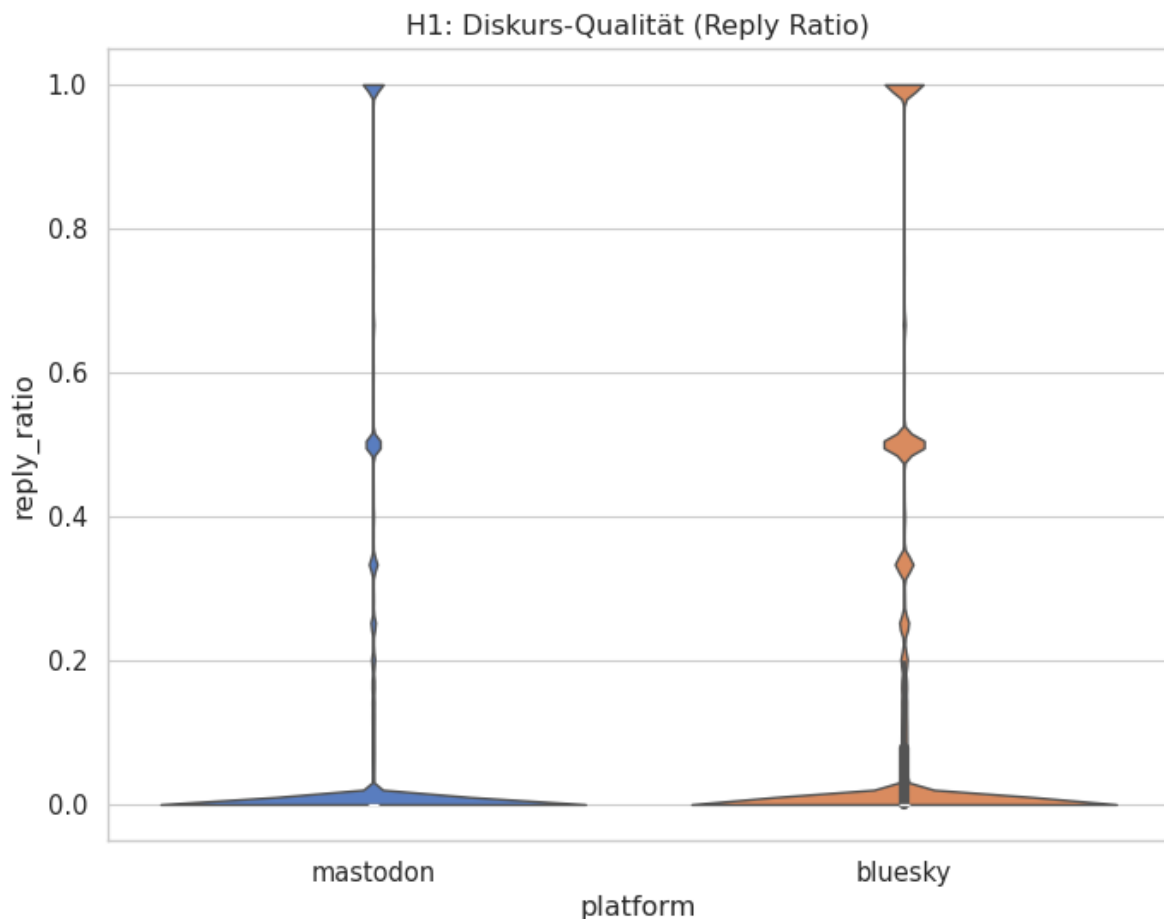


Abbildung 3: Violin-Plot der Reply Ratio (H1: Diskurs-Qualität) auf Mastodon und Bluesky.

Zur Veranschaulichung visualisiert Abbildung 3 diesen Befund. Auffällig zeigen beide Violin-Plots eine nahezu identische Morphologie, bei der sich die Dichteverteilung massiv im Nullbereich konzentriert. Obwohl sich der schmale, langgestreckte Hals beider Violinen bis zum Maximalwert 1,0 erstreckt, repräsentiert dieser Bereich eine verschwindend geringe Datendichte. Folglich stellen die vereinzelter Marker im oberen Wertebereich ($> 0,2$) reine statistische Ausreißer dar, die das robuste Lagemaß des Medians nicht verschieben.

Aufgrund der dominanten Zero-Inflation generiert die absolute Mehrheit aller Beiträge auf beiden Plattformen faktisch keinerlei Antworten. Demnach manifestiert sich der signifikante Unterschied nicht im Median selbst, sondern in der abweichenden Verteilungsform. Weil Bluesky im oberen Quartil eine breitere Streuung aufweist ($Q_{75} = 0,079$ im Vergleich zu $0,0$), wird der rangbasierte Effekt mathematisch erzeugt. Dass Bluesky den Diskurs stärker fördert als Mastodon, widerlegt die theoretische Erwartung einer durch High-Friction induzierten Diskursintensivierung empirisch.

6.3 Mikro-Ebene: H2, Viralität (Repost Count)

Analog dazu postulierte Hypothese H2, dass das Low-Friction-Design von Bluesky (gekennzeichnet durch Ein-Klick-Reposts und algorithmische Feeds) eine signifikant höhere virale Reichweitenverbreitung erzeugt (Alshaabi et al., 2021). Operationalisiert wurde dies als höhere absolute Repost-Anzahl pro Originalbeitrag. Für diese Annahme liefern die Daten jedoch keinen praktisch relevanten Beleg.

Zwar ergibt der Mann-Whitney-U-Test bezüglich der Repost-Viralität einen statistisch signifikanten Unterschied ($p < 0,001$) zwischen Mastodon ($Mdn = 0,0000$, $\bar{x} = 0,624$) und Bluesky ($Mdn = 0,0000$, $\bar{x} = 0,805$), jedoch fällt die Effektstärke mit $r = +0,0184$ marginal aus. Nach den etablierten Kriterien von Cohen (1988) ist dieser Wert als absolut vernachlässigbar einzustufen ($|r| < 0,1$). Letztlich stellt die statistische Signifikanz hier lediglich ein mathematisches Artefakt der extremen Stichprobengröße ($N = 1.000.000$) dar, welche selbst triviale Rangverschiebungen fälschlicherweise als signifikant detektiert (Field, 2018). Weil die Protokollarchitektur keinen praktisch relevanten Einfluss auf das virale Mikro-Verhalten ausübt, wird H2 verworfen.

Strukturell deckungsgleich mit den Befunden aus H1 kollabieren auch die Violin-Plots des Repost Count (Abbildung 4) im Nullbereich. Erst die logarithmisch skalierte Darstellung der absoluten Repost-Zahlen (Abbildung 5) offenbart die Existenz extremer Ausreißer. Auf Bluesky erreichen diese Spitzenwerte von $> 10^3$ (Maximum: 7.975), wohingegen Mastodon bei einem lokalen Maximum von 1.418 limitiert ist. Zwar verschieben diese Ausreißer den Mittelwert (Bluesky: $\bar{x} = 0,805$ gegenüber Mastodon: $\bar{x} = 0,624$), sie verändern die zentrale Tendenz des Medians jedoch in keiner Weise.

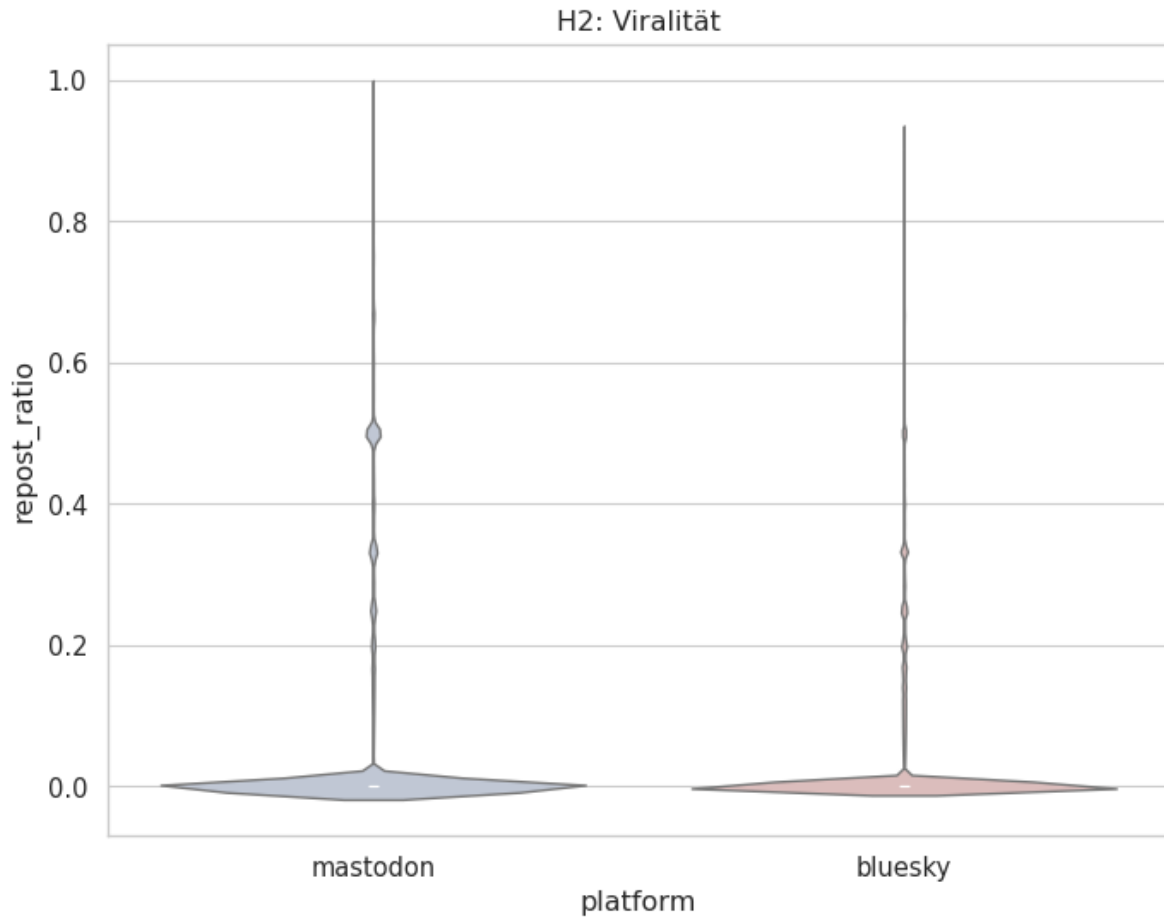


Abbildung 4: Violin-Plot des Repost Count (H2: Viralität) auf Mastodon und Bluesky.

Durch die plattformübergreifende Konvergenz der Mediane bei exakt null wird empirisch belegt, dass Weiterleitungen ein seltenes Randphänomen darstellen und die breite Masse der Beiträge isoliert verbleibt. Tabelle 4 fasst die inferenzstatistischen Ergebnisse der Mikro-Ebene gebündelt zusammen.

Tabelle 4: Inferenzstatistik der Mikro-Ebene (Mann-Whitney-U-Test, $N = 500.000$ je Gruppe).

Hypothese	Mdn_M	Mdn_B	p	r	Entscheidung
H1: Reply Ratio	0,0000	0,0000	< 0,001	-0,1251	H_1 verworfen (inverse Richtung)
H2: Repost Count	0,0000	0,0000	< 0,001	+0,0184	H_2 verworfen (Effekt vernachlässigbar)

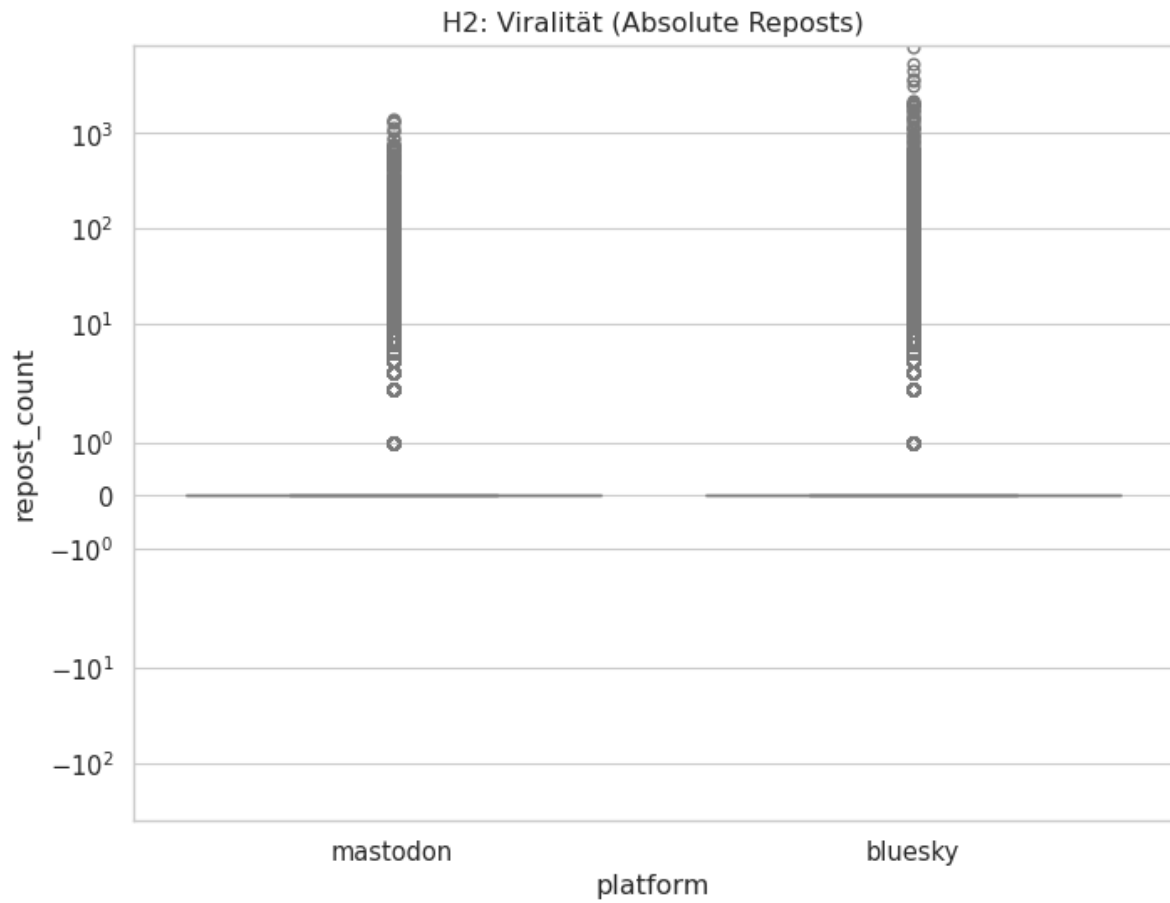


Abbildung 5: Stripplot der absoluten Repost-Anzahl pro Beitrag (symmetrische logarithmische Skalierung).

6.4 Makro-Ebene Topologie: H3, Zentralisierung (Power-Law-Analyse)

Bezüglich der Zentralisierung (H3) bestand die theoretische Annahme, dass die globale Indexierung und algorithmische Kuration des AT Protocols eine signifikant stärkere Reichweitenkonzentration erzeugt. Abgebildet werden sollte dies als flacher abfallender Fat-Tail in der komplementären kumulativen Verteilungsfunktion (CCDF) der aggregierten Interaktionen (Barabási, 2009; Clauset et al., 2009). Durch die formale Überprüfung mittels des Log-Likelihood-Ratio-Tests nach Clauset et al. (2009) wird die Annahme eines reinen, architekturübergreifenden Potenzgesetzes jedoch empirisch widerlegt.

6.4.1 Visuelle Inspektion der CCDF

Visuell illustriert Abbildung 6 den doppelt-logarithmischen CCDF-Plot beider Plattformen. Im Bereich geringer Interaktionszahlen ($x < 100$) verlaufen die empirischen Kurven nahezu parallel, wobei Bluesky (blaue Kurve) eine leicht höhere Überlebenswahrscheinlichkeit demonstriert. Bei $x = 100$ Interaktionen verbleiben auf Bluesky $P(X \geq 100) \approx 1,17\%$ der Beiträge oberhalb dieser definierten Schwelle, wohingegen Mastodon lediglich einen Wert von $P(X \geq 100) \approx 0,55\%$ erreicht. Entsprechend wird die 1%-Schwelle der CCDF bei Bluesky erst bei $x \approx 114$ Interaktionen unterschritten, bei Mastodon hingegen bereits deutlich früher bei $x \approx 63$.

Deutlich divergieren die Kurven hingegen im extremen Tail. Während die empirische Verteilung von Mastodon bei $x \approx 3.300$ Interaktionen endgültig abbricht, erstreckt sich die Bluesky-Kurve massiv weiter bis $x \approx 37.700$ Interaktionen. Ab einem Bereich von $x > 1.000$ weicht diese Kurve zudem sichtbar vom linearen Fit ab und verläuft flacher als das berechnete Potenzgesetz. Weil beide Fit-Kurven (gestrichelt) im mittleren und oberen Tail die empirischen Daten verfehlen, deutet bereits die optische Inspektion auf eine unvollständige Passung des klassischen Power-Law-Modells hin.

6.4.2 Formale Überprüfung: Log-Likelihood-Ratio-Test

Zur formalen Überprüfung liefert die Power-Law-Schätzung nach der Maximum-Likelihood-Methode (Clauset et al., 2009) die in Tabelle 5 zusammengefassten Parameter. Der angewandte Log-Likelihood-Ratio-Test (\mathcal{R}) quantifiziert dabei die relative Güte des Power-Law-Fits gegenüber der Heavy-Tail-Alternative einer Log-Normal-Verteilung. Hierbei indiziert ein negativer \mathcal{R} -Wert eine stochastische Präferenz der Daten für das Log-Normal-Modell, während der assoziierte p-Wert die statistische Signifikanz dieser Präferenz absichert.

Weil für beide Plattformen der Log-Likelihood-Ratio negativ ausfällt (Mastodon: $\mathcal{R} = -1,2510$;

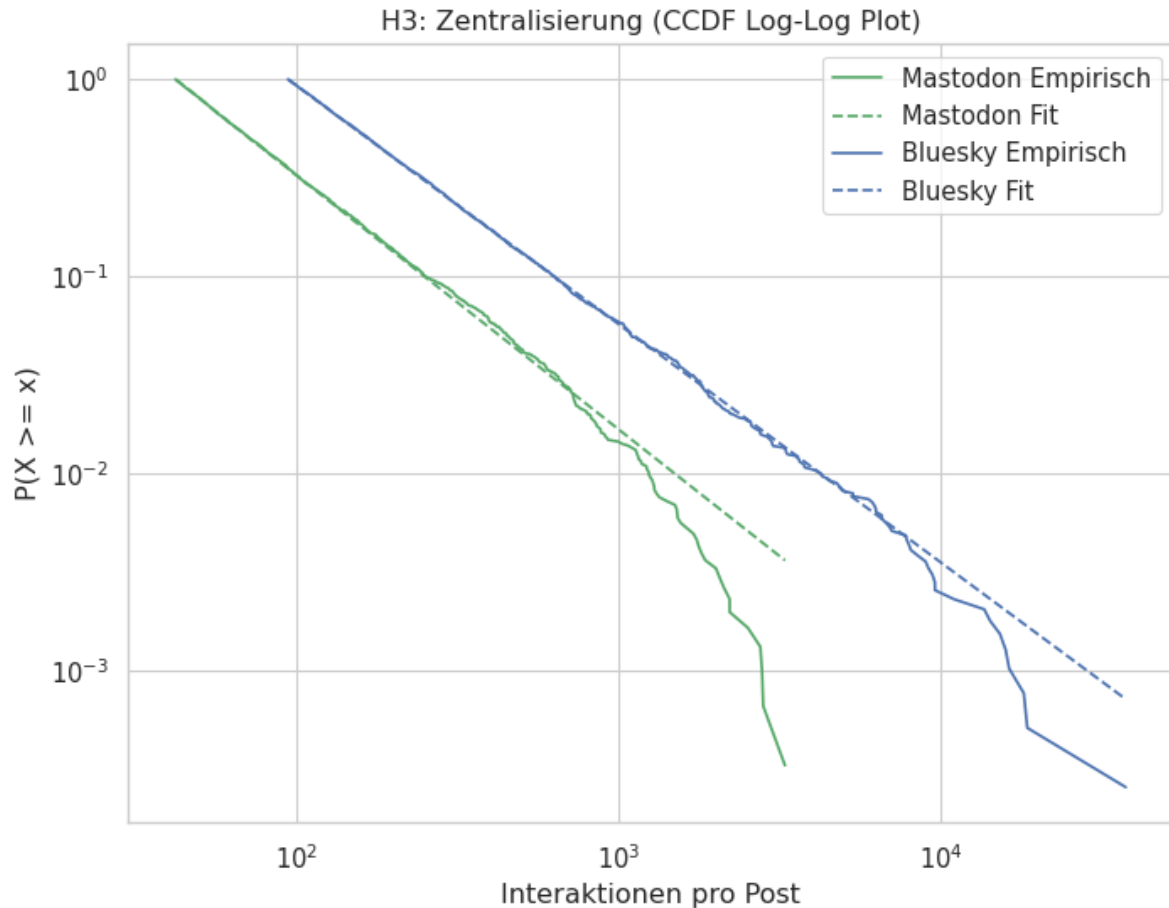


Abbildung 6: CCDF der aggregierten Interaktionen pro Beitrag (Log-Log-Plot) mit Power-Law-Fit nach Clauset et al. (2009).

Bluesky: $\mathcal{R} = -0,6319$), werden die empirischen Daten tendenziell besser durch eine Log-Normal-Verteilung beschrieben als durch ein reines Potenzgesetz. Da die assoziierten p-Werte (Mastodon: $p = 0,211$; Bluesky: $p = 0,528$) jedoch das konventionelle Signifikanzniveau deutlich überschreiten, ist die festgestellte Präferenz für das Log-Normal-Modell statistisch nicht haltbar. Folglich verbleibt der Verteilungsvergleich für beide Netzwerke formal in einem uneindeutigen Zustand.

6.4.3 Ergebnis

Mathematisch liegen die geschätzten Exponenten ($\hat{\alpha}_M = 2,29$ gegenüber $\hat{\alpha}_B = 2,21$) beide im für soziale Netzwerke typischen Intervall von $2 < \gamma < 3$ (Barabási, 2016). Dabei indiziert der niedrigere Exponent von Bluesky prinzipiell einen ausgeprägteren Fat-Tail, was durch den maximalen Interaktionswert quantitativ gestützt wird (Bluesky: ≈ 37.700 vs. Mastodon: ≈ 3.300).

Tabelle 5: Power-Law-Parameter und Log-Likelihood-Ratio-Test (Power-Law vs. Log-Normal).

Plattform	x_{\min}	$\hat{\alpha}$	\mathcal{R}	p_{dist}
Mastodon	42	2,2860	-1,2510	0,211
Bluesky	94	2,2079	-0,6319	0,528

Trotz dieser deskriptiven Divergenz scheitert die Annahme an der formalen inferenzstatistischen Prüfung. Weil der Log-Likelihood-Ratio-Test für keine der beiden Plattformen eine signifikante Entscheidung zwischen Power-Law und Log-Normal erlaubt ($p > 0,05$), lässt sich eine formale Skalenfreiheit im Sinne von Clauset et al. (2009) nicht bestätigen. Aus diesem Grund wird die Nullhypothese einer Gleichverteilung der Modellgüte beibehalten und H3 bezüglich der postulierten Skalenfreiheit verworfen. Die visuell erkennbare Asymmetrie im Fat-Tail bleibt somit lediglich als deskriptiver Hinweis bestehen, ohne einen statistisch gesicherten Unterschied in der formalen Verteilungsklasse zu konstituieren.

6.5 Makro-Ebene Dynamik: H4, Sättigung

Abschließend postulierte Hypothese H4, dass die algorithmische Feed-Kuration von Bluesky den Interaktionslebenszyklus von Beiträgen verlängert, wodurch das Sättigungsplateau signifikant später erreicht wird als auf Mastodon mit dessen chronologischer Sortierung (Pfeffer et al., 2023; Sahneh et al., 2024). Als Metrik fungiert das Sättigungs-Delta (Δ_{Sat}). Dieses operationalisiert das relative Restwachstum der Interaktionen zwischen T_1 (1 Stunde) und T_3 (7 Tage), normiert auf das Gesamtvolumen bei T_3 .

Aus dem Mann-Whitney-U-Test resultiert ein statistisch hochsignifikanter Unterschied im Sättigungs-Delta ($p < 0,001$) zwischen Mastodon ($Mdn = 0,0000$, $\bar{x} = 0,126$) und Bluesky ($Mdn = 0,0000$, $\bar{x} = 0,259$). In Verbindung mit einer Effektstärke von $r = -0,1794$ belegt das negative Vorzeichen stochastisch höhere Sättigungs-Deltas auf Bluesky. Das Netzwerk akkumuliert demnach einen signifikant größeren Anteil der Interaktionen erst nach Ablauf der ersten Stunde. Eingeordnet nach Cohen (1988) klassifiziert sich der Wert als kleiner Effekt ($0,1 \leq |r| < 0,3$). Somit wird H4 bestätigt: Obwohl der Effekt gering ausfällt, verlängert die algorithmische Feed-Kuration von Bluesky den Interaktionslebenszyklus messbar gegenüber der chronologischen Sortierung von Mastodon.

Tabelle 6 dokumentiert dieses relative Interaktionswachstum über die longitudinalen Messpunkte detailliert.

Tabelle 6: Relatives kumulatives Interaktionswachstum über die Messpunkte T_0 bis T_3 .

Plattform	T_0 (Start)	T_1 (1 h)	T_2 (24 h)	T_3 (7 d)
Mastodon	0,00	0,440	0,941	1,000
Bluesky	0,00	0,391	0,953	1,000

Ergänzend illustrieren die Sättigungskurven in Abbildung 7 die zeitliche Dynamik beider Systeme. Exakt eine Stunde nach Veröffentlichung (T_1) hat Mastodon bereits 44,0 % des Gesamtinteraktionsvolumens akkumuliert, wohingegen Bluesky bei 39,1 % verbleibt. Durch diesen Vorsprung von 4,9 Prozentpunkten wird die schnellere initiale Sättigung des chronologischen Feeds deutlich dokumentiert. Bei T_2 (24 Stunden) nähern sich die Kurven an (Mastodon: 94,1 %, Bluesky: 95,3 %), bis sie bei T_3 (7 Tage) trivialerweise im finalen Sättigungsplateau von 100 % konvergieren.

Tabelle 7 führt ergänzend die korrespondierenden absoluten Interaktionssummen im Sample auf.

Zwar belegen die absoluten Zahlen ein signifikant höheres Gesamtinteraktionsvolumen auf Bluesky (Faktor $\approx 2,7$ bei T_3), für den inferenzstatistischen Test auf Mikro-Ebene ist jedoch alleinig die divergierende relative Sättigungsdynamik pro Einzelbeitrag entscheidend ($p < 0,001$,

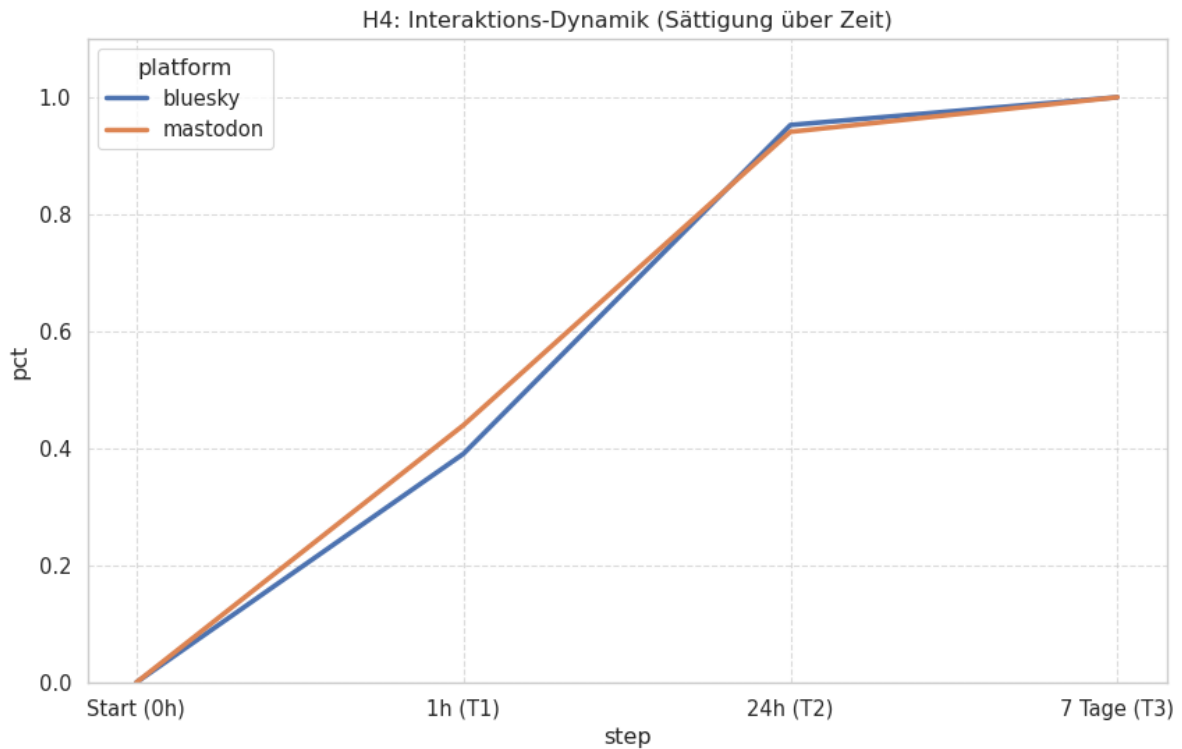


Abbildung 7: Zeitliche Sättigungsdynamik: Relatives kumulatives Interaktionswachstum von T_0 bis T_3 .

Tabelle 7: Absolute Interaktionssummen über die longitudinalen Messpunkte (Sample, $N = 500.000$ je Plattform).

Plattform	T_1 (1 h)	T_2 (24 h)	T_3 (7 d)
Mastodon	523.167	1.119.855	1.190.253
Bluesky	1.265.950	3.086.776	3.240.585

$r = -0,18$). Da Mastodon bei T_1 extrem schnell sättigt, generiert Bluesky den Hauptteil seiner Interaktionen deutlich verzögert. Dies stützt die theoriegeleitete Annahme, dass algorithmische Kuratation den Interaktionslebenszyklus ausdehnt.

Bemerkenswert bleibt, dass auf beiden Netzwerken $> 94\%$ aller Interaktionen innerhalb der ersten 24 Stunden vollständig abgeschlossen sind. Demnach manifestiert sich der signifikante Unterschied in der Dynamik primär im kritischen Zeitfenster von T_0 bis T_1 (erste Stunde) und eben nicht in einer Langzeitdiffusion über mehrere Tage.

6.6 Synthese der Ergebnisse

Kompakt fasst Tabelle 8 die Testentscheidungen für alle vier untersuchten Hypothesen zusammen.

Tabelle 8: Zusammenfassung der Hypothesenprüfung.

Hypothese	p	Effekt	Ebene	Entscheidung
H1 Diskurs (Reply Ratio)	$< 0,001$	$r = -0,13$	Mikro	Verworfen (inverse Richtung)
H2 Viralität (Repost Count)	$< 0,001$	$r = +0,02$	Mikro	Verworfen (Effekt vernachlässigbar)
H3 Zentralisierung (Power-Law)	$> 0,05$	entfällt	Makro	H_0 beibehalten
H4 Sättigung (Δ_{Sat})	$< 0,001$	$r = -0,18$	Makro	H_4 bestätigt (kleiner Effekt)

Insgesamt zeigt die empirische Evidenz ein hochgradig differenziertes Bild, bei dem drei der vier Hypothesen verworfen und lediglich eine bestätigt wird.

Auf der Mikro-Ebene erweist sich H1 (Reply Ratio) zwar als statistisch signifikant ($p < 0,001$), weist jedoch eine Evidenz in die exakt entgegengesetzte Richtung auf: Entgegen der Theorie fördert Bluesky eine höhere Reply Ratio als Mastodon ($r = -0,13$, kleiner Effekt). Ebenso erreicht H2 (Viralität) die formale statistische Signifikanz ($p < 0,001$), generiert jedoch eine absolut vernachlässigbare Effektstärke ($r = +0,02$). Bemerkenswert ist dabei die plattformübergreifende Tatsache, dass die Mediane beider Gruppen sowohl für die Reply Ratio als auch für den Repost Count identisch bei exakt null verbleiben ($Q_{50} = 0,0$).

Auf der Makro-Ebene präsentiert die Topologie-Analyse (H3) starke deskriptive Unterschiede in den Exponenten ($\hat{\alpha}_B = 2,21$ gegenüber $\hat{\alpha}_M = 2,29$) sowie in der maximalen Reichweite (≈ 37.700 vs. ≈ 3.300 Interaktionen). Weil der Log-Likelihood-Ratio-Test jedoch für keine der beiden Plattformen eine signifikante Entscheidung zwischen Power-Law und Log-Normal erlaubt ($p_M = 0,211$; $p_B = 0,528$), muss die Existenz skalenfreier Netze verworfen werden. Einzig die Sättigungsdynamik (H4) lässt sich empirisch sauber bestätigen: Messbar und signifikant akkumuliert Bluesky deutlich mehr Interaktionen nach der ersten Stunde als Mastodon ($p < 0,001$, $r = -0,18$, kleiner Effekt).

7 Diskussion und Fazit

Basierend auf der empirischen Evidenz aus $N = 1.000.000$ analysierten Beiträgen erfordert die vorliegende Arbeit eine differenzierte Revision der theoretischen Vorannahmen. Während von den vier in Abschnitt 3.4 formulierten Hypothesen eine bestätigt wird (H4), wird eine weitere durch signifikante Gegenevidenz falsifiziert (H1). Zugleich muss eine Hypothese mangels praktischer Relevanz verworfen werden (H2), wohingegen die verbleibende Annahme aufgrund formaler Uneindeutigkeit nicht entscheidbar ist (H3; vgl. Tabelle 8). Zwar entfalten die Protokollarchitekturen von ActivityPub und dem AT Protocol auf der Makro-Ebene (Sättigungsdynamik) messbare Steuerungseffekte. Auf der Mikro-Ebene des individuellen Interaktionsverhaltens scheitern sie jedoch an der habitualisierten Passivität der Nutzerbasis oder wirken – wie im Fall der Reply Ratio – in eine theoretisch unerwartete Richtung. Abschließend interpretiert dieses Kapitel die deskriptiven und inferenzstatistischen Befunde aus Kapitel 6 theoriegeleitet, benennt die methodischen Grenzen der Untersuchung und leitet daraus zwingende Anforderungen an die zukünftige Forschung ab.

7.1 Die Ohnmacht der Affordanzen (H1 und H2)

Zunächst konstruierten die Kapitel 2 und 3 ein Erklärungsmodell, das auf einer klaren Dichotomie basiert. Dabei implementiert Mastodon High-Friction-Affordanzen (chronologische Feeds, Content Warnings, fehlende algorithmische Empfehlung), welche reflexives Verhalten im Sinne von System 2 fördern und den Diskurs qualitativ intensivieren sollten (Jesse & Jannach, 2021; Ruiz et al., 2024). Im fundamentalen Gegensatz dazu nutzt Bluesky Low-Friction-Affordanzen (Ein-Klick-Repост, algorithmische Feeds, globale Indexierung) zur Begünstigung heuristischen Verhaltens nach System 1, was eine virale Verbreitung beschleunigen sollte (Alshaabi et al., 2021; Sahneh et al., 2024). Durch die empirische Evidenz wird dieses Modell auf der Mikro-Ebene jedoch weitgehend falsifiziert, während es auf der Makro-Ebene (H4) partielle Bestätigung findet.

Hinsichtlich H1 (Reply Ratio) liegen die Mediane beider Plattformen zwar identisch bei null ($Mdn = 0,0000$), doch der Mann-Whitney-U-Test detektiert einen signifikanten Unterschied in der Gesamtverteilung ($p < 0,001$, $r = -0,13$; vgl. Tabelle 4). Entgegen der theoretischen Vorhersage weist Bluesky eine höhere Reply Ratio auf als Mastodon ($\bar{x}_B = 0,133$ gegenüber

$\bar{x}_M = 0,076$). Jene Low-Friction-Affordanzen von Bluesky, die theoretisch virale Verbreitung auf Kosten des Diskurses begünstigen sollten, fördern empirisch also auch die diskursive Interaktion. Als mögliche Erklärung fungiert hierbei die algorithmische Sichtbarkeit: Da Beiträge, die bereits Antworten generiert haben, durch den Discover-Feed priorisiert werden, entsteht ein sich selbst verstärkender Zyklus, der auf Mastodon mangels algorithmischer Kuration schlichtweg nicht existiert. Bezüglich H2 (Repost Count) fällt die Effektstärke derweil derart vernachlässigbar aus ($r = +0,02$), dass die theoretisch postulierten Steuerungseffekte der Plattformarchitektur auf das virale Mikro-Verhalten in den Daten schlicht nicht nachweisbar sind.

Verantwortlich für diese Wirkungslosigkeit ist jedoch kein Designfehler der Plattformen, sondern die strukturelle Zusammensetzung der Nutzerbasis. Jene Zero-Inflation, die beide Datensätze dominiert ($Q_{50} = 0,0$ und $Q_{75} = 0,0$ für den Repost Count auf beiden Plattformen; vgl. Tabelle 3), stellt kein statistisches Artefakt dar. Vielmehr ist sie die quantitative Manifestation der Participation Inequality, welche van Mierlo (2014) als 90-9-1-Regel formalisiert: In typischen Online-Gemeinschaften konsumieren 90 % der Nutzer rein passiv, 9 % interagieren gelegentlich, und lediglich eine Minorität von 1 % erzeugt den Großteil der Inhalte. Anhand der vorliegenden Daten wird dieses Ungleichgewicht sogar noch verschärft. Die durchgängigen Mediane bei null über sämtliche Interaktionsmetriken hinweg indizieren, dass die aktive Minderheit hier noch geringer ausfällt, als das klassische 90-9-1-Modell prognostiziert.

Folglich stellt diese Passivität keinen Effekt der dezentralen Architektur dar, sondern eine Eigenschaft, die extern erlernt und auf die neuen Systeme übertragen wird. So belegen Jeong et al. (2024), dass Nutzer, die von Twitter zu Mastodon migrierten, auf der neuen Plattform deutlich weniger Reaktionen (Likes, Replies) generieren als auf ihrer Ursprungsplattform. Demnach verändert die Migration zwar den technischen Kontext, nicht aber das grundlegende Verhalten. Jene kognitive Trägheit (Karahanna et al., 2018; Zhao et al., 2013), die über ein Jahrzehnt kommerzieller Plattformnutzung sedimentiert ist, erweist sich somit als architektonisch invariant. Kein Protokolldesign, ob Push-basiert (ActivityPub) oder Sync-basiert (AT Protocol), ist in der Lage, die habitualisierten Interaktionsmuster der breiten Masse zu revidieren. Die Prämisse, dass Interface-Affordanzen das Nutzerverhalten auf der Mikro-Ebene zielgerichtet in die theoretisch postulierte Richtung steuern, ist für den Kontext förderierter Netzwerke damit empirisch widerlegt. Dennoch verdeutlicht die signifikante inverse Richtung bei H1, dass Affordanzen durchaus wirken – allerdings über Mechanismen, die das bisherige Erklärungsmodell schlicht nicht erfasst.

7.2 Das Paradoxon der Dezentralisierung (H3 und H4)

7.2.1 Sättigung (H4): Die Kurzatmigkeit der Aufmerksamkeit

Bezüglich der zeitlichen Dynamik postulierte Hypothese H4, dass die algorithmische Feed-Kuration von Bluesky den Interaktionslebenszyklus von Beiträgen gegenüber der chronologischen Sortierung von Mastodon signifikant verlängert (Pfeffer et al., 2023; Sahneh et al., 2024). Durch die empirischen Daten wird diese Annahme klar bestätigt. So akkumuliert Bluesky in der ersten Stunde (T_1) lediglich 39,1 % des Gesamtinteraktionsvolumens, wohingegen Mastodon bereits 44,0 % erreicht. Auf Ebene der Einzelbeiträge detektiert der Mann-Whitney-U-Test folgerichtig einen signifikanten Unterschied im Sättigungs-Delta ($p < 0,001$, $r = -0,18$, kleiner Effekt; vgl. Tabelle 6). Bluesky generiert demnach einen signifikant größeren Anteil seiner Interaktionen erst nach Ablauf der initialen Stunde.

Da Bluesky über seine AppView-Architektur und nutzergenerierte Feeds eine algorithmische Priorisierung älterer Inhalte ermöglicht (Quelle & Bovet, 2025; The Bluesky Team, 2023b), schlägt sich dies in einer messbaren, wenngleich überschaubaren Verlängerung der Aufmerksamkeitsspanne nieder. Durch dieses Ergebnis werden die Befunde von Pfeffer et al. (2023) zur Halbwertszeit digitaler Inhalte entscheidend differenziert: Zwar bleibt die Kurzlebigkeit eine plattformübergreifende Grundtendenz der digitalen Aufmerksamkeitsökonomie (boyd danah, 2011; Castells, 2009), doch kann eine algorithmische Kuration die Sättigungsgeschwindigkeit signifikant modulieren. Konkret bleibt dieser Effekt allerdings auf das Zeitfenster T_0 bis T_1 (erste Stunde) begrenzt, da beide Plattformen spätestens bei T_2 (24 Stunden) bei $> 94\%$ Sättigung konvergieren.

7.2.2 Zentralisierung (H3): Das Scheitern des reinen Potenzgesetzes

Hinsichtlich der topologischen Zentralisierung postulierte Hypothese H3 eine formale Skalenfreiheit der Interaktionsverteilungen im Sinne von Clauset et al. (2009). Ein signifikant flacherer Fat-Tail auf Bluesky sollte dabei als Indikator für eine stärkere Zentralisierung dienen. Da der Log-Likelihood-Ratio-Test jedoch für keine der beiden Plattformen eine signifikante Entscheidung zwischen Power-Law und Log-Normal liefert (Mastodon: $\mathcal{R} = -1,25$, $p = 0,211$; Bluesky: $\mathcal{R} = -0,63$, $p = 0,528$; vgl. Tabelle 5), ist ein reines Potenzgesetz statistisch nicht belegbar. Folglich wird H3 bezüglich der postulierten formalen Skalenfreiheit verworfen.

Analytisch erweist sich dieses Negativergebnis jedoch als überaus aufschlussreich. Auf beiden Plattformen indiziert die negative Richtung des Log-Likelihood-Ratios ($\mathcal{R} < 0$) eine tendenzielle Überlegenheit der Log-Normal-Verteilung gegenüber dem Power-Law. Bemerkenswert ist dabei, dass der Betrag des Ratios für Bluesky ($|\mathcal{R}| = 0,63$) deutlich geringer ausfällt als für Mastodon ($|\mathcal{R}| = 1,25$), gepaart mit einem zugleich höheren p-Wert (0,528 gegenüber 0,211). Folglich ist die

Differenzierung zwischen den Verteilungsklassen für Bluesky besonders schwach ausgeprägt. Weil sich eine Log-Normal-Verteilung durch einen schneller abfallenden Tail im extremen Wertebereich von einem Potenzgesetz unterscheidet, ist die Wahrscheinlichkeit absoluter Interaktionsmonopole durch einzelne Super-Hubs weitaus geringer, als ein reines Power-Law prognostizieren würde (Clauset et al., 2009). Gestützt wird diese Einordnung durch die deskriptiven Daten: Die CCDF von Bluesky (vgl. Abbildung 6) weicht im oberen Tail ($x > 1.000$) sichtbar vom linearen Power-Law-Fit ab und fällt steiler. Anstatt die Reichweite nach dem „Winner-Takes-It-All“-Prinzip zu monopolisieren, streut das System stochastisch in eine breitere Mittelschicht von Beiträgen.

Demgegenüber resultiert die statistische Uneindeutigkeit für Mastodon aus einem fundamental anderen Mechanismus. Weil die Instanz-Isolation von ActivityPub die Reichweite physikalisch auf die Servergrenzen der jeweiligen Föderation begrenzt (Jeong et al., 2025; La Cava et al., 2021), kann sich ein globaler Fat-Tail unter dieser Architektur überhaupt nicht ausbilden. Letztlich ist der Datensatz lediglich das Produkt vieler lokaler, fragmentierter Teilnetzwerke. Die Uneindeutigkeit des Verteilungstests spiegelt somit keine bestimmte Verteilungsform wider, sondern die topologische Fragmentierung des Netzwerks selbst.

Dennoch dokumentieren die Exponenten ($\hat{\alpha}_B = 2,21$ gegenüber $\hat{\alpha}_M = 2,29$) und die maximalen Interaktionswerte (≈ 37.700 vs. ≈ 3.300) eine unübersehbare deskriptive Divergenz. Diese Asymmetrie lässt sich jedoch nicht ausschließlich auf die Netzwerktopologie reduzieren, sondern muss zwingend im Kontext der massiven Diskrepanz der aktiven Nutzerbasis interpretiert werden. Zum Zeitpunkt der Erhebung verfügte Bluesky über geschätzte 10 bis 20 Millionen monatlich aktive Nutzer (MAU) bei 41,4 Millionen registrierten Accounts (Bluesky Social PBC, 2026; TechCrunch, 2026a). Im selben Zeitraum verzeichnete Mastodon lediglich ca. 785.000 MAU (FediDB, 2026; TechCrunch, 2026b). Das daraus resultierende MAU-Verhältnis vom Faktor ≈ 15 bis 25 relativiert die beobachtete Divergenz der Maximalwerte (Faktor ≈ 11) erheblich: Zu einem substanziellen Anteil ist der längere Tail auf Bluesky schlicht ein banaler Skaleneffekt der größeren Nutzerpopulation und nicht alleinig ein Produkt algorithmischer Reichweitenkonzentration. Wäre die Nutzerbasis hypothetisch identisch, fiel die topologische Divergenz voraussichtlich deutlich geringer aus.

Zusätzlich befanden sich beide Plattformen zum Erhebungszeitpunkt in einer Konsolidierungsphase. Trotz weiterhin wachsender Registrierungszahlen verzeichnete Bluesky einen Rückgang der täglichen Nutzungsintensität (DAU) von ca. 40 % im Jahresvergleich (TechCrunch, 2026a). Nachdem der enorme Migrationspeak vom Dezember 2022 (ca. 2,5 Millionen MAU) nicht gehalten werden konnte, stabilisierte sich Mastodon bei ca. 785.000 MAU (FediDB, 2026; TechCrunch, 2026b). Folglich bilden die vorliegenden Ergebnisse keine explosive Wachstumsphase ab, sondern das habitualisierte Interaktionsverhalten konsolidierter, post-migrationaler Nutzerbasen. Ob die hier gemessenen Muster in einer zukünftigen Wachstumsphase (etwa durch erneute externe Migrationsereignisse) stabil bleiben, stellt somit eine offene empirische Frage dar.

Abschließend erzeugt die globale Indexierung des AT Protocols zweifelsfrei die infrastrukturellen Voraussetzungen für Reichweitenkonzentration gemäß dem Prinzip des Preferential Attachment (Barabási, 2016; Barabási & Albert, 1999), während Mastodon diesen Mechanismus durch Instanz-Isolation physikalisch limitiert. Zwar bleibt die formale Verteilungsklasse (Power-Law vs. Log-Normal) uneindeutig, doch existiert die strukturelle Asymmetrie in der Reichweitenverteilung als klarer deskriptiver Befund. In ihrer Magnitude ist diese Asymmetrie jedoch maßgeblich durch den simplen Skaleneffekt der hochgradig ungleichen Nutzerbasis konfundiert.

7.3 Methodische Limitationen

Die Generalisierbarkeit der vorliegenden Ergebnisse unterliegt drei strukturellen Einschränkungen. Diese resultieren primär aus der bewussten methodischen Fokussierung auf topologische Interaktionsmetadaten sowie den physikalischen Erfassungsgrenzen der dezentralen Netzwerkinfrastrukturen. Eine transparente Einordnung dieser Faktoren ist zwingend erforderlich, um die Aussagekraft der inferenzstatistischen Befunde präzise zu kontextualisieren.

7.3.1 Der blinde Fleck der Metadaten

Aufgrund methodischer Notwendigkeiten operiert die gesamte Analysepipeline ausschließlich auf topologischen Interaktionsmetadaten (Reply Count, Repost Count, Like Count). Durch das in Abschnitt 4.1 dokumentierte Privacy-by-Design-Verfahren wurden semantische Inhalte unmittelbar nach der Erfassung unwiderruflich verworfen (Barabási, 2016; Karsai et al., 2012). In der Konsequenz erzeugt diese Reduktion einen systematischen blinden Fleck: Die Quantifizierung eines Replies als Interaktionsereignis differenziert nicht zwischen einem elaborierten deliberativen Beitrag und einer bloßen einsilbigen Zustimmung. Ebenso wenig differenziert der Repost Count zwischen der Verbreitung einer substanziellen Analyse und der Weiterleitung gänzlich trivialer Inhalte. Die vorliegenden Ergebnisse erfassen demnach rein die physikalische Struktur der Informationsverbreitung, nicht aber deren inhaltliche Qualität.

7.3.2 Fehlendes NLP: Qualität jenseits der Quantität

Zwar indiziert ein Median von null bei der Reply Ratio einen quantitativen Stillstand, doch schließt dieser Befund nicht aus, dass die existierenden Diskurse auf Mastodon qualitativ stark divergieren. Möglicherweise erzeugen die Content Warnings, die stark deliberative Instanz-Kultur und die generelle Abwesenheit algorithmischer Engagement-Optimierung (La Cava et al., 2021) einen Kommunikationsraum, in dem die wenigen generierten Antworten inhaltlich substanzieller und weniger toxisch ausfallen als auf Bluesky. Ohne den konsequenten Einsatz von

Natural Language Processing (NLP), Sentiment-Analysen oder toxikologischer Klassifikation ist diese Annahme jedoch weder belegbar noch widerlegbar. Die vorliegende Arbeit beschränkt sich strikt auf die Quantifizierung der Interaktionsfrequenz, nicht auf die semantische Tiefe.

7.3.3 Zeitliches Limit des longitudinalen Modells

Limitiert wird die Erfassung zudem durch das in Abschnitt 4.1 dokumentierte Vier-Phasen-Messmodell, welches hart bei T_3 (7 Tage nach Veröffentlichung) terminiert. Wie die Sättigungsanalyse in Abschnitt 6.5 zeigt, sind zu diesem Zeitpunkt zwar bereits $> 94\%$ der Gesamtinteraktionen abgeschlossen, wobei der signifikante Unterschied zwischen den Plattformen primär im frühen Zeitfenster T_0 bis T_1 (erste Stunde) liegt. Extrem asynchrone Diffusionsprozesse, die sich über Wochen oder sogar Monate erstrecken, bleiben jedoch systematisch unerfasst. Insbesondere auf Mastodon, wo die Instanz-Isolation eine deutlich zeitverzögerte Verbreitung über Server-Grenzen hinweg begünstigt (Jeong et al., 2025), ist eine schleichende Langzeitdiffusion denkbar, die durch das hier gewählte Beobachtungsfenster nicht abgebildet werden kann.

Zusätzlich ist die Datenerhebung durch einen systemischen Sampling-Bias geprägt. Während der Firehose-Endpunkt von Bluesky eine deterministische Gesamterfassung aller öffentlichen Interaktionen ermöglicht, beschränkte sich die Mastodon-Erfassung zwingend auf stark frequentierte Server-Instanzen und öffentliche Relays (Mastodon gGmbH, 2024a). Isolierte Nischen-Instanzen, welche potenziell stark abweichende Diskursmuster aufweisen, sind im Datensatz folglich unterrepräsentiert.

7.4 Fazit und Ausblick

Zusammenfassend belegt die vergleichende Analyse von 273 Millionen Beiträgen auf Mastodon und Bluesky eine partielle Verhaltenskonvergenz bei gleichzeitig vorliegender topologischer und temporaler Divergenz. Förderierte Protokolle lösen zwar die infrastrukturellen Machtmonopole zentralisierter Tech-Konzerne auf, indem ActivityPub die Datenhaltung dezentralisiert und den Single Point of Failure eliminiert, während das AT Protocol die Identität durch kryptografische DIDs dezentralisiert. Auf der Ebene des individuellen Interaktionsverhaltens entfaltet die Protokollarchitektur jedoch stark differenzierte Effekte. Die Viralität (H2) bleibt plattformunabhängig: Die massive Passivität der Nutzerbasis, quantifiziert durch Mediane bei null und verschärft durch eine Participation Inequality weit jenseits der klassischen 90-9-1-Regel (van Mierlo, 2014), erweist sich als eine unerbittliche soziale Konstante, die durch kein Protokolldesign aufgebrochen wird. Demgegenüber zeigt die Diskursqualität (H1) einen signifikanten, theoretisch unerwarteten Effekt: Bluesky fördert Replies messbar stärker als Mastodon, was die Annahme einer durch High-Friction induzierten Diskursintensivierung empirisch widerlegt..

Auf der Makro-Ebene zeigt sich eindeutig, dass die technische Architektur sowohl die physikalischen Grenzen der Netzwerkdynamik als auch die temporale Sättigungsgeschwindigkeit definiert. Durch globale Indexierung und algorithmische Kuration erzeugt das AT Protocol die infrastrukturellen Voraussetzungen für eine Reichweitenkonzentration und bildet einen substanziell längeren Fat-Tail ($\hat{\alpha} = 2,21$, max. ≈ 37.700 Interaktionen). Im Gegenzug limitiert ActivityPub durch seine Instanz-Isolation die maximale Reichweite drastisch auf ≈ 3.300 Interaktionen ($\hat{\alpha} = 2,29$). Obwohl die formale Verteilungsklasse in beiden Fällen statistisch uneindeutig bleibt ($p > 0,05$), bestätigt H4, dass die algorithmische Kuration die Sättigungsdynamik signifikant moduliert ($p < 0,001$, $r = -0,18$): Nachweislich verlängert Bluesky den Interaktionslebenszyklus gegenüber der chronologischen Sortierung von Mastodon. Folglich formt die Protokollarchitektur nicht das Verhalten der Individuen, wohl aber die temporalen und topologischen Grenzen des Systems, in dem dieses Verhalten stattfindet.

Aus den dargelegten Befunden und identifizierten Limitationen leiten sich drei zwingende Anforderungen an die zukünftige Forschung ab. Erstens: Die Computational Social Science muss topologische Metadaten-Analysen unweigerlich mit algorithmischer Textauswertung kombinieren. Um die semantische Tiefe und den toxischen Gehalt von Diskurssträngen plattformübergreifend zu quantifizieren, ist der Einsatz von Large Language Models (LLMs) und Sentiment-Klassifikatoren unabdingbar. Nur durch diese Verknüpfung lässt sich valide beantworten, ob die qualitative Diskurskultur auf Mastodon der schieren quantitativen Passivität widerspricht. Zweitens: Es bedarf longitudinaler Migrationsstudien, die das Interaktionsverhalten identischer Nutzer beim Wechsel zwischen zentralisierten und dezentralen Plattformen über einen Zeitraum von Monaten oder Jahren verfolgen (Jeong et al., 2024; Wang et al., 2024). Nur über diesen Weg lässt sich die kausale Frage klären, ob die Passivität ein schlicht mitgebrachtes Verhaltensmuster darstellt oder eine tiefgreifende Eigenschaft der Plattform selbst ist. Drittens: Die Analyse der Participation Inequality erfordert zwingend eine Disaggregation der Nutzerbasis. Während die vorliegende Arbeit auf dem Aggregat aller Beiträge operiert, könnte eine separate Analyse des hochaktiven 1 %-Kerns (van Mierlo, 2014) architektonische Steuerungseffekte offenlegen, die in der schieren Masse der passiven 99 % derzeit statistisch untergehen.

Literatur

- Alshaabi, T., Dewhurst, D. R., Minot, J. R., Arnold, M. V., Adams, J. L., Danforth, C. M., & Dodds, P. S. (2021). The growing amplification of social media: measuring temporal and social contagion dynamics for over 150 languages on Twitter for 2009–2020. *EPJ Data Science*, 10. <https://doi.org/10.1140/epjds/s13688-021-00274-1>
- Barabási, A.-L. (2009). Scale-Free Networks: A Decade and Beyond. *Science*, 325(5939), 412–413. <https://doi.org/10.1126/science.1173299>
- Barabási, A.-L. (2016). *Network Science*. Cambridge University Press. ISBN: 978-1-107-07626-6.
- Barabási, A.-L., & Albert, R. (1999). Emergence of scaling in random networks. *Science*, 286(5439), 509–512. <https://doi.org/10.1126/science.286.5439.509>
- Bluesky Social PBC. (2026, 29. Januar). *Bluesky 2025 Transparency Report*. Verfügbar 4. März 2026 unter <https://bsky.social/about/blog/01-29-2026-transparency-report-2025>
- Bonfire Project. (2025). *Bonfire Federation Interoperability Guide* [Version v1.0.2-social-alpha.7]. <https://doc.bonfirenetworks.org/>
- Bono, C., Liu, N., Russo, G., & Pierri, F. (2024). Self-moderation in the decentralized era: decoding blocking behavior on Bluesky. *arXiv preprint arXiv:2410.xxxxx (Submitted)*.
- boyd danah, d. (2011). Social Network Sites as Networked Publics: Affordances, Dynamics, and Implications for Public Life. In Z. Papacharissi (Hrsg.), *A Networked Self: Identity, Community, and Culture on Social Network Sites* (S. 39–58). Routledge. <https://doi.org/10.4324/9780203876527-4>
- Castells, M. (2009). *Communication Power*. Oxford University Press. ISBN: 9780199567041.
- Clauset, A., Shalizi, C. R., & Newman, M. E. J. (2009). Power-Law Distributions in Empirical Data. *SIAM Review*, 51(4), 661–703. <https://doi.org/10.1137/070710111>
- Cohen, J. (1988). *Statistical Power Analysis for the Behavioral Sciences* (2nd). Taylor Francis. ISBN: 978-0805802832.
- FediBuzz. (2026). *FediBuzz: Trends in the Fediverse* [Fediverse-Relay-Server zur plattformübergreifenden Aggregation]. Verfügbar 4. März 2026 unter <https://fedi.buzz>

- FediDB. (2026). *FediDB: Fediverse Network Statistics*. Verfügbar 4. März 2026 unter <https://fedidb.org>
- Field, A. P. (2018). *Discovering Statistics Using IBM SPSS Statistics* (5th). SAGE Publications. ISBN: 9781526419521.
- Jeong, U., Beigi, A., Tahir, A., Tang, S. X., Bernard, H. R., & Liu, H. (2025). FediverseSharing: A Novel Dataset on Cross-Platform Interaction Dynamics between Threads and Mastodon Users. *Proceedings of the 2025 IEEE/ACM International Conference on Advances in Social Networks Analysis and Mining (ASONAM)*.
- Jeong, U., Sheth, P., Tahir, A., Alatawi, F., Bernard, H. R., & Liu, H. (2024). Exploring Platform Migration Patterns between Twitter and Mastodon: A User Behavior Study. *Proceedings of the International AAAI Conference on Web and Social Media (ICWSM)*, 18, 738–750. <https://doi.org/10.1609/icwsm.v18i1.31352>
- Jesse, M., & Jannach, D. (2021). Digital Nudging in Recommender Systems: A Survey. *arXiv preprint arXiv:2011.03413*. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2011.03413>
- Karahanna, E., Xu, S. X., Xu, Y., & Zhang, N. (2018). The Needs-Affordances-Features Perspective for the Use of Social Media. *MIS Quarterly*, 42(3), 737–756. <https://doi.org/10.25300/MISQ/2018/11492>
- Karsai, M., Kaski, K., Barabási, A.-L., & Kertész, J. (2012). Universal features of correlated bursty behaviour. *Scientific reports*, 2, 397. <https://doi.org/10.1038/srep00397>
- Kerby, D. S. (2014). The simple difference formula: An approach to teaching nonparametric correlation. *Comprehensive Psychology*, 3, 11–IT. <https://doi.org/10.2466/11.IT.3.1>
- La Cava, L., Greco, S., & Tagarelli, A. (2021). Understanding the growth of the Fediverse through the lens of Mastodon. *Applied Network Science*, 6. <https://doi.org/10.1007/s41109-021-00392-5>
- Lemmer-Webber, C., Tallon, J., Shepherd, E., Guy, A., & Prodromou, E. (2018, Januar). *ActivityPub*. <https://www.w3.org/TR/activitypub/>
- Leskovec, J., Backstrom, L., & Kleinberg, J. (2009). Meme-tracking and the dynamics of the news cycle. *Proceedings of the 15th ACM SIGKDD international conference on Knowledge discovery and data mining*, 497–506. <https://doi.org/10.1145/1557019.1557077>
- Mastodon gGmbH. (2024a). *Mastodon API Documentation*. <https://docs.joinmastodon.org/methods/statuses/>
- Mastodon gGmbH. (2024b). *Mastodon Server Covenant*. Verfügbar 4. März 2026 unter <https://joinmastodon.org/covenant>

- Mastodon gGmbH. (2026). *Explore Mastodon*. Verfügbar 4. März 2026 unter <https://mastodon.social/explore>
- Pfeffer, J., et al. (2023). This Sample seems to be good enough! Assessing Coverage and Temporal Reliability of Twitter’s Academic API (Camera Ready Version regarding Half-Life). *arXiv preprint arXiv:2204.02290*. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2204.02290>
- Quelle, D., & Bovet, A. (2025). Bluesky: Network topology, polarization, and algorithmic curation. *PLoS ONE*, 20(2), e0318034. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0318034>
- Rochko, E. (2023, 22. November). *Improving the Quality of Conversations on Mastodon*. Verfügbar 4. März 2026 unter <https://blog.joinmastodon.org/2023/11/improving-the-quality-of-conversations-on-mastodon/>
- Ruiz, N., Molina León, G., & Heuer, H. (2024). Design Frictions on Social Media: Balancing Reduced Mindless Scrolling and User Satisfaction. *Proceedings of Mensch und Computer 2024 (MuC '24)*, 1–6. <https://doi.org/10.1145/3670653.3677495>
- Sahneh, E. S., Nogara, G., DeVerna, M. R., Liu, N., Luceri, L., Menczer, F., Pierri, F., & Giordano, S. (2024). The Dawn of Decentralized Social Media: An Exploration of Bluesky’s Public Opening. *International Conference on Advances in Social Networks Analysis and Mining (ASONAM)*. <https://doi.org/10.1109/ASONAM61434.2024.10842512>
- silverpill. (2023). *FEP-ef61: Portable Objects* [Fediverse Enhancement Proposal, Status: Draft]. Verfügbar 4. März 2026 unter <https://fediverse.codeberg.page/fep/fep/ef61/>
- TechCrunch. (2026a, 27. Januar). *Bluesky teases 2026 roadmap: A better Discover feed, real-time features, and more*. Verfügbar 4. März 2026 unter <https://techcrunch.com/2026/01/27/bluesky-teases-2026-roadmap-a-better-discover-feed-real-time-features-and-more/>
- TechCrunch. (2026b, 18. Februar). *Mastodon, a decentralized alternative to X, plans to target creators with new features*. Verfügbar 4. März 2026 unter <https://techcrunch.com/2026/02/18/mastodon-a-decentralized-alternative-to-x-plans-to-target-creators-with-new-features/>
- The Bluesky Team. (2023a). *Protocol Overview*. Bluesky. <https://atproto.com/guides/overview>
- The Bluesky Team. (2023b, Mai). *Federation Architecture Overview*. <https://blueskyweb.xyz/blog/5-5-2023-federation-architecture>
- Vaca, C., Aiello, L., & Jaimes, A. (2014). Modeling dynamics of attention in social media with user efficiency. *EPJ Data Science*, 3, 5. <https://doi.org/10.1140/epjds30>

Literatur

- van Mierlo, T. (2014). The 1% Rule in Four Digital Health Social Networks. *Journal of Medical Internet Research*, 16(2), e33. <https://doi.org/10.2196/jmir.2966>
- Wang, X., Koneru, S., & Rajtmajer, S. (2024). The Failed Migration of Academic Twitter. *arXiv preprint arXiv:2406.04005*. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2406.04005>
- Zhao, Y., Liu, J., Tang, J., & Zhu, Q. (2013). Conceptualizing perceived affordances in social media interaction design. *Aslib Proceedings*, 65(3), 289–303. <https://doi.org/10.1108/00012531311330656>

Hiermit versichere ich, dass ich die vorliegende Arbeit selbständig verfasst habe, dass keine anderen als die angegebenen Quellen und Hilfsmittel benutzt wurden und dass alle Zitate ordnungsgemäß gekennzeichnet worden sind.

Ferner habe ich vom Merkblatt über die Verwendung der Bachelorarbeit Kenntnis genommen und räume der Universität der Bundeswehr München das einfache Nutzungsrecht an meiner Bachelorarbeit ein.

Neubiberg, den 23.03.2026

.....

Filip Szepielewicz