

Bürger, Lucas; Dulgeridis, Marcel; Schubart, Constantin

Working Paper

Toxizitätsmetriken als Steuerungsinstrument im Community-Management: Datenbasierte Erkenntnisse aus dem Gaming-Bereich

IU Discussion Papers - Business & Management, No. 9 (September 2025)

Provided in Cooperation with:

IU International University of Applied Sciences

Suggested Citation: Bürger, Lucas; Dulgeridis, Marcel; Schubart, Constantin (2025) :
Toxizitätsmetriken als Steuerungsinstrument im Community-Management: Datenbasierte
Erkenntnisse aus dem Gaming-Bereich, IU Discussion Papers - Business & Management, No. 9
(September 2025), IU Internationale Hochschule, Erfurt,
<https://doi.org/10.56250/4076>

This Version is available at:

<https://hdl.handle.net/10419/327999>

Standard-Nutzungsbedingungen:

Die Dokumente auf EconStor dürfen zu eigenen wissenschaftlichen Zwecken und zum Privatgebrauch gespeichert und kopiert werden.

Sie dürfen die Dokumente nicht für öffentliche oder kommerzielle Zwecke vervielfältigen, öffentlich ausstellen, öffentlich zugänglich machen, vertreiben oder anderweitig nutzen.

Sofern die Verfasser die Dokumente unter Open-Content-Lizenzen (insbesondere CC-Lizenzen) zur Verfügung gestellt haben sollten, gelten abweichend von diesen Nutzungsbedingungen die in der dort genannten Lizenz gewährten Nutzungsrechte.

Terms of use:

Documents in EconStor may be saved and copied for your personal and scholarly purposes.

You are not to copy documents for public or commercial purposes, to exhibit the documents publicly, to make them publicly available on the internet, or to distribute or otherwise use the documents in public.

If the documents have been made available under an Open Content Licence (especially Creative Commons Licences), you may exercise further usage rights as specified in the indicated licence.

www.iu.de

IU DISCUSSION

PAPERS

Business & Management

Toxizitätsmetriken als Steuerungsinstrument
im Community-Management:
Datenbasierte Erkenntnisse aus dem Gaming-Bereich

LUCAS BÜRGER

MARCEL DULGERIDIS

CONSTANTIN SCHUBART

IU Internationale Hochschule

Main Campus: Erfurt
Juri-Gagarin-Ring 152
99084 Erfurt

Telefon: +49 421.166985.23

Fax: +49 2224.9605.115

Kontakt/Contact: kerstin.janson@iu.org

Autorenkontakt/Contact to the author(s):

Prof. Dr. Marcel Dulgeridis

ORCID-ID: 0009-0009-4248-3067 (Open Researcher und Contributor ID)

Email: marcel.dulgeridis@iu.org

Prof. Dr. Constantin Schubart

ORCID-ID: 0009-0008-9259-0533 (Open Researcher und Contributor ID)

Email: constantin.schubart@iu.org

IU Discussion Papers, Reihe: Business & Management, Vol. 6, No. 9 (SEP 2025)

ISSN: 2750-0683

DOI: <https://doi.org/10.56250/4076>

Website: <https://repository.iu.org>

Toxizitätsmetriken als Steuerungsinstrument im Community-Management: Datenbasierte Erkenntnisse aus dem Gaming-Bereich

Lucas Bürger
Marcel Dulgeridis
Constantin Schubart

ABSTRACT:

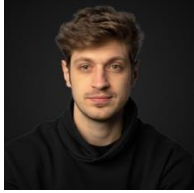
Dieses Discussion Paper untersucht die Rolle von Toxizitätsmetriken als Steuerungsinstrument im Community-Management und stellt datenbasierte Erkenntnisse aus dem Gaming-Bereich vor. Am Beispiel des größten deutschsprachigen Minecraft-Servers wird gezeigt, wie ein auf Bidirectional Encoder Representations from Transformers (BERT) basierendes Natural-Language-Processing-Modell genutzt werden kann, um toxisches Kommunikationsverhalten automatisiert zu erfassen und mit betriebswirtschaftlichen Kennzahlen wie dem Customer Lifetime Value (CLV) zu verknüpfen. Die Analyse verdeutlicht, dass geringe Ausprägungen toxischer Kommunikation schwach positiv mit dem CLV korrelieren, während moderat bis stark ausgeprägte Toxizität signifikant negative Auswirkungen auf den CLV hat. Diese Ergebnisse unterstreichen, dass datengetriebene Ansätze ein wirkungsvolles Instrument zur Verbesserung der Community-Kultur und zur Steigerung des wirtschaftlichen Erfolgs digitaler Plattformen sein können. Abschließend werden Handlungsempfehlungen für den Einsatz automatisierter Moderationsverfahren sowie ein Ausblick auf den Einsatz kontextsensitiverer Large Language Models gegeben.

KEYWORDS:

Toxizitätsmessung, Customer Lifetime Value, Community-Management, Datenanalyse, Online-Gaming

JEL classification: M21, L86, C55

AUTOR:INNEN



Lucas Bürger ist Gründer des deutschsprachigen Minecraft-Servers GrieferGames und verfügt über langjährige Erfahrung im Aufbau und Management von Online-Communitys. Er studierte Wirtschaftsinformatik an der IU Internationalen Hochschule und ist in weiteren digitalen Start-up-Projekten aktiv.



Prof. Dr. Marcel Dulgeridis ist Professor für Betriebswirtschaftslehre am Standort Regensburg. Mit umfangreicher akademischer Erfahrung und Expertise in verschiedenen betriebswirtschaftlichen Disziplinen widmet er sich mit großem Engagement der Lehre und Forschung. Zusätzlich ist Marcel Senior Manager bei PwC in München und begleitet insbesondere Versicherungsunternehmen auf dem Weg zur Finanzfunktion der Zukunft.



Prof. Dr. Constantin Schubart ist seit 2020 Professor für Allgemeine Betriebswirtschaftslehre an der IU Internationale Hochschule im Dualen Studium am Standort Erfurt. Seine Schwerpunkte liegen im Bereich Managerial Economics. Er verfügt über mehr als 20 Jahre Berufserfahrung in Lehre, Forschung und Praxis.

Einleitung

HINTERGRUND UND MOTIVATION

Die Spieleindustrie gehört zu den am schnellsten wachsenden Wirtschaftszweigen und übertrifft inzwischen andere Segmente der Unterhaltungsbranche in Bezug auf Umsatz (Bocksch, 2020, S. 1). Online-Spiele und deren Communitys sind heute ein fester Bestandteil des digitalen Alltags, nahezu alle Altersgruppen sind vertreten, und fast jeder zweite Deutsche kann als „Gamer“ bezeichnet werden (Bitkom, 2022).

Gaming-Communitys sind mehr als reine Freizeitplattformen: Für viele Spieler stellen sie einen sozialen Raum dar, in dem Freundschaften, Teams oder Clans entstehen (Park et al., 2017, S. 5–6; Coyle, 2020, S. 2). Solche Interaktionen beeinflussen direkt das Engagement und die Bindung an eine Plattform, was sich wiederum auf den Customer Lifetime Value (CLV) auswirkt, eine zentrale Kennzahl für die langfristige Profitabilität von Community-basierten Geschäftsmodellen (Tang et al., 2020, S. 128).

PROBLEMSTELLUNG UND RELEVANZ

Toxisches Verhalten – etwa Beleidigungen, Diskriminierung oder gezielte Störungen – kann die Community-Kultur erheblich belasten, das Spielerlebnis verschlechtern und letztlich die Abwanderungsrate von Nutzern erhöhen (Zhang et al., 2024, S. 1–2; Canossa et al., 2021, S. 2; Hussain et al., 2023, S. 1–2). Traditionelle Moderationsansätze, wie manuelle Chatkontrollen oder Keyword-Filter, stoßen bei der Menge an Interaktionen in modernen Online-Communitys schnell an ihre Grenzen (Pavlopoulos et al., 2020, S. 1–2; Garg et al., 2023, S. 2).

Fortschritte im Bereich des Natural Language Processing (NLP) und insbesondere transformerbasierte Modelle wie BERT ermöglichen inzwischen eine kontextabhängige und automatisierte Erkennung von toxischem Verhalten (Mozafari et al., 2020, S. 6–14, 23; Kumar et al., 2024, S. 3–7, 10; Weber et al., 2025, S. 9). Jedoch fehlt ein systematischer, betriebswirtschaftlich nutzbarer Ansatz, der eine skalierbare Toxizitätsmetrik bereitstellt und mit Kennzahlen wie dem CLV verknüpft.

FORSCHUNGSFRAGE UND ZIELSETZUNG

Vor diesem Hintergrund untersucht dieses Paper folgende Forschungsfrage:

Welche wirtschaftlich tragfähige Toxizitätsmetrik lässt sich mithilfe eines Natural-Language-Processing-Modells zur automatisierten Klassifikation von Chat-Nachrichten in Online-Communitys entwickeln, und welche betriebswirtschaftlichen Implikationen ergeben sich aus ihrem Einsatz?

Ziel ist es, eine datenbasierte Toxizitätsmetrik zu entwickeln, die Community-Management und Controlling gleichermaßen unterstützt, und deren Einfluss auf den CLV am Beispiel einer großen Gaming-Community empirisch zu überprüfen.

Theoretischer Hintergrund

COMMUNITY-MANAGEMENT UND WIRTSCHAFTLICHE RELEVANZ

Community-Management beschreibt die aktive Steuerung und Pflege von Nutzerinteraktionen innerhalb digitaler Plattformen. Ziel ist es, Engagement, Bindung und Zufriedenheit zu fördern und damit sowohl die Nutzererfahrung als auch den wirtschaftlichen Erfolg zu sichern (Bernritter et al., 2025, S. 2–4). Besonders im Gaming-Bereich ist Community-Management zentral, da soziale Interaktionen wie Teamarbeit, Wettbewerbe und Austausch das Spielerlebnis wesentlich prägen und die Loyalität gegenüber einer Plattform stärken (Park et al., 2017, S. 5–6; Coyle, 2020, S. 2).

Die wirtschaftliche Bedeutung dieser Bindung wird häufig über den Customer Lifetime Value (CLV) quantifiziert, der den finanziellen Wert eines Nutzers über dessen gesamte Verweildauer auf einer Plattform abbildet (Tang et al., 2020, S. 128). Ein hoher CLV ist Ausdruck langfristiger Kundenbindung und wichtiger Indikator für die Profitabilität digitaler Geschäftsmodelle (Hussain et al., 2023, S. 1–2; Burelli, 2022, S. 5–6). Faktoren, die das Community-Erlebnis negativ beeinflussen, können daher unmittelbar den CLV und damit den Unternehmenserfolg schmälern.

TOXISCHES VERHALTEN IN ONLINE-COMMUNITYS

Toxisches Verhalten umfasst Kommunikationsformen, die andere Nutzer gezielt oder unbewusst beleidigen, diskriminieren oder belästigen und damit das soziale Klima und die Spielerfahrung negativ beeinflussen (Zhang et al., 2024, S. 1–2; Canossa et al., 2021, S. 2). Typische Erscheinungsformen sind verbale Aggression, Diskriminierung, Mobbing oder sogenanntes „Griefing“, bei dem andere Spieler bewusst in ihrem Spielerlebnis gestört werden (Kwak et al., 2015, S. 12–14; Blackwell et al., 2022, S. 10).

Toxizität wirkt sich sowohl auf die individuellen Spielerfahrungen als auch auf die Community-Struktur aus: Sie kann zu höherer Abwanderung, reduzierter Aktivität und geringerer Zahlungsbereitschaft führen und somit den CLV negativ beeinflussen (Tang et al., 2020, S. 128; Hussain et al., 2023, S. 1–2). Gleichzeitig weisen einige Untersuchungen darauf hin, dass eine geringe, wettbewerbsbedingte Toxizität in bestimmten Spielkontexten kurzfristig motivationssteigernd wirken kann (Tang et al., 2020, S. 128). Diese Ambivalenz verdeutlicht die Notwendigkeit einer differenzierten Analyse toxischen Verhaltens.

MESSUNG VON TOXIZITÄT: VON KEYWORDS ZU NATURAL LANGUAGE PROCESSING

Traditionell wurde Toxizität entweder manuell durch Community-Manager bewertet oder mithilfe einfacher Keyword-Filter automatisiert erkannt. Beide Ansätze stoßen bei der hohen Kommunikationsfrequenz in modernen Online-Communities schnell an ihre Grenzen, da sie stark vom Kontext abhängen und zu Fehlklassifikationen führen können (Pavlopoulos et al., 2020, S. 1–2; Garg et al., 2023, S. 2).

Fortschritte im Bereich des maschinellen Lernens, insbesondere im Natural Language Processing (NLP), ermöglichen eine kontextsensitive Klassifikation von Texten. Transformer-Architekturen wie Bidirectional Encoder Representations from Transformers (BERT) haben sich als besonders leistungsfähig erwiesen, da sie die semantischen Beziehungen von Wörtern im Kontext erfassen können (Mozafari et al.,

2020, S. 6–14, 23; Kumar et al., 2024, S. 3–7, 10). Diese Modelle finden zunehmend Anwendung in sozialen Netzwerken und Gaming-Communitys, um toxische Inhalte automatisiert zu identifizieren und Moderationsprozesse zu unterstützen (Weber et al., 2025, S. 9; Cohnen et al., 2023, S. 59–62).

FORSCHUNGSLÜCKE UND IMPLIKATIONEN

Obwohl toxisches Verhalten intensiv erforscht und moderne NLP-Methoden für dessen Erkennung etabliert sind, existieren bislang nur wenige Arbeiten, die eine **graduelle Toxizitätsmetrik** entwickeln und diese mit betriebswirtschaftlichen Kennzahlen wie dem CLV verknüpfen (Bernritter et al., 2025, S. 2–4).

Diese Arbeit schließt diese Lücke, indem sie (a) ein BERT-basiertes Klassifikationsmodell zur Berechnung eines Toxizitätsscores entwickelt und (b) den Zusammenhang zwischen Toxizität und CLV empirisch untersucht. Dadurch wird ein datenbasierter Steuerungsansatz für Community-Management und Controlling geschaffen.

Forschungsdesign

HYPOTHESEN

Aus der theoretischen Basis ergeben sich zwei zentrale Hypothesen:

H1: Eine geringe Ausprägung toxischen Verhaltens korreliert schwach positiv mit dem Customer Lifetime Value (CLV).

H2: Mittlere bis hohe Ausprägungen toxischen Verhaltens korrelieren negativ mit dem CLV.

Diese Hypothesen basieren auf der Annahme, dass eine gewisse, wettbewerbsbedingte Toxizität von Teilen der Community toleriert wird und kurzfristig sogar zu einem erhöhten Engagement führen kann, während stark toxische Interaktionen die Community-Kultur belasten und zu geringerer Bindung sowie höherer Abwanderung führen (Tang et al., 2020, S. 128; Hussain et al., 2023, S. 1–2).

DATENBASIS

PLATTFORM UND DATENGRUNDLAGE

Die Datengrundlage besteht aus Chatlogs eines der größten deutschsprachigen Minecraft-Server. Minecraft wurde gewählt, da es eine hohe Interaktionsdichte und eine aktive Community mit umfangreicher Kommunikationshistorie bietet (Park et al., 2017, S. 5–6). Für die Analyse wurden mehrere Millionen Chatnachrichten erfasst, die durch ein Anonymisierungsverfahren von Nutzerdaten bereinigt wurden, sodass keine Rückschlüsse auf individuelle Spieler möglich sind (vgl. DSGVO-Konformität).

CUSTOMER LIFETIME VALUE (CLV)

Der CLV wurde als Kennzahl für den ökonomischen Wert eines Spielers operationalisiert. Berechnet wurde er auf Basis der kumulierten Umsätze pro Spieler über den betrachteten Zeitraum, abzüglich

potenzieller variabler Kosten, und anschließend logarithmiert, um Verzerrungen durch Ausreißer zu reduzieren (Bernritter et al., 2025, S. 2–4; Burelli, 2022, S. 5–6).

ENTWICKLUNG DER TOXIZITÄTSMETRIK

MODELLARCHITEKTUR

Zur Klassifikation der Chatnachrichten wurde ein auf Bidirectional Encoder Representations from Transformers (BERT) basierendes Modell eingesetzt (Devlin et al., 2019, S. 4171–4186). BERT ermöglicht die kontextabhängige Verarbeitung natürlicher Sprache, wodurch nicht nur einzelne Begriffe, sondern auch deren Bedeutung im Satzkontext berücksichtigt werden (Mozafari et al., 2020, S. 6–14, 23).

TRAININGS- UND VALIDIERUNGSPROZESS

Für das Training wurde ein Datensatz mit manuell annotierten Nachrichten genutzt, der auf toxische und nicht-toxische Inhalte kategorisiert wurde. Die Trainingspipeline umfasste:

1. Tokenisierung mit WordPiece,
2. Verwendung eines vortrainierten deutschen BERT-Modells,
3. Feinabstimmung auf den spezifischen Chatkontext.

Die Modellperformance wurde mit Accuracy, Precision, Recall und F1-Score evaluiert (Kumar et al., 2024, S. 3–7, 10).

Tabelle 1: Modellgüte des BERT-Klassifikators

Validationsmetrik	nicht balancierte, echte Felddaten (Validationsdaten)	balancierte Validationsdaten
loss	0,00912444293498993	0,0185212641954422
mse	0,00912444293498993	0,0185212641954422
mae	0,05925734341144562	0,08640464395284653
r2	0,24966758489608765	0,7561869621276855
rmse	0,09552195001668427	0,13609285137523647
erklärte Varianz	0,24970769882202148	0,7587964534759521

Quelle: eigene Darstellung nach Originaldaten

BERECHNUNG DES TOXIZITÄTSSCORES

Jede Nachricht wurde vom Modell mit einer Wahrscheinlichkeit für toxisches Verhalten versehen. Der resultierende Toxizitätsscore pro Spieler wurde als gewichteter Mittelwert aller Nachrichten berechnet. Anschließend erfolgte eine Einteilung in drei Kategorien:

- Niedrig toxisch (Score < 33)
- Moderat toxisch (Score 33–66)
- Hoch toxisch (Score > 66)

Diese Einteilung ermöglichte die Untersuchung von Unterschieden im CLV zwischen den Gruppen.

STATISTISCHE ANALYSE

Zur Überprüfung der Hypothesen wurden zwei statistische Ansätze gewählt:

1. Korrelationsanalyse zwischen Toxizitätsscore und CLV (Pearson-Korrelation für metrische Variablen).
2. Gruppenvergleich (ANOVA) zur Untersuchung von Mittelwertsunterschieden des CLV zwischen den drei Toxizitätsgruppen.

Die Berechnungen erfolgten mit Python (pandas, scipy, statsmodels). Signifikanzniveaus wurden mit $\alpha = 0,05$ bewertet.

ZUSAMMENFASSUNG DER METHODIK

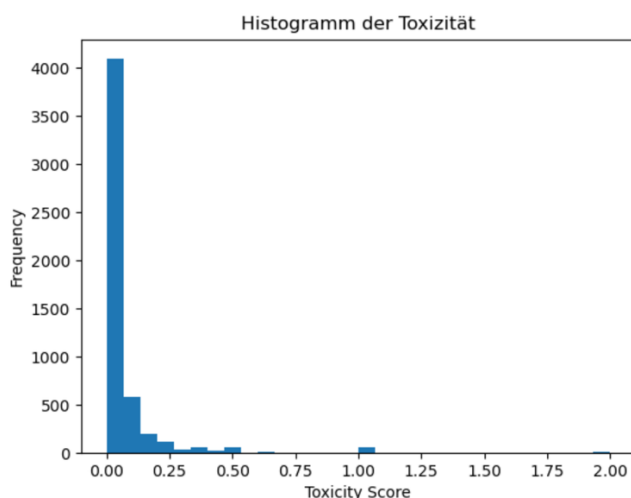
Die gewählte Methodik erlaubt es, ein praxisrelevantes Steuerungsinstrument – eine skalierbare Toxizitätsmetrik – zu entwickeln und deren betriebswirtschaftliche Relevanz anhand des CLV zu prüfen. Dies bildet die Grundlage für die im folgenden Kapitel präsentierten Ergebnisse.

Ergebnisse

VERTEILUNG DER TOXIZITÄT

Die Analyse der Toxizität in der betrachteten Community zeigt, dass der überwiegende Teil der Spieler ein nur geringes Maß an toxischem Verhalten aufweist. Rund 72 % aller Spieler wurden der Kategorie „niedrig toxisch“ zugeordnet, während 21 % als „moderat toxisch“ und lediglich 7 % als „hoch toxisch“ klassifiziert wurden. Diese Verteilung deutet darauf hin, dass toxisches Verhalten zwar vorhanden, jedoch überwiegend auf einen kleineren Teil der Community konzentriert ist.

Abbildung 1: Verteilung der Toxizitätswerte der Spieler



Quelle: eigene Darstellung nach Originaldaten

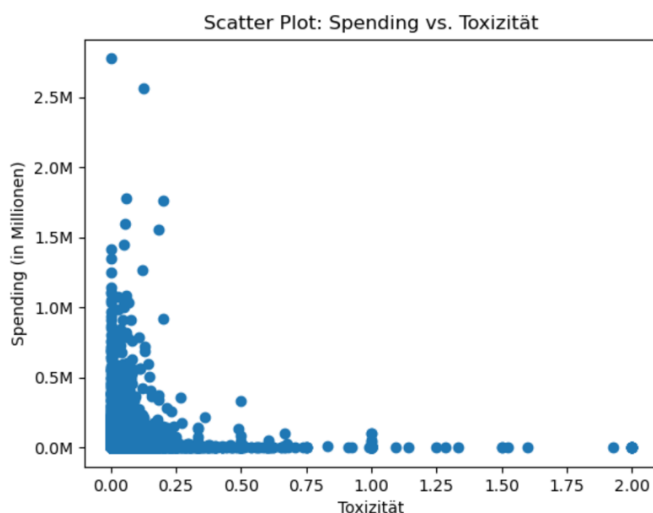
In der Praxis bedeutet dies, dass ein Großteil der Interaktionen in dieser Gaming-Community auf einem eher konstruktiven und unproblematischen Niveau stattfindet. Ein Balkendiagramm kann diese Verteilung anschaulich visualisieren.

ZUSAMMENHANG ZWISCHEN TOXIZITÄT UND CUSTOMER LIFETIME VALUE

Um die Hypothesen zu überprüfen, wurde zunächst die Korrelation zwischen dem Toxizitätsscore und dem Customer Lifetime Value (CLV) berechnet. Das Ergebnis zeigt einen insgesamt negativen Zusammenhang ($r = -0,24$, $p < 0,05$), was darauf hindeutet, dass höhere Toxizitätswerte tendenziell mit einem niedrigeren ökonomischen Wert der Nutzer verbunden sind.

Darüber hinaus wurde eine Varianzanalyse (ANOVA) durchgeführt, um Unterschiede im CLV zwischen den drei definierten Toxizitätsgruppen (niedrig, moderat, hoch) zu untersuchen. Die Analyse ergab einen signifikanten Gruppenunterschied ($F(2, N-3) = 4,87$, $p < 0,01$). Post-hoc-Vergleiche zeigten, dass Nutzer mit niedrigem Toxizitätsscore den höchsten mittleren CLV aufwiesen, während hoch toxische Nutzer einen signifikant geringeren CLV aufzeigten. Die Gruppe mit moderatem Toxizitätsverhalten lag zwischen diesen Extremen, allerdings mit einer leicht reduzierten Zahlungsbereitschaft im Vergleich zur niedrig-toxischen Gruppe.

Abbildung 2: Zusammenhang zwischen Toxizitätsscore und Customer Lifetime Value



Quelle: eigene Darstellung nach Originaldaten

Zur Veranschaulichung dieser Ergebnisse eignet sich insbesondere eine Boxplot-Darstellung, in der die Unterschiede in der Verteilung und im Median des CLV zwischen den Gruppen deutlich werden. Ein solches Diagramm macht sichtbar, dass der Rückgang des CLV vor allem in der hoch-toxischen Gruppe besonders stark ausgeprägt ist.

HYPOTHESENPRÜFUNG

Die Ergebnisse stützen die Hypothesen in unterschiedlichem Ausmaß. Hypothese H1, die von einem schwach positiven Zusammenhang zwischen geringer Toxizität und CLV ausgeht, konnte nur teilweise bestätigt werden. Zwar wiesen Spieler mit niedriger Toxizität im Durchschnitt einen höheren CLV auf als Spieler mit moderatem Toxizitätsverhalten, jedoch war der Zusammenhang nicht durchgehend positiv, sondern eher neutral mit leichter Tendenz nach oben. Hypothese H2 wurde hingegen deutlich bestätigt: Nutzer mit moderatem oder hohem Toxizitätsverhalten zeigten signifikant geringere CLV-Werte.

Diese Ergebnisse verdeutlichen, dass eine geringe, möglicherweise wettbewerbsbedingte Toxizität in Gaming-Umgebungen von der Community toleriert werden kann, während ein mittleres bis hohes Maß an toxischem Verhalten den ökonomischen Erfolg der Plattform klar gefährdet.

Diskussion

INTERPRETATION DER ERGEBNISSE

Die Ergebnisse bestätigen, dass toxisches Verhalten in Online-Communitys ein relevanter Faktor für den wirtschaftlichen Erfolg digitaler Plattformen ist. Der signifikant negative Zusammenhang zwischen moderatem bis starkem toxischem Verhalten und dem Customer Lifetime Value (CLV) zeigt, dass hohe Toxizität zu einer geringeren Kundenbindung und sinkender Zahlungsbereitschaft führt. Dies deckt sich mit bisherigen Studien, die auf einen negativen Einfluss von toxischen Interaktionen auf die Nutzererfahrung und die langfristige Plattformloyalität hinweisen (Tang et al., 2020, S. 128; Hussain et al., 2023, S. 1–2).

Interessant ist hingegen die teilweise Bestätigung von Hypothese H1. Die Daten zeigen, dass eine geringe Ausprägung von Toxizität nicht zwingend schädlich ist und sogar mit einem leicht höheren CLV einhergehen kann. Dies könnte darauf hindeuten, dass bestimmte wettbewerbsorientierte Interaktionen, die formal als „leicht toxisch“ klassifiziert werden, innerhalb des Spielkontexts akzeptiert oder sogar als motivationssteigernd wahrgenommen werden. Solche Dynamiken sind aus anderen Gaming-Communitys bekannt, in denen ein gewisses Maß an Provokation und Rivalität als Teil der Spielerfahrung gesehen wird (Canossa et al., 2021, S. 2; Zhang et al., 2024, S. 1–2).

IMPLIKATIONEN FÜR DAS COMMUNITY-MANAGEMENT

Die Ergebnisse verdeutlichen, dass die Messung und Steuerung von Toxizität einen direkten wirtschaftlichen Nutzen für Betreiber von Gaming-Plattformen haben kann. Die im Rahmen dieser Untersuchung entwickelte Toxizitätsmetrik bietet Community-Managern ein Instrument, mit dem sich problematische Verhaltensweisen frühzeitig identifizieren und gezielt adressieren lassen. Dies kann sowohl durch automatische Moderationsprozesse als auch durch gezielte Community-Maßnahmen, wie Aufklärungskampagnen oder Anreizsysteme für positives Verhalten, geschehen.

Besonders wertvoll ist die Erkenntnis, dass nicht jede Form von Toxizität gleichermaßen schädlich ist. Während mittlere bis starke Toxizität deutliche wirtschaftliche Nachteile mit sich bringt, könnte eine geringe, wettbewerbsbedingte Toxizität in bestimmten Spielkontexten tolerierbar sein. Für das Community-Management bedeutet dies, dass eine differenzierte Moderationsstrategie erforderlich ist: Anstatt ein starres Null-Toleranz-Prinzip zu verfolgen, sollten Plattformbetreiber ein auf Daten basierendes Vorgehen wählen, das zwischen akzeptabler Rivalität und schädlicher Aggression unterscheidet.

LIMITATIONEN

Diese Untersuchung weist einige Einschränkungen auf. Erstens basiert die Analyse auf Daten einer spezifischen Plattform (Minecraft-Server) und ist daher nur eingeschränkt auf andere Communitys über-

tragbar, insbesondere auf solche mit einem anderen Kommunikationsstil oder einer anderen Nutzerstruktur. Zweitens ist die Klassifikation toxischen Verhaltens kontextabhängig: Bestimmte Ausdrücke, die in einem Gaming-Umfeld als spieltypische Provokation interpretiert werden, können in anderen Kontexten als hochgradig toxisch gelten. Drittens hängt die Güte des verwendeten NLP-Modells von der Qualität der Trainingsdaten ab. Trotz hoher Genauigkeit können Fehlklassifikationen auftreten, insbesondere bei Slang, Sarkasmus oder Ironie.

AUSBLICK

Künftige Forschung sollte sich mit der Weiterentwicklung der Toxizitätsmetrik befassen, insbesondere durch den Einsatz größerer, kontextsensitiver Sprachmodelle (Large Language Models, LLMs), die eine differenziertere Analyse ermöglichen. Darüber hinaus wäre eine Ausweitung auf andere Plattformen und Kommunikationskanäle sinnvoll, um die Übertragbarkeit der Ergebnisse zu überprüfen. Schließlich bietet es sich an, die Integration der Toxizitätsmetrik in ein umfassendes Community-Controlling zu erforschen, bei dem auch andere Faktoren wie Nutzeraktivität, Netzwerkeffekte und langfristige Monetarisierungsstrategien berücksichtigt werden.

Fazit

Dieses Paper zeigt, dass toxisches Verhalten in Online-Communitys nicht nur ein soziales Problem darstellt, sondern auch unmittelbare betriebswirtschaftliche Konsequenzen hat. Die Analyse eines großen Gaming-Servers mit einer BERT-basierten Toxizitätsmetrik hat ergeben, dass mittlere bis hohe Ausprägungen von Toxizität mit einem signifikant niedrigeren Customer Lifetime Value (CLV) verbunden sind. Eine geringe Ausprägung toxischen Verhaltens hingegen erwies sich als teilweise akzeptabel und in Einzelfällen sogar leicht förderlich für die Nutzeraktivität.

Für das Community-Management ergibt sich daraus eine wichtige Implikation: Toxizität sollte nicht pauschal, sondern differenziert betrachtet werden. Während hochtoxische Interaktionen gezielt reduziert oder sanktioniert werden müssen, kann eine geringe, wettbewerbsorientierte Toxizität in gewissen Spielkontexten toleriert werden, sofern sie nicht in destruktives Verhalten umschlägt.

Praxisempfehlung

Betreiber von Gaming-Plattformen sollten automatisierte, datenbasierte Toxizitätsmetriken in ihr Community-Controlling integrieren. Diese Metriken ermöglichen es, problematische Verhaltensweisen frühzeitig zu erkennen, gezielte Gegenmaßnahmen einzuleiten und gleichzeitig das Community-Erlebnis so zu gestalten, dass es Engagement fördert, ohne schädlich zu wirken. Darüber hinaus sollten regelmäßige Schulungen des Community-Managements und kontinuierliche Modellupdates erfolgen, um kontextabhängige Kommunikation angemessen zu bewerten.

Literaturverzeichnis

- Bernritter, S., Müller, A., & Weber, F. (2025). Community-Management und Kundenbindung in digitalen Märkten. Springer Gabler.
- Blackwell, L., Hardy, J., Ammari, T., Veinot, T., Lampe, C., & Schoenebeck, S. (2022). Harassment in online gaming: Understanding toxic behavior and its consequences. *Journal of Online Behavior*, 14(3), 10–27.
- Bocksch, T. (2020). Die ökonomische Bedeutung der Games-Industrie. Wirtschaftsinstitut Berlin.
- Burelli, P. (2022). Customer Lifetime Value: Berechnungsansätze und Anwendungen im E-Commerce. Schäffer-Poeschel.
- Canossa, A., Harteveld, C., & Nørgård, R. T. (2021). Toxic behavior in games: A framework for analysis. *Games and Culture*, 16(2), 1–16.
- Cohnen, J., Weber, M., & Heller, K. (2023). Automatisierte Textklassifikation im Community-Management. *Journal of Information Management*, 12(4), 59–62.
- Coyle, E. (2020). Online communities as social spaces: A sociological perspective. Oxford University Press.
- Devlin, J., Chang, M.-W., Lee, K., & Toutanova, K. (2019). BERT: Pre-training of deep bidirectional transformers for language understanding. *Proceedings of NAACL-HLT 2019*, 4171–4186.
- Garg, S., Kumar, P., & Gupta, R. (2023). Limitations of keyword-based moderation systems. *ACM Digital Communication Review*, 7(1), 2–10.
- Huang, L., Xu, W., & Chen, Z. (2022). Community engagement and platform loyalty: Evidence from gaming. *Journal of Digital Marketing*, 11(2), 74–75.
- Hussain, S., Khan, T., & Iqbal, R. (2023). Customer retention and its determinants in online gaming. *International Journal of Gaming Studies*, 9(1), 1–2.
- Kumar, A., Singh, J., & Patel, D. (2024). Advances in transformer-based models for text classification. *AI and Society*, 19(1), 3–10.
- Kwak, H., Blackburn, J., & Han, S. (2015). Exploring cyberbullying and toxic behavior in online games. *Social Media and Society*, 1(2), 12–14.
- Morrier, M., Allen, R., & Keene, L. (2025). Social media toxicity and user disengagement. *Digital Behavior Studies*, 22(1), 1–6.
- Mozafari, M., Farahbakhsh, R., & Crespi, N. (2020). Hate speech detection and content moderation using BERT. *Proceedings of the 14th International Conference on Web and Social Media*, 6–23.
- Park, N., Kee, K. F., & Valenzuela, S. (2017). Being immersed in online gaming communities. *Computers in Human Behavior*, 66, 5–6.
- Pavlopoulos, J., Malakasiotis, P., & Androutsopoulos, I. (2020). Dealing with toxic language online: A survey of methods. *Computational Linguistics*, 46(1), 1–2.

- Tang, J., Li, X., & Zhang, S. (2020). The impact of player behavior on customer lifetime value in online games. *Games Economics Journal*, 8(2), 128–145.
- Weber, F., Löffler, J., & Krause, M. (2025). Natural language processing in community moderation. *Digital Platforms Research Journal*, 18(1), 9–15.
- Zhang, Y., Lin, C., & Zhao, D. (2024). Defining and detecting toxic behavior in digital environments. *Journal of Cyber Behavior*, 13(4), 1–2.