

Wettbewerbsmanipulationen in Online-Auktionen



Dissertation

zur Erlangung des Grades

Doktor der Wirtschaftswissenschaft (Dr. rer. pol.)

der Juristischen und Wirtschaftswissenschaftlichen Fakultät
der Martin-Luther-Universität Halle-Wittenberg

vorgelegt von
Dipl.-Wirt.-Inf. Christian Schmeißer

verteidigt am 16.01.2013

Gutachter
Prof. Dr. Ralf Peters
Prof. Dr. Stefan Sackmann

Inhaltsverzeichnis

Tabellenverzeichnis	vii
Abbildungsverzeichnis	ix
1 Einleitung	1
2 Auktionen im Internet	7
2.1 Grundlagen von Auktionen	8
2.1.1 Geschichte der Auktionen	8
2.1.2 Ablauf einer Auktion	10
2.1.3 Standardauktionen	11
2.1.4 Wertschätzungen der Bieter	13
2.1.5 Bietstrategien in Standardauktionen	16
2.1.6 Auktionsfieber	18
2.2 Online-Auktionen	23
2.2.1 Online-Auktionstypen	23
2.2.2 Unterschiede zwischen traditionellen Auktionen und Online- Auktionen	27

3	Manipulationen in Online-Auktionen	33
3.1	Manipulationen in der Informationsphase	34
3.2	Manipulationen in der Verhandlungsphase	35
3.2.1	Shilling	37
3.2.2	Siphoning	39
3.2.3	Jump-Bidding	40
3.2.4	Sniping	41
3.2.5	Online-Kollusionen	42
3.2.6	Bid Shielding	43
3.2.7	Phantomgebote	43
3.2.8	Informationshandel	44
3.3	Manipulationen in der Abwicklungsphase	44
3.4	Manipulationen in der After-Sales-Phase	48
3.5	Relevanzanalyse der Wettbewerbsmanipulationen	49
3.5.1	Identifizierbarkeit	49
3.5.2	Gegenmaßnahmen	50
3.5.3	Relevanz	52
4	Shilling	55
4.1	Portale für Bietergemeinschaften	56
4.2	Stand der Forschung	57
4.3	Ansatz zur Identifizierung von Shilling	62
4.3.1	Kurzbeschreibung	63
4.3.2	Indizien der Shilling-Formen	64
4.3.3	Shilling-Signaturen	67

4.3.4	Vergleich der Indizien eines Verkäufers	68
4.3.5	Aggregation der Einzelindizien	69
4.4	Simulation der Shilling-Identifizierung	71
4.4.1	Simulationsmodell	72
4.4.2	Gütemerkmale des Identifizierungsverfahrens	77
4.4.3	Ergebnisse des Simulationsmodells	78
4.4.4	Sensitivitätsanalyse des Simulationsmodells	80
4.4.5	Ergebnisse der Simulation	87
4.5	Empirische Analyse	89
4.5.1	Datenbasis	89
4.5.2	Ergebnisse	90
4.6	Zusammenfassung	95
5	Online-Kollusionen	99
5.1	Ermittlung des Gewinns von Online-Kollusionen	100
5.1.1	Datenbasis	100
5.1.2	Methodenbeschreibung	101
5.1.3	Ergebnisse	103
5.2	Stand der Forschung	104
5.2.1	Grundlagen von Kollusionen	105
5.2.2	Kollusionsmechanismen	105
5.2.3	Identifizierung von Kollusionen	108
5.3	Ansatz zur Identifizierung von Online-Kollusionen	110
5.3.1	Kurzbeschreibung	110
5.3.2	Indizien der Online-Kollusionen	112

5.3.3	Vergleich der Indizien eines Bieters	113
5.3.4	Aggregation der Einzelindizien	114
5.4	Simulation der Identifizierung von Online-Kollusionen	115
5.4.1	Simulationsmodell	115
5.4.2	Gütemerkmale des Identifizierungsverfahrens	117
5.4.3	Ergebnisse des Simulationsmodells	118
5.4.4	Sensitivitätsanalyse des Simulationsmodells	118
5.4.5	Erweiterung des Grundmodells	121
5.4.6	Ergebnisse der Simulation	123
5.5	Empirische Analyse	124
5.5.1	Datenbasis	124
5.5.2	Ergebnisse	125
5.6	Zusammenfassung	126
6	Sniping	129
6.1	Sniping-Agenten	129
6.2	Stand der Forschung	130
6.3	Empirische Analyse	133
6.3.1	Untersuchungsmethodik	133
6.3.2	Datengrundlage	135
6.4	Ergebnisse	137
6.4.1	Häufigkeit von Sniping	137
6.4.2	Profitabilität von Sniping	139
6.4.3	Sensitivitätsanalyse	140
6.4.4	Wirkungszusammenhänge	141
6.5	Zusammenfassung	145

<i>INHALTSVERZEICHNIS</i>	v
7 Zusammenfassung	147
Literaturverzeichnis	153
A Symbolverzeichnis	xiii
B Datenbeschreibung der Sniping-Analyse	xv

Tabellenverzeichnis

2.1	Unterschiede zwischen traditionellen und Online-Auktionen	28
3.1	Maßnahmen gegen Wettbewerbsmanipulationen	51
3.2	Relevanz der Wettbewerbsmanipulationen	53
4.1	Ansätze zur Shilling-Identifizierung	58
4.2	Gütemerkmale des Identifizierungsverfahrens	77
4.3	Parameter des Simulationsmodells zur Shilling-Identifizierung	79
4.4	β_r -Fehler des Simulationsmodells zur Shilling-Identifizierung	80
4.5	Beschreibung des Datensatzes	90
5.1	Beschreibung des Datensatzes	100
5.2	Gütemerkmale des Identifizierungsverfahrens	117
5.3	Beschreibung des Datensatzes	124
5.4	Identifizierte Kollusionsbieter	125
5.5	Identifizierte Kollusionsbieter mit mindestens 30 Teilnahmen	126
6.1	Auktions-und Verkäuferanzahl in der Datenbasis	137
6.2	Durchschnittliche Gebotsanzahl von Sniping-Bietern und Bietern ohne Sniping	138

6.3	Vergleich der durchschnittlichen Endpreise zwischen Auktionen mit und ohne Sniping	139
6.4	Preisdifferenz zwischen Auktionen, in denen Sniper gewonnen haben und Auktionen ohne Sniping	140
6.5	Abweichungen der Endpreise für alternative Sniping-Intervalle	141
6.6	Spearman'sche Rangkorrelationskoeffizienten zwischen Bieteranzahl und Startpreis	144
B.1	Startpreis	xv
B.2	Endpreis	xv
B.3	Gebote je Auktion	xvi
B.4	Bieter je Auktion	xvi

Abbildungsverzeichnis

2.1	Struktur der Wertschätzungsmodelle am Beispiel des IPV-Modells . . .	15
2.2	Ursachen für Auktionsfieber	20
3.1	Auktionsphasen, die von Manipulationen betroffen sind	33
3.2	Manipulationen in der Verhandlungsphase	36
3.3	Manipulationen in der Abwicklungsphase	45
3.4	Manipulationen in der After-Sales-Phase	48
4.1	Ablauf der Shilling-Identifizierung	63
4.2	Signaturen der Shilling-Formen	67
4.3	Ablauf des Shilling-Simulationsmodells	73
4.4	Gebotswahrscheinlichkeiten eines Bieters in den Auktionsphasen . . .	74
4.5	Auktionsphasen der verschiedenen Shilling-Formen	75
4.6	Modellierung von aggressivem Shilling und Benign-Shilling	76
4.7	Trefferquoten des Grundmodells	79
4.8	Trefferquoten und β_r -Fehler der Shilling-Formen bei einer unterschiedlichen Anzahl von Shilling-Verkäufern	81
4.9	Trefferquoten und β_r -Fehler der Shilling-Formen bei unterschiedlicher Anzahl von Auktionen je Verkäufer	83

4.10	Trefferquoten und β_r -Fehler der Shilling-Formen bei unterschiedlicher Bieteranzahl je Auktion	85
4.11	Trefferquoten und β_r -Fehler der Shilling-Formen bei unterschiedlichen globalen Signifikanzniveaus	86
4.12	Anteil verdächtiger Indizien in verschiedenen Verkäufer-Klassen	91
4.13	Anteil der Shilling-Formen in verschiedenen Verkäufer-Klassen	92
4.14	Anteil auffälliger Indizien auf Basis unterschiedlicher globaler Signifikanzniveaus	93
4.15	Häufigkeiten der identifizierten Shilling-Formen auf Basis unterschiedlicher globaler Signifikanzniveaus	94
4.16	Vergleich des Anteils der verdächtigten Shilling-Verkäufer zwischen Simulation und empirischen Daten.	95
5.1	Darstellung einer Kollusion	102
5.2	Mittelwerte der normierten rangspezifischen Gebote in verschiedenen Kategorien	103
5.3	Kollusionsgewinn in verschiedenen Kategorien	104
5.4	Übersicht Kollusionsmechanismen	106
5.5	Ablauf des Verfahrens zur Identifizierung von Online-Kollusionen	111
5.6	Simulationsmodell zur Identifizierung von Online-Kollusionen	116
5.7	Identifizierungsergebnisse des Grundmodells mit variierender Auktionsanzahl	119
5.8	Identifizierungsergebnisse des Grundmodells mit variierender Einzelbieteranzahl	120
5.9	Identifizierungsergebnisse des Grundmodells mit variierendem globalen Signifikanzniveau	121
5.10	Vergleich der Identifizierungsergebnisse zwischen Grund- und erweitertem Modell	122

6.1	Gliederung der Auktionsgruppen	134
6.2	Häufigkeiten der Auktionsanzahl je Verkäufer und der Bieteranzahl je Auktion	136
6.3	Sniping-Quoten	138
6.4	Sniping-Erfolgswahrscheinlichkeit und Anteil der Sniping-Auktionen mit multiplen Sniping-Geboten	141
6.5	Sniping-Wahrscheinlichkeit	143

Kapitel 1

Einleitung

Die Bedeutung von Online-Auktionen hat in den letzten Jahren stark zugenommen. Laut einer Studie des Bundesverbands Informationswirtschaft, Telekommunikation und neue Medien e. V. (BITKOM) haben 27 Millionen Deutsche mindestens einmal Waren oder Dienstleistungen im Internet ersteigert.¹ Der Marktführer eBay besitzt laut eigenen Aussagen in Deutschland über 16 Millionen aktive Mitglieder, die ständig mehr als 50 Millionen Artikel handeln.² Weltweit werden in diesem Online-Auktionshaus Waren und Dienstleistungen im Wert von fast 70 Milliarden US-\$ jährlich umgesetzt.³

In Online-Auktionen sind oft Manipulationen zu beobachten, die andere Marktteilnehmer benachteiligen bzw. schädigen. Eine besondere Stellung nehmen Manipulationen ein, die während der Bietphase einer Auktion durchgeführt werden. Diese Verhaltensweisen zielen darauf ab, den wettbewerblichen Prozess zu verändern und können daher als Wettbewerbsmanipulationen bezeichnet werden. Unter den Wettbewerbsmanipulationen heben sich drei Formen besonders hervor. Dazu gehören:

- Sniping,
- Shilling und

¹Vgl. BITKOM 2010.

²<http://presse.ebay.de/fakten-deutschland>. Abruf am 06.03.2012.

³<http://presse.ebay.de/fakten-weltweit>. Abruf am 06.03.2012.

- Online-Kollusionen.

Sniping bezeichnet die Gebotsabgabe in den letzten Sekunden einer Auktion, mit dem Ziel, den Konkurrenten keine ausreichende Zeit für Gegengebote zu lassen. Dieses Verhalten hat sich in den letzten Jahren zu einer „best-practice“-Strategie entwickelt. So zeigen Ockenfels und Roth 2006, dass etwa 12% aller Gebote in eBay-Auktionen in den letzten zehn Sekunden abgegeben werden. Eine andere weit verbreitete Manipulationsform ist das Shilling, welches das Bieten der Verkäufer in eigenen Auktionen bezeichnet. Untersuchungen gehen davon aus, dass dieses Phänomen in bis zu 18% aller Online-Auktionen auftritt.⁴ Eine weitere Manipulationsform, die bereits aus traditionellen Auktionen bekannt ist, wird als Kollusion bezeichnet. Dabei handelt es sich um Preisabsprachen zwischen Bietern. Kollusionen stellen in traditionellen Auktionen vor allem bei Ausschreibungen ein großes Problem dar. Untersuchungen gehen davon aus, dass Kollusionen unter anderem bei der Vergabe von Straßenbauaufträgen in Schweden (Jakobsson 2007) und den USA (Bajari und Ye 2003 sowie Porter und Zona 1993) sowie bei der Versteigerung von Holz in den USA (Baldwin, Marshall und Richard 1997) und Kanada (Price 2008) durchgeführt worden sind.

Die Betrachtung der unterschiedlichen Formen der Wettbewerbsmanipulationen wirft die Frage nach deren Bedeutung in Online-Auktionen auf. Dies beinhaltet vor allem den Verbreitungsgrad und die Profitabilität der Manipulationsformen. Dabei tritt das für Wettbewerbsmanipulationen charakteristische Problem der schwierigen Identifizierung auf. Daher stellt sich auch die Frage nach geeigneten Verfahren zur Aufdeckung von Wettbewerbsmanipulationen.

Aus den aufgeworfenen Fragestellungen leiten sich zwei Ziele der Arbeit ab. Das erste Ziel umfasst die Entwicklung geeigneter Identifizierungsverfahren für Wettbewerbsmanipulationen in Online-Auktionen. Das zweite Ziel ist die Gewinnung von Erkenntnissen über die Verbreitung der Manipulationsformen in der Praxis. Im Fokus der Arbeit liegen dabei die drei Manipulationsformen Shilling, Sniping und Online-Kollusionen.

⁴Siehe Ford, Xu und Valova 2010.

Für die Identifizierung von Shilling und Online-Kollusionen werden neue Verfahren entwickelt, die verschiedene Indizien mit Hilfe statistischer Verfahren zu der Aussage aggregieren, ob Marktteilnehmer Shilling bzw. Online-Kollusionen durchführen. Indizienbasierte Verfahren haben sich bei der Identifizierung von Shilling in der Literatur bereits etabliert.⁵ Die neuen Verfahren heben sich von den bereits entwickelten insofern ab, als das eine statistische Aussage auf Basis eines gegebenen Signifikanzniveaus ermöglicht wird. Für die Identifizierung von Kollusionen wurden zwar bereits Verfahren für traditionelle Auktionen entwickelt.⁶ Online-Auktionen bieten jedoch gegenüber traditionellen Auktionen veränderte Rahmenbedingungen, so dass etablierte Verfahren nicht oder nur sehr schwer auf Online-Kollusionen übertragbar sind. Für die Identifizierung von Online-Kollusionen wird daher ein neues Verfahren entwickelt, welches analog zu dem des Shilling ebenfalls Indizien mit Hilfe von statistischen Verfahren miteinander verknüpft. Geeignete Indizien können jedoch nicht aus der Literatur entnommen werden, so dass hier die Entwicklung neuer Indizien notwendig ist.

Die Eignung der Identifizierungsverfahren für Shilling und Online-Kollusionen wird jeweils anhand eines Simulationsmodells überprüft. Dabei werden fiktive Auktionen den verschiedenen Manipulationsformen ausgesetzt. Anschließend werden jeweils die Identifizierungsverfahren durchgeführt und im Rahmen einer Analyse überprüft, welche der durch die Verfahren identifizierten Marktteilnehmer tatsächlich manipulieren und welche Akteure fälschlicherweise verdächtigt wurden.

Mit Hilfe der entwickelten Identifizierungsverfahren wird die Häufigkeit der Wettbewerbsmanipulationen in realen Online-Auktionen ermittelt. Dabei werden verschiedene Datensätze aus dem Online-Auktionshaus eBay und dem Ausschreibungsportal myHammer analysiert. Das Ergebnis soll zeigen, inwieweit Wettbewerbsmanipulationen bereits in Online-Auktionen auftreten.

⁵Siehe Dong, Shatz und Xu 2010, Engelberg und Williams 2009, Ford, Xu und Valova 2010, Goel, Xu und Shatz 2010, Kauffman und Wood 2003, Rubin, Christodorescu et al. 2005, Shah, Joshi et al. 2003, Trevathan und Read 2009, Xu und Cheng 2007 und Xu, Bates und Shatz 2009.

⁶Siehe Bajari und Ye 2003, Baldwin, Marshall und Richard 1997, Bajari und Summers 2002, Porter und Zona 1993, Feinstein, Block und Nold 1985, Blanckenburg, Geist und Kholodilin 2010, Abrantes-Metz, Froeb et al. 2006 und Bolotova, Connor und Miller 2008.

Der Schwerpunkt der Analyse von Sniping liegt in der Ermittlung der Profitabilität, die durch den Einsatz dieser Manipulationsform erzielt wird. Obwohl Sniping oft in Online-Auktionen auftritt, konnte bislang noch kein statistisch gesicherter Nachweis eines Preiseffekts erbracht werden.⁷ Daher soll anhand empirischer Daten der Auktionsplattform eBay überprüft werden, welcher Zusammenhang zwischen Sniping und einer Preisveränderung existiert.

Die Arbeit gliedert sich wie folgt. In Kapitel zwei werden die Rahmenbedingungen von Online-Auktionen dargestellt. Dabei wird auf die auktionstheoretischen Grundlagen eingegangen, wie beispielsweise die verschiedenen Modelle der Wertschätzung. Diese sind in der Auktionsmodellierung von großer Bedeutung, da mit ihrer Hilfe Verhaltensunterschiede bei Bietern erklärt werden können. Außerdem werden die Bietstrategien in den Standardauktionen ebenso beschrieben wie das Auktionsfieber, das als ein wesentlicher Faktor im Bieterverhalten gilt. Darüber hinaus werden in Kapitel zwei die Besonderheiten von Online-Auktionen herausgestellt und Unterschiede zu traditionellen Auktionen erarbeitet.

Der Ausgangspunkt in Kapitel drei ist die Darstellung der verschiedenen Manipulationsformen in Online-Auktionen. Die Schwerpunkte des Kapitels liegen in der Beschreibung von verschiedenen Formen der Wettbewerbsmanipulation und der Charakterisierung ihrer Bedeutung im Rahmen von Online-Auktionen. Das Ergebnis stellt dabei die Manipulationsformen Shilling, Online-Kollusionen und Sniping heraus, die in den nachfolgenden Kapiteln untersucht werden.

Das Kapitel vier beinhaltet die Analyse des Shilling. Dabei wird insbesondere ein Verfahren entwickelt, das Verkäufer identifiziert, die in ihren eigenen Auktionen bieten. Gegenüber bereits existierenden Verfahren werden mehrere Formen des Shilling bei der Analyse berücksichtigt und mit Hilfe statistischer Methoden untersucht. Anschließend wird das Verfahren auf empirische Daten eines Online-Auktionshauses angewendet.

⁷Siehe Berstein 2007, Ely und Hossain 2009, Gray und Reiley 2007 sowie Wintr 2008.

Online-Kollusionen werden in Kapitel fünf untersucht. Der Schwerpunkt der Analyse liegt hier ebenfalls in der Entwicklung eines Identifizierungsverfahrens. Die Eignung des Verfahrens wird anhand eines Simulationsmodells überprüft. Eine anschließende Untersuchung von empirischen Daten identifiziert Bieter, die Preisabsprachen auf einer Ausschreibungsplattform für Dienstleistungen durchführen.

Das Kapitel sechs umfasst die Analyse des Snipings. Den zentralen Aspekt des Kapitels bildet die Ermittlung der Profitabilität dieser Manipulationsform. Außerdem werden Wirkungszusammenhänge untersucht, die zwischen dem Auftreten von Sniping und verschiedenen Merkmalen der Auktionen vorhanden sind. In Kapitel sieben werden die Ergebnisse zusammengefasst.

Kapitel 2

Auktionen im Internet

Auktionen sind regelbasierte Marktinstitutionen, die die Allokation von Ressourcen und deren Preise auf Basis von Geboten der Marktteilnehmer festlegen.⁸ Der Begriff der Auktion ist von dem lateinischen Wort *augere* abgeleitet, das vergrößern oder vermehren bedeutet, wobei die Vorstellung einer klassischen Versteigerung mit sich wechselseitig überbietenden Teilnehmern zugrunde liegt.⁹ Auktionen können für einen Anbieter von Vorteil sein, falls er nur wenige Informationen über die Zahlungsbereitschaften der Nachfrager besitzt. Er überlässt es dem Wettbewerb zwischen den Nachfragern, den Käufer und den gültigen Kaufpreis zu bestimmen.¹⁰

„Elektronische Auktionen erfolgen im Prinzip nach denselben Regeln wie ihr traditionelles Pendant“¹¹, wobei Bieter ihre Gebote per Internet abgeben. Das elektronische Bieten führt in Online-Auktionen jedoch zu einem Identifizierungsproblem der Akteure und bietet die Grundlage für verschiedene betrügerische Verhaltensweisen.

⁸Vgl. McAfee und McMillan 1987, S. 701.

⁹Vgl. Peters 2010, S. 127.

¹⁰Vgl. Kräkel 1992, S. 8.

¹¹Peters 2010, S. 127.

2.1 Grundlagen von Auktionen

2.1.1 Geschichte der Auktionen

Auktionen wurden bereits in frühen zivilisierten Gesellschaften durchgeführt.¹² Die ersten Auktionen wurden vor circa 2.500 Jahren im antiken Babylon abgehalten. Dabei wurden auf Heiratsmärkten einmal im Jahr Frauen versteigert. Im Römischen Reich wurden im atrium auctionarium regelmäßig Waren veräußert. Größere Auktionen wurden unter anderem von den Kaisern Caligula und Marcus Aurelius organisiert, um Schulden durch die Veräußerung ihrer privaten Besitztümer zu tilgen.¹³ Eine der umfangreichsten Auktionen wurde im Jahr 193 durchgeführt. Nachdem die prätorianische Garde den Imperator Pertinax hinrichtete, wurde das ganze Römische Reich versteigert. Der Sieger, Didius Julianus, zahlte 6.250 Drachmen an jeden Soldaten der prätorianischen Garde. Zwei Monate später wurde er jedoch von ihnen enthauptet.

Nach dem Untergang des Römischen Reiches haben sich Auktionen erst wieder im 17. Jahrhundert etabliert. Im Jahr 1674 wurde das nach eigenen Angaben älteste noch bestehende Auktionshaus „Auktionsverket“ eröffnet.¹⁴ In England wurden 1680 die puritanischen Gesetze Oliver Cromwells aufgehoben, die jeden Kunstimport aus dem Ausland untersagten, was den Beginn einer zunehmenden Sammlertätigkeit auslöste.¹⁵ In der Folge boten Verkäufer Kunstwerke regelmäßig in Kaffeehäusern und Tavernen zur Versteigerung an.¹⁶ Das Angebot begehrter Kunstwerke zog daraufhin die zahlungskräftige und gebildete Oberschicht an. Mit der zunehmenden Popularität der Auktionen wurden im 18. Jahrhundert die Auktionshäuser Christie's¹⁷ und Sotheby's¹⁸ eröffnet. Die Auktionshäuser gestalteten die Auktionen zunehmend zu gesellschaftlichen Ereignissen. Unter dem Begriff „auctainment“ versteht man daher das Erlebnis einer Auktion als Verknüpfung der Begriffe „entertainment“ und

¹²Eine umfassende historische Betrachtung von Auktionen beinhaltet Cassady 1980, S. 26ff.

¹³Vgl. Tenney 1940, S. 39f., zitiert nach Cassady 1980, S. 28.

¹⁴Siehe <http://auktionsverket.com/about-us/about-stockholms-auktionsverk/>. Abruf am 17.11.2011.

¹⁵Vgl. Boll 2005, S. 16.

¹⁶Vgl. Cassady 1980, S. 29f.

¹⁷<http://www.christies.com>

¹⁸<http://www.sothebys.com>

„auction“.¹⁹

In der zweiten Hälfte des 19. Jahrhunderts wurden zunehmend Gebote in Briefform abgegeben und Vertreter beauftragt, im Namen der Bieter bei Auktionen teilzunehmen. Daraus entwickelten sich die so genannten „mail-sales“, bei denen kein Auktionssaal mehr benötigt wurde, da sie ausschließlich mit Briefgeboten stattfanden.²⁰ In solchen Auktionen konnte man vor allem Briefmarken ersteigern.²¹

Mit der Entwicklung des Internets erfolgte eine Verlagerung von „mail-sales“ in textbasierte Newsgroups, wobei nun auch andere Artikel, wie Spielkarten oder Münzen, gehandelt wurden. Eine Auktion startete mit einem Inserat eines Kauf- bzw. Verkaufsgesuchs, das neben der Artikelbeschreibung auch eine Erklärung des Auktionsmechanismus beinhaltete, der sehr unterschiedlich sein konnte.²² Anschließend wurden Gebote via E-Mail abgegeben und der Gewinner durch den Inserenten ermittelt. Diese frühen Formen der Online-Auktionen waren jedoch noch relativ aufwändig zu organisieren und gegenüber Manipulationen anfällig. Eine Teil-Automatisierung der Auktionsphasen und erste Maßnahmen zur Verringerung von Manipulationen brachten Mitte der 90er Jahre des 20. Jahrhunderts die ersten webbasierten Auktionshäuser. Onsale und eBay waren 1995 zwei der ersten Auktionshäuser, die die Vorteile, die das Internet anbot, nutzten. Dazu gehörten automatische Gebote, Suchmaschinen und Kategorien, durch die Bieter navigieren konnten, um die gesuchten Artikel zu finden.²³

Die Vernetzung der Auktionsteilnehmer und die technologische Unterstützung der Auktionsdurchführung resultierte in einer Verringerung der Transaktionskosten und einer besseren Erreichbarkeit für Verkäufer und Bieter. Damit wurde die Möglichkeiten geschaffen, auch geringwertige Objekte zu veräußern und Waren durch private Anbieter zu versteigern.

¹⁹Siehe Glänzer und Schäfers 2001, S. 612.

²⁰Zur Geschichte der „mail-sales“ siehe Lucking-Reiley 2000b.

²¹Vgl. Lucking-Reiley 2000b, S. 186.

²²Siehe Lucking-Reiley 1999, S. 1067.

²³Vgl. Lucking-Reiley 2000a, S. 228.

2.1.2 Ablauf einer Auktion

Eine Auktion kann in verschiedene Phasen eingeteilt werden.²⁴ Dazu zählen

- die Informationsphase,
- die Verhandlungsphase,
- die Abwicklungsphase und
- die After-Sales-Phase.

Die Informationsphase wird auch als Anbahnungs- oder Suchphase bezeichnet und zielt darauf ab, die Transaktionsbedürfnisse der Marktteilnehmer zu erfassen und die für die Verhandlung notwendigen Vorbereitungen durchzuführen.²⁵ Verkäufer versuchen, Interessenten mit möglichst hohen Zahlungsbereitschaften zu finden. Demgegenüber suchen Bieter Artikel, die ihren Bedürfnissen am besten entsprechen. Somit übernimmt das Auktionshaus die Rolle eines Vermittlers, mit dem Ziel, Anbieter und Nachfrager zusammenzuführen.

Die Verhandlungsphase wird auch als Einigungs- oder Vereinbarungsphase bezeichnet und ist das zentrale Element einer Auktion. Anhand der Auktionsregeln und der abgegebenen Gebote wird der Preis ermittelt, den der Gewinner der Auktion zu zahlen hat. Die Vereinbarungphase endet mit dem Abschluss eines Vertrages.

Die Abwicklungsphase umfasst die Realisierung der in der Verhandlungsphase getroffenen Absprachen. Dazu gehören die Zahlung und der Versand der Ware. Die After-Sales-Phase beinhaltet alle Aktivitäten, die nach der Abwicklungsphase im Rahmen der Auktion auftreten. Darunter zählen Umtauschwünsche, Reklamationen oder später in Anspruch genommene Versicherungs- und Serviceleistungen. Auch Aktivitäten, die den Zoll betreffen, fallen darunter.

²⁴In der Literatur finden sich zwar verschiedene Varianten dieser Phasen, die sich jedoch weitestgehend ähneln. Siehe Peters 2002, Picot, Reichwald und Wigand 2003, Kollmann 2007, Guttman, Moukas und Maes 1998, Schmid und Lindemann 1997, Amor 2000 sowie Schneider und Schnetkamp 2000.

²⁵Vgl. Peters 2002, S. 15.

2.1.3 Standardauktionen

Auktionen können in vier Grundformen unterschieden werden. Diese Grundformen werden als Standardauktionen bezeichnet und dienen oft als Ausgangspunkt für die Entwicklung weiterer Auktionsformen. Zu den Standardauktionen gehören

- die Englische Auktion,
- die Holländische Auktion,
- die verdeckte Erstpreisauktion und
- die verdeckte Zweitpreisauktion.

Die Englische Auktion

Die Bezeichnung „Englische Auktion“ basiert auf einer Auktionsform, die in den englischen Auktionshäusern Christie’s und Sotheby’s seit dem 18. Jahrhundert verwendet wird. Grundsätzlich werden darunter Auktionen verstanden, bei dem Gebote offen und aufsteigend abgegeben werden. Die Englische Auktion kann in verschiedenen Varianten auftreten.²⁶ Dabei werden

- die aufsteigende Englische Auktion,
- die Englische Ausruf-Auktion (English outcry auction) und
- die Japanische Auktion

unterschieden. Bei der aufsteigenden Englischen Auktion wird der Auktionspreis schrittweise durch den Auktionator gesteigert. Eine Erhöhung erfolgt, falls ein Bieter seine Bereitschaft signalisiert, zum aktuellen Preis kaufen zu wollen. Das Preisinkrement wird vom Auktionator vorgegeben. Die Auktion endet, sobald ein höherer Preis nicht mehr akzeptiert wird. Den Zuschlag erhält der Bieter mit dem höchsten Gebot.

Bei der Englischen Ausruf-Auktion fordert der Auktionator die Gebote ein, die

²⁶Siehe Steiglitz 2007, S. 10ff.

durch lautes Rufen in den Saal geworfen werden.²⁷ Die Höhe des Preisinkrements wird jeweils von dem Bieter bestimmt, der das Gebot abgibt. Dabei kann es zu so genannten Jump-Geboten kommen, bei denen Bieter sehr hohe Gebotsschritte wählen, um ihre Dominanz in der Auktion zu suggerieren.²⁸

Die Japanische Auktion wird in mehreren Runden durchgeführt. In jeder Runde gibt der Auktionator einen höheren Preis vor. Bieter müssen die Auktion verlassen, falls sie nicht bereit sind, zum aktuellen Preis kaufen zu wollen. Sie können später nicht wieder in die Auktion einsteigen. Der Preis wird solange erhöht, bis nur noch ein Bieter verbleibt und den Zuschlag damit erhält.

Die Holländische Auktion

In der Holländischen Auktion wird ein hoher Preis solange reduziert, bis das Signal eines Bieters die Auktion beendet und der Bieter den Zuschlag zum aktuellen Preis erhält. Die Namensgebung der Auktionsform geht auf die Versteigerung von Blumen in Holland zurück. Noch heute werden täglich 125.000 Auktionen in Aalsmeer durchgeführt, bei denen jährlich 12 Milliarden Schnittblumen versteigert werden.²⁹ Der Gesamtumsatz der Auktionen betrug im Jahr 2011 fast 2,5 Milliarden €. ³⁰ Das Auktionsgebäude in Aalsmeer ist, gemessen an der Nutzfläche von fast einer Million Quadratmeter, das zweitgrößte Gebäude der Welt.³¹ Mit der Holländischen Auktion werden auch Fisch in Israel und Tabak in Kanada versteigert.³²

Die verdeckte Erstpreisauktion

Die verdeckte Erstpreisauktion ist gekennzeichnet durch die verdeckte Abgabe eines Gebots je Bieter. Der Bieter mit dem höchsten Gebot erhält den Zuschlag in Höhe

²⁷Siehe Krishna 2002, S. 90.

²⁸Siehe Kapitel 3.2.3.

²⁹<http://www.floraholland.com/en/AboutFloraHolland/Auctioning/Pages/default.aspx>. Abruf am 15.06.2012.

³⁰<http://www.floraholland.com/nl/overfloraholland/Cooperatie/Documents/Kengetallen%20EN%202011.pdf>. Abruf am 15.06.2012.

³¹<http://www.wikipedia.de>. Abruf am 15.06.2012.

³²Vgl. Klemperer 2004, S. 12.

seines Gebots. Der Einsatzbereich der verdeckten Erstoppreisauktion liegt vorwiegend in Ausschreibungen, wie beispielsweise bei der Vergabe von Bauprojekten. Hier wird die Auktionsform in umgekehrter Form verwendet, wobei das niedrigste Gebot gewinnt.

Die verdeckte Zweitpreisauktion

Die verdeckte Zweitpreisauktion funktioniert nach einem ähnlichen Prinzip wie die verdeckte Erstoppreisauktion. Allerdings zahlt hier der Höchstbieter nur den Preis in Höhe des zweithöchsten Gebots. Die verdeckte Zweitpreisauktion wird auch als Vickrey-Auktion bezeichnet, da William Vickrey 1961 die Vorteile dieser Auktionsform als erster beschrieb.³³ Auf Seiten der Bieter liegen diese vor allem in der einfachen Wahl einer optimalen Bietstrategie, die im Bieten der eigenen Zahlungsbereitschaft besteht.

Verdeckte Zweitpreisauktionen wurden bereits im 19. Jahrhundert regelmäßig durchgeführt.³⁴ Eine berühmte verdeckte Zweitpreisauktion stammt aus dem Jahr 1797.³⁵ Dabei schickte Johann Wolfgang von Goethe das Manuskript von „Herrmann und Dorothea“ an seinen Verleger und bat ihn einen Preis zu nennen, zu dem er bereit wäre, das Werk zu kaufen. Gleichzeitig schickte er einem Vertrauten einen versiegelten Brief, der den Mindestpreis beinhaltete, den er verlangte. Goethe erklärte dem Verleger, dass er höchstens den Betrag im Brief bezahlen müsste, falls sein Angebot diesen Betrag übersteigt. Andernfalls würde Goethe den Brief versiegelt zurücknehmen und der Verkauf käme nicht zustande. Der Verleger bot nach einem Hinweis des Vertrauten exakt den Wert, den Goethe verlangte.

2.1.4 Wertschätzungen der Bieter

Bei der Betrachtung von Auktionen ist die Art der Wertschätzungen, die die Bieter über ein Auktionsobjekt besitzen, von wesentlicher Bedeutung. Grundsätzlich werden zwei Modelle unterschieden: private value (PV) und common value (CV).

³³Siehe Vickrey 1961.

³⁴Siehe Lucking-Reiley 1999.

³⁵Siehe Moldovanu und Tietzel 1998.

Im PV-Modell wird davon ausgegangen, dass das Auktionsobjekt für jeden Bieter einen persönlichen Wert hat, der nur ihm bekannt ist und der sich auch dann nicht ändert, falls er Kenntnis über Wertschätzungen anderer Auktionsteilnehmer erhält. Das PV-Modell wird oft mit der Versteigerung von Kunstgegenständen erklärt, da jeder Bieter dort eine individuelle Wertvorstellung über das Kunstwerk besitzt.

Das CV-Modell beruht auf der Grundannahme, dass ein einheitlicher (Markt-)Wert für das Auktionsobjekt existiert, der zum Zeitpunkt der Versteigerung noch unbekannt ist.³⁶ Allerdings besitzen die Bieter private und unvollständige Informationen über den tatsächlichen Wert. Als ein typisches Beispiel für das CV-Modell dient oft die Versteigerung eines Geldglases. Dabei wird ein mit Geld gefüllter und verschlossener Glasbehälter versteigert, bei dem die Geldmenge durch Abzählen nicht ermittelt werden kann. Die Bieter müssen daher den Wert des Glasinhalts schätzen. An diesem Beispiel zeigt sich, dass das Ziel der Bieter in Auktionen des CV-Modells die möglichst präzise Bestimmung des realen Werts ist, um weder ein zu geringes, noch ein zu hohes Gebot abzugeben.³⁷

In den Auktionen des CV-Modells kann sich herausstellen, dass der Preis, zu dem das Auktionsobjekt vergeben wurde, höher liegt als der eigentliche Wert. Diese Überschätzung des tatsächlichen Werts ist als „Fluch des Gewinners“ bekannt.

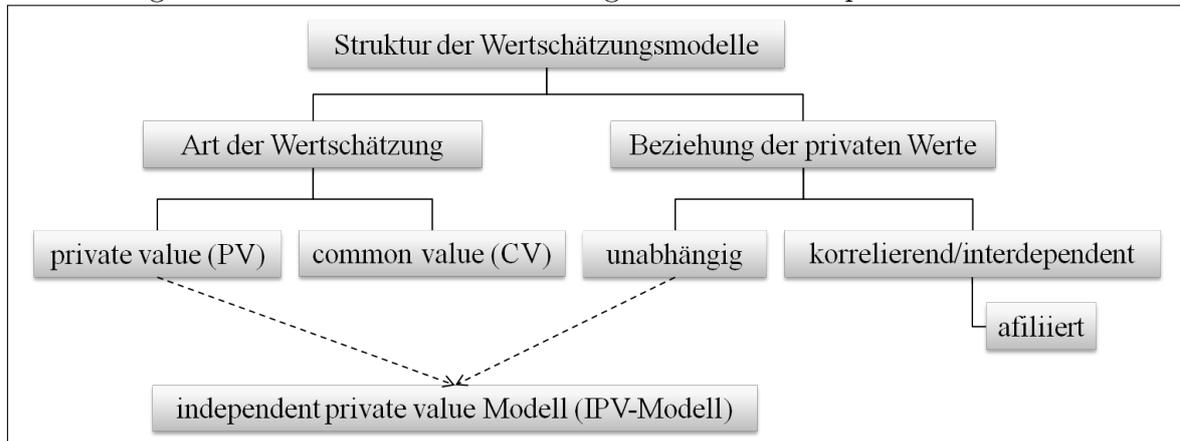
Sowohl im PV- als auch im CV-Modell werden die Abhängigkeiten der privaten Bestandteile der Wertschätzung von denen anderer Bieter differenziert. In PV-Modellen betrifft dies die private Wertschätzung, in CV-Modellen die privaten Informationen, über die ein Bieter verfügt. Dabei werden unabhängige, korrelierende und affilierte Beziehungen unterschieden. Der Begriff der Affiliation wurde von Milgrom und Weber 1982 eingeführt und bezeichnet positiv korrelierende Werte, womit die Affiliation

³⁶Vgl. Kräkel 1992, S. 11.

³⁷Die Ermittlung des realen Werts ist manchmal auch nach Auktionsschluss nicht möglich und auch später nur schwer durchzuführen. In diesem Fall schlagen Goeree und Offerman 2003 zwei einfache Möglichkeiten zur Bestimmung vor. Bei der ersten Möglichkeit bestimmt das Gebot den realen Wert, das letztendlich den Zuschlag erhält. Dabei liegt die Annahme zugrunde, dass ein Auktionsobjekt so viel wert ist, wie jemand bereit ist, dafür zu zahlen. Die zweite Möglichkeit umfasst den Mittelwert der Maximalgebote aller Bieter. Der Mittelwert repräsentiert die Aggregation der verschiedenen Bieterinformationen und stellt somit den „common value“ dar.

eine Sonderform der Korrelation darstellt. Mit der Verflechtung von Grundmodellen und unterschiedlichen Einflusstypen privater Werte lassen sich verschiedene Wertschätzungsmodelle klassifizieren. Abbildung 2.1 stellt hierzu ein Beispiel dar.

Abbildung 2.1: Struktur der Wertschätzungsmodelle am Beispiel des IPV-Modells



Quelle: eigene Darstellung.

Im Fall des PV-Modells führt die Annahme unabhängiger Wertschätzungen zum independent private value Modell (IPV-Modell), welches in vielen Auktionsanalysen zugrunde gelegt wird, da gegenseitige Einflüsse der verschiedenen Wertschätzungen nicht betrachtet werden müssen. Das correlated private value Modell fordert dagegen korrelierende private Wertschätzungen, die beispielsweise in einer Gemäldeauktion eines kürzlich verstorbenen Malers auftreten können. Dabei erhöhen sich die Wertschätzungen der Bieter, ohne dass sie den Wiederverkauf des Gemäldes erwägen.

In CV-Modellen lassen sich die unterschiedlichen gegenseitigen Einflüsse der privaten Bieterinformationen am Beispiel der Versteigerung eines Geldglases verdeutlichen. Unabhängige und private Informationen sind eher bei einer einmaligen Versteigerung des Geldglases zu finden. Demgegenüber treten korrelierende Werte vermehrt auf, falls die Auktion wiederholt stattfindet und die Bieter ähnliche Erfahrungen machen können.

In der Praxis treten die reinen Formen der Auktionsmodelle jedoch kaum auf.³⁸ Oft

³⁸Reine CV-Modelle sind auch als mineral rights oder pure common value Modelle bekannt. Siehe Milgrom und Weber 1982 sowie Klemperer 1999.

besitzen Auktionen die Eigenschaften mehrerer Modelle.³⁹ So kann die Wertschätzung für einen Kunstgegenstand auch die Wiederverkaufsabsicht einschließen. Daher müssen die Wertschätzungen der anderen Bieter ebenfalls in Betracht gezogen werden. Bei der Versteigerung eines Ölfeldes können beispielsweise unabhängige private Informationen die Wertschätzungen der Bieter beeinflussen. Dazu zählen unter anderem unterschiedliche Prognosen über den Absatzpreis oder unterschiedliche Kosten der Förderung.⁴⁰

2.1.5 Bietstrategien in Standardauktionen

In Auktionen stehen Bieter vor der Herausforderung eine Bietstrategie zu wählen, die zwei entgegengesetzte Ziele verfolgt. Zum einen soll die Wahrscheinlichkeit, die Auktion zu gewinnen, maximiert werden. Zum anderen ist der Auktionspreis zu minimieren, der im Erfolgsfall zu zahlen ist. Die Ausgangspunkte der Bietstrategien sind die Zahlungsbereitschaft im PV-Modell und das private Signal im CV-Modell. Falls der Bieter im Erfolgsfall weniger als seine Zahlungsbereitschaft bzw. sein privates Signal zahlen muss, kann er einen Gewinn realisieren.⁴¹

Bietstrategien des PV-Modells

Die Bietstrategien des PV-MODells können wie folgt beschrieben werden. In der verdeckten Zweitpreisauktion ist es für einen Bieter optimal, ein Gebot in Höhe seiner Zahlungsbereitschaft zu bieten. Würde er ein höheres Gebot abgeben, müsste er im Erfolgsfall mehr zahlen, als er bereit ist. Bei einem geringeren Gebot könnte er durch andere Bieter überboten werden.

In der Englischen Auktion wird eine ähnliche Bietstrategie verfolgt. Sie umfasst das Mitbieten bis zur Höhe der individuellen Zahlungsbereitschaft. Eine Abweichung von dieser Strategie führt zu einer Schlechterstellung des Bieters.

³⁹Siehe beispielsweise Bajari und Hortaçsu 2003, S. 335.

⁴⁰Vgl. Armantier 2002, S. 784.

⁴¹Hier gilt die Voraussetzung, dass der „Fluch des Gewinners“ nicht auftritt.

In der Holländischen und in der verdeckten Erstpreisauktion ist eine derartige Bietstrategie weniger geeignet, denn mit einem Gebot in Höhe seiner Zahlungsbereitschaft würde ein Bieter einen Gewinn von Null realisieren. Eine gewinnbringende Bietstrategie fordert daher ein Gebot, das geringer als die Zahlungsbereitschaft ist. In der Literatur werden spezifische Rahmenbedingungen vorgegeben, mit denen sich ein „optimales“ Gebot ermitteln lässt. Dazu zählt unter anderem ein symmetrisches Verhalten der Bieter, d. h. dass jeder Bieter die gleiche Bietstrategie verfolgt. Ein wesentlicher Einflussfaktor ist die Anzahl der konkurrierenden Bieter. Dabei nimmt das „optimale“ Gebot mit steigender Bieteranzahl zu.⁴² Eine Ursache dafür ist die mit der Bieteranzahl zunehmenden Wettbewerbsintensität, die höhere Gebote fordert, um sich gegen Konkurrenten durchsetzen zu können.

Ein weiterer Einflussfaktor der Bietstrategie sind die unterschiedlichen Risikoneigungen der Bieter. Risikoscheue Bieter erhöhen ihr Gebot um einen „Sicherheitsbetrag“, damit sich das Risiko des Überbietens durch Konkurrenten verringert. Risikofreudige Bieter riskieren dagegen mit geringeren Geboten keinen Zuschlag zu erhalten. Sie erzielen aber im Erfolgsfall einen höheren Gewinn.

Die Bietstrategien der Holländischen und verdeckten Erstpreisauktion gelten als strategisch äquivalent.⁴³ Allerdings bezieht sich dies auf eine „logische“, nicht aber auf eine „psychologische“ Äquivalenz.⁴⁴ In einer Holländischen Auktion spielt die Zeit eine wesentlich größere Rolle, so dass verschiedene Auktionsergebnisse bei emotional beeinflussten Bietern resultieren können.

Bietstrategien des CV-Modells

Die Bietstrategien des CV-Modells basieren auf denen des PV-Modells. Den Ausgangspunkt stellt das private Signal des Bieters über den Wert des Auktionsobjekts dar.

⁴²Siehe Menezes und Monteiro 2008, S. 14ff.

⁴³Siehe Matthews 1995, S. 30.

⁴⁴Vgl. Steiglitz 2007, S. 20.

In der verdeckten Zweitpreisauktion ist es für einen Bieter optimal, ein Gebot in Höhe seines privaten Signals zu bieten, wobei er annehmen muss, dass das höchste Gebot seiner Konkurrenten maximal genau so hoch ist.⁴⁵ In diesem Fall ist der resultierende Gewinn zwar gleich Null, er nimmt jedoch zu, falls der zweithöchste Bieter ein geringeres Gebot abgibt. Ein Bieter wird schlechter gestellt, falls er von dieser Strategie abweicht. Ein Gebot, das höher als das private Signal ist, würde im Erfolgsfall dazu führen, dass der Bieter mehr zahlen muss, als er bereit ist. Andererseits kann er bei einem geringeren Gebot von Konkurrenten überboten werden, obwohl er bereit wäre, mehr zu bieten.

In der Englischen Auktion besitzen die Bieter die Möglichkeit, Informationen über die Wertschätzung anderer Bieter anhand deren Gebote zu erhalten. Eine strategische Äquivalenz zu der verdeckten Zweitpreisauktion ist im Gegensatz zum PV-Modell hier nicht gegeben. Die öffentlichen Informationen aus anderen Geboten können Bieter zur Präzisierung der eigenen Wertschätzung verwenden. Allerdings kann hier eine Fehleinschätzung der Signale anderer Bieter zum „Fluch des Gewinners“ führen.

Bei einer verdeckten Erstpreis- und einer Holländischen Auktion ist die Ermittlung eines optimalen Gebots ungleich aufwändiger, da hier das private Signal um einen konkurrenzabhängigen Betrag verringert werden muss.⁴⁶

2.1.6 Auktionsfieber

In Auktionen werden oft höhere Preise erzielt als bei vergleichbaren Festpreis-Angeboten.⁴⁷ Zum einen wird dieses Phänomen mit rationalen Verhaltensweisen der Bieter erklärt. Dazu zählt beispielsweise der „Fluch des Gewinners“, der ein Symptom für die Unsicherheit über den Wert des Auktionsobjekts darstellt.⁴⁸ Zum anderen wird der höhere Auktionspreis durch das so genannte Auktionsfieber erklärt, bei dem emotionale Einflüsse zu einem scheinbar irrationalen Entscheidungsverhalten führen.

⁴⁵Vgl. Kräkel 1992, S. 68 und siehe Milgrom 1978, S. 3ff.

⁴⁶Siehe unter anderem Krishna 2002, S. 92ff.

⁴⁷Siehe Ariely und Simonson 2003 sowie Lee und Malmendier 2006.

⁴⁸Vgl. Steiglitz 2007, S. 43.

In der Literatur finden sich zahlreiche Definitionen von Auktionsfieber.⁴⁹ Grundsätzlich wird unter Auktionsfieber eine durch Emotionen verursachte Verhaltensänderung eines Bieters verstanden, die sich oft in einer Erhöhung der Zahlungsbereitschaft niederschlägt. Dabei bietet sogar ein Bieter mit perfekten Informationen mehr als seine ursprüngliche Zahlungsbereitschaft, falls er durch Emotionen beeinflusst wird.⁵⁰

Das Auktionsfieber stellt ein wesentliches Element verschiedener Manipulationsformen in Online-Auktionen dar. Dazu zählen Verkäufer, die durch Shilling versuchen, das Auktionsfieber zu generieren, um höhere Preise zu erzielen.⁵¹ Ein anderes Beispiel sind Bieter, die mit Sniping lediglich ein Gebot kurz vor Auktionsende abgeben, um Auktionsfieber zu vermeiden.⁵²

In der Literatur werden verschiedene Ursachen für Auktionsfieber aufgeführt, die sich in drei Gruppen gliedern lassen. Abbildung 2.2 zeigt eine Übersicht der Gruppen wahrgenommener Wettbewerb, versunkene Kosten und wahrgenommene Besitzansprüche.

Wahrgenommene Besitzansprüche

Eine Ursache für Auktionsfieber wird durch den Pseudo-Besitztumseffekt beschrieben.⁵³ Dieser basiert auf dem Besitzumseffekt von Thaler 1980, der besagt, dass ein Individuum ein Objekt höher bewertet, falls es in dessen Besitz ist. Der Pseudo-Besitztumseffekt erweitert dieses Prinzip dahingehend, dass ein Bieter das Objekt höher bewertet, sobald er in einer Auktion darauf bietet. Bei dem Bieter entwickelt sich die Vorstellung, dass sich das Objekt bereits in seinem Besitz befindet. Tritt durch ein neues Höchstgebot ein „Verlust“ des Auktionsobjekts ein, führt dies bei dem Bieter zu einer Erhöhung der Zahlungsbereitschaft, um die Besitzansprüche

⁴⁹Für eine Übersicht von Definitionen von Auktionsfieber siehe Adam 2010, S. 13.

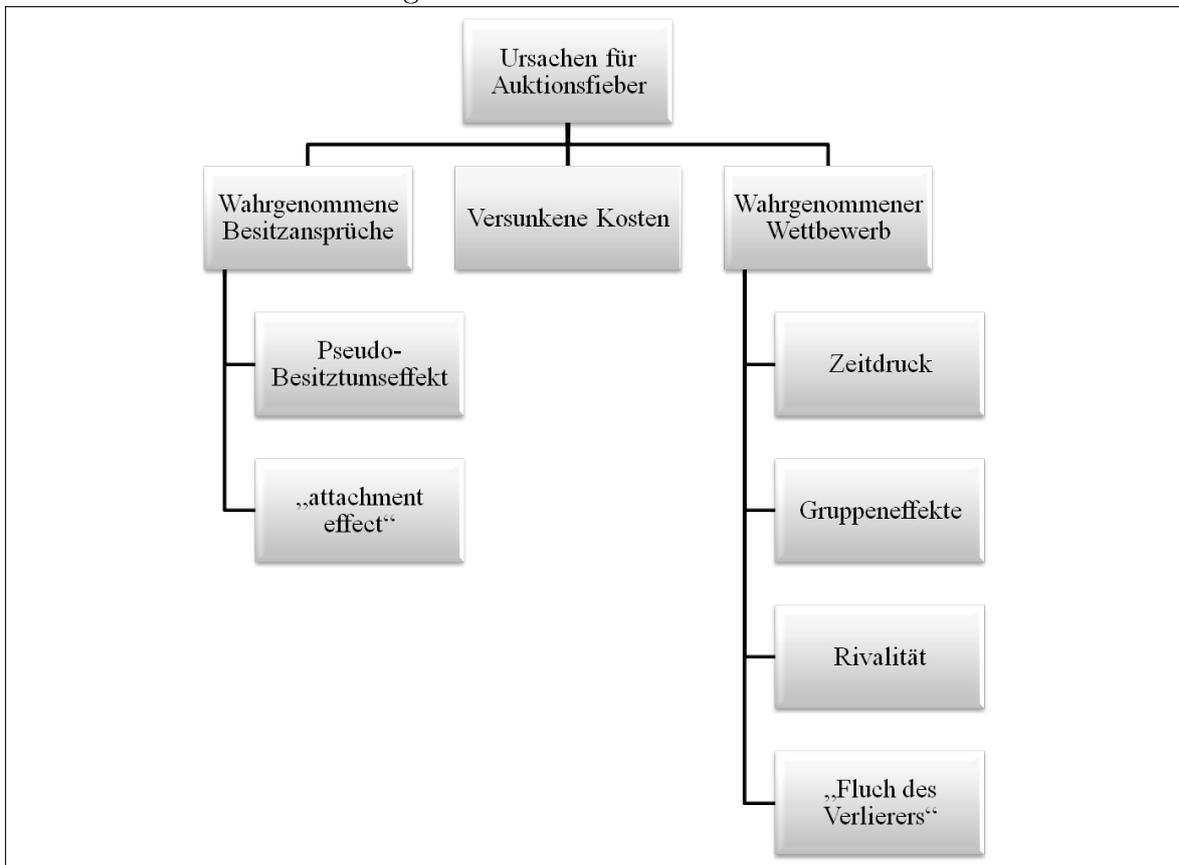
⁵⁰Vgl. Ku, Malhotra und Murnighan 2005, S. 90.

⁵¹Siehe Kapitel 4.

⁵²Siehe Kapitel 6.

⁵³Siehe Ariely und Simonson 2003 sowie Wolf, Arkes und Muhanna 2005.

Abbildung 2.2: Ursachen für Auktionsfieber



Quelle: eigene Darstellung, in Anlehnung an Adam 2010, 16ff.

wieder geltend zu machen.⁵⁴

Ein ähnliches Phänomen ist durch den so genannten „attachment-effect“ zu beobachten, bei dem die individuelle Zahlungsbereitschaft durch den persönlichen Kontakt mit dem Auktionsobjekt steigt. In einer experimentellen Untersuchung von Wolf, Arkes und Muhanna 2008 konnte ein signifikant höherer Preis in den Auktionen beobachtet werden, in denen die Bieter vorher mehr Zeit mit den Auktionsobjekten verbrachten.

⁵⁴Vgl. Ariely und Simonson 2003, S. 117.

Versunkene Kosten

Die Teilnahme an Auktionen verursacht Aufwendungen bzw. Kosten. Zu den Aufwendungen zählen unter anderem die Suche nach dem gewünschten Auktionsobjekt, der Vergleich von Alternativen und die Abgabe von Geboten. Kosten können beispielsweise durch Auktionsgebühren entstehen. Werden Aufwendungen und Kosten in der Zahlungsbereitschaft berücksichtigt, entsteht die Gefahr, dass diese „versunkenen Kosten“ als Rechtfertigung für weitere Gebote dienen. Die zusätzlichen Gebote verursachen meist weitere Kosten, wodurch immer höhere Gebote gerechtfertigt werden.

Wahrgenommener Wettbewerb

In der Verhandlungsphase einer Auktion können Bieter durch verschiedene psychologische Faktoren so beeinflusst werden, dass sie die Wettbewerbsintensität subjektiv stärker wahrnehmen als sie tatsächlich ist. Das empfundene Wettbewerbsniveau kann gegenüber einem rationalen Entscheidungsverhalten zu anderen Geboten führen. Die psychologischen Faktoren umfassen den Zeitdruck, die Gruppeneffekte, die Rivalität und den so genannten „Fluch des Verlierers“.

In der Endphase einer Auktion müssen Bieter oft schnelle Entscheidungen treffen, wodurch sie emotionalem Stress ausgesetzt werden. Infolgedessen treffen sie zunehmend Entscheidungen auf Basis von Heuristiken und bereits bekannten Entscheidungsweisen.⁵⁵ Dadurch werden rationale Verhaltensweisen verdrängt und die Möglichkeit geschaffen, überhöhte Gebote abzugeben. Der Zeitdruck kann auch zu einer veränderten Risikoneigung der Bieter führen. Maule, Hockey und Bdzola 2000 zeigen, dass sich Individuen risikofreudiger verhalten, falls sie verlustbehaftete Entscheidungen unter Zeitdruck treffen müssen. Vor dem Hintergrund des Pseudo-Besitztumseffekts, bei dem die Abgabe eines Gebots als verlustbehaftete Entscheidung gilt, können risikoreichere Entscheidungen am Auktionsende durch den „imaginären“ Verlust des Auktionsobjekts erklärt werden.

⁵⁵Vgl. Ku, Malhotra und Murnighan 2005, S. 92.

Das Auftreten emotionalen Verhaltens in Online-Auktionen kann auch anhand so genannter Gruppeneffekte erklärt werden, die den gegenseitigen Einfluss von Bietern umfassen. Gruppeneffekte können in zwei Klassen unterschieden werden: „audience effects“ und „co-action effects“.⁵⁶ „Audience effects“ stellen Einflüsse auf das Verhalten von Bietern dar, die ausschließlich von der Anwesenheit anderer Teilnehmer ausgehen, die keine aktiven Handlungen vornehmen. Die Vorstellung, der Aufmerksamkeit anderer ausgesetzt zu sein, kann zu Verhaltensänderungen führen. Mit „co-action effects“ werden Verhaltensänderungen beschrieben, die auftreten, falls andere Individuen die gleiche Aktivität ausüben. Gruppeneffekte werden durch den Spotlight-Effekt verstärkt, bei dem Individuen die auf sie gerichtete Aufmerksamkeit systematisch überschätzen.⁵⁷

Eine weitere Ursache für Auktionsfieber ist der Nutzen aus dem rivalisierenden Konkurrenzkampf mit anderen Bietern. Der dadurch entstehende „Thrill“, gegen andere im Wettbewerb zu stehen, kann dazu führen, dass Bieter mehr als in einer Fixpreis-Umgebung zahlen würden.⁵⁸ So können Bieter den Eindruck erwecken, dass sie nur bieten, weil ihnen das Bieten so sehr gefällt.⁵⁹

Eine weitere Ursache für Auktionsfieber basiert auf dem so genannten „Fluch des Verlierers“. Der „Fluch des Verlierers“ beschreibt eine fehlerhafte Wahrnehmung des Informationsgehalts konkurrierender Gebote, die einem Bieter suggeriert, ein zu niedriges Gebot abzugeben.⁶⁰ Bieter bedauern den Verlust einer Auktion, falls sich herausstellt, dass der Wert des Auktionsobjekts größer als ihr Maximalgebot ist. Um eine solche Situation zu vermeiden, versuchen Bieter in der Endphase einer Auktion aggressiver Gebote abzugeben. Das potentielle Bedauern, am Ende der Auktion zu wenig geboten zu haben, wird durch die Bieter schon vor dem Ende der Auktion antizipiert und in ihren Zahlungsbereitschaften berücksichtigt. In Online-Auktionen ist dieser Effekt umso deutlicher, da der öffentliche aktuelle Preis in der Regel geringer

⁵⁶Siehe Zajonc 1965, 269ff.

⁵⁷Siehe Gilovich, Medvec und Savitsky 2000.

⁵⁸Vgl. Ockenfels, Reiley und Sadrieh 2006, S. 590.

⁵⁹Vgl. Boll 2005, S. 328.

⁶⁰Vgl. Holt und Sherman 1994, S. 642.

ist als das Gebot, das benötigt wird, um das Höchstgebot zu überbieten.⁶¹ Ariely und Simonson 2003 zeigen, dass Bieter öfter Bedauern, nicht genug geboten zu haben als zu viel geboten zu haben. Damit spielt in der Wahrnehmung der Bieter der „Fluch des Verlierers“ eine größere Rolle als der „Fluch des Gewinners“.

2.2 Online-Auktionen

Bei Online-Auktionen handelt es sich um elektronische Märkte, bei denen die Nachfrager und Anbieter direkt miteinander kommunizieren und über ein elektronisches Absatz- und Beschaffungssystem versuchen, die für sie günstigsten Preise zu ermitteln.⁶² In Online-Auktionen ist der Ablauf automatisiert und wird elektronisch geführt. Damit grenzen sie sich gegenüber ihrem traditionellen Pendant ab, das von einem Auktionator geleitet wird. Die Bedeutung von Online-Auktionen hat in den letzten Jahren stark zugenommen. Laut einer Studie des Bundesverbands Informationswirtschaft, Telekommunikation und neue Medien e. V. (BITKOM) haben 27 Millionen Deutsche mindestens einmal Waren oder Dienstleistungen im Internet ersteigert.⁶³ Dies entspricht 54% aller deutschen Internet-Nutzer ab 14 Jahren. Der Marktführer eBay besitzt laut eigenen Aussagen in Deutschland über 16 Millionen aktive Mitglieder, die ständig mehr als 50 Millionen Artikel handeln.⁶⁴ Weltweit werden in diesem Online-Auktionshaus Waren und Dienstleistungen im Wert von fast 70 Milliarden US-\$ jährlich umgesetzt.⁶⁵

2.2.1 Online-Auktionstypen

In Online-Auktionen wird oft ein Auktionstyp verwendet, der als Kalifornische Auktion bezeichnet wird und vor allem durch die Auktionsplattform eBay bekannt geworden ist. Darüber hinaus finden sich im Internet weitere Auktionstypen, wie beispielsweise Ausschreibungen, Börsen oder so genannte Gewinnauktionen, bei

⁶¹Vgl. Ariely und Simonson 2003, S. 117.

⁶²Vgl. Heydenreich 2001, S. 551.

⁶³Vgl. BITKOM 2010.

⁶⁴<http://presse.ebay.de/fakten-deutschland>. Abruf am 06.03.2012.

⁶⁵<http://presse.ebay.de/fakten-weltweit>. Abruf am 06.03.2012.

denen Kosten für Gebote erhoben werden. Einige Auktionstypen haben sich im Internet weniger durchsetzen können, wie zum Beispiel die Holländische Auktion. Sie wird jedoch in einer modifizierten Form als so genannte IPO-Auktion (Initial Public Offering) verwendet. Dabei handelt es sich um die Erstversteigerung der Aktien eines Unternehmens im Rahmen eines Börsengangs.⁶⁶

Kalifornische Auktion

Die Kalifornische Auktion ist durch aufsteigende, wechselseitige Gebotsabgaben gekennzeichnet und vereint Merkmale der Englischen Ausruf-Auktion und der verdeckten Zweitpreisauktion. Sie besitzt ein festgelegtes Auktionsende und die Möglichkeit einer mehrfachen Gebotsabgabe. Der Preis wird durch das zweithöchste Gebot am Ende der Auktion bestimmt. Somit ähnelt die Kalifornische Auktion eher der verdeckten Zweitpreisauktion, die kontinuierliches Bieten ermöglicht, ein festes Ende besitzt und dynamisch die zweithöchsten Gebote offen legt.⁶⁷

Ein wesentliches Merkmal der Kalifornischen Auktion ist der Einsatz eines internen Bietagenten, der im Auftrag eines Bieters an der Auktion teilnimmt. Der Bietagent ermöglicht asynchrones Bieten, wodurch Bieter nicht gezwungen sind, bis zum Ende der Auktion zuzusehen und mitzubieten.⁶⁸ Eine Kalifornische Auktion besitzt damit die vorteilhafte Eigenschaft, dass Bieter ihre Zahlungsbereitschaften geheim halten können, falls sie die Auktion gewinnen.

Der Begriff der Kalifornischen Auktion basiert auf dem Stammsitz des Unternehmens eBay.⁶⁹ Aufgrund der weiten Verbreitung dieses Auktionstyps wird der Begriff der Online-Auktion sowohl umgangssprachlich als auch in der Literatur oft als Synonym für eine Kalifornische Auktion gebraucht. Aus diesem Grund wird in den folgenden Kapiteln eine Online-Auktion als Kalifornische Auktion verstanden.

⁶⁶Bei IPO-Auktionen werden Preise und Mengen von Bieter geboten. Der Emittent der Aktien legt daraufhin einen gemeinsamen Preis fest, den alle Bieter zu zahlen haben, die mindestens genauso hoch geboten haben. Die IPO-Auktion wurde beispielsweise beim Börsenstart von Google im Jahr 2004 verwendet.

⁶⁷Vgl. Steiglitz 2007, S. 27.

⁶⁸Vgl. Heyman, Orhun und Ariely 2004, S. 10.

⁶⁹Das Auktionshaus eBay bezeichnet eine Kalifornische Auktion auch als Chinesische Auktion.

Gewinnauktion

Die Gewinnauktion zeichnet sich durch kostenpflichtige Gebote und einen geringen Auktionspreis aus. Sie ähnelt der so genannten All-pay-Auktion, bei der jeder Bieter sein Gebot zahlen muss, unabhängig davon, ob er der Höchstbieter ist oder nicht. All-pay-Auktionen treten zwar in der Praxis selten auf, sie finden jedoch Verwendung in der theoretischen Modellierung von Lobbyarbeit, politischen Kampagnen oder „Patentrennen“.⁷⁰

Bei Gewinnauktionen entsteht die Gefahr des Auktionsfiebers, falls die versunkenen Kosten der abgegebenen Gebote als Begründung für weitere Gebote dienen. Dies kann zu einer Eskalation des Bietprozesses führen. Ein Beispiel einer solchen Eskalation beschreibt Shubik 1971 anhand der so genannten Dollar-Auktion. Die Dollar-Auktion basiert auf der Englischen Ausruf-Auktion, mit dem Unterschied, dass am Ende der Auktion auch der zweithöchste Bieter sein Gebot zahlen muss. Der Bietprozess kann eskalieren, da sich der zweithöchste Bieter kurzfristig besser stellen kann, falls er ein weiteres Gebot abgibt. Gegenüber der Alternative nicht zu bieten, erhält er durch ein neues Gebot die Chance, einen Gewinn bzw. einen geringeren Verlust zu realisieren.

Neben dem Problem des eskalierenden Bietprozesses existiert in Auktionshäusern mit Gewinnauktionen die Gefahr von so genannten Phantomgeboten, bei denen die Auktionshäuser Gebote unter fremden Identitäten abgeben.⁷¹ Der Anreiz von Phantomgeboten ist bei Gewinnauktionen sehr hoch, da sie zum einen höhere Erträge aus den Gebotsgebühren der Bieter generieren, falls diese weiter bieten. Zum anderen werden Verkäufe an reguläre Bieter verhindert, falls Phantomgebote am Ende der Auktion den Zuschlag erhalten. Da die Auktionshäuser in der Regel als Anbieter der gehandelten Waren auftreten, müssen sie die Artikel nicht liefern.

⁷⁰Vgl. Klemperer 2004, S. 81.

⁷¹Obwohl Phantomgebote in Gewinnauktionen bisher noch nicht nachgewiesen werden konnten, existieren einige Verdachtsmomente. Siehe <http://www.spiegel.de/wirtschaft/unternehmen/0,1518,822064,00.html>.

Gewinnauktionen werden beispielsweise auf der Plattform swoopo durchgeführt.⁷² Hier überbieten sich die Teilnehmer gegenseitig mit kostenpflichtigen Geboten bis die Auktion zu einer festgelegten Zeit beendet wird. Jede Gebotsabgabe verlängert die Auktion um wenige Sekunden und erhöht den Preis um einen sehr geringen Betrag. Der Bieter mit dem letzten Gebot gewinnt die Auktion nach Ablauf der Auktionszeit. Die Endpreise liegen zwar meist weit unterhalb des Marktwerts der versteigerten Artikel. Der Gesamtbetrag der abgegebenen Gebote liegt jedoch oft weit darüber.

Ein weiteres Beispiel für Gewinnauktionen ist auf Internet-Plattformen zu finden, die Auktionen durchführen, bei denen das niedrigste alleinstehende Gebot gewinnt.⁷³ Mit kostenpflichtigen Geboten werden ebenfalls oft Erlöse oberhalb marktüblicher Preise erzielt.

Die Scratch-Auktion ist eine weitere Form der Gewinnauktion. Sie basiert auf dem Prinzip der Holländischen Auktion, wobei der Preis verdeckt ist. Bieter können sich kostenpflichtig kurzzeitig über den aktuellen Preis informieren, wodurch dieser um einen bestimmten Betrag verringert wird. Die Auktion wird beendet, sobald ein Bieter kauft.

Online-Ausschreibungen

Ein in jüngster Vergangenheit stetig an Bedeutung gewinnender Online-Auktionstyp ist die Online-Ausschreibung, die auch als „reverse auction“ bezeichnet wird. Sie ist durch einen Nachfrager charakterisiert, der eine Leistung beschreibt, um deren Erbringung mehrere Bieter konkurrieren.⁷⁴ Online-Ausschreibungen werden vorwiegend von Unternehmen und der öffentlichen Hand durchgeführt. Seit einiger Zeit existieren Internet-Plattformen, auf denen Privatpersonen Aufträge vergeben können. Der Ausschreibungsprozess wird elektronisch durch Funktionen unterstützt, die beispielsweise Suchwerkzeuge, vorgefertigte Angebotstexte oder Reputationssys-

⁷²<http://www.swoopo.de>.

⁷³Siehe beispielsweise <http://www.hammerdeal.de>.

⁷⁴Vgl. Picot, Reichwald und Wigand 2003, S. 347.

teme umfassen. In Deutschland ist myHammer ein Beispiel für eine Plattform für Online-Ausschreibungen von Handwerkerdienstleistungen.⁷⁵

Online-Börsen

Online-Börsen sind elektronisch geführte doppelte Auktionen, bei denen viele Nachfrager vielen Anbietern gegenüber stehen. Doppelte Auktionen können in zwei Gruppen gegliedert werden:⁷⁶

- Bei klassischen doppelten Auktionen werden die Kauf- und Verkaufgebote vom Auktionator entgegengenommen und die Auktion geschlossen. Anschließend wird ein Preis ermittelt, der die Käufer und Verkäufer so zusammenführt, dass der Auktionsumsatz maximiert wird.
- In der kontinuierlichen doppelten Auktion werden fortlaufend Kauf- und Verkaufgebote abgegeben. Dabei wird ständig überprüft, ob neue Transaktionen realisiert werden können.

Online-Börsen werden vor allem beim Wertpapierhandel, wie der Handelsplattform XETRA (Exchange Electronic Trading), eingesetzt. Sie finden auch beim Handel von Stromkontrakten Verwendung, wie beispielsweise bei der EEX (European Energy Exchange).

2.2.2 Unterschiede zwischen traditionellen Auktionen und Online-Auktionen

Online-Auktionen unterscheiden sich von ihrem traditionellen Pendant in einigen Merkmalen. Tabelle 2.1 stellt wesentliche Unterscheidungsmerkmale dar. Die Merkmalsveränderungen bilden in Online-Auktionen oft die Grundlage von Manipulationsmöglichkeiten.

⁷⁵<http://www.myhammer.de>.

⁷⁶Siehe Picot, Reichwald und Wigand 2003, S. 347f.

Tabelle 2.1: Unterschiede zwischen traditionellen und Online-Auktionen

Eigenschaft	traditionelle Auktionen	Online-Auktionen
Beschaffenheit des Auktionsraumes	physisch	virtuell
Auktionsgestaltung	Auktionshaus	Verkäufer
Transaktionskosten	hoch	gering
Dauer der Verhandlungsphase	Minuten	Tage
Grad der Anonymität	gering	hoch
zeitliche Bindung	ja	nein
örtliche Bindung	ja	nein
Gebotsabgabe	manuell	elektronisch
Gewährleistung der Integrität des Auktionsobjekts und des Auktionsablaufs	Auktionshaus	Verkäufer

Beschaffenheit des Auktionsraumes

Während traditionelle Auktionen in einem realen Auktionsraum stattfinden, erfolgen Online-Auktionen virtuell. Eine persönliche Begutachtung des zu ersteigernden Objekts ist meist nicht möglich. Bieter müssen darauf vertrauen, dass die ihnen zur Verfügung gestellten Informationen korrekt sind und auch qualitätsmindernde Faktoren beinhalten. Aufgrund des „attachment-effects“, der in Kapitel 2.1.6 bereits beschrieben wurde, kann der fehlende persönliche Kontakt zu dem Auktionsobjekt ein verändertes Bieterverhalten auslösen, das zu einem Verzicht der Gebotsabgabe oder einer Reduzierung der Gebote führt.

Auktionsgestaltung

Bei traditionellen Auktionen ist die Gestaltung der Verhandlungsphase eine der Aufgaben des Auktionators. Dazu können u. a. die Festlegung des Startpreises und die Laufzeit der Auktion gehören. In Online-Auktionen übernimmt der Verkäufer diese Aufgaben, wobei seine Entscheidungen Einfluss auf das Auktionsergebnis haben. Empirische Analysen zeigen, dass eine Variation der Auktionsdauer signifikante Veränderungen der Endpreise bewirken können. Die Untersuchungen kommen allerdings zu unterschiedlichen Ergebnissen. Einige Analysen finden einen positiven Zusammenhang, d. h., dass höhere Preise in längeren Auktionen erreicht werden.⁷⁷

⁷⁷Siehe Lucking-Reiley, Bryan et al. 2007 sowie Gonzales, Hasker und Sickles 2009.

Eine Erklärung hierfür ist eine mit der Laufzeit der Auktion steigenden Bieteranzahl, die in höheren Preisen resultiert. Dem gegenüber stehen Untersuchungen, die einen negativen Zusammenhang zwischen Auktionsdauer und Endpreis identifizieren.⁷⁸ Dies wird durch einen höheren Wettbewerbsdruck in kürzeren Auktionen erklärt. Melnik und Alm 2002 können allerdings keinen signifikanten Zusammenhang zwischen Auktionsdauer und Endpreis nachweisen.

Transaktionskosten

Ein für die weite Verbreitung von Online-Auktionen entscheidendes Merkmal ist eine Reduzierung der Transaktionskosten im Vergleich zu traditionellen Auktionen.⁷⁹ Dies betrifft vor allem die Informationsphase, in der Informationen über potenzielle Vertragspartner, Preise, Qualität und sonstigen Konditionen gewonnen werden.⁸⁰ In traditionellen Auktionshäusern entsteht ein Koordinierungsaufwand durch das Drucken und das Verschicken von Katalogen, damit bei der Auktion möglichst viele Bieter anwesend sind. Die Auktionshäuser sind dabei meist auf bereits bekannte Interessenten angewiesen und können nur schwer neue identifizieren. Online-Auktionshäuser stellen hingegen Infrastrukturen für die Suche nach geeigneten Transaktionspartnern bereit. Durch Suchfunktionen wird die Informationstransparenz sowohl auf Seiten der Bieter als auch auf Seiten der Verkäufer erhöht, wodurch eine Veränderung des Auktionscharakters von einer Verkäufer-orientierten Marktform hin zu einem auf beiden Seiten durch Wettbewerb geprägten Marktplatz erfolgt.

Andere Auktionsphasen weisen in Online-Auktionen ebenfalls geringere Transaktionskosten auf. Während der Verhandlungsphase ist die physische Präsenz der Marktteilnehmer nicht mehr notwendig. Somit entfallen Reisekosten oder Kosten für die Entsendung eines Stellvertreters. Ebenso kann auf den Einsatz eines Auktionators verzichtet werden, da der Ablauf automatisiert erfolgt. In der Abwicklungsphase können elektronisch gestützte Zahlungssysteme zu einer weiteren Verringerung der

⁷⁸Siehe Ariely und Simonson 2003.

⁷⁹Transaktionskosten stellen die Kosten der „Produktion“ einer Organisationsleistung dar. Vgl. Picot, Reichwald und Wigand 2003, S. 27.

⁸⁰Siehe Callies 2001.

Transaktionskosten in Online-Auktionen führen.

Während traditionelle Auktionen bisher nur sehr eingeschränkt und nicht für den Massenmarkt nutzbar waren, weil die hohen Transaktionskosten dafür sorgten, dass nur Seltenheitsgüter oder Unikate gehandelt werden konnten, eröffnet das Internet neue Möglichkeiten.⁸¹ So können in Online-Auktionen auch geringwertige Güter gewinnbringend versteigert werden, da Transaktionskosten im Vergleich zu traditionellen Auktionen geringer sind.

Dauer der Verhandlungsphase

Traditionelle Auktionen werden üblicherweise innerhalb weniger Minuten abgewickelt. In Online-Auktionen werden dafür mehrere Tage beansprucht, so dass Bieter in aller Ruhe die Auktionen verfolgen und ihre Gebote erhöhen können, sollten sie überboten werden.⁸²

In Online-Auktionen können Informations- und Verhandlungsphase aufgrund der langen Auktionsdauer und der Möglichkeit, jederzeit in die Auktion einzutreten, nur schwer abgegrenzt werden. Dies kann dazu führen, dass Bieter den wettbewerblichen Bietprozess zu ihren Gunsten manipulieren. Ein Beispiel hierfür ist das so genannte „Bid Shielding“, bei dem ein Bieter am Anfang einer Auktion neben seinem Gebot mit Hilfe anderer Identitäten zusätzliche hohe Gebote abgibt und diese kurz vor Auktionsschluss wieder zurück zieht.⁸³ Die hohen Gebote dienen zur Abschreckung potenzieller Konkurrenten. Durch deren Zurücknahme fällt der Preis auf ein sehr niedriges Niveau und der Bieter erhält den Zuschlag zu einem günstigen Preis.

Anonymität der Marktteilnehmer

Online-Auktionshäuser verwenden zumeist einen relativ schwachen Authentifizierungsmechanismus. Für die Abgabe von Geboten ist oft lediglich eine gültige E-Mail-Adresse notwendig. Damit steigt der Anonymitätsgrad der Teilnehmer, wodurch eine

⁸¹Vgl. Glänzer und Schäfers 2001, S. 611.

⁸²Vgl. Illik 2002, S. 68.

⁸³Siehe Kapitel 3.2.6.

wesentliche Grundlage für betrügerische Verhaltensweisen und Manipulationen in Online-Auktionen geschaffen wird. So können zum einen Manipulationen verschleiert werden, falls die Auktionsteilnehmer multiple Identitäten verwenden. Zum anderen führen anonyme Identitäten zu Problemen bei der Verfolgung aufgedeckter Manipulationen. Daher ist es die Aufgabe des Auktionshauses, die Authentizität der Auktionsteilnehmer zu garantieren, um sicherzustellen, dass getroffene Vereinbarungen eingehalten werden.⁸⁴ Eine Möglichkeit bieten so genannte Postident-Verfahren, bei denen ein neutraler Dienstleister die Überprüfung der Identität durch die persönliche Vorstellung und den Abgleich mit offiziellen Dokumenten vornimmt.

Eine weitere Möglichkeit der Verringerung von Anonymitätsproblemen sind Reputationssysteme, die die Vertrauenswürdigkeit der Marktteilnehmer abbilden. Gegenwärtig können sie jedoch nur offensichtliche betrügerische Verhaltensweisen erfassen. Sie scheitern bei der Abbildung weniger offensichtlicher Manipulationen. So kann beispielsweise ein Verkäufer bei einer pünktlichen Lieferung einen guten Reputationswert erhalten, obwohl er selber in der Auktion geboten hat, um den Preis zu erhöhen. Darüber hinaus sind Reputationssysteme nicht frei von Manipulationen, so dass sie die Vertrauenswürdigkeit der Marktteilnehmer nicht immer korrekt abbilden.

Zeitliche und räumliche Bindung

Traditionelle Auktionen sind durch einen starken Orts- und Zeitbezug gekennzeichnet. In Online-Auktionen besteht dagegen die Möglichkeit, beide Restriktionen aufzuweichen und so zu jeder Zeit an jedem beliebigen Ort handeln zu können.⁸⁵ Die virtuelle Handelsebene impliziert dabei Möglichkeiten einer Entkopplung der Kommunikation von Raum und Zeit, d. h. die Übertragung von Informationen ist nicht an örtliche Gegebenheiten gebunden und kann jederzeit „virtuell“ initiiert werden.⁸⁶ So können viele Bieter adressiert werden, da sich die Teilnehmer nicht an einem Ort treffen müssen.⁸⁷

⁸⁴Vgl. Kollmann 2007, S. 427.

⁸⁵Zum „anytime/anyplace“-Prinzip siehe O'Hara-Devareaux und Johansen 1994, S. 199.

⁸⁶Vgl. Kollmann 2007, S. 21.

⁸⁷Vgl. Ehrhart und Ott 2003, S. 12.

Gebotsabgabe

Während in traditionellen Auktionen die Gebotsabgabe meist durch Handzeichen erfolgt, werden in Online-Auktionen Gebote ausschließlich elektronisch übermittelt. Dadurch bietet sich die Möglichkeit, Software einzusetzen. In den meisten Online-Auktionshäusern können interne Bietagenten genutzt werden, die im Auftrag der Bieter mitsteigern, bis die ihnen übermittelten Höchstgebote erreicht sind. Darüber hinaus können so genannte „Sniper“ eingesetzt werden, um Gebote in letzter Sekunde abzugeben, damit andere Bieter nicht mehr reagieren können.⁸⁸

Gewährleistung der Integrität des Auktionsobjekts und des Auktionsablaufs

Traditionelle Auktionshäuser übernehmen in der Regel die Authentifizierung der zu versteigernden Auktionsobjekte. Darüber hinaus gewährleisten sie den ordnungsgemäßen Ablauf der Auktion. Dabei befinden sich die Auktionsobjekte oft schon im Besitz der Auktionshäuser und werden dem Höchstbieter nach Erhalt des Kaufpreises übergeben. In Online-Auktionen fehlt eine solche neutrale Instanz, so dass Manipulationsmöglichkeiten entstehen. Ein bekanntes Beispiel ist das so genannte Non-Delivery, welches das Verhalten eines Verkäufers bezeichnet, der ein bereits bezahltes Auktionsobjekt nicht verschickt.

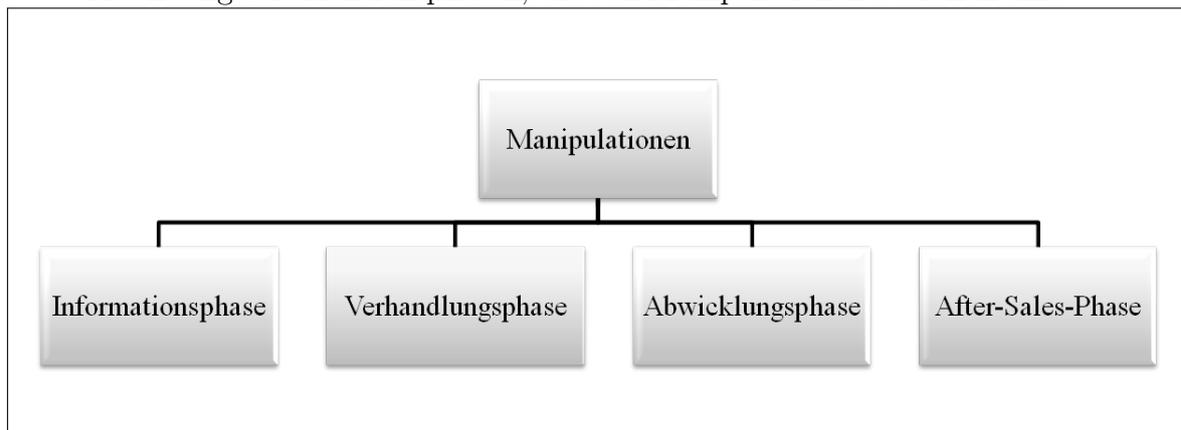
⁸⁸Diese Manipulationsform wird später in Kapitel 6 ausführlich behandelt.

Kapitel 3

Manipulationen in Online-Auktionen

Online-Auktionen sind einer Vielzahl unterschiedlicher Manipulationsmöglichkeiten ausgesetzt. Manipulationen in Online-Auktionen sind Verhaltensweisen von Marktteilnehmern, die zu einer Benachteiligung anderer führen. Darunter zählen beispielsweise Betrugsfälle, bei denen die bereits bezahlte Ware nicht versendet wird und das so genannte Shilling, bei dem Verkäufer in ihren Auktionen bieten. Manipulationen können anhand ihres zeitlichen Auftretens den einzelnen Auktionsphasen zugeordnet werden.

Abbildung 3.1: Auktionsphasen, die von Manipulationen betroffen sind



Quelle: eigene Darstellung.

Von besonderer Bedeutung sind Manipulationen in der Verhandlungsphase der Auktion, die den wettbewerblichen Bietprozess beeinflussen und daher als Wettbewerbsmanipulationen bezeichnet werden können. Sie sind besonders problematisch,

da sie meist schwer zu identifizieren sind. Im folgenden Abschnitt werden die Manipulationsformen näher vorgestellt.

3.1 Manipulationen in der Informationsphase

In der Informationsphase von Online-Auktionen ermitteln die Bieter insbesondere Preise der von ihnen nachgefragten Produkte. Dabei können sie Opfer so genannter Mock-Auktionen werden. Mock-Auktionen sind Scheinauktionen eines Verkäufers, bei denen identische oder ähnliche Objekte nacheinander versteigert werden. Diese Manipulation wird in eine Vorbereitungsphase und eine Hauptphase unterteilt. In der Vorbereitungsphase geben Komplizen des Verkäufers überhöhte Gebote ab, wodurch Preise weit über dem üblichen Wert erreicht werden. Das Ziel ist die Täuschung unerfahrener Bieter, die daraufhin ihre Zahlungsbereitschaften erhöhen und in späteren Auktionen, der Hauptphase, mehr bieten, als den Marktwert der Auktionsobjekte. Mit Hilfe von Mock-Auktionen versuchen Verkäufer den „Fluch des Gewinners“ systematisch zu erzwingen. Die Preise in den ersten Auktionsrunden können so manipuliert sein, dass in den folgenden Auktionen Bieter zwar zu viel geringeren Preisen gewinnen, allerdings immer noch mehr als den Marktwert zahlen müssen.

Online-Auktionen bieten für die Durchführung von Mock-Auktionen vorteilhafte Eigenschaften. Erstens erschwert die Verwendung unterschiedlicher und anonymer Identitäten die Identifizierung und Verfolgung der Manipulationen. Zweitens entsteht durch die Benutzung mehrerer Identitäten die Möglichkeit, Mock-Auktionen ohne Komplizen durchzuführen. Drittens vermindert die fehlende persönliche Begutachtung die Chance, den korrekten Wert des Auktionsobjekts erkennen zu können. Während in traditionellen Auktionen die Eigenschaften, wie Gewicht, Farbe, Geruch oder Größe überprüft werden können, ist dies bei Online-Auktionen nicht möglich.

Im Rahmen traditioneller Auktionen werden Mock-Auktionen vor allem bei Straßenverkäufen durchgeführt.⁸⁹ In Online-Auktionen sind Mock-Auktionen zwar noch

⁸⁹Steiglitz 2007 beschreibt Mock-Auktionen, bei denen Diamantringe versteigert werden. Siehe Steiglitz 2007, 157ff.

nicht nachgewiesen worden, allerdings treten andere Manipulationen der Zahlungsbereitschaften auf, die als Mock-Auktionen im weiteren Sinn aufgefasst werden können. Dies betrifft beispielsweise die Versteigerung einiger Uhren-Marken, deren Produkte relativ einfach gefertigt aber als Luxus-Uhren verkauft werden. Dabei werden die Uhren ausschließlich in Online-Auktionshäusern vertrieben. Die Händler berufen sich auf die von den Herstellern empfohlenen hohen Verkaufspreise und geben in den Online-Auktionshäusern hohe Rabatte im Rahmen von Fixpreis-Angeboten. Die Preise dienen den Bietern zur Orientierung und werden auch in den Auktionen erreicht. Mittlerweile werden „schwarze Listen“ von Uhren-Marken geführt, bei denen diese Manipulationen der Zahlungsbereitschaften bekannt sind.⁹⁰

Unter Mock-Auktionen werden auch Auktionen verstanden, bei denen die Erwartungshaltung von Bietern manipuliert wird.⁹¹ Dabei werden in aufeinander folgenden Auktionen Preisnachlässe oder Gratis-Produkte angeboten, falls Bieter die Auktionen gewinnen. Im Verlauf der Auktionen werden immer wertvollere Produkte veräußert und mehr Rabatte gegeben bis schließlich, entgegen der Erwartung der Bieter, die teuersten Produkte ohne Preisnachlässe oder nur mit geringwertigen Zugaben veräußert werden. Diese Manipulationsform wurde 1961 in Großbritannien mit dem Mock Auction Act verboten.⁹² Als Strafe für die Durchführung dieser Mock-Auktionen waren bis zu 1.000 Pfund oder bis zu zwei Jahren Gefängnis vorgesehen.

3.2 Manipulationen in der Verhandlungsphase

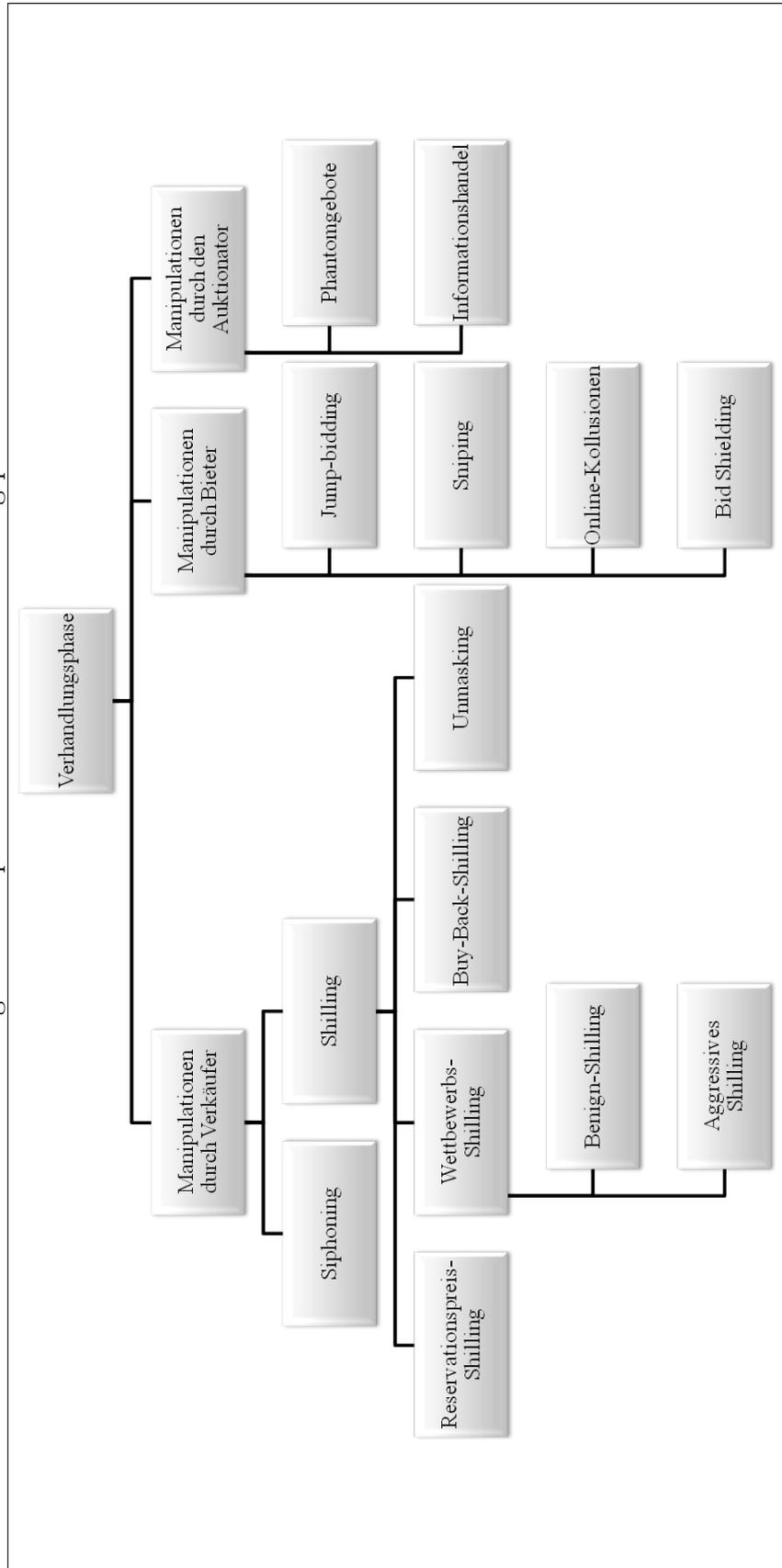
Manipulationen in der Verhandlungsphase einer Auktion versuchen den Auktionspreis zugunsten des Manipulierenden zu verändern. Eine Übersicht der auch als Wettbewerbsmanipulationen bezeichneten Verhaltensweisen ist in Abbildung 3.2 dargestellt.

⁹⁰Siehe <http://www.trustedwatch.de/community/blacklist>. Abruf am 16.02.2012.

⁹¹Vgl. Clark und Pinch 1995, S. 199.

⁹²Siehe Parliament of the United Kingdom 1961. Im Jahr 2008 wurde der Mock Auction Act durch das Gesetz „Consumer Protection from Unfair Trading Regulations“ abgelöst.

Abbildung 3.2: Manipulationen in der Verhandlungsphase



Quelle: eigene Darstellung.

Wettbewerbsmanipulationen können auf Seiten der Verkäufer, der Bieter oder der Auktionatoren bzw. der Auktionshäuser auftreten. Dabei werden Manipulationsformen unterschieden, die mit anderen Auktionsteilnehmern gemeinsam realisiert werden und solche, die keine Kooperation erfordern. Wettbewerbsmanipulationen sind besonders problematisch, da sie oft nicht erkannt werden und Gegenmaßnahmen nur schwer möglich sind. Im Folgenden werden die einzelnen Wettbewerbsmanipulationen näher betrachtet.

3.2.1 Shilling

Mit Shilling wird das Verhalten eines Verkäufers bezeichnet, der in seiner eigenen Auktion bietet. Shilling wird zwar grundsätzlich durch die allgemeinen Geschäftsbedingungen der Auktionshäuser verboten, allerdings wird es bei vielen Verkäufern lediglich als „Kavaliersdelikt“ betrachtet. Die Shilling-Gebote werden üblicherweise mit Hilfe Dritter oder unter falschen Identitäten abgegeben. Es werden die Shilling-Formen

- Reservationspreis-Shilling,
- Wettbewerbs-Shilling,
- Unmasking und
- Buy-Back-Shilling

unterschieden.

Reservationspreis-Shilling

Verschiedene Online-Auktionshäuser verlangen Gebühren in Abhängigkeit des vom Verkäufer gewählten Startpreises einer Auktion. Dabei werden für Auktionen mit geringem Startpreis zumeist nur geringe Gebühren erhoben. Das Reservationspreis-Shilling zielt darauf ab, die Auktionsgebühr zu reduzieren, indem der Verkäufer die Auktion mit einem geringen Startpreis einstellt und dann mit Geboten unter fremdem Namen den Preis auf die Höhe seines tatsächlichen Reservationspreises anhebt.

Wettbewerbs-Shilling

Das Wettbewerbs-Shilling (Competitive Shilling) zielt darauf ab, durch zusätzliche Gebote eine höhere Nachfrage zu simulieren, um so einen höheren Auktionspreis zu erzielen. Dabei kann zwischen aggressivem Shilling und Benign-Shilling unterschieden werden.⁹³ Bei aggressivem Shilling findet ein wiederholtes Überbieten regulärer Gebote statt, um den Preis so weit wie möglich nach oben zu treiben. Das Benign-Shilling wird demgegenüber zu Auktionsbeginn durchgeführt, um damit andere Bieter zur Gebotsabgabe zu stimulieren.

Unmasking

Das Unmasking ist eine Form des Shilling, die darauf abzielt, das aktuelle Höchstgebot in einer verdeckten Auktion zu ermitteln. Dabei wird der Umstand genutzt, dass viele Bieter auf den internen Bietagenten der jeweiligen Online-Plattform zurückgreifen. Im Auktionsverlauf kann hierbei der Fall eintreten, dass das dem Bietagenten vorgegebene Maximalgebot ein Fremdgebot zwar übersteigt, die Differenz jedoch nicht für das in der Auktion geforderte Mindestinkrement ausreicht. Der interne Bietagent platziert in diesem Fall dennoch ein gültiges Gebot in Höhe des Maximalgebotes. Dies kann im Rahmen einer „discover-and-stop“-Strategie dazu genutzt werden, das Maximalgebot anhand einer Folge von Shill-Geboten aufzudecken.⁹⁴ Eine weitere Möglichkeit das Höchstgebot zu ermitteln besteht darin, ein eigenes Höchstgebot zu platzieren und dieses anschließend zurückzuziehen. Während des temporären Höchstgebotes wird das zweithöchste Gebot sichtbar, und der Shill-Bieter kann den Auktionspreis mit dieser Information anschließend durch ein geringfügig kleineres Gebot erhöhen.

Buy-Back-Shilling

Beim Buy-Back-Shilling ersteigert der Verkäufer sein Auktionsgut unter falscher Identität selbst, weil beispielsweise nicht der erwartete Preis erzielt wurde. Diese Form des Shilling ist schwer nachweisbar, da sich das beobachtbare Verhalten auch

⁹³Siehe Trevathan und Read 2007, S. 64.

⁹⁴Siehe Engelberg und Williams 2009.

als erfolgreiches Sniping interpretieren lässt. Der Verdacht von Buy-Back-Shilling entsteht, sobald ein eindeutig identifizierbarer Artikel mehrmals von demselben Verkäufer erfolgreich versteigert wird.

3.2.2 Siphoning

Siphoning bezeichnet das Verhalten eines Verkäufers (Siphoners), den Bietern in fremden Auktionen alternative bzw. identische Produkte direkt anzubieten.⁹⁵ Dies setzt voraus, dass Kontaktinformationen der Bieter für Dritte zur Verfügung stehen. Der Siphoner umgeht den üblichen Auktionsprozess. Ihm entstehen weder Auktionsgebühren, Werbungskosten oder Kosten, die mit der Erstellung der Auktion verbunden sind. Er kann sich über die Zahlungsbereitschaften der Bieter in der Auktion informieren, falls deren Maximalgebote offen gelegt werden. Dies ermöglicht ihm, den Festpreis entsprechend anzupassen. Siphoning benachteiligt zum einen den Auktionator, da dieser für seine Intermediärdienste keine Gebühren erhält. Zum anderen schadet es dem Verkäufer, der seine Produkte regelmäßig im Auktionshaus vertreibt, da potenzielle Kunden und Marktanteile an den Siphoner übertragen werden.⁹⁶

Siphoning kann zusammen mit Wettbewerbs-Shilling auftreten. Dies betrifft Auktionen, bei denen ein Shilling-Gebot des Verkäufers nicht mehr durch andere Bieter übertroffen wird. Besteht für den Verkäufer die Möglichkeit den nächsthöchsten Bieter zu kontaktieren, kann er ihm das Produkt unter einem Vorwand anbieten. Daraus resultiert der für den Siphoner vorteilhafte Effekt der Aufdeckung der höchsten Zahlungsbereitschaft aller Bieter.

Siphoning kann in der Regel durch einfache Maßnahmen verhindert werden. Hierfür ist lediglich die Anonymisierung von Identifizierungs- und Adressinformationen notwendig, so dass ausschließlich der Kontakt zwischen Verkäufer und Höchstbieter nach Abschluss einer Auktion ermöglicht wird. Dadurch können direkte Kontaktaufnahmen und somit Siphoning unterbunden werden.

⁹⁵Vgl. Boyd und Mao 2000, S. 3.

⁹⁶Vgl. Trevathan und Read 2006, S. 456.

3.2.3 Jump-Bidding

Unter Jump-Bidding wird der Versuch eines Bieters verstanden, durch hohe Gebot-sinkremente andere Bieter von der Auktion abzuschrecken. Dieser Effekt wird mit zwei unterschiedlichen Annahmen begründet. Einerseits soll eine Überlegenheit gegenüber anderen Bietern demonstriert werden. Dabei hält nicht das Gebot als solches andere Bieter vom Bieten ab, sondern die mit dem Gebot verbundene Information, dass es sich um einen Bieter mit hoher Zahlungsbereitschaft handelt.⁹⁷ Andererseits soll Jump-Bidding anderen Bietern suggerieren, dass sie Informationsdefizite besitzen.⁹⁸ Dabei soll das Jump-Gebot als Expertise des Bieters interpretiert und anderen Bietern vermittelt werden, dass sie den Wert des Auktionsobjekts nicht so gut einschätzen können. Des Weiteren wird mit Jump-Bidding die Absicht verfolgt, anderen zu suggerieren, dass sie im Erfolgsfall dem „Fluch des Gewinners“ unterliegen.

Ein frühzeitiges hohes Gebot kann neben dem Abschreckungs-Effekt jedoch auch einen Eskalations-Effekt auslösen.⁹⁹ Dabei kann es zu einer Fehlinterpretation des hohen Gebots dahingehend kommen, dass dieses als Qualitätssignal aufgefasst wird. Infolgedessen werden Gebote aggressiver abgegeben, wodurch die Wettbewerbsintensität erhöht und ein höheres Preisniveau erreicht wird.

Jump-Gebote treten in der Regel in Englischen Ausruf-Auktionen auf, da der aktuelle Auktionspreis direkt durch das Jump-Gebot bestimmt wird. Bei Online-Auktionen steigt der Auktionspreis durch ein Jump-Gebot jedoch lediglich auf ein Niveau in Höhe des aktuellen zweithöchsten Gebots. Um den Auktionspreis zu erhöhen, müssen daher zwei Jump-Gebote unter Verwendung verschiedener Bieteridentitäten abgegeben werden.

Der Erfolg einer Jump-Bidding-Strategie hängt in Online-Auktionshäusern darüber hinaus von zwei weiteren Einflussfaktoren ab. Zum einen ist das Angebot von Parallelauktionen entscheidend, bei denen identische bzw. ähnliche Objekte verstei-

⁹⁷Vgl. Fishman 1988, S. 100.

⁹⁸Siehe Avery 1998, S. 186.

⁹⁹Vgl. Hörner und Sahuguet 2007, S. 174.

gert werden. Je mehr alternative Auktionen verfügbar sind, desto wahrscheinlicher ist ein Wechsel der überbotenen Bieter zu anderen Auktionen, bei denen der aktuelle Preis geringer ist. Zum anderen spielt der Zeitpunkt des Auktionseintritts eine Rolle. Falls Bieter einer Auktion erst in deren Endphase beitreten, besteht die Möglichkeit, dass das „Jump-Gebot“ nicht erkannt wird und die Bieter nicht beeinflusst werden.

Eine empirische Analyse von 17.000 skandinavischen Möbel-Auktionen auf der Plattform Lauritz.com zeigt, dass eine Jump-Bidding-Strategie am Anfang einer Auktion zu niedrigeren Preisen führen kann.¹⁰⁰ Wird sie dagegen am Ende einer Auktion durchgeführt, werden eher höhere Preise erzielt. Eine Studie von Easley und Tenorio 2004, bei der Auktionen der Auktionshäuser Onsale.com und uBid.com analysiert werden, identifiziert 32% aller Erstgebote als „Jump-Gebote“. Diese Untersuchung zeigt außerdem, dass Jump-Bidding eher in wettbewerbsintensiven Auktionen durchgeführt wird.

3.2.4 Sniping

Sniping bzw. Last-Minute-Bidding oder Late-Bidding bezeichnet eine Bietstrategie, bei der Gebote kurz vor Ende der Auktion abgegeben werden und die darauf abzielt, einen starken Preisanstieg durch wechselseitiges Überbieten zu vermeiden. Eine wesentliche Voraussetzung ist dabei ein festes Auktionsende. Sniping ist ein in der Praxis oft zu beobachtendes Verhalten. Ein Grund dafür ist der Einsatz von Software-Agenten, die im Auftrag eines Bieters automatisch Sniping-Gebote in der Auktion abgeben. Somit müssen Sniping-Bieter nicht bis zum Ende der Auktion warten, um ihr Gebot abgeben zu können. Obwohl Sniping in Online-Auktionen häufig auftritt, konnten bisherige empirische Untersuchungen keine statistisch gesicherten Preiseffekte nachweisen. Daher wird diese Manipulationsform in Kapitel 6 ausführlicher untersucht.

¹⁰⁰Siehe Bramsen 2008.

3.2.5 Online-Kollusionen

Die Verringerung des Wettbewerbs in Auktionen durch Absprachen zwischen den Bietern wird als Kollusion bezeichnet, wobei sich die Gewinne des Verkäufers zu Gunsten der Kollusionsbieter reduzieren.¹⁰¹ Kollusionen stellen in traditionellen Auktionen ein bedeutendes Problem dar. Einer der bekanntesten Fälle ereignete sich 1999 bei der Versteigerung von Mobilfunkfrequenzen in Deutschland, bei der eine Auktionsregel forderte, dass jedes neue Gebot auf einen Frequenzblock mindestens zehn Prozent höher sein musste als das vorangegangene. Mannesmann startete mit einem Gebot von 18,18 Mio. DM je Megahertz für die Blöcke eins bis fünf und 20 Mio. DM für die Blöcke sechs bis zehn. T-Mobile verstand die Absprache und bot lediglich auf die Blöcke eins bis fünf mit dem geforderten Gebotsinkrement von 10%. Die zwei Unternehmen konnten sich so die Frequenzblöcke zu jeweils 20 Mio. DM untereinander aufteilen und die Auktion schloss nach zwei Runden.¹⁰² In einer Vielzahl von empirischen Untersuchungen wurden Kollusionen außerdem

- bei der Vergabe von Straßenbauaufträgen in Schweden¹⁰³ und den USA¹⁰⁴,
- bei dem Verkauf von Basmatireis in Nordindien,¹⁰⁵
- bei dem Holzverkauf in den USA¹⁰⁶ und Kanada¹⁰⁷ und
- bei der Vergabe von Schulmilchverträgen in den USA¹⁰⁸

identifiziert. Kollusionen sind bisher nur in traditionellen Auktionen untersucht worden. Dabei stellt sich die Frage, inwieweit Online-Auktionen bereits durch Kollusionen beeinflusst werden. Aus diesem Grund werden Online-Kollusionen in Kapitel 5 ausführlicher analysiert.

¹⁰¹Vgl. Mailath und Zemsky 1991, S. 468.

¹⁰²Siehe Klemperer 2004, S. 104f.

¹⁰³Siehe Jakobsson 2007.

¹⁰⁴Siehe Bajari und Ye 2003 und Porter und Zona 1993.

¹⁰⁵Siehe Banerji und Meenakshi 2004.

¹⁰⁶Siehe Baldwin, Marshall und Richard 1997.

¹⁰⁷Siehe Price 2008.

¹⁰⁸Siehe Pesendorfer 2000 und Porter und Zona 1999.

3.2.6 Bid Shielding

Bid Shielding ist eine Form der Wettbewerbsmanipulation, mit der andere Bieter von einer Auktion abgeschreckt werden sollen. Dabei wird neben einem geringen Gebot mindestens ein zusätzliches hohes Gebot (*shield*) mit Hilfe anderer Bieteridentitäten abgegeben. Das Ziel ist die Abschreckung von Konkurrenten durch den steigenden Auktionspreis. Kurz vor Auktionsende werden die hohen Gebote zurückgezogen, womit der Auktionspreis auf das Niveau des geringen Gebots fällt und das Auktionsobjekt günstig erworben wird. Damit ist Bid Shielding im gewissen Sinne ein invertiertes Shilling.¹⁰⁹ Ein solches Verhalten benachteiligt zum einen den Verkäufer, zum anderen auch die „ehrlichen“ Käufer, die so aus der Auktion ausgeschlossen werden.¹¹⁰ Bid Shielding erfordert in Online-Auktionen aufgrund multipler Identitäten nicht zwangsläufig die Kooperation mehrerer Teilnehmer. Die Manipulation kann durch eine Einschränkung der Gebotsrücknahmen verhindert werden.

3.2.7 Phantomgebote

Phantomgebote sind Gebote, die ein Auktionator bei einer so genannten „lift-lining-Strategie“ im Bietwettbewerb „künstlich“ einwirft, falls er das Gefühl hat, dass der letzte verbleibende Bieter noch mehr bieten würde.¹¹¹ Das Motiv des Auktionators liegt in den mit den Endpreisen steigenden Auktionsgebühren. Er extrahiert somit nützliche Informationen, die in den Bietsequenzen enthalten sind, um seinen Gewinn zu steigern.¹¹²

Phantomgebote grenzen sich gegenüber Shilling-Geboten insofern ab, als dass sie durch den Auktionator und nicht durch den Verkäufer initiiert werden. Diese klare Abgrenzung kann jedoch nicht beibehalten werden, falls der Auktionator gleichzeitig als Verkäufer auftritt. Dabei vermischen sich die Eigenschaften beider Manipulationsformen. Im Internet betrifft dies vor allem die in Kapitel 2.2.1 beschriebenen

¹⁰⁹Vgl. Lucking-Reiley 2000a, S. 246.

¹¹⁰Vgl. Trevathan und Read 2006, S. 452.

¹¹¹Vgl. Graham und Marshall 1987, S. 1221.

¹¹²Vgl. Bag, Dinlersoz und Wang 2000, S. 701.

Gewinnauktionen, bei denen das Auktionshaus vollständige Transparenz über die Zahlungsbereitschaften der Bieter besitzt, falls diese die zur Verfügung gestellten Bietagenten nutzen. Die Kenntnis über die Höhe des dem Bietagenten übergebenen Höchstgebots kann das Auktionshaus verwenden, um Phantomgebote einzusetzen.

3.2.8 Informationshandel

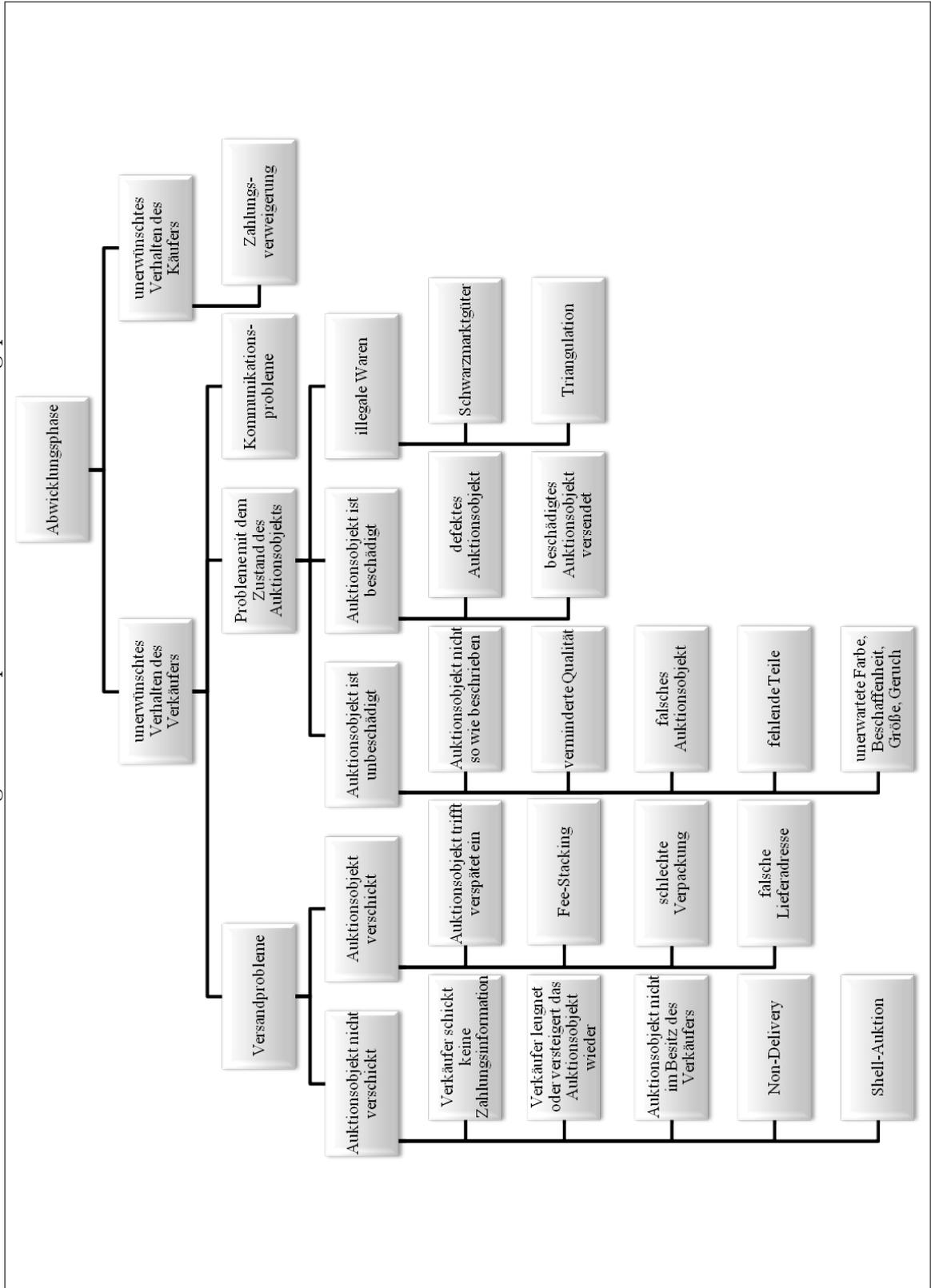
In verdeckten Auktionen sind Gebote vertrauliche und private Informationen, die nur dem Auktionator bekannt sind, aber für andere Marktteilnehmer durchaus profitabel sein können.¹¹³ Der Informationshandel bezeichnet den Verkauf dieser Informationen, mit deren Hilfe Manipulationsgewinne ermöglicht werden. Online-Auktionshäuser verfügen über die Höchstgebote, sobald diese den internen Bietagenten übermittelt werden. Diese Information ist für Bieter und Verkäufer sehr wertvoll. Während Bieter ihre Zahlungsbereitschaft und Bietstrategie anpassen können, wird dem Verkäufer die Möglichkeit geboten, ein Gebot unter fremder Identität zu platzieren. So schöpft er die Zahlungsbereitschaften vollständig aus und realisiert einen maximalen Gewinn.

3.3 Manipulationen in der Abwicklungsphase

Manipulationen in der Abwicklungsphase einer Auktion erfüllen oft den Tatbestand des Betrugs (*Fraud*). Sie sind bei Online-Auktionen von größerer Bedeutung als bei traditionellen Auktionen, da hier die Integrität des Auktionsobjekts und eine sichere Übergabe der Ware nicht durch einen Auktionator gewährleistet wird. Viele Manipulationsformen der Abwicklungsphase bleiben den Geschädigten nicht verborgen, sondern verursachen einen sichtbaren Schaden. Damit können beispielsweise Reputationssysteme eingesetzt werden, um manipulierende Marktteilnehmer zu identifizieren und weitere Betrugsfälle zu verhindern. Abbildung 3.3 stellt eine Übersicht der verschiedenen Manipulationen der Abwicklungsphase dar.

¹¹³Vgl. Peters 2010, S. 142.

Abbildung 3.3: Manipulationen in der Abwicklungsphase



Quelle: eigene Darstellung, in Anlehnung an Gregg und Scott 2008, S. 70.

Manipulationen sind sowohl bei Käufern als auch bei Verkäufern zu beobachten, wobei die Betrugsmöglichkeiten auf Seiten der Verkäufer umfangreicher sind. Dazu zählen Manipulationen, die den Versand und den Zustand der Ware betreffen sowie Betrugsfälle, die auf eine absichtliche Verschleppung der Kommunikation zurückzuführen sind. Zu den Manipulationen seitens der Käufer gehört die Zahlungsverweigerung.

Probleme mit dem Versand

Manipulationen, die den Versand von Auktionsobjekten betreffen, können in zwei Gruppen unterschieden werden. Die erste Gruppe umfasst Verhaltensweisen, bei denen das Auktionsobjekt nach der Auktion nicht verschickt wird. Dazu kann das Zurückhalten der Zahlungsinformationen ebenso gezählt werden, wie das Leugnen des Verkäufers, etwas verkauft zu haben. Eine große Bedeutung besitzt in dieser Klasse das so genannte Non-Delivery, welches das Verhalten eines Verkäufers beschreibt, die Ware trotz Zahlung nicht zu verschicken. Verschiedene Studien haben gezeigt, dass mehr als ein Drittel aller Beschwerden über Verkäufer in Online-Auktionen dem Non-Delivery zuzuordnen sind.¹¹⁴ Dieses Verhalten ist jedoch nicht nur auf Online-Auktionen begrenzt. Laut dem Internet Crime Complaint Center betraf im Jahr 2009 fast jeder fünfte Betrugsdelikt im Internet das Non-Delivery.¹¹⁵ Eine andere Manipulationsform, bei der ein Problem mit dem Versand auftritt, wird als Shell-Auktion bezeichnet. Dabei führt ein Verkäufer eine Auktion nur zum Zweck der Beschaffung von Bankverbindungen und Kreditkartendaten durch.¹¹⁶

Die zweite Gruppe der Versandprobleme umfasst Verhaltensweisen von Verkäufern, bei denen die Auktionsobjekte nicht in der ordnungsgemäßen Verpackung oder zu abweichenden Konditionen verschickt werden. Dies umschließt auch das so genannte Fee-Stacking, unter dem man das nachträgliche Hinzufügen von zusätzlichen Gebühren, wie Frachtzuschläge oder Bearbeitungsgebühren, versteht.

¹¹⁴In einer Analyse von Beschwerden in Online-Auktionen kommen Gregg und Scott 2008 zu dem Ergebnis, dass 36,5% der Beschwerdefälle dem Non-Delivery zugeordnet werden können. In einer weiteren Untersuchung erhalten Resnick und Zeckhauser 2002 einen ähnlich hohen Anteil von 34%.

¹¹⁵Siehe Internet Crime Complaint Center 2010, S. 6. Diese Daten basieren auf Beschwerden, die vorwiegend in den USA aufgenommenen wurden.

¹¹⁶Vgl. Kwan, Overill et al. 2010, S. 98.

Probleme mit dem Zustand des Auktionsobjekts

Manipulationen, die in Problemen mit dem Zustand des Auktionsobjekts resultieren, lassen sich in drei Gruppen einteilen.¹¹⁷ Die erste Gruppe umfasst Probleme, bei denen das Auktionsobjekt zwar unbeschädigt geliefert wird, jedoch trotzdem Mängel besitzt, da es beispielsweise eine verminderte Qualität, fehlende Teile oder eine unerwartete Farbe hat. Die zweite Gruppe beinhaltet die Fälle, bei denen defekte oder beschädigte Waren geliefert werden. Die dritte Gruppe lässt sich unter dem Begriff „illegale Waren“ zusammenfassen und beinhaltet sowohl den Verkauf von Waren, deren Handel nicht erlaubt ist und die ausschließlich auf dem Schwarzmarkt veräußert werden als auch die so genannte Triangulation. Bei der Triangulation werden Auktionsobjekte mit den gestohlenen Daten einer Kreditkarte gekauft und in einer anderen Auktion weiterverkauft. Der dadurch entstehende Schaden ist nicht nur auf den Verlust des Kreditkartenbesitzers beschränkt. Der Käufer ist ebenso geschädigt, falls er das Auktionsobjekt im Fall der Aufdeckung wieder abgeben muss.

Kommunikationsverschleppung

Oft sind Verkäufer nach Auktionsende nicht bereit, den Verkauf abzuwickeln, weil beispielsweise nicht der erwartete Preis erzielt wurde. Ein Instrument zur Vermeidung der Transaktion ist die absichtliche Verschleppung der Kommunikation, in der Hoffnung, dass der Käufer im Lauf der Zeit nicht mehr an der Transaktionsabwicklung interessiert ist. Kommunikationsverschleppungen werden auch zur Verschleierung anderer Manipulationen in der Abwicklungsphase eingesetzt.

Manipulationen der Käufer in der Abwicklungsphase

Die Kaufverpflichtung, die durch die Abgabe eines gültigen Höchstgebots eintritt, wird durch Käufer manchmal nicht erfüllt, weil sie eine preisgünstigere Alternative finden oder dem Auktionsfieber unterliegen und über ihrer Budgetgrenze bieten. Infolgedessen begleichen Käufer den Kaufpreis nicht oder nicht vollständig. Die

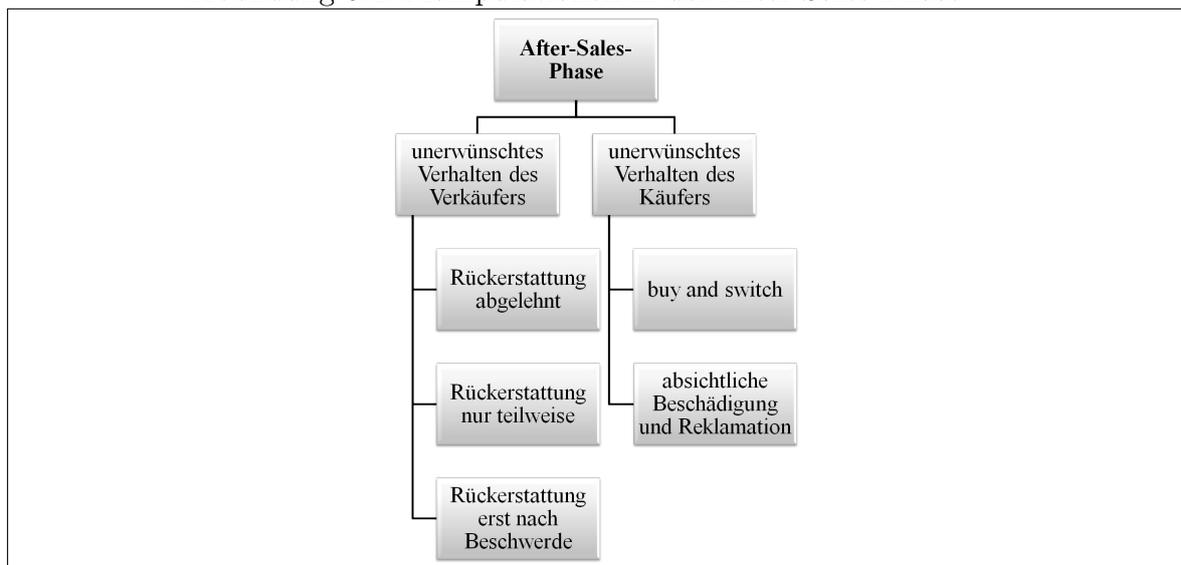
¹¹⁷Siehe Gregg und Scott 2008, S. 72.

Teilzahlungen können dabei einen Verkäufer dazu verleiten, „im guten Glauben“ das Auktionsobjekt zu verschicken, wobei die versprochene Restzahlung dann oft nicht geleistet wird.

3.4 Manipulationen in der After-Sales-Phase

Manipulationen in der After-Sales-Phase treten nach der Transaktionsabwicklung auf. Sie umfassen Manipulationen bei der Rückerstattung mangelhafter Waren und unrechtmäßige Reklamationen der Käufer. Eine schematische Darstellung der Manipulationsformen ist in Abbildung 3.4 dargestellt.

Abbildung 3.4: Manipulationen in der After-Sales-Phase



Quelle: eigene Darstellung, in Anlehnung an Gregg und Scott 2008, S. 70

Auf Seiten der Verkäufer treten vor allem Manipulationen bei der Rückerstattung auf. Diese umfassen die unrechtmäßige Ablehnung oder eine nur teilweise akzeptierte Rückerstattung, obwohl der Anspruch auf eine vollständige Rückzahlung gegeben ist.

Zu den Manipulationen auf der Käuferseite gehören die Reklamation von absichtlich beschädigter Ware und das so genannte buy-and-switch. Unter buy-and-switch versteht man das Verhalten eines Käufers, ein unbeschädigtes Auktionsobjekt nach Erhalt zu reklamieren, um ein vorher erworbenes identisches Produkt einzuschi-

cken, welches entweder beschädigt, von geringerer Qualität oder von zweifelhaftem Ursprung ist.¹¹⁸

3.5 Relevanzanalyse der Wettbewerbsmanipulationen

Die Wettbewerbsmanipulationen in Online-Auktionen werden durch zwei wesentliche Eigenschaften charakterisiert. Dazu zählen die Identifizierbarkeit und die Möglichkeiten die verschiedenen Manipulationen zu verhindern.

3.5.1 Identifizierbarkeit

Ein grundlegendes Merkmal von Wettbewerbsmanipulationen ist deren schwierige Identifizierung. Die wesentlichen Gründe dafür sind die hohe Anonymität der Auktionsteilnehmer und das Fehlen auffälliger Hinweise auf manipulatives Verhalten in den Auktionsdaten.

Der Anonymitätsbegriff kann in Online-Auktionen in zwei Gruppen gegliedert werden. Zum einen kann darunter das Verbergen der wahren Identität eines Marktteilnehmers gegenüber dem Auktionshaus bzw. anderer Marktteilnehmer verstanden werden. Dies betrifft vor allem den Einsatz multipler Identitäten. Dadurch sind Komplizen bei der Durchführung einiger Wettbewerbsmanipulationsformen, wie Shilling oder Bid-Shielding, nicht notwendig. Außerdem bieten Identitätswechsel die Möglichkeit, auffällige Muster in den Auktionen zu vermeiden, die durch das systematische Auftreten identischer Teilnehmer entstehen. Zum anderen kann ein Anonymisieren von Marktteilnehmern gegenüber anderen Marktteilnehmern durch das Auktionshaus erfolgen. In Online-Auktionen ist dieses Vorgehen oft zu beobachten. Dadurch wird einerseits Siphoning verhindert, andererseits sind Phantomgebote durch die Bieter schwerer zu identifizieren.

¹¹⁸Vgl. Kwan, Overill et al. 2010, S. 98.

Ein weiteres Merkmal von Wettbewerbsmanipulationen, das deren Identifizierung erschwert, ist das Fehlen von auffälligen Hinweisen in den Auktionsdaten, die auf manipulatives Verhalten schließen lassen. Auffällige Auktionsdaten, die Wettbewerbsmanipulationen vermuten lassen, können auch zufällig entstehen. So muss beispielsweise ein hohes Gebot kurz vor Auktionsende nicht zwangsläufig aufgrund von Bid Shielding zurückgenommen worden sein, sondern wegen eines tatsächlichen Irrtums. Im Rahmen von Sniping kann ein Gebot kurz vor Auktionsende auch durch einen Bieter erklärt werden, der erst am Ende in den Auktionsprozess eintritt. Dennoch ergeben sich beim Auftreten von Sniping und Bid Shielding auffällige Auktionsdaten. Demgegenüber verursachen andere Wettbewerbsmanipulationsformen weit weniger sichtbare Hinweise. Siphoning, Online-Kollusionen und Informationshandel treten in den davon betroffenen Auktionen kaum hervor. Ein Resultat des Siphonings kann eine geringere Nachfrage in nachfolgenden Auktionen von ähnlichen Objekten sein, wenn die Transaktionsbedürfnisse der nicht erfolgreichen Bieter durch das Siphoning befriedigt sind und diese damit nicht mehr in weiteren Auktionen teilnehmen. Bei Online-Kollusionen ist das vielleicht einzige Indiz die Trägheit der Gebote und sogar dies ist manchmal nicht vorhanden, falls eine gut organisierte Kollusion den Wettbewerb auf geringen Preisniveaus simuliert.¹¹⁹ Die durch einen Informationshandel verursachten Gebote sind ebenfalls sehr schwer zu identifizieren, falls sie sich nicht von Geboten regulärer Bieter unterscheiden.

3.5.2 Gegenmaßnahmen

Um Wettbewerbsmanipulationen in Online-Auktionen zu erschweren oder vollständig zu verhindern, können verschiedene Gegenmaßnahmen ergriffen werden. Eine Übersicht ist in Tabelle 3.1 dargestellt.

Sniping

Sniping zielt darauf ab, anderen Bietern keine ausreichende Zeit für weitere Gebote zur Verfügung zu stellen. Eine Veränderung der Auktionsform hinsichtlich

¹¹⁹Vgl. Cassady 1980, S. 181.

Tabelle 3.1: Maßnahmen gegen Wettbewerbsmanipulationen

Manipulationsform	Gegenmaßnahmen
Sniping	automatische Verlängerung der Auktionsdauer
Jump-Bidding	Authentifizierung der Bieter
Shilling	Authentifizierung der Bieter
Bid-Shielding	Beschränkung von Gebotsrücknahmen, Authentifizierung der Bieter
Siphoning	Anonymisierung der Bieterinformation
Phantomgebote	De-Anonymisierung der Bieterinformationen
Informationshandel	-
Online-Kollusionen	-

einer automatischen Verlängerung der Auktionsdauer bei einer Gebotsabgabe kurz vor Auktionsende bietet anderen Bietern zusätzliche Zeit für Gegengebote. Der Effekt einer Sniping-Strategie wird dadurch vermindert. Ariely, Ockenfels und Roth 2005 zeigen in einem Experiment, dass bei einer automatischen Verlängerung der Auktionsdauer Sniping weniger oft durchgeführt wird.

Jump-Bidding

Mit einer Jump-Bidding-Strategie versucht ein Bieter durch frühzeitig hohe Gebote Konkurrenten abzuschrecken. In Online-Auktionen ist das aktuelle Höchstgebot jedoch verdeckt, so dass für die Platzierung eines hohen sichtbaren Gebots zwei Gebote von unterschiedlichen Identitäten notwendig sind. Daher wird Jump-Bidding durch eine starke Authentifizierung der Bieter erreicht, wodurch die Jump-Bieter auf Komplizen angewiesen sind.

Shilling

Bei der Shilling-Strategie sind die Verkäufer auf andere Identitäten angewiesen. Eine starke Authentifizierung der Marktteilnehmer kann daher die Durchführung von Shilling erschweren, da Verkäufer in diesem Fall Komplizen benötigen. Die Identifizierung von Shilling wird beeinträchtigt, falls es im Rahmen so genannter Bietergemeinschaften über Internet-Plattformen automatisiert durchgeführt wird. Internet-Portale für Bietergemeinschaften werden in Kapitel 4.1 ausführlicher behandelt.

Bid Shielding

Eine einfache Maßnahme zur Verhinderung von Bid-Shielding, die oft in der Praxis zu beobachten ist, umfasst die Begrenzung der Gebotsrücknahme. Dabei wird zwischen einem generellen und einem gestuften Verbot der Gebotsrücknahmen unterschieden. Während ein generelles Verbot die Rücknahme eines Gebots vollständig ausschließt, wird mit einem gestuften Verbot die Rücknahme eines Gebots zeitlich begrenzt. Dabei kann ein Gebot innerhalb einer festgelegten Frist wieder zurück genommen werden. Im Verlauf einer Auktion wird die Frist reduziert, so dass ab einem bestimmten Zeitpunkt der Auktion keine Gebotsrücknahme möglich ist.

Siphoning

Für die Durchführung von Siphoning werden die Kontaktinformationen der Bieter benötigt. Siphoning kann daher vermieden werden, falls nur die für die Transaktionsabwicklung notwendigen Kontaktdaten zwischen Verkäufer und Auktionsgewinner vermittelt werden. So kann bei anonymen Bieterinformationen kein Siphoning durchgeführt werden.

Phantomgebote

Phantomgebote werden durch das Auktionshaus bzw. den Auktionator abgegeben. Anonyme Bieter in einer Auktion ermöglichen dem Auktionshaus, diese Gebote in einer Auktion zu integrieren, ohne dass andere Bieter die Möglichkeit einer Validierung dieser Gebote haben. Eine Aufdeckung der Bieteridentitäten würde Phantomgebote erschweren, weil die Möglichkeit besteht, eine Identitätsüberprüfung durch andere Bieter zu realisieren.

3.5.3 Relevanz

Aufgrund der verschiedenen Eigenschaften besitzen die Formen der Wettbewerbsmanipulation eine unterschiedlich hohe Relevanz hinsichtlich weiterführender Analysen. Eine Übersicht stellt Tabelle 3.2 dar.

Tabelle 3.2: Relevanz der Wettbewerbsmanipulationen

Manipulationform	Relevanz	Grund
Siphoning	gering	leicht zu verhindern
Jump-Bidding	gering	geringe Wahrnehmung durch Bieter
Bid-Shielding	gering	leicht zu verhindern
Phantomgebote	gering	sehr unwahrscheinlich
Informationshandel	gering	sehr unwahrscheinlich
Shilling	hoch	weit verbreitet, hoher Schaden
Sniping	hoch	weit verbreitet
Online-Kollusionen	hoch	hohes Schadenspotential

Einige Manipulationsformen besitzen in Online-Auktionen nur eine untergeordnete Bedeutung. Siphoning hat in Online-Auktionen nur einen geringen Stellenwert, da das Auktionshaus durch die Verwendung anonymer Bieteridentitäten direkte Kontakte zwischen den Marktteilnehmern wirksam unterbinden kann. Der Einfluss von Jump-Bidding auf Online-Auktionen wird durch den Umstand reduziert, dass Bieter oft erst am Ende einer Auktion auftreten, so dass hohe Preissprünge in früheren Auktionsphasen durch sie nicht berücksichtigt werden. Bid-Shielding spielt durch die in der Praxis bereits eingeführten Beschränkungen der Gebotsrücknahmen in den Online-Auktionshäusern nahezu keine Rolle. Der abschreckende Effekt auf andere Bieter ist hier nur auf den Anfang der Auktion beschränkt, wenn die Regeln der Gebotsrücknahmen noch nicht greifen. Phantomgebote und Informationshandel treten vermutlich bei im Markt etablierten Online-Auktionshäusern nicht auf, da der potentielle Verlust der Reputation geschäftskritische Folgen haben würde und durch die Gewinne aus den Manipulationen wahrscheinlich nicht gerechtfertigt wäre.

Bei der Relevanzanalyse der Wettbewerbsmanipulationen in Online-Auktionen heben sich drei Formen von den übrigen ab. Dazu gehören Shilling, Sniping und Online-Kollusionen. Shilling stellt in Online-Auktionen ein großes Problem dar, da dessen Identifizierung durch den Einsatz anonymer Bieteridentitäten sehr schwierig ist. Zudem gehen erste Ansätze zur Identifizierung von Shilling von bis zu einem zweistelligen prozentualen Anteil der Auktionen mit Shilling-Geboten aus, so dass die Vermutung nahe liegt, dass dadurch ein erheblicher Schaden verursacht wird.¹²⁰

¹²⁰Siehe Ford, Xu und Valova 2010, Engelberg und Williams 2009 und Nikitkov und Bay 2008.

Die weite Verbreitung von Sniping zeigt, dass sich diese Manipulationsform zu einer „best-practice“-Lösung entwickelt hat.¹²¹ Dabei stellt sich die Frage, ob sich durch diese Bietstrategie ein Preisvorteil gegenüber der Alternative einer früheren Gebotsabgabe ergibt. Bisherige Untersuchungen konnten allerdings keinen statistisch gesicherten Preiseffekt nachweisen. Obwohl Fälle von Online-Kollusionen bislang noch nicht bekannt sind, haben sie eine große Bedeutung für Online-Auktionen, da sie ein hohes Schadenspotenzial besitzen. Mit der Erstellung eines Internet-Portals für Online-Kollusionen könnten darüber hinaus einige Probleme aus traditionellen Kollusionen verringert werden. Daher stellt sich auch hier die Frage nach wirksamen Identifizierungsverfahren. Die aufgeworfenen Fragestellungen werden in den nächsten Kapiteln bearbeitet.

¹²¹Siehe Bajari und Hortaçsu 2003 und Ockenfels und Roth 2006.

Kapitel 4

Shilling

Unter Shilling (Shill-Bidding) versteht man das Bieten eines Verkäufers in einer eigenen Auktion. Mit Shilling kann der Verkäufer unterschiedliche Ziele verfolgen, anhand derer sich verschiedene Shilling-Formen abgrenzen lassen. Diese sind in Kapitel 3.2.1 bereits beschrieben worden und umfassen

- das Reservationspreis-Shilling,
- das aggressive Shilling,
- das Benign-Shilling,
- das Unmasking und
- das Buy-Back-Shilling.

Das aggressive und das Benign-Shilling wird auch zusammengefasst als Wettbewerbs-Shilling bezeichnet. Bisherige Untersuchungen gehen davon aus, dass Shilling oft in Online-Auktionen auftritt. Die Schätzungen gehen dabei allgemein von Shilling-Quoten zwischen 1% und 10%, teilweise auch von bis zu 18% (Ford, Xu und Valova 2010) aus. Shilling tritt auch in traditionellen Auktionen auf. Im Rahmen von Schein-auktionen bieten insbesondere Galeristen in eigenen Auktionen, um die „Kurse“ der von ihnen vertretenen Künstler zu stützen.¹²²

¹²²Vgl. Boll 2005, S. 151.

Shilling-Gebote werden vom Verkäufer typischerweise unter einer falschen Identität abgegeben, da Shilling in der Regel durch die Geschäftsbedingungen der Online-Auktionshäuser untersagt ist. Zudem würden die meisten Shilling-Formen ihr Ziel verfehlen, sobald die Manipulation durch identische Namen und Adressen aufgedeckt wird. Über einen darauf ausgerichteten Adressabgleich wurde beispielsweise in Großbritannien ein eBay-Händler überführt und erstmals strafrechtlich verfolgt.¹²³ Da die meisten Online-Auktionshäuser keine starke Authentifizierung ihrer Teilnehmer fordern, ist das Erlangen einer falschen Identität leicht möglich. Um Shilling identifizieren zu können, sind daher Verfahren notwendig, die multiple Identitäten berücksichtigen. Die bereits existierenden Identifizierungsansätze sind allerdings noch mit Problemen behaftet. Vor diesem Hintergrund soll in diesem Kapitel ein neuer Ansatz vorgestellt, getestet und auf empirische Daten angewendet werden.¹²⁴

4.1 Portale für Bietergemeinschaften

Die allgemeinen Geschäftsbedingungen der Online-Auktionshäuser verbieten im Allgemeinen Gebote der Verkäufer in ihren Auktionen. Ein Shilling-Verkäufer greift daher entweder auf ihm bekannte Marktteilnehmer zurück oder errichtet mehrere Identitäten in dem Online-Auktionshaus. Dabei besteht das Problem, dass starke Beziehungen zwischen Verkäufern und Bietern den Verdacht von Manipulationen erhärten. Eine Lösung stellt die mehrfache Generierung falscher Identitäten in dem Online-Auktionshaus dar. Allerdings steigt der Bedarf an falschen Identitäten mit der Anzahl der manipulierten Auktionen. Vor allem bei professionellen Shilling-Verkäufern kann daher ein hoher Aufwand bei der Durchführung von Shilling entstehen. Einen Ausweg bieten Portale für so genannte „Bietergemeinschaften“, mit deren Hilfe Shilling komfortabler durchgeführt werden kann.¹²⁵

¹²³<http://www.onlinemarktplatz.de/15911/in-grosbritannien-erstmal-strafverfolgung-wegen-shill-bidding-bei-ebay/>. Abruf am 29.04.2010.

¹²⁴Auszüge aus diesem Kapitel sind bereits in Schmeißer und Peters 2011 veröffentlicht.

¹²⁵Ein Beispiel für Bietergemeinschaften ist das Portal xxlsell.com, dessen Betrieb mittlerweile eingestellt worden ist.

Durch Internet-Portale für Bietergemeinschaften können Shilling-Verkäufer „künstliche“ Gebote generieren lassen. Dabei greifen die Portale auf die Benutzernamen und Passwörter regulärer Teilnehmer eines Online-Auktionshauses zurück. Diese Informationen werden durch die Shilling-Verkäufer zur Verfügung gestellt. Sobald ein Shilling-Verkäufer die Gebotshöhe und die Auktionsnummer angibt, wird zufällig ein Teilnehmer ausgewählt und mit dessen Identität in der Auktion das Gebot automatisch abgegeben. Die Verkäufer verpflichten sich, nicht auf den Kauf zu bestehen, falls ein Mitglied der Bietergemeinschaft die Auktion gewinnt. Für diese Dienstleistung beansprucht das Portal eine Gebühr in Abhängigkeit des Shilling-Gebots. Dabei werden den Verkäufern, die ihre Benutzernamen und Passwörter dem Portal für Shilling-Gebote zur Verfügung stellen, in der Regel Preisnachlässe eingeräumt.

Internet-Portale für Bietergemeinschaften sind jedoch dem Vertrauensproblem ausgesetzt, bei dem sich Shilling-Verkäufer nicht an die getroffenen Vereinbarungen halten. So können Verkäufer eine profitable Strategie verfolgen, bei der sie bewusst überhöhte Gebote generieren und nach Auktionsende auf den Kauf bestehen. Da nach Abschluss der Auktion ein gültiger Kaufvertrag zwischen Verkäufer und Höchstbieter besteht, ist es für den Bieter schwer, von diesem Vertrag zurückzutreten, falls der Verkäufer auf die Vertragserfüllung besteht.

4.2 Stand der Forschung

Die bisher entwickelten Verfahren zum Nachweis von Shilling konzentrieren sich auf den Vergleich charakteristischer Verhaltensmuster in Auktionen. Dabei werden die Auktionen eines Verkäufers oder alle Auktionen, auf die ein Bieter geboten hat, zu einer Gruppe zusammengefasst und analysiert. Eine Übersicht der bereits entwickelten Verfahren zur Shilling-Identifizierung ist in Tabelle 4.1 dargestellt. Die Ansätze unterscheiden sich hinsichtlich der untersuchten Shilling-Formen, der verwendeten Indizien und der Methode, mit der die Indizien miteinander verknüpft werden.

Die bisherigen Ansätze basieren vorwiegend auf Scoring-Modellen und Premium-Geboten. Scoring-Modelle zur Identifizierung von Shilling analysieren geeignete Verhaltensmuster von Auktionsteilnehmern und aggregieren diese zu einer Kennzahl

Tabelle 4.1: Ansätze zur Shilling-Identifizierung

Autoren	Methode	Anzahl der verwendeten Indizien	Primär untersuchte Shilling-Formen
Dong, Shatz und Xu 2010	Dempster-Shafer-Theorie	8	Wettbewerbs-Shilling
Engelberg und Williams 2009	Scoring-Modell	3	Unmasking
Ford, Xu und Valova 2010	Hierarchisches Clustering	7	Wettbewerbs-Shilling Reservationspreis-Shilling Unmasking
Goel, Xu und Shatz 2010	Bayes'sches Multi-State Netzwerk	8	Wettbewerbs-Shilling
Kauffman und Wood 2003	Premium-Gebote	1	Reservationspreis-Shilling
Rubin, Christodorescu et al. 2005	Konfidenzintervalle	3	Wettbewerbs-Shilling
Shah, Joshi et al. 2003	Assoziations-Analyse	5	Wettbewerbs-Shilling Reservationspreis-Shilling Unmasking
Trevathan und Read 2009	Scoring-Modell	6	Wettbewerbs-Shilling
Xu und Cheng 2007	Premium-Gebote	7	Wettbewerbs-Shilling
Xu, Bates und Shatz 2009	Scoring-Modell	9	Wettbewerbs-Shilling Unmasking

(Score), die die Intensität des Shilling ausweist. Xu, Bates und Shatz 2009 stellen einfache Verhaltensannahmen auf, die als Indizien für Shilling gewertet werden. Ein Shilling-Bieter wird verdächtigt, sobald er eine bestimmte Mindestanzahl dieser Verhaltensannahmen erfüllt. Dabei wird eine Auktion in drei Phasen unterteilt, in denen jeweils verschiedene Verhaltensannahmen für Shilling gelten. Wird eine

Verhaltensannahme von einem Bieter erfüllt, so erhöht sich dessen Score-Wert. Mit zunehmendem Score steigt die Wahrscheinlichkeit, dass der betreffende Bieter Shilling betreibt. Xu, Bates und Shatz 2009 definieren für den Score einen festen Schwellwert, bei dessen Überschreitung ein Bieter als Shilling-Bieter identifiziert wird. Trevathan und Read 2009 nutzen ein ähnliches Modell, bei dem die Verhaltensannahmen jedoch gewichtet in einen Score überführt werden.

Ein weiteres Verfahren wird von Engelberg und Williams 2009 vorgeschlagen. Sie konzentrieren sich auf die Shilling-Form Unmasking, bei der Bieter mehrere Gebotsinkremente in kurzer Zeit abgeben, ohne das aktuelle Maximalgebot zu überbieten. Engelberg und Williams 2009 identifizieren dabei Merkmale, die mit diesem Verhalten in einem engen Zusammenhang stehen und entwickeln daraus einen Score-Wert. Sie zeigen anhand empirischer Auktionsdaten, dass Höchstbieter in Auktionen, in denen die zweithöchsten Bieter hohe Score-Werte aufweisen, öfter ihre maximale Zahlungsbereitschaften zahlen müssen als die Höchstbieter in Auktionen, in denen die zweithöchsten Bieter geringere Score-Werte besitzen.

Eine zweite Gruppe von Verfahren zum Nachweis von Shilling basiert auf der Analyse so genannter Premium-Gebote bzw. fragwürdiger Gebote (questionable bids). Premium-Gebote¹²⁶ sind Gebote, die in einer Auktion abgegeben werden,

- obwohl der Preis in einer Parallelauktion mit identischer Ware niedriger oder maximal genauso hoch ist,
- die Auktion erst nach der Parallelauktion endet und
- der betreffende Bieter nicht in beiden Auktionen bietet.

Premium-Gebote werden als ein starkes Indiz für Shilling gewertet, da sich der betreffende Bieter durch ein Gebot in der Parallelauktion besser stellen könnte. Anhand einer empirischen Studie zeigen Kauffman und Wood 2003, dass sich Bieter mit Premium-Geboten auf weniger Verkäufer beschränken, höhere Gebotsinkremente abgeben und die Auktion eher verlassen. Diese Verhaltensmerkmale unterstützen die

¹²⁶Vgl. Kauffman und Wood 2003, S. 262.

Annahme, dass Premium-Gebote auf Shilling hinweisen. Darüber hinaus zeigen die Ergebnisse der Untersuchung, dass nicht alle Verkäufer gleichermaßen Shilling betreiben. Vielmehr ist Shilling ein Verhaltensmerkmal, das jeden einzelnen Verkäufer über den betrachteten Zeitraum hinweg charakterisiert. Ein auf Premium-Geboten basierender Ansatz wird ebenfalls von Xu und Cheng 2007 vorgestellt, bei dem Verhaltensweisen von Bietern entweder für oder gegen Shilling sprechen können. Dies führt zu einer Verstärkung oder einer Verringerung der Verdachtsmomente für Shilling, die in einem Indikator aggregiert werden. Somit kombiniert dieses Verfahren die Vorgehensweisen von Scoring-Modellen und Premium-Geboten.

Neben den Scoring-Modellen und Verfahren auf Basis der Premium-Gebote wurden auch andere Methoden zum Nachweis von Shilling entwickelt. Rubin, Christodorescu et al. 2005 konzentrieren sich auf die Verkäufer-übergreifenden Verteilungen verschiedener Indizien. Verkäufer werden verdächtigt Shilling zu betreiben, falls sie hinsichtlich mehrerer Indizien auffällige Werte aufweisen. Dabei erhärtet sich der Verdacht des Shillings bei einem Verkäufer, falls er bezüglich eines Indizes außerhalb eines festgelegten 95%-igen Konfidenzintervalls liegt. Ein Shilling-Verhalten gilt als erwiesen, falls ein Verkäufer in allen betrachteten Verteilungen Werte außerhalb der Konfidenzintervalle besitzt. Darüber hinaus verweisen Rubin, Christodorescu et al. 2005 auf die Möglichkeiten eines Verkäufers, die zu seiner Überführung notwendigen auffälligen Werte zu verschleiern.

Dong, Shatz und Xu 2010 greifen zur Identifizierung von Shilling auf die Dempster-Shafer-Theorie zurück.¹²⁷ Die Dempster-Shafer-Theorie ist eine Verallgemeinerung der Wahrscheinlichkeitstheorie dahingehend, dass auch Ungewissheit, also das Fehlen von Informationen, adäquat modelliert werden kann.¹²⁸ Ausgehend von einer möglichen Zustandsmenge X wird in der Wahrscheinlichkeitstheorie die Wahrscheinlichkeitsmasse auf die einzelnen Elemente in X verteilt. Demgegenüber verteilt die Evidenztheorie die Wahrscheinlichkeitsmasse auch auf alle Teilmengen von X und erlaubt so die Einbindung von Ungewissheit. Die Verteilung erfolgt dabei nicht über

¹²⁷Siehe Shafer 1976.

¹²⁸Vgl. Presser 1999, S. 19.

ein Wahrscheinlichkeitsmaß, sondern teilt die zur Verfügung stehenden Informationen auf zwei Maße ($\text{Bel}(X)$ und $\text{Pl}(X)$) auf. Das Zutrauen, $\text{Bel}(X)$, ist die Summe der Gewichte der Gründe, die für X sprechen. Die Plausibilität, $\text{Pl}(X)$, ist die Summe der Gewichte der Gründe, die nicht gegen X sprechen. $\text{Bel}(X)$ und $\text{Pl}(X)$ lassen sich als untere bzw. obere Grenze für die „Wahrscheinlichkeit“ der Menge X auffassen.¹²⁹ Auf Basis von Indizien berechnen Dong, Shatz und Xu 2010 die Werte von $\text{Bel}(X)$ und $\text{Pl}(X)$ für jeden Bieter, um Shilling-Verhalten zu identifizieren.

Ford, Xu und Valova 2010 fassen Bieter mit Hilfe eines hierarchischen Clusterings anhand ihrer Eigenschaften zu unterschiedlichen Klassen zusammen. Die Eigenschaften umfassen dabei sowohl Verhaltensmerkmale der Bieter als auch Kennzahlen der von den Bietern besuchten Auktionen. Aus den gewichteten Eigenschaften werden ähnliche Bieter zu Clustern gruppiert. Die Analyse der Clustereigenschaften weist den zugehörigen Bietern „normales“, „verdächtiges“ oder „sehr verdächtiges“ Verhalten hinsichtlich ihrer Shilling-Aktivität zu.

Goel, Xu und Shatz 2010 ermitteln die Wahrscheinlichkeit von Shilling anhand eines für diesen Zweck trainierten Bayes'schen Multi-State Netzwerks, das mehrere Indizien einer Auktion verarbeitet. Ein Bayes'sches Netz ist ein gerichteter azyklischer Graph, bei dem die Knoten Variablen und die Kanten die bedingten Abhängigkeiten zwischen den Knoten darstellen.¹³⁰ Der Wert einer Variable hängt dabei von den Ausprägungen der Elternvariablen und den zugehörigen Kantengewichten ab. Während in Bayes'schen Netzen typischerweise dichotome Variable verwendet werden, sind Bayes'sche Multi-State Netze durch kategoriale Variablen gekennzeichnet. Der Einsatz eines Bayes'schen Netzes erfolgt zweistufig. In der ersten Phase werden die Kantengewichte anhand von Trainingsdaten bestimmt. In der zweiten Phase wird der eigentliche Datensatz an die Eingangsknoten angelegt und über die trainierten Gewichte und nachfolgenden Knoten übermittelt. Goel, Xu und Shatz 2010 bilden für die Shilling-Identifizierung ein drei-schichtiges Bayes'sches Multi-State Netz. Die erste Schicht beinhaltet drei Kennzahlengruppen von Bietern, Verkäufern und ih-

¹²⁹Vgl. Presser 1999, S. 21.

¹³⁰Vgl. Goel, Xu und Shatz 2010, S. 280.

ren Beziehungen zueinander, die auf Shilling hindeuten. Die Knoten der zweiten Schicht können als unbeobachtete Variablen aufgefasst werden und repräsentieren die Aggregationen der drei Kennzahlengruppen der ersten Schicht. Die Knoten der dritten Schicht stellen das Ergebnis dar. Dabei repräsentiert jeweils ein Knoten ein „normales“ und ein durch Shilling geprägtes Verhalten.

Shah, Joshi et al. 2003 verwenden eine Assoziations-Analyse, um auffällige Bieter-Verkäufer-Beziehungen zu identifizieren. Dabei legen Sie die Annahme zugrunde, dass das gemeinsame Auftreten von Bietern und Verkäufern unter wettbewerblichen Bedingungen rein zufällig ist. Die Präferenz eines Bieters für einen oder wenige Verkäufer wird daher durch Shilling erklärt.

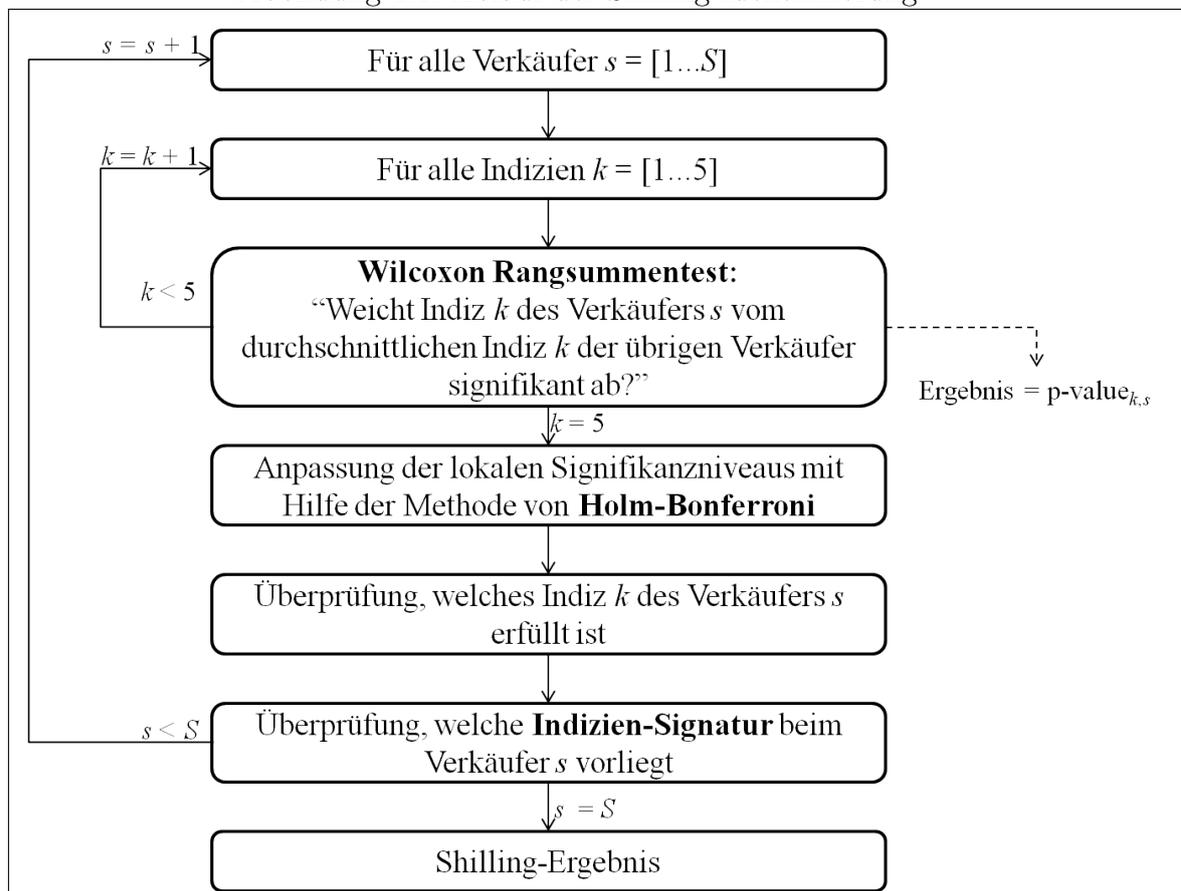
4.3 Ansatz zur Identifizierung von Shilling

Obwohl die vorgestellten Verfahren erste Ansätze zur Identifizierung von Shilling darstellen, sind sie noch mit verschiedenen Problemen behaftet. Bei den Scoring-Modellen stellt sich beispielsweise die Frage, auf welcher Grundlage die verwendeten Indizien ausgewählt und gewichtet werden. Darüber hinaus besteht ein Interpretationsproblem dahingehend, welcher Scoring-Wert zur Identifizierung von Shilling erreicht werden muss. Die Ansätze mit Premium-Geboten haben das Problem, dass die Analyse geeignete Parallelauktionen voraussetzt, die in der Praxis nur selten zu finden sind. Außerdem können unbeobachtete Heterogenitäten das Ergebnis verfälschen, falls beispielsweise Bieter bestimmte Verkäufer präferieren und deshalb scheinbar irrationale Gebote abgeben. Vor dem Hintergrund der bekannten Probleme soll ein eigener Ansatz zur Identifizierung von Shilling vorgestellt werden. Das Ziel des Verfahrens ist die Identifizierung von Reservationspreis- und Wettbewerbs-Shilling sowie von Unmasking. Auf die Ermittlung von Buy-Back-Shilling soll verzichtet werden, da diese Shilling-Form aufgrund der zur Verfügung stehenden Daten nicht von der Manipulationsform Sniping abgrenzbar ist und damit keine belastbaren Ergebnisse erzielt werden würden.

4.3.1 Kurzbeschreibung

Der Ausgangspunkt des Verfahrens zur Identifizierung von Shilling ist die Annahme, dass im Markt vorwiegend ehrliche Verkäufer auftreten. Einem Verkäufer wird Shilling unterstellt, falls dieser sich in festgelegten Indizien, die in Kapitel 4.3.2 erläutert werden, von den übrigen Verkäufern in einer stochastischen Analyse auf Basis eines Signifikanzniveaus α unterscheidet. Für jede Shilling-Form gilt eine spezifische Shilling-Signatur, in der verschiedene Indizien zusammengefasst sind. Die Shilling-Signaturen werden in Kapitel 4.3.3 vorgestellt. Abbildung 4.1 zeigt den schematischen Ablauf des Verfahrens.

Abbildung 4.1: Ablauf der Shilling-Identifizierung



Quelle: eigene Darstellung.

Die Analyse beginnt mit der Überprüfung der Indizien eines Verkäufers. Es findet für jedes Indiz ein Einzeltest statt, wobei untersucht wird, hinsichtlich welcher Indizien sich der Verkäufer von den übrigen Verkäufern unterscheidet. Die Analyse erfolgt

mit Hilfe des nicht-parametrischen Wilcoxon-Rangsummentests auf Basis eines vorgegebenen globalen Signifikanzniveaus α_{global} und wird in Kapitel 4.3.4 beschrieben. Das Ergebnis der einzelnen Tests zeigt, welche Shilling-Indizien durch den Verkäufer erfüllt werden. Ein Verkäufer wird verdächtigt, eine Shilling-Form durchzuführen, falls er alle Indizien erfüllt, die anhand der zugehörigen Shilling-Signatur erforderlich sind. Um die Trennschärfe zwischen den Shilling-Formen zu erhöhen, wird zusätzlich gefordert, dass auch alle untypischen Indizien der betreffenden Shilling-Form nicht vorliegen dürfen.

Da die Entscheidung, einen Verkäufer als Shilling-Verkäufer zu verdächtigen, auf Basis multipler statistischer Hypothesentests getroffen wird, müssen die Signifikanzniveaus der einzelnen Hypothesentests angepasst werden, da sonst das statistische Problem der α -Fehler-Kumulierung auftritt. Aus diesem Grund werden die lokalen Signifikanzniveaus (α_{lokal}) bei der Aggregation der Einzeltests justiert. Die dazu notwendigen Schritte werden in Kapitel 4.3.5 vorgestellt.

4.3.2 Indizien der Shilling-Formen

Die Durchführung der verschiedenen Shilling-Formen verursacht teilweise unterschiedliche Effekte in den betreffenden Auktionen. Für jede Shilling-Form lassen sich daraus spezifische Indizen ableiten, die sich jeweils zu eindeutigen Shilling-Signaturen zusammenfassen lassen. Für das hier vorgestellte Verfahren werden sowohl in der Literatur aufgeführte als auch neu entwickelte Indizien verwendet. Neben den dargestellten Indizien werden in der Literatur noch einige weitere Indizien zur Identifizierung von Shilling vorgeschlagen, auf die jedoch aufgrund einer ungenügenden Datenlage nicht eingegangen wird.

Reservationspreis-Shilling

Charakteristisch für das Reservationspreis-Shilling sind die zumeist am Anfang einer Auktion auftretenden Gebote, wohingegen reguläre Gebote typischerweise zu

Auktionsende gehäuft stattfinden.¹³¹ Kauffman und Wood 2003 nutzen die daraus resultierende Verschiebung des durchschnittlichen Gebotszeitpunkts als ein Indiz für Reservationspreis-Shilling. In der folgenden Analyse werden mit der Gebotsanzahl und der relativen Gebotshöhe am Anfang der Auktion zwei weitere Indizien betrachtet, die mit dem Reservationspreis-Shilling typischerweise zunehmen. Die relative Gebotshöhe bezeichnet hierbei den Quotienten aus dem Auktionspreis nach Ablauf von zehn Prozent der Auktionszeit und dem in der Auktion erzielten Endpreis. Die Anfangsphase der Auktion ist gegenüber Xu, Bates und Shatz 2009 mit zehn Prozent anstelle von 25 Prozent deutlich kürzer gewählt, um eine Fehlidentifikation von den Geboten zu vermeiden, die bereits zum regulärem Bietprozess gezählt werden können.¹³²

Wettbewerbs-Shilling

Wettbewerbs-Shilling findet typischerweise relativ früh im Auktionsverlauf statt, um den regulären Bieter ausreichend Zeit für ihre Gegengebote zu lassen. Die damit einhergehende Verschiebung des durchschnittlichen Gebotszeitpunkts wird in den Verfahren von Dong, Shatz und Xu 2010, Shah, Joshi et al. 2003 sowie Trevathan und Read 2009 als Indiz verwendet. Die durch das Shilling erhöhte Gebotsanzahl kann ebenso als Indiz gewertet werden.¹³³ Als weiteres Indiz für das Benign-Shilling wird in dem Verfahren von Xu, Bates und Shatz 2009 die erhöhte Gebotsanzahl zu Beginn der Auktion betrachtet.

Beim Wettbewerbs-Shilling wird in der folgenden Analyse die relative Gebotsanzahl einzelner Bieter ebenfalls als Indiz verwendet. Nimmt ein einzelner Bieter in einer Auktion überdurchschnittlich viele Gebote vor, so kann dies ein Indiz für einen entsprechenden Shill-Bieter sein. Als Messgröße wird hierzu die Differenz aus der Gebotsanzahl des Bieters mit den meisten Geboten und der durchschnittlichen

¹³¹Siehe beispielsweise Anwar, McMillan und Zheng 2006.

¹³²Die empirische Analyse wurde vergleichend auch für den Wert von 25 Prozent durchgeführt, wobei sich jedoch nur geringfügige Unterschiede in den detektierten Shilling-Quoten ergeben.

¹³³Siehe Dong, Shatz und Xu 2010, Ford, Xu und Valova 2010, Rubin, Christodorescu et al. 2005 sowie Trevathan und Read 2009.

Gebotsanzahl aller Bieter berechnet. Speziell für das Benign-Shilling wird auch die relative Gebotshöhe zu Auktionsbeginn verwendet, die durch die initialen Shill-Gebote steigt.

Unmasking

Die bereits in Kapitel 3.2.1 vorgestellte „discover-and-stop“-Strategie im Rahmen des Unmaskings erhöht tendenziell die Anzahl der Gebote in einer Auktion und stellt daher ein Indiz für diese Shilling-Form dar. Die hohe relative Gebotsanzahl des Bieters mit den meisten Geboten wird in der Analyse ebenfalls als Indiz verwendet.

Indizienübersicht

Aus der Analyse der verschiedenen Shilling-Formen ergeben sich folgende Indizien, die für das Identifizierungsverfahren verwendet werden:

Indiz 1: Der durchschnittliche Zeitpunkt der Gebote ist in Auktionen mit Shilling-Geboten früher als in Auktionen mit ausschließlich regulären Geboten.

Indiz 2: Die Auktionen mit Shilling-Geboten sind durch eine erhöhte Gebotsanzahl gekennzeichnet.

Indiz 3: Die Auktionen mit Shilling-Geboten sind durch eine erhöhte Gebotsanzahl zu Beginn der Auktion gekennzeichnet.

Indiz 4: Die Auktionen mit Shilling-Geboten weisen einen höheren Preisanstieg zu Beginn der Auktion auf.

Indiz 5: In den Auktionen mit Shilling-Geboten hat der Bieter mit den meisten Geboten mehr Gebote als die übrigen Bieter im Durchschnitt.

4.3.3 Shilling-Signaturen

In der Analyse werden die bereits vorgestellten Indizien je Shilling-Form zu einer Signatur zusammengefasst. Alle verwendeten Indizien sind für jeweils mehrere Shilling-Formen charakteristisch. Für die Detektion von Shilling müssen zum einen die jeweils erforderlichen Indizien erfüllt werden und zum anderen dürfen die nicht geforderten Indizien nicht vorliegen. Dadurch wird die Gefahr einer Mehrfachidentifizierung vermieden und die Trennschärfe zwischen den verschiedenen Formen erhöht. Dies hat zur Folge, dass in der Analyse nur „reine“ Shilling-Formen erkannt werden. Ein gemeinsames Auftreten verschiedener Shilling-Formen wird demgegenüber in Abhängigkeit der jeweiligen Indizien-Signaturen nicht oder nur teilweise erfasst. Die in der Analyse ausgewiesenen Shilling-Quoten sind daher insofern konservativ, als dass sie das tatsächliche Shilling tendenziell unterschätzen.

Abbildung 4.2: Signaturen der Shilling-Formen

	Reservationspreis-Shilling	Benign-Shilling	Unmasking	Aggressives Shilling
Indiz 1: Durchschnittlicher Zeitpunkt der Gebote früher	Kauffmann, Wood (2003)	Dong et al. (2010); Shah et al. (2003); Trevathan, Read (2009)		Dong et al. (2010); Shah et al. (2003); Trevathan, Read (2009)
Indiz 2: Mehr Gebote		Dong et al. (2010); Ford et al. (2010); Trevathan, Read (2009); Rubin et al. (2005)		Dong et al. (2010); Ford et al. (2010); Trevathan, Read (2009); Rubin et al. (2005)
Indiz 3: Mehr Gebote zu Auktionsbeginn		Xu et al. (2009)		
Indiz 4: Höherer Preisanstieg in der frühen Auktionsphase				
Indiz 5: Mehr Gebote des Bieters mit den meisten Geboten				

Indiz muss vorliegen
Indiz darf nicht vorliegen

Quelle: eigene Darstellung.

In Abbildung 4.2 ist die Zuordnung der Indizien zu den Shilling-Formen dargestellt. Die Quellenangaben benennen den bereits aus der bestehenden Literatur bekannten Einsatz einzelner Indizien. Die neu vorgeschlagenen Indizien und Zusammenhänge sind jeweils dunkelgrau unterlegt. Indizien, die nicht erfüllt sein dürfen, sind hellgrau gekennzeichnet. So erfordert beispielsweise die Identifizierung eines Verkäufers, der

Reservationspreis-Shilling betreibt, die Erfüllung der Indizien eins, drei und vier sowie „normale“ Werte in den Indizien zwei und fünf.

4.3.4 Vergleich der Indizien eines Verkäufers

Einem Verkäufer wird Shilling unterstellt, falls dieser sich in den geforderten Indizien einer Shilling-Signatur von den übrigen Verkäufern unterscheidet. Es wird jedes Indiz eines Verkäufers einzeln untersucht. Die Überprüfung erfolgt anhand des Wilcoxon-Rangsummentests. Dieser parameterfreie Hypothesentest wird verwendet, da durch die Datenlage die Bedingungen eines parametrischen Tests insbesondere bei Verkäufern mit nur wenigen Auktionen nicht gewährleistet werden können. Zu den Voraussetzungen parametrischer Tests gehören insbesondere die Annahme, dass die zu vergleichenden Merkmale normalverteilt sind und gleiche Varianzen aufweisen.¹³⁴ Die Analyse kann daher unter Verwendung des parameterfreien Hypothesentests einheitlich und ohne zusätzliche Annahmen gestaltet werden. Der Wilcoxon-Rangsummentest vergleicht die zentrale Tendenz zweier Verteilungen mit mindestens ordinalem Skalenniveau.¹³⁵ Dabei beschreibt die zentrale Tendenz den Wert, der eine Verteilung am besten repräsentiert.¹³⁶ Da dieser Test nur die ordinalen Informationen der Verteilungen verwendet und der Mittelwert in ordinalen Verteilungen nicht definiert ist, kann somit nicht von Mittelwertvergleichen gesprochen werden.¹³⁷ Der Wilcoxon-Rangsummentest ordnet die Stichprobenwerte der beiden Verteilungen zusammen der Größe nach und vergibt gemeinsame Rangzahlen. Treten Bindungen (ties) auf, d. h. sind mehrere Werte gleich, so wird diesen Werten jeweils das arithmetische Mittel der in Frage kommenden Ränge zugewiesen.¹³⁸

Die Rangzahlen der n Stichprobenwerte eines Verkäufers werden mit den m Rang-

¹³⁴Zu den Bedingungen eines parametrischen Tests von Unterschiedshypothesen siehe Bortz 1993, S. 141.

¹³⁵Der Wilcoxon-Rangsummentest ist äquivalent zum Mann-Whitney-U-Test. Siehe Büning und Trenkler 1994, S. 131ff.

¹³⁶Vgl. Bortz 1993, S. 40.

¹³⁷Vgl. Bortz 1993, S. 141.

¹³⁸Vgl. Hartung 1993, S. 515f.

zahlen der übrigen Verkäufer verglichen. Dazu wird die Summe der Rangzahlen W_N des Verkäufers gebildet. Anhand der Teststatistik

$$Z = \frac{W_N - m(n + m + 1)/2}{\sqrt{mn(n + m + 1)/12}}$$

lässt sich überprüfen, ob die zentrale Tendenz der Stichprobenwerte des Verkäufers von der zentralen Tendenz der Stichprobenwerte der übrigen Verkäufern abweicht. Dabei werden die p-values der Teststatistiken mit den vorgegebenen lokalen Signifikanzniveaus α_{lokal} verglichen. Die Tests werden jeweils einseitig durchgeführt, so dass das Indiz bei der Annahme der Alternativhypothese erfüllt wird.

4.3.5 Aggregation der Einzelindizes

Wird eine „globale“ Hypothese auf Basis mehrerer Signifikanztests getroffen, entsteht das Problem der α -Fehler-Kumulierung.¹³⁹ Darunter versteht man die Erhöhung des globalen Fehlerniveaus (α_{global}) durch die Aggregation der einzelnen lokalen Testfehler. Ausgehend von einem Einzeltest entspricht ein α -Fehler von beispielsweise 5% einer 5-prozentigen Wahrscheinlichkeit, fälschlicherweise die Alternativhypothese anzunehmen. Daraus ergibt sich die Komplementärwahrscheinlichkeit von 95%, H_0 korrekterweise beizubehalten. Bei zwei Einzeltests erhält man eine Wahrscheinlichkeit von $0,95^2$ für den Fall, dass in beiden Tests H_0 korrekterweise beibehalten wird. Verallgemeinert ergibt sich eine Wahrscheinlichkeit von $(1 - \alpha)^k$, H_0 in k Einzeltests korrekterweise beizubehalten. Dies führt zu der Komplementärwahrscheinlichkeit, in mindestens einem der Tests, H_0 fälschlicherweise zu verwerfen von $1 - (1 - \alpha)^k$. Bei vier Einzeltests mit lokalen Signifikanzniveaus von jeweils $\alpha_{\text{lokal}} = 5\%$ erhält man so eine Gesamtirrtumswahrscheinlichkeit von 18,5%.

Aus diesem Grund müssen die lokalen Signifikanzniveaus (α_{lokal}) bei der Aggregation der Einzeltests justiert werden. Eine Möglichkeit dazu bietet die so genannte Bonferroni-Korrektur. Dabei wird auf Basis des vorgegebenen globalen Signifikanzni-

¹³⁹Für eine detaillierte Beschreibung siehe Bortz 1993, S. 248.

veaus (α_{global}) und der Anzahl der verschiedenen Tests (k) das lokale Signifikanzniveau bestimmt:

$$\alpha_{lokal} = \frac{\alpha_{global}}{k}.$$

Da dieser Test allerdings tendenziell eher konservativ ausfällt, wird oft auf die Holm-Bonferroni-Korrektur zurück gegriffen.¹⁴⁰ Dabei werden zunächst die p-Werte der Einzeltests der Größe nach aufsteigend sortiert und anschließend dem i -ten p-Wert das lokale Signifikanzniveau

$$\alpha_{lokal} = \frac{\alpha_{global}}{k - i + 1}$$

zugeordnet. Falls der Vergleich zwischen den lokalen Signifikanzniveaus und den jeweiligen p-Werten bei einem Verkäufer zur Ablehnung aller Nullhypothesen führt, wird ihm Shilling unterstellt. Die Anpassung der lokalen Signifikanzniveaus erhöht die Wahrscheinlichkeit, dass es sich bei identifizierten Shilling-Verkäufern auch tatsächlich um solche handelt, da die strengeren Signifikanzniveaus größere Unterschiede in den Indizien fordern. Die Wahrscheinlichkeit einer irrtümlichen Klassifizierung eines „unschuldigen“ Verkäufers, Shilling zu betreiben, wird somit reduziert.

Darüber hinaus ist zu berücksichtigen, dass die verwendeten Indizien teilweise aus gemeinsamen Basisdaten abgeleitet werden. Die Einzeltests sind damit nicht immer stochastisch unabhängig. Für die α -Fehler-Korrektur folgt daraus, dass diese mit steigender Abhängigkeit konservativer ausfällt.¹⁴¹ Die Validität der Shilling-Analyse wird durch eventuelle Abhängigkeiten daher tendenziell erhöht. Als globales Signifikanzniveau der empirischen Analyse wird $\alpha_{global} = 1\%$ gewählt.¹⁴² Die auf Basis der Indizien-Signaturen verwendeten fünf Indizen werden daher mit den lokalen Signifikanzniveaus von 1/5%, 1/4%, 1/3%, 1/2% und 1% getestet. Durch den Vergleich der justierten lokalen Signifikanzniveaus mit den p-values eines Verkäufers zeigt sich, welches Indiz eines Verkäufers verdächtiges Verhalten identifiziert. Die

¹⁴⁰Siehe Holm 1979.

¹⁴¹Vgl. Bortz 1993, S. 249.

¹⁴²Siehe Kapitel 4.5.

sich anschließende Aggregation der Indizien führt zu dem Resultat, ob und bezüglich welcher Shilling-Form der untersuchte Verkäufer verdächtigt wird.

4.4 Simulation der Shilling-Identifizierung

Eine Simulation soll die Eignung des entwickelten Verfahrens zur Shilling-Identifizierung in Online-Auktionen überprüfen. Mit Hilfe des Simulationsmodells und einer sich anschließenden Sensitivitätsanalyse werden drei Fragestellungen untersucht:

1. Ist das Identifizierungsverfahren in der Lage, Shilling-Verhalten zu erkennen?
2. Unter welchen Rahmenbedingungen liefert das Identifizierungsverfahren korrekte bzw. fehlerhafte Ergebnisse?
3. Welche Erkenntnisse lassen sich für die Anwendung des Verfahrens in der Praxis gewinnen?

Simulationen werden oft eingesetzt, um die Auswirkungen verschiedenen Parameter auf die Auktionsergebnisse ermitteln zu können. Chou, Lin et al. 2007 setzen Simulationen ein, um eine von ihnen entwickelte Methode zur Preisvorhersage in Online-Auktionen zu überprüfen. Kim 2004 nutzt das Instrument der Simulation zur Identifizierung von Auktionsparametern, die für Auktionatoren bzw. Verkäufer zu hohen Preisen führen. Ein Vergleich verschiedener Bietstrategien mit Hilfe einer Simulation wird von Mizuta und Steiglitz 2000 durchgeführt.

Im Rahmen einer Simulation von Online-Auktionen vergleichen Bhargava, Jenamani und Zhong 2005 Shilling-Verhaltensweisen mit alternativen Bietstrategien. Das Simulationsmodell besitzt folgende wesentliche Elemente:

1. Das Auktionsobjekt wird unter einer Anzahl von Bietern versteigert.
2. Die Zahlungsbereitschaft der Bieter wird aus einer uniformen Verteilungsfunktion zufällig ermittelt.

3. Jedem Bieter wird eine Bietstrategie zugeordnet, wobei Shilling eine Möglichkeit ist.
4. Eine Auktion wird jeweils in mehrere Zeitabschnitte unterteilt, in denen die Bieter gegeneinander anhand ihrer vorgegebenen Bietstrategie bieten.

Das Simulationsmodell von Bhargava, Jenamani und Zhong 2005 wird als Grundlage für die in dieser Arbeit entwickelten Simulation verwendet. Als Ausgangspunkt dient die Modellierung eines einfachen Auktionsmarkts, auf dem die verschiedenen Shilling-Formen durchgeführt werden. Das Simulationsmodell wird anschließend im Rahmen einer Sensitivitätsanalyse variiert.

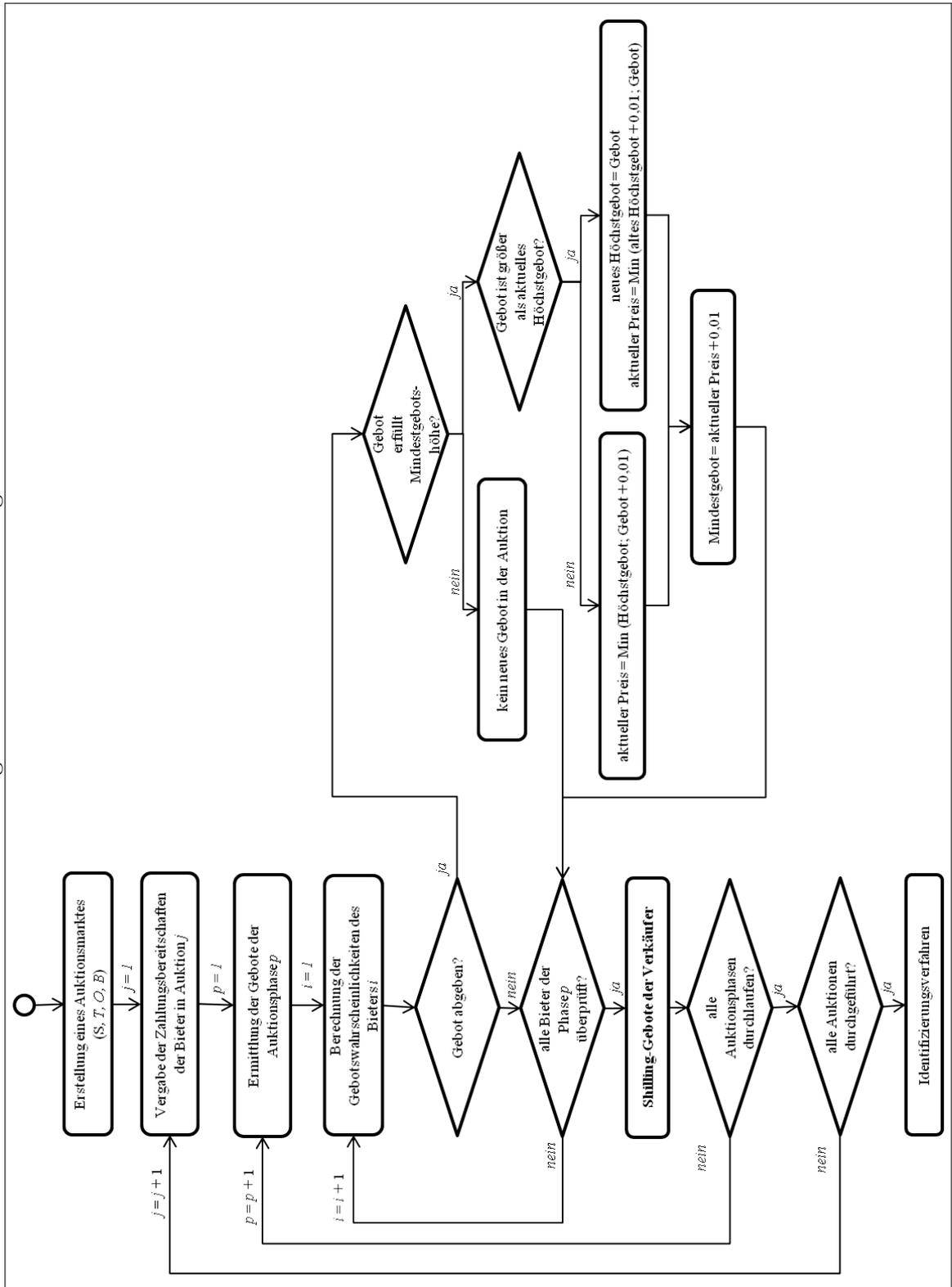
4.4.1 Simulationsmodell

Der Ablauf der Simulation ist in Abbildung 4.3 dargestellt. Die Basis des Modells bildet ein Auktionsmarkt, auf dem S ehrliche Verkäufer und T Shilling-Verkäufer jeweils O Auktionen durchführen. An jeder Auktion nehmen B Bieter teil, wobei B für jede Auktion gleich ist. In den insgesamt $S + T$ Auktionen wird jeweils ein einzelnes Objekt versteigert.

Bieterverhalten

Die Zahlungsbereitschaft v_{ij} eines Bieters i in einer Auktion j wird aus einer uniformen Verteilungsfunktion zwischen 0 und 1 zufällig ermittelt. Die Auktionen werden äquivalent zu Online-Auktionen als dynamische verdeckte Zweitpreisauktionen modelliert, wobei die Bieter ein Gebot in Höhe ihrer jeweiligen Zahlungsbereitschaften einem internen Bietagenten übergeben, der in ihrem Namen an der Auktion teilnimmt.

Abbildung 4.3: Ablauf des Shilling-Simulationsmodells

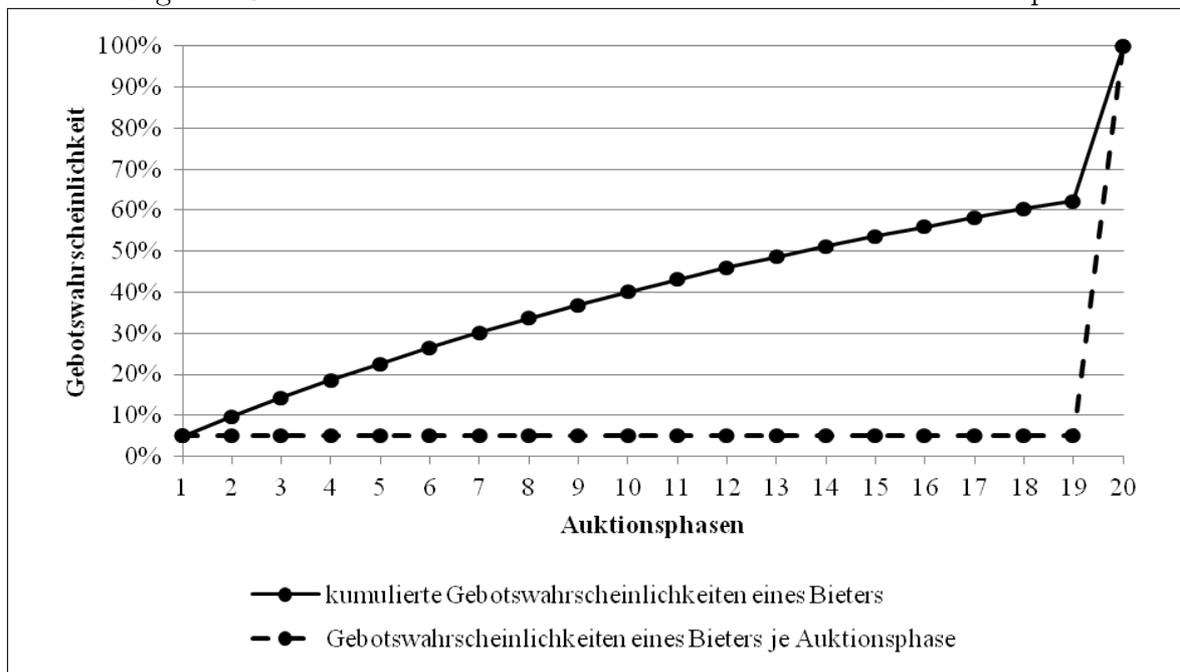


Quelle: eigene Darstellung.

Eine Studie von Anwar, McMillan und Zheng 2006 zeigt, dass die Anzahl der Gebote in den ersten 95% der Auktionszeit relativ konstant ist und insgesamt 60% aller Gebote enthält. In den letzten 5% der Auktionszeit werden ca. 40% der Gebote abgegeben. Eine Übersicht der verwendeten Gebotswahrscheinlichkeiten ist in Abbildung 4.4 dargestellt. Die Zeitpunkte der Gebotsabgaben sind bei der Identifizierung von Shilling von wesentlicher Bedeutung. Daher werden sie durch eine Funktion modelliert und hängen von der bereits abgelaufenen Auktionszeit ab. Dazu wird eine Auktion in 20 Phasen $p = [1...20]$ aufgeteilt.

In jeder Phase p wird für jeden Bieter i eine Gebotswahrscheinlichkeit $w_{p,i}$ vorgegeben, mit der ein Gebot abgegeben wird. Diese Wahrscheinlichkeiten orientieren sich an den empirischen Befunden der Untersuchung von Anwar, McMillan und Zheng 2006.

Abbildung 4.4: Gebotswahrscheinlichkeiten eines Bieters in den Auktionsphasen



Quelle: eigene Darstellung.

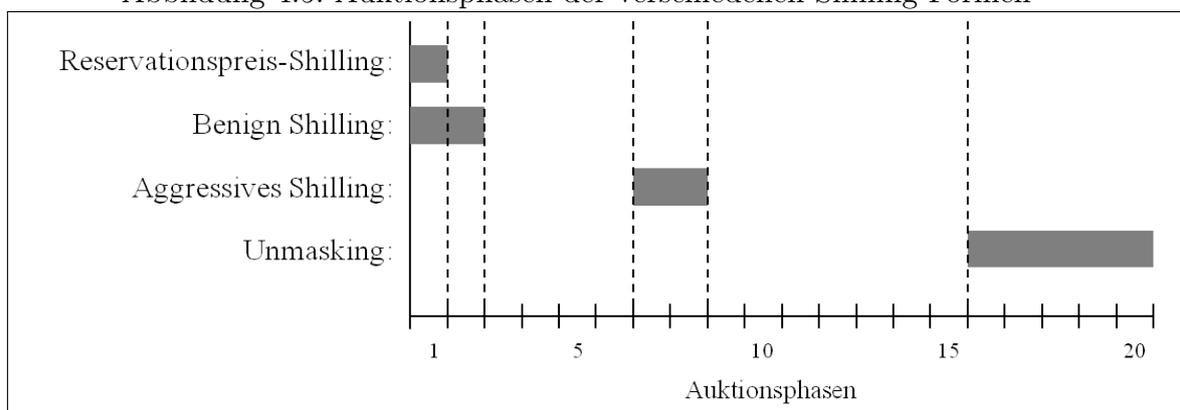
Dabei wird die Gebotswahrscheinlichkeit $w_{p,i}$ eines Bieters i in den Auktionsphasen 1 bis 19 auf jeweils 5% festgelegt. Daraus resultiert die kumulierte Gebotswahrscheinlichkeit $w_{p,i}^k$ einer Auktionsphase aus $w_{p,i}^k = 1 - (1 - 0,05)^p$. In der 19. Auktionsphase ergibt sich die Wahrscheinlichkeit, dass ein Bieter bereits ein Gebot abgegeben hat

von ca. 60%. Hat ein Bieter in den ersten 19 Phasen noch kein Gebot platziert, gibt er ein Gebot in Phase 20 ab. Die Gebotsabgabe eines Bieters ist dann erfolgreich, falls er mindestens das erforderliche Mindestgebot bietet. Das Mindestgebot wird aus dem aktuellen Preis und einem Inkrement von 0,01 bestimmt. Ist das abgegebene Gebot höher als das aktuelle Höchstgebot, ist der Bieter der neue Höchstbieter der Auktion. Der resultierende aktuelle Preis steigt dabei auf die Höhe des um ein Inkrement erhöhten alten Höchstgebots, höchstens jedoch auf das Niveau des abgegebenen Gebots. Übersteigt das Gebot eines Bieters nicht das aktuelle Höchstgebot, ist der Bieter lediglich der zweithöchste Bieter. Eine Auktion endet, sobald alle Auktionsphasen durchlaufen sind.

Shilling-Verhalten

Für die verschiedenen Shilling-Formen werden jeweils separate Simulationsläufe durchgeführt. In Abhängigkeit der Shilling-Form wird für alle Shilling-Verkäufer T ein einheitliches Verhalten modelliert. Die Shilling-Formen treten typischerweise zu unterschiedlichen Auktionszeitpunkten auf. Für die Simulation werden daher Auktionsphasen festgelegt, in denen die Gebote der Shilling-Verkäufer abgegeben werden. In Abbildung 4.5 sind die jeweiligen Auktionsphasen der verschiedenen Shilling-Formen dargestellt.

Abbildung 4.5: Auktionsphasen der verschiedenen Shilling-Formen



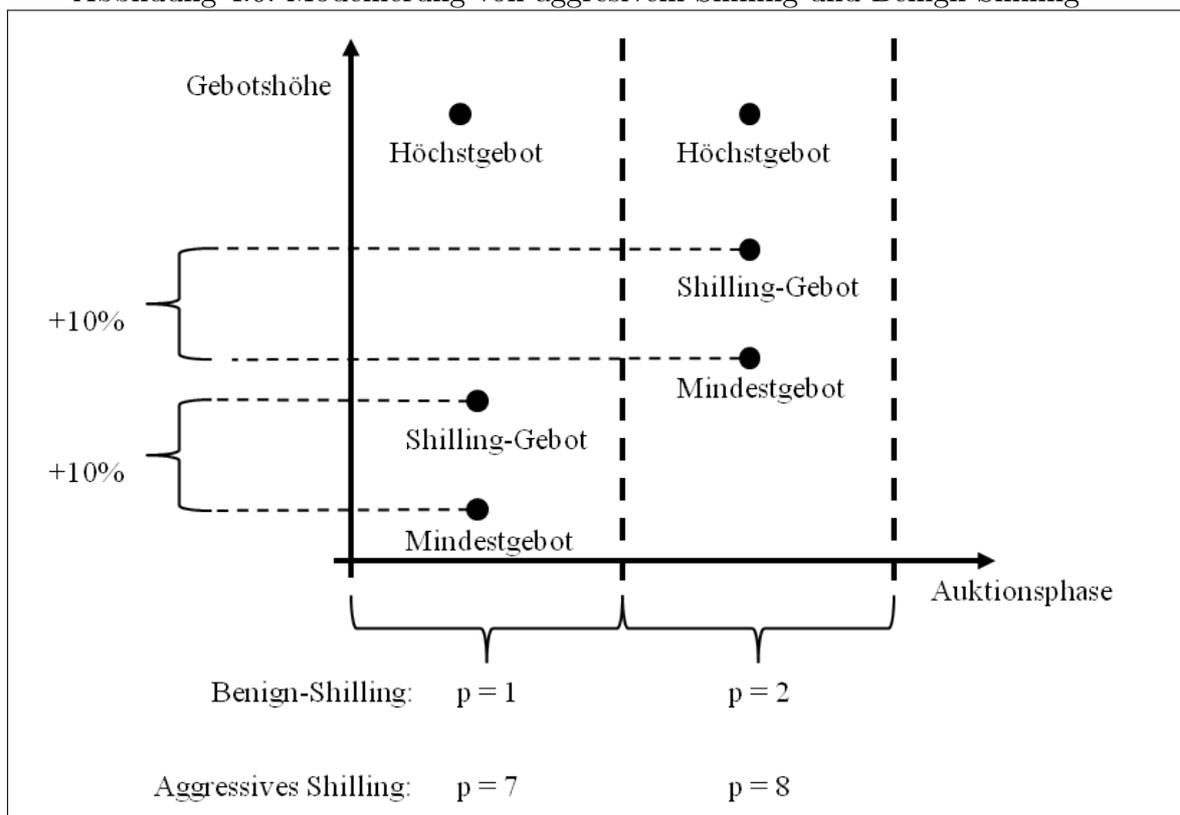
Quelle: eigene Darstellung.

Reservationspreis-Shilling: Das Reservationspreis-Shilling ist gekennzeichnet durch ein Gebot des Verkäufers in Höhe seines Reservationspreises zu Beginn der Auktion.

Der Reservationspreis des Verkäufers wird, äquivalent zu den Zahlungsbereitschaften der Bieter, durch eine uniforme Verteilungsfunktion zwischen 0 und 1 zufällig ermittelt. Im Simulationsmodell gibt der Shilling-Verkäufer seinen Reservationspreis als Gebot in der ersten Auktionsphase als Gebot ab.

Aggressives Shilling: Bei aggressivem Shilling versucht der Verkäufer den Auktionspreis durch eine künstlich erhöhte Nachfrage zu steigern. Dabei werden relativ früh Gebote abgegeben, so dass regulären Bietern ausreichend Zeit für Gegengebote bleibt. Im Simulationsmodell wird dieses Verhalten vereinfacht durch zwei zusätzliche Gebote in den Phasen sieben und acht seitens des Verkäufers modelliert. Dieser gibt dabei jeweils ein Gebot ab, welches das Mindestgebot um 10% übersteigt, vorausgesetzt, der Verkäufer ist nicht schon Höchstbieter der Auktion.¹⁴³ Abbildung 4.6 zeigt ein Beispiel des aggressiven Shillings.

Abbildung 4.6: Modellierung von aggressivem Shilling und Benign-Shilling



Quelle: eigene Darstellung.

¹⁴³Es existieren keine empirischen Befunde, wie weit aggressive Shilling-Gebote die jeweils aktuellen Preise übersteigen. Gleiches gilt für die Höhe der Benign-Shilling-Gebote.

Benign-Shilling: Benign-Shilling zielt auf darauf ab, den Bietprozess bereits zu Beginn der Auktion zu stimulieren. Im Simulationsmodell wird dies durch Gebote des Verkäufers in den ersten beiden Auktionsphasen modelliert, die den ersten 10% der Auktionszeit entsprechen. In beiden Phasen wird durch den Verkäufer ein Gebot abgegeben, das 10% über dem jeweiligen Mindestgebot liegt, sofern er nicht schon Höchstbieter der Auktion ist. Abbildung 4.6 zeigt die Gebote eines Benign-Shilling-Verkäufers für den Fall, dass bereits mindestens ein weiteres Gebot abgegeben worden ist.

Unmasking: Das Unmasking ist eine Form des Shilling, die darauf abzielt, das aktuelle Höchstgebot in einer verdeckten Auktion zu ermitteln. Dabei gibt der Verkäufer in der Regel am Ende der Auktion eine Folge von Geboten ab. Im Simulationsmodell wird dies durch maximal fünf Gebote in Höhe des aktuellen Mindestgebots in den Auktionsphasen 16 bis 20 seitens des Verkäufers modelliert. Die Unmasking-Gebote erfolgen, solange das darauf folgende automatische Gegengebot dem regulären Mindestgebot von 0,01 entspricht. Bei einem geringeren Gegengebot verzichtet der Unmasking-Bieter auf weitere Gebote, da in diesem Fall das Höchstgebot des aktuellen Höchstbieters erreicht ist.

4.4.2 Gütemerkmale des Identifizierungsverfahrens

Die Beurteilung des Identifizierungsergebnisses erfolgt anhand verschiedener Kriterien. Den Ausgangspunkt bilden die in Tabelle 4.2 dargestellten Gütemerkmale.

Tabelle 4.2: Gütemerkmale des Identifizierungsverfahrens

		Identifiziert als ehrliche Verkäufer	Identifiziert als Shilling-Verkäufer
Tatsächliche ehrliche Verkäufer		Korrekt identifizierte ehrliche Verkäufer	β -Fehler
Tatsächliche Shilling-Verkäufer		α -Fehler	Korrekt identifizierte Shilling-Verkäufer

Dazu gehören neben den korrekt identifizierten ehrlichen Verkäufern und den korrekt identifizierten Shilling-Verkäufern auch α -Fehler bzw. β -Fehler. Bei α -Fehlern handelt es sich um Shilling-Verkäufer, die das Verfahren nicht erkannt hat. Die β -Fehler

umfassen ehrliche Verkäufer, die irrtümlich als Shilling-Verkäufer identifiziert werden. Aufbauend auf diesen Güteigenschaften werden zwei Kennzahlen entwickelt, die die Vergleichbarkeit der Güte zwischen Simulationen mit einer unterschiedlichen Verkäuferanzahl gewährleisten. Dazu gehören die Trefferquote und der relative β -Fehler (β_r).

Mit der Trefferquote wird die Frage beantwortet, welcher Anteil der Shilling-Verkäufer durch das Identifizierungsverfahren erkannt wird. Die Trefferquote bezeichnet somit den Anteil der Summe korrekt identifizierter Shilling-Verkäufer von der Summe aller tatsächlicher Shilling-Verkäufer:

$$\text{Trefferquote} = \frac{\text{Summe der korrekt identifizierten Shilling-Verkäufer}}{\text{Summe der tatsächlichen Shilling-Verkäufer}}$$

Eine Trefferquote von 50% besagt beispielsweise, dass die Hälfte der tatsächlichen Shilling-Verkäufer korrekt erkannt worden ist. Die zweite Kennzahl, die zur Beurteilung der Identifizierungsgüte verwendet wird, ist der β_r -Fehler. Der β_r -Fehler bezeichnet den Anteil der verdächtigten Shilling-Verkäufer, bei denen es sich tatsächlich um ehrliche Verkäufer handelt:

$$\beta_r\text{-Fehler} = \frac{\text{Summe irrtümlich identifizierter Shilling-Verkäufer } (\beta\text{-Fehler})}{\text{Summe der identifizierter Shilling-Verkäufer}}$$

So ergibt sich beispielsweise ein β_r -Fehler von 2%, falls von 100 durch das Verfahren verdächtige Shilling-Verkäufer tatsächlich zwei Verkäufer kein Shilling durchführen.

4.4.3 Ergebnisse des Simulationsmodells

Die Simulation wird mit Hilfe des Programms Matlab¹⁴⁴ durchgeführt. Die Shilling-Formen werden unabhängig voneinander untersucht, auf eine Analyse gemischter Shilling-Strategien wird verzichtet. Um belastbare Ergebnisse zu erhalten, werden die Simulationen einer Shilling-Form 100 Mal wiederholt und die Ergebnisse zusammengefasst. Für das Simulationsmodell werden die Parameter aus Tabelle 4.3 verwendet.

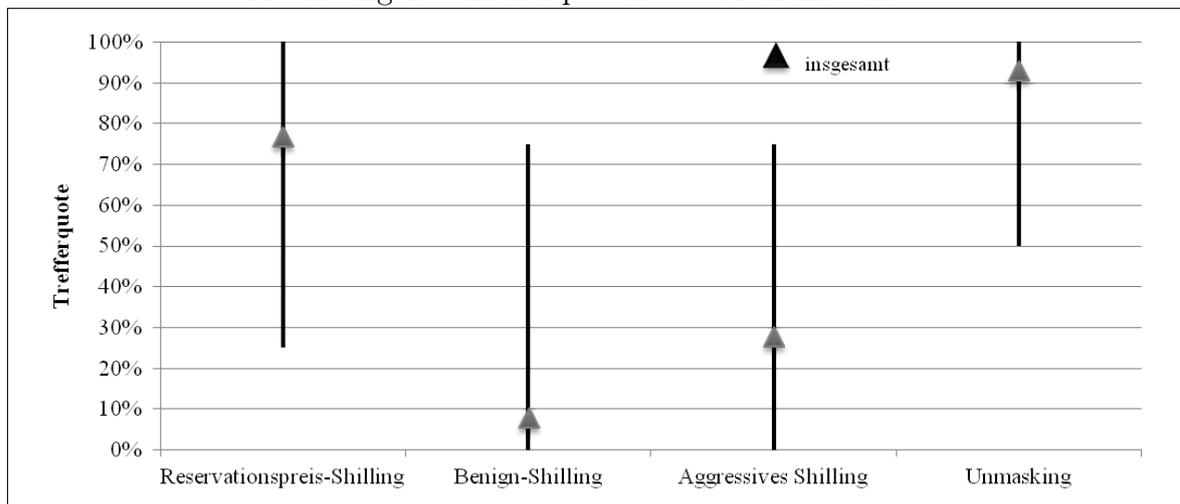
¹⁴⁴Siehe <http://www.mathworks.de>, Abruf am 24.01.2012.

Tabelle 4.3: Parameter des Simulationsmodells zur Shilling-Identifizierung

Parameter	Ausprägung		
Ehrliche Verkäufer	S	=	16
Shilling-Verkäufer	T	=	4
Auktionen je Verkäufer	O	=	100
Bieter je Auktion	B	=	10
Globales Signifikanzniveau	α_{global}	=	10%

Die aus den Simulationsläufen resultierenden Trefferquoten sind in Abbildung 4.7 dargestellt. Dabei ist für jede Shilling-Form neben dem Mittelwert auch die geringste und die höchste Trefferquote ausgewiesen.

Abbildung 4.7: Trefferquoten des Grundmodells



Quelle: eigene Darstellung.

Insgesamt zeigen sich vor allem beim Unmasking und beim Reservationspreis-Shilling hohe Trefferquoten von über 90% bzw. 70%. Dem gegenüber weisen Benign-Shilling und aggressives Shilling geringere Trefferquoten auf. Bei der Identifizierung von aggressivem Shilling tritt das Phänomen auf, das überwiegend Unmasking detektiert wird, falls aggressives Shilling vorliegt. So steigt die Trefferquote bei aggressivem Shilling von 28% auf 97%, falls die identifizierten Unmasking-Verkäufer in das Resultat einbezogen werden. Dieses Phänomen ist lediglich auf das aggressive Shilling begrenzt und ist nicht bei anderen Shilling-Formen zu beobachten. Verantwortlich für diesen Effekt ist die ähnliche Shilling-Signatur zwischen aggressivem Shilling und Unmasking, die sich lediglich hinsichtlich von Indiz 1 unterscheiden. Im Unterschied zu Unmasking fordert das aggressive Shilling die Erfüllung von Indiz 1, das durch-

schnittlich frühzeitigere Gebote umfasst. Diese Bedingung ist durch die vereinfachte Modellierung von regulären Bietergeboten und Shilling-Geboten nicht immer erfüllt und führt daher zu einer Fehlidentifizierung.

Die β -Fehler des Identifizierungsverfahrens sind in Tabelle 4.4 dargestellt. Das Ergebnis zeigt, dass bei der Identifizierung von Reservationspreis- und Benign-Shilling keine ehrlichen Verkäufer irrtümlich als Shilling-Verkäufer erkannt werden. Demgegenüber treten bei aggressivem Shilling und Unmasking β -Fehler von 2% bzw. 11% auf.

Tabelle 4.4: β_r -Fehler des Simulationsmodells zur Shilling-Identifizierung

Shilling-Form	β_r -Fehler
Reservationspreis-Shilling	0 %
Benign-Shilling	0 %
Aggressives Shilling	2 %
Unmasking	11 %

4.4.4 Sensitivitätsanalyse des Simulationsmodells

Im Rahmen einer Sensitivitätsanalyse werden im nächsten Abschnitt die Parameter

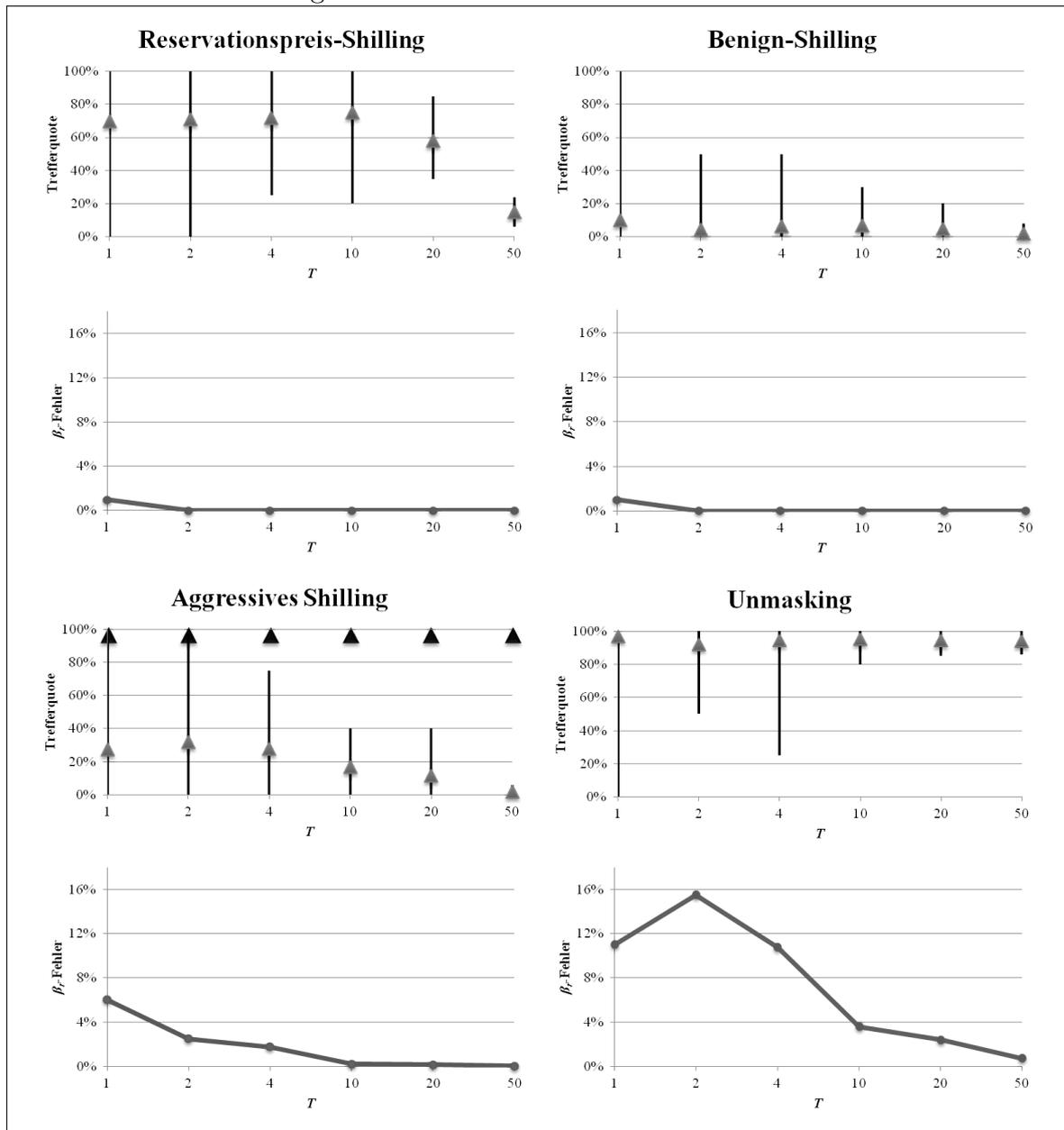
- die Anzahl der Shilling-Verkäufer (T),
- die Anzahl der Auktionen je Verkäufer (O),
- die Bieteranzahl je Auktion (B) und
- das globale Signifikanzniveau (α_{global})

des Simulationsmodells variiert. Die Analyse soll zeigen, inwieweit die Identifizierungsergebnisse von den Parametern abhängen. Dabei wird die Simulation mit jeweils unterschiedlichen Parameterwerten durchgeführt. Der Einfluss der Parametervariation auf die Identifizierungsergebnisse wird anhand von Trefferquoten und β_r -Fehlern dargestellt.

Variation der Anzahl der Shilling-Verkäufer

Im Rahmen der ersten Parametervariation wird die Anzahl der Shilling-Verkäufer T untersucht. Dabei werden die Trefferquoten und die β_r -Fehler der einzelnen Shilling-Formen jeweils mit $T = \{1, 2, 4, 10, 20, 50\}$ ermittelt. Abbildung 4.8 zeigt die Ergebnisse für die verschiedenen Shilling-Formen.

Abbildung 4.8: Trefferquoten und β_r -Fehler der Shilling-Formen bei einer unterschiedlicher Anzahl von Shilling-Verkäufern



Quelle: eigene Darstellung.

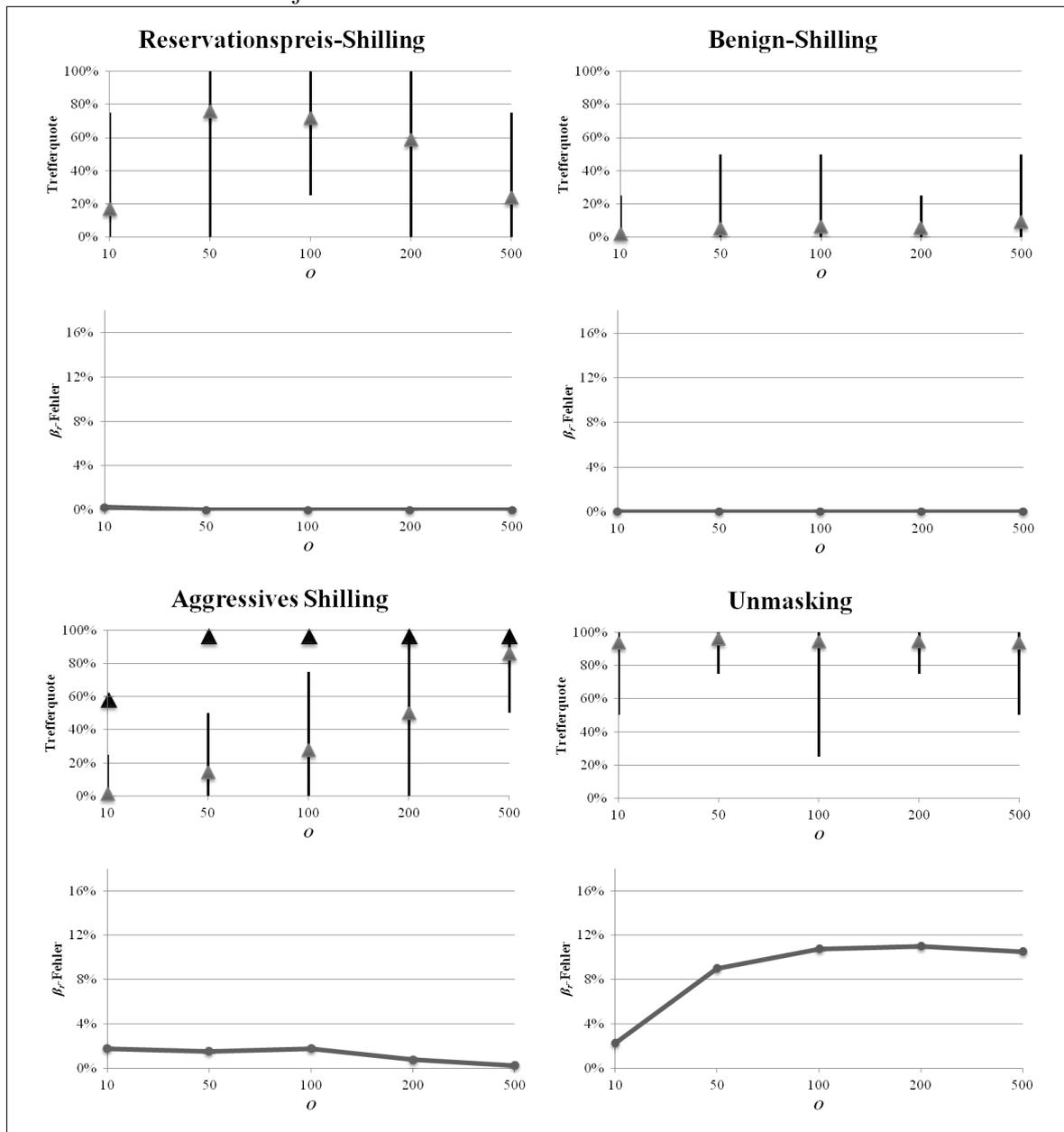
Mit der steigenden Anzahl von Shilling-Verkäufern ist insgesamt eine Reduzierung der Trefferquoten zu erkennen. Ein starker Rückgang ist vor allem bei dem Reservationspreis-Shilling von ca. 70% bei $T = 1$ auf unter 20% bei $T = 50$ zu verzeichnen. Ein ähnliches Bild zeigt sich bei dem aggressiven Shilling, das eine Verringerung von ungefähr 30% auf 2% aufweist. Bei der Analyse des aggressiven Shillings werden Verkäufer, die aggressives Shilling betreiben, oft irrtümlich als Unmasking-Verkäufer identifiziert. Dabei erhöht sich die Trefferquote insgesamt auf fast 100%. Die Trefferquoten bei Benign-Shilling liegen im Vergleich zu den übrigen Shilling-Formen auf einem niedrigeren Niveau und verringern sich leicht mit der steigenden Anzahl von Shilling-Verkäufern. Die Trefferquote von Unmasking-Verkäufern liegt auf einem vergleichsweise hohem Niveau von durchschnittlich 95% und ist bei der unterschiedlichen Anzahl von Shilling-Verkäufern relativ konstant.

Der β_r -Fehler nimmt mit der Zunahme von Shilling-Verkäufern bei allen Shilling-Formen ab. Dabei werden vor allem beim aggressiven Shilling und beim Unmasking ehrliche Verkäufer fälschlicherweise als Shilling-Verkäufer identifiziert. Die höchste Fehlerrate ergibt sich bei der Identifizierung von Unmasking mit zwei Shilling-Verkäufern. Hier führen 16% der identifizierten Shilling-Verkäufer tatsächlich kein Shilling durch.

Variation der Auktionsanzahl je Verkäufer

Im zweiten Teil der Sensitivitätsanalyse wird die Anzahl der Auktionen je Verkäufer O variiert. Dabei wird das Simulationsmodell mit 10, 50, 100, 200 und 500 Auktionen je Verkäufer jeweils 100 Mal durchlaufen. Die resultierenden Trefferquoten und β_r -Fehler sind in Abbildung 4.9 dargestellt.

Hier zeigt die Simulation der verschiedenen Shilling-Formen unterschiedliche Ergebnisse. So werden Verkäufer, die Reservationspreis-Shilling betreiben, weniger oft identifiziert, falls sie weniger als 50 oder mehr als 200 Auktionen durchführen. Bei der Identifizierung von aggressivem Shilling wird mit zunehmender Auktionsanzahl eine höhere Trefferquote erreicht. Diese steigt von 2% bei einer Auktionsanzahl von $O = 10$ auf 86% bei $O = 500$. Im Rahmen der Identifizierung von aggressivem

Abbildung 4.9: Trefferquoten und β_r -Fehler der Shilling-Formen bei unterschiedlicher Anzahl von Auktionen je Verkäufer

Quelle: eigene Darstellung.

Shilling werden zwar Unmasking-Verkäufer identifiziert, die jedoch mit steigender Auktionsanzahl je Verkäufer zunehmend korrekt als aggressive Shilling-Verkäufer detektiert werden. Insgesamt ist die Trefferquote bei aggressivem Shilling mit über 95% auf einem hohen Niveau, sofern Verkäufer jeweils mindestens 50 Auktionen durchführen. Die Trefferquote von Unmasking-Verkäufern ist mit durchschnittlich 94% bei unterschiedlicher Auktionsanzahl je Verkäufer relativ stabil. Demgegenüber

werden bei Benign-Shilling geringere Trefferquoten von durchschnittlich 6% erreicht.

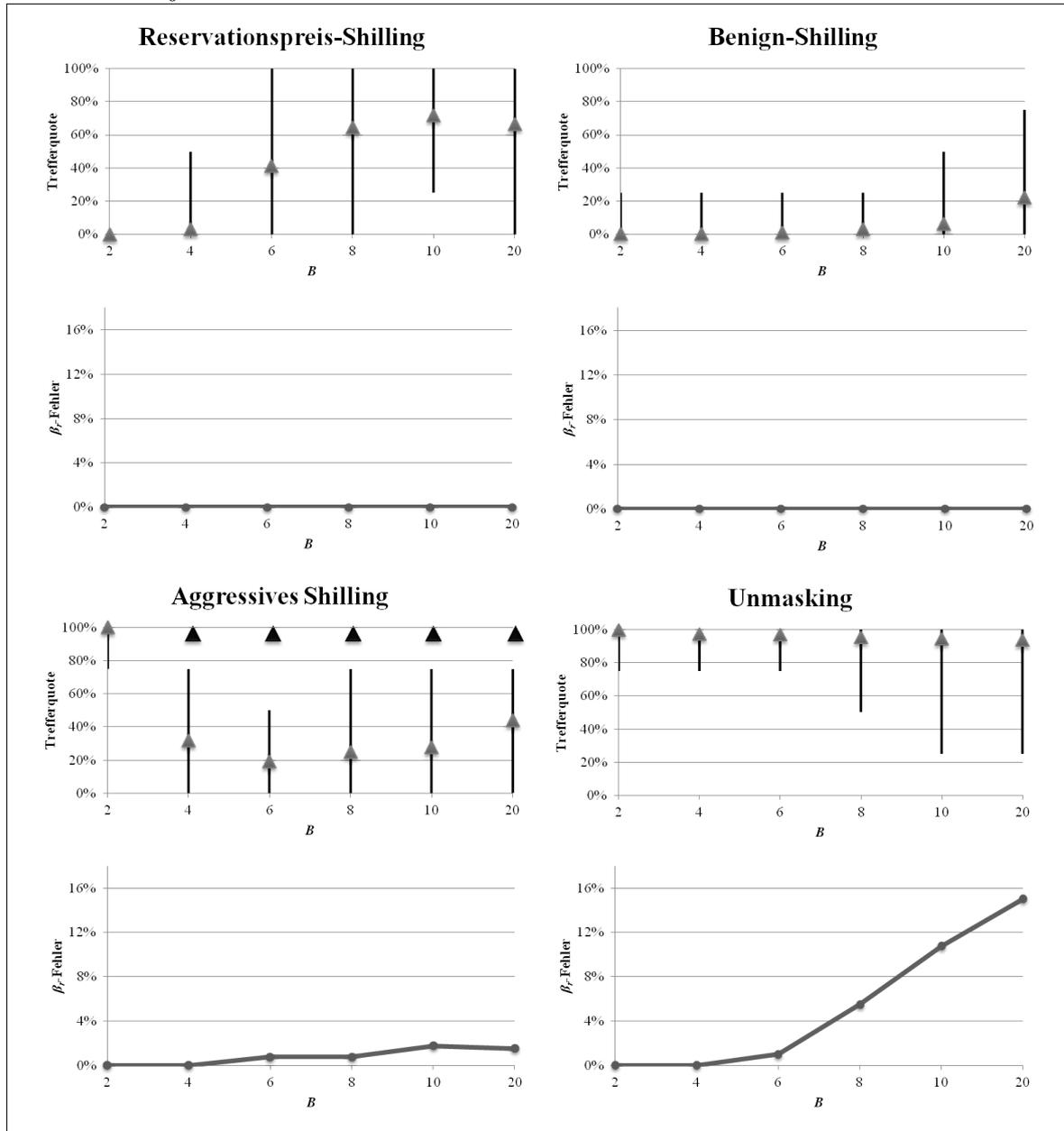
Das Identifizierungsverfahren hat bei Reservationspreis- und Benign-Shilling in keinem Simulationsdurchlauf ehrliche Verkäufer fälschlicherweise als Shilling-Verkäufer ausgewiesen. Bei aggressivem Shilling werden β_r -Fehler von 1% bis 2% erreicht. Dabei reduziert sich die Fehlerquote mit zunehmender Auktionsanzahl je Verkäufer. Die höchsten Fehlerraten werden bei der Identifizierung von Unmasking erzielt. Hier steigt der β_r -Fehler mit zunehmender Auktionsanzahl je Verkäufer und erreicht bei 100 Auktionen ein Niveau von 10%.

Variation der Bieteranzahl je Auktion

Der dritte Teil der Sensitivitätsanalyse beschäftigt sich mit der Variation der Bieteranzahl je Auktion B . Dabei wird das Grundmodell mit 2, 4, 6, 8, 10 und 20 Bietern jeweils 100 Mal durchlaufen. Abbildung 4.10 zeigt die resultierenden Trefferquoten und β_r -Fehler.

Die verschiedenen Shilling-Formen zeigen auch hier unterschiedliche Ergebnisse. Das Reservationspreis- und das Benign-Shilling weisen mit zunehmender Bieteranzahl je Auktion höhere Trefferquoten auf, wobei diese beim Reservationspreis-Shilling auf ein Niveau von mehr als 70% steigt und beim Benign-Shilling maximal 23% erreicht. Die Identifizierungsergebnisse von aggressivem Shilling und Unmasking sind relativ stabil hinsichtlich einer Veränderung der Bieteranzahl je Auktion. Beim Unmasking können Trefferquoten von über 90% erzielt werden. Ähnliche Werte werden beim aggressiven Shilling erreicht, falls die identifizierten Unmasking-Verkäufer hinzugerechnet werden.

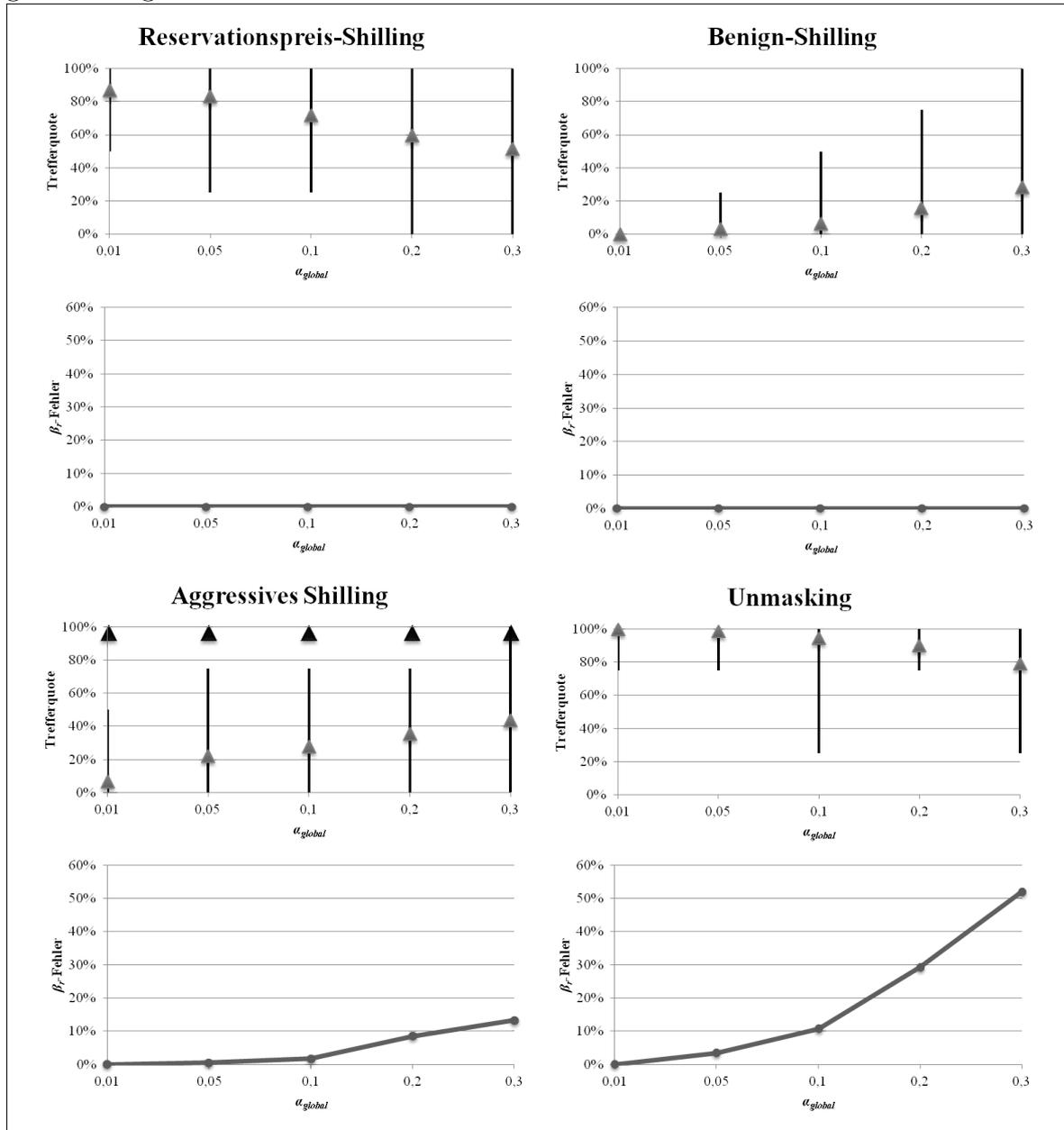
Beim Reservationspreis- und Benign-Shilling treten keine β_r -Fehler auf. Die Identifizierung von aggressivem Shilling und Unmasking verursacht demgegenüber mit steigender Bieteranzahl je Auktion zunehmend β_r -Fehler. Der Anstieg ist vor allem beim Unmasking deutlich und erreicht bei 20 Bietern je Auktion eine Fehlerrate von 15%.

Abbildung 4.10: Trefferquoten und β_r -Fehler der Shilling-Formen bei unterschiedlicher Bieteranzahl je Auktion

Quelle: eigene Darstellung.

Variation des globalen Signifikanzniveaus

Im vierten Teil der Sensitivitätsanalyse werden die Auswirkungen unterschiedlicher globaler Signifikanzniveaus analysiert. Dabei wird das Simulationsmodell mit einem globalen Signifikanzniveau α_{global} von 0,01, 0,05, 0,1, 0,2 und 0,3 jeweils 100 Mal durchlaufen. Das Identifizierungsergebnis ist in Abbildung 4.11 dargestellt.

Abbildung 4.11: Trefferquoten und β_r -Fehler der Shilling-Formen bei unterschiedlichen globalen Signifikanzniveaus

Quelle: eigene Darstellung.

Das Ergebnis zeigt zwischen den Shilling-Formen unterschiedliche Zusammenhänge von Trefferquote und globalem Signifikanzniveau. Während mit zunehmenden α_{global} die Trefferquote bei Reservationspreis-Shilling und Unmasking sinkt, steigt sie bei Benign- und aggressivem Shilling. Bei der Identifizierung von aggressivem Shilling tritt zusätzlich das Phänomen der detektierten Unmasking-Verkäufer auf. Mit steigendem α_{global} verringert sich jedoch die Unmasking-Trefferquote zugunsten

der Trefferquote von aggressiven Shilling-Verkäufern. Insgesamt ergeben sich hohe Trefferquoten von über 95%.

Bei der Identifizierung von Reservationspreis- und Benign-Shilling treten keine β_r -Fehler auf. Dagegen steigt beim aggressiven Shilling und beim Unmasking die Wahrscheinlichkeit einer Fehlidentifizierung eines ehrlichen Verkäufers mit zunehmendem globalen Signifikanzniveau. Im Rahmen der Unmasking-Identifizierung wird dabei ein weitaus größerer Anstieg der Fehlerrate erzielt, der bei $\alpha_{global} = 0,3$ ein Niveau von über 50% erreicht.

4.4.5 Ergebnisse der Simulation

Die Simulationsanalyse erfolgt vor dem Hintergrund verschiedener Fragestellungen, die im Folgenden beantwortet werden.

1. Ist das Identifizierungsverfahren in der Lage, Shilling-Verhalten zu erkennen?

Die Simulation zeigt die grundsätzliche Eignung des entwickelten Verfahrens für die Identifizierung von Shilling in Online-Auktionen. Für die verschiedenen Shilling-Formen werden unterschiedliche Ergebnisse erzielt. Unter den verwendeten Rahmenbedingungen können vor allem bei aggressivem Shilling und Unmasking hohe Trefferquoten erreicht werden. Demgegenüber fällt die Trefferquote von Benign-Shilling relativ stark ab. Insbesondere beim aggressiven Shilling tritt das Problem auf, bei dem die Shilling-Verkäufer zwar erkannt, aber einer anderen Shilling-Form verdächtigt werden.

2. Unter welchen Rahmenbedingungen liefert das Identifizierungsverfahren eher gute bzw. eher schlechte Ergebnisse?

Die Simulationsergebnisse unterscheiden sich in den spezifischen Shilling-Formen. Im Rahmen des Simulationsmodells hängen die Trefferquote und die β_r -Fehler von verschiedenen Parametern ab. Dabei zeigen sich folgende Zusammenhänge:

Die Identifizierung von Reservationspreis-Shilling wird begünstigt durch

- eine geringe Anzahl von Shilling-Verkäufern T ,
- eine hohe Anzahl von Bietern je Auktion B und
- ein geringes Signifikanzniveau α_{global} .

Die Identifizierung von Benign-Shilling wird begünstigt durch

- viele Auktionen je Verkäufer O ,
- eine geringe Anzahl von Shilling-Verkäufern T ,
- eine hohe Anzahl von Bietern je Auktion B und
- ein höheres Signifikanzniveau α_{global} .

Die Identifizierung von aggressivem Shilling wird begünstigt durch

- viele Auktionen je Verkäufer O ,
- eine geringe Anzahl von Shilling-Verkäufern T ,
- eine hohe Anzahl von Bietern je Auktion B und
- ein höheres Signifikanzniveau α_{global} .

Die Identifizierung von Unmasking wird begünstigt durch

- eine geringe Anzahl von Bietern je Auktion B und
- ein geringes Signifikanzniveau α_{global} .

3. Welche Erkenntnisse lassen sich für die Anwendung des Verfahrens in der Praxis gewinnen?

Aus den gewonnenen Ergebnissen lassen sich zwei wesentliche Erkenntnisse für die Anwendung des Verfahrens in der Praxis ableiten. Zum einen sind Reservationspreis- und Benign-Shilling weniger anfällig für β_r -Fehler als aggressives Shilling und Unmasking. Dies kann dazu führen, dass bei der empirischen Analyse die Shilling-Quoten bei

aggressivem Shilling und Unmasking zu hoch eingeschätzt werden. Der Effekt kann jedoch durch die Wahl eines strengen globalen Signifikanzniveau kompensiert werden. Zum anderen besteht insbesondere beim aggressiven Shilling die Möglichkeit, dass die identifizierten Shilling-Verkäufer tatsächlich andere Shilling-Formen durchführen.

4.5 Empirische Analyse

Das entwickelte Verfahren zur Identifizierung von Shilling-Verkäufern wird im folgenden Abschnitt auf einen empirischen Datensatz angewendet. Die Untersuchung soll Ergebnisse über das Shilling-Verhalten in realen Online-Auktionen liefern. Als globales Signifikanzniveau α_{global} wird ein Wert von 1% festgelegt, da die Simulation gezeigt hat, dass ein strengeres Signifikanzniveau tendenziell zu geringeren β_r -Fehlern führt.

4.5.1 Datenbasis

Die für die Analyse verwendeten Daten wurden vom Online-Auktionshaus eBay¹⁴⁵ über eine dort zur Verfügung gestellte Schnittstelle per Internet gewonnen. Es konnten insgesamt über 80.000 Auktionen der Kategorie „US-Dollar-Münzen“, die zwischen Mai und August 2010 endeten, in die Stichprobe übernommen werden. Die Informationen zu den Auktionen beinhalten unter anderem die Start- und Endzeiten, Startgebote, Verkäufer-IDs, Artikelnummern und Titel sowie Daten zu den in den Auktionen abgegebenen Geboten. Die extrahierten Auktionen umfassen mehr als 10.000 Verkäufer und über 440.000 Bieter, die mehr als 710.000 Gebote abgegeben haben. Abbildung 4.5 zeigt eine Beschreibung des Datensatzes.

Aufgrund der Anonymisierung der Daten werden Bieter, die in mehreren Auktionen bieten, mehrfach gezählt. In einer Auktion werden durchschnittlich 1,6 Gebote je Bieter abgegeben und jeder Verkäufer führt im Durchschnitt ungefähr acht Auktionen durch.

¹⁴⁵<http://www.ebay.com>

Tabelle 4.5: Beschreibung des Datensatzes

Merkmal	Minimum	Mittelwert	Maximum
Startpreis [US-\$]	0,01	20,04	28.000
Endpreis [US-\$]	0,01	73,60	28.000
Reputationswert der Verkäufer	-1	13.228	180.512
Gebote je Bieter	1	1,6	88
Auktionen je Verkäufer	1	8	2.158
Bieter je Auktion	1	5,2	25

4.5.2 Ergebnisse

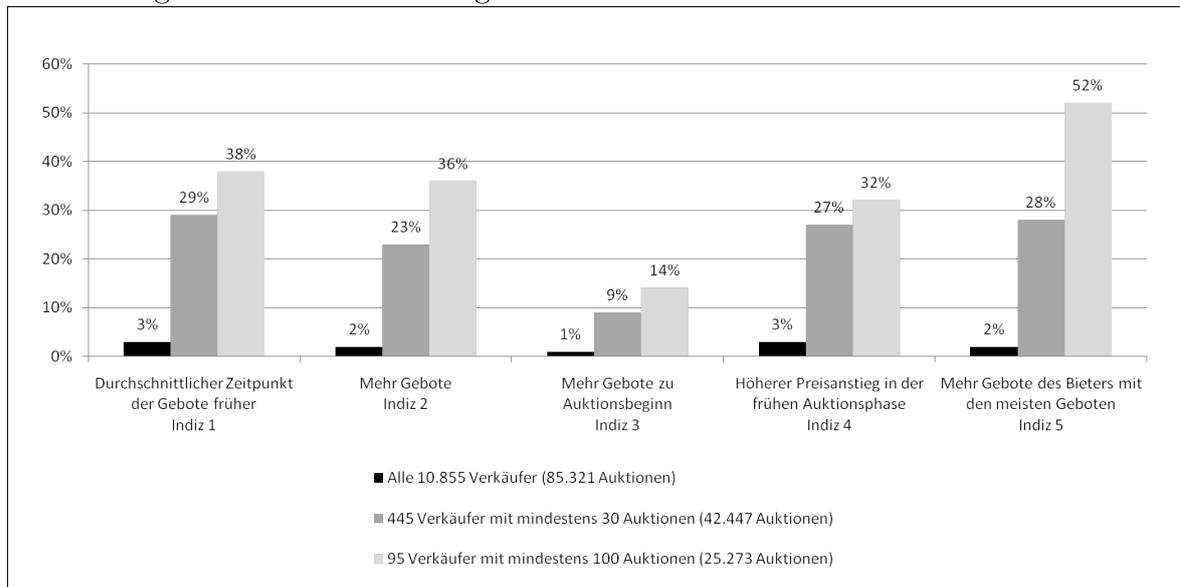
Die Analyse der Shilling-Häufigkeit erfolgt jeweils für drei Klassen von Verkäufern, die sich hinsichtlich der Anzahl der von ihnen durchgeführten Auktionen unterscheiden. Mit zunehmender Auktionszahl vergrößert sich zum einen die Stichprobe, die zu jedem Verkäufer vorliegt und damit auch die Belastbarkeit der Ergebnisse. Zum anderen können durch die Klassenbildung auch Verhaltensunterschiede zwischen Gelegenheitsverkäufern und professionellen, meist gewerblichen Händlern aufgedeckt werden. Dabei werden als Klassen alle Verkäufer, Verkäufer mit mindestens 30 Auktionen sowie Verkäufer mit mindestens 100 Auktionen getrennt ausgewertet.

Ergebnisse der Einzelindizien

Zunächst werden die Auktionsdaten bezüglich der Einzelindizien untersucht. In Abbildung 4.12 ist der prozentuale Anteil der Verkäufer ausgewiesen, die das entsprechende Indiz aufweisen.

Die detektierten Quoten schwanken stark mit dem jeweiligen Indiz und der zugrunde gelegten Verkäufer-Klasse. Der Minimalwert von 1% liegt bei Indiz 3 für die Klasse aller Verkäufer vor, der Maximalwert von 52% bei Indiz 5 für die Klasse der Verkäufer mit mindestens 100 Auktionen. Bei dem Vergleich der Einzelindizien fällt zudem auf, das Indiz 3 (überdurchschnittlich viele Gebote zu Auktionsbeginn) unabhängig von der betrachteten Verkäufer-Klasse deutlich seltener als die übrigen Indizien auftritt. Die Quoten nehmen bei allen Indizien mit der betrachteten Verkäufer-Klasse deutlich zu. Während die Indizien für die Klasse aller Verkäufer nur geringe Quoten aufweisen, wird bei den Verkäufern mit mindestens 100 Auktionen für vier von fünf Indizien

Abbildung 4.12: Anteil verdächtiger Indizien in verschiedenen Verkäufer-Klassen



Quelle: eigene Darstellung.

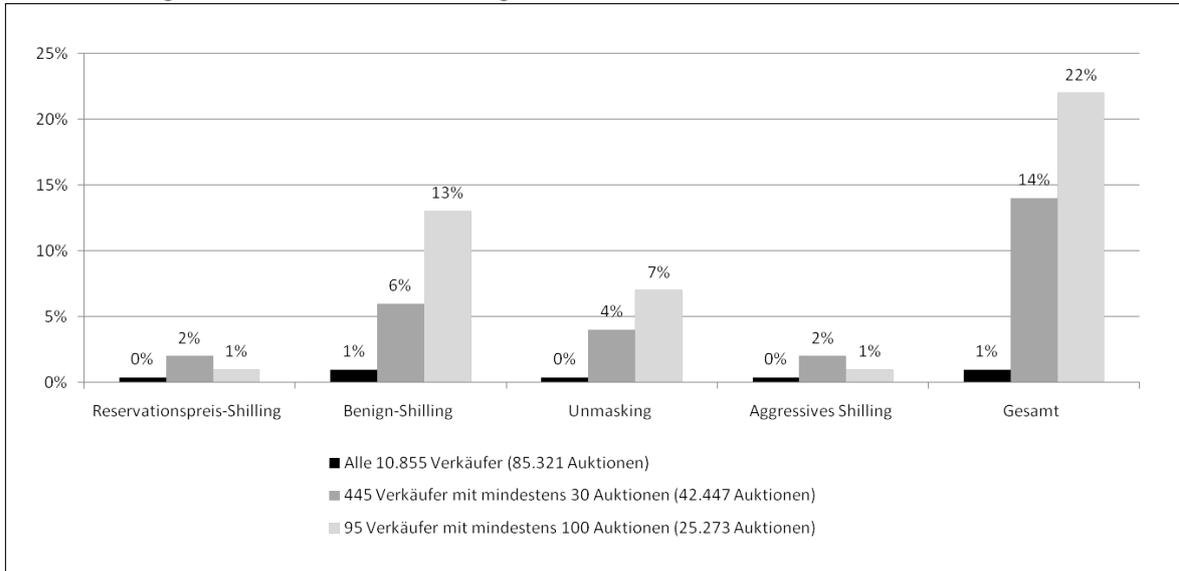
eine Quote von über 30% ermittelt. Bezüglich der Einzelindizien sind professionelle Verkäufer damit deutlich auffälliger als Gelegenheitsverkäufer.

Ergebnisse der Shilling-Formen

Auf Basis der in Kapitel 4.3 festgelegten Shilling-Signaturen werden die Häufigkeiten der Shilling-Formen ermittelt. Die resultierenden Quoten schwanken stark mit der jeweiligen Shilling-Form und der zugrundegelegten Verkäufer-Klasse. Für das Reservationspreis-Shilling und das aggressive Shilling zeigen sich dabei unabhängig von der Verkäufer-Klasse nur geringe Quoten von bis zu 2%.

Deutlich häufiger treten demgegenüber das Benign-Shilling und das Unmasking auf. Hier zeigt sich auch wie bei den Einzelindizien eine starke Abhängigkeit von der betrachteten Verkäufer-Klasse. Während die Quoten für die Klasse aller Verkäufer bei nur 1% für Benign-Shilling und 0% für Unmasking liegen, steigen die Quoten bei der Einschränkung auf Verkäufer mit mindestens 100 Auktionen auf 13% und 7% an. Es ist daher anzunehmen, dass diese Shilling-Formen gezielt von professionellen Verkäufern genutzt werden.

Abbildung 4.13: Anteil der Shilling-Formen in verschiedenen Verkäufer-Klassen



Quelle: eigene Darstellung.

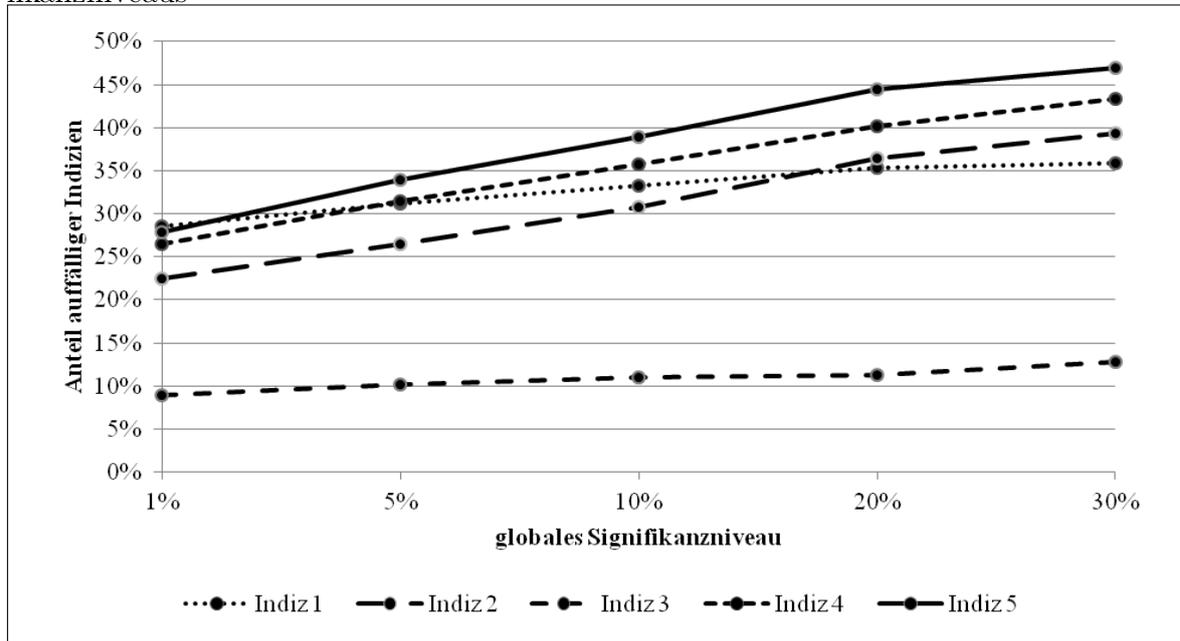
Variation des globalen Signifikanzniveaus α_{global}

Ein wichtiger Parameter bei der Identifizierung von Shilling ist die Wahl des globalen Signifikanzniveaus α_{global} . Die Simulationsergebnisse zeigen, dass sowohl die Trefferquote als auch die β_r -Fehler von der Höhe des globalen Signifikanzniveaus abhängen. Aus diesem Grund wird das Identifizierungsverfahren mit unterschiedlichen Werten für α_{global} durchgeführt. Um belastbare Ergebnisse zu erzielen, beschränkt sich die Analyse auf die Klasse der Verkäufer mit mindestens 30 Auktionen, so dass 445 Verkäufer in die Untersuchung einbezogen werden.

Der erste Untersuchungsschritt betrachtet die Indizienhäufigkeiten, die sich bei dem Identifizierungsverfahren mit verschiedenen globalen Signifikanzniveaus ergeben. Abbildung 4.14 stellt die Ergebnisse für die α_{global} -Werte von 1%, 5%, 10%, 20% und 30% dar.

Insgesamt zeigen sich steigende Indizienhäufigkeiten bei weniger strengen Signifikanzniveaus. Gegenüber anderen Indizien ist Indiz 3 weniger oft auffällig, wobei der Anteil der Verkäufer mit einem verdächtigen Indiz 3 in einem Bereich von 9% bis 13% liegt. Die übrigen Indizien weisen höhere Quoten auf, die bei einem α_{global} von 1% in einem Bereich zwischen 22% und 29% liegen und auf ein Niveau zwischen 35%

Abbildung 4.14: Anteil auffälliger Indizien auf Basis unterschiedlicher globaler Signifikanzniveaus



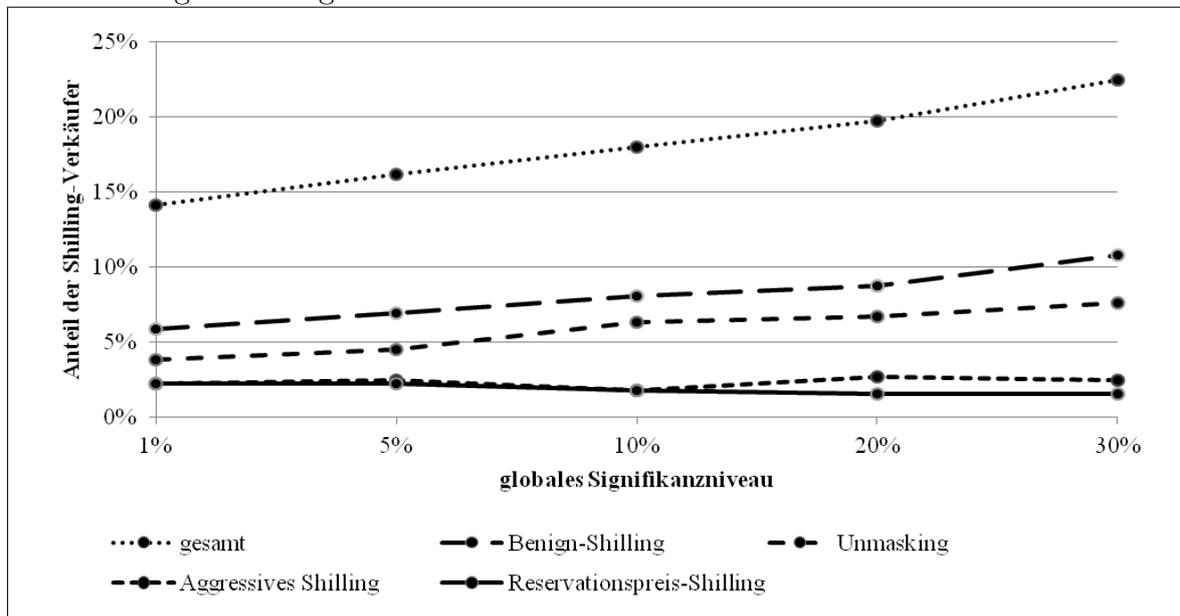
Quelle: eigene Darstellung.

und 47% bei einem α_{global} von 30% steigen.

In einem zweiten Schritt werden die aus den Indizien-Häufigkeiten resultierenden Shilling-Formen ermittelt. Die Ergebnisse sind in Abbildung 4.15 dargestellt.

Hier zeigt sich, dass das Identifizierungsverfahren mit zunehmendem globalem Signifikanzniveau insgesamt mehr Shilling-Verkäufer verdächtigt. Der Anteil der in Shilling-Verdacht stehenden Verkäufern steigt von 14% auf 22%, falls das globale Signifikanzniveau von 1% auf 30% erhöht wird. Die Ursache liegt in dem steigenden Anteil der Verkäufer, die durch das Identifizierungsverfahren als Benign-Shilling- und Unmasking-Verkäufer erkannt werden. Die Quoten der Verkäufer, die verdächtigt werden, aggressives oder Reservationspreis-Shilling zu betreiben, entwickeln sich demgegenüber relativ stabil jeweils auf einem Niveau zwischen 2% und 3%.

Abbildung 4.15: Häufigkeiten der identifizierten Shilling-Formen auf Basis unterschiedlicher globaler Signifikanzniveaus



Quelle: eigene Darstellung.

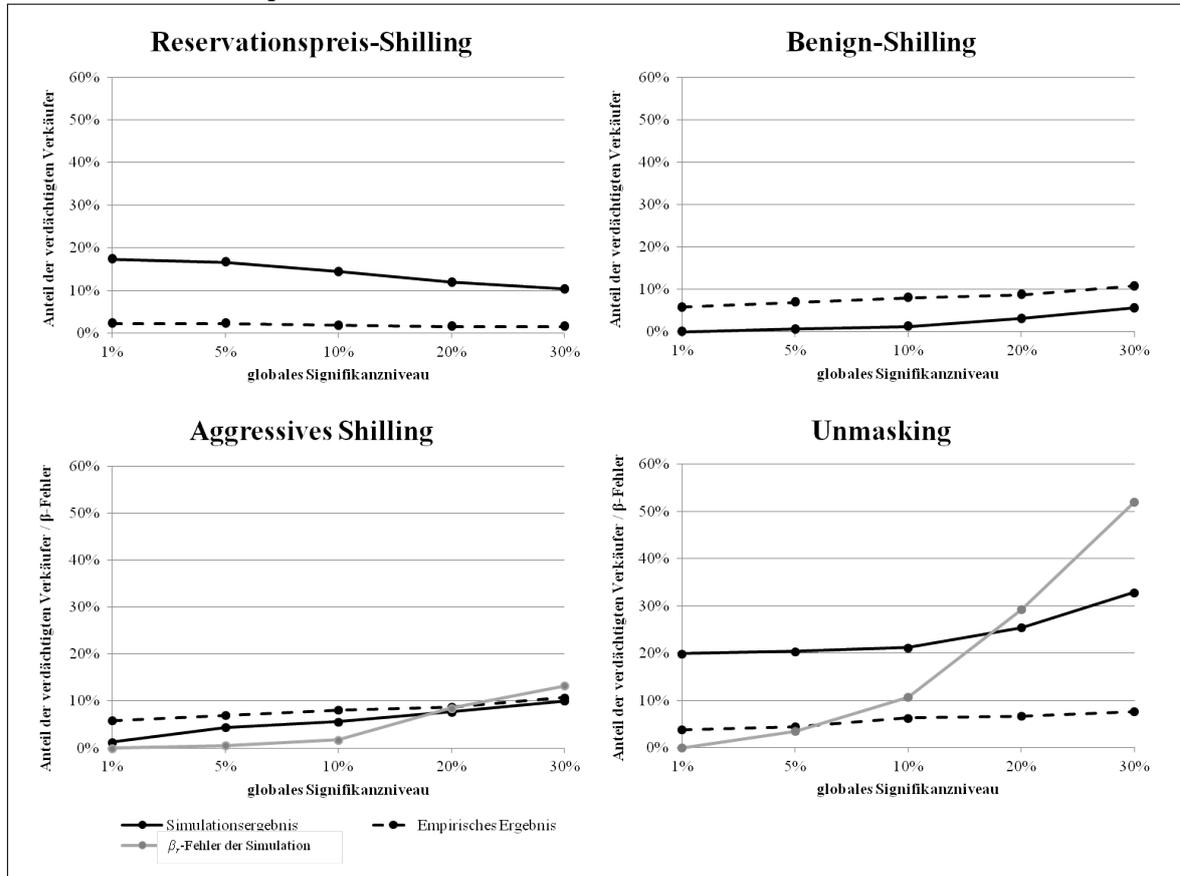
Vergleich der empirischen Resultate mit den Simulationsergebnissen bei variierendem globalem Signifikanzniveau

In einer weiteren Analyse werden die empirischen Resultate mit den Simulationsergebnissen verglichen. Dabei wird der Frage nachgegangen, wie sich der Anteil der durch das Identifizierungsverfahren verdächtigten Verkäufer bei unterschiedlichen globalen Signifikanzniveaus entwickelt. Um belastbare Ergebnisse zu erzielen, werden aus den empirischen Ergebnissen nur die Klasse der Verkäufer mit mindestens 30 Auktionen verwendet. Abbildung 4.16 zeigt die Vergleiche für die verschiedenen Shilling-Formen. Bei dem aggressiven Shilling und bei dem Unmasking werden zusätzlich die β_r -Fehler aus den Simulationsergebnissen dargestellt.¹⁴⁶

Abbildung 4.16 weist bei allen Shilling-Formen gleiche Tendenzen zwischen empirischen und Simulationsergebnissen auf. Dabei sinkt der Anteil der verdächtigten Verkäufer mit weniger strengen globalen Signifikanzniveaus bei dem Reservationspreis-Shilling. Demgegenüber steigt der Anteil in den übrigen Shilling-Formen. Allerdings wird der Anstieg bei dem aggressiven Shilling und bei dem Unmasking im Rahmen

¹⁴⁶Bei dem Reservationspreis- und bei dem Benign-Shilling treten keine β_r -Fehler auf.

Abbildung 4.16: Vergleich des Anteils der verdächtigten Shilling-Verkäufer zwischen Simulation und empirischen Daten.



Quelle: eigene Darstellung.

der Simulation von einer Zunahme des β_r -Fehlers verursacht. Daher wird vermutet, dass die steigende Identifizierungsquote dieser Shilling-Formen in der empirischen Analyse der irrtümlichen Identifizierung von ehrlichen Verkäufern geschuldet ist.

4.6 Zusammenfassung

Es wurde ein neuer Ansatz zur Identifizierung von Shilling in Online-Auktionen vorgestellt. Die Eignung des Identifizierungsverfahrens wurde im Rahmen einer Simulation überprüft. Eine anschließende Untersuchung von realen Auktionsdaten unter Verwendung des entwickelten Ansatzes detektiert Verkäufer, die unter Verdacht stehen Shilling durchzuführen.

Ein Schwachpunkt aller vorliegenden Verfahren zur Erkennung von Shilling liegt in der Anwendung von in der breiten Auktionspraxis kaum verifizierbaren Indizien. Ein empirischer Nachweis der Funktionsfähigkeit von Shilling-Identifizierungsverfahren ist aufgrund der mangelhaften Verfügbarkeit ausreichender Datensätze nicht möglich. Aus diesem Grund wird eine Simulation durchgeführt, um die Eignung des Identifizierungsverfahrens zur Aufdeckung von Shilling-Verkäufern zu überprüfen. Außerdem führt das vorgeschlagene Verfahren Neuerungen ein, die die Belastbarkeit der Ergebnisse erhöhen. Ein wesentliches Element ist die Verwendung der Indizienkombinationen, die die Wahrscheinlichkeit von Fehlklassifizierungen reduzieren. Dabei werden nur dann Shilling-Verkäufer identifiziert, falls diese alle notwendigen Indizien erfüllen. Zusätzlich wird ein statistisches Verfahren vorgeschlagen, mit dem der Schwellwert eines Indizes berechnet wird, bei dem sich ein ehrlicher von einem Shilling-Verkäufer unterscheidet. Gegenüber einem festen Schwellwert kann so auf Basis eines Signifikanzniveaus die Klassifizierung dynamisch und in Abhängigkeit der Auktionsdaten erfolgen.

Die Korrektheit der Ergebnisse basiert damit entscheidend auf der zielgenauen Konstruktion der zugrundeliegenden Indizien. Eventuelle Fehler in der Indizienkonstruktion können dabei sowohl zum Unter- als auch zum Überschätzen der realen Quoten führen. In dem vorgestellten Verfahren wird durch die Kombination verschiedener notwendiger Indizien zu einer hinreichenden Indizien-Signatur das Risiko einer überschätzten Quote deutlich reduziert. Die Simulationsergebnisse lassen vermuten, dass die irrtümliche Klassifizierung von tatsächlich ehrlichen Verkäufern durch strenge Signifikanzniveaus nahezu vermieden werden kann. Im Gegenzug werden die realen Shilling-Quoten jedoch systematisch unterschätzt, da auf „reine“ Shilling-Formen abgestellt und das gleichzeitige Vorliegen mehrerer Shilling-Formen in Abhängigkeit der beteiligten Signaturen nicht oder nur teilweise erkannt wird. Darüber hinaus wurde das Signifikanzniveau in der empirischen Analyse mit $\alpha_{global} = 1\%$ sehr restriktiv gewählt. Daher ist zu vermuten, dass die verschiedenen Shilling-Formen in der Praxis deutlich häufiger auftreten. Die ermittelten Quoten lassen sich somit als eine untere Schranke interpretieren.

Die aus der Literatur bekannten Schätzungen gehen allgemein von Shilling-Quoten zwischen 1% und 10%, teilweise auch von bis zu 18% (Ford, Xu und Valova 2010) aus. Diese Quoten können für die Klasse aller Verkäufer mit einer Gesamtquote von 1% bestätigt werden. Für die Klasse der Verkäufer mit mindestens 100 Auktionen liefert das neue Verfahren demgegenüber eine deutlich höhere Quote von 22%.

Kapitel 5

Online-Kollusionen

Die Verringerung des Wettbewerbs in Auktionen durch Absprachen zwischen den Bietern wird als Kollusion bezeichnet. Dabei reduzieren sich die Gewinne des Verkäufers zu Gunsten der kooperierenden Bieter.¹⁴⁷ Kollusionen stellen in klassischen Auktionen ein großes Problem dar. Sie wurden bereits in Ausschreibungen von Straßenbauaufträgen, Schulmilchlieferungen und Versorgungsverträgen identifiziert.¹⁴⁸ Für Online-Auktionen sind Kollusionen bislang noch nicht untersucht worden und es ist unklar, ob Online-Kollusionen in der Praxis auftreten.

Vor dem Hintergrund dieser Fragestellung liegen die Schwerpunkte dieses Kapitels zum einen in der Analyse der Motivation von Bietern, Online-Kollusionen durchzuführen. Dabei wird anhand realer Auktionsdaten untersucht, welche Gewinne Kollusionsbieter erzielen könnten. Zum anderen wird ein Identifizierungsverfahren für Online-Kollusionen entwickelt. Ein Übertragen der bisherigen Ansätze zur Identifizierung von Kollusionen auf Online-Auktionen ist aufgrund deutlich anderer Rahmenbedingungen kaum möglich. Die besondere Datenlage in Online-Auktionen bietet jedoch die Möglichkeit der Entwicklung neuer Identifizierungsverfahren. Die Eignung der entwickelten Methode zur Identifizierung von Kollusionsbietern wird anhand einer Simulation überprüft. Anschließend wird das Verfahren auf einen realen Datensatz angewendet.

¹⁴⁷Vgl. Mailath und Zemsky 1991, S. 468.

¹⁴⁸Eine Übersicht von empirischen Untersuchungen ist in Kapitel 3.2.5 dargestellt.

5.1 Ermittlung des Gewinns von Online-Kollusionen

Das grundlegende Motiv von Bietern in Online-Kollusionen besteht in der Regel darin, am Ende einer Auktion einen geringeren Preis zu erzielen als unter vollständigen wettbewerblichen Bedingungen. Die Preisdifferenz wird als Kollusionsgewinn bezeichnet und ist auch als „Conspiracy Effect“ bekannt.¹⁴⁹ Eine Untersuchung auf Basis realer Daten des Auktionshauses eBay¹⁵⁰ soll zeigen, welche Kollusionsgewinne in Online-Auktionen erzielt werden können.¹⁵¹

5.1.1 Datenbasis

Für die Analyse wurden im Sommer 2008 Daten über Bieter in Auktionen aus dem Online-Auktionshaus eBay über eine elektronische Schnittstelle bezogen. Um potenzielle unterschiedliche Gebotsstrukturen aufgrund der Einflüsse von PV- und CV-Eigenschaften in den Auktionen einzuschließen, werden verschiedene Kategorien betrachtet. Dazu gehören „Antike Schränke vor 1945“, „Gebrauchte CPU“ sowie „Neue Mobiltelefone“. Die Datenbasis ist in Tabelle 5.1 dargestellt und umfasst je Kategorie mehr als 200 Auktionen.

Tabelle 5.1: Beschreibung des Datensatzes

	Antike Schränke vor 1945			Gebrauchte CPU			Neue Mobiltelefone		
	Min	Avg	Max	Min	Avg	Max	Min	Avg	Max
Startpreis [€]	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00
Endpreis [€]	13,01	351,54	1665	5,60	68,65	679,59	6,99	162,37	1100
Gebote je Bieter	1	2,3	72	1	1,9	21	1	1,9	24
Bieter je Auktion	2	7,9	18	2	8,2	18	3	9,1	20

Min=Minimum, Avg=Mittelwert, Max=Maximum

Je Auktion wurden Informationen über die Bieter und ihre maximalen Gebote bezogen. Aufgrund der Anonymisierung der Daten werden Bieter, die in mehreren Auktionen bieten, mehrfach gezählt.

¹⁴⁹Froeb und Shor 2005, S. 235.

¹⁵⁰<http://www.eBay.de>.

¹⁵¹Auszüge aus diesem Abschnitt sind bereits in Schmeißer 2009 veröffentlicht.

5.1.2 Methodenbeschreibung

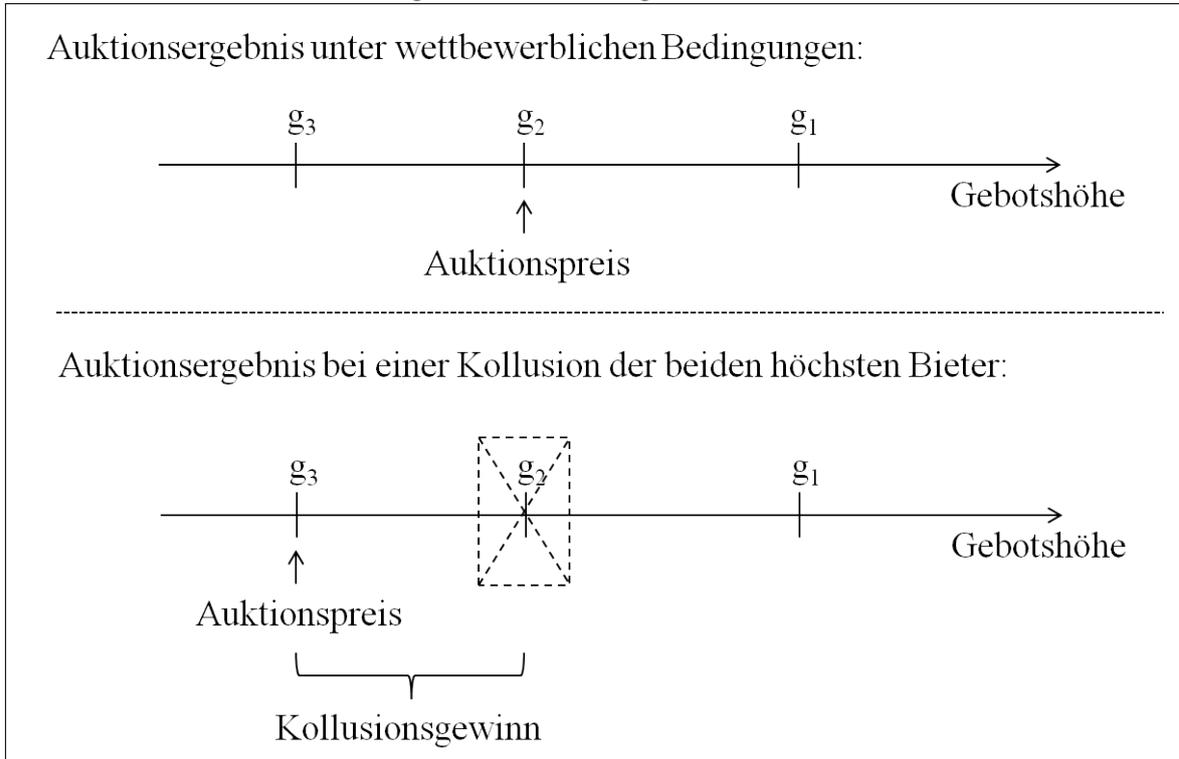
Der Gewinn einer potenziellen Kollusion wird wie folgt ermittelt. Den Ausgangspunkt bilden B Bieter, die individuelle und voneinander unabhängige Wertschätzungen über das Auktionsobjekt besitzen. Die Wertschätzungen stellen die jeweiligen maximalen Gebote g_i ($i = 1, \dots, B$) der Bieter i dar.¹⁵² Ordnet man die maximalen Gebote g_i der Größe nach absteigend, so stellt g_1 das höchste und g_B das niedrigste dar. In der Verhandlungsphase der Auktion überbieten sich die Bieter bis zur Höhe ihrer maximalen Gebote. In Online-Auktionen erhält der höchste Bieter den Zuschlag, sofern der Reservationspreis des Verkäufers erreicht ist und bezahlt einen Betrag g_2 , der den Auktionspreis unter wettbewerblichen Bedingungen darstellt. Können sich jedoch die zwei höchsten Bieter zu einer Online-Kollusion zusammenschließen und vereinbaren, dass der zweithöchste Bieter nicht an der Auktion teilnimmt, so fällt der Auktionspreis auf das dritthöchste maximale Gebot g_3 . Die Differenz von g_2 und g_3 kann die Online-Kollusion aus den zwei Bietern als Gewinn verzeichnen. In Abbildung 5.1 ist die Ermittlung des Kollusionsgewinns für diesen Fall dargestellt.

Der Gewinn der Kollusion erhöht sich mit jeder Teilnahme eines weiteren Bieters, vorausgesetzt, dass sowohl die Gebote von Bietern außerhalb der Online-Kollusion als auch der Reservationspreis des Verkäufers geringer als das maximale Gebot des neuen Kollusionsbieters ist. Mit der Aufnahme eines weiteren „starken“ Kollusionsbieters fällt der Auktionspreis auf den nächsthöheren Bieter außerhalb der Online-Kollusion bzw. auf den Startpreis.

Für die Berechnung des Kollusionsgewinns werden die maximalen Gebote der Bieter entsprechend ihrem Anteil am Höchstgebot der Auktion normiert. Durch die Berechnung dieser relativen maximalen Gebote der Bieter lassen sich Auktionen mit unterschiedlichen Endpreisen so zusammenfassen, dass durchschnittliche relative Gebote einer Auktionsgruppe bestimmt werden können. So lässt sich die Information ableiten, wie hoch der Bieter eines bestimmten Rangs durchschnittlich im Vergleich zu den jeweiligen Endpreisen maximal bietet. Der Rang eines Bieters bestimmt sich

¹⁵²Die Annahme unabhängiger und individueller Wertschätzungen ist Bestandteil des IPV-Modells und wird in Kapitel 2.1.4 beschrieben.

Abbildung 5.1: Darstellung einer Kollusion



Quelle: eigene Darstellung.

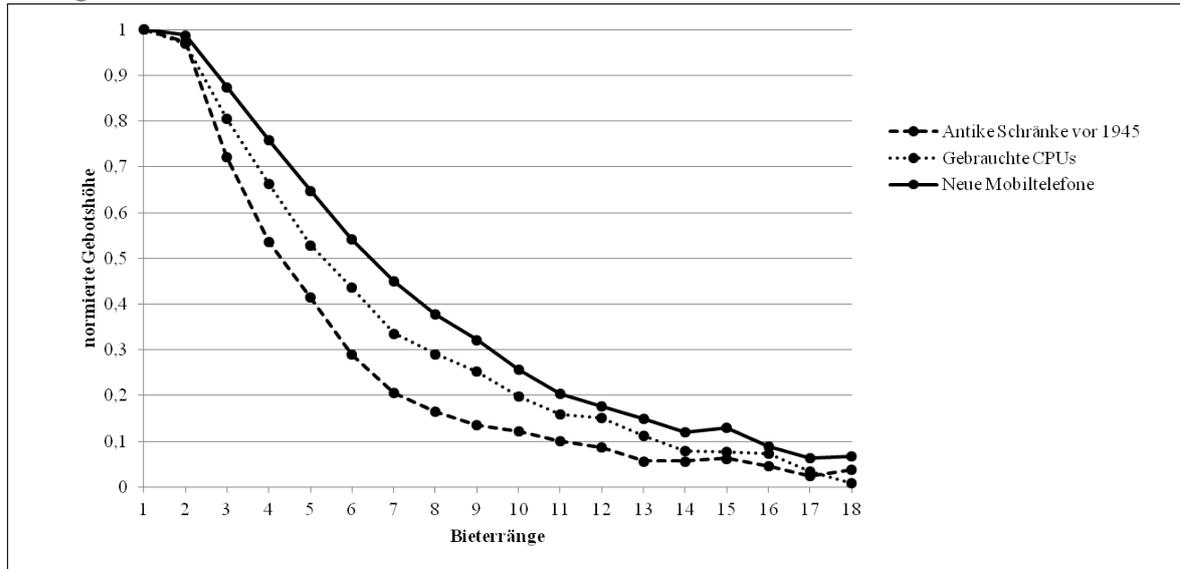
aus der nach den maximalen Geboten absteigend sortierten Reihenfolge der Bieter einer Auktion, so dass beispielsweise dem Höchstbieter der Auktion der Rang eins und dem zweithöchsten Bieter der Rang zwei zugeordnet wird. In einer Kategorie können so die rangspezifischen Gebote zu Durchschnittswerten zusammengefasst werden.

Mit Hilfe der durchschnittlichen rangspezifischen Gebote werden die durchschnittlichen potenziellen Kollusionsgewinne ermittelt. Dabei werden ausgehend von den Bietern der Höchstgebote schrittweise Bieter mit den Durchschnittsgeboten des jeweils nächsthöchsten Rangs in eine virtuelle Kollusion aufgenommen und der resultierende Kollusionsgewinn errechnet. Das Ergebnis zeigt die Verteilung des durchschnittlichen Kollusionsgewinns in Abhängigkeit der Anzahl „starker“ Kollusionsbieter.

5.1.3 Ergebnisse

In dem ersten Analyseschritt werden die durchschnittlichen rangspezifischen Gebote in den verschiedenen Kategorien ermittelt. Das Ergebnis ist in Abbildung 5.2 dargestellt.

Abbildung 5.2: Mittelwerte der normierten rangspezifischen Gebote in verschiedenen Kategorien

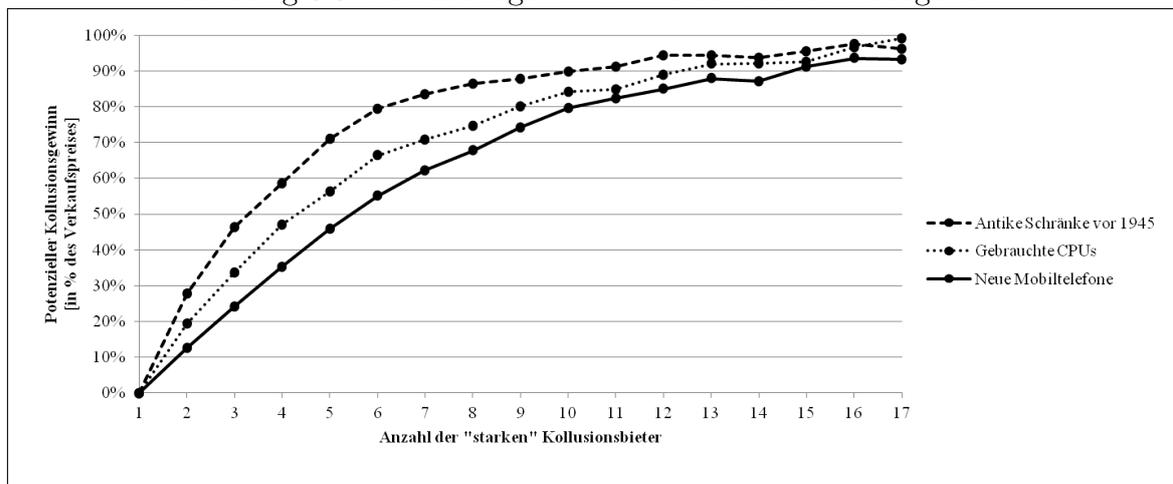


Quelle: eigene Darstellung.

Es ist zu erkennen, dass zwischen den Kategorien unterschiedliche rangspezifische Gebote resultieren. In der Kategorie „Antike Schränke vor 1945“ bietet ein Bieter in Abhängigkeit des Höchstgebots im Durchschnitt stets weniger als ein Bieter gleichen Rangs in der Kategorie „Neue Mobiltelefone“.

Auf Basis der rangspezifischen Gebote lassen sich für die verschiedenen Kategorien potenzielle Kollusionsgewinne ermitteln. Ausgehend vom Höchstbieter werden in absteigender Reihenfolge der Gebotshöhe sukzessiv weitere Bieter in eine „virtuelle“ Online-Kollusion aufgenommen. Dadurch verringert sich der Auktionspreis auf das Niveau des nächsthöchsten Einzelgebots. Die Differenz zwischen dem Auktionspreis unter vollständigen wettbewerblichen Bedingungen und dem Auktionspreis bei Kollusionseinfluss stellt den Kollusionsgewinn dar. Abbildung 5.3 zeigt den Kollusionsgewinn als durchschnittlichen Anteil am Endpreis der Auktionen für die verschiedenen Kategorien und der unterschiedlichen Anzahl „starker“ Kollusionsbieter.

Abbildung 5.3: Kollusionsgewinn in verschiedenen Kategorien



Quelle: eigene Darstellung.

Insgesamt steigt der Kollusionsgewinn zwischen den Kategorien unterschiedlich stark an. Das Beispiel einer Online-Kollusion aus den zwei höchsten Bietern in der Kategorie „Neue Mobiltelefone“ zeigt einen durchschnittlichen Kollusionsgewinn von ungefähr 12% des Endpreises, der sich unter wettbewerblichen Bedingungen ergeben hat. Demgegenüber steigt der Gewinn in einer Online-Kollusion mit äquivalenten Teilnehmern in der Kategorie „Antike Schränke vor 1945“ auf fast 30% des Endpreises. Der Unterschied zwischen den beiden Kategorien ist auch mit zunehmender Kollusionsbieteranzahl zu erkennen. Gelingt es die zehn Bieter mit den höchsten Geboten in einer Online-Kollusion zu gewinnen, würde sich der Preis um durchschnittlich 75% bis 90% verringern.

Die Ergebnisse zeigen, dass Online-Kollusionen profitabel sein können. Dabei sind lediglich die beiden Bieter mit den höchsten Geboten notwendig, um den Auktionspreis in einer der untersuchten Kategorien um fast ein Drittel zu reduzieren.

5.2 Stand der Forschung

Online-Kollusionen wurden in der Literatur bisher noch nicht untersucht. Demgegenüber existieren zahlreiche Untersuchungen, die sich mit Kollusionen in traditionellen Auktionen auseinandersetzen. In diesem Abschnitt werden die wesentlichen Grundla-

gen zu Kollusionen vorgestellt. Der Schwerpunkt liegt auf den bereits entwickelten Identifizierungsverfahren.

5.2.1 Grundlagen von Kollusionen

Kollusionen stehen vier grundsätzlichen Problemen gegenüber.¹⁵³ Erstens muss die Aufteilung des Kollusionsgewinns alle Kollusionsbieter zufrieden stellen. Eine Möglichkeit ist die Auszahlung gleicher Beträge an alle teilnehmenden Kollusionsbieter. Ein weiteres Verteilungsprinzip entspricht einer leistungsabhängigen Vergütung, die sich an den Zahlungsbereitschaften der Kollusionsbieter orientiert.¹⁵⁴ Bei der Verteilung des Kollusionsgewinns besteht jedoch die Gefahr, dass Kollusionsbieter falsche Angaben über ihre Zahlungsbereitschaften in den Kollusionen machen, um höhere Auszahlungen zu erhalten. Außerdem entsteht das Risiko der Teilnahme so genannter schlepper, bei denen es sich um Kollusionsbieter handelt, die ausschließlich an den Kollusionsgewinnen und nicht am Auktionsobjekt interessiert sind. Das zweite Problem von Kollusionen ist die Notwendigkeit, dass die getroffenen Absprachen der Kollusionsmitglieder selbstbindend sein müssen, damit Anreize für abweichendes Verhalten vermieden werden. Denn aufgrund des gesetzlichen Verbots von Kollusionen kann die Einhaltung der getroffenen Absprachen zwischen den Kollusionsmitgliedern in der Regel nicht vertraglich vereinbart werden. Drittens muss die Gefahr der Zerstörung der Kollusion durch Neueinsteiger vermieden werden. Viertens sollten Kollusionen möglichst geheim bleiben, damit Dritte keine Maßnahmen ergreifen können, die Kollusion zu verhindern.

5.2.2 Kollusionsmechanismen

Der Ablauf von Kollusionen kann durch Kollusionsmechanismen beschrieben werden, die aus einer Menge von Regeln bestehen. Kollusionsmechanismen lassen sich in verschiedene Gruppen klassifizieren, die in Abbildung 5.4 dargestellt sind.¹⁵⁵ Ist

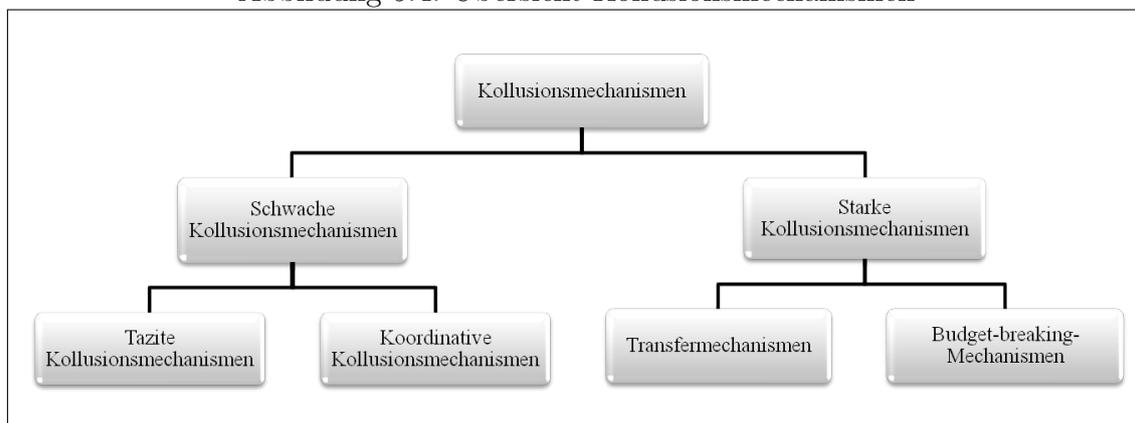
¹⁵³Vgl. McAfee und McMillan 1992, S. 579.

¹⁵⁴Ein leistungsabhängiger Verteilungsmechanismus wird von Graham, Marshall und Richard 1990 vorgestellt.

¹⁵⁵Zur Gliederung der Kollusionsmechanismen siehe McAfee und McMillan 1992, S. 582.

die Möglichkeit von Zahlungen zwischen den Kollusionsmitgliedern, so genannten Seitenzahlungen, gegeben, spricht man von starken, andernfalls von schwachen Kollusionsmechanismen.¹⁵⁶

Abbildung 5.4: Übersicht Kollusionsmechanismen



Quelle: eigene Darstellung.

Schwache Kollusionsmechanismen können in tazite und koordinative Mechanismen gegliedert werden. Unter taziten Kollusionsmechanismen wird das Verhalten von Bietern verstanden, die ohne Absprache mit anderen Bietern in Auktionen kooperieren.¹⁵⁷ Koordinative Kollusionsmechanismen sind einerseits durch Absprachen der Kollusionsbieter vor Auktionsbeginn gekennzeichnet und andererseits durch den Verzicht auf Seitenzahlungen. Um Kollusionsbieter dennoch zu entlohnen, werden Bietrotations-Mechanismen eingesetzt. Dabei werden die Kollusionsbieter anhand einer festgelegten Regel ausgewählt, um in der eigentlichen Auktion bieten zu dürfen.

Starke Kollusionsmechanismen gliedern sich in Transfermechanismen und „budget-breaking“-Mechanismen. Bei Transfermechanismen sind die Seitenzahlungen genau so hoch wie der Kollusionsgewinn der Auktion. Werden Seitenzahlungen über mehrere

¹⁵⁶Vgl. Pesendorfer 2000, S. 382.

¹⁵⁷Einer der bekanntesten Fälle taziter Kollusionsmechanismen ereignete sich 1999 bei der Versteigerung von Mobilfunkfrequenzen in Deutschland. Eine Auktionsregel forderte, dass jedes neue Gebot auf einen Frequenzblock mindestens zehn Prozent höher sein musste als das vorangegangene. Mannesmann startete mit einem Gebot von 18,18 Mill. DM je Megahertz (MHz) für die Blöcke eins bis fünf und 20 Mill. DM für die Blöcke sechs bis zehn. T-Mobile verstand dies als ein Angebot, auf die Blöcke sechs bis zehn zu verzichten, da 18,18 Mill. plus zehn Prozent 20 Mill. entspricht. Die zwei Unternehmen konnten sich so die Frequenzblöcke untereinander aufteilen und die Auktion schloss nach zwei Runden. Siehe Klempner 2004, S. 104f.

Auktionen so verteilt, dass sie lediglich im Durchschnitt mit den erzielten Kollusionsgewinnen übereinstimmen, handelt es sich um „budget-breaking“-Mechanismen.

Eigenschaften von Kollusionsmechanismen

Aufgrund der fehlenden Möglichkeit, die Absprachen zwischen den Kollusionsbieter vertraglich abzusichern, müssen Kollusionsmechanismen derart gestaltet sein, dass Kollusionsbieter keine Anreize für ein Verhalten geboten werden, das anderen Kollusionsbieter schadet. Unter dem Begriff der Anreizkompatibilität werden Eigenschaften von Kollusionsmechanismen verstanden, die kollusionsschädliches Verhalten unterbinden.

In der Literatur sind verschiedene Bedeutungen von Anreizkompatibilität von Kollusionsmechanismen zu finden. Graham und Marshall 1987 bezeichnen einen Kollusionsmechanismus als anreizkompatibel, falls jeder Bieter in der Kollusion mindestens einen genau so hohen Gewinn erwarten kann als außerhalb der Kollusion.¹⁵⁸ Marshall und Marx 2007 unterscheiden die Anreizkompatibilität von Reports, Geboten und Scheingeboten.¹⁵⁹ Die Anreizkompatibilität für Reports gewährleistet eine wahrheitsgemäße Angabe der Zahlungsbereitschaften durch die Kollusionsbieter in der Kollusion. Die Anreizkompatibilität für Gebote stellt sicher, dass Kollusionsbieter nur die vereinbarten Gebote in der Auktion abgeben. Die Anreizkompatibilität für die Unterlassung von Scheingeboten verhindert nicht vereinbarte Gebote von Kollusionsbieter. Eine Kollusion, deren Mechanismus anreizkompatibel ist, wird auch als stabil bezeichnet.

Eine weiteres Kriterium von Kollusionsmechanismen ist die Dominanz. Ein Kollusionsmechanismus A dominiert einen Kollusionsmechanismus B , falls der erwartete Gewinn für alle Kollusionsbieter in A höher ist als der in B .¹⁶⁰ Als anreizeffizient wird ein Kollusionsmechanismus bezeichnet, falls er durch keinen anderen Kollusionsmechanismus dominiert wird.¹⁶¹ Die Anreizeffizienz stellt somit den pareto-optimalen

¹⁵⁸Vgl. Graham und Marshall 1987, S. 1223.

¹⁵⁹Siehe Marshall und Marx 2007, S. 380.

¹⁶⁰Vgl. Graham und Marshall 1987, S. 1223f.

¹⁶¹Vgl. Graham und Marshall 1987, S. 1224.

Rand der Gewinnaufteilung dar.

Ein Kollusionsmechanismus ist effizient, falls der Kollusionsbieter mit der höchsten Zahlungsbereitschaft ausgewählt wird, in der Auktion zu bieten.¹⁶² Dabei ist die Effizienz ein notwendiges Kriterium zur Maximierung des Kollusionsgewinns.

5.2.3 Identifizierung von Kollusionen

Die Verfahren zur Identifizierung von Preisabsprachen, zu denen auch Kollusionen zählen, werden von Harrington 2007 in strukturelle und verhaltensbasierte Ansätze gruppiert. Strukturelle Ansätze identifizieren Märkte, bei denen bestimmte Eigenschaften das Entstehen von Preisabsprachen fördern. Dazu zählen beispielsweise:

- eine geringe Zahl von Marktteilnehmern,
- hohe Markteintrittsbarrieren,
- eine hohe Markttransparenz und
- ein konstanter Marktteilnehmerkreis.

Die verhaltensbasierten Ansätze umfassen sowohl Untersuchungen des Bieterverhaltens als auch Analysen des Auktionsverlaufs bzw. des Auktionsergebnisses. Dabei wird überprüft, ob das Verhalten eines Bieters zu einem Verhalten unter wettbewerblichen Bedingungen passt bzw. ob ein struktureller Bruch des Bieterverhaltens im Zeitverlauf zu erkennen ist.

Die bestehenden Verfahren zur Identifizierung von Kollusionen in Auktionen lassen sich den verhaltensbasierten Ansätzen zuordnen. Die Aufdeckung von Preisabsprachen in Auktionen ist allerdings sehr schwierig, da die Absprachen zwischen Bietern sehr unterschiedlich gestaltet sein können.¹⁶³ Cassady 1980 deutet an, dass das vielleicht einzige Indiz einer durch Kollusion manipulierten Auktion die Trägheit der Gebote ist und sogar dies ist manchmal nicht vorhanden, falls eine gut organisierte Kollusion den Wettbewerb auf geringen Preisniveaus simuliert.¹⁶⁴ Die lediglich zur Wettbewerbssi-

¹⁶²Vgl. Pesendorfer 2000, S. 382 und Mailath und Zemsky 1991, S. 468.

¹⁶³Vgl. Froeb und Shor 2005, S. 238.

¹⁶⁴Vgl. Cassady 1980, S. 181.

mulation dienenden Gebote werden als phony bids bezeichnet. Phony bids sind aus traditionellen Auktionen, bei denen ein fester Bieterkreis vorhanden ist, bekannt. Bei variierenden Bieterkonstellationen, wie sie oft in Online-Auktionen vorhanden sind, spielen sie aufgrund der hohen Bieteranonymität vermutlich eine untergeordnete Rolle. Hinzu kommt die Vielzahl potenzieller Bieter in Online-Auktionen gegenüber traditionellen Auktionen. Das systematische Fehlen eines Bieters in Auktionen ist in variierenden Bieterkonstellationen ungleich schwieriger zu erkennen.

Die in der Literatur vorgeschlagenen Identifizierungsansätze für Kollusionen in Auktionen versuchen Auffälligkeiten in den Geboten zu entdecken und lassen sich in zwei Gruppen gliedern. Die erste Gruppe behandelt Preisabsprachen in Ausschreibungen und ermittelt für jeden Bieter auf Basis seiner individuellen Kosten ein plausibles Gebot. Weichen diese Gebote systematisch von den beobachteten Geboten ab, wird dies als kollusives Verhalten interpretiert. Dabei wird die Plausibilität der Gebote auf Basis bekannter Parameter der Bieter, wie beispielsweise Entfernung zwischen Unternehmenssitz und Projektort oder Kapazitätsrestriktionen, überprüft. So verwenden Bajari und Ye 2003 zur Identifizierung von Kollusionen in Ausschreibungen im Bausektor ein Modell, bei dem die Gebote mit den erwarteten Projektkosten der Bieter verglichen werden. Unter wettbewerblichen Bedingungen gilt dabei die Annahme, dass lediglich die Kosten für das Projekt die Höhe des Gebots eines Bieters bestimmen und daher Gebote zwischen Bietern mit gleichen Kosten austauschbar machen. Eine Verletzung dieser Annahme führt daher zu einem Kollusionsverdacht. Außerdem werden durch das Modell phony bids identifiziert, falls das Gebot des Bieters weit über den Projektkosten liegt. Baldwin, Marshall und Richard 1997 entwickeln idealtypische Modelle für Auktionen, die sowohl unter wettbewerblichen Bedingungen als auch unter Einfluss von Kollusionen durchgeführt werden. Diese Modelle werden auf empirische Daten von Holz-Auktionen angewendet. Es werden Kollusionen identifiziert, falls das Kollusionsmodell einen höheren Erklärungsgehalt liefert als das Modell unter wettbewerblichen Bedingungen. Ähnliche Verfahren sind auch bei Bajari und Summers 2002, Porter und Zona 1993, Porter und Zona 1999 sowie Price 2008 zu finden.

Die zweite Gruppe von Ansätzen zur Identifizierung von Preisabsprachen konzentriert sich auf die technische Analyse von Zeitreihen. Dabei werden Auffälligkeiten in den Preisverläufen von Auktionen, wie Mittelwert, Varianz, Kurtosis und Schiefe, als Indizien für Kollusionen gewertet. So finden Feinstein, Block und Nold 1985 in Auktionen mit Kollusionen höhere Mittelwerte und geringere Varianzen der Preise. Ähnliche Analysen werden von Blanckenburg, Geist und Kholodilin 2010, Abrantes-Metz, Froeb et al. 2006 sowie Bolotova, Connor und Miller 2008 durchgeführt.

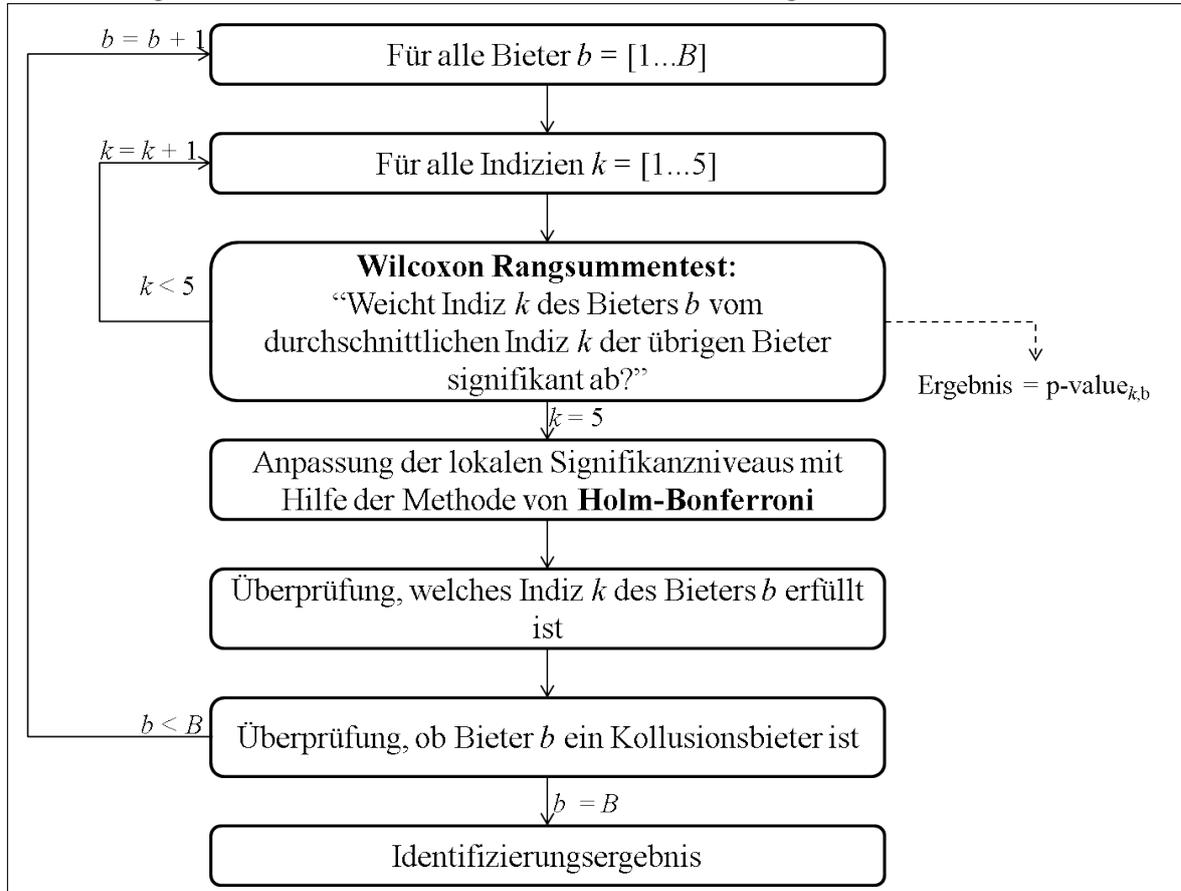
5.3 Ansatz zur Identifizierung von Online-Kollusionen

Die vorgestellten Ansätze sind für die Identifizierung von Online-Kollusionen ungeeignet, da notwendige Voraussetzungen, wie Kenntnisse über Kostenfunktionen der privaten Bieter oder der regelmäßige Handel identischer Produkte mit festen Bieterkonstellationen in Online-Auktionen kaum vorliegen. Außerdem werden bei einigen Verfahren Preisabsprachen anbieterseitig betrachtet, wohingegen Online-Kollusionen Preisabsprachen zwischen Nachfragern darstellen. Auf der anderen Seite existieren auf Online-Auktionsmärkten umfangreiche Daten über Auktionen, Bieter und Verkäufer, die als Basis neuer Identifizierungsansätze dienen können. Im folgenden Abschnitt soll ein neuer Ansatz zur Identifizierung von Online-Kollusionen vorgestellt werden, der die veränderte Datenverfügbarkeit in Online-Auktionen berücksichtigt. Das Verfahren orientiert sich an der Methode, die bereits bei der Aufdeckung von Shilling in Kapitel 4.3 verwendet wird.

5.3.1 Kurzbeschreibung

Als Ausgangspunkt des Verfahrens dient die Annahme, dass vorwiegend ehrliche Bieter in den Auktionen agieren und dass sich bestimmte Kennzahlen eines Bieters bei dessen Teilnahme an einer Kollusion verändern. Einem Bieter wird die Teilnahme an einer Kollusion unterstellt, falls dieser sich in festgelegten Indizien, die in Kapitel 5.3.2 vorgestellt werden, von den übrigen Bietern in einer stochastischen Analyse auf Basis eines Signifikanzniveaus α unterscheidet. Abbildung 5.5 stellt den Ablauf des Identifizierungsverfahrens dar.

Abbildung 5.5: Ablauf des Verfahrens zur Identifizierung von Online-Kollusionen



Quelle: eigene Darstellung.

In der Analyse findet für jeden Bieter zu jedem Indiz ein Einzeltest statt. Die Überprüfung erfolgt anhand statistischer Hypothesentests und wird in Kapitel 5.3.3 näher erläutert. Das Ergebnis der einzelnen Tests zeigt, welche Indizes durch einen Bieter erfüllt werden. Ein Bieter wird verdächtigt, falls er alle Indizes erfüllt. Da die Entscheidung, einen Bieter als Kollusionsbieter zu verdächtigen, auf Basis multipler statistischer Hypothesentests getroffen wird, müssen die Signifikanzniveaus der einzelnen Hypothesentests angepasst werden, da sonst das statistische Problem der α -Fehler-Kumulierung auftritt. Aus diesem Grund werden die lokalen Signifikanzniveaus (α_{lokal}) bei der Aggregation der Einzeltests justiert. Die dazu notwendigen Schritte werden in Kapitel 5.3.4 vorgestellt.

5.3.2 Indizien der Online-Kollusionen

Aufgrund der veränderten Datenverfügbarkeit in Online-Auktionen gegenüber traditionellen Auktionen werden die für das Identifizierungsverfahren verwendeten Indizien neu entwickelt. Das Verfahren basiert auf insgesamt vier Indizien, die auf kollusives Verhalten hindeuten. Die Indizienkonstruktion zielt auf Kollusionsbieter, die mit Hilfe einer Kollusion Auktionen gewinnen. Kollusionsbieter, die entweder aufgrund der Preisabsprache keine Gebote abgeben oder durch Einzelbieter überboten werden, können mit einem „Conspiracy Effect“ nicht in Verbindung gebracht werden und werden daher nicht betrachtet. Dem Verfahren werden folgende Indizien zugrunde gelegt:

Indiz 1: Kollusionsbieter sind erfolgreicher.

In einer effizienten Kollusion gibt der Kollusionsbieter mit der höchsten Zahlungsbereitschaft sein Gebot in der Auktion ab, während andere Bieter auf Gebote verzichten.¹⁶⁵ Die Gebotsabgabe eines Kollusionsbieters führt daher mit höherer Wahrscheinlichkeit zum Auktionsgewinn als das Gebot eines Einzelbieters. Hierbei werden ähnliche durchschnittliche Zahlungsbereitschaften aller Bieter unterstellt. Der Anteil der Auktionen, die ein Bieter gewinnt, kann so als Indiz für dessen kollusives Verhalten verwendet werden.

Indiz 2: Kollusionsbieter haben weniger Konkurrenz.

Der Verzicht der Gebotsabgabe von Kollusionsbieter führt in Auktionen mit Kollusionen zu einer Verringerung der Bieteranzahl. Daher stellt eine durchschnittlich geringere Anzahl von Konkurrenten ein Indiz für die Kollusionszugehörigkeit eines Bieters dar.

Indiz 3: Die Differenz zwischen dem höchsten und dem zweithöchsten Gebot ist höher, falls der Sieger ein Kollusionsbieter ist.

Der Endpreis einer Online-Auktion liegt in etwa in Höhe des zweithöchsten Gebots. In erfolgreichen Kollusionen fällt dieser Preis auf das höchste Gebot eines

¹⁶⁵Bei Online-Auktionen wird davon ausgegangen, dass phony bids derzeit nicht vorliegen, da die Simulation eines Wettbewerbs bei Online-Auktionen nicht notwendig ist.

Einzelbieters aufgrund der zurückgehaltenen Gebote anderer Kollusionsbieter. Eine größere Differenz zwischen Höchst- und zweithöchstem Gebot wird daher als Indiz für kollusives Verhalten verwendet.

Indiz 4: Falls Kollusionsbieter gewinnen, sind die Endpreise tendenziell geringer. Die Konsequenz von erfolgreichen Kollusionen ist die Verringerung der Endpreise in Auktionen. Der Verdacht der Kollusionszugehörigkeit eines Bieters erhärtet sich, falls dieser in Auktionen gewinnt, in denen durchschnittlich geringerer Endpreise erreicht werden.

5.3.3 Vergleich der Indizien eines Bieters

Bei der Überprüfung der Indizen erfolgt für jeden Bieter eine statistische Analyse auf Basis eines vorgegebenen globalen Signifikanzniveaus. Existieren hinreichend große Unterschiede, wird der betroffene Bieter als Kollusionsbieter identifiziert. Bei dem Vergleich eines Indizes zwischen einem Bieter und den übrigen Bietern werden parameterfreie Hypothesentests verwendet, da die Bedingungen eines parametrischen Tests, wie Normalverteilung und Varianzhomogenität, insbesondere bei Bietern mit nur wenigen Auktionen nicht gewährleistet werden können. Aus diesem Grund wird für metrische Variablen der Wilcoxon-Rangsummentest verwendet und für dichotome Variablen der Binomialtest. Der Wilcoxon-Rangsummentest überprüft, ob zwei mindestens ordinal skalierte Verteilungen gleiche zentrale Tendenzen aufweisen.¹⁶⁶ Der Binomialtest ist ein statistischer Hypothesentest, der einen bestimmten Anteil einer Merkmalsausprägung in einer Grundgesamtheit überprüft.¹⁶⁷ Er wird für die Berechnung des Indizes 1 verwendet. Dabei wird getestet, ob sich der Anteil der Auktionsgewinne eines Bieters signifikant von den übrigen Bietern unterscheidet. Dazu wird die Anzahl der Auktionsgewinne U eines Bieters im Verhältnis zu den Auktionsteilnahmen V des Bieters mit dem Durchschnittswert der übrigen Bieter p_0 verglichen. Anhand der Teststatistik

¹⁶⁶Der Wilcoxon-Rangsummentest wird in Kapitel 4.3.4 näher erläutert.

¹⁶⁷Vgl. Büning und Trenkler 1994, S. 85.

$$Z = \frac{U - Vp_0}{\sqrt{Vp_0(1 - p_0)}}$$

lässt sich überprüfen, ob ein Bieter signifikant öfter in Auktionen gewinnt als die übrigen Bieter. Sowohl beim Binomialtest als auch beim Wilcoxon-Rangsummentest werden die p -values der Teststatistiken mit den jeweiligen lokalen Signifikanzniveaus (α_{lokal}) verglichen. Die Tests werden einseitig durchgeführt, so dass ein Indiz bei der Annahme der Alternativhypothese erfüllt wird.

5.3.4 Aggregation der Einzelindizien

Wird eine „globale“ Hypothese auf Basis mehrerer Signifikanztests getroffen, entsteht das Problem der α -Fehler-Kumulierung.¹⁶⁸ Daher werden, äquivalent zu dem Identifizierungsverfahren von Shilling, die lokalen Signifikanzniveaus (α_{lokal}) bei der Aggregation der Einzeltests gemäß der Holm-Bonferroni-Korrektur justiert. Dabei werden die p -values der Einzeltests der Größe nach aufsteigend sortiert und anschließend dem i -ten p -value das lokale Signifikanzniveau

$$\alpha_{\text{lokal}} = \frac{\alpha_{\text{global}}}{k - i + 1}$$

zugeordnet. Falls der Vergleich zwischen den lokalen Signifikanzniveaus und den jeweiligen p -value bei einem Bieter zur Ablehnung aller Nullhypothesen führt, wird ihm unterstellt, an einer Kollusion teilzunehmen. Die Anpassung der lokalen Signifikanzniveaus erhöht die Wahrscheinlichkeit, dass es sich bei identifizierten Kollusionsbieterinnen auch tatsächlich um solche handelt, da die strengeren Signifikanzniveaus größere Unterschiede in den Indizien fordern. Die Wahrscheinlichkeit einer irrtümlichen Klassifizierung eines „unschuldigen“ Bieters, an einer Kollusion teilzunehmen, wird somit reduziert.

Darüber hinaus ist zu berücksichtigen, dass die verwendeten Indizien teilweise aus gemeinsamen Basisdaten abgeleitet werden. Die Einzeltests sind damit nicht immer

¹⁶⁸Eine Beschreibung der α -Fehler-Kumulierung ist in Kapitel 4.3.5 zu finden.

stochastisch unabhängig. Für die α -Fehler-Korrektur folgt daraus, dass diese mit steigender Abhängigkeit konservativer ausfällt.¹⁶⁹ Die Validität der Analyse wird durch eventuelle Abhängigkeiten daher tendenziell erhöht.

5.4 Simulation der Identifizierung von Online-Kollusionen

Mit Hilfe einer Simulation soll überprüft werden, inwieweit das entwickelte Verfahren kollusives Verhalten in Online-Auktionen identifizieren kann. Im Vordergrund stehen drei Fragestellungen, die mit dem Simulationsmodell beantwortet werden sollen. Dabei werden die Fragen analog zu den Fragen der Shilling-Identifizierung in Kapitel 4.4 formuliert:

1. Ist das Identifizierungsverfahren in der Lage, kollusives Verhalten zu erkennen?
2. Unter welchen Rahmenbedingungen liefert das Identifizierungsverfahren korrekte bzw. fehlerhafte Ergebnisse?
3. Welche Erkenntnisse lassen sich für die Anwendung des Verfahrens in der Praxis gewinnen?

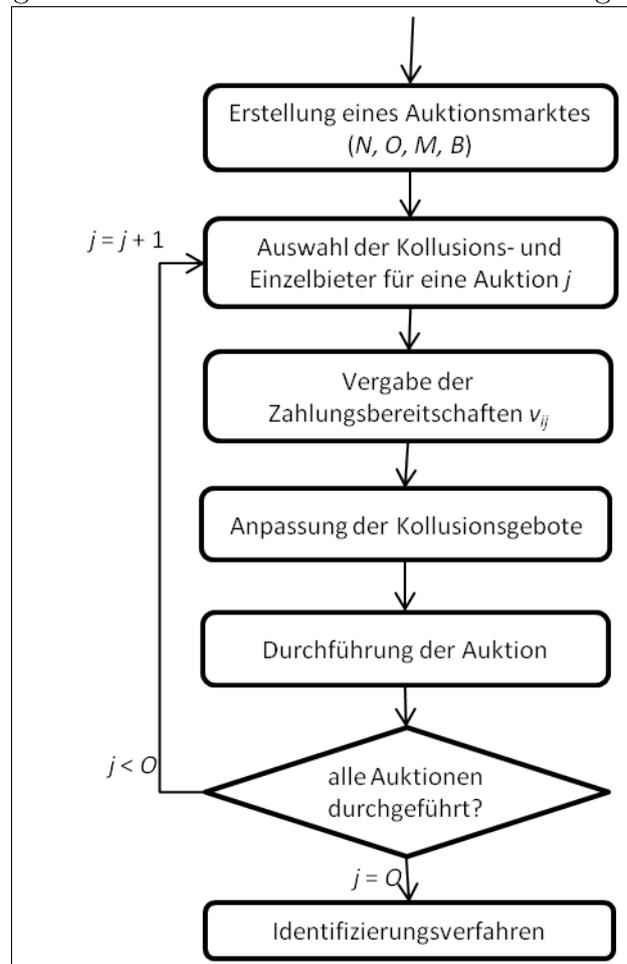
Das Instrument der Simulation wird oft zur Überprüfung verschiedener Einflussfaktoren auf Auktionsergebnisse verwendet. In Kapitel 4.4 werden bisherige Ansätze zur Simulation von Online-Auktionen kurz vorgestellt. In der Literatur sind bisher noch keine Simulationsmodelle entwickelt worden, die die speziellen Rahmenbedingungen von Online-Kollusionen berücksichtigen. Als Ausgangspunkt der Simulation dient ein einfaches Grundmodell, das anschließend variiert und erweitert wird.

5.4.1 Simulationsmodell

Der Ablauf der Simulation ist in Abbildung 5.6 dargestellt.

¹⁶⁹Vgl. Bortz 1993, S. 249.

Abbildung 5.6: Simulationsmodell zur Identifizierung von Online-Kollusionen



Quelle: eigene Darstellung.

Die Grundlage des Modells bildet ein Auktionsmarkt mit insgesamt O Auktionen, in denen N Einzelbieter und M Kollusionsbieter auftreten. Bei jeder Auktion nehmen B ($B \leq M + N$) Bieter teil. Den Auktionen werden zufällig Bieter zugeordnet, wobei die Anzahl von Einzel- und Kollusionsbieter für jede Auktion gleich ist. Das Verhältnis von Einzel- zu Kollusionsbieter ist dabei so gewählt, dass jeder Bieter mit der gleichen Wahrscheinlichkeit an einer Auktion teilnimmt. In den Auktionen wird jeweils ein einzelnes Objekt versteigert. Die Zahlungsbereitschaft v_{ij} eines Bieters i in einer Auktion j wird aus einer uniformen Verteilungsfunktion zwischen 0 und 1 zufällig gewählt. In der Simulation wird eine verdeckte Zweitpreisauktion modelliert, in der die Einzelbieter ihre jeweiligen Zahlungsbereitschaften bieten. Demgegenüber stimmen sich die Kollusionsbieter einer Auktion untereinander ab, so dass lediglich der Kollusionsbieter mit der höchsten Zahlungsbereitschaft aller Kollusionsbieter

der Auktion ein Gebot in Höhe seiner Zahlungsbereitschaft abgibt. Alle anderen Kollusionsbieter der Auktion verzichten auf die Gebotsabgabe. Das Indiz 2, das auf einer variierenden Anzahl von Wettbewerbern basiert, kann im Grundmodell nicht verwendet werden, da eine feste Anzahl der Teilnehmer gefordert ist. Das Grundmodell beschränkt sich daher auf lediglich drei Indizien.

5.4.2 Gütemerkmale des Identifizierungsverfahrens

Die Beurteilung des Identifizierungsergebnisses erfolgt anhand verschiedener Kriterien. Die Gütemerkmale entsprechen denen der Shilling-Identifizierung in Kapitel 4.4 und sind in Abbildung 5.2 dargestellt.

Tabelle 5.2: Gütemerkmale des Identifizierungsverfahrens

	Identifiziert als Einzelbieter	Identifiziert als Kollusionsbieter
Tatsächliche Einzelbieter	Korrekt identifizierte Einzelbieter	β -Fehler
Tatsächliche Kollusionsbieter	α -Fehler	Korrekt identifizierte Kollusionsbieter

Die Gütemerkmale umfassen neben den korrekt identifizierten Einzelbietern und den korrekt identifizierten Kollusionsbieter auch α -Fehler bzw. β -Fehler. Bei α -Fehlern handelt es sich um Kollusionsbieter, die das Verfahren nicht erkannt hat. Der β -Fehler bezeichnet Einzelbieter, die irrtümlich als Kollusionsbieter identifiziert werden. Aufbauend auf diesen Gütemerkmalen werden zwei Kennzahlen entwickelt, die die Vergleichbarkeit der Güte zwischen Simulationen mit einer unterschiedlichen Bieteranzahl gewährleisten. Dazu gehören die Trefferquote und der relative β -Fehler (β_r).

Als Trefferquote wird der Anteil der tatsächlichen Kollusionsbieter bezeichnet, der durch das Verfahren korrekt identifiziert wird:

$$\text{Trefferquote} = \frac{\text{Summe der korrekt identifizierten Kollusionsbieter}}{\text{Summe der tatsächlichen Kollusionsbieter}}$$

Unter der Annahme, dass von zehn tatsächlichen Kollusionsbieter drei erkannt werden, ergäbe sich somit eine Trefferquote von 30%. Die zweite Kennzahl, die zur Beurteilung

der Identifizierungsgüte verwendet wird, ist der β_r -Fehler. Der β_r -Fehler bezeichnet den Anteil der verdächtigten Kollusionsbieter, bei denen es sich tatsächlich um Einzelbieter handelt:

$$\beta_r\text{-Fehler} = \frac{\text{Summe irrtümlich identifizierter Kollusionsbieter } (\beta\text{-Fehler)}}{\text{Summe der identifizierter Kollusionsbieter}}$$

So ergibt sich beispielsweise ein β_r -Fehler von 20%, falls sich unter fünf durch das Verfahren verdächtigten Kollusionsbietern tatsächlich ein Einzelbieter befindet.

5.4.3 Ergebnisse des Simulationsmodells

Für die Simulation des Grundmodells werden die Parameter

- Kollusionsbieter $M = 4$,
- Einzelbieter $N = 8$,
- Auktionsanzahl $O = 1000$,
- Bieter je Auktion $B = 6$ (2 Kollusionsbieter und 4 Einzelbieter) und
- $\alpha_{global} = 0,1$

verwendet. Um aussagekräftige Ergebnisse zu erhalten, wird die Simulation 100 Mal wiederholt. Das Verfahren identifiziert durchschnittlich 0,5 der vier Kollusionsbieter. Dies entspricht einer Trefferquote von 12,75%. Einige Simulationsläufe weisen keine Treffer auf, in anderen werden bis zu zwei Kollusionsbieter identifiziert, was eine Trefferquote von 50% ergibt. In keinem Simulationslauf werden Einzelbieter irrtümlich als Kollusionsbieter identifiziert, so dass keine β -Fehler auftreten.

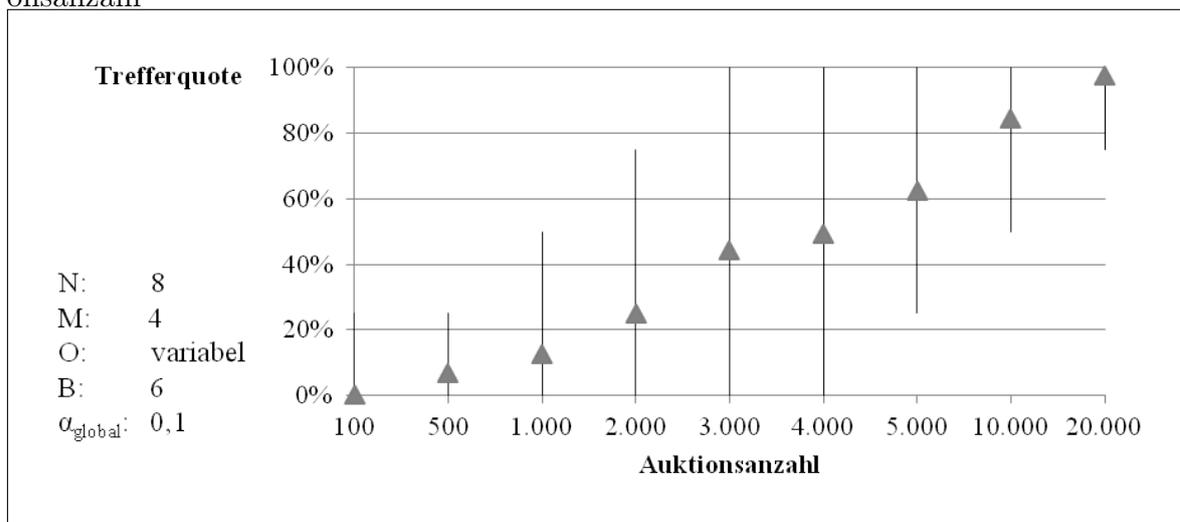
5.4.4 Sensitivitätsanalyse des Simulationsmodells

Im folgenden Abschnitt wird das Grundmodell hinsichtlich der Parameter Auktionsanzahl O , Einzelbieteranzahl N und globalem Signifikanzniveau α_{global} variiert. Die Darstellung der Identifizierungsergebnisse erfolgen für jeden Parameter separat. Dabei zeigen die Resultate für jeden Parameterwert das Minimum, das Maximum und den Mittelwert der aus den Simulationsläufen ermittelten Trefferquoten.

Variation der Auktionsanzahl

In der ersten Parametervariation des Grundmodells wird die Auktionsanzahl in einer Bandbreite zwischen 100 und 20.000 Auktionen variiert. Das Simulationsergebnis ist in Abbildung 3 dargestellt.

Abbildung 5.7: Identifizierungsergebnisse des Grundmodells mit variierender Auktionsanzahl



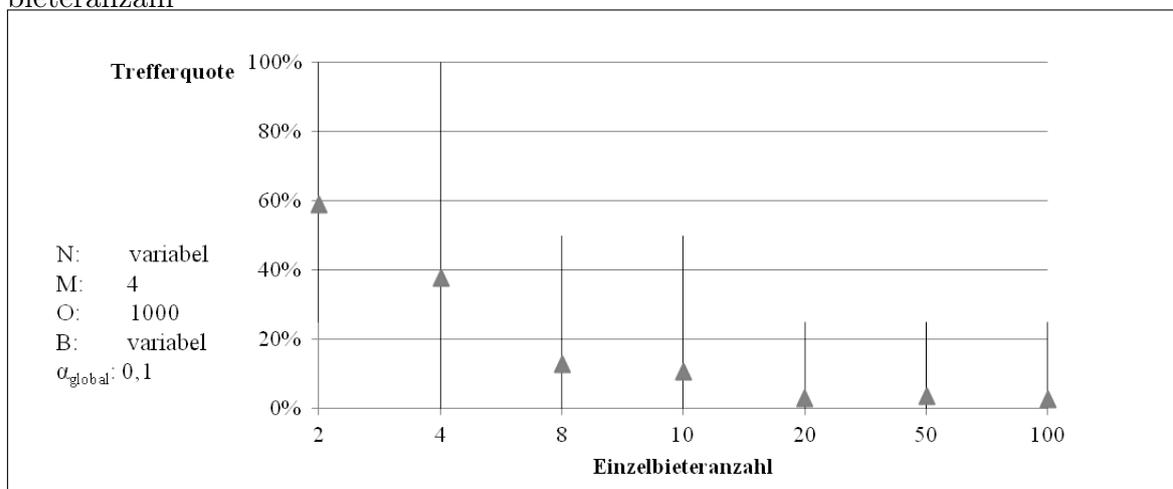
Quelle: eigene Darstellung.

Bei einer Auktionsanzahl von $O = 100$ werden durchschnittlich 0,02 Kollusionsbieter detektiert, was einer Trefferquote von 0,5% entspricht. Die Trefferquote steigt mit zunehmender Auktionsanzahl und erreicht bei 20.000 Auktionen mit durchschnittlich 3,9 identifizierten Kollusionsbieter 97,5%. In keinem Simulationslauf werden Einzelbieter irrtümlich als Kollusionsbieter identifiziert.

Variation der Anzahl der Einzelbieter

Die zweite Parametervariation untersucht die Auswirkungen von unterschiedlich vielen Einzelbietern N . Unter der Bedingung, dass jeder Bieter mit der gleichen Wahrscheinlichkeit an einer Auktion teilnimmt, ändert sich mit der Anzahl der Einzelbieter N auch der Anteil der Einzelbieter in einer Auktion. Das Identifizierungsergebnis ist in Abbildung 5.8 dargestellt und zeigt, dass mit zunehmender Einzelbieteranzahl geringere Trefferquoten erzielt werden.

Abbildung 5.8: Identifizierungsergebnisse des Grundmodells mit variierender Einzelbieteranzahl



Quelle: eigene Darstellung.

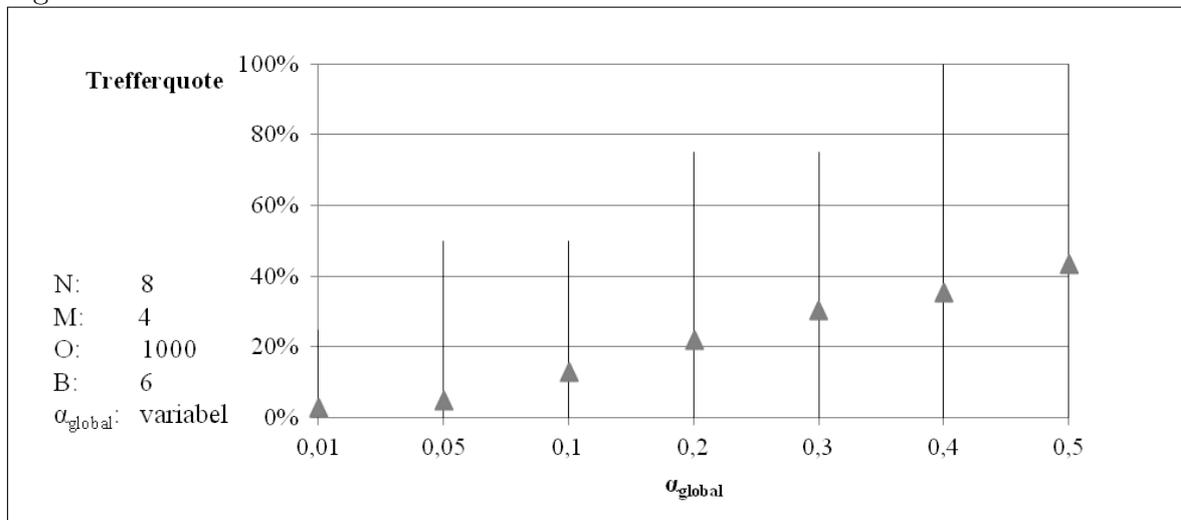
Mit der steigenden Einzelbieteranzahl sinkt die Wahrscheinlichkeit, dass ein Kollusionsbieter eine Auktion gewinnt. Dadurch verringert sich der „conspiracy effect“, so dass die Kollusionsmuster in den Auktionsdaten weniger systematisch und zunehmend zufällig erscheinen, was in einer Verringerung der Trefferquote resultiert. In keinem Simulationslauf werden Einzelbieter irrtümlich als Kollusionsbieter identifiziert.

Variation des globalen Signifikanzniveaus

In der dritten Parametervariation wird das Identifizierungsverfahren unter verschiedenen globalen Signifikanzniveaus durchgeführt. Abbildung 5.9 stellt die Identifizierungsergebnisse des Grundmodells mit verschiedenen Werten von α_{global} von 0,01 bis 0,5 dar.

Das Resultat zeigt einen Anstieg der Trefferquote mit zunehmenden α_{global} . Bei einer sehr restriktiven Wahl von $\alpha_{global} = 0,01$ werden durchschnittlich 0,1 Kollusionsbieter identifiziert, was einer Trefferquote von 2,8% entspricht. Die Trefferquote steigt auf durchschnittlich 43% bzw. 1,7 Kollusionsbieter auf einem globalen Signifikanzniveau von 0,5. In keinem Simulationslauf werden Einzelbieter irrtümlich als Kollusionsbieter identifiziert.

Abbildung 5.9: Identifizierungsergebnisse des Grundmodells mit variierendem globalem Signifikanzniveau



Quelle: eigene Darstellung.

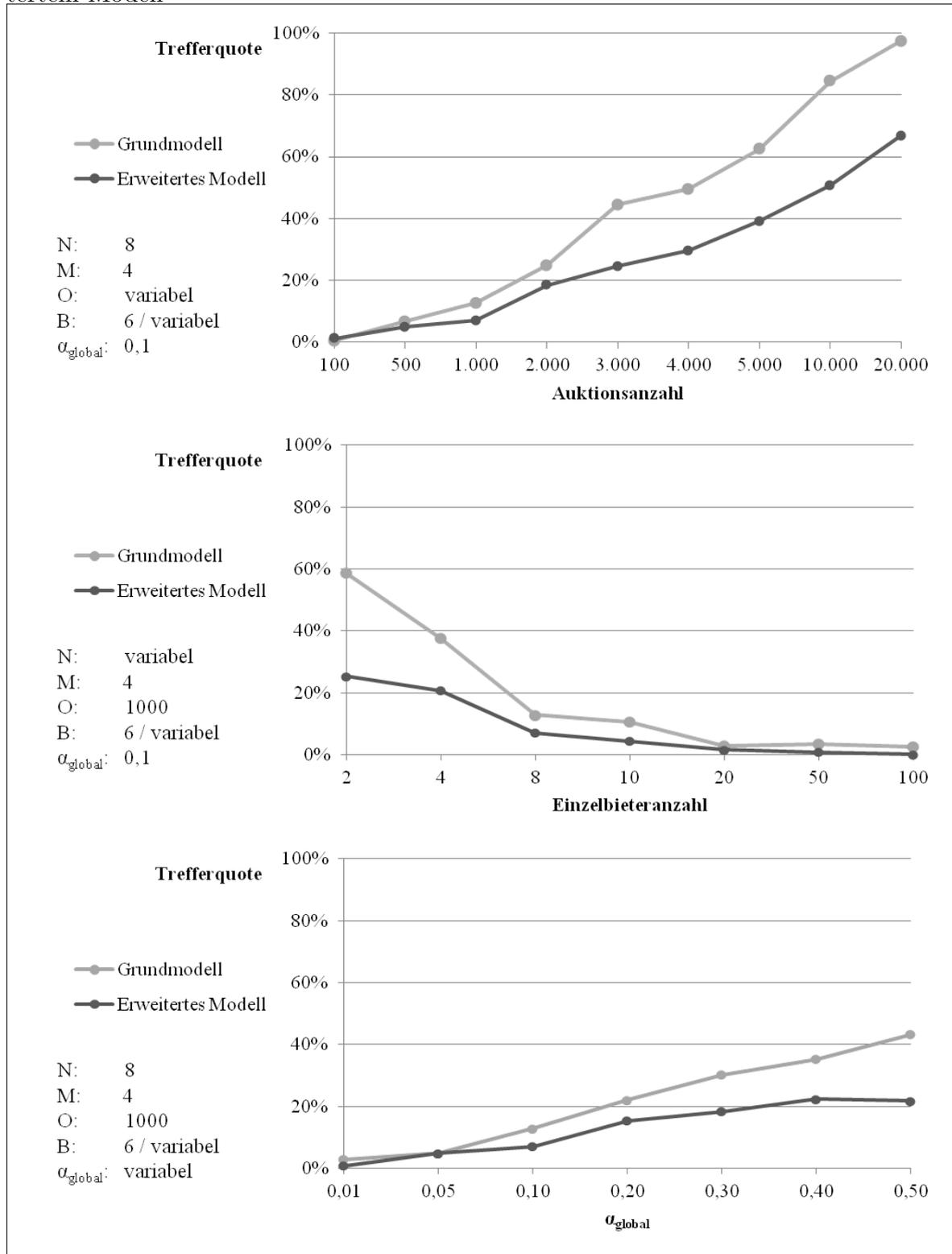
5.4.5 Erweiterung des Grundmodells

Das Grundmodell wird hinsichtlich einer variablen Bieteranzahl je Auktion verändert. Damit kann das Indiz 2, welches auf der unterschiedlichen Bieteranzahl einer Auktion basiert, in das Identifizierungsverfahren aufgenommen werden. Wie bereits im einfachen Grundmodell wird ein Auktionsmarkt mit N Einzel- und M Kollusionsbieter betrachtet, die in insgesamt O Auktionen bieten. Die Bieteranzahl einer Auktion wird im erweiterten Modell jedoch mit Hilfe einer uniformen Verteilung zwischen 1 und $N + M$ zufällig ermittelt. Dabei wird die Bedingung aufrecht erhalten, bei der jeder Bieter mit der gleichen Wahrscheinlichkeit an einer Auktion teilnimmt. Das Verhältnis zwischen der Anzahl von Kollusions- und Einzelbieter je Auktion wird dabei von den Parametern N und M bestimmt.

Das erweiterte Modell wird analog zum Grundmodell einer vergleichbaren Sensitivitätsanalyse mit identischen Parametervariationen unterzogen. Die Ergebnisse des erweiterten Modells sind vergleichend mit den Resultaten des Grundmodells in Abbildung 5.10 dargestellt.

Der Vergleich zeigt ähnliche Resultate zwischen Grund- und erweitertem Modell, wobei sich insgesamt geringere Trefferquoten im erweiterten Modell ergeben. Dies

Abbildung 5.10: Vergleich der Identifizierungsergebnisse zwischen Grund- und erweitertem Modell



Quelle: eigene Darstellung.

ist auf die Einführung eines zusätzlichen Indizes zurückzuführen, wodurch strengere Kriterien erfüllt werden müssen, um einen Kollusionsbieter zu identifizieren. Darüber hinaus treten auch bei der Simulation des erweiterten Modells keine β -Fehler auf.

5.4.6 Ergebnisse der Simulation

Die Ergebnisse der Simulation werden anhand der aufgeworfenen Fragestellungen dargestellt.

1. Ist das Identifizierungsverfahren in der Lage, Online-Kollusionen zu erkennen?

Die Simulationsergebnisse zeigen, dass das entwickelte Verfahren grundsätzlich für die Identifizierung von Online-Kollusionen geeignet ist. Die Trefferquoten hängen jedoch von den konkreten Rahmenbedingungen ab. Bei der Simulation werden phony bids nicht betrachtet, so dass sich die Trefferquoten wahrscheinlich reduzieren, sobald diese Scheingebote vorliegen. Insgesamt zeigt sich die Konstruktion des Verfahrens sehr konservativ, da es in keinem Simulationslauf β -Fehler verursacht.

2. Unter welchen Rahmenbedingungen liefert das Identifizierungsverfahren korrekte bzw. fehlerhafte Ergebnisse?

Die Ergebnisse der Sensitivitätsanalyse weisen darauf hin, dass sich verschiedene Faktoren günstig auf die Identifizierungsergebnisse auswirken. Dazu gehören:

- eine hohe Anzahl von Auktionen
- eine geringe Anzahl von Einzelbietern und
- ein hohes globales Signifikanzniveau.

Aufgrund fehlender β -Fehler können jedoch nur beschränkte Aussagen zur Identifizierungsgüte gemacht werden. Es kann vermutet werden, dass im Falle komplexerer Auktionsstrukturen vermehrt β -Fehler auftreten. Darüber hinaus zeigen sich im erweiterten Modell durch das zusätzlich geforderte Indiz geringere Trefferquoten als im Grundmodell. Es ist zu vermuten, dass sich durch die strengeren Anforderungen eines zusätzlichen Indizes auch der β_r -Fehler reduziert. Die einfache Konstruktion

des Simulationsmodells kann dies jedoch nicht bestätigen.

3. Welche Erkenntnisse lassen sich für die Anwendung des Verfahrens in der Praxis gewinnen?

Für den praktischen Einsatz des Verfahrens können verschiedene Erkenntnisse gewonnen werden. Erstens legt die mit der Auktionsanzahl steigenden Trefferquote nahe, dass auch in der Praxis bessere Ergebnisse mit einer größeren Auktionsanzahl erzielt werden können. Zweitens erhöht sich mit steigendem Signifikanzniveau zwar die Trefferquote in der Simulation, in der Praxis ist jedoch die Zunahme von Fehlfeststellungen zu erwarten. Drittens führen zusätzliche Indizien einerseits zu einer geringen Trefferquote, andererseits wird damit die Gefahr von β -Fehlern verringert.

5.5 Empirische Analyse

Das entwickelte Verfahren wird auf reale Daten des Internetportals MyHammer angewendet. Auf dieser Plattform werden Dienstleistungen ausgeschrieben, auf die potenzielle Auftragnehmer bieten können. Der Zuschlag erfolgt nicht zwangsläufig zum niedrigsten Gebot, sondern kann durch den Ausschreibenden frei vergeben werden.

5.5.1 Datenbasis

Die Stichprobe umfasst ungefähr 40.000 unterschiedliche Bieter, die in über 360.000 Aufträgen mehr als 1.500.000 Gebote abgaben. Eine Beschreibung des Datensatzes zeigt Tabelle 5.3.

Tabelle 5.3: Beschreibung des Datensatzes

Merkmal	Minimum	Mittelwert	Maximum
Preisvorstellung des Ausschreibenden [€]	0	2.325,05	100.000.000
Bieter je Auftrag	1	4,4	93
Anzahl der Ausschreibungsgewinne je Bieter	1	13	1.089
Niedrigstes Gebot je Ausschreibung [€]	0,01	4.214,73	999.000.000

Um den Einfluss der regionalen und kategorialen Unterschiede in den Wettbewerbsintensitäten zu mindern, wird die Analyse jeweils in Teilmärkten durchgeführt. Dabei werden Ausschreibungen eines Bundeslandes und einer Kategorie zu einem Segment zusammengefasst. Aus den 33 Kategorien und 17 Regionen entstehen so 561 Teilmärkte, wobei in der Untersuchung nur 448 Segmente mit mindestens einer Ausschreibung vorliegen.

5.5.2 Ergebnisse

Das Identifizierungsverfahren wird mit unterschiedlichen globalen Signifikanzniveaus durchgeführt. Neben den bei statistischen Hypothesentests üblichen Signifikanzniveaus von 1%, 5% und 10% werden die Ergebnisse zusätzlich auf den Niveaus von 20% und 30% ausgewiesen. Tabelle 5.4 zeigt die Anzahl der in den Segmenten identifizierten Kollusionsbieter und die Anzahl der davon betroffenen Segmente.

Tabelle 5.4: Identifizierte Kollusionsbieter

α_{global}	Anzahl Kollusionsbieter		Anzahl Segmente
	Gesamt	Ohne Mehrfachzählung	
1%	4	3	3
5%	29	17	14
10%	133	108	41
20%	666	583	166
30%	2.322	1.949	293

Da ein Kollusionsbieter in mehreren Segmenten identifiziert werden kann, erfolgt die Angabe der Anzahl der Kollusionsbieter auch ohne Mehrfachzählung. Das Verfahren identifiziert bei einem globalen Signifikanzniveau von $\alpha_{global} = 1\%$ drei Kollusionsbieter, wobei ein Kollusionsbieter in zwei Segmenten auffällig ist. Mit weniger strengem Signifikanzniveau steigt die Anzahl detektierter Kollusionsbieter und erreicht bei $\alpha_{global} = 30\%$ einen Umfang von ungefähr 2.000 Bietern.

Belastbarere Ergebnisse können bei Kollusionsbietern mit einer Vielzahl von Teilnahmen im jeweiligen Segment erhalten werden. Daher wird in Tabelle 2 die Anzahl der Kollusionsbieter ausgewiesen, die in mindestens 30 Ausschreibungen im beobachteten Segment teilnehmen.

Tabelle 5.5: Identifizierte Kollusionsbieter mit mindestens 30 Teilnahmen

α_{global}	Anzahl Kollusionsbieter		Anzahl Segmente
	Gesamt	Ohne Mehrfachzählung	
1%	4	3	3
5%	20	11	11
10%	35	29	18
20%	82	55	31
30%	169	111	51

Das Verfahren identifiziert hier drei Kollusionsbieter auf Basis eines globalen Signifikanzniveaus von 1%, wobei ein Kollusionsbieter in zwei Segmenten auffällige Indizien aufweist. Die Anzahl detektierter Kollusionsbieter steigt mit zunehmendem globalen Signifikanzniveau. Bei $\alpha_{global} = 30\%$ werden insgesamt 111 Kollusionsbieter identifiziert.

5.6 Zusammenfassung

In Online-Auktionen besteht, wie im traditionellen Pendant, die Gefahr von Preisabsprachen. Anhand der durch Online-Kollusionen realisierbaren Gewinne kann gezeigt werden, dass starke Anreize für Preisabsprachen in Online-Auktionen vorhanden sind. Um derartige Manipulationen zu vermeiden, bedarf es eines Verfahrens, das manipulierende Bieter identifizieren kann. In der Literatur sind hierzu jedoch bisher keine Ansätze entwickelt worden, so dass eine neue Methode für die Identifizierung von Online-Kollusionen vorgeschlagen wird. Diese basiert auf der statistischen Analyse auffälliger Wettbewerbsintensitäten. Das Verfahren kann versagen, falls die auffälligen Wettbewerbsintensitäten aus anderen Gründen auftreten. Daher kann nur eine sich anschließende tiefgreifende und genauere Untersuchung zur beweiskräftigen Überführung von Kollusionsbietern führen. Der neu entwickelte Identifizierungsansatz liefert Hinweise, bei welchen Kollusionsbieter eine weiterführende Analyse notwendig ist.

Die Überprüfung des Identifizierungsverfahrens mit Hilfe eines Simulationsmodells zeigt die grundlegende Eignung zur Identifizierung von Online-Kollusionen. Die Trefferquoten erhöhen sich mit einer zunehmenden Auktionsanzahl, mit einer geringeren

Anzahl von Einzelbietern und mit einem zunehmenden globalen Signifikanzniveau. Bei der Simulation des Verfahrens werden keine Einzelbieter fälschlicherweise als Kollusionsbieter erkannt. Damit zeigt sich das Verfahren unter den vereinfachten Rahmenbedingungen als sehr robust. Die Überprüfung empirischer Daten mit dem entwickelten Ansatz identifizierte drei Bieter auf einem strengen globalen Signifikanzniveau von $\alpha_{global} = 1\%$.

Kapitel 6

Sniping

In Online-Auktionen werden Gebote oft gezielt kurz vor Ende der Auktion abgegeben. Diese als Sniping bezeichnete Bietstrategie hat zum Ziel, einen starken Preisanstieg durch wechselseitiges Überbieten zu vermeiden. Sniping ist ein typisches Phänomen in Online-Auktionen, das in traditionellen Auktionen weitestgehend unbekannt ist. Obwohl die weite Verbreitung von Sniping in Online-Auktionen dessen Profitabilität nahelegt, wurde in bisherigen Analysen bislang noch kein statistisch gesicherter Nachweis für diesen Zusammenhang erbracht.¹⁷⁰ Die in diesem Kapitel vorgestellte Analyse untersucht die Profitabilität von Sniping anhand von Daten der Auktionsplattform eBay und überprüft, welcher Zusammenhang zwischen Sniping und einer Preisveränderung existiert. Den Schwerpunkt des Kapitels bildet daher eine empirische Analyse, die neben der Profitabilität weitere Wirkungszusammenhänge im Rahmen von Sniping untersucht.¹⁷¹

6.1 Sniping-Agenten

Die Abgabe eines Sniping-Gebots kann durch den Bieter direkt oder mit Hilfe so genannter Sniping-Agenten erfolgen. Sniping-Agenten sind Software-Agenten, die automatisch im Auftrag eines Bieters zu einem festgelegten Zeitpunkt ein Gebot

¹⁷⁰Siehe Berstein 2007, Ely und Hossain 2009, Gray und Reiley 2007 sowie Wintr 2008.

¹⁷¹Auszüge aus diesem Kapitel sind bereits in Peters und Schmeißer 2012 veröffentlicht.

abgeben.¹⁷² Sie unterscheiden sich von den Bietagenten der Online-Auktionshäuser insofern, als dass sie nicht Gebote als Reaktion der Offerten anderer Bieter abgeben, sondern zu einem definierten Zeitpunkt bieten.

Sniping-Agenten lassen sich hinsichtlich ihrer Funktionsweise in zwei Gruppen gliedern. Die erste Gruppe umfasst Sniping-Agenten, die auf den Rechnern des Nutzer installiert werden müssen. Damit diese Agenten Gebote abgeben können, muss zum Zeitpunkt der Gebotsabgabe eine Verbindung zum Internet hergestellt sein. Die zweite Gruppe der Sniping-Agenten ist gekennzeichnet durch eine zentrale Online-Plattform, die die Agenten zur Verfügung stellt.

In beiden Gruppen müssen den Sniping-Agenten Benutzernamen und Passwörter übergeben werden. Dies stellt ein wesentliches Vertrauensproblem dar, bei dem sich Bieter auf die ordnungsgemäße Verwendung ihrer persönlichen Daten verlassen müssen.

Gegenüber manuellen Sniping-Geboten besitzen Sniping-Agenten zwei wesentliche Vorteile. Erstens agieren die Software-Agenten automatisch, sodass die Bieter zum Auktionsende keine Gebote manuell abgeben müssen. Zweitens berücksichtigt die Software die Latenzzeiten der Datenübertragung über das Internet, um sicherzustellen, dass die Sniping-Gebote rechtzeitig abgegeben werden. Häufig werden hierfür Dummy-Gebote abgegeben, um die Dauer des Verbindungsaufbaus bis zur Gebotsabgabe zu messen.

6.2 Stand der Forschung

In bisherigen empirischen Untersuchungen hat sich gezeigt, dass die Häufigkeit der Gebote stark von der Restlaufzeit einer Online-Auktion abhängt. Eine Häufung der Gebote ist dabei vor allem in den Endphasen der Auktionen zu beobachten. In einer Studie von Bajari und Hortaçsu 2003 erfolgen mehr als die Hälfte aller Gebote in

¹⁷²Vgl. Bapna 2003, S. 154.

den letzten 10% der Auktionszeit. In einer weiteren Untersuchung zeigen Ockenfels und Roth 2006, dass etwa 12% aller Gebote in eBay-Auktionen in den letzten zehn Sekunden abgegeben werden. Einen weiteren Einfluss auf den Zeitpunkt der Gebotsabgabe hat die Form des Auktionsendes. Dabei lässt sich zwischen Auktionen mit festem Ende und solchen mit einem Countdown unterscheiden, bei denen bei Geboten kurz vor Auktionsende die Restlaufzeit verlängert wird. Ockenfels und Roth 2006 zeigen, dass in Auktionen mit festem Ende etwa 20% aller Gebote innerhalb der letzten Stunde abgegeben werden. In Auktionen mit flexiblem Ende beträgt dieser Anteil lediglich 7%. Der Zeitpunkt der Gebotsabgabe hängt ebenfalls von der Erfahrung eines Bieters ab. Wilcox 2000 zeigt, dass erfahrene Bieter später bieten als unerfahrene. Zu einem ähnlichen Ergebnis kommen Ariely, Ockenfels und Roth 2005 in einer experimentellen Arbeit.

Ein breites Forschungsfeld beschäftigt sich mit der Motivation der Bieter, Sniping durchzuführen. Dabei wird in der Literatur der mit Sniping in Verbindung gebrachte Effekt einer Preisreduzierung unterschiedlich erklärt.¹⁷³ Die verschiedenen Begründungen lassen sich thematisch in

- die „beste“ Antwort auf inkrementelles Bieten,
- das Reduzieren des Bieterwettbewerbs,
- den Schutz vor Manipulationen,
- die Bewahrung der Möglichkeit, in Alternativauktionen zu bieten sowie
- die Vermeidung von Auktionsfieber

gruppieren. Den Ausgangspunkt für Sniping bildet das wechselseitige Überbieten konkurrierender Auktionsteilnehmer. In einem derartigen inkrementellen Bietprozess lässt ein hinreichend spätes Sniping-Gebot den Konkurrenten keine ausreichende Reaktionszeit, wobei die für ein weiteres Gebot nötige Reaktionszeit hier unter anderem durch die Latenzzeiten des Internet bei der Datenübertragung bestimmt ist. Diese Strategie ist vor allem gegenüber unerfahrenen Konkurrenten erfolgreich, selbst wenn diese viel höhere Zahlungsbereitschaften besitzen und wird beispielsweise von

¹⁷³Siehe Bajari und Hortaçsu 2004, S. 461ff.

Ockenfels und Roth 2006 als Erklärung für das Auftreten von Sniping gegeben. Die internen Bietagenten der Online-Auktionshäuser bieten Schutz vor dieser Sniping-Strategie, falls der Bieter als Maximalgebot seine maximale Zahlungsbereitschaft angibt.

Ein anderer Erklärungsansatz für Sniping betrachtet den Informationsaustausch zwischen den konkurrierenden Bietern im Rahmen ihrer Gebote. Hierbei wird angenommen, dass ein Bieter umso besser gestellt ist, je weniger Informationen er von sich preisgibt und je mehr Informationen von anderen Bietern veröffentlicht werden.¹⁷⁴ In Auktionen, die sich dem Common-Value-Modell zuordnen lassen, wird dieser Zusammenhang mit dem von Milgrom und Weber 1982 aufgestellten Linkage-Principle erklärt. Dieses besagt, dass sich der Auktionspreis mit der Menge der den Bietern zur Verfügung gestellten Informationen erhöht. Für Auktionen, die dem Independent-Private-Modell entsprechen, stützt sich Rasmusen 2006 auf die Annahme, dass sich die Zahlungsbereitschaft erst im Verlauf der Auktion vollständig ausbildet. Da das Konkretisieren der Zahlungsbereitschaft dem Bieter Kosten verursacht, erfolgt dies erst, sobald der Auktionsverlauf es notwendig macht. Sniping zielt darauf ab, diesen Prozess auf Seiten konkurrierender Bieter nicht anzustoßen.

Ein weiterer Erklärungsansatz betrachtet den Schutz vor Manipulationen wie Phantomgeboten und Shilling. Schindler 2003 beschreibt dazu ein „Moral-Hazard“-Problem des Online-Auktionshauses, das mit der Nutzung der internen Bietagenten entsteht. Online-Auktionshäuser sind aufgrund ihrer Gebührenstrukturen an hohen Auktionspreisen interessiert. Da die Bieter dem Bietagenten ihre Zahlungsbereitschaft offenbaren, besteht für das Online-Auktionshaus die Möglichkeit zu Phantomgeboten, die den Auktionspreis erhöhen. Anhand von Sniping können die Bieter den Einsatz derartiger Phantomgebote erschweren. Roth und Ockenfels 2002 sowie Wang, Hidvegi und Whinston 2004 betrachten in ähnlicher Weise die Gefahr von inkrementellen Shilling-Geboten seitens des Verkäufers. Sniping bietet auch hier eine Strategie, die Informationen zurück hält und damit die Zeit für eine derartige Manipulation

¹⁷⁴Vgl. Steiglitz 2007, S. 40.

verkürzt.¹⁷⁵

Peters und Severinov 2006 interpretieren Sniping als eine Strategie, die es dem Bieter ermöglicht, in Alternativauktionen zu bieten. Durch die Abgabe eines frühen Gebots entstehen dem Bieter Opportunitätskosten aus der Wahrscheinlichkeit, dass in einer späteren Auktion das gleiche Gut zu einem geringeren Preis verfügbar ist.¹⁷⁶ Infolgedessen wird vermutet, dass Sniping insbesondere bei Gütern mit hoher Substituierbarkeit Vorteile bietet.

Eine weitere Erklärung basiert auf der Annahme, dass Bieter anhand von Sniping ein „Auktionsfieber“ vermeiden möchten, das bereits in Kapitel 2.1.6 vorgestellt wurde. Im Rahmen einer Untersuchung von Roth und Ockenfels 2002 wurden Bieter, die Sniping durchgeführt haben zu ihrer Motivation befragt. Dabei gaben 91% an, spätes Bieten oft als bewusste Strategie zur Vermeidung eines „Bieterkrieges“ anzuwenden.

6.3 Empirische Analyse

Das Ziel der empirischen Analyse ist die Ermittlung der Profitabilität von Sniping sowie die Untersuchung von Wirkungszusammenhängen zwischen verschiedenen Merkmalen der Auktionen und dem Einsatz von Sniping. Dazu werden die für die Analyse notwendigen Schritte näher erläutert und die verwendete Datenbasis vorgestellt.

6.3.1 Untersuchungsmethodik

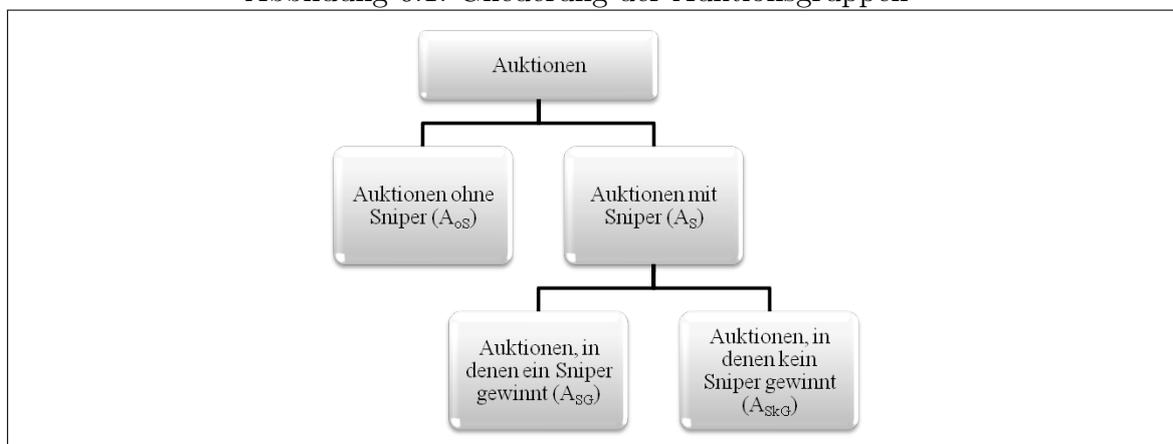
Den Ausgangspunkt der Analyse bildet die Identifikation von Sniping-Geboten. In der Literatur werden Sniping-Gebote dadurch charakterisiert, dass sie kurz vor Auktionsende erfolgen, wobei jedoch keine einheitliche Definition des relevanten Zeitintervalls existiert. In der vorliegenden Analyse werden Gebote in den letzten zehn Sekunden einer Auktion als Sniping interpretiert. Um den Einfluss des Zeitintervalls

¹⁷⁵Vgl. Wang, Hidvegi und Whinston 2004, S. 3.

¹⁷⁶Vgl. Peters und Severinov 2006, S. 236.

von zehn Sekunden auf die erzielten Ergebnisse zu prüfen, wird eine ergänzende Sensitivitätsanalyse vorgenommen. Sniping liegt in einer Auktion genau dann vor, falls innerhalb der letzten zehn Sekunden mindestens ein Gebot erfolgt. Treten mehrere Gebote innerhalb dieser Frist auf, so können sich darunter auch Gebote befinden, die nicht aus dem Motiv des Sniping heraus erfolgen, sondern als Reaktion auf ein Sniping-Gebot ausgelöst wurden. Dies gilt insbesondere für Gebote des internen Bietagenten der Auktionsplattform, die jedoch anhand des Zeitstempels der initialen Gebotsabgabe eindeutig identifiziert werden können. Ein Sniping-Gebot führt daher nicht zwangsläufig zum Gewinn der Auktion, sondern kann durch ein Gebot des internen Bietagenten auf der Auktionsplattform oder eines anderen Snipers überboten werden. Im Ergebnis können damit drei Gruppen von Auktionen unterschieden werden, die in Abbildung 6.1 dargestellt sind. Diese umfassen Auktionen, in denen ein Sniping-Gebot gewinnt (A_{SG}), Auktionen, in denen Sniping nicht zum Gewinn der Auktion führt (A_{SkG}) und Auktionen, in denen kein Sniping stattfindet (A_{oS}).

Abbildung 6.1: Gliederung der Auktionsgruppen



Quelle: eigene Darstellung.

Das Kriterium der Profitabilität von Sniping wird als erfüllt betrachtet, falls sich in den Sniping-Auktionen anhand statistischer Hypothesentests ein signifikant geringeres Preisniveau zeigt. Der Vergleich erfolgt anhand des einseitigen Wilcoxon-Rangsummentests.¹⁷⁷ Dieser Test überprüft, ob zwei mindestens ordinal skalierte Verteilungen gleiche zentrale Tendenzen aufweisen. Ein Vorteil dieses nicht-

¹⁷⁷Zur Beschreibung des Wilcoxon-Rangsummentests siehe Kapitel 4.3.4 sowie Büning und Trenkler 1994, S. 131ff.

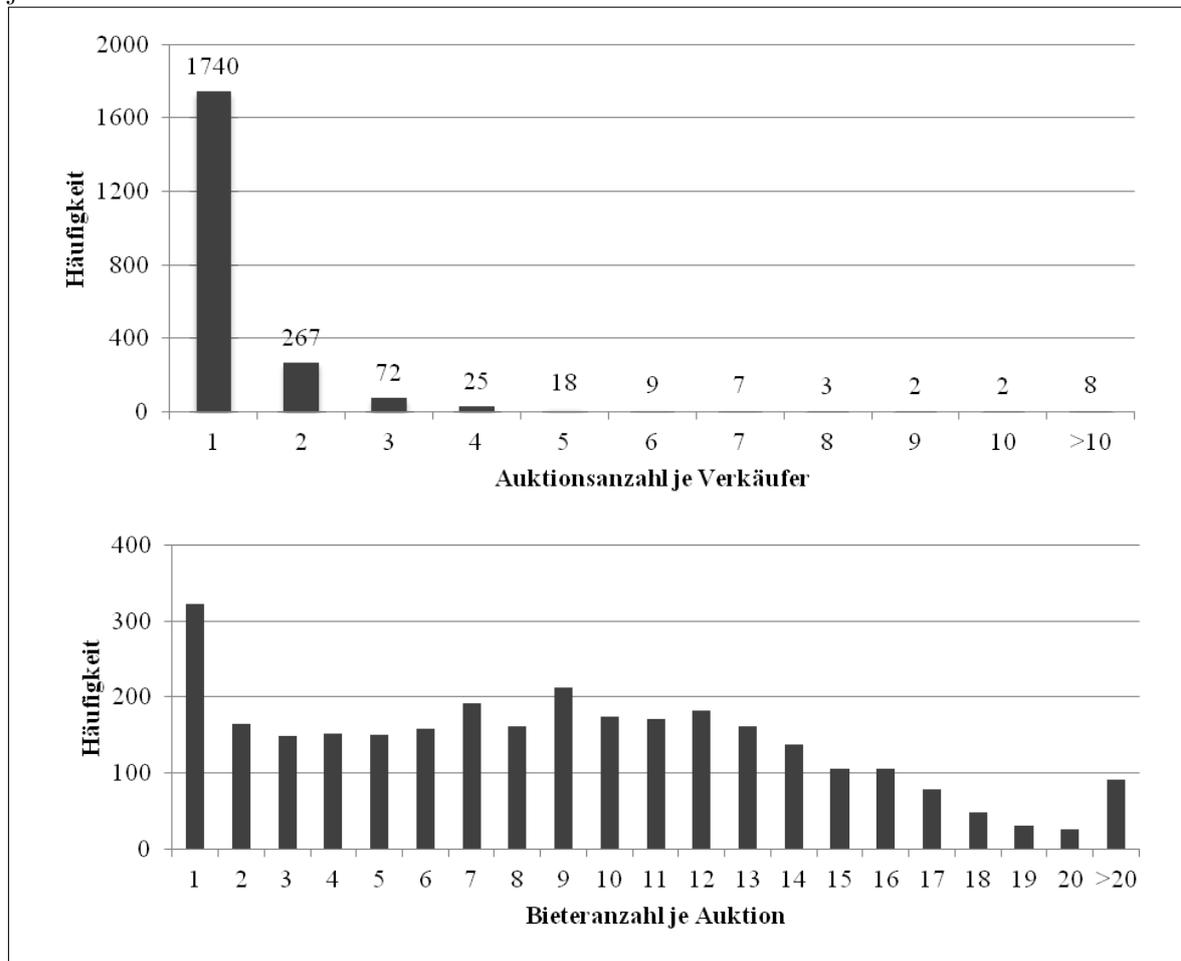
parametrischen Tests besteht darin, dass keine Kenntnisse über Verteilungsparameter der untersuchten Stichprobe benötigt werden. So kann ohne zusätzliche Restriktionen eine einheitliche Analyse der verschiedenen Stichproben-Segmente erfolgen. Die Annahme der Alternativhypothese des Wilcoxon-Rangsummentests zeigt dabei jeweils Unterschiede zwischen zwei Auktionsgruppen.

6.3.2 Datengrundlage

Die in der Analyse verwendeten Daten wurden zwischen Januar und März 2011 über eine Schnittstelle des Online-Auktionshauses eBay per Internet bezogen. Dabei handelt es sich um Auktionsdaten aus verschiedenen Produktkategorien der landesspezifischen Webseiten für Deutschland und die USA.

Als Produktkategorien werden das „iPad 16GB 3G“, das „iPad 32GB 3G“, das „iPad 64GB 3G“, das PC-Spiel „Sims 3“, das „Parfüm Chanel Mademoiselle“ sowie „Windows 7 Professional“ untersucht. Um den Einfluss von unterschiedlichen Eigenschaften der Produkte in der Analyse möglichst gering zu halten, sind die Produktkategorien in Hinblick auf eine starke Homogenität der betroffenen Auktionsgüter gewählt. Dazu zählen gleichartige Ausführungen, Qualitäten, Mengen und Zustände. Es werden nur Auktionen betrachtet, die in der Landeswährung erfolgten und deren Artikelzustand mit „neu“ gekennzeichnet ist. Auktionen, die nicht exakt dem geforderten Auktionsobjekt entsprechen, da sie beispielsweise eine mehrfache Anzahl oder die Kombination von Produkten betreffen, werden nicht betrachtet. Der Datenbestand wird darüber hinaus um für die Analyse störende Informationen bereinigt. So werden Auktionen mit einem Manipulationsverdacht aufgrund unplausibler Endpreise ausgeschlossen. Dazu zählen Auktionen, in denen extrem hohe Endpreise erreicht wurden und die zwei höchsten Bieter nach der Auktion nicht mehr im Auktionshaus angemeldet waren. Außerdem werden iPad-Auktionen mit Endpreisen über 1.000€//\$ sowie unter 200€//\$ entfernt. Nach der Bereinigung stehen für die Analyse insgesamt 2.977 Auktionen von 2.153 Verkäufern zur Verfügung. Abbildung 6.2 stellt zwei Kennzahlen der Datenbasis segmentübergreifend dar.

Abbildung 6.2: Häufigkeiten der Auktionsanzahl je Verkäufer und der Bieteranzahl je Auktion



Quelle: eigene Darstellung.

Die Darstellung zeigt, dass die untersuchten Auktionen durch eine heterogene Verkäuferstruktur geprägt sind, wobei über 80% der Verkäufer lediglich eine Auktion durchführen. Dagegen treten nur wenige Verkäufer in den Auktionen mehrfach auf. In der Abbildung 6.2 ist außerdem die Bieteranzahl je Auktion dargestellt. Es ist zu erkennen, dass bei über 300 Auktionen lediglich ein Bieter teilnimmt. Darüber hinaus ist die Bieteranzahl je Auktion relativ gleichmäßig verteilt. Auktionen mit mehr als 14 Bietern treten weniger häufig auf.

Die Anzahl der Auktionen und die Anzahl der Verkäufer, die für die Analyse in den jeweiligen Segmenten zur Verfügung stehen, ist in Tabelle 6.1 dargestellt. Weitere Kennzahlen des Datensatzes sind im Anhang B zu finden.

Tabelle 6.1: Auktions- und Verkäuferanzahl in der Datenbasis

	Auktionsanzahl		Verkäuferanzahl	
	Deutschland	USA	Deutschland	USA
IPad 16GB 3G	257	463	223	365
IPad 32GB 3G	188	412	174	345
IPad 64GB 3G	184	573	167	435
Sims 3 (PC-Spiel)	164	112	127	60
Chanel Mademoiselle	99	54	61	25
Windows 7 Pro.	233	238	108	109

6.4 Ergebnisse

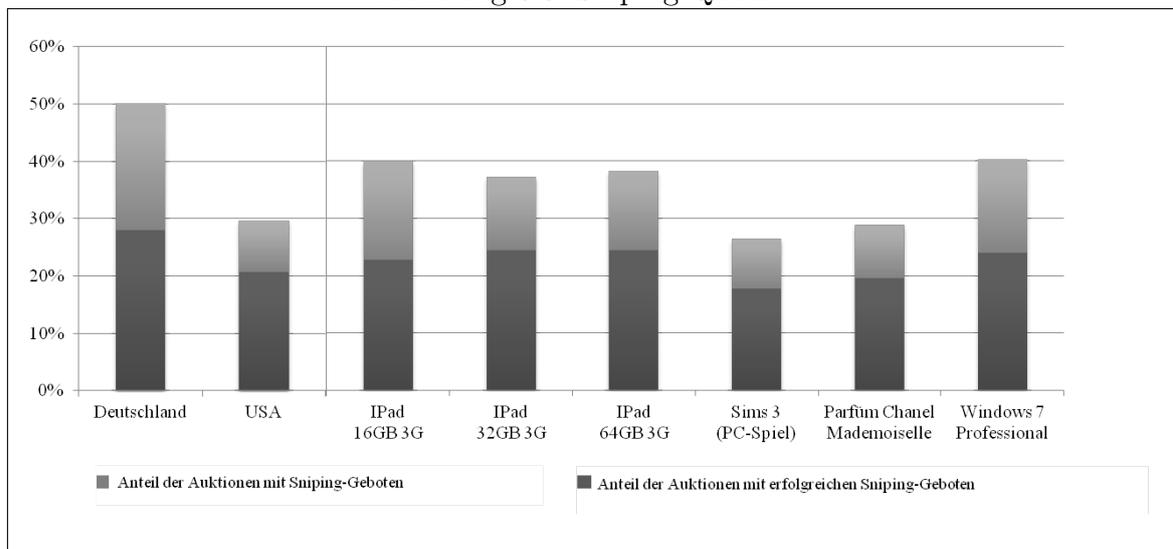
Die Auswertung der Ergebnisse erfolgt segmentiert nach Ländern und Auktionsgütern. Um belastbare Ergebnisse zu erhalten, wird die Mindestanzahl zweier zu vergleichender Mengen auf jeweils 30 festgelegt. Die Segmente, die diese Anforderung nicht erfüllen, werden bei den Ergebnissen in Klammern () ausgewiesen.

6.4.1 Häufigkeit von Sniping

In der Analyse werden in insgesamt 37% der untersuchten Auktionen Sniping-Gebote identifiziert. Die Häufigkeit der Sniping-Gebote variiert deutlich zwischen den verschiedenen Ländern und Kategorien. Abbildung 6.3 zeigt, dass in Deutschland in jeder zweiten Auktion Sniping-Gebote auftreten. In den USA sind demgegenüber nur 30% der Auktionen von Sniping betroffen.

Auch die Erfolgswahrscheinlichkeit, dass eine Auktion mit Sniping mit einem Sniping-Gebot gewonnen wird, ist länderspezifisch. Während dies in Deutschland lediglich 56% der Auktionen sind, beträgt der Anteil in den USA 69%. Damit wird Sniping in Deutschland zwar in einem größeren Anteil der Auktionen eingesetzt als in den USA, es ist jedoch prozentual seltener erfolgreich. In den verschiedenen Produktkategorien wird Sniping unterschiedlich häufig identifiziert und reicht von 26% (Sims 3) bis zu 40% (IPad 16GB 3G und Windows 7 Professional) der Auktionen. Die länderübergreifende Erfolgswahrscheinlichkeit von Sniping ist demgegenüber für alle Produktkategorien ähnlich und liegt bei ungefähr sechs von zehn Fällen.

Abbildung 6.3: Sniping-Quoten



Quelle: eigene Darstellung.

Insgesamt geben Sniping-Bieter (B_S) weniger Gebote ab als Bieter, die kein Sniping betreiben (B_{oS}). Dieser in Tabelle 6.2 dargestellte Unterschied ist in nahezu allen Segmenten hochsignifikant. Dabei geben 76% der Sniping-Bieter in der jeweiligen Auktion genau ein Gebot ab und verwenden damit eine reine Sniping-Strategie. Die verbleibenden 24% setzen entweder eine kombinierte Bietstrategie ein oder entscheiden sich erst im Auktionsverlauf für Sniping. Dieser Befund bestätigt tendenziell die Studie von Roth und Ockenfels 2002, in der 91% der befragten Sniping-Bieter angaben, ihre Sniping-Strategie schon am Anfang einer Auktion geplant zu haben.

Tabelle 6.2: Durchschnittliche Gebotsanzahl von Sniping-Bietern und Bietern ohne Sniping

	Deutschland		USA	
	B_{oS}	Differenz ($B_S - B_{oS}$)	B_{oS}	Differenz ($B_S - B_{oS}$)
IPad 16GB 3G	1,94	-0,32***	2,13	-0,29***
IPad 32GB 3G	1,99	-0,49***	1,96	-0,58***
IPad 64GB 3G	2,02	-0,72***	2,04	-0,61***
Sims 3 (PC-Spiel)	1,65	-0,07***	(1,93)	(1,13***)
Chanel Mademoiselle	1,76	-0,65***	(2,12)	(-0,50)
Windows 7 Pro.	1,69	-0,43***	1,87	-0,53***

B_S ... Sniping-Bieter

B_{oS} ... Bieter, die kein Sniping betreiben

***/**/*... Annahme der Alternativhypothese nach dem einseitigen Wilcoxon-Rangsummentest auf dem jeweils 1/5/10-prozentigen Signifikanzniveau.

()... Unzureichende Fallzahl.

6.4.2 Profitabilität von Sniping

Die weite Verbreitung zeigt die Bedeutung von Sniping als „best-practice“-Strategie. Die grundlegende Motivation für Sniping bildet die Annahme, mit dieser Strategie das Auktionsobjekt im Erfolgsfall zu einem günstigen Preis zu erhalten. Der Vergleich der durchschnittlichen Endpreise zwischen Auktionen mit und ohne Sniping ist für die einzelnen Segmente in Tabelle 6.3 dargestellt. Dabei zeigt sich in sechs von zehn Segmenten mit ausreichender Fallzahl ein signifikanter Preisunterschied. Vor allem bei den iPad-Auktionen in den USA sind hochsignifikante Preisdifferenzen zu beobachten. In Deutschland können drei Segmente mit signifikanten Preisdifferenzen identifiziert werden.

Tabelle 6.3: Vergleich der durchschnittlichen Endpreise zwischen Auktionen mit und ohne Sniping

	Deutschland [€]		USA [\$]	
	A_{oS}	Differenz ($A_S - A_{oS}$)	A_{oS}	Differenz ($A_S - A_{oS}$)
IPad 16GB 3G	453,66	-11,74**	528,28	-36,42***
IPad 32GB 3G	515,21	-13,75	603,51	-40,47***
IPad 64GB 3G	607,88	-20,77**	696,76	-31,26***
Sims 3 (PC-Spiel)	24,34	1,00	(21,28)	(2,34)
Chanel Mademoiselle	67,37	-0,40	(58,68)	(-3,22)
Windows 7 Pro.	60,90	-2,36*	92,11	5,34

- A_S ... Auktionen mit Sniping
 A_{oS} ... Auktionen ohne Sniping
 ***/**/*... Annahme der Alternativhypothese nach dem einseitigen Wilcoxon-Rangsummentest auf dem jeweils 1/5/10-prozentigen Signifikanzniveau.
 ()... Unzureichende Fallzahl.

Darauf aufbauend stellt sich die Frage, wie hoch der individuelle Gewinn eines Bieters ist, falls eine Auktion per Sniping-Gebot gewonnen wird. Hierzu wird die Differenz der durchschnittlichen Endpreise der Auktionen, in denen Sniping zum Gewinn führte und denen ohne Sniping betrachtet. Um den individuellen Gewinn eines Bieters durch Sniping eindeutig bestimmen zu können, werden Auktionen, in denen Sniping nicht zum Gewinn führte, aus der Untersuchung ausgeschlossen. Tabelle 6.4 zeigt unterschiedlich hohe Gewinne durch Sniping in den verschiedenen Segmenten. Der höchste signifikante Gewinn ist bei den iPad-32GB-3G-Auktionen in den USA zu finden und beläuft sich mit ungefähr 37\$ auf 6% des Auktionspreises. In den untersuchten Auktionen in Deutschland ist ein durchschnittlicher Gewinn von

1% bis 5% zu messen. Insgesamt ist Sniping damit häufig profitabel, führt jedoch nicht immer zu einer Preisersparnis. In drei Segmenten werden für Sniping sogar höhere Preise ermittelt, wobei allerdings das Signifikanzkriterium nicht erfüllt wird.

Tabelle 6.4: Preisdifferenz zwischen Auktionen, in denen Sniper gewonnen haben und Auktionen ohne Sniping

	Deutschland [€]		USA [\$]	
	A_{oS}	Differenz ($A_{SG} - A_{oS}$)	A_{oS}	Differenz ($A_{SG} - A_{oS}$)
IPad 16GB 3G	453,66	-12,40*	528,28	-34,51***
IPad 32GB 3G	515,21	-15,57*	603,51	-36,69***
IPad 64GB 3G	607,88	-8,16	696,76	-35,49***
Sims 3 (PC-Spiel)	24,34	0,58	(21,28)	(3,97)
Chanel Mademoiselle	(67,37)	(-1,65)	(58,68)	(-1,51)
Windows 7 Pro.	60,90	-2,77**	92,11	7,04

A_{SG} ... Auktionen mit Sniping

A_{oS} ... Auktionen ohne Sniping

***/**/*... Annahme der Alternativhypothese nach dem einseitigen Wilcoxon-Rangsummentest auf dem jeweils 1/5/10-prozentigen Signifikanzniveau.

()... Unzureichende Fallzahl.

6.4.3 Sensitivitätsanalyse

Im Rahmen einer Sensitivitätsanalyse wird untersucht, inwieweit die Profitabilität von Sniping von dem zugrunde gelegten Zehn-Sekunden-Intervall abhängt. Dabei wird betrachtet, ob alternative Intervalle von 5, 20, 60 und 120 Sekunden zu ähnlichen Ergebnissen führen. Tabelle 6.5 stellt die signifikanten Abweichungen der Endpreise zwischen Sniping-Auktionen (A_S) und Auktionen ohne Sniping (A_{oS}) in den jeweiligen Segmenten für unterschiedliche Sniping-Intervalle dar.

Es werden in 31 der insgesamt 49 Segmente mit ausreichender Fallzahl signifikante Unterschiede bei den Endpreisen gemessen. Dabei zeigen sich ähnliche Resultate für die verschiedenen Sniping-Intervalle, jedoch auch einige kleinere Abweichungen. Relativ einheitliche Ergebnisse treten vor allem bei den Segmenten der USA auf, während in Deutschland größere Unterschiede vorhanden sind.

Tabelle 6.5: Abweichungen der Endpreise für alternative Sniping-Intervalle

	Deutschland					USA				
	5	10	20	60	120	5	10	20	60	120
Sekunden										
IPad 16GB 3G		**	***	***	***	***	***	***	***	***
IPad 32GB 3G	**		*	*	**	***	***	***	***	***
IPad 64GB 3G	*	**	**	**	**	*	***	***	***	***
Sims 3 (PC-Spiel)						(...)	(...)	(...)	(...)	(...)
Chanel Mademoiselle	(...)					(...)	(...)	(...)	(...)	(...)
Windows 7 Pro.	**	*				*1				

***/**/*... Annahme der Alternativhypothese nach dem einseitigen Wilcoxon-Rangsummentest auf dem jeweils 1/5/10-prozentigen Signifikanzniveau.

()... Unzureichende Fallzahl.

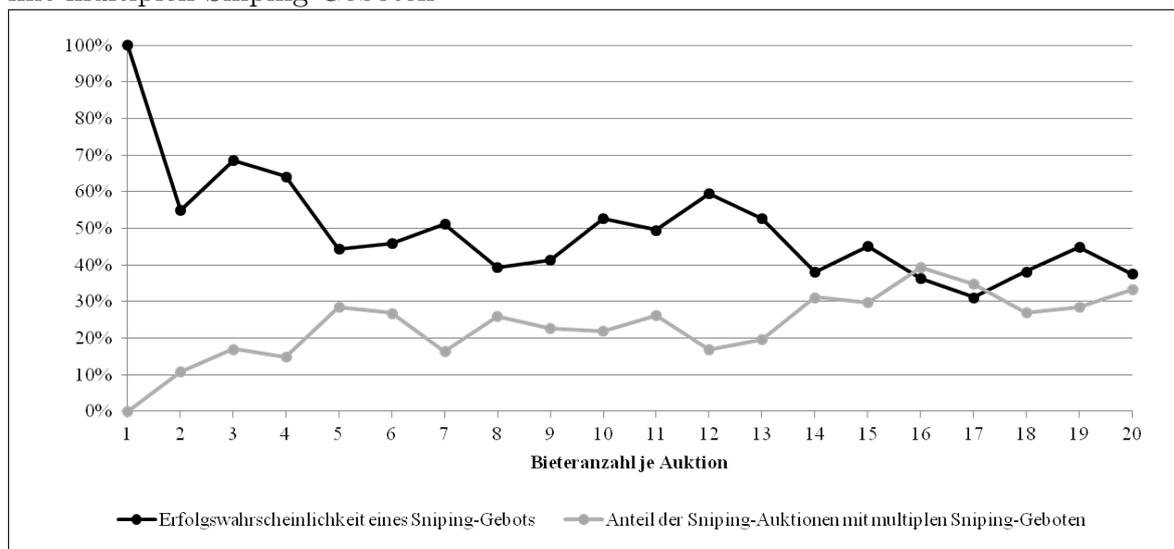
¹... Signifikant höherer Endpreis in Sniping-Auktionen

6.4.4 Wirkungszusammenhänge

Erfolgswahrscheinlichkeit eines Sniping-Gebots

Mit der Abgabe eines Sniping-Gebots stellt sich die Frage nach der Wahrscheinlichkeit, mit diesem Gebot in der Auktion zu gewinnen. Abbildung 6.4 zeigt, dass die Gewinnwahrscheinlichkeit eines Sniping-Gebots mit zunehmender Bieteranzahl der Auktion abnimmt.

Abbildung 6.4: Sniping-Erfolgswahrscheinlichkeit und Anteil der Sniping-Auktionen mit multiplen Sniping-Geboten



Quelle: eigene Darstellung.

Dabei führt eine Sniping-Strategie in Auktionen mit maximal vier Bietern in circa zwei Dritteln aller Fälle zum Gewinn der Auktion. Die Erfolgswahrscheinlichkeit sinkt auf ein durchschnittliches Niveau von ungefähr 40% bei Auktionen mit mehr als 13 Bietern. Eine wesentliche Ursache für die geringere Erfolgsquote bei wettbewerbsintensiven Auktionen sind Sniping-Gebote mehrerer Bieter in einer Auktion. Mit einer zunehmenden Bieteranzahl erhöht sich die Wahrscheinlichkeit, dass mehrere Bieter eine Sniping-Strategie wählen. Abbildung 6.4 stellt den Anteil der Sniping-Auktionen dar, die multiple Sniping-Gebote aufweisen. Dabei ist mit einer zunehmenden Bieteranzahl in einer Auktion ein Anstieg der multiplen Sniping-Gebote zu erkennen. In Sniping-Auktionen mit zwei Bietern geben in jeder 10. Auktion beide Bieter ein Sniping-Gebot ab. In Sniping-Auktionen mit mehr als 13 Bietern stehen sich durchschnittlich in fast jeder dritten Auktion mehrere Sniping-Bieter gegenüber.

Zusammenhang von Sniping und Bieteranzahl

Bei der Analyse des Bieterverhaltens zeigt sich, dass die Wahrscheinlichkeit für das Auftreten von Sniping in einer Auktion mit der Zahl der Bieter zunimmt. Abbildung 6.5 stellt diesen Zusammenhang für die untersuchten Auktionen dar. Insgesamt erhöht sich die Sniping-Wahrscheinlichkeit von 10% in Auktionen mit nur einem Bieter auf ungefähr 50% in Auktionen mit mehr als zwölf Bietern. Der Zusammenhang zwischen dem Auftreten von Sniping und der Bieteranzahl lässt sich anhand einer punktbiserialen Korrelationsanalyse überprüfen.

Eine punktbiserial Korrelationsanalyse erfasst die Abhängigkeit zwischen einem dichotomen (Sniping, kein Sniping) und einem intervallskalierten Merkmal (Bieteranzahl je Auktion).¹⁷⁸ Das Ergebnis der Analyse zeigt einen Korrelationskoeffizienten von 0,22, der auf dem 1-prozentigen Niveau signifikant ist.¹⁷⁹ Das Resultat legt einen stark positiven Zusammenhang zwischen der Bieteranzahl und dem Auftreten von Sniping dar.

¹⁷⁸Vgl. Bortz 1993, S. 207.

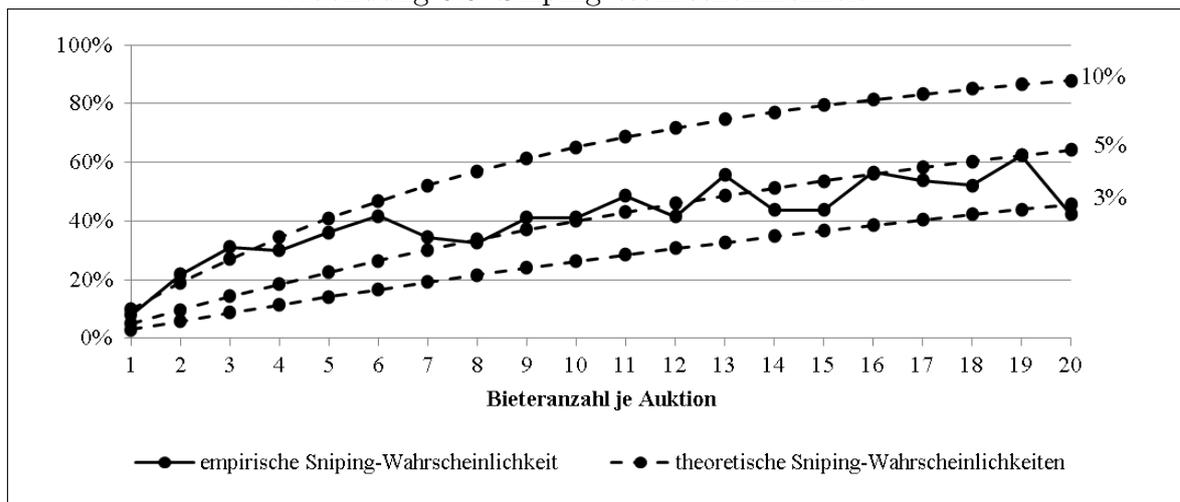
¹⁷⁹Die Berechnung des Korrelationskoeffizienten der punktbiserialen Korrelationsanalyse ist in Bortz und Schuster 2010, S. 207 beschrieben.

Der empirische Befund lässt sich mit einem einfachen statistischen Urnenmodell vergleichen, in dem Sniping-Bieter und normale Bieter durch zwei Lostypen *sniper* und *normal* repräsentiert werden. Die Wahrscheinlichkeit von Sniping in einer Auktion nimmt mit zunehmender Bieterzahl B zu und beträgt

$$p(B) = 1 - (1 - p_{sniper})^B.$$

Dabei beschreibt p_{sniper} die Wahrscheinlichkeit, dass es sich bei der zufälligen Auswahl eines Bieters um einen Sniping-Bieter handelt. Die hieraus resultierenden theoretischen Sniping-Wahrscheinlichkeiten sind in Abbildung 6.5 vergleichend für alternative Werte von p_{sniper} dargestellt.

Abbildung 6.5: Sniping-Wahrscheinlichkeit



Quelle: eigene Darstellung.

Im Vergleich zeigt die empirische Sniping-Wahrscheinlichkeit einen flacheren Verlauf als aus dem statistischen Modell zu erwarten ist. Die Sniper treten damit gehäuft in Auktionen mit wenigen Bietern auf und meiden damit Auktionen mit höherer Wettbewerbsintensität. Eine Ursache kann in der mit zunehmender Bieteranzahl sinkenden Erfolgswahrscheinlichkeit eines Sniping-Gebots liegen, die durch die oft erfahrenen Sniping-Bieter erkannt wird und zu einem Verzicht von Sniping-Geboten führt.

Zusammenhang von Startpreis und Bieteranzahl

Ein weiterer Zusammenhang besteht zwischen der Höhe des Startpreises und der Anzahl der Bieter einer Auktion. Tabelle 6.6 stellt diese statistisch hochsignifikante, stark negative Beziehung der beiden Kennzahlen in den untersuchten Segmenten dar. Ein geringer Startpreis attrahiert mehr Bieter, womit auch die Wahrscheinlichkeit für Sniping zunimmt. Ein eindeutiger Zusammenhang zwischen Startpreis und Endpreis lässt sich anhand der Auktionsdaten jedoch nicht feststellen.

Tabelle 6.6: Spearmannsche Rangkorrelationskoeffizienten zwischen Bieteranzahl und Startpreis

	Deutschland	USA
IPad 16GB 3G	-0,51***	-0,81***
IPad 32GB 3G	-0,67***	-0,80***
IPad 64GB 3G	-0,56***	-0,81***
Sims 3 (PC-Spiel)	-0,41***	-0,62***
Chanel Mademoiselle	-0,49***	-0,48***
Windows 7 Pro.	-0,47***	-0,60***

***/**/*... Annahme der Alternativhypothese nach dem einseitigen Signifikanztest auf dem jeweils 1/5/10-prozentigen Signifikanzniveau.

Sniping zur Vermeidung von Shilling

Eine der Motivationen für Sniping ist die Vermeidung von Shilling. Für die hier vorgenommene Analyse des Zusammenhanges zwischen Shilling und Sniping wird das Identifizierungsverfahren aus Kapitel 4.3 verwendet, das verschiedene Ansätze aus der Literatur mit statistischen Methoden kombiniert. Als Stichprobe dient die Datenbasis aus Kapitel 4.3, bei der anhand des Verfahrens auf einem globalen Signifikanzniveau von $\alpha_{global} = 0,01$ 445 Verkäufer untersucht werden, die mindestens 30 Auktionen durchgeführt haben. Im Ergebnis wird bei 63 Verkäufern Shilling detektiert. Demgegenüber stehen 382 Verkäufer ohne Shilling-Verdacht.

Mit einem zweiseitigen Wilcoxon-Rangsummentest wird anschließend überprüft, ob sich die durchschnittliche Sniping-Quote in den Auktionen der Shilling-Verkäufer von der anderer Verkäufer unterscheidet. Das Ergebnis zeigt eine durchschnittliche Sniping-Quote von 40% bei den Shilling-Verkäufern gegenüber einer Quote von 34%

bei den anderen Verkäufern. Der Unterschied ist signifikant auf einem Fehlerniveau von einem Prozent. Der Unterschied in den Sniping-Quoten kann durch zwei Erklärungsansätze begründet werden.

Zum einen kann der Befund ein Indiz dafür sein, dass zumindest ein Teil der Bieter das Shilling der Verkäufer korrekt antizipiert und Sniping durchführt, um den Verkäufern weniger Gelegenheiten für Shilling-Gebote zur Verfügung zu stellen. Zum anderen besteht die Möglichkeit, dass es sich bei den Sniping-Geboten um Gebote einer Buy-Back-Shilling-Strategie oder einer Unmasking-Strategie der unter Shilling-Verdacht stehenden Verkäufer handelt.

6.5 Zusammenfassung

Sniping ist eine in Online-Auktionen weit verbreitete Bietstrategie, die darauf abzielt, den Preisanstieg im Auktionsverlauf abzuschwächen. Die empirische Analyse zeigt, dass Sniping in Abhängigkeit des betrachteten Marktsegments zu durchschnittlichen Preisreduzierungen von bis zu 6% des Auktionspreises führt.

Obwohl Sniping in Deutschland besonders weit verbreitet ist, fällt die Profitabilität hier gegenüber den USA vergleichsweise gering aus. Der Analyse liegt ein Sniping-Intervall von zehn Sekunden zugrunde, das sich im Rahmen einer Sensitivitätsanalyse als unkritisch für die erzielten Ergebnisse zeigt. Als Motivation für Sniping werden in der Literatur verschiedene Erklärungen genannt, die sich empirisch anhand der Auktionsdaten bislang nur schwer voneinander abgrenzen und verifizieren lassen. Die im Anschluss an die Kernfrage nach der Profitabilität angestellte explorative Datenanalyse liefert dazu erste Anhaltspunkte. So kann das statistisch überproportionale Auftreten von Sniping in Auktionen mit wenigen Bietern als ein Indiz für das in der Literatur oft genannte Schnäppchenjäger-Motiv interpretiert werden. Auch für das Motiv eines Schutzes vor Shilling-Geboten finden sich Indizien. Hier bietet sich ein noch weitgehend offenes Forschungsgebiet, das interessante Ergebnisse erwarten lässt.

Ein weiteres Resultat der Untersuchung zeigt, dass Sniping auch zu höheren Preisen führen kann. Die Erklärungsmöglichkeiten dafür sind vielfältig. Erstens kann hier der „Fluch des Gewinners“ auftreten, bei dem schlecht informierte Bieter den Wert des Auktionsobjekts zu hoch einschätzen und ein überhöhtes Sniping-Gebot abgeben. Zweitens kann es sich um Unmasking-Gebote des Verkäufers handeln, der das Ziel einer Preiserhöhung verfolgt. Drittens kann die Preiserhöhung durch ein Derivat des Pseudo-Besitztumseffekts verursacht werden. Der in Kapitel 2.1.6 bereits beschriebene Effekt, bei dem ein Bieter seine Wertschätzung lediglich aufgrund seiner Gebotsabgabe in der Auktion erhöht, kann auf das Sniping-Verhalten übertragen werden. Dabei lässt sich vermuten, dass sich beim Sniping die Zahlungsbereitschaft bereits bei der Beobachtung des Auktionsobjekts und der damit verbundenen „mentalen Vorbereitung“ des Sniping-Gebots erhöht. Ein vierter möglicher Grund resultiert aus dem Ansatz von Rasmusen 2006, der die Ermittlung der eigenen individuellen Zahlungsbereitschaft als kosten- und zeitaufwändigen Prozess definiert. Dabei kann das überhöhte Sniping-Gebot als Prämie verstanden werden, um den aufwändigen Prozess zu vermeiden, der für die Bildung der Zahlungsbereitschaft erforderlich ist.

Kapitel 7

Zusammenfassung

Online-Auktionen sind durch eine Vielzahl verschiedener Manipulationen gekennzeichnet. Von besonderer Bedeutung sind Manipulationen, die darauf abzielen, den wettbewerblichen Bietprozess während der Verhandlungsphase der Auktionen zu verändern. Es können verschiedene Formen von Wettbewerbsmanipulationen unterschieden werden. Dabei treten die Formen Shilling, Online-Kollusionen und Sniping gegenüber anderen Manipulationsformen hervor. Während Shilling und Sniping aufgrund ihrer weiten Verbreitung hohe Relevanzen besitzen, sind Online-Kollusionen aufgrund ihres hohen Schadenspotentials von Bedeutung, welches bereits in traditionellen Auktionen erkannt worden ist. Andere Formen der Wettbewerbsmanipulationen spielen in Online-Auktionen nur eine untergeordnete Rolle, da sie entweder leicht zu verhindern sind (Siphoning, Bid Shielding), als sehr unwahrscheinlich gelten (Phantomgebote, Informationshandel) oder nur geringe Auswirkungen auf die Auktionsergebnisse haben (Jump-Bidding).

Wettbewerbsmanipulationen sind in der Regel schwierig zu identifizieren. Daher lassen sich Aussagen über die Verbreitung einzelner Manipulationsformen meist nur mit Hilfe geeigneter Identifizierungsverfahren treffen. Daraus ergeben sich die zwei Ziele der Arbeit. Diese umfassen die Entwicklung von Verfahren, die die Identifizierung von Wettbewerbsmanipulationen ermöglichen. Darüber hinaus stellt die Gewinnung von Erkenntnissen über die Verbreitung von manipulativem Verhalten in Online-Auktionen ein weiteres Ziel der Arbeit dar.

Für die Identifizierung von Shilling wird eine neue Methode vorgeschlagen, die verschiedene Indizien mit Hilfe statistischer Methoden kombiniert. Die Vorteile des Verfahrens gegenüber anderen Methoden ist zum einen die auf den Auktionsdaten basierende Berechnung des Schwellwerts, der ehrliche Verkäufer von Shilling-Verkäufern unterscheidet. Zum anderen werden die Gewichtungsfaktoren der einzelnen Indizien durch das Verfahren vorgegeben.

Mit Hilfe einer Simulation wird die Eignung der entwickelten Methode überprüft. Dabei finden für einzelne Parameter des Simulationsmodells Sensitivitätsanalysen statt. Das Simulationsergebnis zeigt die grundlegende Eignung dieses Ansatzes zur Identifizierung von Shilling in Online-Auktionen. Bei der Identifizierung von aggressivem Shilling und Unmasking werden gegenüber den anderen Shilling-Formen höhere Trefferquoten erzielt. Im Rahmen der Simulation werden Verkäufer mit aggressivem Shilling durch das Verfahren in einigen Fällen einer anderen Shilling-Form beschuldigt.

Eine anschließende Anwendung des Verfahrens auf reale Auktionen des Online-Auktionshauses eBay zeigt vor allem bei professionellen Verkäufern Shilling-Verhaltensweisen. Hier wird fast jeder vierte Verkäufer verdächtigt, Shilling durchzuführen. Demgegenüber tritt bei Gelegenheitsverkäufern eine geringere Shilling-Quote auf. Das Identifizierungsverfahren weist zwar mit einem weniger strengen globalen Signifikanzniveau höhere Shilling-Quoten aus. Ein Vergleich mit den Simulationsergebnissen zeigt jedoch, dass dies überwiegend auf zunehmende Fehlidentifizierungen zurückzuführen ist.

Den zweiten Schwerpunkt der Arbeit bildet die Analyse von Online-Kollusionen. Online-Kollusionen sind zwar bisher noch nicht in Online-Auktionen nachgewiesen worden, die weite Verbreitung in traditionellen Auktionen zeigt jedoch die große Bedeutung dieser Manipulationsform. Eine Identifizierung mit Hilfe der bereits entwickelten Verfahren zur Aufdeckung von Kollusionen in traditionellen Auktionen kann aufgrund der spezifischen Datenverfügbarkeit kaum gelingen. Aus diesem Grund wird eine neue Methode entwickelt, die sich an dem Verfahren zur Shilling-Identifizierung

orientiert. Dabei werden ebenfalls Indizien, die auf Online-Kollusionen hinweisen, mit Hilfe statistischer Verfahren kombiniert.

Anhand einer Simulation wird die Eignung der Methode überprüft. Die Trefferquote kolludierender Bieter steigt mit zunehmender Auktionsanzahl und steigendem Signifikanzniveau des Verfahrens und verringert sich mit zunehmender Einzelbieteranzahl. Bei der Simulation des Verfahrens werden in keinem Simulationslauf ehrliche Bieter fälschlicherweise verdächtigt, Online-Kollusionen durchzuführen. Dies ist entweder auf die einfache Konstruktion des Modells oder auf die sehr restriktiven Bedingungen zurückzuführen, die notwendig sind, damit ein Kollusionsbieter verdächtigt wird. Das Verfahren zur Identifizierung von Kollusionsbietern wird anschließend auf empirische Daten des Ausschreibungsportals myHammer angewendet. In Abhängigkeit des gewählten globalen Signifikanzniveaus werden von den ungefähr 40.000 Bietern der Stichprobe zwischen drei und 111 Bieter verdächtigt, Kollusionen durchzuführen.

Der dritte Schwerpunkt der Arbeit ist die Analyse des Snipings in Online-Auktionen. Der Untersuchung liegt das Problem zugrunde, dass die Profitabilität des weit verbreiteten Sniping-Verhaltens in bisherigen Untersuchungen nicht statistisch nachgewiesen werden konnte. Die in der Arbeit durchgeführte Analyse zeigt jedoch, dass in einzelnen Segmenten Sniping zu signifikant niedrigeren Preisen führen kann. Dies betrifft vor allem Auktionen in den USA, in denen Sniping eine durchschnittliche Preisreduktion um bis zu 6% des Auktionspreises bewirkt. Das Untersuchungsergebnis zeigt weiterhin, dass der Erfolg von Sniping mit dessen Häufigkeit tendenziell sinkt. Gegenüber den Auktionen in den USA sind deutsche Auktionen öfter von Sniping betroffen, das sich jedoch als weniger profitabel zeigt.

Neben der Profitabilität werden weitere Wirkungszusammenhänge im Rahmen von Sniping untersucht. Dabei wird unter anderem der Zusammenhang zwischen der Bieteranzahl einer Auktion und der Erfolgswahrscheinlichkeit eines Sniping-Gebots analysiert. Hier zeigt sich mit einer zunehmenden Wettbewerbsintensität eine Verringerung der Erfolgswahrscheinlichkeit. Eine wesentliche Ursache hierfür sind Sniping-

Gebote mehrerer Bieter. Während in Sniping-Auktionen mit zwei Bietern nur in jeder zehnten Auktion beide Bieter ein Sniping-Gebot abgeben, stehen sich in Sniping-Auktionen mit mehr als 13 Bietern durchschnittlich in jeder dritten Auktion mehrere Sniping-Bieter gegenüber.

Ein weiterer Zusammenhang wird zwischen dem Auftreten von Sniping und der Bieteranzahl untersucht. Hier kann anhand einer punktbiserialen Korrelationsanalyse festgestellt werden, dass mit zunehmender Bieteranzahl Sniping öfter auftritt. Allerdings ist die Zunahme der Sniping-Gebote nicht so hoch, wie es anhand eines theoretischen Modells zu erwarten wäre. Daraus lässt sich schließen, dass Sniping-Bieter wettbewerbsintensive Auktionen eher meiden. Darüber hinaus kann ein negativer Zusammenhang zwischen Startpreis und Bieteranzahl identifiziert werden.

Eine Motivation für Sniping ist die Vermeidung von Shilling. Ein Vergleich der Auktionen von Verkäufern, die unter Shilling-Verdacht stehen und den Auktionen der übrigen Verkäufer zeigt eine durchschnittliche Sniping-Quote von 40% bei den Shilling-Auktionen gegenüber 34% bei den übrigen Auktionen. Dieser Unterschied ist auf dem 1%-Niveau signifikant. Dies kann zum einen durch eine Shilling vermeidende Strategie seitens der Bieter erklärt werden. Zum anderen besteht die Möglichkeit, dass es sich bei den Sniping-Geboten um Gebote einer Buy-Back-Shilling-Strategie oder einer Unmasking-Strategie der unter Shilling-Verdacht stehenden Verkäufer handelt.

Die vorliegenden Ergebnisse zeigen die grundlegende Eignung indizienbasierter Verfahren zur Identifizierung von Manipulationen in Online-Auktionen. Grundsätzlich besteht die Möglichkeit, die entwickelte Identifizierungsmethode durch zusätzliche Indizien zu erweitern, falls umfangreichere Datensätze erhoben werden können. Dadurch verringert sich tendenziell das Ausmaß der fälschlichen Beschuldigung ehrlicher Teilnehmer. Auf der anderen Seite werden manipulierende Teilnehmer weniger oft identifiziert. Die Wahl des globalen Signifikanzniveaus kann dabei als Steuerungsinstrument dienen, um die Schwelle zwischen verdächtigem und ehrlichem Verhalten festzulegen.

Das Ziel der Identifizierungsverfahren ist die Suche nach verdächtigen Verhaltensmustern, die sich als Manipulationen interpretieren lassen. Darüber hinaus besteht die Möglichkeit, dass die Muster durch andere Ursachen entstanden sind. Daher kann nur eine sich anschließende tiefergreifende und genauere Untersuchung zur beweiskräftigen Überführung von Manipulationen führen. Allerdings liefern die vorgestellten Identifizierungsverfahren dafür notwendige Voraussetzungen, indem sie den Manipulationsverdacht auf wenige Marktteilnehmer eingrenzen.

Die Ergebnisse der Arbeit verdeutlichen das Problem der Wettbewerbsmanipulationen in Online-Auktionen. Darüber hinaus ist weitere Forschung notwendig, um zu klären, inwieweit die Ergebnisse auch auf andere Regionen, Kategorien oder Marktplätze übertragen werden können. Das unterschiedliche Sniping-Verhalten zwischen Deutschland und den USA lässt vermuten, dass auch bei anderen Manipulationsarten länder- bzw. kulturspezifische Differenzen auftreten. Weiterhin stellt sich die Frage, mit welchen Maßnahmen Wettbewerbsmanipulationen verhindert bzw. in ihrem Ausmaß verringert werden können.

Literaturverzeichnis

- Abrantes-Metz, R. M., L. M. Froeb, J. Geweke und C. T. Taylor (2006): A variance screen for collusion. In: *International Journal of Industrial Organization*, Bd. 24(3), S. 467–486.
- Adam, M. T. P. (2010): „Measuring emotions in electronic auctions“. Diss. Karlsruhe Institut für Technologie.
- Amor, D. (2000): Dynamic commerce. Galileo Press.
- Anwar, S., R. McMillan und M. Zheng (2006): Bidding behavior in competing auctions: evidence from eBay. In: *European Economic Review*, Bd. 50, S. 307–322.
- Ariely, D., A. Ockenfels und A. E. Roth (2005): An experimental analysis of ending rules in Internet auctions. In: *RAND Journal of Economics*, Bd. 36(4), S. 890–907.
- Ariely, D. und I. Simonson (2003): Buying, bidding, playing, or competing? Value assessment and decision dynamics in online auctions. In: *Journal of Consumer Psychology*, Bd. 13, S. 113–123.
- Armantier, O. (2002): Deciding between the common and private values paradigm: an application to experimental data. In: *International Economic Review*, Bd. 43(3), S. 783–802.
- Avery, C. (1998): Strategic jump bidding in english auctions. In: *Review of Economic Studies*, Bd. 65, S. 185–210.
- Bag, P. K., E. M. Dinlersoz und R. Wang (2000): More on phantom bidding. In: *Economic Theory*, Bd. 15, S. 701–707.

- Bajari, P. und A. Hortacısu (2003): The winner's curse, reserve prices, and endogenous entry: empirical insights from eBay auctions. In: *RAND Journal of Economics*, Bd. 34(2), S. 329–355.
- Bajari, P. und A. Hortacısu (2004): Economic insights from internet auctions. In: *Journal of Economic Literature*, Bd. 42, S. 457–486.
- Bajari, P. und G. Summers (2002): Detecting collusion in procurement auctions. In: *Antitrust Law Journal*, Bd. 70, S. 143–170.
- Bajari, P. und L. Ye (2003): Deciding between competition and collusion. In: *The Review of Economics and Statistics*, Bd. 85(4), S. 971–989.
- Baldwin, L. H., R. C. Marshall und J.-F. Richard (1997): Bidder collusion at forest service timber sales. In: *The Journal of Political Economy*, Bd. 105(4), S. 657–699.
- Banerji, A. und J. V. Meenakshi (2004): Millers, commission agents and collusion in grain auction markets: evidence from basmati auctions in north india. Working Paper Nr. 129, Centre for Development, Department of Economics, Delhi School of Economics.
- Bapna, R. (2003): When snipers become predators: can mechanism design save online auctions? In: *Communications of the ACM*, Bd. 46(12), S. 152–158.
- Berstein, D. (2007): Sniping Bargains: late bidding on eBay auctions. Working Paper, University of Pennsylvania.
- Bhargava, B., M. Jenamani und Y. Zhong (2005): Counteracting shill bidding in online english auction. In: *International Journal of Cooperative Information Systems*, Bd. 14(2-3), S. 245–263.
- BITKOM (2010): 27 Millionen Deutsche ersteigern Produkte im Internet. http://www.bitkom.org/de/presse/66442_64736.aspx. Abruf am 09.02.2011.
- Blanckenburg, K. von, A. Geist und K. A. Kholodilin (2010): The influence of collusion on price changes: new evidence from major cartel cases. Working Paper, DIW Berlin.

- Boll, D. (2005): „Der Kampf um die Kunst“. Diss. Institut für Kulturmanagement, Pädagogische Hochschule Ludwigsburg.
- Bolotova, Y., J. M. Connor und D. J. Miller (2008): The impact of collusion on price behavior: Empirical results from two recent cases. In: *International Journal of Industrial Organization*, Bd. 26(6), S. 1290–1307.
- Bortz, J. (1993): Statistik für Sozialwissenschaftler. 4. Auflage. Springer Verlag.
- Bortz, J. und C. Schuster (2010): Statistik für Human- und Sozialwissenschaftler. 7. Auflage. Springer Verlag.
- Boyd, C. und W. Mao (2000): Security issues for electronic auctions. Techn. Ber. HPL-2000-90. Trusted E-Services Laboratory, Hewlett-Packard.
- Bramsen, J.-M. (Apr. 2008): Bid early and get it cheap - Timing effects in internet auctions. Working Paper.
- Büning, H. und G. Trenkler (1994): Nichtparametrische statistische Methoden. 2. Auflage. de Gruyter.
- Calliess, G.-P. (2001): „Rechtssicherheit und Marktbeherrschung im elektronischen Welthandel: die Globalisierung des Rechts als Herausforderung der Rechts- und Wirtschaftstheorie“. In: E-Commerce und Wirtschaftspolitik. Hrsg. von J. B. Donges und J. Eekhoff. Schriften zur Wirtschaftspolitik 8. Lucius & Lucius, S. 189–206.
- Cassady, R. (1980): Auctions and auctioneering. University of California Press.
- Chou, S., C.-S. Lin, C.-h. Chen, T.-R. Ho und Y.-C. Hsieh (2007): A simulation-based model for final price prediction in online auctions. In: *Journal of Economics and Management*, Bd. 3(1), S. 1–16.
- Clark, C. und T. Pinch (1995): The hard sell - the language and lessons of street-wise marketing. HarperCollinsPublishers.
- Dong, F., S. M. Shatz und H. Xu (2010): Reasoning under uncertainty for skill detection in online auctions using dempster shafer theory. In: *International Journal of Software Engineering and Knowledge Engineering*, Bd. 20.

- Easley, R. F. und R. Tenorio (2004): Jump bidding strategies in internet auctions. In: *Management Science*, Bd. 50(10), S. 1407–1419.
- Ehrhart, K.-M. und M. Ott (2003): Auctions, information, and new technologies. Working Paper, Sonderforschungsbereich 504, Universität Mannheim.
- Ely, J. C. und T. Hossain (2009): Sniping and squatting in auction markets. Working Paper.
- Engelberg, J. und J. Williams (2009): eBay's proxy bidding: A license to shill. In: *Journal of Economic Behavior & Organization*, Bd. 72(1), S. 509–526.
- Feinstein, J. S., M. K. Block und F. C. Nold (1985): Asymmetric information and collusive behavior in auction markets. In: *The American Economic Review*, Bd. 75(3), S. 441–460.
- Fishman, M. J. (1988): A theory of preemptive takeover bidding. In: *RAND Journal of Economics*, Bd. 19(1), S. 88–101.
- Ford, B. J., H. Xu und I. Valova (2010): „Identifying suspicious bidders utilizing hierarchical clustering and decision trees“. In: Proceedings of the 12th International Conference on Artificial Intelligence, S. 195–201.
- Froeb, L. M. und M. Shor (2005): „Auction models“. In: *Econometrics: Legal, Practical, and Technical Issues*. Hrsg. von J. Harkrider. American Bar Association, S. 225–246.
- Gilovich, T., V. H. Medvec und K. Savitsky (2000): The spotlight effect in social judgement: an egocentric bias in estimates of the salience of one's own actions and appearance. In: *Journal of Personality and Social Psychology*, Bd. 78(2), S. 211–222.
- Glänzer, S. und B. Schäfers (2001): „Dynamic Trading Network und virtuelle Auktionen im Internet - das Beispiel ricardo.de“. In: *Management - Handbuch Electronic Commerce*. Hrsg. von A. Hermanns und M. Sauter. 2. Auflage. Verlag Vahlen, S. 609–616.
- Goel, A., H. Xu und S. M. Shatz (2010): „A multi-state bayesian network for skill verification in online-auctions“. In: Proceedings of the International Conference on Software Engineering and Knowledge Engineering, S. 279–285.

- Goeree, J. K. und T. Offerman (2003): Competitive bidding in auctions with private and common values. In: *The Economic Journal*, Bd. 113, S. 598–613.
- Gonzales, R., K. Hasker und R. C. Sickles (2009): An analysis of strategic behavior in eBay auctions. In: *The Singapore Economic Review*, Bd. 54(3), S. 441–472.
- Graham, D. A. und R. C. Marshall (1987): Collusive bidder behavior at single-object second-price and english auctions. In: *The Journal of Political Economy*, Bd. 95(6), S. 1217–1239.
- Graham, D. A., R. C. Marshall und J.-F. Richard (1990): Differential payments within a bidder coalition and the shapley value. In: *American Economic Review*, Bd. 80(3), S. 493–510.
- Gray, S. und D. Reiley (2007): Measuring the benefits to sniping on ebay: evidence from a field experiment. Working Paper.
- Gregg, D. G. und J. E. Scott (2008): A typology of complaints about eBay sellers. In: *Communications of the ACM*, Bd. 51(4), S. 69–74.
- Guttman, R. H., A. G. Moukas und P. Maes (1998): Agent-mediated electronic commerce: a survey. In: *Knowledge Engineering Review*, Bd. 13(2), S. 147–159.
- Harrington, J. E. (2007): „Detecting cartels“. In: *Advances in the Economics of Competition*. Hrsg. von P. Buccirossi. MIT Press.
- Hartung, J. (1993): *Statistik - Lehr- und Handbuch der angewandten Statistik*. 9. Auflage. Oldenbourg Verlag.
- Heydenreich, G. (2001): „Online Auktionen - Verhandlungen in der Neuen Wirtschaft“. In: *Management - Handbuch Electronic Commerce*. Hrsg. von A. Hermann und M. Sauter. 2. Auflage. Verlag Vahlen, S. 549–554.
- Heyman, J. E., Y. Orhun und D. Ariely (2004): Auction fever: the effect of opponents and quasi-endowment on product valuations. In: *Journal of Interactive Marketing*, Bd. 18(4), S. 7–21.
- Holm, S. (1979): A simple sequentially rejective multiple test procedure. In: *Scandinavian Journal of Statistics*, Bd. 6, S. 65–70.

- Holt, C. A. und R. Sherman (1994): The loser's curse. In: *The American Economic Review*, Bd. 84(3), S. 642–652.
- Hörner, J. und N. Sahuguet (2007): Costly signalling in auctions. In: *Review of Economic Studies*, Bd. 74, S. 173–206.
- Illik, J. A. (2002): *Electronic Commerce - Grundlagen und Technik für die Erschließung elektronischer Märkte*. 2. Auflage. Oldenbourg Verlag.
- Internet Crime Complaint Center (2010): *Internet Crime Report 2009*.
http://www.ic3.gov/media/annualreport/2009_IC3Report.pdf. Abruf am 29.06.2010.
- Jakobsson, M. (2007): *Bid rigging in swedish procurement auctions*. Working Paper, Universität Stockholm.
- Kauffman, R. J. und C. A. Wood (2003): „Running up the bid: detecting, predicting, and preventing reserve price shilling in online auctions“. In: *Proceedings of the 5th International Conference on Electronic Commerce*. Pittsburgh, Pennsylvania, S. 259–265.
- Kim, Y. (2004): „An optimal auction infrastructure design: an agent-based simulation approach“. In: *Proceedings of the 10th Americas Conference on Information Systems*, New York, S. 1851–1859.
- Klemperer, P. (1999): Auction theory: a guide to the literature. In: *Journal of Economic Surveys*, Bd. 13(3), S. 227–286.
- Klemperer, P. (2004): *Auctions: theory and practice*. Princeton University Press.
- Kollmann, T. (2007): *E-Business - Grundlagen elektronischer Geschäftsprozesse in der Net Economy*. 2. Auflage. Gabler Verlag.
- Kräkel, M. (1992): *Auktionstheorie und interne Organisation*. Gabler Verlag.
- Krishna, V. (2002): *Auction theory*. Academic Press.
- Ku, G., D. Malhotra und J. K. Murnighan (2005): Towards a competitive arousal model of decision-making: A study of auction fever in live and internet auctions. In: *Organizational Behavior and Human Decision Processes*, Bd. 96(2), S. 89–103.

- Kwan, M., R. Overill, K.-P. Chow, J. Silomon, H. Tse, F. Law und P. Lai (2010): „Evaluation of evidence in internet auction fraud investigations“. In: Proceedings of the 6th International Conference on Digital Forensics, Hong Kong, 3-6 January 2010. Springer Verlag, S. 95–106.
- Lee, H. und U. Malmendier (2006): The bidder’s curse. NBER Working Paper.
- Lucking-Reiley, D. (1999): Using field experiments to test equivalence between auction formats: magic on the internet. In: *The American Economic Review*, Bd. 89(5), S. 1063–1080.
- Lucking-Reiley, D. (2000a): Auctions on the internet: what’s being auctioned, and how? In: *The Journal of Industrial Economics*, Bd. 48(3), S. 227–252.
- Lucking-Reiley, D. (2000b): Vickrey auctions in practice: from nineteenth-century philately to twenty-first-century e-commerce. In: *Journal of Economic Perspectives*, Bd. 14(3), S. 183–192.
- Lucking-Reiley, D., D. Bryan, N. Prasad und D. Reeves (2007): Pennies from eBay: the determinants of price in online auctions. In: *The Journal of Industrial Economics*, Bd. 55(2), S. 223–233.
- Mailath, G. J. und P. Zemsky (1991): Collusion in second price auctions with heterogeneous bidders. In: *Games and Economic Behavior*, Bd. 3, S. 467–486.
- Marshall, R. C. und L. M. Marx (2007): Bidder collusion. In: *Journal of Economic Theory*, Bd. 133, S. 374–402.
- Matthews, S. A. (1995): A technical primer on auction theory I: independent private values. Working Paper No. 1096.
- Maule, A. J., G. R. J. Hockey und L. Bdzola (2000): Effects of time-pressure on decision-making under uncertainty: changes in affective state and information processing strategy. In: *Acta Psychologica*, Bd. 104, S. 283–301.
- McAfee, R. P. und J. McMillan (1987): Auctions and bidding. In: *Journal of Economic Literature*, Bd. 25(2), S. 699–738.
- McAfee, R. P. und J. McMillan (1992): Bidding rings. In: *The American Economic Review*, Bd. 82(3), S. 579–599.

- Melnik, M. I. und J. Alm (2002): Does a seller's eCommerce reputation matter? Evidence from eBay auctions. In: *The Journal of Industrial Economics*, Bd. 50(3), S. 337–349.
- Menezes, F. M. und P. K. Monteiro (2008): An introduction to auction theory. Oxford University Press.
- Milgrom, P. R. (1978): A Bidding model of price formation under uncertainty. Working Paper.
- Milgrom, P. R. und R. J. Weber (1982): A theory of auctions and competitive bidding. In: *Econometrica*, Bd. 50(5), S. 1089–1122.
- Mizuta, H. und K. Steiglitz (2000): „Agent-based simulation of dynamic online auctions“. In: Proceedings of the Simulation Conference, S. 1772–1777.
- Moldovanu, B. und M. Tietzel (1998): Goethe's second-price auction. In: *Journal of Political Economy*, Bd. 106(4), S. 854–859.
- Nikitkov, A. und D. Bay (2008): Online auction fraud: ethical perspective. In: *Journal of Business Ethics*, Bd. 79, S. 235–244.
- Ockenfels, A., D. H. Reiley und A. Sadrieh (2006): „Online Auctions“. In: Handbooks in Information Systems. Hrsg. von T. Hendershott. Bd. 1. Elsevier B. V., S. 571–628.
- Ockenfels, A. und A. E. Roth (2006): Late and multiple bidding in second price internet auctions: theory and evidence concerning different rules for ending an auction. In: *Games and Economic Behavior*, Bd. 55, S. 297–320.
- O'Hara-Devereaux, M. und R. Johansen (1994): Global work: bridging distance, culture, and time. The Jossey-Bass Management Series. Jossey-Bass.
- Parliament of the United Kingdom (1961): Mock auctions act. Chapter 47.
- Pesendorfer, M. (2000): A study of collusion in first-price auctions. In: *Review of Economic Studies*, Bd. 67, S. 381–411.
- Peters, M. und S. Severinov (2006): Internet auctions with many traders. In: *Journal of Economic Theory*, Bd. 130, S. 220–245.

- Peters, R. (2010): Internet-Ökonomie. Springer Verlag.
- Peters, R. und C. Schmeißer (2012): „Sniping in Online-Auktionen“. In: Proceedings of the Multikonferenz Wirtschaftsinformatik (MKWI) 2012 in Braunschweig. Dirk Christian Mattfeld und Susanne Robra-Bissantz, S. 1835–1845.
- Peters, R. (2002): Elektronische Märkte - Spieltheoretische Konzeption und agentenorientierte Realisierung. Physica-Verlag.
- Picot, A., R. Reichwald und R. Wigand (2003): Die grenzenlose Unternehmung. 5. Auflage. Gabler Verlag.
- Porter, R. H. und J. D. Zona (1993): Detection of bid rigging in procurement auctions. In: *The Journal of Political Economy*, Bd. 101(3), S. 518–538.
- Porter, R. H. und J. D. Zona (1999): Ohio school milk markets: an analysis of bidding. In: *RAND Journal of Economics*, Bd. 30(2), S. 263–288.
- Presser, G. (1999): „Dempster-Shafer Evidenztheorie - Versuch einer anschaulichen Einführung“. In: 19. Workshop Interdisziplinäre Methoden in der Informatik. Hrsg. von B. Reusch.
- Price, M. K. (2008): Using the spatial distribution of bidders to detect collusion in the marketplace: evidence from timber auctions. In: *Journal of Regional Science*, Bd. 48(2), S. 399–417.
- Rasmusen, E. B. (2006): Strategic implications of uncertainty over one's own private value in auctions. In: *Advances in Theoretical Economics*, Bd. 6(1).
- Resnick, P. und R. Zeckhauser (2002): „Trust among strangers in internet transactions: empirical analysis of eBay's reputation system“. In: *The Economics of the Internet and E-Commerce*. Hrsg. von M. R. Baye. Bd. 11. *Advances in Applied Microeconomics*. Elsevier Science, S. 127–157.
- Roth, A. E. und A. Ockenfels (2002): Last-minute bidding and the rules for ending second-price auctions: evidence from eBay and Amazon auctions on the internet. In: *The American Economic Review*, Bd. 92(4), S. 1093–1103.
- Rubin, S., M. Christodorescu, V. Ganapathy, J. Giffin, L. Kruger, H. Wang und N. Kidd (2005): „An auctioning reputation system based on anomaly detection“.

- In: Proceedings of the 12th Conference on Computer and Communications Security, S. 270–279.
- Schindler, J. (2003): „Auctions with interdependent valuations - theoretical and empirical analysis, in particular of internet auctions“. Diss. Wirtschaftsuniversität Wien.
- Schmeißer, C. (2009): Die Profitabilität von Online-Kollusionen. Tagungsband des 11. interuniversitären Doktorandenseminars Wirtschaftsinformatik der Universitäten Halle, Leipzig, Jena, Dresden und Freiberg, S. 55-60.
- Schmeißer, C. und R. Peters (2011): „Shilling in Online-Auktionen“. In: Proceedings of the 10. International Conference on Wirtschaftsinformatik (WI 2011), Zürich. A. Bernstein und G. Schwabe, S. 201–206.
- Schmid, B. und M. Lindemann (1997): Elemente eines Referenzmodells elektronischer Märkte. Bericht-Nr. IM HSG/CCEM/44, Tutorium „Elektronische Märkte“, Universität St. Gallen.
- Schneider, D. und G. Schnetkamp (2000): E-Markets : B2B-Strategien im Electronic Commerce. Gabler Verlag.
- Shafer, G. (1976): A mathematical theory of evidence. Princeton University Press.
- Shah, H. S., N. R. Joshi, A. Sureka und P. R. Wurman (2003): Mining eBay: bidding strategies and skill detection. In: *Lecture Notes in Computer Science*, Bd. 2703, S. 17–34.
- Shubik, M. (1971): The dollar auction game: a paradox in noncooperative behavior and escalation. In: *The Journal of Conflict Resolution*, Bd. 15(1), S. 109–111.
- Steiglitz, K. (2007): Snipers, shills & sharks - eBay and human behavior. Princeton University Press.
- Tenney, F. (1940): Rome and Italy of the empire. Bd. 5. An Economic Survey of Ancient Rome. Johns Hopkins Press.
- Thaler, R. (1980): Toward a positive theory of consumer choice. In: *Journal of Economic Behavior and Organisation*, Bd. 1, S. 39–60.

- Trevathan, J. und W. Read (2006): „Undesirable and fraudulent behaviour in online auctions“. In: Security and Cryptography Conference (SECRYPT), S. 450–458.
- Trevathan, J. und W. Read (2007): Investigating shill bidding behaviour involving colluding bidders. In: *Journal of Computers*, Bd. 2(10), S. 63–75.
- Trevathan, J. und W. Read (2009): „Detecting shill bidding in online english auctions“. In: Handbook of Research on social and organizational Liabilities in Information Security. Hrsg. von M. Gupta und R. Sharman, S. 446–470.
- Vickrey, W. (1961): Counterspeculation, auctions, and competitive sealed tenders. In: *Journal of Finance*, Bd. 16(1), S. 8–37.
- Wang, W., Z. Hidvegi und A. B. Whinston (2004): Shill-proof (SPF) schedule: the sunscreen against seller self-collusion in online english auctions. Working Paper.
- Wilcox, R. T. (2000): Experts and amateurs: the role of experience in internet auctions. In: *Marketing Letters*, Bd. 11(4), S. 363–374.
- Wintr, L. (2008): Some evidence on late bidding in eBay auctions. NBB Working Paper 126, National Bank of Belgium.
- Wolf, J. R., H. R. Arkes und W. A. Muhanna (2005): Is overbidding in online auctions the result of a pseudo-endowment effect? Working Paper.
- Wolf, J. R., H. R. Arkes und W. A. Muhanna (2008): The power of touch: an examination of the effect of duration of physical contact on the valuation of objects. In: *Judgement and Decision Making*, Bd. 3(6), S. 476–482.
- Xu, H., C. K. Bates und S. M. Shatz (2009): „Real-time model checking for shill detection in live online auctions“. In: Proceedings of the International Conference on Software Engineering Research and Practice (SERP), Las Vegas, S. 134–140.
- Xu, H. und Y.-T. Cheng (2007): Model checking bidding behaviors in internet concurrent auctions. In: *International Journal of Computer Systems Science & Engineering*, Bd. 22(4), S. 179–191.
- Zajonc, R. B. (1965): Social facilitation. In: *Science*, Bd. 149(3681), S. 269–274.

Anhang A

Symbolverzeichnis

α_{global}	...	globales Signifikanzniveau
α_{lokal}	...	lokales Signifikanzniveau
α -Fehler	...	Wahrscheinlichkeit, H_0 fälschlicherweise zu verwerfen
A_{oS}	...	Auktionen ohne Sniping
A_S	...	Auktionen mit Sniping
A_{SG}	...	Auktionen, in denen ein Sniping-Gebot gewinnt
A_{SkG}	...	Auktionen, in denen kein Sniping-Gebot gewinnt
B	...	Bieteranzahl
b	...	Bieter, $b = 1, \dots, B$
Bel	...	Zutrauen
β -Fehler	...	Wahrscheinlichkeit, H_0 fälschlicherweise nicht abzulehnen
β_r -Fehler	...	relativer β -Fehler
B_S	...	Sniping-Bieter
B_{oS}	...	Bieter, die kein Sniping durchführen
CV	...	common value
g_i	...	Gebot eines Bieters i
H_0	...	Hypothese i
IPV	...	independent private value
k	...	Indizienanzahl
M	...	Anzahl der Kollusionsbieter

m	...	Anzahl der Stichprobenwerte der übrigen Verkäufer / Bieter
N	...	Anzahl der Einzelbieter
n	...	Anzahl der Stichprobenwerte des untersuchten Verkäufers / Bieters
O	...	Auktionsanzahl
p	...	Auktionsphase
$p(B)$...	Wahrscheinlichkeit, dass von B Bietern mindestens ein Bieter Sniping durchführt
p_o	...	Anteil der Auktionsgewinne der übrigen Bieter
p_{Sniper}	...	Wahrscheinlichkeit, dass ein Bieter Sniping durchführt
Pl	...	Plausibilität
PV	...	private value
S	...	Verkäuferanzahl
s	...	Verkäufer, $s = 1, \dots, S$
T	...	Anzahl Shilling-Verkäufer
TQ	...	Trefferquote
U	...	Anzahl der Auktionsgewinne eines Bieters
V	...	Anzahl der Auktionsteilnahmen eines Bieters
v	...	Zahlungsbereitschaft
$w_{p,i}$...	Gebotswahrscheinlichkeit eines Bieters i in der Auktionsphase p
$w_{p,i}^k$...	kumulierte Gebotswahrscheinlichkeit eines Bieters i in der Auktionsphase p
W_N	...	Summe der Rangzahlen
X	...	Zustandsmenge
Z	...	Teststatistik

Anhang B

Datenbeschreibung der Sniping-Analyse

Tabelle B.1: Startpreis

	Deutschland [€]			USA [\$]		
	Min	Avg	Max	Min	Avg	Max
IPad 16GB 3G	1	46,77	539,90	0,01	223,69	900,00
IPad 32GB 3G	1	96,25	899,00	0,01	277,44	751,00
IPad 64GB 3G	1	78,95	695,00	0,01	316,20	899,00
Sims 3 (PC-Spiel)	1	2,62	29,90	0,49	13,82	49,99
Chanel Mademoiselle	1	5,32	73,00	0,01	18,78	62,00
Windows 7 Pro.	1	7,60	105,00	0,01	30,88	119,99

Min=Minimum, Avg=Mittelwert, Max=Maximum

Tabelle B.2: Endpreis

	Deutschland [€]			USA [\$]		
	Min	Avg	Max	Min	Avg	Max
IPad 16GB 3G	223,00	447,18	556,00	202,50	516,88	900,00
IPad 32GB 3G	391,00	507,38	899,00	237,50	592,12	810,00
IPad 64GB 3G	444,00	595,35	726,00	405,00	686,99	935,00
Sims 3 (PC-Spiel)	1,00	24,70	36,40	0,49	21,57	49,99
Chanel Mademoiselle	43,50	67,24	111,00	17,40	58,02	84,98
Windows 7 Pro.	10,46	59,83	121,99	0,01	94,00	198,50

Min=Minimum, Avg=Mittelwert, Max=Maximum

Tabelle B.3: Gebote je Auktion

	Deutschland			USA		
	Min	Avg	Max	Min	Avg	Max
IPad 16GB 3G	1	23,64	72	1	19,93	122
IPad 32GB 3G	1	21,74	68	1	16,90	94
IPad 64GB 3G	1	23,78	82	1	17,66	112
Sims 3 (PC-Spiel)	1	10,53	34	1	6,38	28
Chanel Mademoiselle	1	17,13	50	1	11,53	32
Windows 7 Pro.	1	13,67	34	1	13,03	44

Min=Minimum, Avg=Mittelwert, Max=Maximum

Tabelle B.4: Bieter je Auktion

	Deutschland			USA		
	Min	Avg	Max	Min	Avg	Max
IPad 16GB 3G	1	12,34	23	1	9,42	42
IPad 32GB 3G	1	11,13	21	1	8,64	42
IPad 64GB 3G	1	12,06	28	1	8,70	34
Sims 3 (PC-Spiel)	1	6,41	15	1	3,22	11
Chanel Mademoiselle	1	9,87	19	1	5,50	14
Windows 7 Pro.	1	8,27	16	1	7,12	26

Min=Minimum, Avg=Mittelwert, Max=Maximum

Erklärung

Ich versichere, dass ich meine Dissertation mit dem Titel
Wettbewerbsmanipulationen in Online-Auktionen
selbständig verfasst und keine anderen als die angegebenen Hilfsmittel benutzt habe.
Die Stellen, die anderen Werken - dazu zählen auch Internetquellen - dem Wortlaut
oder dem Sinn nach entnommen sind, wurden unter Angabe der Quelle als
Entlehnung kenntlich gemacht.

Halle (Saale), September 2012

Christian Schmeißer