



MASTERARBEIT | MASTER'S THESIS

Titel | Title

Literaturübersetzung zwischen Mensch und Maschine
Ein Vergleich von Humanübersetzung und maschineller
Übersetzung (NMT und LLM) am Beispiel von Crazy Rich Asians

verfasst von | submitted by
Veronika Müller BA

angestrebter akademischer Grad | in partial fulfilment of the requirements for the degree of
Master of Arts (MA)

Wien | Vienna, 2025

Studienkennzahl lt. Studienblatt | Degree
programme code as it appears on the
student record sheet:

UA 070 331 342

Studienrichtung lt. Studienblatt | Degree
programme as it appears on the student
record sheet:

Masterstudium Translation Deutsch Englisch

Betreut von | Supervisor:

Ass.-Prof. Mag. Dr. Waltraud Kolb

DANKSAGUNG

Die Erstellung dieser Masterarbeit wäre ohne die Unterstützung zahlreicher Personen nicht möglich gewesen, bei denen ich mich an dieser Stelle herzlich bedanken möchte.

Mein besonderer Dank gilt zunächst Ass.-Prof. Mag. Dr. Waltraud Kolb, für die ausgezeichnete Betreuung, die wertvollen fachlichen Anregungen und die stets schnellen Rückmeldungen, die maßgeblich zum Erstellen dieser Arbeit beigetragen haben.

Ein großes Dankeschön geht zudem an meine Familie, ohne deren Unterstützung diese Arbeit in der vorliegenden Form nicht entstanden wäre. Danke für eure unermüdliche emotionale Unterstützung, eure Geduld und euer Verständnis während der intensiven Arbeitsphase.

Inhalt

Abbildungsverzeichnis	6
Tabellenverzeichnis.....	7
Einleitung	8
1 <i>Domestication</i> vs. <i>foreignization</i> und ihre Bedeutung für die Übersetzung kultureller Elemente	10
1.1 Die Pole <i>domestication</i> / <i>foreignization</i> in der Translationswissenschaft.....	10
1.2 Kulturelle Elemente in Übersetzung.....	15
1.2.1 Code-Switching (CS)	20
1.2.2 Extralinguistic Cultural References (ECRs)	22
2 Forschungsstand: Maschinelle Übersetzung (MT)	25
2.1 Überblick zur Entwicklung der MT.....	26
2.2 Herausforderungen und Evaluationsmethoden der MT.....	29
2.2.1 Herausforderungen	29
2.2.2 Evaluationsmethoden	31
2.3 NMT und LLMs	32
2.3.1 DeepL	34
2.3.2 ChatGPT.....	35
2.4 MT für literarische Texte.....	36
3 Romanvorstellung: <i>Crazy Rich Asians</i>	43
3.1 Hintergrund und Relevanz des Romans	43
3.2 Inhaltliche Zusammenfassung	45
3.3 Kulturelle Besonderheiten	48
4 Methodik.....	51
4.1 Analyseauswahl und Forschungsdesign	51
4.2 Analysemodelle und Kriterienkatalog	52
4.2.1 Übersetzungsstrategien zu literarischem CS	53
4.2.2 Übersetzungsstrategien zu ECRs	54
4.2.3 Entwicklung eines kombinierten Kriterienkatalogs	56
5 Deskriptive Analyse	60
5.1 Analyse der ausgewählten Textstellen	60
5.1.1 Klassifikation der CS-Elemente und ECRs im Ausgangstext.....	61
5.1.2 Zugänglichkeit im Ausgangstext: HA – AA – EA.....	68
5.1.3 Übersetzungsstrategien im Vergleich.....	73

5.1.4	Zugänglichkeitsverschiebungen in den Übersetzungen	87
5.2	<i>Exkurs: Maschinenübersetzungsfehler (exemplarische Auswahl)</i>	93
5.3	Diskussion	97
6	Fazit und Ausblick	107
	Bibliographie.....	110
	Anhang 1	117
	Anhang 2	160
	Abstract (Deutsch).....	167
	Abstract (English)	168

Abbildungsverzeichnis

Abbildung 1: ECR-Domänen (adaptiert nach Pedersen 2011: 59f.).....	24
Abbildung 2: Kombiniertes Kriterienkatalog, adaptiert nach Ahmed (2018) und Pedersen (2011). „Footnote“ wurde für diese Arbeit als zusätzliche <i>specification</i> -Art ergänzt.	58
Abbildung 3: Die Verteilung der verschiedenen Kategorien von CS- und ECR-Elementen (n=250).....	67
Abbildung 4: Die Verteilung der ECR-Domänen (n=225). Die Domänen „Eigennamen“ und „Sonstige“ stellen bei Weitem die meisten ECRs im gewählten Textabschnitt. Alle anderen Kategorien sind mindestens einmal vertreten (Ausnahme: „Technische Fachbegriffe“)	68
Abbildung 5: Zugänglichkeitsverteilung kultureller Elemente im Ausgangstext: Vergleich zwischen CS und ECRs (n=250).....	71
Abbildung 6: Die Verteilung der Übersetzungsstrategien im Vergleich zwischen Humanübersetzung, DeepL und ChatGPT. „Strategiekombinationen“ wurde als separate Kategorie erfasst, um Doppelzählungen zu vermeiden.....	75
Abbildung 7: Zugänglichkeitsverschiebungen im Vergleich zwischen Humanübersetzung, DeepL und ChatGPT (n=250).....	88
Abbildung 8: Positionierung der drei Übersetzungsversionen im Kontinuum zwischen <i>foreignization</i> und <i>domestication</i>	100

Tabellenverzeichnis

Tabelle 1: Absolute und relative Zugänglichkeiten kultureller Elemente im Ausgangstext....	71
Tabelle 2: Zugänglichkeitsaufschlüsselung nach CS-Typen im Ausgangstext	72
Tabelle 3: Zugänglichkeitsaufschlüsselung nach ECR-Typen im Ausgangstext.....	73
Tabelle 4: Prozentuale Verteilung der Übersetzungsstrategien ohne Unterarten.....	76
Tabelle 5: Beteiligung der Übersetzungsstrategien an Kombinationen (in Prozent)	77
Tabelle 6: Zugänglichkeitsverschiebungen zwischen Ausgangstext und Zieltextversionen (in Prozent)	88
Tabelle 7: Zugänglichkeitsverschiebungen von CS-Elementen (in Prozent).....	90
Tabelle 8: Zugänglichkeitsverschiebungen von ECR-Elementen (in Prozent).....	90
Tabelle 9: Zugänglichkeitsverschiebungen bei <i>retention (complete, unmarked)</i> (in Prozent). 91	
Tabelle 10: Zugänglichkeitsverschiebungen bei <i>direct translation (shifted)</i> (in Prozent).....	91
Tabelle 11: Zugänglichkeitsverschiebungen bei <i>TL-adjusted retention</i> (in Prozent)	92

Einleitung

In einer zunehmend globalisierten Welt ist Übersetzung als Brücke zwischen Sprachen und Kulturen von essentieller Bedeutung. Während die literarische Übersetzung traditionell als Domäne menschlicher Übersetzer:innen galt, haben die rapiden Fortschritte im Bereich der maschinellen Übersetzung (MT) – von regelbasierten Systemen über statistische Modelle bis hin zu neuronalen Netzwerken und Large Language Models (LLMs) – die Grenzen dessen, was Technologie im Bereich der Sprachübertragung leisten kann, stetig verschoben. Diese Entwicklung wirft die Frage auf, wie maschinelle Systeme mit den vielschichtigen Herausforderungen literarischer Texte umgehen, insbesondere mit kulturspezifischen Elementen, die über die rein sprachliche Dimension hinausgehen.

Gegenstandsbereich der vorliegenden Arbeit ist ein Vergleich zwischen Literaturübersetzung und maschineller Übersetzung hinsichtlich des Umgangs mit kulturellen Übersetzungsproblemen. Die zentrale Forschungsfrage lautet dabei: Wie bewältigen maschinelle Übersetzungssysteme (NMT und LLM) im Vergleich zur Humanübersetzung kulturelle Übersetzungsprobleme? Zur Beantwortung dieser Frage wird ein deskriptiver Übersetzungsvergleich durchgeführt, der sich auf zwei repräsentative Systeme – DeepL als Vertreter der neuronalen maschinellen Übersetzung (NMT) und ChatGPT als Beispiel für ein Large Language Model (LLM) – konzentriert und diese mit einer publizierten Humanübersetzung kontrastiert.

Kultur manifestiert sich in literarischen Texten auf vielfältige Weise und stellt Übersetzer:innen vor spezifische Herausforderungen. Besonders zwei Phänomene stechen dabei hervor: Code-Switching (CS), bei dem mehrere Sprachen innerhalb eines Textes parallel verwendet werden, und Extralinguistic Cultural References (ECRs), die als sprachliche Visualisierungen auf außersprachliche kulturelle Entitäten verweisen. Beide Phänomene erfordern nicht nur sprachliche Kompetenz, sondern auch ein tiefes Verständnis kultureller Kontexte und Bedeutungsebenen. Der Umgang mit diesen kulturellen Elementen ist eng verknüpft mit grundlegenden übersetzungstheoretischen Fragen nach Verfremdung (*foreignization*) und Einbürgerung (*domestication*), die seit Lawrence Venutis einflussreichen Arbeiten die Übersetzungswissenschaft prägen.

Ziel dieser Arbeit ist es, die Unterschiede zwischen maschineller Übersetzung und Humanübersetzung in einem deskriptiven Vergleich zu analysieren und darzustellen. Dabei soll insbesondere aufgezeigt werden, wie die kulturellen Elemente ECRs und CS in der literarischen Übersetzung durch beide Übersetzungsmethoden behandelt und übertragen

werden, ohne dabei eine Wertung bezüglich der Qualität vorzunehmen. Vielmehr geht es um eine systematische Erfassung und Analyse der verwendeten Übersetzungsstrategien und der dadurch bewirkten Zugänglichkeitsverschiebungen für die Leserschaft.

Als Untersuchungsgegenstand dient Kevin Kwans 2013 erschienener Roman *Crazy Rich Asians*, der sich durch seine kulturelle Hybridität und eine hohe Dichte an CS-Elementen und ECRs auszeichnet. Der Roman, der die Geschichte der Professorin Rachel Chu erzählt, die ihren Freund Nick Young nach Singapur begleitet und dort mit dessen extrem wohlhabender Familie konfrontiert wird, verwebt Englisch mit verschiedenen asiatischen Sprachen und enthält zahlreiche Referenzen auf den kulturellen Kontext Singapurs, Hongkongs und der asiatischen Diaspora.

Die Arbeit gliedert sich wie folgt: In Kapitel 1 werden die theoretischen Grundlagen zu *domestication* vs. *foreignization* sowie zu kulturellen Elementen in der Übersetzung dargelegt, mit besonderem Fokus auf CS und ECRs. Kapitel 2 bietet einen Überblick zum Forschungsstand im Bereich der maschinellen Übersetzung, von den frühen Anfängen bis hin zu aktuellen Entwicklungen, und diskutiert spezifische Herausforderungen bei der maschinellen Übersetzung literarischer Texte. In Kapitel 3 wird der Roman *Crazy Rich Asians* vorgestellt, wobei sowohl der Inhalt als auch die kulturellen Besonderheiten des Werkes erläutert werden. Kapitel 4 beschreibt die methodische Vorgehensweise und stellt den für die Analyse entwickelten kombinierten Kriterienkatalog aus Pedersen (2011) und Ahmed (2018) vor. Den Hauptteil der Arbeit bildet die deskriptive Analyse in Kapitel 5, in der 250 kulturelle Elemente aus dem Roman systematisch erfasst und hinsichtlich ihrer Behandlung in den drei Übersetzungsversionen verglichen werden. Die Arbeit schließt mit einem Fazit und Ausblick in Kapitel 6.

1 *Domestication* vs. *foreignization* und ihre Bedeutung für die Übersetzung kultureller Elemente

Die Übersetzungswissenschaft hat in den letzten Jahrzehnten einen fundamentalen Wandel durchlaufen. Der sogenannte „cultural turn“ der frühen 1990er Jahre, primär verbunden mit den Arbeiten von Susan Bassnett, André Lefevere und später Lawrence Venuti, markierte eine entscheidende theoretische und methodologische Wende. Diese Entwicklung basierte auch wesentlich auf den Descriptive Translation Studies und markiert eine Verlagerung des Fokus von rein sprachlichen Aspekten der Übersetzung hin zu kulturellen Dimensionen des Übersetzungsprozesses (Marinetti 2011: 26).

Ein einflussreicher Beitrag zu dieser kulturellen Wende stammt von Lawrence Venuti, dessen Konzepte der *domestication* und *foreignization* die Übersetzungswissenschaft nachhaltig geprägt haben. Diese Konzepte wurden jedoch in der Folge aus verschiedenen Perspektiven kritisch hinterfragt – sowohl hinsichtlich ihrer praktischen Anwendbarkeit als auch bezüglich ihrer theoretischen Grundannahmen, wie im Folgenden ausgeführt wird.

1.1 Die Pole *domestication* / *foreignization* in der Translationswissenschaft

Venutis Konzepte entstanden als Kritik an einer vorherrschenden Übersetzungspraxis im anglo-amerikanischen Raum. Seine Kritik richtet sich gegen ein Übersetzungsregime, in dem Übersetzungen dann als gelungen gelten, wenn sie flüssig lesbar sind und wie ein Original in der Zielsprache wirken. Diese Praxis führt nach Venuti zu einer problematischen Unsichtbarkeit von Übersetzer:innen, da sie den transformativen Charakter der Übersetzung verschleiert (Venuti 2018: 1).

Domestication beschreibt nach Venuti den Prozess, bei dem der Quelltext an die sprachlichen, kulturellen und literarischen Normen der Zielsprache angepasst wird. Diese Art der Übersetzung zielt darauf ab, einen Text zu erzeugen, der als „natürlich“ und flüssig empfunden wird, indem sie die dominanten sprachlichen und kulturellen Ressourcen der Zielkultur nutzt (Venuti 2018: xiv). Eine domestizierende Übersetzung strebt danach, kulturelle Differenzen zu minimieren und den Text in die Zielkultur zu integrieren. Durch die Erzeugung eines „illusionistic effect of transparency“ wird der Eingriff bzw. die Arbeit von Übersetzer:innen verschleiert (2018: xv). Zudem validiert und verstärkt *domestication* die dominanten Ressourcen und Ideologien der Zielkultur (2018: xiv).

Im Gegensatz dazu steht *foreignization* als Übersetzungsansatz, der bewusst versucht, die sprachlichen und kulturellen Differenzen des Ausgangstextes in der Übersetzung zu

markieren. Verfremdende Übersetzungen können dabei verschiedene Strategien nutzen, von der Wahl des Ausgangstextes bis hin zu innovativen Übersetzungsstrategien wie dem Einsatz von Archaismen oder nicht-standardsprachlichen Elementen (Venuti 2018: xiv-xv). Lawrence Venuti argumentiert, dass eine Übersetzung, die den fremden Charakter betont, die Leserschaft darauf hinweist, dass es sich um eine Übersetzung handelt, und dadurch die ideologische Gewalt der kulturellen Angleichung offenlegt (2018: 15f.). Durch den bewussten Einsatz ungewöhnlicher sprachlicher Mittel werden Übersetzer:innen als sichtbare, ethisch handelnde Akteur:innen positioniert, da sie, wie Kadiu betont, durch erhöhtes Bewusstsein für die Produktionsbedingungen einer Übersetzung eine ethische Übersetzungspraxis ermöglichen (Kadiu 2019: 1). Venuti betont jedoch, dass auch eine verfremdende Übersetzung unweigerlich eine Form der Domestizierung darstellt: „All translation, regardless of genre or text type, including translation that seeks to register linguistic and cultural differences, is an interpretation that fundamentally domesticates the source text“ (Venuti 2018: xii).

Anthony Pym (1996) liefert eine kritische Auseinandersetzung mit Venutis Konzepten, die die Notwendigkeit einer differenzierten Betrachtung von *domestication* und *foreignization* unterstreicht. Er hinterfragt die von Venuti postulierten Kausalzusammenhänge zwischen Unsichtbarkeit, Copyright-Verträgen, geringen Übersetzungsraten und kultureller Hegemonie (1996: 165ff.). Pym argumentiert, dass die geringe Übersetzungsrate ins Englische nicht zwangsläufig auf eine kulturelle Abschottung hindeutet, sondern vielmehr auf die große Menge an Originaltexten in dieser Sprache zurückzuführen ist (1996: 168f.). Zudem kritisiert er Venutis selektive Auswahl an Übersetzer:innen und Theoretiker:innen, die seine These einer „radikalen Englishness“ der Unsichtbarkeit stützen sollen (1996: 170f.). Pym's Analyse verdeutlicht, dass eine vereinfachende Gegenüberstellung der beiden Konzepte der Komplexität des Übersetzungsprozesses nicht gerecht wird; vielmehr müssen die spezifischen historischen, kulturellen und sprachlichen Kontexte berücksichtigt werden, in denen Übersetzungen entstehen und rezipiert werden (1996: 172).

Während Venutis Begriffe heute oft als „convenient shorthand to describe two opposite ways (strategies) of translating“ verwendet werden (Paloposki 2011:40), entwickelte er sie ursprünglich als Teil einer ethischen Agenda. Auch Tymoczko warnt davor, die Vielfalt möglicher Übersetzungsansätze auf eine simple binäre Opposition zu reduzieren. Sie zeigt anhand zahlreicher historischer und kulturübergreifender Beispiele, dass Übersetzungspraktiken stark variieren – von oralen Traditionen bis hin zu mittelalterlichen Übersetzungen. Die Übersetzungswissenschaft müsse daher von vereinfachenden

Dichotomien Abstand nehmen und die Diversität von Übersetzungstraditionen anerkennen (Tymoczko 2007/2014: 58-65).

Tymoczko geht in ihrer Kritik noch einen entscheidenden Schritt weiter, indem sie Übersetzung grundsätzlich als ein „cluster concept“ betrachtet (2007/2014: 85). Dabei handelt es sich um ein Konzept mit unscharfen Trennlinien, dessen Mitglieder nicht durch eine gemeinsame Eigenschaft definiert werden, sondern durch ein komplexes Netzwerk von „family resemblances“ verbunden sind (2007/2014: 86f.). Diese Sichtweise basiert auf Ludwig Wittgensteins Sprachphilosophie und ermöglicht durch ihre offenen und unscharfen Grenzen ein Übersetzungskonzept, welches flexibel und anpassungsfähig an verschiedene kulturelle Bedingungen ist (2007/2014: 89f.).

Daraus lässt sich schließen, dass die Reduzierung von Übersetzungsstrategien auf Gegensatzpaare wie *domestication* und *foreignization* aus dieser Perspektive problematisch ist, da sie eine spezifisch westliche Konzeptualisierung von Übersetzung universalisiert: „if the theory and practice of translation remain predicated upon and restricted to dominant Western European conceptions of translation, translators will ipso facto [...] be enlisted in the political aspect of globalization from a dominant Western point of view“ (Tymoczko 2007/2014: 6). Daher betont Tymoczko die Notwendigkeit, westliche Konzepte der Übersetzung zu hinterfragen, um ein umfassenderes Verständnis der verschiedenen Übersetzungstraditionen weltweit zu ermöglichen (2007/2014: 7f.). Diese Kritik ist besonders relevant für das Begriffspaar *domestication/foreignization*, da diese Konzepte von einer westlichen Vorstellung von Übersetzung als „Transfer“ oder „Übertragung“ ausgehen – einer Metapher, die in den Etymologien westeuropäischer Wörter für Übersetzung (wie dem englischen „translation“, dem französischen „traduction“ oder dem deutschen „Übersetzung“) verankert ist (2007/2014: 72), aber keineswegs universal gültig ist, wie Tymoczko anhand verschiedener Konzeptualisierungen von Übersetzung in nicht-westlichen Kulturen zeigt (2007/2014: 68-76).

Auch in der praktischen Anwendung zeigt sich, dass *domestication* und *foreignization* keine absoluten Gegensätze darstellen, sondern als Pole eines Kontinuums verstanden werden müssen. Wie Kadiu aufzeigt, kann selbst eine verfremdende Übersetzung nicht der Domestizierung entgehen, da sie die fremden Elemente unweigerlich mittels zielsprachlicher Ressourcen vermitteln muss (Kadiu 2019: 33). Jede Übersetzung beinhaltet also Elemente der Anpassung und der Verfremdung.¹

¹ An dieser Stelle sei ergänzend auf eine parallele Diskussion in der Ethnographie verwiesen, die den Rahmen dieser Arbeit sprengen würde, aber das beschriebene Spannungsverhältnis zusätzlich illustriert: Sturge (2007:

Die konkrete Anwendung der Konzepte *domestication* und *foreignization* wird durch deren metaphorischen Charakter erschwert, wie Mäkisalo (2012) in seiner meta-theoretischen Analyse aufzeigt. Er untersucht 31 empirische Studien und identifiziert eine bemerkenswerte Divergenz in der Operationalisierung beider Konzepte: Während einige Forscher:innen sie als dichotome Gegensätze betrachten, verstehen andere sie als Pole eines Kontinuums oder als überlappende Strategien (2012: 67f.). Diese Inkonsistenz spiegelt sich auch in der terminologischen Vielfalt wider, wobei *domestication* alternativ unter anderem als „adaptation“, „naturalisation“ oder „familiarisation“ bezeichnet wird, während *foreignization* beispielsweise mit Begriffen wie „source-oriented translation strategy“ oder „preservation“ umschrieben wird (2012: 67). Besonders aufschlussreich ist die Beobachtung, dass in 13 der 31 untersuchten Studien nur eines der beiden Konzepte ohne sein Gegenstück verwendet wird, was die praktische Schwierigkeit einer klaren Abgrenzung unterstreicht (2012: 67). Diese konzeptuelle Unschärfe verdeutlicht, dass die Dichotomie zwischen *domestication* und *foreignization* in der Forschungspraxis weitaus komplexer ist, als eine einfache Gegenüberstellung suggerieren würde.

Die Komplexität beider Übersetzungsstrategien wird durch Koskinens (2012) Perspektive der Affektmodulation weiter differenziert. Sie argumentiert, dass die Wirkung von *domestication* und *foreignization* nicht primär von kultureller Distanz, sondern von emotionaler Affinität abhängt: „emotional distance need not have anything to do with cultural distance“ (2012: 21). Anhand konkreter Fallstudien demonstriert Koskinen, wie vermeintlich domestizierende Strategien als befremdlich empfunden werden können und umgekehrt. So zeigt sie am Beispiel finnischer EU-Übersetzungen, dass eine extreme Annäherung des Vokabulars ans Finnische, die als domestizierende Strategie gedacht war, paradoxerweise eine entfremdende Wirkung auf die Leserschaft hatte (2012: 21f.). Ähnlich können bei Neuübersetzungen traditionell als verfremdend klassifizierte Elemente aufgrund ihrer Vertrautheit für bestimmte Leser:innen eine domestizierende Wirkung entfalten, etwa bei religiösen Texten, die durch ihren rituellen Kontext affektiv aufgeladen sind (2012: 24f.). Diese affektive Dimension erweitert das Verständnis beider Übersetzungsstrategien, indem sie verdeutlicht, dass deren Rezeption maßgeblich von individuellen und kollektiven Lesererfahrungen abhängt und nicht allein durch textuelle Merkmale determiniert wird.

24-34) beschreibt aus ethnographischer Perspektive ein ähnliches Dilemma zwischen *alterity* (Betonung der Fremdheit) und *familiarity* (Betonung der Vertrautheit). Beide Extreme bergen Risiken: Übermäßige Betonung der Fremdheit kann zur Exotisierung führen, während übermäßige Betonung der Vertrautheit kulturelle Spezifika verwischen kann (2007: 33f.).

Zusammenfassend zeigt die Auseinandersetzung mit den Polen *domestication* und *foreignization*, dass Übersetzung niemals als rein mechanischer Transferprozess zu verstehen ist. Vielmehr ist sie ein kreativer, reflexiver und kulturell verankerter Akt. Trotz der dargestellten Schwierigkeiten und Kritikpunkte in der Operationalisierung und Anwendung bieten Venutis Konzepte einen wertvollen Orientierungsrahmen für die weitere Untersuchung, wie maschinelle Übersetzungssysteme im Vergleich zur Humanübersetzung kulturelle Übersetzungsprobleme bewältigen. Dabei ist es wichtig, die Pole nicht als starre Dichotomie, sondern als Endpunkte eines Kontinuums zu verstehen, auf dem sich die verschiedenen Übersetzungsstrategien verorten lassen.

Die kritischen Perspektiven von Tymoczko (2007/2014) und Pym (1996) unterstreichen die Notwendigkeit einer differenzierten Betrachtungsweise. Tymoczkos Argument, dass die Übersetzungswissenschaft von vereinfachenden Dichotomien Abstand nehmen und die Diversität von Übersetzungstraditionen anerkennen muss, ist besonders relevant. Ihre Kritik verdeutlicht die Gefahr, durch eine unreflektierte Anwendung westlich geprägter Konzepte andere Übersetzungspraktiken und -konzepte auszublenden. Pym's Analyse ergänzt diese Sichtweise, indem sie zeigt, dass eine vereinfachende Gegenüberstellung von *domestication* und *foreignization* der Komplexität des Übersetzungsprozesses nicht gerecht wird und dass die verschiedenen Kontexte, innerhalb derer Übersetzungen entstehen, berücksichtigt werden müssen.

In dieser Arbeit sollen daher die in *Crazy Rich Asians* verwendeten Übersetzungsstrategien für Extralinguistic Cultural References (ECRs) und Code-Switching (CS) identifiziert und beschrieben werden. ECRs und CS sind besonders relevant für die Untersuchung kultureller Übersetzungsprobleme, da sie sprachliche Elemente darstellen, die eng mit der Ausgangskultur verwoben sind und somit eine Herausforderung für die Übertragung in einen anderen kulturellen Kontext darstellen. Anschließend wird die Position der identifizierten Strategien auf dem Kontinuum zwischen Domestizierung und Verfremdung analysiert. Dieses Kontinuum bildet einen wichtigen Aspekt der Untersuchung: Manche Strategien lassen sich eindeutig einem der Pole zuordnen, andere kombinieren Elemente von Anpassung und Verfremdung in unterschiedlichem Ausmaß.

Ziel ist es nicht, die Übersetzung als Ganzes zu bewerten, sondern die Bandbreite der tatsächlich eingesetzten Ansätze im Umgang mit kultureller Differenz deskriptiv zu analysieren. Dabei dient Venutis Konzept als übergeordneter Rahmen, der auch Aufschluss darüber geben kann, wo maschinelle Übersetzungssysteme mit ihren tendenziell wörtlichen Übersetzungsstrategien auf diesem Kontinuum einzuordnen sind. Dies ist jedoch nicht der

Hauptfokus der Arbeit, sondern eine zusätzliche Erkenntnismöglichkeit, die sich aus der Analyse ergibt und einen ersten Ansatzpunkt für den Vergleich mit der Humanübersetzung bietet. Dabei ist stets zu berücksichtigen, dass die Konzepte von *domestication* und *foreignization* selbst kulturell geprägt sind und nicht unkritisch als universell gültig betrachtet werden können.

1.2 Kulturelle Elemente in Übersetzung

Kulturelle Elemente in literarischen Texten stellen eine besondere Herausforderung für die Übersetzung dar. Franco Aixelá definiert diese als „textually actualized items whose function and connotations in a source text involve a translation problem in their transference to a target text, whenever this problem is a product of the nonexistence of the referred item or of its different intertextual status in the cultural system of the readers of the target text“ (Franco Aixelá 1996: 58). Diese Definition macht deutlich, dass kulturelle Elemente nicht per se existieren, sondern erst im konkreten Übersetzungsprozess zwischen zwei Sprachen und kulturellen Systemen als Übersetzungsproblem in Erscheinung treten (1996: 57). Leppihalme (1997: 4) erweitert dieses Verständnis kultureller Übersetzungsprobleme mit dem Konzept des „culture bump“, das ursprünglich aus der interkulturellen Kommunikationsforschung stammt und im Kontext von Übersetzung Situationen beschreibt, in denen die Rezipient:innen eines Zieltextes Schwierigkeiten haben, kulturspezifische Elemente zu verstehen.

Kulturelle Elemente nehmen im Übersetzungsprozess eine besondere Rolle ein. Carbonell i Cortés (2003: 146) beschreibt, ausgehend von einer metonymischen Dimension, dass kulturelle Elemente ein komplexes Netzwerk von Bedeutungsbeziehungen mit ihrem Ursprungssystem tragen. Diese Beziehungen prägen nicht nur die Bedeutung des Elements selbst, sondern auch dessen Funktionen und kontextuelle Identität innerhalb eines kulturellen Systems (2003: 146). Obwohl Carbonell i Cortés' Analyse im Kontext postkolonialer Übersetzungstheorie steht, was bei dieser Arbeit nicht der Fall ist, ist seine Beobachtung zur Komplexität kultureller Elemente bei der Vermittlung zwischen Ausgangs- und Zielkultur auch für die vorliegende Untersuchung relevant, da sie grundlegende Mechanismen der kulturellen Übertragung beschreibt, die unabhängig von der theoretischen bzw. konzeptuellen Ausrichtung auch bei der Übersetzung von CS und ECRs wirksam werden. Die strukturelle Analyse, wie kulturelle Elemente ihr Ursprungssystem repräsentieren, bietet wertvolle Einsichten für das Verständnis der Herausforderungen, die sich bei ihrer Übersetzung ergeben.

In ähnlicher Weise betont Newmark die Bedeutung des kulturellen Kontexts für die Übersetzung. Er definiert Kultur als „the way of life and its manifestations that are peculiar to a community that uses a particular language as its means of expression“ und unterscheidet zwischen kulturellen, universellen und persönlichen Sprachaspekten; Probleme sieht er insbesondere bei der Übersetzung von persönlicher Sprache (Idiolekt) und kultureller Sprache (1988: 94). Besonders relevant für das Verständnis kultureller Übersetzungsprobleme ist sein Konzept des „cultural focus“, das erklärt, wie Sprachgemeinschaften für bestimmte kulturell bedeutsame Bereiche eine besonders reiche Terminologie entwickeln – etwa im englischen Sportwortschatz, bei französischen Wein- und Käsebegriffen oder deutschen Wurstbezeichnungen (1988: 94). Diese kulturellen Schwerpunkte führen laut Newmark oft zu Übersetzungsproblemen aufgrund der „kulturellen Lücke“ oder der Distanz zwischen Ausgangs- und Zielsprache (1988:94), was Franco Aixelás relationaler Sichtweise kultureller Elemente entspricht.

Für die systematische Analyse kultureller Elemente existieren verschiedene Klassifikationsansätze. Bereits Newmark (1988: 95) schlägt eine umfassende Kategorisierung in fünf Hauptkategorien vor: (1) *ecology* (Flora, Fauna, geografische Begriffe), (2) *material culture* (Nahrung, Kleidung, Behausung, Fortbewegung), (3) *social culture* (Arbeit und Freizeit), (4) *organisations, customs, activities, procedures, concepts* sowie (5) *gestures* und *habits*. In einer ähnlichen, lediglich leicht abweichenden Einteilung schlägt Olalla-Soler (2019: 372), basierend auf Molina (2001: 89), eine Kategorisierung in vier Bereiche vor: sprachliche Kultur (z. B. Transliterationen, Sprichwörter, Redewendungen), kulturelles Erbe (z. B. historische und fiktionale Figuren, historische Fakten, Religionen), soziale Kultur (z. B. soziale Organisation, Konventionen und Gewohnheiten) sowie natürliche Umgebung (z. B. Flora, Fauna, Klima). Bei genauerer Betrachtung zeigt sich, dass die Kategorisierungen von Newmark und Olalla-Soler trotz unterschiedlicher Bezeichnungen und Strukturierung auf der Makroebene inhaltlich viele Überschneidungen auf der Mikroebene aufweisen. So entspricht beispielsweise Newmarks Kategorie *ecology* weitgehend Olalla-Solers „natürlicher Umgebung“, während andere Kategorien wie Newmarks *material culture* sich auf mehrere Kategorien bei Olalla-Soler verteilen. Interessanterweise hat Newmark (2001: 329) seine Kategorisierung kultureller Elemente später noch erweitert und verfeinert, indem er sechs statt der ursprünglichen fünf Hauptkategorien definiert: (1) *ecology* (geologische und geografische Umgebung), (2) *public life* (Politik, Recht, Regierung), (3) *social life* (Wirtschaft, Berufe, Sozialfürsorge, Gesundheit, Bildung), (4) *personal life* (Nahrung, Kleidung, Wohnen), (5) *customs* und *pursuits* (Bräuche und Freizeitbeschäftigungen) sowie (6) *private passions*

(Religion, Musik, Poesie). Die Hauptunterschiede zur früheren Klassifikation liegen in der Ausdifferenzierung des *public life* als eigenständige Kategorie, einer präziseren Untergliederung der sozialen Kultur sowie einer klareren Trennung zwischen materiell-persönlichen Elementen und immateriellen kulturellen Praktiken und Leidenschaften. Diese Weiterentwicklung verdeutlicht, dass Klassifikationsansätze für kulturelle Elemente keine starren Konstrukte sind, sondern sich mit fortschreitender Forschung ausdifferenzieren können.

Neben diesen thematischen Klassifikationen bietet Katan (2009: 70ff.) einen alternativen Ansatz zur Systematisierung kultureller Elemente basierend auf Edward T. Halls Eisberg-Modell der Kultur. Dieses dreigliedrige Modell unterscheidet kulturelle Elemente nach ihrem Sichtbarkeitsgrad und ihrer kognitiven Verankerung:

1. *Technical culture* (sichtbar): Diese Ebene umfasst offensichtliche kulturgebundene Begriffe oder *culturemes* wie z. B. Bezeichnungen für Speisen, Kleidung oder Institutionen. Diese Elemente sind an der Spitze des Eisbergs und damit am leichtesten zu erkennen und zu übersetzen.
2. *Formal culture* (halb-sichtbar): Hierzu zählen angemessene Praktiken, Genrekonventionen, Schemata und „guter Stil“, die das normale oder angemessene Sprachverhalten in einer Kultur leiten. Diese Ebene beeinflusst maßgeblich die Erwartungen der Zielkulturleserschaft.
3. *Informal culture* (unsichtbar): Diese tiefste Ebene umfasst unbewusste Kernwerte, Überzeugungen und Weltanschauungen, die meist *out-of-awareness* bleiben. Sie stellt die größte Herausforderung für Übersetzer:innen dar, da sie die grundlegenden konzeptuellen Unterschiede zwischen Kulturen betrifft.

Dieses Modell verdeutlicht, dass kulturelle Übersetzungsprobleme über offensichtliche kulturspezifische Begriffe hinausgehen und auch tiefer liegende, weniger sichtbare Aspekte kultureller Differenz betreffen.

Olalla-Soler (2019: 383) zeigt in seiner empirischen Studie darüber hinaus, dass die Art des kulturellen Elements dabei Einfluss auf die gewählte Übersetzungsstrategie² hat – so tendieren Übersetzer:innen beispielsweise dazu, bei Elementen der sprachlichen Kultur eher

² An dieser Stelle soll nicht detailliert auf verschiedene Übersetzungsstrategien für kulturelle Übersetzungsprobleme eingegangen werden. Eine ausführliche Diskussion – spezifisch bezogen auf CS und ECRs – erfolgt in Kapitel 4.

interne Ressourcen³ zu nutzen, während bei Elementen der sozialen Kultur häufiger auf externe Ressourcen⁴ zurückgegriffen wird.

Der dynamische Charakter kultureller Elemente zeigt sich auch darin, dass ihre Übersetzung stark vom jeweiligen historischen und kulturellen Kontext abhängt. Was zu einem bestimmten Zeitpunkt als Übersetzungsproblem wahrgenommen wird, kann sich durch zunehmenden kulturellen Austausch und Internationalisierung verändern (Franco Aixelá 1996: 57f.). Leppihalme (1997: 13) betont in diesem Zusammenhang, dass Übersetzung nicht nur die Übertragung von Nachrichten über kulturell-linguistische Grenzen hinweg umfasst, sondern auch das anschließende Funktionieren des übersetzten Textes als Kommunikation innerhalb des zielkulturellen Kontexts, wobei sie sich hier auf Tourys (1980: 15f.) Überlegungen stützt. Dies ist besonders relevant für die maschinelle Übersetzung, da Übersetzungssysteme mit bestehenden Übersetzungsmustern trainiert werden und kulturelle Veränderungen nur zeitversetzt abbilden können. Diese zeitliche Verzögerung in der Anpassung an kulturelle Veränderungen stellt eine besondere Herausforderung für maschinelle Übersetzungssysteme dar. Während menschliche Übersetzer:innen aktuelle kulturelle Entwicklungen und Bedeutungsverschiebungen zeitnah in ihre Übersetzungsentscheidungen einbeziehen können, sind NMT-Systeme und LLMs auf ihre Trainingsdaten angewiesen (Moorkens et al. 2024: 26). Sie können also nur die kulturellen Konzepte und Beziehungen abbilden, die in ihren Trainingsdaten enthalten sind. Dies wirft die Frage auf, wie diese Systeme mit der dynamischen Natur kultureller Elemente umgehen bzw. umgehen können, wenn sie nicht nur die sprachliche Übertragung, sondern auch die kommunikative Funktion im zielkulturellen Kontext berücksichtigen müssen.

Die Komplexität kultureller Übersetzungsprobleme wird besonders deutlich, wenn man die hybride Natur von Übersetzungen betrachtet. Wie Kolb hervorhebt, haben Übersetzungen eine hybride Identität: Sie sind gleichzeitig Repräsentation des Originals und neue, eigenständige Texte für ein anderes Publikum (2016: 146). Diese Dualität manifestiert sich besonders bei der Übersetzung kultureller Elemente. Kolb illustriert dies am Beispiel einer Ich-Erzählerin, die vom „Revolutionary War“ spricht – würde dies als „Amerikanischer Unabhängigkeitskrieg“ übersetzt, entstünde eine problematische Dopplung der kulturellen

³ Interne Ressourcen umfassen automatisierte und nicht-automatisierte kognitive Strategien und Wissensbestände, die Übersetzende während des Translationsprozesses abrufen können, ohne externe Hilfsmittel zu konsultieren (PACTE GROUP 2017: 192).

⁴ Externe Ressourcen bezeichnen zusätzliche Hilfsmittel wie beispielsweise Wörterbücher, Enzyklopädien, Paralleltexte oder digitale Suchressourcen, die Übersetzende zur Problemlösung heranziehen können (PACTE GROUP 2017: 192).

Perspektive, da die amerikanische Erzählerin plötzlich eine externe, nicht-amerikanische Sichtweise einnehmen würde (2016: 146).

Daran anknüpfend argumentiert Crapanzano, dass Übersetzer:innen ähnlich Ethnograph:innen „must render the foreign familiar and preserve its very foreignness at one and the same time“ (Crapanzano 1986: 52). Sie müssen also gleichzeitig das Fremde vertraut machen und die Fremdheit bewahren – ein fundamentales Paradoxon des kulturellen Übersetzens. Diese Spannung zwischen Vertrautmachung und Bewahrung der Fremdheit liegt im Kern vieler Übersetzungsentscheidungen bei der Behandlung kultureller Elemente und stellt einen zentralen Aspekt bei der Analyse der in dieser Arbeit untersuchten Übersetzungsstrategien für CS und ECRs dar.

Darüber hinaus zeichnen sich literarische Texte durch ihre grundsätzliche Offenheit und Polysemie aus. Sie enthalten „Ungesagtes, Mehrdeutiges, sogenannte Leerstellen oder Unbestimmtheitsstellen“, die von der Leserschaft aktiv interpretiert werden müssen (Kolb 2016: 144). Bei der Übertragung kultureller Elemente stehen Übersetzer:innen vor der Herausforderung, diese Mehrdeutigkeit und Interpretationsoffenheit in der Zielsprache neu zu inszenieren, ohne dabei die kulturellen Bedeutungsebenen zu verlieren. Dies erfordert nicht nur sprachliches Handwerk, sondern einen kreativen Akt der kulturellen Neuschöpfung (2016: 138f.). Wie Schäffner hervorhebt, geht es dabei nicht nur um die Übertragung einzelner Wörter, sondern um das Verständlichmachen ganzer kultureller Systeme (Schäffner 1995: 4). Dies zeigt sich besonders daran, dass Zieltexte in einer neuen kulturellen Umgebung funktionieren müssen, wobei sowohl Ausgangs- als auch Zielkultur heterogen sind und die Funktionen der Texte in beiden Kulturen unterschiedlich sein können (1995: 1f.). Snell-Hornby (1988/2006: 41f.) weist in diesem Zusammenhang darauf hin, dass die Übersetzbarkeit eines Textes wesentlich davon abhängt, wie stark dieser in seiner spezifischen Kultur verankert ist und wie groß die kulturelle, zeitliche und räumliche Distanz zwischen Ausgangstext und Zieltext-Rezipient:innen ist; besonders schwierig ist dabei die Übersetzbarkeit von literarischen Texten.

Im Kontext dieser Arbeit sind zwei spezifische Arten kultureller Elemente von besonderem Interesse: CS und ECRs. Beide stellen sowohl für menschliche als auch für maschinelle Übersetzung besondere Herausforderungen dar, da sie eng mit kulturellen Praktiken und Bedeutungssystemen verwoben sind. Im Folgenden werden diese beiden Phänomene näher betrachtet und ihre spezifischen Übersetzungsproblematiken herausgearbeitet.

1.2.1 Code-Switching (CS)

Code-Switching stellt ein komplexes sprachliches und kulturelles Phänomen dar, das in verschiedensten Kontexten von Kommunikation und Literatur auftritt. Aus soziolinguistischer Perspektive wird CS definiert als „the use of two or more linguistic varieties in the same conversation, without prominent phonological assimilation of one variety to the other“ (Myers-Scotton 1988: 157). Als literarisches Phänomen manifestiert es sich in der „juxtaposition of two languages within the same text“ (Weston & Gardner-Chloros 2015: 196).

Auf sprachlicher Ebene unterscheidet Poplack (1980) drei Hauptformen von CS: *intersentential*, *intrasentential* und *tag-switching*. *Intersentential* CS bezeichnet den Wechsel zwischen Sprachen an Satzgrenzen, während bei *intrasentential* CS (bei anderen Autor:innen auch *alternational* CS (vgl. Muysken 2000) oder *classical* CS (vgl. Myers-Scotton 1993)) der Wechsel innerhalb eines Satzes oder einer Phrase stattfindet (Ahmed 2018: 486). *Tag-switching* bezieht sich auf das Einfügen von Floskeln, Interjektionen oder idiomatischen Ausdrücken aus einer anderen Sprache am Anfang oder Ende eines Satzes, ohne dessen syntaktische Struktur zu beeinflussen (Poplack 1980: 589).

Die Bedeutung von CS geht dabei über den reinen Sprachwechsel hinaus. Nach Myers-Scotton fungiert CS gleichzeitig als „tool and index“ – als Werkzeug für die Sprechenden und als Symbol ihrer Intentionen für die Hörenden (Myers-Scotton 1988: 156). Diese duale Funktion macht CS zu einem besonders interessanten Fall kultureller Übersetzungsprobleme, da es nicht nur sprachliche, sondern auch kulturelle und soziale Dimensionen transportiert.

Die volle Tragweite dieser kulturellen Dimension von CS lässt sich besonders vor dem Hintergrund des *monolingual paradigm* (Yildiz 2013: 2) verstehen. Dieses Paradigma, das sich im späten 18. Jahrhundert in Europa etablierte, geht über rein sprachliche Aspekte hinaus: Es verbindet die Vorstellung einer „natürlichen“ Einsprachigkeit mit kultureller und nationaler Identität, wonach Individuen durch ihre vermeintlich „wahre“ Sprache organisch mit einer klar abgrenzbaren Ethnizität, Kultur und Nation verbunden sind (2013: 2; siehe auch Meylaerts 2010: 227). Nach dieser Ideologie wird jedem Individuum nicht nur eine Sprache, sondern damit verbunden auch eine klar abgrenzbare kulturelle Zugehörigkeit zugeordnet. Die emotionale Aufladung dieses Konzepts manifestiert sich besonders in der Idee der Muttersprache (Yildiz 2013: 10f.), die eine vermeintlich unauflösliche Verbindung zwischen Sprache, kultureller Identität und nationaler Zugehörigkeit suggeriert (2013: 2). CS als bewusster oder unbewusster Wechsel zwischen Sprachen stellt diese ideologischen

Zuordnungen in Frage. Es durchbricht die angenommene Einheit von Sprache und kultureller Identität und eröffnet Räume für kulturelle Hybridität und multiple Zugehörigkeiten.

Für eine systematische Analyse von CS in der Übersetzung ist zunächst eine klare Begriffsabgrenzung notwendig. Während Multilingualismus als übergeordneter Begriff die bloße Präsenz oder Verwendung mehrerer Sprachen beschreibt und auch Varietäten wie Dialekte und Soziolekte einschließt (Hansen 2024: 4), betont *translingualism* stärker den prozesshaften Charakter und die aktive Interaktion zwischen Sprachen (Guldin 2021: 382). CS bezeichnet dagegen das spezifische Phänomen des Wechsels zwischen zwei oder mehr Sprachen innerhalb einer Konversation oder eines Textes, wobei die Sprachen klar unterscheidbar bleiben und keine phonologische Assimilation stattfindet (Myers-Scotton 1988: 157). Dies unterscheidet es vom Code-Mixing, bei dem Elemente einer zweiten Sprache in die der ersten Sprache integriert werden, wobei die grammatische Struktur der ersten Sprache erhalten bleibt (Mabule 2015: 341). Die Sprachen werden folglich stärker vermischt und die Grenzen zwischen ihnen verschwimmen. *Heterographics* wiederum bezieht sich spezifisch auf den visuellen Aspekt mehrsprachiger Texte, also das Wechseln zwischen verschiedenen Schriftsystemen (Lock 2006: 105).

In literarischen Texten nimmt CS verschiedene Formen an, die sich nach Quantität und Art der Fremdsprachigkeit unterscheiden lassen: Die Bandbreite reicht dabei von einzelnen Wörtern bis zu ganzen Passagen und umfasst sowohl Dialekte und Soziolekte als auch Fremdsprachen (Meylaerts 2010: 227). CS als Ausdruck von Mehrsprachigkeit kann dabei verschiedene Funktionen erfüllen, etwa in der Plotkonstruktion, der Figurenrede oder als Mittel der Mimesis, wie Meylaerts (2010: 227) unter Bezugnahme auf Stratford (2008) erläutert. Diese Vielfalt der Erscheinungsformen und Funktionen macht CS zu einem komplexen Phänomen der literarischen Übersetzung, das eben nicht nur sprachliche, sondern auch kulturpolitische Aspekte berührt.

Wie Rosenwald betont, hat sich die Übersetzungstheorie lange Zeit nicht ausführlich mit der Übersetzung mehrsprachiger Texte befasst, obwohl diese Texte überraschend häufig auftreten und fast ein eigenes Zentrum bilden (2008: 122). Übersetzer:innen mehrsprachiger Texte befinden sich nach Grutman in einer paradoxen Situation⁵: Bei der Übersetzung für ein vorwiegend einsprachiges Publikum besteht die Tendenz, sprachliche Unterschiede des Originals zu nivellieren; wer dagegen versucht, die sprachliche Vielfalt des Originals zu

⁵ Grutman geht sogar so weit, es als „Catch-22“ Situation zu beschreiben. Eine „Catch-22“-Situation (der Begriff geht zurück auf den 1961 erschienen, gleichnamigen Roman von Joseph Heller) bezeichnet ein Dilemma, bei dem die Lösung des Problems durch die Bedingungen des Problems selbst verhindert wird (Merriam-Webster: „catch-22“).

bewahren, arbeitet gegen die institutionalisierte Einsprachigkeit an (Grutman 2006: 23). Die Entscheidung, wie mit CS in der Übersetzung umgegangen wird, ist folglich nicht nur eine textuelle, sondern auch eine kulturelle und ideologische Frage.⁶

Dieser grundlegenden Spannung bei der Übersetzung von Mehrsprachigkeit liegt allerdings ein ganz spezifisches Übersetzungsverständnis zugrunde: Übersetzung basiert hier auf der Vorstellung der Substitution eines Textes in einer Sprache durch einen Text in einer anderen Sprache (Grutman 2020: 341). So gesehen werden Ausgangs- und Zieltext als separate Einheiten betrachtet, die jeweils in ihrem eigenen sprachlichen Raum existieren. Die Zieltext-Übersetzung soll dabei autonom funktionieren und wird in der Regel ohne den Ausgangstext gelesen (2020: 341). Wenn man diesen Grundannahmen folgt, dann steht Übersetzung natürlich in einem inhärenten Spannungsverhältnis zur Natur mehrsprachiger Texte, in denen verschiedene Sprachen bewusst nebeneinander existieren und interagieren.

Dazu gibt es allerdings auch Gegenstimmen, die Mehrsprachigkeit und Übersetzung nicht so klar voneinander abgetrennt sehen bzw. diese beiden Phänomene nicht als Teil einer gegensätzlichen Dichotomie sehen. Meylaerts (2010: 227) argumentiert beispielsweise, dass Übersetzung und Mehrsprachigkeit untrennbar miteinander verbunden sind und Übersetzung im Kern von Mehrsprachigkeit zu finden ist. Diese Perspektive sieht mehrsprachige (vorwiegend literarische) Texte selbst als Orte eines interlingualen Schaffensprozesses bzw. eines fortlaufenden Übersetzungsprozesses (2010: 227). Dadurch wird die traditionelle Definition von Übersetzung als reine Substitution einer Sprache A in einem Text durch einen Text in der Sprache B in Frage gestellt.

1.2.2 Extralinguistic Cultural References (ECRs)

ECRs stellen eine besondere Kategorie kultureller Übersetzungsprobleme dar. Wie Pedersen (2011: 42) hervorhebt, kommen ECRs in vielen Texten sehr häufig vor und führen oft zu Übersetzungsschwierigkeiten, da sie nicht nur Sprachkompetenz, sondern auch umfassendes kulturelles Wissen erfordern. Pedersen bietet folgende Definition an:

Extralinguistic Cultural Reference (ECR) is defined as reference that is attempted by means of any cultural linguistic expression, which refers to an extralinguistic entity or process. The referent of the said expression may prototypically be assumed to be identifiable to a relevant audience as this referent is within the encyclopaedic knowledge of this audience. (Pedersen 2011: 43)

⁶ Spezifische Strategien zum Umgang mit Code-Switching in der Übersetzung werden genauer in Kapitel 4 behandelt.

Pedersen versteht in seiner Definition den Begriff „kulturell“ sehr weit gefasst (einschließlich geografischer Namen) und bezieht sich dabei auf jegliche sprachliche Ausdrücke (unabhängig von Wortart, syntaktischer Funktion oder Länge), deren fiktionale oder reale Referenten für das intendierte Zielpublikum (beispielsweise die primäre Zielgruppe einer TV-Sendung) im jeweiligen Kommunikationskontext als identifizierbar angenommen werden können (Pedersen 2011: 43). Konkret können ECRs Verweise auf Orte, Personen, Institutionen, Bräuche, Speisen und viele weitere kulturspezifische Elemente umfassen, die man selbst bei Kenntnis der Sprache möglicherweise nicht versteht (2011: 44). Die Besonderheit bzw. besondere Herausforderung von ECRs liegt in ihrer dualen Natur: Während der sprachliche Ausdruck selbst Teil des Sprachsystems ist, liegt der Referent außerhalb der Sprache und erfordert kulturspezifisches enzyklopädisches Wissen (2011: 45f.).

Zur Abgrenzung von verwandten Konzepten ist besonders die Unterscheidung zum Begriff der „Realia“ wichtig, der in der Übersetzungswissenschaft vor allem von Vlahov & Florin (1969) geprägt wurde. Laut Leppihalme (2011: 126) beziehen sich Realia im engeren Sinne auf Konzepte, die zwar in einer Ausgangskultur, nicht aber notwendigerweise auch in einer bestimmten Zielkulturen existieren. Die Grenzen des Begriffs sind jedoch unscharf: Durch Entlehnungen und Lehnübersetzungen können ausgangskulturelle Konzepte auch in Zielkulturen bekannt werden, z. B. „Tsunami“ oder „Hijab“ (2011: 126). Sobald solche Elemente in die Zielsprache aufgenommen sind, erfüllen sie streng genommen nicht mehr das Kriterium der Unbekanntheit in der Zielkultur, auch wenn sie nach wie vor charakteristisch für ihre Herkunftskultur sind (2011: 126).

Zudem ist die Anwendbarkeit des Realia-Konzepts speziell auf fiktionale Texte in der Forschung umstritten. So schlägt etwa Loponen (2009: 166f.) den alternativen Begriff „irrealia“ für erfundene Elemente vor, die in fiktionalen Welten als real dargestellt werden, in unserer Welt aber nicht existieren. Markstein (1999: 288) verwendet zwar eine breitere Definition und versteht Realien als „Identitätsträger eines nationalen/ethischen Gebildes, einer nationalen/ethischen Kultur – im weitesten Sinne“, die einem bestimmten geografischen Raum zugeordnet werden können. Allerdings sieht auch sie Schwierigkeiten bei der eindeutigen Abgrenzung zu verwandten Phänomenen wie Dialektismen oder Exotismen (1999: 289).

Pedersen (2011: 44f.) argumentiert, dass der Realia-Begriff für seine Zwecke in mehrfacher Hinsicht unzulänglich ist: ECR als neugeprägte, metasprachliche Bezeichnung sei eindeutiger als der in der Alltagssprache (weitgehend) etablierte und recht vage Begriff „Realia“, der je nach Kontext unterschiedlich verstanden werden kann; deswegen der neu

eingeführte Terminus „ECR“. Darüber hinaus beziehe sich die Definition von Realien eher auf Fakten als auf Referenzen, was die Identifikation und Analyse in Texten erschwere. Schließlich sei der Begriff insofern problematisch, als ein Großteil von Pedersens Korpus aus fiktionalen Texten besteht. Der Ausschluss fiktionaler Referenzen ergebe aus übersetzungswissenschaftlicher Sicht wenig Sinn, da diese ebenso viele Übersetzungsprobleme verursachen können wie Verweise auf reale Gegebenheiten (2011: 44). In dieser Hinsicht ist der ECR-Begriff offener und flexibler angelegt als der klassische Realia-Begriff.

Pedersen (2011: 58ff.) unterscheidet in der Bandbreite möglicher ECRs zwischen zwölf Grundkategorien bzw. -feldern, in die sich ECRs typischerweise einordnen lassen.

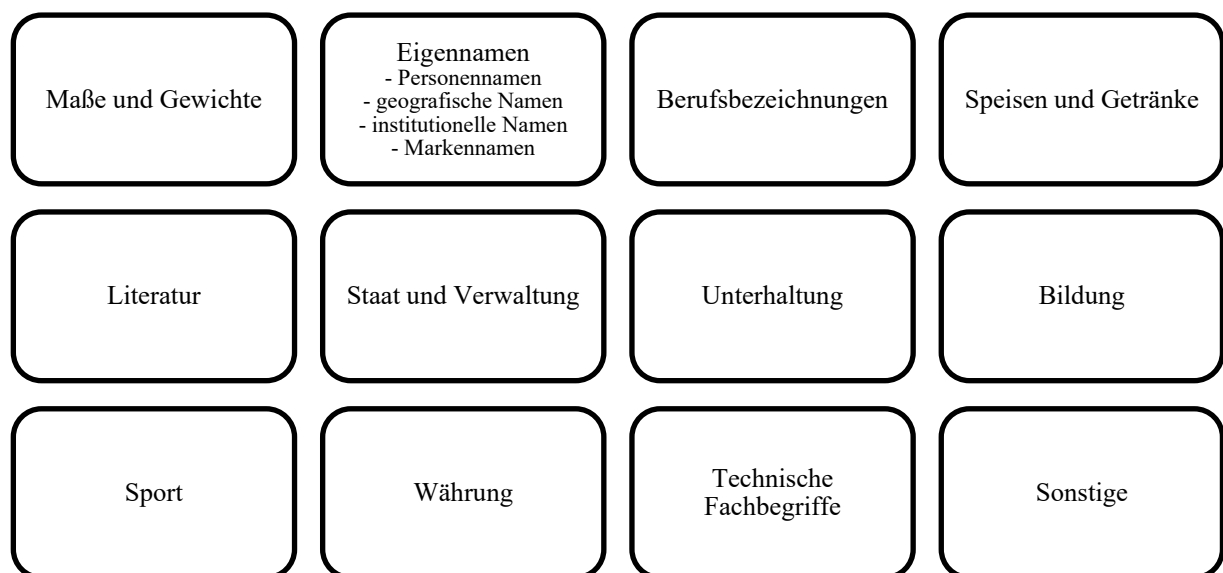


Abbildung 1: ECR-Domänen (adaptiert nach Pedersen 2011: 59f.)

Die Kategorien reichen von konkreten, messbaren Einheiten wie Maßen, Gewichten und Währungen über sozio-kulturelle Bereiche wie Bildung, Sport und Unterhaltung bis hin zu sprachlich-kommunikativen Feldern wie Berufsbezeichnungen und technischen Fachbegriffen. Er betont des Weiteren, dass es viele Überschneidungen zwischen den Domänen gibt (2011: 60). So können zum Beispiel Eigennamen gleichzeitig in andere Kategorien wie Regierung oder Bildung fallen.

Zur Erfassung solcher Fälle führt Pedersen (2011: 60f.) zwei weitere hilfreiche Unterscheidungen ein: „embedded ECRs“ und „multifunctional ECRs“. Bei *embedded* ECRs handelt es sich um kulturelle Referenzen, die in eine andere ECR eingebettet sind, wie z. B. „Edwardian“ in „an Edwardian governess“ (Pedersen 2011: 60f.). *Multifunctional* ECRs

hingegen gehören gleichzeitig mehreren Kategorien an und erfüllen verschiedene Funktionen (2011: 60). Als Beispiel führt Pedersen den Namen „José Feliciano“ an, der sowohl als Personennamenname als auch als Verweis auf die Unterhaltungsbranche fungiert (2011: 61). Die Übersetzungsstrategie (mehr dazu in Kapitel 4) für solche ECRs hängt dabei oft davon ab, welche Funktion im jeweiligen Kontext dominiert (2011: 61).

Die korrekte Identifikation und angemessene Übersetzung von ECRs ist somit eine komplexe Aufgabe. Wie bereits von Franco Aixelá (1996) hervorgehoben, betont auch Pedersen (2011: 47), dass ECRs keine objektiv existierenden Einheiten sind, sondern erst in der konkreten übersetzerischen Auseinandersetzung mit dem Ausgangstext vor dem Hintergrund des Zieltextes als Übersetzungsproblem sichtbar werden.

Diese Arbeit schließt ich Pedersens Plädoyer für das ECR-Konzept grundsätzlich an, sieht die Vorzüge aber zum Teil in anderen Aspekten. Pedersens Argument, dass ECRs als metasprachliche Neuprägung eindeutiger sind als der vage Realia-Begriff, ist hier weniger ausschlaggebend. Denn letztlich müssen beide Konzepte definiert und von verwandten Phänomenen abgegrenzt werden. Entscheidender ist die größere Offenheit und Flexibilität des ECR-Begriffs: Anders als das tendenziell auf faktenbasierte, nominale Elemente fokussierte Realia-Konzept bezieht das ECR-Modell explizit auch fiktionale Referenzen und verschiedene Wortarten ein. Damit trägt es der Vielfalt kulturspezifischer Übersetzungsprobleme in literarischen Texten besser Rechnung.

Zentral ist zudem der explizit übersetzungsbezogene Fokus: ECRs werden dezidiert als Übersetzungsproblem begriffen und aus Sicht von Übersetzer:innen analysiert. Diese Perspektive macht das Konzept anschlussfähig für eine translatologische Herangehensweise. Die Differenzierung zwischen *embedded* und *multifunctional* ECRs ermöglicht zudem eine genauere Analyse als globale Kategorisierungen wie „Realia“.

2 Forschungsstand: Maschinelle Übersetzung (MT)

Die maschinelle Übersetzung (MT) hat sich in den letzten Jahrzehnten von einem theoretischen Konzept zu einer allgegenwärtigen Technologie entwickelt, die zunehmend auch Bereiche berührt, die traditionell der menschlichen Übersetzungskompetenz vorbehalten waren. Im Kontext der vorliegenden Arbeit ist besonders relevant, wie moderne MT-Systeme mit den komplexen Anforderungen literarischer Texte umgehen. Dieses Kapitel zeichnet zunächst die historische Entwicklung der maschinellen Übersetzung nach (2.1), bevor die zentralen Herausforderungen und Evaluationsmethoden erörtert werden (2.2). Anschließend werden neuronale maschinelle Übersetzung (NMT) und Large Language Models (LLMs)

näher betrachtet (2.3), mit besonderem Fokus auf die für die Analyse relevanten Systeme DeepL und ChatGPT. Der letzte Abschnitt widmet sich speziell der maschinellen Übersetzung literarischer Texte (2.4) und bereitet damit den Boden für die nachfolgende vergleichende Analyse.

2.1 Überblick zur Entwicklung der MT

Die Entwicklung der maschinellen Übersetzung (MT) reicht bis in die späten 1940er Jahre zurück (Moorkens et al. 2024: 2). Bereits vor den ersten praktischen Umsetzungen gab es theoretische Vorüberlegungen zur maschinellen Übersetzung. Warren Weaver schlug in seinem Memorandum „Translation“ (1949) vor, Übersetzung als Entschlüsselungsproblem zu betrachten, ähnlich wie bei der Kryptoanalyse während des Zweiten Weltkriegs (2024: 2). Diese Perspektive prägte die frühe MT-Forschung maßgeblich. Auch Yehoshua Bar-Hillel leistete wichtige theoretische Vorarbeit, obwohl er später zu einem der schärfsten Kritiker unrealistischer Erwartungen an die MT wurde (Hutchins 1995: 433ff.).

Der erste wichtige Meilenstein war dann die sogenannte „Georgetown-Demonstration“ im Januar 1954, eine Kooperation zwischen IBM⁷ und der Georgetown University (Moorkens et al. 2024: 3). Obwohl das Übersetzungssystem nur eine begrenzte Anzahl von Sätzen mit einem sehr eingeschränkten Vokabular (250 Wörter und sechs Grammatikregeln) übersetzen konnte, zeigte es erstmals, dass maschinelle Übersetzung zwischen Russisch und Englisch möglich war (2024: 3).

Die anfängliche Euphorie wurde jedoch durch den ALPAC-Bericht (Automatic Language Processing Advisory Committee) im Jahr 1966 gedämpft: Der Bericht stellte fest, dass die Übersetzungsqualität trotz einiger operativer Systeme enttäuschend war, was in den USA zur Einstellung der Forschungsförderung führte (Moorkens et al. 2024: 4). Die Entwicklung wurde jedoch in anderen Ländern, insbesondere solchen mit mehreren Amtssprachen, fortgesetzt (2024: 4). Ein bedeutender Erfolg der 1970er und 1980er Jahre war das METEO-System in Kanada, das Wettervorhersagen zwischen Englisch und Französisch übersetzte; es gilt als eines der erfolgreichsten MT-Systeme, bei dem Fehler nur durch fehlerhafte menschliche Eingaben entstanden (2024: 4).

Die weitere Entwicklung lässt sich in mehrere Phasen einteilen:

1. Regelbasierte MT (RBMT): Frühe Systeme, die auf linguistischen Regeln und Wörterbüchern basierten (Moorkens et al. 2024: 5). Diese konnten qualitativ hochwertige Übersetzungen für Sprachen mit klar definierten Regeln und begrenztem

⁷ IT-Unternehmen (siehe <https://www.ibm.com/de-de/about> für mehr Informationen).

Vokabular liefern, stießen jedoch bei Sprachen mit komplexer Syntax und idiomatischen Ausdrücken an ihre Grenzen (Qamar & Raza, 2024: 461).

2. Statistische MT (SMT): Ab den späten 1980er Jahren entwickelt, basierend auf statistischen Methoden und großen Parallelkorpora: Diese Phase wurde besonders durch die Arbeit von IBM geprägt (Moorkens et al. 2024: 15). Durch Algorithmen wie die IBM-Modelle oder phrasenbasierte Modelle konnte eine breitere Sprachpalette abgedeckt werden, allerdings kämpften sie mit idiomatischen Ausdrücken und kontextuellen Feinheiten (Qamar & Raza, 2024: 461).
3. Neural MT (NMT): Obwohl erste Konzepte bereits in den 1990er Jahren existierten, gelang der Durchbruch erst Mitte der 2010er Jahre durch verbesserte Hardware; NMT überholte schnell die Leistung von SMT-Systemen und wurde zum dominierenden Paradigma (Moorkens et al. 2024: 17). Revolutionär waren insbesondere rekurrente neuronale Netze (RNNs) und Transformer-Architekturen: Sie verarbeiten ganze Sätze auf einmal, erfassen Kontext und Beziehungen zwischen Wörtern und haben die Übersetzungsqualität signifikant verbessert (Qamar & Raza, 2024: 461f.).
4. Large Language Models (LLMs): Die neueste Entwicklung, bei der multilinguale Sprachmodelle wie ChatGPT auch für Übersetzungszwecke eingesetzt werden (Moorkens et al. 2024: 17).

Die regelbasierten Systeme lassen sich weiter in drei Hauptansätze unterteilen: direkte Systeme (direkter Wort-für-Wort-Transfer mit morphologischen Anpassungen), Transfer-Systeme (Analyse, Transfer und Generierung) und Interlingua-Systeme (sprachunabhängige semantische Zwischendarstellung) (Hutchins 1995: 431f.). Bekannte RBMT-Projekte waren EUROTRA (gefördert von der Europäischen Kommission, 1982-1992) (Maegaard 1995) und Verbmobil in Deutschland (1993-2000), ein Forschungsprojekt zur Übersetzung spontaner gesprochener Dialoge zwischen Deutsch, Englisch und Japanisch, das als eines der ersten Systeme kontextsensitive Übersetzungen und umfassende Prosodieverarbeitung einsetzte (Wahlster 2000: 3, 12).

Neben den akademischen Fortschritten spielten kommerzielle Systeme eine entscheidende Rolle für die Verbreitung der MT. SYSTRAN, ursprünglich für Übersetzungen zwischen Russisch und Englisch entwickelt, wurde ab 1976 von der Europäischen Kommission eingesetzt und dominierte den Markt für Jahrzehnte (Hutchins 1995: 437). Bereits vor der breiten öffentlichen Verfügbarkeit von MT im Internet gab es erste Online-Dienste, jedoch mit eingeschränktem Zugang: Ab 1988 bot das Systran Centre in Paris Abonnent:innen des französischen Minitel-Netzwerks einen Online-Übersetzungsdienst an,

und ab 1992 begann CompuServe, MT-Dienste für seine Abonnent:innen zu entwickeln (Gaspari & Hutchins 2007: 199). Mit dem Aufkommen des Internets in den 1990er Jahren wurden MT-Dienste erstmals einem breiten Publikum zugänglich, zunächst durch AltaVistas Babelfish (basierend auf SYSTRAN-Technologie) (Gaspari & Hutchins 2007: 200) und später durch Google Translate, das 2006 als statistisches System startete (Gomes de Oliveira & Anastasiou 2011: 122). Überraschenderweise wurden diese Online-MT-Dienste häufig nicht für die Übersetzung längerer Texte genutzt, sondern primär für einzelne Wörter oder sehr kurze Phrasen – weniger als 10-17% der Übersetzungsanfragen betrafen Webseiten, während der Rest Texteingaben waren, von denen viele nur aus wenigen Wörtern bestanden (Gaspari & Hutchins 2007: 203).

Die breite Verfügbarkeit kostenloser Online-MT-Dienste hatte weitreichende Auswirkungen nicht nur auf die Nutzer:innen, sondern auch auf die MT-Forschungsgemeinschaft und besonders auf die MT-Industrie (Gaspari & Hutchins 2007: 202). MT-Anbieter entwickelten neue Geschäftsmodelle, bei denen kostenlose, aber in Funktionsumfang und Qualität eingeschränkte Online-Dienste als Einstiegspunkt für kostenpflichtige Premium-Dienste mit höherer Übersetzungsqualität dienten (Gaspari & Hutchins 2007: 202). Ab den 2000er Jahren entstanden zunehmend Hybridansätze, die regelbasierte und statistische Methoden kombinierten, um die Stärken beider Paradigmen zu nutzen (Thurmair 2005:102). Diese Ansätze entwickelten sich in zwei Hauptrichtungen: einerseits durch die Anreicherung statistischer Systeme mit linguistischem Wissen und andererseits durch die Integration probabilistischer Informationen in regelbasierte Systeme (2005: 102ff.).

Der eigentliche Paradigmenwechsel zur neuronalen MT erfolgte 2016, als Google sein komplettes Übersetzungssystem auf NMT umstellte und damit signifikante Qualitätsverbesserungen erzielte (Wu et al. 2016). Entscheidend waren dabei die Einführung der Encoder-Decoder-Architektur mit Attention-Mechanismus (Bahdanau et al. 2016) und später die revolutionäre Transformer-Architektur (Vaswani et al. 2017), die noch heute unter anderem die Grundlage moderner NMT- und LLM-Systeme bildet (Qamar & Raza, 2024: 463, 476).

Trotz der bedeutenden Fortschritte in der MT-Technologie betonen sowohl Moorkens et al. (2024: 17f.) als auch Way (2020: 326), dass maschinelle Übersetzung keineswegs ein „gelöstes Problem“ ist. Zudem steht die Technologie hauptsächlich nur für große Sprachen wie Englisch, Deutsch, Französisch, Spanisch und Italienisch zur Verfügung, während die

meisten der weltweit über 7.000 Sprachen keine oder nur unzureichende Ressourcen haben (Moorkens et al. 2024: 18).

2.2 Herausforderungen und Evaluationsmethoden der MT

2.2.1 Herausforderungen

Die Entwicklung der maschinellen Übersetzung ist mit einer Vielzahl von Herausforderungen konfrontiert, die von grundlegenden sprachlichen Divergenzen bis hin zu technischen und praktischen Limitationen reichen.

Besonders die Ambiguität natürlicher Sprache stellt eine zentrale Schwierigkeit dar (Qamar & Raza 2024: 451). Diese äußert sich auf verschiedenen Ebenen: Wortübersetzungsprobleme entstehen durch Polysemie, wenn Wörter wie das englische „bark“ sowohl das Bellen eines Hundes als auch Abhacken der Rinde eines Baumes bezeichnen können (2024: 451). Phrasenübersetzungsprobleme treten bei idiomatischen Ausdrücken wie „It’s raining cats and dogs“ auf, die nicht wörtlich übersetzt werden können (2024: 452). Syntaktische Übersetzungsprobleme ergeben sich aus unterschiedlichen Satzstrukturen (2024: 452), während semantische Übersetzungsprobleme die kontextuelle Bedeutung betreffen, etwa wenn Pronomen auf vorher erwähnte Substantive verweisen, die in verschiedenen Sprachen unterschiedliche grammatikalische Geschlechter haben können (2024: 453f.).

Jurafsky & Martin (2025) vertiefen diese Problematik, indem sie verschiedene Dimensionen sprachlicher Divergenzen erläutern, die in der Sprachtypologie erforscht werden. Dazu zählen Unterschiede in der Wortstellung, wie die typologische Unterscheidung in SVO-, SOV- und VSO-Sprachen (Subjekt-Verb-Objekt, Subjekt-Objekt-Verb, Verb-Subjekt-Objekt), lexikalische Lücken zwischen Sprachen sowie morphologische Unterschiede, etwa im Hinblick auf Flexion und grammatisches Geschlecht (2025: 265ff.).

Ein besonders schwieriges Problem stellen *lexical gaps* dar, also Begriffslücken von Wörtern oder Phrasen, für die in einer Zielsprache kein direktes Äquivalent existiert. Jurafsky & Martin nennen hier das Beispiel der chinesischen und japanischen Konzepte *xiào* und *oyakōkō*, die sich im Englischen nur mittels umständlicher Umschreibungen wie „filial piety“ oder „loving child“ ausdrücken lassen (2025: 267).

Sprachen unterscheiden sich zudem in der referentiellen Dichte. In sogenannten Pro-Drop-Sprachen wie Japanisch oder Spanisch können Pronomen oft ganz weggelassen werden, während sie in referentiell dichterem Sprachen wie Englisch explizit genannt werden müssen. Ein MT-System, das von einer Pro-Drop-Sprache beispielsweise ins Englische übersetzt,

muss daher in der Lage sein, implizite Referenten zu identifizieren und explizit zu machen (Jurafsky & Martin, 2025: 268).

Eine grundlegende Herausforderung der maschinellen Übersetzung besteht somit darin, sprachliche Divergenzen auf lexikalischer, syntaktischer, semantischer und pragmatischer Ebene zu überbrücken. Dabei gilt es, sowohl die *adequacy* (inhaltliche Äquivalenz zum Ausgangstext) als auch die *fluency* (natürlicher Fluss der Zielsprache) zu wahren (Qamar & Raza: 450). Wie Qamar & Raza anmerken, stehen diese beiden Ziele oft in einem Spannungsverhältnis, da eine strenge Bewahrung der Bedeutung zu unnatürlichen Übersetzungen führen kann, während ein Fokus auf natürlichen Textfluss manchmal Bedeutungsnuancen opfert (2024: 450).

Ein zentrales Problem ist die Verfügbarkeit von Trainingsdaten. Während ressourcenstarke Sprachen wie Englisch, Deutsch oder Chinesisch von großen Parallelkorpora profitieren, fehlen für die Mehrheit der über 7.000 Sprachen weltweit ausreichende Trainingsdaten (Jurafsky & Martin 2025: 278). Dieses Problem kann durch Techniken wie *backtranslation* gemildert werden: Bei dieser Datenaugmentierungsmethode wird zunächst mit einem kleinen parallelen Korpus ein Übersetzungssystem in umgekehrter Richtung (Ziel-zu-Quelle) trainiert. Dieses System übersetzt dann monolinguale Zielsprachdaten in die Quellsprache, wodurch synthetische Trainingspaare entstehen, die das ursprüngliche Quell-zu-Ziel-System verbessern können (2025: 279).

Qamar & Raza (2024: 486f.) heben zusätzlich Herausforderungen bei der Übersetzung spezieller Inhaltstypen hervor: Bei hochrepetitiven Inhalten, wie sie in technischen Dokumentationen oder rechtlichen Texten vorkommen, müssen Übersetzungssysteme Konsistenz wahren und Redundanzen effizient handhaben. Nutzergenerierte Inhalte stellen ebenfalls besondere Anforderungen an MT-Systeme, da Texte von sozialen Medien, Bewertungen und Foren sich durch informelle Sprache, Slang, Abkürzungen, Emojis und nicht-standardmäßige Grammatik auszeichnen (2024: 488).

Jurafsky & Martin (2025: 280) weisen auch auf die soziotechnischen Aspekte der MT-Entwicklung hin. Sie betonen, dass bei ressourcenschwachen Sprachen, insbesondere aus einkommensschwachen Ländern, Muttersprachler:innen oft nicht ausreichend als Kurator:innen für die Inhaltsauswahl, als Sprachtechnolog:innen oder als Evaluator:innen einbezogen werden. Dies führt zu Qualitätsproblemen in den Trainingsdaten und letztendlich in den Übersetzungsmodellen.

Die verschiedenen MT-Paradigmen haben unterschiedliche Strategien entwickelt, um mit diesen fundamentalen sprachlichen Herausforderungen umzugehen. Regelbasierte

Systeme nutzen explizite linguistische Regeln und semantische Transfermechanismen zur Bewältigung von Ambiguitäten, wobei Balipa et al. (2025) zeigen, dass ein gut konzipiertes RBMT-System durch Integration syntaktischer, semantischer und morphologischer Regularitäten auch bei idiomatischen Ausdrücken und kontextabhängigen Bedeutungen ein Ergebnis von 78,69% erreichen kann, insbesondere wenn es kulturelle Nuancen und satzbezogenen Kontext berücksichtigt (Balipa et al. 2025: 971f.). Statistische Ansätze nutzen hingegen Übersetzungswahrscheinlichkeiten aus großen Parallelkorpora, um die Übersetzungsmuster und -wahrscheinlichkeiten zu identifizieren, haben aber Schwierigkeiten, flüssige Übersetzungen zu erzeugen und weitreichende sprachliche Abhängigkeiten zu bewältigen (Kumar & Murugesan 2025: 344). Neuronale Systeme wiederum zeigen durch ihre Fähigkeit, kontextuelle Zusammenhänge über die Verarbeitung ganzer Sätze zu erfassen, dass sie qualitativ bessere Ergebnisse als SMT erzielen, können aber bei selten vorkommenden Wörtern, Eigennamen, außer-wortschatzlichen Begriffen, Sprachpaaren mit begrenzten Trainingsressourcen und fachfremden Daten weiterhin problematisch sein (Kumar & Murugesan 2025: 345).

Qamar & Raza (2024: 491f.) nennen darüber hinaus weitere Herausforderungen für Deep-Learning-basierte⁸ MT-Systeme, darunter die Interpretierbarkeit der Modelle, die Handhabung seltener Wörter oder unbekannter Vokabeln sowie die Bewahrung von Kontext und Kohärenz in längeren Übersetzungen.

2.2.2 Evaluationsmethoden

Obwohl Evaluierungsmethoden für den deskriptiven Vergleich der später folgenden Analyse keine Rolle spielen, sollen zentrale Methoden in diesem Forschungsüberblick zumindest kurz Erwähnung finden. Bei der Evaluierung maschinellen Übersetzungsoutputs kann grundsätzlich zwischen den beiden Hauptdimensionen *adequacy* (inhaltliche Äquivalenz zum Ausgangstext) und *fluency* (Natürlichkeit in der Zielsprache) unterschieden werden (Jurafsky & Martin 2025: 280). Neben aufwändigen menschlichen Bewertungen haben sich für eine effiziente Evaluation auch automatische Metriken etabliert (2025: 280f.).

Für die menschliche Evaluation (beispielsweise durchgeführt von sogenannten *online crowdworkers*) werden häufig Bewertungsskalen (von 1-5 oder 1-100) verwendet, um die *fluency* und *adequacy* zu beurteilen (Jurafsky & Martin 2025: 280f.). Alternativ kann ein Ranking-Ansatz gewählt werden, bei dem Bewerter:innen verschiedene Übersetzungskandidat:innen vergleichen und eine Präferenz angeben (2025: 281). Auch Post-

⁸ Eine detaillierte Erklärung des Deep Learning und seiner Bedeutung für die maschinelle Übersetzung findet sich in Abschnitt 2.3.

Editing, bei dem Evaluierer:innen die maschinellen Übersetzungen minimal nachbearbeiten, kann als Evaluationsmethode dienen, wobei die Abweichungen zwischen der Nachbearbeitung und dem ursprünglichen maschinellen Output als Qualitätsindikator dienen (2025: 281). Die Ausbildung der menschlichen Bewerter:innen ist dabei essentiell, da diese ohne entsprechendes Training Schwierigkeiten haben können, zwischen *fluency* und *adequacy* zu unterscheiden (2025: 281).

Bei den automatischen Metriken hat sich besonders chrF (Character F-score) als robust erwiesen: Diese Metrik basiert auf dem Grad der Übereinstimmung von Zeichensequenzen zwischen der maschinellen Übersetzung und einer menschlichen Referenzübersetzung (Jurafsky & Martin 2025: 281f.). Im Gegensatz zu wortbasierten Metriken wie BLEU ist chrF weniger anfällig für Unterschiede in der Tokenisierung und funktioniert besser für morphologisch reiche Sprachen (2025: 283). Neuere Ansätze nutzen kontextualisierte Embeddings, um die semantische Ähnlichkeit zwischen Übersetzung und Referenz zu messen: Metriken wie BERTScore verwenden BERT-Embeddings, um Token-für-Token-Vergleiche durchzuführen, während Systeme wie COMET auf Datensätzen mit menschlichen Bewertungen trainiert werden, um die Übersetzungsqualität vorherzusagen (2025: 284).

Bei der Interpretation automatischer Metriken ist jedoch Vorsicht geboten: Sie sind am besten geeignet, um Verbesserungen innerhalb eines Systems zu messen, und weniger verlässlich beim Vergleich sehr unterschiedlicher Systeme. Menschliche Bewertungen sind in ihrer Evaluation hingegen genauer und besser, bergen allerdings den Nachteil, dass sie häufig zeit- und kostenintensiv sind (Jurafsky & Martin 2025: 281).

2.3 NMT und LLMs

Die neuronale maschinelle Übersetzung (NMT) und Large Language Models (LLMs) repräsentieren die aktuellsten Entwicklungen in der maschinellen Übersetzung. Beide basieren auf neuronalen Netzen, unterscheiden sich aber in ihrer Architektur und Funktionsweise grundlegend. Ein wichtiger Unterschied ist, dass traditionelle NMT-Systeme speziell für die Übersetzung zwischen bestimmten Sprachpaaren entwickelt werden, während LLMs eine Form künstlicher Intelligenz darstellen, die für verschiedene Aufgaben eingesetzt werden kann, unter anderem für Übersetzung. LLMs werden nicht ausschließlich mit parallelen Übersetzungsdaten trainiert, sondern lernen Sprache in einem breiteren Kontext (Moorkens et al. 2024: 188f.).

Die Funktionsweise von NMT-Systemen basiert auf einer Encoder-Decoder-Architektur mit einem Attention-Mechanismus. Der Encoder verarbeitet zunächst den Ausgangssatz und wandelt ihn in eine numerische Repräsentation (einen Vektor) um: Dabei wird der gesamte Kontext des Satzes berücksichtigt – ein wesentlicher Vorteil gegenüber früheren statistischen Ansätzen, die nur wenige Wörter gleichzeitig betrachten konnten (Way 2020: 317). Eine zentrale Rolle spielt dabei der Attention-Mechanismus: Statt alle Wörter des Ausgangssatzes als gleich wichtig zu behandeln, ermöglicht er es dem System zu erkennen, welche Wörter des Ausgangstextes für die Übersetzung eines bestimmten Zielworts besonders relevant sind (Way 2020: 317). Dies führt zu genaueren Übersetzungen, da irrelevante Informationen ausgeblendet werden können (2020: 317). Der Decoder kann dann folglich basierend auf dieser Repräsentation und mit Hilfe des Attention-Mechanismus die Übersetzung Wort für Wort generieren.

Neuronale MT (NMT) hat sich seit ihrer Einführung stetig weiterentwickelt und basiert heute überwiegend auf Transformer-Architekturen, die 2017 von Vaswani et al. in ihrem wegweisenden Paper *Attention Is All You Need* erstmals vorgestellt wurden. Diese Architekturen verfeinern das Grundprinzip des Encoder-Decoder-Systems durch spezialisierte Attention-Mechanismen. Besonders charakteristisch ist die Cross-Attention-Schicht im Decoder, die es ermöglicht, selektiv auf alle Encoder-Ausgaben zuzugreifen und so die Zielwörter Schritt für Schritt zu generieren (Jurafsky & Martin 2025: 272f.).

Für das Training und die Implementierung solcher Systeme sind weitere technische Details entscheidend. Jurafsky & Martin (2025) erläutern, dass als Input für den Encoder zunächst eine geeignete Tokenisierung erfolgt, meist auf Subwort-Ebene mittels Byte Pair Encoding (BPE) oder WordPiece (2025: 269). Trainiert werden solche Systeme mit satzalignierten Parallelkorpora der Ausgangs- und Zielsprache (2025: 270f.). Dieser Trainingsansatz ermöglicht es den Systemen, die komplexen sprachlichen Beziehungen zwischen verschiedenen Sprachen zu erfassen und für hochwertige Übersetzungen zu nutzen.

LLMs (Large Language Models) hingegen sind KI-Modelle, die Deep-Learning-Techniken nutzen, um menschenähnlichen Text zu generieren. Sie werden mit riesigen Textdatenmengen trainiert und nutzen dabei häufig nicht überwachtes maschinelles Lernen⁹, um Muster und Beziehungen innerhalb der Sprache zu erkennen. Dies führt zu Modellen, die Text generieren können, der oft nicht von menschlich geschriebenem Text zu unterscheiden ist. (Moorkens et al. 2024: 188)

⁹ Für mehr Informationen zu nicht überwachtem maschinellen Lernen siehe z. B. <https://www.ibm.com/de-de/topics/unsupervised-learning> (Stand 18.02.25).

Die Leistungsfähigkeit moderner LLMs basiert maßgeblich auf Fortschritten im Bereich des Deep Learning. Deep Learning bezeichnet einen Ansatz des maschinellen Lernens, der es Computern ermöglicht, aus Erfahrungen zu lernen und die Welt als Hierarchie von Konzepten zu verstehen (Goodfellow et al. 2016: 19). Anders als bei traditionellen maschinellen Lernverfahren müssen Entwickler:innen hierbei nicht alle relevanten Merkmale manuell definieren – stattdessen werden diese durch das Modell selbst erlernt. Der zentrale Vorteil besteht darin, dass komplexe Konzepte aus einfacheren aufgebaut werden: Die resultierenden Netzwerke sind „tief“ (daher der Name), bestehend aus vielen Verarbeitungsschichten (2016: 19ff.). Diese hierarchische Verarbeitung ist besonders gut geeignet für komplexe Aufgaben wie die Verarbeitung natürlicher Sprache, da sie kontextuelle Zusammenhänge und Abhängigkeiten über längere Sequenzen hinweg erfassen kann. Ein entscheidender Faktor für den Erfolg von Deep-Learning-Methoden in der maschinellen Übersetzung ist zudem die Verfügbarkeit großer Datenmengen, die erst in den letzten Jahren eine effektive Nutzung solcher datenintensiver Ansätze ermöglicht hat (2016: 30f.).

Ein weiterer wichtiger technischer Unterschied liegt in der Art der Verarbeitung: Während NMT-Systeme den Ausgangstext in numerische Repräsentationen verarbeiten, wobei der Attention-Mechanismus bestimmt, welche Wörter für die Übersetzung besonders relevant sind (Way 2020: 317), sind LLMs und MLLMs eher auf eine interaktive Nutzung ausgelegt, bei der die Eingabe über sogenannte „Prompts“ erfolgt – also Anweisungen, die das Modell zu bestimmten Ausgaben veranlassen (Moorkens et al. 2024: 193). Trotz der beeindruckenden Fähigkeiten beider Ansätze ist es wichtig zu betonen, dass diese KI-Modelle kein menschenähnliches Verständnis oder Bewusstsein besitzen: Ihre Fähigkeiten beschränken sich darauf, basierend auf gelernten Mustern die wahrscheinlichsten nächsten Wörter in einer Textsequenz vorherzusagen (Moorkens et al. 2024: 189). Dies ist nicht vergleichbar mit echtem Verständnis oder den kognitiven Prozessen, die Menschen beim Verstehen von Sprache und Kontext nutzen (2024: 189).

2.3.1 DeepL

DeepL, 2017 aus dem Unternehmen Linguee hervorgegangen, markiert einen bedeutenden Meilenstein in der Entwicklung neuronaler maschineller Übersetzung (NMT). Als spezialisiertes KI-Übersetzungssystem basiert DeepL auf einer komplexen Übersetzungsarchitektur, die sich in drei Hauptphasen gliedert: Texteingabe, Textverarbeitung und Qualitätskontrolle (Li 2024: 711).

Während der Texteingabe kategorisiert das System den Input in drei Bereiche: Fachterminologie, allgemeinen Wortschatz und einfache Sätze (Li 2024: 711). In der anschließenden Textverarbeitungsphase erfolgt die Analyse durch Part-of-Speech-Tagging und syntaktische Analyse, wobei das System die Wortarten in der Zielsprache identifiziert und eine strukturelle Analyse der Eingabesätze vornimmt (2024: 711). Besonders bei wissenschaftlichen Texten zeigt DeepL dabei eine hohe semantische Genauigkeit (2024: 712, 714). In der letzten Phase, der Qualitätskontrolle, evaluiert das System die Übersetzungsqualität durch die Berechnung semantischer Ähnlichkeiten zwischen Ausgangs- und Zieltext (2024: 713). In Vergleichsstudien erreicht DeepL dabei bemerkenswerte Ergebnisse: Mit einer Punktzahl von 94,13 von 100 Punkten übertrifft es andere dedizierte Übersetzungssysteme deutlich, insbesondere in den Bereichen Genauigkeit (95,78) und Flüssigkeit (94,37) (2024: 716).

Allerdings weist Lee (2024: 2354) darauf hin, dass selbst fortschrittliche Übersetzungssysteme wie DeepL bei der kontextuellen Interpretation und dem Umgang mit mehrdeutigen Ausdrücken noch immer Schwächen aufweisen können. Dies wird auch von Li (2024: 716) bestätigt, die bei der kontextuellen Anpassungsfähigkeit leichte Schwächen im Vergleich zu Google Translate und Microsoft Translate feststellt. Mit der Entwicklung von Large Language Models (LLMs) wie ChatGPT steht DeepL zudem vor neuen Herausforderungen. Aktuelle Studien zeigen, dass LLMs inzwischen Übersetzungen generieren können, die qualitativ gleichwertig oder sogar besser sind als die spezialisierter Übersetzungssysteme wie DeepL (vgl. Hendy et al. 2023).

2.3.2 ChatGPT

ChatGPT, seit Ende 2022 öffentlich verfügbar, basiert auf Large Language Models (LLMs), die im Gegensatz zu dedizierten Übersetzungssystemen nicht speziell für Übersetzungszwecke entwickelt wurden. Das System wurde mit massiven Textdatenmengen trainiert, die es ihm ermöglichen, Wahrscheinlichkeiten von Wort- und Zeichensequenzen vorherzusagen (Bender et al. 2021: 611). Eine Besonderheit von ChatGPT ist seine Prompting-Funktionalität. Während spezialisierte Übersetzungssysteme wie DeepL direkte Eingabe-Ausgabe-Beziehungen nutzen, erfolgt die Interaktion mit ChatGPT über Anweisungen, sogenannte „Prompts“ (Lee 2024: 2356). Dies ermöglicht eine flexiblere Steuerung des Übersetzungsprozesses, birgt aber auch die Herausforderung, dass die Qualität der Übersetzungen stark von der Formulierung der Prompts abhängt (2024: 2362).

Studien zeigen, dass ChatGPT in der Übersetzung besondere Stärken bei der Verarbeitung von Kohäsion und Kohärenz auf Diskursebene aufweist (vgl. Hendy et al. 2023). Während traditionelle Übersetzungssysteme oft Schwierigkeiten mit kontextabhängigen Interpretationen haben, kann ChatGPT komplexere sprachliche Phänomene wie Pronominalbezüge und inhaltliche Zusammenhänge über Satzgrenzen hinweg besser erfassen (Lee 2024: 2355-2362). Allerdings weist auch ChatGPT deutliche Limitationen auf. Die Übersetzungsqualität schwankt je nach verwendeter Version und Prompting-Strategie erheblich (Lee 2024: 2356). Zudem zeigt sich eine starke Abhängigkeit von der englischen Sprache, da etwa 93% der Trainingsdaten englischsprachig sind (Gerhalter 2024: 6). Dies kann besonders bei der Übersetzung zwischen nicht-englischen Sprachen zu Problemen führen, wenn sprachspezifische Strukturen keine direkten englischen Entsprechungen haben.

2.4 MT für literarische Texte

Obwohl nicht spezifisch auf literarische Übersetzung ausgerichtet, liefert Mossop (2024) eine grundlegende konzeptuelle Analyse, die auch für die Diskussion maschineller Übersetzung literarischer Texte relevant ist. Mit Beispielen aus Kafkas *Das Schloss* zeigt er, dass menschliche und maschinelle Übersetzungen in bestimmten Fällen zu ähnlichen Ergebnissen kommen können. Mossop stellt die fundamentale Frage, ob maschinelles und menschliches Übersetzen im Grunde den gleichen Prozess darstellen. Er argumentiert, dass sowohl bei der MT als auch bei der Humanübersetzung Handlungen auftreten, die nicht oder nur schwach durch Bedeutung motiviert sind (2024: 5-10). Darauf aufbauend schlägt er ein Konzept des Übersetzens vor, das maschinelle und menschliche Übersetzung gleichermaßen abdeckt (2024: 11). Trotz konzeptueller Argumente für eine Einordnung von MT als Übersetzung bleiben signifikante Unterschiede zwischen Mensch und Maschine bestehen, etwa im Hinblick darauf, wie interpretiert wird (2024: 17ff.). Das könnte dann insbesondere bei literarischen Texten, wo die Maschine selten die freieren, kreativen Übersetzungslösungen produziert, die menschliche Übersetzer entwickeln können, relevant werden.

Eine weitere wichtige Dimension in der Betrachtung maschineller Übersetzung literarischer Texte ist die Zuverlässigkeit des Outputs, insbesondere bei LLMs. McIntosh et al. (2024) führten einen kulturell sensitiven Test durch, um „Halluzinationen“ – faktisch inkonsistente, widersprüchliche oder von menschlichen kulturellen Normen abweichende Inhalte – in verschiedenen KI-Modellen zu bewerten. Bei Anwendung auf kontroverse oder kulturell nuancierte Inhalte zeigten ChatGPT-4 und ChatGPT-3.5 eine bemerkenswerte

Widerstandsfähigkeit gegen Halluzinationen (94% bzw. 87%), während andere Modelle erheblich schlechter abschnitten (2024: 2746). Die Autor:innen stellten fest, dass besonders kontroverse und kulturell geprägte Themenbereiche, solche ohne klaren wissenschaftlichen Konsens sowie komplexe Denkaufgaben anfälliger für KI-Halluzinationen waren (2024: 2747). Diese Erkenntnisse sind relevant für die literarische Übersetzung, da literarische Texte oft mehrdeutige Interpretationen, kulturelle Anspielungen und stilistische Nuancen enthalten, die über reine bzw. wissenschaftliche Fakten hinausgehen. Die Studie unterstreicht die Notwendigkeit, maschinelle Übersetzungssysteme nicht nur auf ihre technische Genauigkeit, sondern auch auf ihre Fähigkeit zu analysieren, kulturelle Kontexte zu verstehen und zu bewahren – ein entscheidender Aspekt bei der Übersetzung literarischer Werke.

Im Rahmen des ArisToCAT-Projekts untersuchten Tezcan et al. (2019) und Fonteyne et al. (2020) die Qualität einer Google-NMT-Übersetzung von Agatha Christies Roman *The Mysterious Affair at Styles* ins Niederländische.¹⁰ Die Autor:innen erweiterten die SCATE-Fehlertaxonomie¹¹ um textlinguistische Phänomene wie textuelle Kohärenz und Kohäsion sowie literaturspezifische Probleme wie kulturelle Referenzen erfassen zu können (Tezcan et al., 2019: 41f.). Überraschenderweise enthielten 44% der Sätze keine Fehler, was für ein generisches MT-System bei literarischen Texten bemerkenswert ist (Fonteyne et al., 2020: 3794; Tezcan et al., 2019: 44). Die häufigsten Probleme waren jedoch Fehlübersetzungen, insbesondere bei Mehrwortausdrücken und mehrdeutigen Wörtern, sowie Kohärenzfehler, die mehr als 50% aller Flüssigkeitsfehler ausmachten (Tezcan et al., 2019: 45; Fonteyne et al., 2020: 3794). Beim Vergleich der maschinellen mit der menschlichen Übersetzung zeigte sich, dass NMT zwar eine ähnliche lexikalische Vielfalt aufweist, jedoch deutlich weniger Kohäsion zwischen Sätzen herstellt und syntaktisch viel stärker der Struktur des Ausgangstextes folgt: In 80% der MT-Sätze blieb die Wortstellung nahezu unverändert, während die Humanübersetzung eine viel größere syntaktische Variation aufwies (Tezcan et

¹⁰ Das ArisToCAT-Projekt (Assessing the Comprehensibility of Automatic Translations) untersuchte die Verständlichkeit unbearbeiteter maschineller Übersetzungen: Neben der literarischen MT-Qualitätsbewertung wurden auch Leseverständnistests und die Verständlichkeit neu erfundener Wörter in NMT-Output erforscht (Macken et al. 2020).

¹¹ Die SCATE-Taxonomie wurde speziell zur Annotation von MT-Output entwickelt und untersucht zwei unterschiedliche Aspekte der MT-Qualität: *fluency* und *accuracy* (Tezcan et al. 2019: 41). *Fluency* umfasst alle Fehler, die im Zieltext selbst erkennbar sind (Grammatik, Lexik, Orthographie), während *accuracy* durch den Vergleich von Quell- und Zieltext Probleme wie Auslassungen, Hinzufügungen und Fehlübersetzungen aufdeckt (2019: 41). Für die literarische Übersetzung wurde die Taxonomie um zwei wichtige Kategorien erweitert: *coherence* (mit Unterkategorien logische Probleme, nicht-existierende Wörter, Diskursmarker, Koreferenz, Inkonsistenz und Verbtempora) sowie *style & register* (mit Unterkategorien *disfluency*, Wiederholungen, Register und unübersetzte Wörter). Die Annotation erfolgt zweistufig - zuerst werden *fluency*-Fehler nur am Zieltext bewertet, dann *accuracy*-Fehler durch Vergleich mit dem Quelltext, wobei mehrere Annotationen am selben Textsegment möglich sind (2019: 42). Dieselbe erweiterte SCATE-Taxonomie wurde auch von Fonteyne et al. (2020) verwendet.

al., 2019: 47f.). Die Studie unterstreicht, dass trotz der quantitativ ähnlichen lexikalischen Vielfalt die qualitative Dimension der MT-Übersetzung erhebliche Defizite aufweist, insbesondere bei textübergreifenden Phänomenen und stilistischen Aspekten – Elementen, die für das Leseerlebnis literarischer Texte entscheidend sind. Zudem wies die menschliche Übersetzung (HT) eine signifikant höhere durchschnittliche Wortübersetzungsentropie auf als die maschinelle Variante (MT) (Tezcan et al., 2019: 45f.), was auf eine größere lexikalische Variation und kreative Lösungskompetenz der menschlichen Übersetzer:innen hindeutet. Die Autor:innen betonen jedoch auch, dass die vergleichbare lexikalische Vielfalt der MT teilweise auf Übersetzungsfehler zurückgehen könnte, während die höhere Entropie in HT auf kreative Lösungskompetenz und kontextangepasste Lexemwahl schließen lässt (Tezcan et al., 2019: 46).

Einen besonders aufschlussreichen Analyseansatz zur Unterscheidung zwischen maschinellen und menschlichen Übersetzungen bieten Li & Hu (2024) mit ihrer korpusbasierten Untersuchung zum „Shining-Through-Effekt“ – einem Übersetzungsuniversale, das beschreibt, inwieweit Eigenschaften der Ausgangssprache in der Zielsprache erkennbar bleiben. Die Autor:innen vergleichen diesen Effekt in menschlichen und maschinellen Übersetzungen vom Chinesischen ins Englische anhand lexikalischer, kohäsiver und syntaktischer Merkmale in vier verschiedenen Registern, darunter auch in fiktionalen Texten. Ihre multivariate Analyse zeigt, dass beide Übersetzungsarten Merkmale des Shining-Through aufweisen, bei maschineller Übersetzung jedoch deutlich ausgeprägter (2024: 18). Besonders aufschlussreich für die literarische Übersetzung ist ihre Beobachtung, dass menschliche Übersetzer:innen bei fiktionalen Texten stärker zur *normalisation* – also zur Anpassung an Zielsprachennormen – tendieren als bei anderen Textsorten (2024: 14). Diese Ergebnisse stützen die von Tezcan et al. (2019) und im Folgenden von Guerberof-Arenas und Toral (2022a) beobachteten Defizite maschineller Übersetzung bei literarischen Texten, dass MT-Systeme weniger in der Lage sind, kontextuelle Nuancen zu erfassen und sprachliche Strategien entsprechend anzupassen.

Guerberof-Arenas und Toral (2022a, 2022b) haben im Rahmen der ersten Achse des EU-geförderten CREAMT-Projekts mittels verschiedener Übersetzungsmodalitäten (Humanübersetzung, maschinelle Übersetzung, post-editierte Übersetzung) untersucht, inwiefern MT kreative Aspekte literarischer Texte erfassen kann. Die Autor:innen verglichen die Übersetzung einer Kurzgeschichte von Kurt Vonnegut vom Englischen ins Katalanische und Niederländische und stellten fest, dass die reine maschinelle Übersetzung deutlich weniger kreative Lösungen für Übersetzungsprobleme lieferte als menschliche

Übersetzungen: Die MT-Systeme der jeweiligen Sprachenpaare, obwohl speziell mit literarischen Daten trainiert, neigten zu wörtlichen Übersetzungen, die den stilistischen und kreativen Anforderungen literarischer Texte nicht gerecht wurden (2022a: 188, 202). Die Studie entwickelte dabei auch eine innovative Methode zur Quantifizierung von Kreativität in Übersetzungen, die sowohl *acceptability* als auch *novelty* berücksichtigt (2022a: 190ff.). Die Expert:innen, die die Übersetzungen bewerteten, stuften die MT einstimmig als „extremely bad translation“ ein (2022a: 196), bei der eine „large-scale intervention“¹² nötig war, um den Output in einen „readable text“ umzubearbeiten (2022a: 204).

In der zweiten Achse des CREAMT-Projekts mit demselben Text haben Guerberof-Arenas und Toral (2024) die Auswirkungen dieser verschiedenen Übersetzungsmethoden auf die Leser:innenrezeption untersucht: Mit einer umfangreichen Stichprobe von 223 Teilnehmer:innen (103 katalanische und 120 niederländische Muttersprachler:innen) untersuchten sie die narrative Einbindung, das Lesevergnügen und die Übersetzungsrezeption. Die Ergebnisse zeigten bei katalanischen Leser:innen eine deutlich höhere Bewertung für die rein menschliche Übersetzung in allen Kategorien (2024: 226f., 231). Überraschenderweise bevorzugten niederländische Leser:innen hingegen oft die post-editierte Version gegenüber der menschlichen Übersetzung, wobei der englische Originaltext in einigen Kategorien die höchsten Bewertungen erhielt (2024: 227f., 232). Bei der maschinellen Übersetzung hatten Leser:innen in beiden Sprachen besondere Schwierigkeiten mit dem „narrative understanding“ – also dem grundlegenden Verständnis des Handlungsverlaufs, obwohl sie einfache Verständnisfragen korrekt beantworten konnten (2024: 229). In der qualitativen Analyse der Leser:innenkommentare zeigte sich, dass MT-Leser:innen überwiegend sprachliche Probleme (bspw. inkohärente Sätze, fehlende Kohäsion, fehlende Pronomen) als störend empfanden, während bei menschlichen und post-editierten Übersetzungen eher inhaltliche Aspekte kommentiert wurden (2024: 239f.). Bemerkenswert ist auch, dass die Zahlungsbereitschaft der Leser:innen für maschinell übersetzte literarische Texte signifikant geringer war als für Humanübersetzungen, selbst wenn sie bei der bloßen Lektüre nicht immer qualitative Unterschiede feststellten (2024: 233f.).

¹² Eine separate Forschungsfrage betrifft die Auswirkungen des Post-Editings maschinell übersetzter literarischer Texte auf die „Stimme“ der Übersetzer:innen. Kenny & Winters (2020: 123f., 134-144) zeigen in einem Experiment mit dem Übersetzer Hans-Christian Oeser, dass sich seine textuelle Stimme (die sich durch stilistische Merkmale im übersetzten Text manifestiert) in der post-editierten Version eines maschinell übersetzten Roman auszugs abschwächt, während seine kontextuelle Stimme (die diskursive Präsenz in Kommentaren außerhalb des Zieltextes) stark präsent bleibt. Die Studie unterstreicht die Notwendigkeit, bei der Erforschung literarischer MT die Perspektive der Übersetzer:innen einzubeziehen und dabei praxisnahe Rahmenbedingungen zu schaffen, um zu erfassen, wie sich der MT-Einsatz auf die kreative Leistung und Sichtbarkeit der Übersetzer:innen auswirkt.

Angesichts der identifizierten Schwächen maschineller Übersetzung bei literarischen Texten entwickelten Lai et al. (2024) einen vielversprechenden Lösungsansatz, der die Natürlichkeit maschineller Übersetzungen verbessern soll, ohne Einbußen bei der Inhaltsgenauigkeit hinzunehmen. Ihr „Multi-Perspective Alignment“-Ansatz nutzt Reinforcement Learning, um MT-Systeme sowohl hinsichtlich Natürlichkeit als auch Inhaltsbewahrung zu optimieren. Für die Natürlichkeit experimentieren die Autor:innen mit drei verschiedenen Klassifikatoren, die entweder Originaltexte gegenüber Humanübersetzungen, Humanübersetzungen gegenüber maschinellen Übersetzungen oder Originaltexte gegenüber maschinellen Übersetzungen bevorzugen (2024: 3). In einer Evaluation für literarische Übersetzung vom Englischen ins Niederländische zeigen sie, dass ihr Modell lexikalisch reichere Übersetzungen produziert, die mehr Eigenschaften menschlicher Sprache aufweisen, ohne Verluste bei der Übersetzungsqualität (2024: 6f.). Diese Forschung demonstriert, dass die von Guerberof-Arenas und Toral (2022b, 2024) aufgezeigten Probleme der verringerten lexikalischen Vielfalt und Kreativität in maschinellen Übersetzungen literarischer Texte durch spezialisierte Ansätze potenziell überwunden werden können, wenngleich eine vollständige Lösung noch in weiterer Ferne liegt.

Ergänzend zu den qualitativen Analysen von MT-Output bei literarischen Texten untersuchten Macken et al. (2022) in einer Fallstudie die maschinelle Übersetzung eines englischen Romans ins Niederländische mit DeepL. Die MT-Qualität lag im erwarteten Bereich mit 27,5% fehlerfreien Sätzen, wobei die Hauptprobleme in verschiedenen Arten von Fehlübersetzungen, unidiomatischen Satzkonstruktionen sowie Rechtschreibungs- und Zeichensetzungsproblemen lagen (2022: 106f.). Ihre Ergebnisse bestätigen frühere Studien, dass auch mit modernen NMT-Systemen bei literarischen Texten zahlreiche Probleme auftreten, insbesondere bei der Übersetzung von idiomatischen Ausdrücken und Mehrdeutigkeit (2022: 106).¹³

Eine detailliertere Untersuchung der Herausforderungen für MT-Systeme bei literarischen Texten bietet Brusasco (2022), die einen Auszug aus J. Polzins Roman *Brood* mit Google Translate, DeepL und Microsoft Bing übersetzte und die Ergebnisse aus Sicht einer literarischen Übersetzerin analysierte. Die Studie fokussiert sich besonders auf die Fähigkeit der Systeme, Mehrdeutigkeit und kontextabhängige Bedeutungen zu bewältigen

¹³ Die Studie untersuchte darüber hinaus den vollständigen Übersetzungsworkflow im professionellen Kontext, einschließlich Post-Editing und Revision. Die Autor:innen stellten fest, dass der Revisionsprozess nach dem Post-Editing eine entscheidende Rolle spielt, um literarische Qualität zu erreichen, da in dieser Phase die meisten präferentiellen Änderungen (86%) vorgenommen wurden, die die lexikalische Vielfalt erhöhten und die Lesbarkeit verbesserten (2022: 107f.).

sowie auf den Umfang der notwendigen Nachbearbeitung. Brusasco zeigt, dass die MT-Systeme bei verschiedenen linguistischen Aspekten unterschiedlich abschneiden: Während die Übersetzung des Registers weitgehend gelang, hatten alle Systeme Schwierigkeiten mit kohäsiven Mitteln wie Referenz, Substitution und Ellipse, die interpretative Prozesse erfordern (2022: 149ff.). Besonders problematisch waren zudem Implikaturen in Dialogen, Wortspiele und stilistische Markierungen wie Hervorhebungen und Inversionen (2022: 153ff.). Die Autorin stellte fest, dass etwa ein Drittel der Textsegmente ohne Nachbearbeitung verwendbar war, wobei DeepL die wenigsten Fehler aufwies und interessante Lösungen bot (2022: 156). Die Studie wirft auch die Frage auf, ob MT tatsächlich die Produktivität bei literarischer Übersetzung steigern kann, da das notwendige Post-Editing den Prozess möglicherweise sogar verlängert (2022: 156). Brusasco warnt zudem vor möglichen negativen Folgen einer verstärkten Verwendung von MT in der Literaturübersetzung: „An undesirable consequence might be that the language of internationally acclaimed authors could progressively fossilise if translations were carried out by recycling their language through specially trained MT systems“ (2022: 157). Dies könne die Kluft zwischen „höherer“ und „niederer“ Literatur vertiefen (2022: 157) und wäre damit sowohl kulturell als auch ethisch bedenklich.

Eine aktuelle vergleichende Untersuchung von Karabayeva & Kalizhanova (2024) erweitert diese Erkenntnisse, indem sie explizit die Fähigkeiten von ChatGPT und DeepL bei der Übersetzung von literarischen Texten anhand rhetorischer Analysen evaluiert. Mit einem Fokus auf Neil Gaimans Roman *Coraline* prüften die Autor:innen die Übersetzungsqualität beider Systeme speziell im Hinblick auf rhetorische Stilmittel wie Metaphern, Reime und Bildsprache. Die Ergebnisse zeigen, dass beide Systeme bei der Übersetzung im Prinzip zwar angemessene *accuracy* und *fluency* erreichen, jedoch bei der Wiedergabe der „art and essence of literature“ erhebliche Defizite aufweisen (2024: 5f.). Während DeepL grammatikalisch kohärenteren Output produzierte, zeigte sich ChatGPT flexibler bei interaktiver Anleitung durch menschliche Nutzer:innen (2024: 6). Dennoch scheiterten beide Systeme daran, die kreative Metaphorik, den emotionalen Ausdruck, die kulturellen Nuancen, die ästhetische Form und zentrale kommunikativen Absichten von Schöpfer:innen angemessen zu reproduzieren (2024: 6). Die Autor:innen schlussfolgerten, dass KI-Systeme in ihrer gegenwärtigen Form mehr als wörterbuchorientierte Wortkonverter fungieren, die die zahlreichen Ausdrucksmöglichkeiten der jeweiligen Zielsprache noch nicht erkannt haben und noch weit davon entfernt sind, die komplexen Dimensionen literarischer Kunst eigenständig zu erfassen (2024: 6).

Ergänzend zu domänenspezifischen Stilanalysen untersuchen Cespedosa Vázquez & Mitkov (2023) systematisch, wie literarische Gattungen und Epochen MT-Leistung beeinflussen. In ihrer vergleichenden Studie zu Prosa und Lyrik zeigen sie, dass DeepL mit einem durchschnittlichen BLEU-Score von 26.06 anderen Systemen überlegen ist, jedoch starke genre- und epochenbedingte Schwankungen auftreten: Moderne Lyrik (z. B. Margaret Atwoods *Siren Song*) erreicht mit 38.37 BLEU deutlich höhere Werte als klassische Prosa wie Jane Austens *Pride and Prejudice* (19.13) (2023: 50f.). Diese Befunde deuten darauf hin, dass MT-Systeme trotz generischer Fortschritte mit historischen Sprachstilen und narrativer Komplexität kämpfen – ein Umstand, der die Notwendigkeit genre-spezifischer Feinjustierung unterstreicht. Allerdings basieren diese Ergebnisse auf BLEU-Scores, die aufgrund ihrer Fokussierung auf n-Gramm-Übereinstimmungen und fehlender Berücksichtigung semantischer Nuancen vom Autorenduo selbst bereits kritisiert wird (2023: 51). Bei literarischen Texten könnte sich das als besonders relevanter Nachteil herausstellen.

Ein generelles Problem maschineller Übersetzung, das für alle Textsorten – und daher auch für literarische Texte – relevant sein kann, ist der sogenannte Gender Bias: Jurafsky & Martin (2025: 284f.) zeigen, dass MT-Systeme bei der Übersetzung neutral formulierter Berufsbezeichnungen oft geschlechtsspezifische Stereotype bedienen. Zwar wird dieses Problem von den Autoren nicht explizit für literarische Texte thematisiert, aber gerade da, wo in der Literatur feine Nuancen in der Figurenzeichnung und Geschlechteridentität eine Rolle spielen, könnten solche maschinellen Verzerrungen besonders gravierend wirken.

3 Romanvorstellung: *Crazy Rich Asians*

Der Roman *Crazy Rich Asians* von Kevin Kwan ist in drei Teile gegliedert, denen ein Prolog vorangestellt ist. Die drei Hauptteile bestehen aus jeweils 18-20 Kapiteln, die abwechselnd aus der Perspektive verschiedener Hauptfiguren erzählt werden und nach diesen oder nach den Orten der Handlung benannt sind. Während Teil 1 und 2 vorwiegend die Namen der Figuren als Kapitelüberschriften tragen und deren verschiedene Perspektiven und Handlungsstränge entwickeln, sind die Kapitel im dritten Teil des Buches hauptsächlich nach Schauplätzen in Singapur benannt. Diese narrative Struktur spiegelt die thematische Entwicklung des Romans wider – von der anfänglichen Fokussierung auf individuelle Figuren hin zu einer breiteren Betrachtung des soziokulturellen Umfelds Singapurs, das zunehmend als eigenständige Figur in Erscheinung tritt.

3.1 Hintergrund und Relevanz des Romans

Der 2013 bei Doubleday erschienene Debütroman *Crazy Rich Asians* entstand aus einer sehr persönlichen Motivation heraus. Kwan entstammt der Allianz dreier wohlhabender Familien – der Kwans, Ohs und Hus. Seine Großmutter Egan Oh war die Tochter eines Gründers einer der ältesten Banken Singapurs und heiratete Arthur P.C. Kwan, einen in Hongkong ausgebildeten Augenarzt. Die Familie verließ Singapur, als Kwan elf Jahre alt war, um dem gesellschaftlichen Druck zu entfliehen und zog nach Clear Lake, Texas (Jung 2018). In Interviews hat Kwan wiederholt betont, dass viele der im Roman beschriebenen opulenten Lebensstile, Rituale und sozialen Dynamiken auf seinen eigenen Erfahrungen und Beobachtungen in der Welt der singapurischen Elite basieren, auch wenn er die konkrete autobiografische Dimension seines Werks meist herunterspielt (vgl. Iqbal 2020; Jung 2018; Egan 2024).

Der Roman entwickelte sich zu einem internationalen Erfolg mit über 5 Millionen verkauften Exemplaren und Übersetzungen in mehr als 40 Sprachen (Egan 2024). 2018 erreichte er, parallel zur Kinoadaption, erstmals Platz 1 der *New York Times*-Bestsellerliste für Taschenbücher (Jung 2018). Die deutsche Humanübersetzung des Romans erschien 2019 im Kein & Aber Verlag und wurde von Anna-Christin Kramer und Jenny Merling angefertigt.

Bei Kein & Aber (<https://www.keinundaber.ch/buecher/crazy-rich-asians?variant=260158>) als Roman unter „Belletristik“ gelistet, lässt sich *Crazy Rich Asians* genrespezifisch als satirischer Gesellschaftsroman oder moderne *comedy of manners* einordnen. Kirkus Reviews beschreibt Kwans Debüt als „an elegant comedy“ und vergleicht

Kwan in seinem Schreibstil mit Jane Austen oder Edith Wharton (Kirkus Reviews 2013). Diese Einordnung ist insofern treffend, als der Roman gesellschaftliche Konventionen und Verhaltensweisen einer bestimmten sozialen Gruppe – der singapurischen Elite – mit humoristisch-kritischem Blick darstellt und dabei besonders auf soziale Hierarchien und Klassengegensätze fokussiert. Eine weitere Rezension beschreibt das Werk als „outrageously funny novel“ und ordnet es als eine Mischung aus „Plum Sykes meets Amy Tan“ ein (Library Journal 2013), was die Position des Romans zwischen westlicher Mode- und Lifestyle-Literatur und asiatisch-amerikanischer Erzähltradition treffend kennzeichnet. Janet Maslin von der *New York Times* hebt hervor, dass Kwan „the repartee nicely outrageous, the excess wretched and the details wickedly delectable“ gestaltet (Maslin 2013). Der Roman zeichnet sich durch charakteristische Elemente aus wie die häufige Verwendung von Luxusmarken und Statussymbolen, die Integration mehrsprachiger Elemente (Code-Switching aus u. a. Englisch, Mandarin, Kantonesisch und Hokkien) sowie erklärende Fußnoten, die nicht-asiatischen Leser:innen kulturelle Besonderheiten erläutern.

Crazy Rich Asians nimmt eine bedeutsame Position in der asiatisch-amerikanischen Diaspora-Literatur ein (Ding 2020: 66f.). Während frühere Werke dieses Genres häufig Themen wie Immigration, kulturelle Assimilation und die Erfahrungen wirtschaftlicher und sozialer Marginalisierung in den Mittelpunkt stellten (2020: 66f.) – man denke etwa an Klassiker wie Maxine Hong Kingstons *The Woman Warrior* (1976) oder Amy Tans *The Joy Luck Club* (1989) – präsentiert Kwans Roman eine radikal andere Perspektive. Er porträtiert eine Welt extremen Reichtums und sozialer Macht, in der Asiat:innen und asiatische Amerikaner:innen nicht als „Andere“ oder Außenseiter:innen erscheinen, sondern als dominante gesellschaftliche Kraft, wobei Kwan laut Park (2013) „the familiar waters of kung fu fighting for a whole new wave of stereotypes“ verlässt und stattdessen „profligate, hedonistic, flexible citizens“ (Ding 2020: 67) darstellt.

Die breitere kulturelle Bedeutung des Romans geht über seinen kommerziellen Erfolg hinaus: Mit seiner Verfilmung im Jahr 2018, dem ersten Hollywood-Film mit komplett asiatischer Besetzung seit *The Joy Luck Club* 25 Jahre zuvor, markierte *Crazy Rich Asians* einen Wendepunkt in der Repräsentation von Asiat:innen in der westlichen Popkultur (Ding 2020: 66). Die Resonanz bei Kritiker:innen und Publikum zeigte, dass Geschichten mit asiatischen Protagonist:innen ein globales Publikum erreichen können – ohne dass kulturelle Elemente verwässert oder für westliche Zuschauer:innen übermäßig erklärt werden müssen.

In seiner thematischen Ausrichtung behandelt der Roman zentrale Fragen kultureller Identität, speziell zu „flexible citizenship“ (Ding 2020: 73), indem er die Spannungen

zwischen verschiedenen asiatischen Identitäten und Lebensstilen darstellt – von kosmopolitischen Singapurianer:innen mit britischer Bildung bis zu asiatischen Amerikaner:innen. Während Kwans Erzählung oberflächlich als Komödie über Reichtum und Exzess erscheint, bietet sie zugleich eine nuancierte Auseinandersetzung mit Klassenkonflikten, generationellen Unterschieden und den komplexen Auswirkungen von Kolonialismus und Globalisierung auf die Identitätsbildung in Südostasien (Ding 2020: 67-78).

Die Rezeption des Romans zeigt bemerkenswerte Unterschiede zwischen westlichen und asiatischen Perspektiven. In den USA wurde das Buch überwiegend als erfrischende Neuinterpretation asiatischer Figuren gefeiert; Janet Maslin beispielsweise bezeichnete es in der New York Times als „refreshing nouveau voyeurism to readers who long ago burned out on American and English aspirational fantasies“ (Maslin 2013). In Singapur selbst erzielte der Roman ebenfalls große Erfolge: Nach einer ersten Präsenz von 11 Wochen auf der Bestsellerliste von The Straits Times im Erscheinungsjahr 2013 kehrte er im Juli 2017 zurück und verbrachte 50 aufeinanderfolgende Wochen auf der Liste, was ihn zum am längsten gelisteten Erwachsenenroman eines gebürtigen Singapurers seit Bestehen der Liste im Jahr 2000 macht (Ho 2018). Es gab jedoch auch kritischere akademische Perspektiven zur Darstellung der singapurischen Gesellschaft. Yuan Ding bezeichnet in ihrer soziologischen Analyse den Roman als „Asian Pride Porn“, der ein „narrative of Asian racial uplift“ konstruiert, während er gleichzeitig soziale Ungleichheiten verschleiert (2020: 67, 71). Ding argumentiert, dass der Roman eine neoliberale multikulturelle Perspektive einnimmt, die wirtschaftlichen Erfolg mit ethnischer Gleichheit gleichsetzt, während grundlegende soziale Probleme unbeachtet bleiben (2020: 69f.). Die Darstellung Singapurs fokussiere sich fast ausschließlich auf die Elite chinesischer Herkunft und blende die multiethnische Realität des Stadtstaates weitgehend aus (2020: 71ff.).

3.2 Inhaltliche Zusammenfassung

Crazy Rich Asians handelt von Rachel Chu, einer chinesisch-amerikanischen¹⁴ Wirtschaftsprofessorin, die ihren Freund Nick Young zur Hochzeit seines besten Freundes nach Singapur begleitet. Ohne dass Rachel es weiß, stammt Nick aus einer der reichsten Familien Asiens. Die Geschichte beginnt in New York, wo Rachel und Nick leben und an der NYU unterrichten. Nick lädt Rachel ein, den Sommer mit ihm in Asien zu verbringen und an

¹⁴ Im Roman selbst wird ihr von den anderen Figuren das Kürzel „ABC“ (=American Born Chinese) zugeschrieben.

der Hochzeit seines besten Freundes Colin in Singapur teilzunehmen. In Singapur ist Rachel schockiert, als sie den immensen Reichtum und die Privilegien von Nicks Familie entdeckt. Sie findet sich plötzlich in einer Welt der Superreichen wieder, geprägt von Privatjets, extravaganten Partys und riesigen Anwesen.

Während Rachel versucht, sich in dieser neuen Umgebung zurechtzufinden, muss sie auch mit Nicks missbilligender Mutter Eleanor und den eifersüchtigen singapurischen Oberschichtsdamen fertig werden, die sie als Bedrohung sehen. Rachel stützt sich auf die Hilfe ihrer Freundin Peik Lin und Nicks Cousine Astrid. Bei der verschwenderisch ausgerichteten Hochzeit kommen die Spannungen zu einem dramatischen Höhepunkt.

Die Hauptfiguren repräsentieren unterschiedliche kulturelle Identitäten und Perspektiven, die zentral für die Konflikte des Romans sind: Rachel verkörpert eine in den USA aufgewachsene Frau chinesischer Herkunft, die ihre asiatische Identität durch eine westliche Linse betrachtet. Nick steht zwischen zwei Welten – seiner kosmopolitischen Bildung im Westen und seiner tief verwurzelten Familiendynastie in Singapur. Eleanor repräsentiert die traditionsbewusste chinesische Matriarchin, die die Familienordnung und soziale Hierarchien um jeden Preis bewahren will, während Astrid als Vertreterin der jüngeren Generation der Elite mit den Erwartungen der Gesellschaft zu kämpfen hat.

Parallel zur Haupthandlung um Rachel und Nick entfaltet Kwan weitere Erzählstränge: Astrids Ehe mit Michael Teo, einem weniger wohlhabenden Technologieunternehmer, steht unter Spannung, als sie Hinweise auf seine vermeintliche Untreue entdeckt. Gleichzeitig kämpft Nicks Cousin Edison „Eddie“ Cheng mit seinem unstillbaren Statusbedürfnis und seiner Unzufriedenheit trotz enormen Reichtums. Diese Nebenhandlungen illustrieren die komplexen sozialen Codes und Statusängste innerhalb der asiatischen Oberschicht.

In Singapur angekommen wird Rachel kontinuierlich mit immer neuen Dimensionen von Nicks Familienhintergrund konfrontiert. Sie erfährt, dass Nick der potenzielle Erbe eines der größten Vermögen Asiens ist, angeführt von seiner Großmutter, der matriarchalischen Shang Su Yi. Durch ihre Freundin Peik Lin Goh, die selbst einer wohlhabenden, aber „neureichen“ Familie entstammt, erhält Rachel wertvolle Einblicke in die komplizierten sozialen Codes Singapurs. Peik Lin erklärt ihr die Unterschiede zwischen den etablierten Familien wie den Youngs und T’siens und den „Neureichen“, zu denen ihre eigene Familie zählt.

Der Roman erreicht seinen Höhepunkt während der opulenten Hochzeit von Colin Khoo und Araminta Lee – einem gesellschaftlichen Großereignis, das als „Hochzeit des

Jahrhunderts“ inszeniert wird. Hier eskalieren die Spannungen: Eleanor hat Rachels Hintergrund recherchieren lassen und konfrontiert sie mit der Entdeckung, dass Rachels Vater noch lebt und ihre Mutter vor ihrer Geburt aus einer problematischen Ehe geflohen ist. Diese Enthüllung erschüttert nicht nur Rachels Selbstverständnis, sondern wird von Eleanor instrumentalisiert, um die Beziehung zu Nick zu sabotieren. Eleanor und die Matriarchin der Familie, Nicks Großmutter, halten Rachel für unwürdig, Teil ihrer Dynastie zu werden.

Rachel, zutiefst verletzt durch diese Intrigen und die Entdeckung über ihre eigene Herkunft, beschließt nach New York zurückzukehren. Nick muss sich zwischen seiner Familie und seiner Liebe zu Rachel entscheiden – ein Konflikt zwischen Tradition und persönlicher Freiheit, der den Kern des Romans bildet. Durch die Unterstützung von Nicks Cousine Astrid und eine überraschende Begegnung mit Rachels leiblichem Vater gelingt es Nick schließlich, Rachel zurückzugewinnen, auch wenn dies bedeutet, dass er sein Erbe riskiert.

Der Roman endet mit einem vorsichtigen Gleichgewicht zwischen Tradition und Moderne, zwischen östlichen und westlichen Werten. Kwan nutzt die Liebesgeschichte als Linse, um tiefere Themen zu erforschen: den Konflikt zwischen asiatischen und westlichen Wertesystemen, die Spannung zwischen Tradition und moderner Selbstbestimmung sowie die transformative Kraft der Globalisierung auf kulturelle Identitäten. Durch seine detailreiche Schilderung der extravaganten Lebensstile, der sozialen Rituale und der komplexen Familiendynamiken gewährt Kwan einen faszinierenden Einblick in eine normalerweise hermetisch abgeschlossene Welt der superreichen asiatischen Elite.

Die Handlung entwickelt sich auf mehreren Ebenen: Während auf der Oberfläche die Liebesgeschichte zwischen Rachel und Nick sowie die spektakuläre Hochzeit von Colin und Araminta im Vordergrund stehen, entfaltet sich darunter ein komplexes Netz aus Familiengeheimnissen, kulturellen Konflikten und sozialen Machtkämpfen. Rachel wird schließlich mit einer erschütternden Enthüllung über ihre eigene Herkunft konfrontiert, die ihre Identität in Frage stellt und die zentrale Bedeutung von Familienbanden in der chinesischen Kultur unterstreicht.

Die verschiedenen Handlungsorte – vom urbanen New York über das ultramoderne Singapur bis hin zu idyllischen Inseln in der Südsee – fungieren nicht nur als exotische Kulissen, sondern symbolisieren auch unterschiedliche kulturelle Räume und Wertesysteme. Besonders Singapur wird dabei als Schmelztiegel verschiedener asiatischer Kulturen porträtiert, in dem sich koloniale Vergangenheit und hypermoderne Gegenwart überlagern.

3.3 Kulturelle Besonderheiten

In *Crazy Rich Asians* fungieren die kulturellen Elemente nicht nur als dekorative Details, sondern sie bilden das strukturelle Grundgerüst der Erzählung. Die kulturelle Hybridität aus verschiedenen kulturellen Einflüssen, die die Figuren, ihre Sprache, Werte und Verhaltensweisen prägen, bestimmt sowohl die Figurenzeichnung als auch die Konfliktlinien und manifestiert sich besonders deutlich in der Verwendung von Code-Switching (CS) und Extralinguistic Cultural References (ECRs). Das häufige Auftreten von CS im Roman erfüllt mehrere Funktionen, die direkten Bezug zu den in Kapitel 1.2.1 erläuterten theoretischen Konzepten aufweisen. Es dient einerseits als Authentizitätsmarker, der die sprachliche Realität Singapurs reflektiert, andererseits aber auch als narratives Instrument zur Charakterisierung und zur Verdeutlichung sozialer Hierarchien.

Anhand der im Roman auftretenden CS-Formen lassen sich alle von Poplack (1980) identifizierten Haupttypen nachweisen. *Intersentential* CS kennzeichnet besonders emotionale Passagen und markiert kulturelle Zugehörigkeit, etwa wenn Alexandra im Prolog „*Gum suey ah!*“ (Kwan 2013: 6) (Kantonesisch für „Das ist ja das Allerletzte!“ (Kwan 2019: 11)) ausruft oder Eddie sich gegenüber seinem Bruder Alistair „*Nay chee seen, ah!*“ (Kwan 2013: 52) (Kantonesisch für „Du spinnst wohl!“ (Kwan 2019: 62)) empört äußert. Bei *intrasentential* CS wird die hybride Identität der Figuren illustriert, wie in „*Dai gu cheh looks like a soldier in a sentry box in that red booth*“ (Kwan 2013: 9), wo die kantonesische Bezeichnung für „große Tante“ nahtlos in den englischen Satz einfließt, oder wenn Eleanor sich gegenüber ihrer Freundin äußert „*Daisy, your information is always ta pah kay!*“ (2013: 28), wobei sie das malaiische Wort für „falsch“ im Satz verwendet. *Tag-switching* fungiert als emotionaler Verstärker und kultureller Marker, der Nachdruck und Tonfall verstärkt, mit Ausdrücken wie „*lah*“ oder auch „*Alamak*“, die die Dialoge durchziehen und die emotionale Färbung der Aussagen signalisieren. Beispiele hierfür finden sich im Prolog („No, lah. Why would I do that?“ (2013: 5)) sowie in nachfolgenden Kapiteln („Alamak, stupid girl! I’m only trying to protect you from fortune hunters.“ (2013: 17)). „lah“ wird von Kwan (2013: 4) explizit als Suffix und emphatischer Partikel bezeichnet, der am Satzende verwendet wird; die Funktion ist nicht grammatikalisch notwendig, sondern (ähnlich wie partikularsprachliche Floskeln) pragmatisch, emotional oder stilistisch.

Besonders interessant ist, wie Kwan diese nicht-englischen Ausdrücke durch erklärende Fußnoten kontextualisiert. So wird etwa „Alamak“ als „Malay slang used to express shock or exasperation like ‚oh dear‘ or ‚oh my God‘“ (2013: 4) erläutert. Diese

paratextuelle Strategie verdeutlicht, dass der Autor ein globales Zielpublikum antizipiert, dem die kulturellen Kontexte des Romans nicht automatisch vertraut sind. Gleichzeitig erlaubt sie ihm, die Authentizität der multilingualen Dialoge zu bewahren, ohne die Verständlichkeit zu kompromittieren – eine Gratwanderung, die analog zu der von Franco Aixelá (1996) beschriebenen Herausforderung ist, kulturspezifische Elemente für ein zielkulturelles Publikum zugänglich zu machen, ohne ihre Fremdheit vollständig zu nivellieren. In Bezug auf Venutis Konzepte von *domestication* und *foreignization* nimmt Kwan damit eine interessante Mittelposition ein: Die CS-Elemente bleiben unübersetzt im Text stehen (*foreignization*), werden aber durch paratextuelle Elemente erläutert (*domestication*). Dies entspricht der von Crapanzano (1986) formulierten Doppelaufgabe „to render the foreign familiar and preserve its very foreignness at one and the same time“ (1986: 52).

Die ECRs im Roman erfüllen die von Pedersen (2011) beschriebene Funktion als „textually actualized items“ mit komplexen kulturellen Konnotationen. Sie lassen sich anhand der im Kapitel 1.2.2 vorgestellten Kategorisierung systematisieren. Eigennamen bilden eine zentrale ECR-Kategorie, die sowohl zur Figurencharakterisierung als auch zur sozialen Verortung dient. Personennamen wie „Eleanor Young“ oder „Nicholas Young“ tragen ausgeprägte kulturelle Signifikanz, da sie die chinesisch-britische Hybridität der Straits Chinese reflektieren. Geografische Referenzen wie „Singapore“ oder „Pulau Club“ etablieren nicht nur den räumlichen Kontext, sondern fungieren als Statusmarker: „Singapore’s most prestigious country club (with membership practically harder to obtain than a knighthood)“ (Kwan 2013: 17), wie es in einer Fußnote zum „Pulau Club“ heißt. Institutionelle Namen wie „The Calthorpe“ (2013: 4) oder „Chinese Athletic Association“ (2013: 48) symbolisieren die exklusiven sozialen Sphären, in denen sich die Figuren bewegen. Letzterer wird beschrieben als „one of Hong Kong’s most exclusive private clubs“ mit „restrictive membership“ und „eight-year waiting list open only to the most established families“ (2013: 48).

Speisen und Getränke dienen nicht nur als kulinarische Details, sondern als kulturelle Identitätsmarker. Die Erwähnung von „shrimp *cheong fun*“ (Kwan 2013: 54) oder „braised quail and abalone over hand-pulled noodles“ (2013: 24) evoziert die kulinarische Tradition Singapurs und Hongkongs. Die Beschreibung der „*amahs* squatting over enamel double boilers“ (2013: 23) die „smoky medicinal herbs“ (2013: 23) für Carol Tais Ehemann („natural Viagra“ (2013: 23), in seinen Worten) brauen, verweist auf traditionelle chinesische Medizin als kulturelles Erbe. Soziale Strukturen und Hierarchien werden durch spezifische Terminologien markiert, etwa durch Begriffe wie „Overseas Chinese“ (2013: 44), „Straits Chinese“ (2013: 46) und die Erläuterung ihrer historischen Bedeutung: „The Straits Chinese,

also known as the Peranakans, are the descendants of late-fifteenth- and sixteenth-century Chinese immigrants to the Malaya region during the colonial era. They were the elites of Singapore, English-educated and more loyal to the British than to China.“ (2013: 47). Auch Statussymbole und soziale Rituale wie das „Bible study luncheon“ (2013: 22) der reichen Frauen in Kapitel 2, das weniger religiösen als sozialen Zwecken dient, fallen in diese Kategorie.

Bildung als Statusmarker erscheint in präzisen Referenzen wie „Double-majored in history and law“ (Kwan 2013: 17) – die explizite Nennung von Nicks Oxford-Hintergrund verdeutlicht seine privilegierte Stellung – sowie in der strategischen Platzierung von Bildungsreferenzen in der Figurencharakterisierung, beispielsweise von Nicks Cousin Eddie: „He had breezed through Cambridge Judge Business School with distinction, done a stint at Cazenove in London“ (2013: 50f.). Monetäre Referenzen dienen als explizite Statusmarker, sei es durch konkrete Reichtumsbeschreibungen wie „I heard she and her five brothers got seven hundred million *each*“ (2013: 25) oder die Diskussion über Privatjets als Fortbewegungsmittel: „It’s a Bombardier Global Express. It’s huge, state-of-the-art. There’s even a Matisse in the cabin.“ (2013: 54). Diese ECRs bilden ein dichtes Netzwerk kulturspezifischer Referenzen, die für nicht-asiatische Leser:innen ohne entsprechendes Hintergrundwissen teilweise schwer zu entschlüsseln sind – ein klassisches Beispiel für das von Leppihalme (1997) beschriebene *culture bump*-Phänomen.

Die kulturellen Elemente in *Crazy Rich Asians* übernehmen mehrere Schlüsselfunktionen im Erzählgefüge. Sie schaffen Authentizität, indem sie dem Text kulturelle Glaubwürdigkeit verleihen und ein immersives Leseerlebnis ermöglichen, das die Hybridität der dargestellten Milieus vermittelt. Sie dienen der sozialen Distinktion als Marker für Status und soziale Grenzen, wie in der Szene im Calthorpe Hotel, wo der Manager die chinesische Familie aufgrund ihrer Ethnizität zunächst abweist, ohne ihre tatsächliche soziale Stellung zu erkennen. In der Figurencharakterisierung offenbart die Haltung der Figuren zu kulturellen Elementen ihre Wertvorstellungen und soziale Position – von Eleanor Youngs traditionellen Werten über Nicks Position zwischen den Welten bis hin zu Rachels Außenseiterrolle. Die kulturellen Differenzen zwischen der chinesisch-amerikanischen Rachel und der traditionsbewussten Elite Singapurs bilden zudem das zentrale Konfliktpotenzial und damit den Spannungsbogen der Handlung. Nicht zuletzt ermöglicht die Überzeichnung kultureller Praktiken und Statusdemonstrationen (beispielsweise „Jacuzzis, secret compartments, and James Bond ejector seats“ (Kwan 2013: 8)) einen satirischen Kommentar und damit eine humorvolle Gesellschaftskritik.

Durch die gezielte Einbettung dieser kulturellen Elemente erschafft Kwan ein facettenreiches Porträt der hyperreichen asiatischen Elite, deren innere Hierarchien und Wertevorstellungen für ein nicht-asiatisches Publikum weitgehend unbekannt sind. Diese Elemente bilden nicht nur atmosphärische Details, sondern das strukturelle Grundgerüst des Romans, das die zentralen Konflikte zwischen Tradition und Moderne, Ost und West sowie alten und neuen Identitätskonzepten trägt. Für Übersetzer:innen stellen sie zentrale Übersetzungsprobleme dar, die – je nach gewählter Strategie auf dem Kontinuum zwischen *domestication* und *foreignization* – unterschiedlich bewältigt werden können.

4 Methodik

Die vorangegangenen Kapitel haben die Grundlagen für die Analyse kultureller Übersetzungsprobleme in maschineller und menschlicher Übersetzung gelegt. Um die Forschungsfrage systematisch zu beantworten, wie maschinelle Übersetzungssysteme (NMT und LLM) im Vergleich zur Humanübersetzung kulturelle Übersetzungsprobleme bewältigen, wird ein deskriptiver Übersetzungsvergleich durchgeführt. Dabei werden ausgewählte Passagen aus Kevin Kwans Roman *Crazy Rich Asians* in drei verschiedenen Übersetzungsvarianten verglichen: der publizierten deutschen Humanübersetzung, einer DeepL-Übersetzung als Beispiel für NMT sowie einer ChatGPT-Übersetzung als Beispiel für LLM. Der Fokus liegt dabei auf der Analyse von CS und ECRs.

4.1 Analyseauswahl und Forschungsdesign

Als Analysematerial dienen der Prolog sowie die ersten sechs Kapitel aus Teil 1 von *Crazy Rich Asians*, die sich durch eine hohe Dichte an kulturellen Elementen auszeichnen. Diese Auswahl bietet eine breite Einführung in verschiedene Protagonist:innen und deren soziale und kulturelle Hintergründe. Durch die Vielfalt an Szenen und Settings präsentiert dieser Textabschnitt kulturelle Elemente in unterschiedlichen Kontexten, was für eine differenzierte Analyse von CS und ECRs vorteilhaft ist.

Der Prolog (London, 1986) führt die Familie Young ein, als Nicholas als Kind mit seiner Cousine Astrid und anderen Familienmitgliedern im Calthorpe Hotel abgewiesen wird. Die folgenden Kapitel spielen im Jahr 2010: Kapitel 1 zeigt Nicholas und Rachel in New York, wo er sie über den Sommer nach Singapur einlädt, um unter anderem an der Hochzeit seines besten Freundes Colin teilzunehmen. Kapitel 2 spielt in Singapur und führt Eleanor Young sowie ihren wohlhabenden Freundeskreis ein, die über Nicks Beziehung zu Rachel spekulieren. Kapitel 3 präsentiert Rachel in New York beim Telefonat mit ihrer Mutter über

die bevorstehende Reise. In Kapitel 4 diskutieren Nicholas und Rachel praktische Aspekte der Reise und Nicholas telefoniert mit seiner Cousine Astrid. Kapitel 5 zeigt Astrid in Paris bei einer gesellschaftlichen Veranstaltung. Kapitel 6 führt die Familie Cheng in Hongkong ein, wobei Alexandra „Alix“ Cheng (geborene Young) die Schwester von Nicholas' Vater Philip ist und ihre Kinder Edison, Cecilia und Alistair somit Nicholas' Cousins sind. Die Familie debattiert ihre Reisepläne zur Hochzeit in Singapur.

Der methodische Ansatz dieser Arbeit ist ein systematischer, deskriptiver Übersetzungsvergleich. Für die DeepL-Übersetzung wird DeepL Pro Advanced im 30-tägigen kostenlosen Probezeitraum verwendet (Stand: April 2025). Bei ChatGPT wird ein Übersetzungsdurchgang mit dem kostenlos zugänglichen GPT-4-Turbo-Modell durchgeführt (Stand: April 2025), mit folgendem einfachen Prompt: „Bitte übersetze folgenden Roman auszugsweise ins Deutsche“, wobei die Reasoning-Funktion aktiviert wurde, um eine fundierte Übersetzung zu erhalten.¹⁵ Alle kulturellen Elemente werden aus dem englischen Original, der deutschen Humanübersetzung sowie den beiden maschinellen Übersetzungen extrahiert und in einer vergleichenden Tabelle dokumentiert. Für jedes Element werden folgende Aspekte erfasst: Typ des Elements (CS oder ECR), Zugänglichkeit im Original (EA, AA oder HA), verwendete Übersetzungsstrategie sowie resultierende Zugänglichkeit in der jeweiligen Zielversion. Die konkrete Analyse erfolgt anhand des in den folgenden Abschnitten entwickelten kombinierten Kriterienkatalogs.

Die Analyse erfolgt als Typen-Analyse, nicht als Token-Analyse. Dies bedeutet, dass jedes einzigartige kulturelle Element nur einmal gezählt wird, selbst wenn es im Text mehrfach vorkommt. Diese methodische Entscheidung wurde bewusst getroffen, um eine Überrepräsentation häufig wiederholter Elemente (wie beispielsweise geografische Namen wie „Singapore“) zu vermeiden und stattdessen ein differenzierteres Bild der verschiedenen Übersetzungsstrategien zu erhalten. Durch diesen Ansatz wird der Fokus auf die Vielfalt der kulturellen Elementtypen und die damit verbundenen Übersetzungsherausforderungen gelegt, anstatt auf bloße Frequenz.

4.2 Analysemodelle und Kriterienkatalog

Die Analyse literarischer Übersetzungen erfordert spezifische Modelle, die den besonderen Herausforderungen kultureller Elemente gerecht werden. Für die vorliegende Untersuchung

¹⁵ Zunächst war geplant, ohne Reasoning-Funktion zu arbeiten; allerdings hat ChatGPT da schon beim Prolog circa ab der Hälfte nicht mehr übersetzt, sondern seine ganz eigene Geschichte geschrieben/erfunden, die nichts mehr mit dem Original zu tun hatte. Daher wurde letztlich doch die Reasoning-Funktion einbezogen bzw. aktiviert, um eine Übersetzungsversion zu bekommen, mit der man einen Vergleich vollziehen kann.

werden die Ansätze von Ahmed (2018) für die Analyse von CS und Pedersen (2011) für ECRs ausgewählt, da sie sich durch ihre komplementären Stärken und ihre Eignung für die Forschungsfrage auszeichnen. Ahmeds Modell fokussiert sich speziell auf CS in literarischen Texten und berücksichtigt die Zugänglichkeitsdimension kultureller Elemente für Leser:innen. Diese Differenzierung zwischen leicht und schwer zugänglichen Elementen ist ein entscheidendes Instrument für die Analyse der Mehrsprachigkeit des Romans. Ahmeds Ansatz ermöglicht eine systematische Erfassung der Ausgangsposition dieser Elemente und bildet damit die Grundlage für die Untersuchung der angewendeten Übersetzungsstrategien. Pedersens Taxonomie hingegen wurde ursprünglich für die Analyse von ECRs in Untertitelungen entwickelt, zeichnet sich jedoch durch ihre Flexibilität aus und ist daher auch auf literarische Texte anwendbar. Das Modell bietet eine umfassende Klassifikation von Übersetzungsstrategien, die eine detaillierte Analyse des Umgangs mit kulturellen Referenzen in den verschiedenen Übersetzungsversionen ermöglicht. Durch die Kombination dieser beiden Ansätze kann die vorliegende Arbeit sowohl die spezifischen Herausforderungen von CS als auch von ECRs in der literarischen Übersetzung adressieren und so einen differenzierten Vergleich zwischen menschlichen und maschinellen Übersetzungsstrategien ermöglichen.

4.2.1 Übersetzungsstrategien zu literarischem CS

Die Forschung zur Übersetzung von Code-Switching hat verschiedene Ansätze hervorgebracht, wobei frühere Modelle wie das von Cincotta (1996) häufig auf allgemeinen Strategien basierten, die nicht immer den spezifischen Anforderungen literarischer Texte gerecht wurden. Ahmeds Ansatz stellt eine Weiterentwicklung dieser Forschungslinie dar, indem er die besonderen Herausforderungen der literarischen Übersetzung in den Mittelpunkt rückt und eine differenziertere Typologie des CS in literarischen Texten etabliert. Ahmed (2018: 486) entwickelt in seiner Studie einen Ansatz zur Analyse von Code-Switching spezifisch für literarische Übersetzungen, da die Übersetzung literarischer Texte mit Fällen von CS problematisch sein kann. Diese Problematik ergibt sich insbesondere daraus, dass CS in literarischen Texten nicht nur eine sprachliche, sondern auch eine ästhetische und literarische Funktion erfüllt (2018: 486). Die Übersetzung muss daher auf mehreren Ebenen gleichzeitig agieren, um diese komplexen Funktionen zu bewahren. Er unterscheidet grundlegend zwei Haupttypen von CS in literarischen Texten: *hard-access* Code-Switching (HA-CS) und *easy-access* Code-Switching (EA-CS). HA-CS bezeichnet fremdsprachige Elemente, die Schwierigkeiten für Leser:innen verursachen können, welche nicht den

bilingualen und bikulturellen sprachlichen Hintergrund einer/s Autor:in teilen (2018: 488f.). Diese Kategorie umfasst sowohl intersententiell als auch intrasententiell Code-Switching. EA-CS hingegen bezieht sich auf die von einer/m Autor:in eingefügte(n) Sprachvarietät(en), die sie/er durch direkte Übersetzungen oder Erläuterungen im Text für alle Leser:innen verständlich zu machen versucht (2018: 489). Dadurch unterstützt die/der Autor:in die Leserschaft beim besseren Verständnis des Textes und lässt diesen im gleichen Atemzug weniger zweisprachig erscheinen/wirken (2018: 489).

Für die Übersetzung dieser beiden CS-Typen identifiziert Ahmed vier zentrale Strategien. Die vier Strategien umfassen:

- HA-CS *retention*: Der fremdsprachige Ausdruck wird unverändert und ohne Erläuterung in der Zielsprache übernommen (2018: 503).
- HA-CS *retention + specification*: Die Übersetzer:in kann nach der Übertragung des ursprünglichen CS in den Zieltext erläuternd eingreifen, beispielsweise durch Fußnoten (2018: 503).
- EA-CS *retention*: Die Übertragung von EA-CS in den Zieltext sollte sowohl das ursprüngliche CS als auch eine im Text nachfolgende Übersetzung in die Zielsprache beinhalten (2018: 503).
- EA-CS *monolingualisation*: Der fremdsprachige Ausdruck in die Zielsprache übertragen bzw. an diese angepasst, was Ahmed als Abweichung vom Original kritisiert (2018: 503).

Ahmed betont, dass eine konsistente Übersetzung nur erreicht werden kann, wenn jeder Typ der CS-Struktur verstanden und im Zieltext beibehalten wird (2018: 503).

Neben den beiden Haupttypen HA-CS und EA-CS erwähnt Ahmed noch einen dritten Typ: *ambiguous-access* Code-Switching (AA-CS). Dieser bezieht sich auf kulturelle Muster, die mit der Muttersprache assoziiert sind: AA-CS kann beispielsweise mit bestimmten Fällen wörtlicher Übersetzungen, Interjektionen und der Verwendung einiger Charakter- und Ortsnamen in Verbindung stehen (2018: 490). In seiner vorliegenden Untersuchung zur Übersetzung von CS-Elementen konzentriert sich Ahmed jedoch ausschließlich auf die beiden erstgenannten Kategorien literarischen Code-Switchings, HA-CS und EA-CS.

4.2.2 Übersetzungsstrategien zu ECRs

Pedersen (2011) entwickelt in seiner Taxonomie sieben Basisstrategien für die Übersetzung von extralinguistischen kulturellen Referenzen (ECRs), die er entlang einer Achse von quelltext- zu zieltextorientiert anordnet. *Retention* als quelltextorientierteste Strategie behält

den kulturellen Verweis in unveränderter oder leicht angepasster Form bei. Es wird dabei unterschieden zwischen *complete retention*, bei der die ECR unverändert übernommen wird, und *TL-adjusted retention* mit leichten Anpassungen an die Zielsprache. Im Falle der *complete retention* wird abermals in zwei Unterformen unterschieden, entweder ist diese *marked* (z. B. durch Kursivschrift) oder *unmarked* (Pedersen 2011: 77ff.).

Specification ergänzt die beibehaltene Referenz um zusätzliche Information – entweder durch Vervollständigung (*completion*) im Ausgangstext vorhandener impliziter Bedeutungen, z. B. durch Ausschreiben einer Abkürzung, oder durch Hinzufügen (*addition*) erklärender Elemente, beispielsweise einer Berufsbezeichnung (Pedersen 2011: 79-82).

Direct translation überträgt den kulturellen Verweis wörtlich in die Zielsprache, ohne semantische Änderungen vorzunehmen. Dies geschieht entweder als *calque* (Lehnübersetzung) oder *shifted* (mit obligatorischen Anpassungen an die Grammatik der Zielsprache, falls nötig) (Pedersen 2011: 83ff.). Die Strategie der *generalization* ersetzt den spezifischen Verweis durch einen allgemeineren Begriff, entweder durch einen Oberbegriff (*superordinate term*) oder eine Umschreibung (*paraphrase*) (2011: 85-89).

Substitution tauscht den Verweis entweder gegen einen anderen kulturellen Verweis der Ziel- oder einer Drittkultur aus (*cultural substitution*) oder ersetzt diesen durch eine situationsangepasste Lösung (*situational substitution*) aus. Die *cultural substitution* lässt sich dabei weiter in zwei Unterkategorien aufteilen. Bei der ersten Variante wird der ursprüngliche kulturelle Verweis durch eine transkulturelle ECR ersetzt, die im Zielland bekannter ist (*transcultural ECR*). Die zweite Variante ersetzt den Ausgangsverweis durch eine ECR aus der Zielkultur, was besonders häufig bei Titeln, Institutionsnamen, Regierungs- und Bildungseinrichtungen sowie Speisen und Getränken Anwendung findet (TC ECR). Die *situational substitution* hingegen entfernt den kulturellen Verweis vollständig und ersetzt ihn durch eine/n der Situation angepasste/n Phrase/Begriff ohne direkte Verbindung zur Original-ECR, wodurch sie als Quasi-Auslassungsstrategie betrachtet werden kann. (Pedersen 2011: 89-96)

Omission bezeichnet – wie es der Name bereits nahelegt – das ersatzlose Weglassen eines kulturellen Verweises in der Übersetzung (Pedersen 2011: 96f.). Als Sonderfall führt Pedersen schließlich noch das *official equivalent* an – standardisierte Entsprechungen, die durch administrative Entscheidungen oder Konventionen entstanden sind (2011: 97-100).

4.2.3 Entwicklung eines kombinierten Kriterienkatalogs

Um sowohl CS als auch ECRs systematisch analysieren zu können, soll ein kombinierter Kriterienkatalog verwendet werden, der die Ansätze von Ahmed (2018) und Pedersen (2011) in einer Taxonomie vereint. Dabei soll Ahmeds grundlegende Unterscheidung zwischen HA und EA Elementen um AA ergänzt werden, sodass das als übergeordneter Rahmen dient, der sich nicht nur auf CS-Elemente, sondern auch auf ECRs anwenden lässt. Eine HA-ECR ist ohne Erklärung oder Kontext für das Zielpublikum schwer verständlich (z. B. lokale Persönlichkeiten oder Institutionen der Ausgangskultur), während eine EA-ECR durch den Kontext, zusätzliche Erläuterungen oder ihre transkulturelle Bekanntheit leicht zugänglich ist (z. B. weithin bekannte Marken oder Persönlichkeiten). Pedersens detaillierte Kategorien liefern dazu die konkreten Übersetzungsstrategien, wodurch eine Analyse möglich wird, die sowohl die Ausgangssituation (Zugänglichkeit) als auch die übersetzerische Lösung (Strategie) erfasst. Als Weiterentwicklung von Ahmed sollen sowohl CS- als auch ECR-Elemente als AA gekennzeichnet werden, wenn die Elemente oberflächlich verständlich erscheinen, aber deren tiefere (kulturelle) Bedeutung nicht vollständig erfasst werden kann – ihre Zugänglichkeit hängt vom individuellen Wissenstand ab, wie beispielsweise bei Anspielungen auf Volkslieder oder Literatur, die teilweise erkennbar, aber nicht vollständig verständlich sind.

In der praktischen Anwendung bedeutet dies beispielsweise, dass ein im Original nicht erläutertes CS Element (HA-CS) mittels *specification* zugänglich gemacht werden kann, wodurch es im Zieltext zu EA-CS wird. Umgekehrt kann ein ursprünglich erläutertes kulturelles Element (EA-ECR) durch *retention* ohne die Erläuterung übernommen werden und damit zu einer HA-ECR in der Übersetzung werden. Die AA-Kategorie entsteht typischerweise bei Übersetzungsprozessen, die nur teilweise Zugänglichkeit schaffen: So kann ein HA-Element durch unvollständige Erläuterung zu einem AA-Element werden, während ein EA-Element durch Reduzierung der ursprünglichen Kontextinformationen seinen eindeutigen Zugang verliert. Besonders bei direkter Übersetzung (*direct translation*) oder kultureller Substitution (*substitution*) entstehen häufig AA-Elemente, da diese Strategien zwar oberflächliche Verständlichkeit erzeugen können, aber die tieferen kulturellen Dimensionen oft nicht vollständig transportieren. Beispielsweise könnte eine wörtlich übersetzte Redewendung oberflächlich verständlich sein, während ihre kulturspezifischen Konnotationen verloren gehen. Die EA-, AA- und HA-Zuordnung funktioniert somit sowohl für ECRs als auch für CS in alle Richtungen und ermöglicht eine differenzierte Analyse der Verschiebungen in der Zugänglichkeit kultureller Elemente durch den Übersetzungsprozess.

Die Aufnahme der von Ahmed beschriebenen *monolingualisation* als zusätzliche Übersetzungsstrategie in den kombinierten Kriterienkatalog erscheint redundant, da diese bereits durch Pedersens bestehende Strategien abgedeckt wird. Wenn ein fremdsprachiger Ausdruck in die Zielsprache übertragen wird, entspricht dies je nach Umsetzung entweder der *direct translation* bei wörtlicher Übersetzung oder der *substitution* bei der Ersetzung durch einen anderen passenden Ausdruck. Was Ahmed als EA-CS *monolingualisation* beschreibt, fügt somit keine neue Strategie hinzu, die nicht bereits durch Pedersens Taxonomie erfasst würde. Monolingualisierung wird hier daher als mögliches Ergebnis bestehender Übersetzungsstrategien verstanden, nicht als eigenständige Strategie.

Abbildung 2 zeigt auch die Erweiterung des Kriterienkatalogs, bei der Pedersens Übersetzungsstrategie der *specification* um eine Unterkategorie ergänzt wurde (grün markiert): Neben den ursprünglichen Kategorien *completion* und *addition* wurde *footnote* hinzugefügt. Bei der Untertitelung spielen paratextuelle Elemente natürlicherweise keine Rolle, in literarischen Texten allerdings oft schon. *Footnote* bezieht sich auf die paratextuelle Erläuterung kultureller Elemente durch Fußnoten – eine Strategie, die in Kwans Original häufig Anwendung findet und auch in der deutschen Humanübersetzung genutzt wird. Diese Differenzierung ermöglicht eine nuanciertere Analyse der Zugänglichmachungsstrategien in allen untersuchten Übersetzungsversionen speziell für literarische Texte.

Die Anwendung von Übersetzungsmodellen, die ursprünglich für Humanübersetzungen entwickelt wurden auf maschinelle Übersetzungssysteme erfordert einen methodischen Perspektivwechsel. Obwohl maschinelle Übersetzungen auf statistischen Mustern (NMT) bzw. Wahrscheinlichkeitsvorhersagen (LLM) statt auf bewussten übersetzerischen Entscheidungen basieren, produzieren sie Ergebnisse, die sich mit denselben deskriptiven Kategorien erfassen lassen. Ein zentraler Vorteil des kombinierten Kriterienkatalogs liegt daher in seinem produktorientierten Ansatz: Er analysiert die

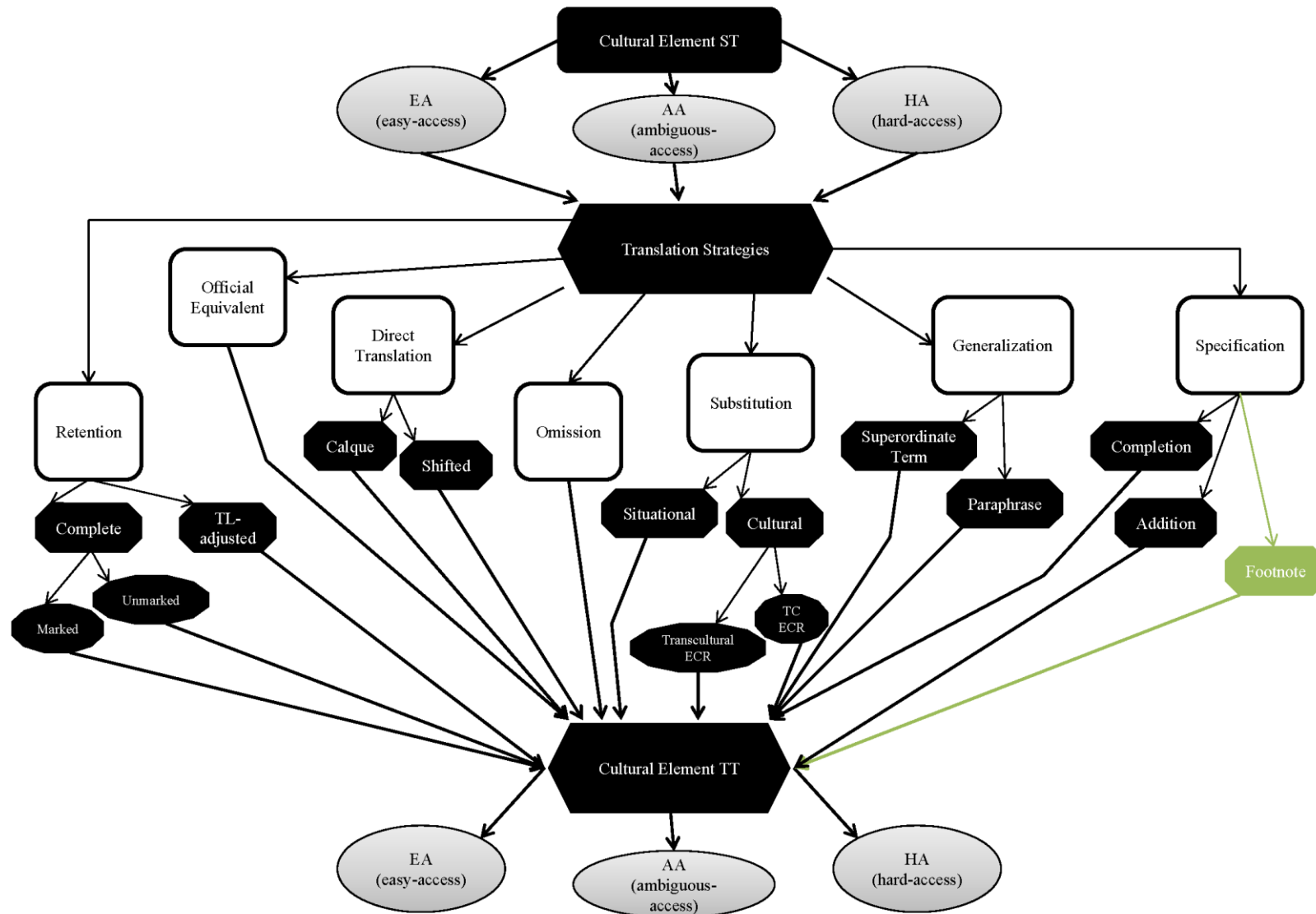


Abbildung 2: Kombierter Kriterienkatalog, adaptiert nach Ahmed (2018) und Pedersen (2011). „Footnote“ wurde für diese Arbeit als zusätzliche *specification*-Art ergänzt.

tatsächlichen Übersetzungsergebnisse unabhängig von deren Entstehungsprozess. Dies ermöglicht einen direkten Vergleich zwischen maschinellen und menschlichen Übersetzungen, ohne dass die jeweils zugrundeliegenden Entscheidungsmechanismen berücksichtigt werden müssen.

Der kombinierte Kriterienkatalog unterliegt allerdings auch einigen methodischen Einschränkungen, die bei der Interpretation der Ergebnisse zu berücksichtigen sind. Erstens ist die Zuordnung kultureller Elemente zu den Kategorien EA, AA und HA nicht immer eindeutig und kann vom kulturellen Hintergrund und Wissensstand der jeweiligen Rezipient:innen abhängen. Besonders die Abgrenzung der AA-Kategorie von EA und HA erfordert nuancierte Beurteilungen, da der Grad der teilweisen Zugänglichkeit schwer zu objektivieren ist. Die Einschätzung, ob ein Element leicht, teilweise oder schwer zugänglich ist, basiert auf einer Annahme über das durchschnittliche Wissen der ZIELLESERSCHAFT und enthält somit ein subjektives Element.

Zweitens stellt die klare Abgrenzung zwischen verschiedenen Übersetzungsstrategien in manchen Fällen eine Herausforderung dar. In der Praxis können Übersetzungslösungen Merkmale mehrerer Strategien aufweisen oder in Grenzfällen liegen, die sich nicht eindeutig einer Kategorie zuordnen lassen. Dies erfordert manchmal interpretative Entscheidungen im Analyseprozess. Trotz dieser beiden Einschränkungen bietet der Kriterienkatalog ein strukturiertes und systematisches Werkzeug, das einen aussagekräftigen Vergleich zwischen verschiedenen Übersetzungsansätzen ermöglicht. Mit diesem differenzierten methodischen Instrumentarium wird im folgenden Kapitel die Analyse der kulturellen Elemente in *Crazy Rich Asians* und deren Übersetzungen durchgeführt.

5 Deskriptive Analyse

Die Analyse stützt sich auf ausgewählte Passagen aus Kevin Kwans Roman *Crazy Rich Asians*. Die Auswahl umfasst den Prolog „The Cousins“ sowie die ersten sechs Kapitel des ersten Teils des Buches. Der Prolog (London, 1986) führt die Familie Young ein, als Nicholas als Kind mit seiner Cousine Astrid und anderen Familienmitgliedern im Calthorpe Hotel abgewiesen wird. Die folgenden Kapitel spielen im Jahr 2010: Kapitel 1 zeigt Nicholas und Rachel in New York, wo er sie über den Sommer nach Singapur einlädt, um unter anderem an der Hochzeit seines besten Freundes Colin teilzunehmen. Kapitel 2 spielt in Singapur und führt Eleanor Young sowie ihren wohlhabenden Freundeskreis ein, die über Nicks Beziehung zu Rachel spekulieren. Kapitel 3 präsentiert Rachel in New York beim Telefonat mit ihrer Mutter über die bevorstehende Reise. In Kapitel 4 diskutieren Nicholas und Rachel praktische Aspekte der Reise und Nicholas telefoniert mit seiner Cousine Astrid. Kapitel 5 zeigt Astrid in Paris bei einer gesellschaftlichen Veranstaltung. Kapitel 6 führt die Familie Cheng in Hongkong ein, wobei Alexandra „Alix“ Cheng (geborene Young) die Schwester von Nicholas’ Vater Philip ist und ihre Kinder Edison, Cecilia und Alistair somit Nicholas’ Cousins sind. Die Familie debattiert ihre Reisepläne zur Hochzeit in Singapur.

5.1 Analyse der ausgewählten Textstellen

Die folgende Analyse basiert auf einer systematischen Erfassung und Klassifikation von insgesamt 250 kulturellen Elementen, die aus dem Prolog und den ersten sechs Kapiteln von Kevin Kwans Roman *Crazy Rich Asians* extrahiert wurden. Diese Elemente wurden nach dem in Kapitel 4 entwickelten kombinierten Kriterienkatalog analysiert und in einer umfassenden Vergleichstabelle dokumentiert (siehe Anhang 1).

Die Tabelle im Anhang erfasst für jedes kulturelle Element folgende Parameter:

1. Das Element aus dem englischen Originaltext mit genauer Quellenangabe
2. Den Typ des Elements (CS oder ECR) mit weiterer Spezifizierung (z. B. „CS, *intersentential*“, „CS, *intrasentential*“, und „CS, *tag-switching*“ bei CS-Elementen bzw. „ECR“ und „ECR, *multifunctional*“ bei ECRs)
3. Die Domäneneinteilung für ECRs nach Pedersen (2011) und ob die ECRs weitere *embedded* ECRs enthalten
4. Die Zugänglichkeit im Originaltext (EA, AA oder HA)
5. Die jeweiligen Übersetzungen der Elemente in allen drei Versionen (Humanübersetzung, DeepL und ChatGPT)

6. Die in jeder Übersetzungsversion angewandte Strategie bzw. angewandten Strategien nach dem kombinierten Kriterienkatalog
7. Die resultierende Zugänglichkeit in den jeweiligen Zieltexten

Die Analyse erfolgt als Typen-Analyse, nicht als Token-Analyse, was bedeutet, dass jedes einzigartige kulturelle Element nur einmal gezählt wird, selbst wenn es im Text mehrfach vorkommt. Diese Herangehensweise wurde gewählt, um eine Überrepräsentation häufig wiederholter Elemente (wie beispielsweise geografische Namen wie „Singapore“) zu vermeiden und stattdessen ein differenzierteres Bild der verschiedenen Übersetzungsstrategien zu erhalten.

Im Folgenden werden die Ergebnisse dieser Analyse in fünf Schritten dargestellt: Zunächst erfolgt die Klassifikation der kulturellen Elemente (5.1.1), anschließend wird deren Zugänglichkeit im Ausgangstext analysiert (5.1.2). Darauf aufbauend werden die angewandten Übersetzungsstrategien im Vergleich betrachtet (5.1.3) und die Zugänglichkeitsverschiebungen in den Übersetzungen dokumentiert (5.1.4). Abschließend folgt eine vergleichende Analyse spezifischer Übersetzungslösungen für CS- und ECR-Elemente (5.1.5).

5.1.1 Klassifikation der CS-Elemente und ECRs im Ausgangstext

Die Identifikation und Klassifizierung von CS-Elementen in *Crazy Rich Asians* erfolgte anhand von Poplacks (1980) dreiteiliger Kategorisierung (wie in 1.2.1 dargelegt). Diese Systematik ermöglicht eine strukturierte Erfassung der verschiedenen Manifestationen von Mehrsprachigkeit im Text und bildet die Grundlage für die Analyse ihrer Funktionen und Übersetzungsherausforderungen.

Im analysierten Material fanden sich für *intersentential* CS charakteristische Beispiele wie „*Gum suey ah!*“ mit der erklärenden Fußnote „Cantonese for ‚How rotten!‘“ (Kwan 2013: 6, Hervorhebung im Original) oder „*Nay chee seen, ah!*“ mit der Fußnote „Cantonese for ‚Your’re out of your mind!‘“ (2013: 52, Hervorhebung im Original). Diese vollständigen Ausdrücke in einer anderen Sprache stehen als eigenständige Einheiten im englischsprachigen Textfluss und markieren klare Grenzen zwischen den Sprachsystemen.

Die zweite Kategorie, das *intrasentential* CS, war im analysierten Ausschnitt besonders häufig vertreten. Beispiele wie „*dai gu cheh* – or ‚big aunt‘ in Cantonese“ (Kwan 2013: 3), „*ang mor gau sai*“ (mit erklärender Fußnote) (2013: 6, Hervorhebung im Original) oder „*giam siap*“ (ebenfalls mit Fußnote im Original) (2013: 7, Hervorhebung im Original) zeigen die nahtlose Integration fremdsprachiger Elemente in die englische Satzstruktur.

Besonders interessant ist das Beispiel „This one you can *cheong!*“ (2013: 17, Hervorhebung im Original), dessen Bedeutung schlussendlich nur durch den Kontext ersichtlich wird.

Neben asiatischen Sprachvarietäten verwendet Kwan auch europäische Ausdrücke als *intrasentential* CS, die zur Charakterisierung bestimmter Figuren und sozialer Milieus dienen, wie die französischen Beispiele „*quelle surprise*“ (Kwan 2013: 42, Hervorhebung im Original), „*grande dame*“ (2013: 42) und „*soignée*“ (2013: 44, Hervorhebung im Original) oder das italienische „*sotto voce*“ (2013: 43, Hervorhebung im Original). Diese Elemente vermitteln Konnotationen von Eleganz und Weltgewandtheit und unterstreichen den kosmopolitischen Charakter der dargestellten Oberschicht.

Die dritte Kategorie, das *tag-switching*, war in zahlreichen Fällen mit „*Alamak*“ (Kwan 2013: 4, Hervorhebung im Original), „*lah*“ (2013: 5, Hervorhebung im Original) oder der Interjektion „*Hiyah*“ (2013: 32) vertreten. Diese Elemente markieren emotionale Färbungen oder kulturspezifische Nuancen und tragen zur authentischen Darstellung sprachlicher Praktiken in Singapur bei.

Die Herausforderung bei der Klassifizierung der CS-Elemente lag in der Abgrenzung zwischen bewusstem stilistischem CS und etablierten Lehnwörtern. Entscheidend war die Frage, ob ein Begriff im englischen Sprachgebrauch bereits lexikalisiert ist oder ob er bewusst als fremdsprachliches Element eingesetzt wird, um kulturelle Authentizität zu vermitteln oder Figuren zu charakterisieren. Die typografische Markierung durch Kursivdruck bot einen zusätzlichen Anhaltspunkt, wurde jedoch nicht als alleiniges Kriterium für die CS-Klassifikation herangezogen. Ein Beispiel hierfür ist im vorliegenden Analyseausschnitt „*macarons*“ (Kwan 2013: 45, Hervorhebung im Original).

Bei der Identifikation und Klassifikation der ECRs im gewählten Romanabschnitt erforderte die konkrete Anwendung von Pedersens ECR-Konzept zunächst zahlreiche interpretative Entscheidungen, da die Abgrenzung zwischen kulturell geprägten und rein sprachlichen Elementen oft Graubereiche aufweist. Bei der Identifikation und Klassifizierung der Elemente im Prolog und den ersten sechs Kapiteln war stets Pedersens Kernfrage leitend: „Is the linguistic expression in itself transparent enough to enable someone to access its referent without cultural knowledge?“ (Pedersen 2011: 48). Diese Frage musste für jedes Element individuell beantwortet werden.

Ein herausfordernder Anwendungsfall offenbarte sich in der Klassifizierung von Berufsbezeichnungen. Begriffe wie „*chairman*“, „*general manager*“, „*vice president*“ oder „*executive secretary*“ (alle Kwan 2013: 8, Hervorhebung im Original) erschienen auf den ersten Blick in die gleiche Kategorie zu fallen, transportieren jedoch unterschiedlich starke

kulturelle Implikationen. Während „general manager“, „vice president“ und „executive secretary“ als weitgehend kulturübergreifend verständlicher Titel gelten kann, stellt „chairman“ eine ECR mit spezifischem Bezug zur US- bzw. britischen wirtschaftlichen Welt dar. Aufgrund dessen wurde diese Bezeichnung als ECRs klassifiziert, da ihre Grundbedeutung ohne spezifisches kulturelles Wissen schwerer zugänglich bleibt und sie damit Pedersens Kriterium der sprachlichen Transparenz nicht ganz erfüllt.

Ähnlich differenziert wurde bei der Klassifizierung von Getränken und Konsumgütern vorgegangen. „Scotch“ (Kwan 2013: 34) wurde als ECR eingestuft (Domäne: Speisen und Getränke), da es sich um eine kulturgebundene Bezeichnung für schottischen Whisky mit geografischem Bezug handelt. „Vodka“ und „Whiskey“ (beide 2013: 34) hingegen wurden als sprachlich transparente Gattungsbezeichnungen für Spirituosen betrachtet und daher nicht als ECRs klassifiziert. „Johnny Walker Red“ (2013: 34) wiederum wurde als ECR kategorisiert, da dieser spezifische Markenname Kultur- und Marktwissen voraussetzt. Bei „Jacuzzi“ (2013: 8) wurde kontextabhängig entschieden: Als Markenname wäre es eine ECR, als generische Bezeichnung für Whirlpool jedoch nicht. Im analysierten Romanabschnitt wurde der Begriff generisch verwendet und daher nicht als ECR erfasst.

„All-you-can-eat buffets“ (Kwan 2013: 25) wurde trotz seiner heutigen transkulturell verbreiteten Bekanntheit als ECR eingestuft, da es ein kulturelles Konzept darstellt, das sich auf eine außersprachliche Entität bezieht und spezifische kulturelle Praktiken impliziert. „Mediterranean cruise“ (2013: 25) wurde als ECR der Kategorie „Sonstige mit *embedded* ECR (Eigennamen (geografischer Name))“ klassifiziert, da dieser Begriff über die reine geografische Bezeichnung hinaus kulturelle Dimensionen transportiert und enzyklopädisches Wissen erfordert. „VIP“ (Kwan 2013: 10) hingegen wurde aufgrund seiner internationalen Standardisierung ohne spezifische kulturelle Referenz nicht als ECR betrachtet.

Die Klassifizierung religiöser Begriffe wie „God“, „Jesus“, „Lord Jesus“ und „Sister“ (alle Kwan 2013: 30, Hervorhebungen im Original) als ECRs war etwas eindeutiger, da diese trotz der globalen Verbreitung des Christentums spezifisches enzyklopädisches Wissen erfordern, das über reine Sprachkompetenz hinausgeht. Die spezifischen Verwendungen und Konnotationen dieser Begriffe sind kulturell geprägt und variieren zwischen religiösen und säkularen Kontexten. Besonders Ausdrücke wie „born-again Christian“ (2013: 25) oder die institutionelle Verwendung von „Sister“ erfordern Kenntnis christlicher Traditionen, Hierarchien und Praktiken und wurden daher konsequent als ECRs eingestuft.

Bei der Analyse von Anredeformen offenbarten sich interessante Grenzfälle. Während „Sir“ als einfache Höflichkeitsform nicht als ECR klassifiziert wurde, erschien „m‘lord“

(Kwan 2013: 12) als ECR-würdig, da es wesentlich spezifischer ist und direkt mit dem britischen Adelssystem verbunden ist. „M^lord“ (als Kontraktion von „My Lord“) enthält implizit eine Referenz auf den Adelstitel „Lord“, der selbst als ECR gelten würde, und erfordert kulturspezifisches Wissen über britische Gesellschaftsstrukturen. Diese unterschiedliche Behandlung scheinbar ähnlicher Anredeformen verdeutlicht die Notwendigkeit kontextsensitiver Einzelfallentscheidungen bei der ECR-Klassifikation.

Idiomatische Ausdrücke wie beispielsweise „to shack up“ (Kwan 2013: 32) oder auch „old-maid-territory“ (2013: 19) wurden nach Pedersens Kriterien nicht als ECRs klassifiziert, da sie eine intralinguistische Funktion erfüllen, keinen extralinguistischen Referenten besitzen und als generischer, idiomatischer Verbgebrauch ohne feste kulturelle Verankerung fungieren. Ähnlich wurden auch Redewendungen wie „What on God’s green earth“ (Kwan 2013: 11) oder „I just heard from the horse’s mouth“ (Kwan 2013: 30) nicht als ECRs eingestuft, obwohl sie durchaus kulturelle Prägungen aufweisen. Im Gegensatz dazu wurden Ausdrücke wie „celestial-maiden“ (2013: 46) und „almond-eyed Hong Kong starlet sort of way“ (2013: 46) da sie auf spezifische visuelle und kulturelle Konzepte verweisen, die in ostasiatischen Traditionen verwurzelt sind und damit über rein sprachliche Elemente hinausgehen.

Besonders aufschlussreich für die Analyse war die Anwendung von Pedersens Konzepten der *embedded* ECRs und *multifunctional* ECRs, die er entwickelt hat, um mit überlappenden Domänen umzugehen. *Embedded* ECRs wurden, wie in 1.2.2 dargelegt, so angewendet, dass sowohl das eingebettete Element als auch der übergeordnete Gesamtausdruck eigenständige ECRs sein müssen. Bei „James Bond ejector seats“ (Kwan 2013: 8) ist „James Bond“ eine eingebettete ECR (Bezug auf die fiktionale Figur, Domäne „Unterhaltung“), während der Gesamtausdruck eine eigenständige kulturelle Referenz bildet, die spezifisches Wissen über die Filmreihe und ihre charakteristischen Gadgets voraussetzt.

Bei Phrasen wie „Cantonese pop-idol features“ (Kwan 2013: 17) und „the former British Crown colony“ (Kwan 2013: 48) stellte sich die Frage, ob ethnische Zugehörigkeiten als eigenständige ECRs gewertet werden sollten. Die Entscheidung darüber erforderte eine kritische Reflexion möglicher eurozentrischer Tendenzen: Die selektive Anwendung von Transkulturalitätskriterien könnte problematische Muster reproduzieren, wenn westliche Begriffe als universell bekannt behandelt werden, während nicht-westliche Begriffe als kulturspezifisch eingestuft würden. Für eine ethisch reflektierte Anwendung des Modells wurden daher Bezeichnungen wie „American“, „British“ oder „Spanish“ konsequent als ECRs klassifiziert, genau wie „Indian“, „Cantonese“ oder „Thai“. Dies bedeutet, alle diese Begriffe gleichwertig als *embedded* ECRs in der Kategorie „Sonstige“ zu behandeln. Dadurch

sollte dem Modell eine höhere kulturelle Ausgewogenheit verliehen werden und vermieden werden, dass westliche kulturelle Referenzen implizit als Normalfall oder Standard behandelt werden.

Im analysierten Material fanden sich zahlreiche Beispiele für solche mehrfach kategorisierbaren kulturellen Referenzen. „*New Yorker*“ (Kwan 2013: 16, Hervorhebung im Original) stellt eine *multifunctional* ECR dar, zugehörig zu den Domänen „Eigennamen (institutioneller Name)“ und „Unterhaltung“. Hier wird sowohl auf den Magazintitel als auch auf ein spezifisches kulturelles Unterhaltungskonzept verwiesen. Ähnlich verhielt es sich mit „grouse hunting“ (Kwan 2013: 10), das als *multifunctional* ECR in die Domänen „Sport“ und „Sonstige“ fällt, da die Aktivität sowohl auf eine sportliche Praxis als auch auf ein kulturell geprägtes Freizeitverhalten mit sozialen Implikationen verweist.

Besonders relevant ist Pedersens Hinweis, dass *multifunctional* ECRs auch *embedded* ECRs enthalten können – eine Kombination, die in *Crazy Rich Asians* häufig auftritt. „Changi Airport“ (Kwan 2013: 39) ist beispielsweise nicht nur multifunktional durch die Zugehörigkeit zu verschiedenen Domänen (institutioneller Name mit geografischem Bezug), sondern enthält mit „Changi“ auch eine *embedded, multifunctional* ECR, die sowohl als „Eigennamen (geografischer Name)“ als auch als „Eigennamen (institutioneller Name)“ mit metonymischem Gebrauch fungiert. Ähnlich komplex strukturiert ist „Cambridge Judge Business School“ (Kwan 2013: 51), eine *multifunctional* ECR der Domänen „Eigennamen (institutioneller Name)“ und „Bildung“ mit gleich zwei *embedded* ECRs: „Cambridge“ (*embedded, multifunctional*: „Eigennamen (geografischer Name)“, „Eigennamen (institutioneller Name)“ bei metonymischem Gebrauch) und „Judge“ (*embedded*: Eigennamen (Personenname)). Auch „Singapore Tattle“ (Kwan 2013: 24) illustriert dieses Prinzip als *multifunctional* ECR (Eigennamen (institutioneller Name), Unterhaltung) mit *embedded* ECR „Singapore“ (Eigennamen (geografischer Name)). Diese verschachtelten Strukturen verdeutlichen die Komplexität kultureller Referenzen, bei denen geografische, institutionelle und personenbezogene Elemente ineinandergreifen und gemeinsam eine mehrschichtige kulturelle Bedeutung konstruieren.

Die Klassifizierung fiktionaler Figurennamen stellte eine besondere Herausforderung dar. Hier erwies sich Pedersens Ansatz als hilfreich, der nicht primär die Fiktionalität, sondern die kulturelle Referenzialität ins Zentrum stellt. Namen wie „Eleanor Young“ oder „Reginald Ormsby“ wurden nicht als ECRs klassifiziert, da sie semantisch opak sind und keine spezifischen kulturellen Konnotationen transportieren, die über den Text hinausgehendes

Wissen aktivieren.¹⁶ Meistens sind die fiktionalen Personen selbst keine ECRs, allerdings können die kulturellen Marker, durch die sie charakterisiert werden – Titel, Positionen und Institutionen – eine Klassifizierung als ECR nach sich ziehen. Ein prägnantes Beispiel hierfür ist „Robert ‚Sugar King‘ Kwek“ (Kwan 2013: 20), wo der Beiname „Sugar King“ auf einen kulturell bedeutsamen Status und eine spezifische Rolle in einem Wirtschaftszweig verweist, die kulturelles Kontextwissen erfordert.¹⁷

Die Herausforderung bei der Abgrenzung und Einstufung kultureller Elemente in *Crazy Rich Asians* bestand letztlich darin, den schmalen Grat zwischen objektiver Anwendung der theoretischen Kriterien und notwendigen interpretativen Entscheidungen zu navigieren. Die vorgenommene Klassifizierung erhebt daher keinen Anspruch auf absolute Objektivität, sondern stellt eine begründete und systematische, aber dennoch diskutierbare Einordnung dar, die als Grundlage für die nachfolgende Übersetzungsanalyse dient.

Die hier dargelegte systematische Identifikation und Klassifikation kultureller Elemente führte zu einer klaren Verteilung der 250 identifizierten Elemente im analysierten Textabschnitt. Wie Abbildung 3 veranschaulicht, dominieren die ECRs deutlich gegenüber CS-Elementen (n=225 vs. n=25 bzw. 90% vs. 10%), was die zentrale Bedeutung kulturspezifischer Referenzen für den Roman unterstreicht. Bei genauerer Betrachtung der strategisch eingesetzten CS-Typen zeigt sich eine klare Präferenz für *intrasentential* CS (6,4% der Gesamtelemente), während *intersentential* CS (1,6%) und *tag-switching* (2,0%) seltener auftreten. Die ECRs lassen eine differenzierte Struktur erkennen: Standard-ECRs (in der Analysetabelle in Anhang 1 lediglich als „ECR“ in der Spalte „Typ“ klassifiziert) ohne *embedded* ECRs stellen mit 70,4% die größte Gruppe dar, gefolgt von Standard-ECRs mit *embedded* ECRs (14,0%), *multifunctional* ECRs mit *embedded* Elementen (3,6%) und *multifunctional* ECRs (2,0%). Betrachtet man die übergeordneten Kategorien, machen alle ECRs mit *embedded* Elementen insgesamt 17,6% (44 Elemente) aus, während die Gesamtheit aller *multifunctional* ECRs 5,6% (14 Elemente) der identifizierten kulturellen Referenzen darstellt.

¹⁶ Diese Methode weist natürlich Grenzen auf: Sie berücksichtigt nicht die dynamische Entwicklung der Zugänglichkeit im Leseprozess, bei der anfänglich unbekannte Figuren durch Kontext und wiederholtes Auftreten zunehmend vertrauter werden. Zudem unterscheidet sie nicht zwischen kulturspezifisch markierten Namen (z. B. chinesischen Namen mit besonderen Konnotationen) und neutraleren Namen. Dennoch bietet dieser Ansatz einen systematischen Rahmen, um die initiale Leseerfahrung bezüglich der Figuren nachzuvollziehen.

¹⁷ Zudem offenbart eine einfache Google-Suche dieses Elements, dass es sich hier um eine recht offensichtliche Referenz (mindestens für asiatische Leserschaft) auf Robert Kuok handelt, der im asiatischen Raum wirklich als „Sugar King“ bekannt ist.

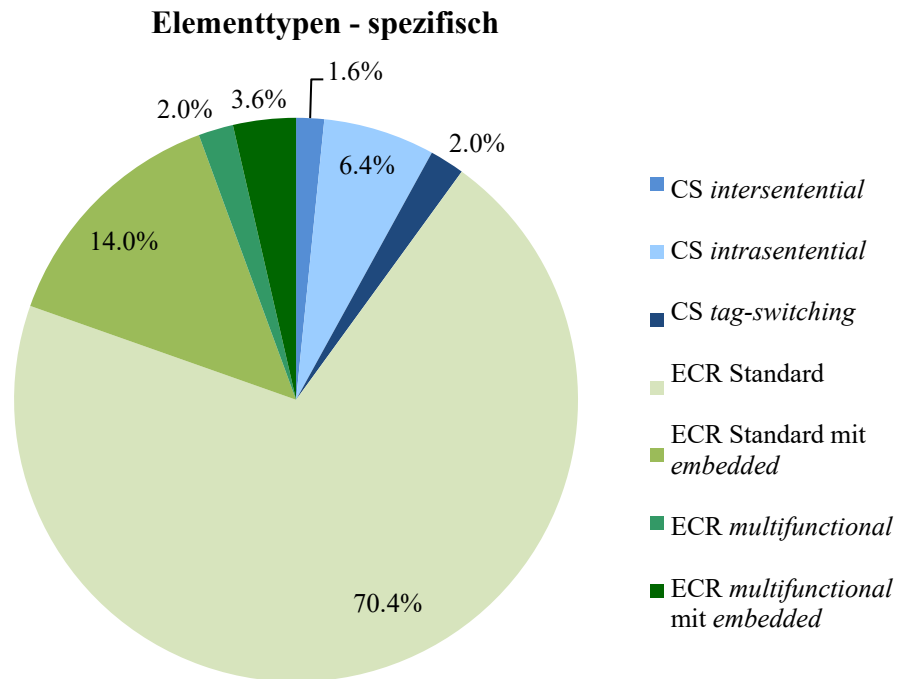


Abbildung 3: Die Verteilung der verschiedenen Kategorien von CS- und ECR-Elementen (n=250)

ECRs lassen sich nach Pedersen (wie bereits in 1.2.2 erläutert) nicht nur nach Typ bzw. Unterart (mit/ohne *embedded*, *multifunctional*) kategorisieren, sondern auch verschiedenen Domänen zuordnen. Diese Domänenverteilung der 225 ECRs, dargestellt in Abbildung 4, verdeutlicht die Prominenz von Eigennamen (52,7%), aufgeteilt in geografische Namen (28,1%), institutionelle Namen (12,7%), Markennamen (8,1%) und Personennamen (3,8%). Die Sammelkategorie „Sonstige“ bildet mit 31,9% die zweitgrößte Gruppe, während alle verbleibenden Kategorien, darunter „Speisen und Getränke“ (4,2%), „Unterhaltung“ (3,1%) und „Sport“ (1,5%), zusammen 15,4% ausmachen, wie im rechten Teil des Diagramms ersichtlich.

Verteilung der ECR-Domänen

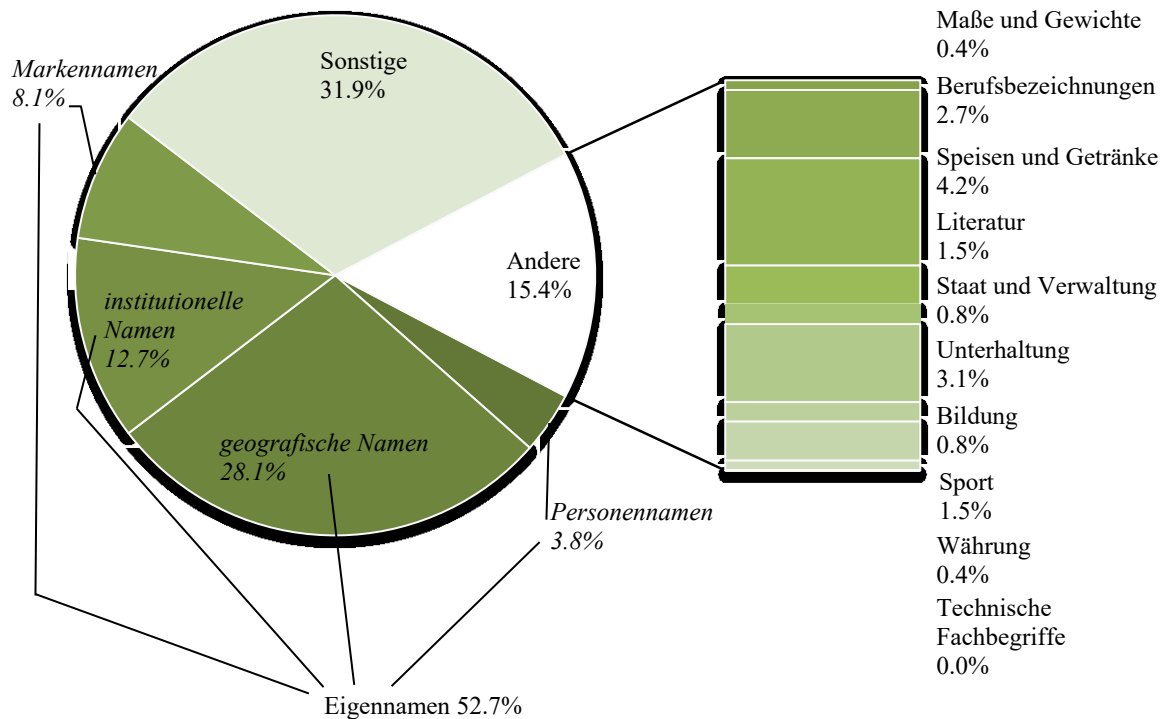


Abbildung 4: Die Verteilung der ECR-Domänen (n=225). Die Domänen „Eigennamen“ und „Sonstige“ stellen bei Weitem die meisten ECRs im gewählten Textabschnitt. Alle anderen Kategorien sind mindestens einmal vertreten (Ausnahme: „Technische Fachbegriffe“)

Diese Verteilung verdeutlicht die zentrale Rolle von Personen, Orten und Institutionen für die kulturelle Verankerung des Romans und unterstreicht die Bedeutung geographischer Referenzen für die Konstruktion des multinationalen Handlungsraums. Die deutliche Dominanz von ECRs gegenüber CS-Elementen (90% vs. 10%) verdeutlicht dabei die starke kulturelle Einbettung des Romans in diverse geographische, institutionelle und gesellschaftliche Kontexte. Diese vielschichtige kulturelle Verankerung des Ausgangstextes stellt besondere Herausforderungen an die Übersetzung, ebenso wie die folgende Analyse der Zugänglichkeit.

5.1.2 Zugänglichkeit im Ausgangstext: HA – AA – EA

Die Analyse von kulturellen Elementen in *Crazy Rich Asians* offenbart ein komplexes Spektrum an Zugänglichkeitsgraden, das sich anhand des entwickelten Kriterienkatalogs systematisch erfassen lässt. Die drei Kategorien – *hard-access* (HA), *ambiguous-access* (AA) und *easy-access* (EA) – manifestieren sich im Roman in unterschiedlichen Ausprägungen und

ermöglichen eine differenzierte Betrachtung der potenziellen Verständnishürden für die Leserschaft.

HA-Elemente zeichnen sich im analysierten Material primär durch ihre hohe kulturelle Spezifität und fehlende kontextuelle Einbettung aus. Beispielhaft hierfür steht „the Calthorpe“ (Kwan 2013: 4), ein fiktionaler Hotelname, der durch seine Klangqualität und Struktur Assoziationen zu traditionsreichen britischen Luxushotels weckt und somit implizit soziale Exklusivität und historische Kontinuität vermittelt - Konnotationen, die für Lesende außerhalb des britischen Kulturkreises schwer zu erschließen sind. Ähnlich verhält es sich mit Adelstiteln wie „The Dowager Marchioness of Uckfield“ (2013: 4) oder französischen Adelsbezeichnungen wie „Vicomtesse“, „Comtesse“ und „Baronne“ (2013: 41ff.), die ohne enzyklopädisches Wissen über europäische Adelssysteme schwer einzuordnen sind. Auch Institutionen wie „*Debrett's*“ oder „*Almanach de Gotha*“ (2013: 4, Hervorhebung im Original) – Nachschlagewerke der britischen bzw. europäischen Aristokratie – bleiben ohne Erklärung für viele Lesende opak. Im Bereich der ECRs fallen besonders geografische und institutionelle Namen mit hoher kultureller Spezifität in diese Kategorie, während bei CS-Elementen vor allem nicht-erläuterte fremdsprachige Ausdrücke als HA klassifiziert wurden.

Die Kategorie AA umfasst Elemente, die zwar oberflächlich zugänglich erscheinen, deren tiefere kulturelle Bedeutung jedoch nicht vollständig erschlossen werden kann. Exemplarisch hierfür ist „nine blocks“ (Kwan 2013: 3) – eine Distanzangabe, die international verständlich ist, deren konkrete räumliche Dimension jedoch je nach kulturellem Referenzsystem unterschiedlich interpretiert werden kann. Auch „Piccadilly Tube Station“ (2013: 3) ist in seiner Grundfunktion als Bahnhof erkennbar, die spezifische Londoner Prägung des Begriffs „Tube“ bleibt jedoch für Nicht-Briten möglicherweise undurchsichtig. Besonders interessant sind CS-Elemente wie „*quelle surprise*“, „*grande dame*“ oder „*sotto voce*“ (2013: 42f., Hervorhebung im Original), die zwar als gehobene Ausdrücke erkennbar sind, deren soziale und kulturelle Konnotationen jedoch nur teilweise zugänglich bleiben. Bei AA-Elementen ist die Zugänglichkeit stark vom individuellen Wissensstand der Lesenden abhängig und weist häufig eine Diskrepanz zwischen denotativer und konnotativer Bedeutungsebene auf.

Die EA-Kategorie wird im Roman durch Elemente repräsentiert, die entweder transkulturell bekannt sind oder durch den Autor explizit erläutert werden. Ein prägnantes Beispiel hierfür ist „*dai gu cheh* - or ‚big aunt‘ in Cantonese“ (Kwan 2013: 3, Hervorhebung im Original), bei dem der Autor den fremdsprachigen Ausdruck direkt übersetzt. Auch geografische Namen mit hoher internationaler Bekanntheit wie „London“, „Singapore“ (beide

2013: 3) oder „Europe“ (2013: 43) fallen in diese Kategorie. Interessanterweise werden selbst kulturell spezifische Elemente durch kontextuelle Einbettung oder explizite Erklärungen zu EA-Elementen, wie bei „*Overseas Chinese*“, dessen Funktion durch die nachfolgende Erklärung („but then there are the *Overseas Chinese*. These are the ones who left China long before the Communists came in, in many cases hundreds of years ago, and spread throughout the rest of Asia, quietly amassing great fortunes over time.“ (2013: 44, Hervorhebung im Original)) unmittelbar erkennbar wird. Die EA-Klassifikation korreliert häufig mit der Bedeutung des Elements für das Textverständnis – zentrale Konzepte werden tendenziell zugänglicher gestaltet als periphere Details.

Diese dreiteilige Klassifikation ermöglicht eine nuancierte Analyse der Zugänglichkeitsstrategien in Kwans Roman. Während HA-Elemente oft dazu dienen, kulturelle Authentizität zu vermitteln und eine spezifische Leserschaft anzusprechen, fungieren EA-Elemente als Brücken zum Verständnis für ein breiteres Publikum. AA-Elemente hingegen schaffen eine interessante Zwischenebene, die abhängig vom kulturellen Hintergrund der Lesenden unterschiedliche Interpretationstiefen ermöglicht. In der Übersetzung stellen diese drei Zugänglichkeitsstufen jeweils spezifische Herausforderungen dar, die differenzierte Übersetzungsstrategien erfordern, wie in den folgenden Abschnitten näher erläutert wird.

Die Verteilung der Zugänglichkeitskategorien im Original zeigt folgendes Muster:

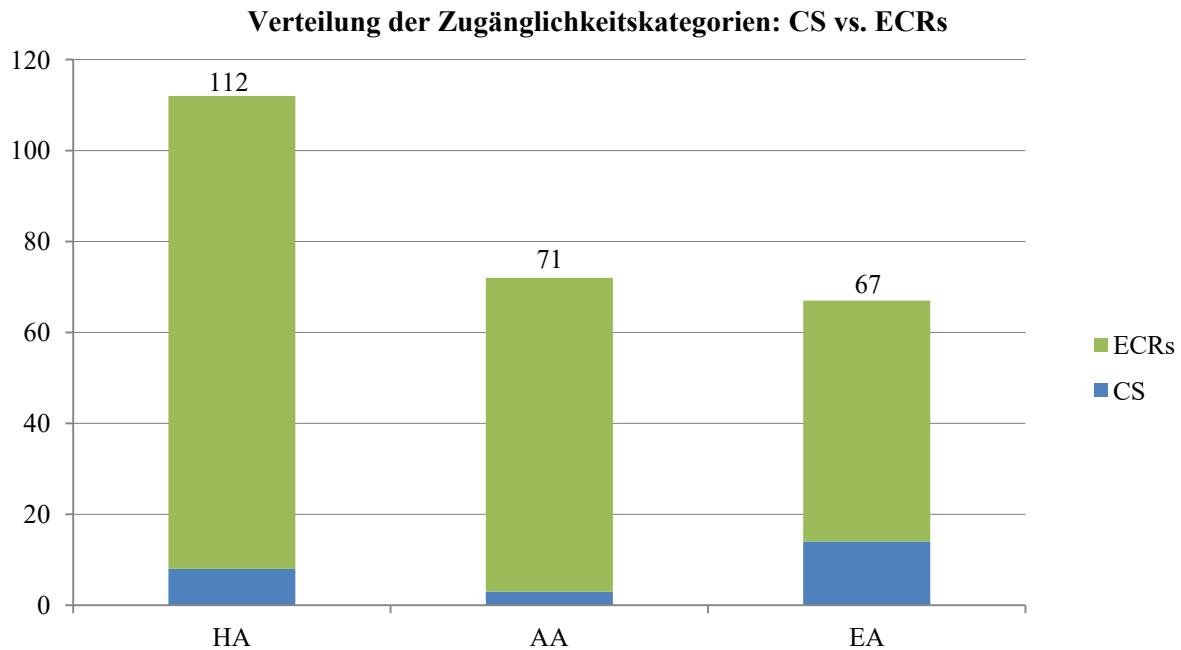


Abbildung 5: Zugänglichkeitsverteilung kultureller Elemente im Ausgangstext: Vergleich zwischen CS und ECRs (n=250)

Die quantitative Analyse der Zugänglichkeitskategorien im Originaltext offenbart ein aufschlussreiches Verteilungsmuster, wie in Abbildung 5 dargestellt. Mit 44,8% (112 Elemente) stellen die *hard-access*-Elemente die größte Gruppe dar, gefolgt von *ambiguous-access* mit 28,4% (71 Elemente) und *easy-access* mit 26,8% (67 Elemente). Bei genauerer Betrachtung der relativen Häufigkeiten zeigen sich jedoch aufschlussreiche Unterschiede:

Tabelle 1: Absolute und relative Zugänglichkeiten kultureller Elemente im Ausgangstext

Zugänglichkeit	CS (abs.)	CS (%)	ECRs (abs.)	CS (%)	Gesamt
HA	8	32%	104	46.2%	112
AA	3	12%	68	30.2%	71
EA	14	56%	53	23.6%	67
Gesamt	25	100%	225	100%	250

Bei näherer Betrachtung der Häufigkeiten werden Unterschiede zwischen CS- und ECR-Elementen sichtbar (siehe Tabelle 1). CS-Elemente wurden mehrheitlich als *easy-access* (56%) klassifiziert, während bei ECRs die *hard-access*-Elemente (46,2%) überwiegen. Der

Anteil der EA-Elemente bei CS ist mehr als doppelt so hoch wie der entsprechende Anteil bei ECRs (56% vs. 23,6%). Dies zeigt eine klare Tendenz: Fremdsprachige Elemente erscheinen im Text häufiger mit kontextueller Einbettung oder direkter Übersetzung, während kulturelle Referenzen öfter ohne zusätzliche Erklärung eingesetzt werden. Auffällig ist auch der verhältnismäßig geringe Anteil an AA-CS-Elementen (12%), was darauf hindeuten könnte, dass der Autor bei der Verwendung fremdsprachiger Elemente meist entweder für volle Transparenz sorgt oder bewusst unerklärt lässt, aber selten einen Mittelweg wählt.

Tabelle 2: Zugänglichkeitsaufschlüsselung nach CS-Typen im Ausgangstext

CS-Typ	HA (abs.)	HA (%)	AA (abs.)	AA (%)	EA (abs.)	EA (%)	Gesamt
<i>intersentential</i>	0	0%	0	0%	4	100%	4
<i>intrasentential</i>	6	37,5%	3	18,8%	7	43,8%	16
<i>tag-switching</i>	2	40%	0	0%	3	60%	5

Die Aufschlüsselung nach CS-Typen in Tabelle 2 liefert ein differenziertes Bild der unterschiedlichen Zugänglichkeitsgrade je nach syntaktischer Einbettung der fremdsprachigen Elemente. *Intersentential* CS-Elemente wurden durchweg als leicht zugänglich (100% EA) klassifiziert, was mit der konsequenten Verwendung von Fußnoten im Original bei diesem Typ zusammenhängt. Dies unterstreicht die systematische Strategie des Autors, vollständige fremdsprachige Sätze oder Ausdrücke stets mit Erklärungen zu versehen. Beim *tag-switching* überwiegen ebenfalls leicht zugängliche Elemente (60% EA), während die verbleibenden 40% als schwer zugänglich eingestuft wurden – eine Verteilung, die die doppelte Funktion dieser Kategorie als sowohl atmosphärisches Element als auch kommunikatives Signal widerspiegelt. *Intrasentential* CS weist die heterogenste Verteilung auf (43,8% EA, 18,8% AA, 37,5% HA), was das breite Spektrum dieser Kategorie von explizit erläuterten bis hin zu vollständig unkommentierten fremdsprachigen Elementen innerhalb englischer Satzstrukturen reflektiert. Diese Zahlen verdeutlichen, dass die syntaktische Position fremdsprachiger Elemente ein wesentlicher Faktor für ihre Zugänglichkeit im Text ist.

Tabelle 3: Zugänglichkeitsaufschlüsselung nach ECR-Typen im Ausgangstext

ECR-Typ		HA (abs.)	HA (%)	AA (abs.)	AA (%)	EA (abs.)	EA (%)	Gesamt
Standard		77	46,1%	48	28,7%	42	25,1%	167
Standard mit <i>embedded</i>		19	43,2%	17	38,6%	8	18,2%	44
<i>multifunctional</i>		3	60%	2	40%	0	0%	5
<i>multifunctional mit embedded</i>		5	55,6%	1	11,1%	3	33,3%	9

Bei den ECR-Typen (Tabelle 3) zeigt sich ein durchgängig hoher Anteil an HA-Elementen in allen Kategorien, was die generelle Tendenz kultureller Referenzen zur geringeren Zugänglichkeit unterstreicht. Mit zunehmendem Komplexitätsgrad der ECRs steigt auch der Anteil schwer zugänglicher Elemente: Während Standard-ECRs zu 46,1% als HA klassifiziert wurden, erreichen *multifunctional* ECRs mit 60% den höchsten HA-Anteil. Diese Korrelation zwischen struktureller Komplexität und erschwerter Zugänglichkeit ist ein charakteristisches Merkmal des analysierten Textabschnitts. Bemerkenswert ist zudem der vergleichsweise hohe Anteil an *ambiguous-access*-Elementen bei Standard-ECRs mit *embedded* ECRs (38,6%), was auf die besondere Herausforderung hinweist, die verschachtelte kulturelle Referenzen für die Rezeption darstellen können. *Multifunctional* ECRs mit *embedded* ECRs zeigen hingegen eine polarisierte Verteilung mit hohen Anteilen sowohl bei HA (55,6%) als auch bei EA (33,3%), aber einem geringen AA-Anteil (11,1%). Diese Zahlen verdeutlichen die komplexe Strukturierung kultureller Referenzen im Text und die unterschiedlichen Zugänglichkeitsgrade, die mit verschiedenen ECR-Typen verbunden sind.

5.1.3 Übersetzungsstrategien im Vergleich

Die Verteilung der Übersetzungsstrategien zeigt charakteristische Muster in den drei untersuchten Übersetzungsversionen. Bei der quantitativen Auswertung wurden Strategiekombinationen als eigenständige Kategorie erfasst, um Doppelzählungen zu vermeiden und eine präzise prozentuale Verteilung zu gewährleisten. Betrachtet man die

statistischen Daten im Detail, ergibt sich folgendes Diagramm (Abbildung 6) für die Verteilung der verschiedenen Strategien für die drei Übersetzungsversionen:

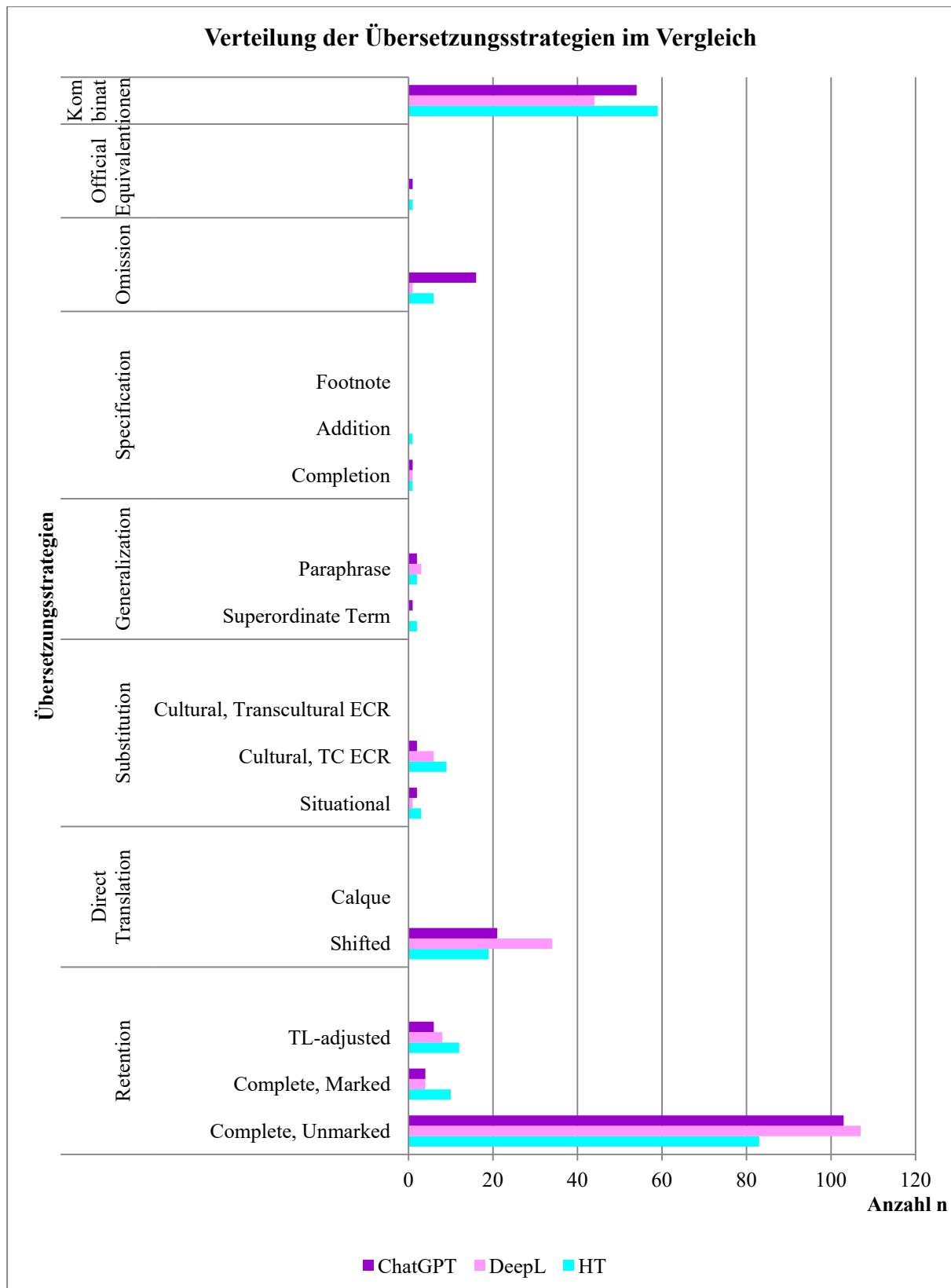


Abbildung 6: Die Verteilung der Übersetzungsstrategien im Vergleich zwischen Humanübersetzung, DeepL und ChatGPT. „Strategiekombinationen“ wurde als separate Kategorie erfasst, um Doppelzählungen zu vermeiden

Die Daten zeigen, dass in allen drei Übersetzungsversionen *retention (complete, unmarked)* die häufigste eigenständige Unterkategorie darstellt, wobei DeepL mit 51,2% den höchsten Wert aufweist, gefolgt von ChatGPT (48,4%) und der Humanübersetzung (39,9%). Bei *retention (complete, marked)* und *TL-adjusted retention* zeigt die Humanübersetzung mit 4,8% bzw. 5,8% die höchsten Werte. Bei *direct translation (shifted)* ist bei DeepL der höchste Prozentsatz zu verzeichnen (16,3%), während dieser bei der Humanübersetzung und ChatGPT bei 9,1% bzw. 9,9% liegt. Bei *substitution (cultural, TC ECR)* weist die Humanübersetzung mit 4,3% den höchsten Wert auf. In der Kategorie *omission* ist der Wert bei ChatGPT mit 7,5% deutlich höher als bei der Humanübersetzung (2,9%) und DeepL (0,5%). Bemerkenswert ist zudem der hohe Anteil an Strategiekombinationen in allen Übersetzungsversionen, wobei die Humanübersetzung mit 28,4% den höchsten Wert aufweist. Fasst man die detaillierten Strategien zu Hauptkategorien zusammen, ergibt sich folgende Verteilung:

Tabelle 4: Prozentuale Verteilung der Übersetzungsstrategien ohne Unterarten

Hauptkategorie	HT	DeepL	ChatGPT
	%	%	%
Retention (gesamt)	50,5%	56,9%	53,1%
Direct Translation (gesamt)	9,1%	16,3%	9,9%
Substitution (gesamt)	5,8%	3,3%	1,9%
Generalization (gesamt)	1,9%	1,4%	1,4%
Specification (gesamt)	1,0%	0,5%	0,5%
Omission	2,9%	0,5%	7,5%
Official Equivalent	0,5%	0,0%	0,5%
Strategiekombinationen	28,4%	21,1%	25,4%
Gesamt	100%	100%	100%

Betrachtet man die aggregierten Hauptkategorien, wird deutlich, dass in allen drei Übersetzungsversionen *retention* die dominanteste eigenständige Strategie ist, mit etwa gleich hohen Gesamtraten (50,5% (HT), 56,9% (DeepL) und 53,1% (ChatGPT)). Auffällig ist der hohe Anteil an Strategiekombinationen, der bei der Humanübersetzung mit 28,4% am ausgeprägtesten ist, gefolgt von ChatGPT mit 25,4% und DeepL mit 21,1%. Dies deutet auf einen nuancierten Umgang mit kulturellen Elementen hin, besonders in der Humanübersetzung. Bei *direct translation* ist bei DeepL der höchste Prozentsatz zu

verzeichnen (16,3%) – deutlich höher als bei der Humanübersetzung (9,1%) und ChatGPT (9,9%). Bei der *substitution*-Strategie weist die Humanübersetzung mit insgesamt 5,8% den höchsten Wert auf, verglichen mit DeepL (3,3%) und ChatGPT (1,9%). In der Kategorie *omission* ist der Wert bei ChatGPT besonders auffällig (7,5%) – deutlich höher als bei der Humanübersetzung (2,9%) und DeepL (0,5%).

Eine nähere Betrachtung zeigt, welche Strategien besonders häufig in diesen Kombinationen vorkommen (Tabelle 5). Tabelle 5 zeigt, wie viel Prozent der jeweiligen Strategie in Kombinationen auftritt. Ein Wert von 100% bedeutet, dass die Strategie ausschließlich in Kombinationen mit anderen Strategien verwendet wird. Ein niedriger Wert zeigt hingegen, dass die Strategie überwiegend eigenständig auftritt. Ein Strich (-) bedeutet, dass die Strategie nicht vorkommt.

Tabelle 5: Beteiligung der Übersetzungsstrategien an Kombinationen (in Prozent)

Strategie	HT	DeepL	ChatGPT
Retention			
Retention (Complete, Unmarked)	17,8%	13,7%	16,9%
Retention (Complete, Marked)	16,7%	42,9%	50,0%
TL-adjusted Retention	81,8%	84,6%	88,2%
Direct Translation			
Direct Translation (Shifted)	73,6%	58,5%	67,2%
Direct Translation (Calque)	100,0%	100,0%	100,0%
Substitution			
Substitution (Situational)	40,0%	0,0%	66,7%
Substitution (Cultural, TC ECR)	35,7%	14,3%	66,7%
Generalization			
Generalization (Superordinate Term)	60,0%	100,0%	66,7%
Generalization (Paraphrase)	33,3%	50,0%	60,0%
Specification			
Specification (Completion)	66,7%	0,0%	0,0%
Specification (Addition)	93,8%	100,0%	100,0%
Specification (Footnote)	100,0%	-	-
Omission	50,0%	75,0%	40,7%
Official Equivalent	96,4%	100,0%	96,0%

Die Tabelle verdeutlicht, dass bestimmte Strategien überwiegend in Kombinationen auftreten und nur selten eigenständig verwendet werden. Besonders *official equivalent* (HT: 96,4%, DeepL: 100%, ChatGPT: 96%) und *specification (addition)* (HT: 93,8%, DeepL und ChatGPT: 100%) kommen fast ausschließlich in Kombination mit anderen Strategien vor. Auch *TL-adjusted retention* wird in allen drei Übersetzungsversionen überwiegend kombiniert eingesetzt (HT: 81,8%, DeepL: 84,6%, ChatGPT: 88,2%). Im Gegensatz dazu wird *retention (complete, unmarked)* hauptsächlich als eigenständige Strategie verwendet, mit nur geringen Anteilen in Kombinationen (HT: 17,8%, DeepL: 13,7%, ChatGPT: 16,9%). Eine systematische Betrachtung der angewandten Übersetzungsstrategien anhand konkreter Beispiele ermöglicht einen differenzierten Vergleich zwischen der Humanübersetzung und den maschinellen Übersetzungen von DeepL und ChatGPT.

5.1.3.1 Retention

Die *retention*-Strategien bilden in allen drei Übersetzungsversionen die Grundlage des Umgangs mit kulturellen Elementen, weisen jedoch charakteristische Unterschiede in der Realisierung auf. Ein bemerkenswertes Phänomen ist der unterschiedliche Umgang mit typographischen Merkmalen. Bei der Übersetzung der ECR „*New Yorker*“ im Ausgangstext (Kwan 2013: 16, Hervorhebung im Original) wurde die Referenz selbst unverändert übernommen, doch zeigt sich ein typographischer Unterschied: Während die HT-Übersetzung (Kwan 2019: 22) die Kursivierung des Ausgangstextes beibehält, verzichten sowohl DeepL als auch ChatGPT auf diese Markierung. Nach Pedersens Unterkategorisierung der *retention*-Strategie lässt sich die HT-Übersetzung als *retention (complete, marked)* klassifizieren, da die ECR vollständig übernommen und visuell vom Resttext abgehoben ist, genau wie im Original.¹⁸ Bei den maschinellen Übersetzungen hingegen stellt die Änderung der typografischen Darstellung – das Weglassen der Kursivierung – als Übersetzungsstrategie eine *retention (complete, unmarked)* dar. Ähnliches gilt für Großbuchstaben, wie im Beispiel „LONDON“ (Kwan 2013: 3, Hervorhebung im Original). Da die Großschreibung in allen drei Übersetzungsversionen beibehalten wird, sind alle als *retention (complete, marked)* zu klassifizieren. Die typographischen Unterschiede sind bedeutsam, da sie auf verschiedene Grade der Anpassung hinweisen und Rückschlüsse auf die Sensibilität der Übersetzungsinstanz gegenüber paratextuellen Merkmalen zulassen.

Ein typisches Beispiel für *TL-adjusted retention* bei ECRs ist der Umgang mit dem geografischen Namen „Shanghai“ (Kwan 2013: 20). Während die Humanübersetzung die im

¹⁸ Denn nach Pedersens Definition beziehen sich *marked* und *unmarked* nicht auf die Veränderung von Original zu Übersetzung, sondern auf den Ist-Zustand der ECR im Zieltext.

Deutschen etablierte Schreibweise „Schanghai“ (Kwan 2019: 27) verwendet¹⁹ und damit die Aussprache für deutschsprachige Lesende erleichtert, behalten sowohl DeepL als auch ChatGPT die englische Schreibweise „Shanghai“ unverändert bei (*retention (complete, unmarked)*). Ähnliche Unterschiede zeigen sich beim Personennamen „George IV“ (Kwan 2013: 4): Die Humanübersetzung wählt mit „George IV.“ (Kwan 2019: 8) die *TL-adjusted retention* und behält den englischen Namen bei, fügt jedoch den im Deutschen üblichen Punkt nach der Ordnungszahl hinzu. DeepL und ChatGPT entscheiden sich hingegen für *substitution (cultural, TC ECR)*²⁰ mit „Georg IV.“, was die historische Figur in die deutsche Namenskonvention überführt. Analog verhält es sich bei „Charles IX“ (Kwan 2013: 41), der in der Humanübersetzung zu „Charles IX.“ (Kwan 2019: 50) wird, während beide maschinellen Übersetzungen die deutsche Form „Karl IX.“ verwenden. Diese Beispiele verdeutlichen, dass die drei Übersetzungsversionen bei *TL-adjusted retention* unterschiedliche Schwerpunkte setzen. Sie nehmen fallabhängig verschiedene Anpassungsgrade an Zielsprachenkonventionen vor und spiegeln unterschiedliche Auffassungen von diesen wider – bemerkenswert vor dem Hintergrund, dass im heutigen Deutschen auch oft die englischen Namen verwendet werden.

Ein auffallendes Phänomen bei *TL-adjusted retention* ist die systematische Anpassung der Transliteration von CS-Elementen aus asiatischen Sprachen in der Humanübersetzung bei Beibehaltung des kulturellen Referenten an sich. So werden beispielsweise die kantonesischen Ausdrücke „*dai gu cheh*“ (Kwan 2013: 3, Hervorhebung im Original) zu „*daai guze*“ (Kwan 2019: 7, Hervorhebung im Original), „*Gum suey ah!*“ (Kwan 2013: 6, Hervorhebung im Original) zu „*Gam seoi, ah!*“ (Kwan 2019: 11, Hervorhebung im Original) und „*Sum toong, ah!*“ (Kwan 2013: 30, Hervorhebung im Original) zu „*Sam tung, ah!*“ (Kwan 2019: 37, Hervorhebung im Original). Ebenso erfährt der Hokkien-Ausdruck „*giam siap*“ (Kwan 2013: 7, Hervorhebung im Original) in der deutschen Übersetzung eine orthografische Anpassung zu „*kiamsiap*“ (Kwan 2019: 11, Hervorhebung im Original), während „*ang mor gau sai*“ (Kwan 2013: 6, Hervorhebung im Original) zu „*ang moo kau sai*“ (Kwan 2019: 11, Hervorhebung im Original) wird. Die Konsistenz dieser Modifikationen in zahlreichen weiteren Beispielen wie „*loong kau*“ (Kwan 2013: 9, Hervorhebung im Original) zu „*longkau*“ (Kwan 2019: 14, Hervorhebung im Original) und „*Nay chee seen, ah!*“ (Kwan 2013: 52, Hervorhebung im Original) zu „*Nei cisin, ah!*“ (Kwan 2019: 62, Hervorhebung im

¹⁹ Und damit auch das Official Equivalent, siehe 5.1.3.5.

²⁰ Da es sich hierbei um den entsprechenden „Ersatz“ aus der Zielkultur handelt, wurde dieser selbstverständlich an die Zielsprache angepasst; die Verwendung des Punktes nach der Ordnungszahl ist daher bereits durch die Strategiebezeichnung *substitution (cultural, TC ECR)* vollständig abgedeckt.

Original) deutet darauf hin, dass bei der Humanübersetzung nicht willkürlich vorgegangen wurde, sondern diese möglicherweise auf einem etablierten deutschen Transliterationssystem für chinesische Dialekte basiert oder auf eigenen sinologischen Recherchen zur phonetisch präziseren Wiedergabe. Auffällig ist, dass die maschinellen Übersetzungen diese phonetischen Anpassungen nicht vornehmen²¹ und stattdessen bei *retention (complete, unmarked)* verbleiben, was auf eine fehlende kulturelle Kontextualisierungsfähigkeit hindeuten könnte.

5.1.3.2 Direct Translation

Während die zuvor behandelte *retention*-Strategie kulturelle Elemente weitgehend in ihrer Originalform bewahrt, stellt die *direct translation* einen Schritt in Richtung größerer zielsprachlicher Anpassung dar. Die *direct translation* stellt nach *retention* die zweithäufigste Übersetzungsstrategie in allen drei untersuchten Versionen dar, wobei besonders die Variante *direct translation (shifted)* dominiert. Bei den ECRs zeigt sich ein aufschlussreicher Umgang mit dem Begriff „Thatcheresque perm“ (Kwan 2013: 6). Die Humanübersetzung gibt dies mit „Thatcher-Dauerwelle“ (Kwan 2019: 10) wieder und fokussiert auf das zentrale Element. In der DeepL-Übersetzung findet sich „Thatcher-Frisur“, was eine Kombination aus *direct translation (shifted)* mit einer Verallgemeinerung des spezifischen Frisurstils (*generalization (superordinate term)*) darstellt, während die ChatGPT-Version mit „Thatcher-artigen Dauerwellenhaarschnitt“ *direct translation (shifted)* durch zusätzliche Information spezifiziert wird (*specification (addition)*). Ähnliche Variationsbreite zeigt sich bei „art nouveau flourishes“ (Kwan 2013: 11), das in der Humanübersetzung zu „Jugendstilelementen“ (Kwan 2019: 16) wird – eine Kombination aus *direct translation (shifted)* und *substitution (cultural, TC ECR)*. DeepL übersetzt etwas wörtlicher mit „Jugendstil-Verzierungen“, während ChatGPT auf „Jugendstil“ reduziert und das Element „flourishes“ vollständig auslässt.

Bemerkenswert ist zudem der unterschiedliche Umgang mit kulturell komplexen Ausdrücken wie „celestial-maiden“ (Kwan 2013: 46). Die Humanübersetzung wählt mit „makelloses überirdisches Wesen“ (Kwan 2019: 55) eine erweiterte *direct translation (shifted)* mit zusätzlicher Spezifikation (*specification (addition)*). In der DeepL-Übersetzung erscheint „himmlischen Jungfrau“ und bleibt näher am Wortlaut (*direct translation (shifted)*), während bei ChatGPT mit „Märchenmaid“ gänzlich ein kultureller Ersatz gewählt wird.

²¹ Einzige Ausnahme: „*loong kau*“ (Kwan 2013:9, Hervorhebung im Original). Dieses CS-Element wird in den maschinellen Übersetzungen als solches nicht erkannt und wird fehlerhaft übersetzt. Eine detaillierte Besprechung dazu folgt im Exkurs (5.2).

(*substitution (cultural, TC ECR)*)²²). Diese Variationen zeigen, dass insbesondere kulturell nuancierte Konzepte selbst innerhalb einer Grundstrategie unterschiedlich interpretiert werden können.

Die einzige Manifestation von *direct translation (calque)* findet sich bei „nine blocks“ (Kwan 2013: 3), das in allen Versionen identisch mit „neun Blocks“ (Kwan 2019: 7) übersetzt wird – ein Maßbegriff, der im deutschen Sprachgebrauch weniger etabliert ist als im englischen Original.

Im Bereich der CS-Elemente erweist sich *direct translation (shifted)* als weniger prävalent, da fremdsprachige Elemente meist durch eine Variation von *retention* beibehalten werden. Ein interessantes Beispiel bietet jedoch „This one you can *cheong*!“ (Kwan 2013: 17, Hervorhebung im Original), bei dem die Humanübersetzung mit „Coeng ihn dir!“ (Kwan 2019: 23, Hervorhebung im Original) eine Kombination aus *TL-adjusted retention* (für das CS-Element) und *direct translation (shifted)* (für den englischen Satzkontext) verwendet. ChatGPT behält mit „Bei dem hier darfst du *cheong*!“ ebenfalls diese kombinierte Strategie bei, während DeepL mit „Den kannst du heiraten!“ vollständig auf *substitution (situational)* ausweicht und damit das CS-Element eliminiert. Ein weiteres Beispiel findet sich bei „*gone case*“ (Kwan 2013: 30, Hervorhebung im Original), einem CS-Element aus dem Singlish, das sowohl in der Humanübersetzung („das Ding gelaufen ist“ (Kwan 2019: 37)) als auch in der DeepL-Version („es vorbei ist“) durch *substitution (cultural, TC ECR)* übersetzt wird, während ChatGPT das Element vollständig auslässt (*omission*). Die Seltenheit der *direct translation (shifted)* bei CS-Elementen unterstreicht deren spezifische Herausforderung: Als kulturell markierte Fremdsprachenelemente entziehen sie sich oft einer direkten wörtlichen Übersetzung.

Zusammenfassend zeigt sich bei der *direct translation* ein differenziertes Bild: Während ECRs häufig durch *direct translation (shifted)* übertragen werden, wobei die maschinellen Übersetzungen tendenziell wortgetreuer bleiben als die Humanübersetzung, lassen sich CS-Elemente aufgrund ihrer inhärenten Mehrsprachigkeit seltener durch diese Strategie erfassen. Besonders bei kulturell komplexen ECR-Ausdrücken wie „celestial-maiden“ wird deutlich, dass auch innerhalb derselben Grundstrategie erhebliche interpretative Unterschiede zwischen den Übersetzungsversionen bestehen können. Diese Variabilität setzt

²² „Märchenmaid“ bezeichnet eine weibliche Figur aus der europäischen Märchentradition mit idealisierter Schönheit. Diese Übersetzung ist problematisch, da „celestial-maiden“ im Original auf ein Konzept überirdischer Schönheit aus asiatischen Mythologien (wie z. B. „Tennyō“) verweist, was im Kontext des Absatzes mit seinem expliziten Bezug zu „Hong Kong starlet“ (Kwan 2013: 46) besonders relevant ist. Die Substitution verschiebt den kulturellen Referenzrahmen von asiatisch zu westeuropäisch und verliert damit wichtige kulturelle Dimensionen.

sich auch bei den nun folgenden Strategien *generalization* und *specification* fort, die eine stärkere Transformation des Ausgangstextes darstellen.

5.1.3.3 *Generalization und Specification*

Die Strategien *generalization* und *specification* stellen komplementäre Ansätze dar, bei denen kulturelle Elemente entweder verallgemeinert oder durch zusätzliche Informationen präzisiert werden. Bei der detaillierten Betrachtung zeigt sich, dass die Humanübersetzung bei *specification (addition)* mit 0,5% einen geringen eigenständigen Wert aufweist, was bedeutet, dass diese Strategie überwiegend in Kombination mit anderen verwendet wird. DeepL zeigt mit 1,4% eine leichte Tendenz zu *generalization (paraphrase)*. Auffällig ist zudem, dass *specification (footnote)* in keiner der Übersetzungsversionen als eigenständige Strategie erscheint, sondern bei der Humanübersetzung ausschließlich in Strategiekombinationen vorkommt.

Die Strategie der *generalization (superordinate term)* lässt sich exemplarisch an der Übersetzung von „bonefishing“ (Kwan 2013: 12) beobachten. Die Humanübersetzung wählt hier mit „Hochseeangeln“ (Kwan 2019: 17) einen Oberbegriff, der den spezifischen Fischfang durch eine allgemeinere, in der Zielkultur bekanntere Form des Angelns ersetzt und damit einen kulturellen Ersatz (*substitution (cultural, TC ECR)*) darstellt. Im Gegensatz dazu behalten sowohl DeepL als auch ChatGPT den Ausdruck unverändert bei (*retention (complete, unmarked)*). Ähnlich verhält es sich bei „The Dowager Marchioness of Uckfield“ (Kwan 2013: 4), das in der HT zu „Lady Uckfield“ (Kwan 2019: 8), wobei die geografische, *embedded ECR* als *retention (complete, unmarked)* übernommen wird, aber der Adelstitel mittels einer *generalization (superordinate term)* zu „Lady“ wird. Im Gegensatz dazu integriert DeepL diese ECR in Form einer *retention (complete, unmarked)* und ChatGPT verwendet eine Kombination aus *retention (complete, unmarked)* und *TL-adjusted retention*, da hier zumindest das „of“ zu „von“ wird. Ein weiteres Beispiel bietet „Coca-Cola“ (Kwan 2013: 8), das in der Humanübersetzung sowie bei ChatGPT zum allgemeineren Begriff „Cola“ (Kwan 2019: 13) vereinfacht wird, während DeepL den Markennamen beibehält und damit näher am Original bleibt.

Bei *generalization (paraphrase)* zeigt sich ein interessanter Fall bei „hop the pond“ (Kwan 2013: 39), einer idiomatischen Wendung für das Überqueren des Atlantiks. Die Humanübersetzung wählt mit „auf einen Überraschungsbesuch vorbei“ (Kwan 2019: 47) eine völlig neue Formulierung (*substitution (situational)*), die DeepL-Version stellt mit „springe ... über den großen Teich“ eine direktere Übersetzung dar, während ChatGPT mit „komme ... rüber“ (*generalization (paraphrase)*) die idiomatische Struktur auflöst und verallgemeinert.

Besonders aufschlussreich ist die Behandlung von CS-Elementen: Während diese in der Regel beibehalten werden, zeigt DeepL bei „*toh tuew*“ (Kwan 2013: 29, Hervorhebung im Original) mit der Übersetzung „ist am Ende“ (*direct translation (shifted) + generalization (paraphrase)*) einen Sonderfall, der im Kontrast zur *retention* in der Humanübersetzung und bei ChatGPT steht.

Im Bereich *specification (addition)* demonstriert die Humanübersetzung einen systematischen Ansatz zur Zugänglichmachung von ECRs. Bei „Cupertino“ (Kwan 2013: 31) fügt sie mit „Cupertino, Kalifornien“ (Kwan 2019: 39) den geografischen Kontext hinzu, während beide maschinellen Übersetzungen nur den Ortsnamen beibehalten. Ähnlich verhält es sich bei „Mandarin“ (Kwan 2013: 31), wo die Humanübersetzung mit „Mandarin-Chinesisch“ (Kwan 2019: 39) die Sprachbezeichnung präzisiert, während die maschinellen Übersetzungen den Begriff unverändert lassen.

Die Strategie *specification (footnote)* erscheint als exklusives Merkmal der Humanübersetzung und spiegelt deren Bestreben wider, dem Zielpublikum zusätzliches kulturelles Wissen zu vermitteln. Ein markantes Beispiel hierfür ist „*amahs*“ :

Besides, Eleanor enjoyed passing through the kitchens. The old *amahs* squatting over enamel double boilers would always open the lids for Eleanor to sniff the smoky medicinal herbs being brewed for Carol's husband ("natural Viagra," as he called it), and the kitchen maids gutting fish in the courtyard would fawn over how youthful Mrs. Young still looked for sixty, what with her fashionably shagged chin-length hair and her unwrinkled face (before furiously debating, the moment she was out of earshot, what expensive new cosmetic procedure Mrs. Young must have endured).

(Kwan 2013: 23, Hervorhebung im Original)

In der Humanübersetzung wird dies durch eine umfangreiche Fußnote erläutert:

Und noch dazu ging sie gern durch die Küche. Die alten *amahs*¹, die über die großen Wasserbadtöpfe aus Emaille wachten, ließen sie immer an den Heilkräutern mit dem rauchigen Duft schnuppern, aus denen sie den Trank für Carols Mann brauten (er bezeichnete ihn als »natürliches Viagra«), und die Küchenhilfen, die draußen Fische schuppten, überschütteten Eleanor jedes Mal mit Komplimenten, wie jung sie mit dem schick durchgestuften, kinnlangen Bob und der glatten Haut für ihre sechzig Jahre doch aussah (sobald Eleanor außer Hörweite war, wurde allerdings sofort diskutiert, welche teure Luxusbehandlung sie wohl diesmal kurz vorher über sich hatte ergehen lassen).

¹Diese »schwarz-weißen *amahs*«, eine Bevölkerungsgruppe, die man heutzutage nur noch selten in Singapur antrifft, sind professionelle Hausangestellte aus China. Sie waren für gewöhnlich Frauen, die freiwillig ein Keuschheitsgelübde abgelegt hatten und unverheiratet blieben, um ein Leben lang für die Familien ihres Dienstherrn zu sorgen. (Meist waren sie auch diejenigen, die sich um die Kinder kümmerten.) Die Uniform aus weißer Bluse und schwarzer Hose war ihr Erkennungszeichen, das lange Haar trugen sie stets zu einem strengen Knoten im Nacken gebunden.

(Kwan 2019: 29, Hervorhebung im Original)

Hier wird die Strategie *retention (complete, unmarked)* mit *specification (footnote)* kombiniert. Die maschinellen Übersetzungen nehmen hingegen lediglich eine *TL-adjusted retention* durch Großschreibung des ersten Buchstabens vor („Amahs“), ohne die kulturelle und historische Kontextualisierung der Bedeutung dieser Hausangestellten durch eine Fußnote.

Die unterschiedliche Verwendung von *generalization* und *specification* verdeutlicht grundlegende Übersetzungstendenzen: Während die Humanübersetzung häufiger zusätzliche Informationen bereitstellt und damit auf erhöhte Zugänglichkeit²³ abzielt, neigen die maschinellen Übersetzungen entweder zu wörtlicherer Beibehaltung oder paraphrasierter Verallgemeinerung, was den Grad der kulturellen Transmission beeinflussen kann. Diese Unterschiede setzen sich in den Strategien *substitution*, *omission* und *official equivalent* fort, die im Folgenden untersucht werden.

5.1.3.4 Substitution und Omission

Die Strategien *substitution* und *omission* repräsentieren stärkere Eingriffe in die kulturellen Elemente des Ausgangstextes, indem diese entweder durch zielkulturelle Äquivalente ersetzt oder vollständig ausgelassen werden. Die Humanübersetzung zeigt mit 4,3% den höchsten Anteil an *substitution (cultural, TC ECR)*, während ChatGPT mit 7,5% besonders häufig auf *omission* zurückgreift²⁴ – deutlich häufiger als die Humanübersetzung (2,9%) und DeepL (0,5%).

Bei *substitution (cultural, TC ECR)* wird ein Quelltext-Element durch ein kulturelles Element der Zielkultur ersetzt. Ein anschauliches Beispiel bietet „bell captain“ (Kwan 2013: 9), das in der Humanübersetzung zum zielsprachlich etablierten Begriff „Chefportier“ (Kwan 2019: 13) wird, während sowohl DeepL als auch ChatGPT den englischen Begriff unverändert beibehalten (*retention (complete, unmarked)*). Ähnlich verhält es sich bei „bohemian scholar“ (Kwan 2013: 32), das die Humanübersetzung mit dem deutschen Kulturkonzept „akademischer Freigeist“ (Kwan 2019: 40) wiedergibt. In der DeepL-Übersetzung wird mit „Bohemien“ ein französischer Kulturbegriff verwendet, der im Deutschen etabliert ist, während ChatGPT mit „bohemischer Gelehrter“ näher am Ausgangstext bleibt (*direct translation (shifted)*).

Eine komplexere Form der kulturellen Substitution zeigt sich bei „all-you-can-eat buffets“ (Kwan 2013: 25), wo die Humanübersetzung mit „Lieber den Magen verrenkt, als

²³ Wie sich die unterschiedlichen Übersetzungsstrategien konkret auf die Zugänglichkeit im Zieltext jeweils auswirken, ist ausführlicher 5.1.4 zu entnehmen.

²⁴ Allerdings ist das in der Hauptsache durch das Auslassen eines größeren Textabschnittes bei der Übersetzung von Kapitel 2 zustande gekommen.

dem Wirt was geschenkt“ (Kwan 2019: 32) eine zielsprachliche Redewendung einsetzt, die den konzeptuellen Kern des Ausdrucks kulturell adaptiert. Die maschinellen Übersetzungen bleiben hier mit „All-you-can-eat-Buffets“ (DeepL) bzw. „All-you-can-eat-Kram“ (ChatGPT) näher am Original.

Die Strategie *substitution (situational)* ersetzt kulturelle Elemente durch situativ passende Formulierungen ohne direkten Bezug zum Original. Ein prägnantes Beispiel ist der Umgang mit „levantine networks“ (Kwan 2013: 21), das die Humanübersetzung als „Buschfunk“ (Kwan 2019: 27) wiedergibt – ein völlig anderes Bild, das aber die Funktion des informellen Informationsflusses in der Zielsprache treffend transportiert. Während die DeepL-Übersetzung wörtlich „levantinischen Netzwerke“ lautet (*direct translation (shifted)*), erscheint bei ChatGPT mit „hochherrschaftlichen Netzwerken“ eine freiere, situationsangepasste Lösung. Bei CS-Elementen findet sich ein bemerkenswertes Beispiel (ebenfalls in 5.1.3.2 diskutiert) in DeepLs Umgang mit „This one you can *cheong*!“ (Kwan 2013: 17, Hervorhebung im Original), das vollständig in „Den kannst du heiraten!“ umgedeutet wird und damit sowohl den fremdsprachigen Charakter als auch die spezifische kulturelle Referenz eliminiert.

Die Strategie *omission* zeigt besonders bei ChatGPT eine auffällige Häufung. Zahlreiche kulturelle Elemente, die in der Humanübersetzung und bei DeepL erhalten bleiben, werden hier vollständig eliminiert. Durch das Auslassen eines größeren Textabschnitts bei der Übersetzung von Kapitel 2 sind sowohl geografische Namen wie „Suzhou“ (Kwan 2013: 26), „Burma“ und „Myanmar“ (Kwan 2013: 26f.) als auch Marken- und Personennamen wie „Harry Winston“ (Kwan 2013: 27) betroffen. Klammert man dies aus der Analyse aus, würde der Wert für *omission* bei ChatGPT von 7,5% auf etwa 2,8% sinken.

Allerdings greift ChatGPT auch abgesehen davon bei CS-Elementen wie „*ta pah kay*“ (Kwan 2013: 28) oder „*giam siap*“ (Kwan 2013: 7) zur Auslassung, während die anderen Übersetzungsversionen diese Elemente erhalten. Diese Häufung lässt auf systemische Unterschiede im Umgang mit kultureller Komplexität schließen und könnte auf spezifische Limitationen oder Parametrierungen des LLM-basierten Übersetzungsansatzes hindeuten.

Die Humanübersetzung zeigt bei *omission* ein selektiveres Vorgehen. Sie lässt Elemente wie „Pebble Beach“ (Kwan 2013: 12) oder „grosgrain“ (Kwan 2013: 43) aus, wenn diese für das Textverständnis als nicht essentiell erachtet werden oder im zielsprachlichen Kontext schwer zu integrieren sind. Bei DeepL ist *omission* die am seltensten genutzte Hauptstrategie (0,5%), was die Tendenz dieses Systems zu wörtlicherer, elementerhaltender Übersetzung unterstreicht.

Die vergleichende Analyse von *substitution* und *omission* verdeutlicht fundamentale Unterschiede in den Übersetzungsmustern: Während die Humanübersetzung gezielt kulturelle Anpassungen vornimmt, um Zugänglichkeit und kulturelle Äquivalenz zu schaffen, zeigt DeepL eine konservativere Haltung mit Präferenz für wörtlichere Übertragung. ChatGPT hingegen demonstriert die größte Variabilität mit deutlicher Tendenz zur Eliminierung kulturspezifischer Elemente. Im Folgenden wird die Verwendung von *official equivalent* als standardisierte Übersetzungslösung betrachtet, bevor in 5.1.4 die durch die verwendeten Strategien bedingten Zugänglichkeitsverschiebungen diskutiert werden.

5.1.3.5 Official Equivalent

Die Strategie *official equivalent* bezieht sich auf standardisierte Übersetzungen, die durch administrative Entscheidungen oder Konventionen entstanden sind. Als eigenständige Strategie tritt *official equivalent* selten auf, mit Anteilen von lediglich 0,5% (HT), 0,0% (DeepL) und 0,5% (ChatGPT). Dies deutet darauf hin, dass diese Strategie vorwiegend in Kombination mit anderen Strategien zum Einsatz kommt. Bei geografischen Namen zeigt sich ein konsistentes Muster von *TL-adjusted retention* bzw. *official equivalent* bei etablierten Namen wie „Singapore“ (Kwan 2013: 3) → „Singapur“, „Scotland“ (2013: 10) → „Schottland“ oder „California“ (2013: 11) → „Kalifornien“ in allen drei Übersetzungsversionen. Diese hohe Konvergenz ist auf die Existenz standardisierter deutscher Entsprechungen zurückzuführen, die sowohl in der Humanübersetzung als auch in den Trainingsdaten der maschinellen Systeme fest verankert sind. Interessante Ausnahmen bilden Fälle wie „Shanghai“ (Kwan 2013: 20), das nur in der Humanübersetzung als „Schanghai“ (Kwan 2019: 27) erscheint, während die maschinellen Übersetzungen die Originalschreibweise beibehalten.

Auch bei institutionellen Bezeichnungen lässt sich die Verwendung von *official equivalent* beobachten. Ein charakteristisches Beispiel ist „Minister of Trade and Investment“ (Kwan 2013: 10), das in der Humanübersetzung zum formal äquivalenten „Handelsminister“ (Kwan 2019: 15) wird, ebenso wie bei ChatGPT, während DeepL mit „Minister für Handel und Investitionen“ eine wörtlichere Übersetzung (*direct translation (shifted)*) wählt. Ähnlich verhält es sich bei „State Department“ (Kwan 2013: 35), das in allen drei Übersetzungsversionen zum deutschen Äquivalent „Außenministerium“ wird, wobei ChatGPT mit „US-Außenministerium“ eine zusätzliche Spezifikation vornimmt.

Im Bereich religiöser Begriffe manifestiert sich die Strategie des *official equivalent* etwa bei „Mother Teresa“ (Kwan 2013: 25), die in allen Versionen als „Mutter Teresa“

(Kwan 2019: 31) erscheint. Dies verdeutlicht die kulturübergreifende Standardisierung bestimmter Personennamen mit religiöser oder historischer Bedeutung.

Bemerkenswert ist, dass manche ECRs sowohl durch *official equivalent* als auch durch andere Strategien übersetzt werden können. So wird „Thanksgiving“ (Kwan 2013: 32) in allen drei Versionen unverändert beibehalten, wobei es sich sowohl um ein *official equivalent* als auch um *retention (complete, unmarked)* handeln kann, da der Begriff im Deutschen als Bezeichnung für das amerikanische Fest etabliert ist. Die relativ gleichmäßige Verteilung der *official equivalent*-Strategie über alle drei Übersetzungsversionen hinweg demonstriert, dass standardisierte Übersetzungslösungen unabhängig vom Übersetzungsansatz konsistent Anwendung finden. Dies deutet darauf hin, dass sowohl die Humanübersetzung als auch die maschinellen Systeme etablierte Konventionen für bestimmte kulturelle Elemente respektieren und sich bei solchen standardisierten Bezeichnungen an gemeinsamen Referenzpunkten orientieren. Die Verwendung konventioneller Entsprechungen trägt zur erhöhten Zugänglichkeit der übersetzten Texte für das Zielpublikum bei und reduziert potenzielle Verständnisbarrieren. Gleichzeitig ist zu beobachten, dass die Anwendung von *official equivalent* nicht immer eindeutig von *TL-adjusted retention* oder anderen Strategien abzugrenzen ist – ein Phänomen, das die komplexe Natur kultureller Übersetzung unterstreicht und die Grenzen strikt kategorialer Analyseansätze aufzeigt.

5.1.4 Zugänglichkeitsverschiebungen in den Übersetzungen

Die Analyse der Zugänglichkeitsverschiebungen ermöglicht es, die Veränderungen in der Rezipierbarkeit kultureller Elemente durch den Übersetzungsprozess systematisch zu erfassen. Von besonderem Interesse ist dabei die Frage, inwieweit die verschiedenen Übersetzungsstrategien zu einer Erhöhung, Beibehaltung oder Verringerung der Zugänglichkeit führen und welche charakteristischen Unterschiede zwischen der Humanübersetzung und den maschinellen Übersetzungssystemen zu beobachten sind.

Die Gesamtübersicht der Zugänglichkeitsverschiebungen offenbart ein differenziertes Bild der drei Übersetzungsversionen, wie in Abbildung 7 ersichtlich wird:

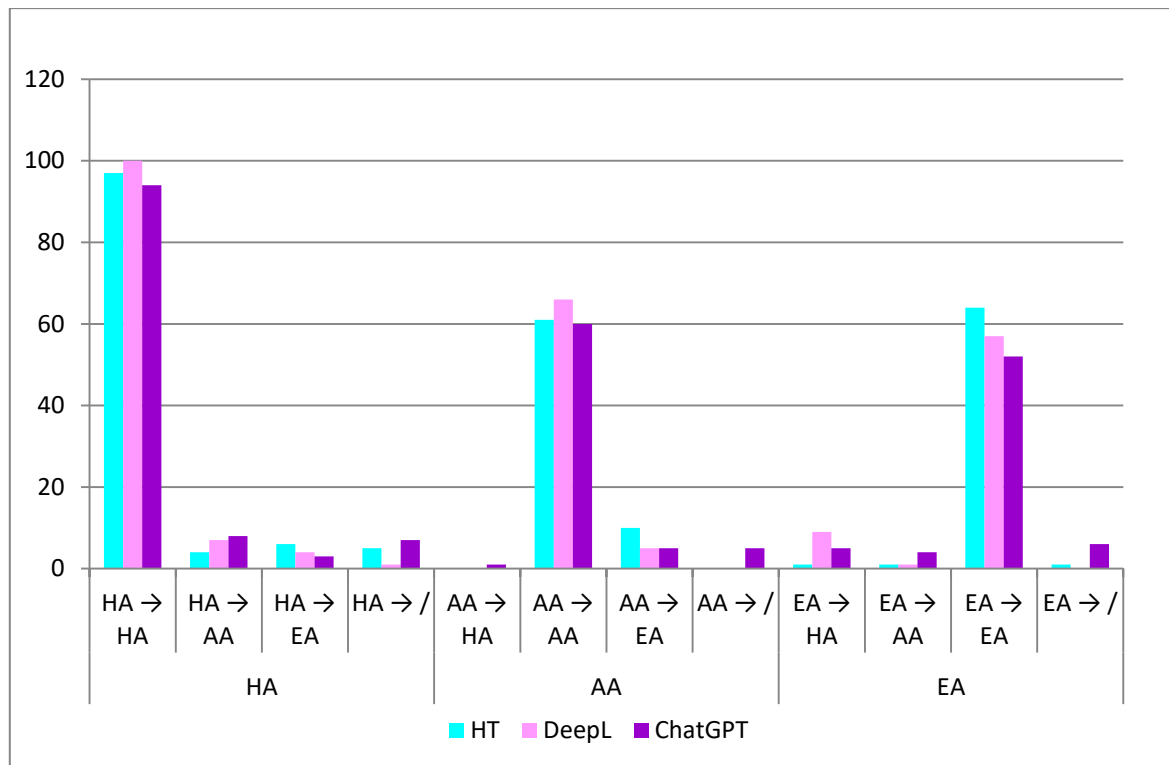


Abbildung 7: Zugänglichkeitsverschiebungen im Vergleich zwischen Humanübersetzung, DeepL und ChatGPT (n=250)

Bei der Betrachtung der Gesamtverteilung nach der Übersetzung zeigt sich, dass die Humanübersetzung mit 32,0% den höchsten Anteil an EA-Elementen aufweist, während dieser Anteil bei DeepL (26,4%) und ChatGPT (24,0%) deutlich geringer ausfällt. Umgekehrt verhält es sich bei den HA-Elementen, deren Anteil in der Humanübersetzung (39,2%) niedriger liegt als bei DeepL (43,6%) und ChatGPT (40,0%). Der Anteil der AA-Elemente ist in allen drei Versionen vergleichbar (HT: 26,4%, DeepL: 29,6%, ChatGPT: 28,8%). Auffällig ist zudem der unterschiedliche Umgang mit Auslassungen: Während diese bei der Humanübersetzung (2,4%) und DeepL (0,4%) selten vorkommen, entfallen bei ChatGPT 7,2% aller kulturellen Elemente auf diese Kategorie.

Die Analyse der Zugänglichkeitsverschiebungspaare ermöglicht einen detaillierteren Einblick in die Übersetzungsdynamik. Tabelle 6 zeigt die prozentualen Anteile aller möglichen Verschiebungspaare:

Tabelle 6: Zugänglichkeitsverschiebungen zwischen Ausgangstext und Zieltextversionen (in Prozent)

Ausgangstext → Zieltext	HT	DeepL	ChatGPT
HA → HA	38,8%	40,0%	37,6%
HA → AA	1,6%	2,8%	3,2%

HA → EA	2,4%	1,6%	1,2%
HA → /	2,0%	0,4%	2,8%
AA → HA	0,0%	0,0%	0,4%
AA → AA	24,4%	26,4%	24,0%
AA → EA	4,0%	2,0%	2,0%
AA → /	0,0%	0,0%	2,0%
EA → HA	0,4%	3,6%	2,0%
EA → AA	0,4%	0,4%	1,6%
EA → EA	25,6%	22,8%	20,8%
EA → /	0,4%	0,0%	2,4%

Die Tabelle verdeutlicht, dass in allen drei Übersetzungsversionen die Beibehaltung der ursprünglichen Zugänglichkeitsstufe dominiert. Mit 38,8% (HT), 40,0% (DeepL) und 37,6% (ChatGPT) stellt die Bewahrung des schwer zugänglichen Status (HA→HA) den häufigsten Verschiebungstyp dar, gefolgt von der Beibehaltung der EA-Kategorie (HT: 25,6%, DeepL: 22,8%, ChatGPT: 20,8%) und der AA-Kategorie (HT: 24,4%, DeepL: 26,4%, ChatGPT: 24,0%). Diese hohen Werte für die Kategorienkonstanz deuten darauf hin, dass – unabhängig vom Übersetzungsansatz – die grundlegende Zugänglichkeitsstufe der meisten kulturellen Elemente im Übersetzungsprozess erhalten bleibt.

Betrachtet man jedoch die Zugänglichkeitsveränderungen, treten charakteristische Unterschiede zwischen den Übersetzungsversionen hervor. Die Humanübersetzung zeigt mit insgesamt 6,4% (2,4% für HA→EA und 4,0% für AA→EA) die stärkste Tendenz zur Zugänglichkeitserhöhung, während diese Werte bei DeepL (3,6%) und ChatGPT (3,2%) deutlich niedriger liegen. Umgekehrt ist bei DeepL mit 3,6% und ChatGPT mit 2,0% eine ausgeprägtere Neigung zur Zugänglichkeitsreduzierung (EA→HA) zu beobachten als bei der Humanübersetzung (0,4%). Diese gegenläufigen Tendenzen weisen auf grundlegend unterschiedliche Übersetzungscharakteristiken hin – während die Humanübersetzung systematisch auf Zugänglichkeitssteigerung abzielt, tendieren die maschinellen Systeme eher zur Bewahrung oder sogar Reduzierung der Zugänglichkeit.

Bei der Betrachtung der CS- und ECR-Elemente gesondert zeigen sich differenzierte Muster. Für CS-Elemente ergibt sich folgendes Bild:

Tabelle 7: Zugänglichkeitsverschiebungen von CS-Elementen (in Prozent)

CS-Element	HT	DeepL	ChatGPT
→ HA	20,0%	36,0%	36,0%
→ AA	8,0%	8,0%	12,0%
→ EA	68,0%	56,0%	40,0%
→ /	4,0%	0,0%	12,0%

Besonders auffällig ist der hohe Anteil leicht zugänglicher CS-Elemente (EA) in der Humanübersetzung (68,0%), der bei DeepL (56,0%) und insbesondere bei ChatGPT (40,0%) deutlich geringer ausfällt. Umgekehrt weisen beide maschinellen Systeme mit jeweils 36,0% einen höheren Anteil an schwer zugänglichen CS-Elementen (HA) auf als die Humanübersetzung (20,0%). Diese Diskrepanz lässt sich auf den systematischen Einsatz von *specification*-Strategien in der Humanübersetzung zurückführen, die insbesondere fremdsprachige Elemente durch zusätzliche Erläuterungen zugänglich machen.

Für ECR-Elemente zeigt sich ein vergleichbares, wenngleich weniger stark ausgeprägtes Muster:

Tabelle 8: Zugänglichkeitsverschiebungen von ECR-Elementen (in Prozent)

ECR-Element	HT	DeepL	ChatGPT
→ HA	41,3%	44,4%	40,4%
→ AA	28,4%	32,0%	30,7%
→ EA	28,0%	23,1%	22,2%
→ /	2,2%	0,4%	6,7%

Auch hier weist die Humanübersetzung mit 28,0% einen höheren Anteil leicht zugänglicher Elemente auf als DeepL (23,1%) und ChatGPT (22,2%), während der Anteil schwer zugänglicher Elemente niedriger liegt (HT: 41,3%, DeepL: 44,4%, ChatGPT: 40,4%). Bemerkenswert ist zudem der hohe Anteil an Auslassungen bei ChatGPT (6,7%), der deutlich über den Werten der Humanübersetzung (2,2%) und DeepL (0,4%) liegt. Dies könnte einerseits auf eine Selektivität im Umgang mit kulturellen Elementen hindeuten, ist aber andererseits möglicherweise auch auf eine allgemeine Tendenz von LLMs wie ChatGPT zurückzuführen, Textpassagen auszulassen – ein Phänomen, das in verschiedenen Kontexten beobachtet wurde und sich hier bei der Übertragung kultureller Elemente manifestiert.

Die beobachteten Zugänglichkeitsverschiebungen korrelieren mit spezifischen Übersetzungsstrategien. Besonders aufschlussreich ist die exemplarische Analyse²⁵ folgender drei dominanten Strategien: *retention (complete, unmarked)*, *direct translation (shifted)* und *TL-adjusted retention*. Tabelle 9 zeigt die Zugänglichkeitsverschiebungen für *retention (complete, unmarked)*:

Tabelle 9: Zugänglichkeitsverschiebungen bei *retention (complete, unmarked)* (in Prozent)

Ausgangstext → Zieltext	HT	DeepL	ChatGPT
HA→HA	58,4%	59,3%	58,5%
HA→AA	2,0%	0,8%	1,6%
HA→EA	2,0%	0,8%	0,8%
AA→AA	22,8%	19,5%	17,1%
AA→EA	0,0%	0,0%	0,8%
EA→HA	0,0%	4,1%	3,3%
EA→AA	0,0%	0,8%	2,4%
EA→EA	14,9%	15,4%	16,3%

Die Strategie von *retention (complete, unmarked)* führt in allen drei Übersetzungsversionen überwiegend zur Beibehaltung der ursprünglichen Zugänglichkeitsstufe. Bemerkenswert ist jedoch, dass diese Strategie bei den maschinellen Übersetzungssystemen häufiger zu einer Zugänglichkeitsreduzierung führt als bei der Humanübersetzung. So liegt der Anteil der EA→HA Verschiebungen bei DeepL bei 4,1% und bei ChatGPT bei 3,3%, während er in der Humanübersetzung bei 0,0% liegt. Diese Diskrepanz deutet darauf hin, dass die maschinellen Systeme den Kontext und die Zugänglichkeitsdimension kultureller Elemente weniger stark berücksichtigen.

Für die Strategie der *direct translation (shifted)* ergibt sich folgendes Bild:

Tabelle 10: Zugänglichkeitsverschiebungen bei *direct translation (shifted)* (in Prozent)

Ausgangstext → Zieltext	HT	DeepL	ChatGPT
HA→HA	30,6%	28,0%	29,7%
HA→AA	2,8%	3,7%	1,6%
HA→EA	0,0%	1,2%	0,0%

²⁵ Da es an diesem Punkt den Rahmen sprengen würde, die Zugänglichkeitsverschiebungen aller Übersetzungsstrategien sowie die Zugänglichkeit von Strategiekombinationen hier im Detail zu analysieren, sind diese Analysetabellen für einen vollumfassenden Überblick im Anhang 2 enthalten.

AA→AA	43,1%	39,0%	37,5%
AA→EA	2,8%	3,7%	1,6%
EA→HA	0,0%	1,2%	1,6%
EA→AA	0,0%	0,0%	1,6%
EA→EA	20,8%	23,2%	25,0%

Bei dieser Strategie ist ebenfalls eine hohe Stabilität der Zugänglichkeitskategorien zu beobachten, wobei der Anteil der AA→AA Verschiebungen bei allen drei Versionen besonders hoch ist (HT: 43,1%, DeepL: 39,0%, ChatGPT: 37,5%). Dies deutet darauf hin, dass diese Strategie besonders häufig bei Elementen mittlerer Zugänglichkeit zum Einsatz kommt und dabei deren Zugänglichkeitsstatus tendenziell bewahrt.

Für die *TL-adjusted retention* ergibt sich wiederum ein differenzierteres Bild:

Tabelle 11: Zugänglichkeitsverschiebungen bei *TL-adjusted retention* (in Prozent)

Ausgangstext → Zieltext	HT	DeepL	ChatGPT
HA→HA	38,8%	36,4%	40,6%
HA→AA	0,0%	9,1%	6,3%
AA→AA	34,7%	54,5%	62,5%
AA→EA	4,1%	3,0%	0,0%
EA→HA	0,0%	6,1%	0,0%
EA→AA	2,0%	0,0%	3,1%
EA→EA	55,1%	48,5%	43,8%

Besonders auffällig ist hier der hohe Anteil der EA→EA Verschiebungen bei der Humanübersetzung (55,1%), der bei DeepL (48,5%) und ChatGPT (43,8%) deutlich niedriger ausfällt. Dies deutet darauf hin, dass die Humanübersetzung diese Strategie gezielt einsetzt, um die Zugänglichkeit leicht zugänglicher Elemente zu bewahren, während die maschinellen Systeme diesen Zusammenhang weniger systematisch erfassen.

Bei den *specification*-Strategien zeigt sich ein weiterer charakteristischer Unterschied: Während in der Humanübersetzung diese Strategien vor allem bei HA-Elementen zum Einsatz kommen, um deren Zugänglichkeit zu erhöhen (HA→EA: 41,7% bei *specification (footnote)*, 6,3% bei *specification (addition)*), ist dieser Effekt bei den maschinellen Übersetzungen schwächer ausgeprägt. Die Erklärung liegt in der selteneren und weniger gezielten Anwendung dieser Strategien durch die maschinellen Systeme, insbesondere bei kulturell komplexen und schwer zugänglichen Elementen.

Auffällig ist die unterschiedliche Häufigkeit von Auslassungen: ChatGPT führt mit 18 Elementen (7,2%), gefolgt von der Humanübersetzung mit 6 (2,4%) und DeepL mit nur 1 (0,4%). Eine genauere Analyse offenbart allerdings, dass ChatGPT in Kapitel 2 einen zusammenhängenden Textabschnitt (möglicherweise aufgrund von systematischer Auslassung größerer Textpassagen) nicht übersetzt hat, was allein zu 10 ausgelassenen kulturellen Elementen führte. Bereinigt man die Statistik um diese zusammenhängende Auslassung, sinkt die *omission*-Rate bei ChatGPT auf 3,2%, was dem Wert der Humanübersetzung deutlich näher kommt. Dennoch bleibt die Tendenz zu gezielten, selektiven Auslassungen bei ChatGPT bestehen, die besonders HA-Elemente (2,8%) und EA-Elemente (2,4%) betrifft.

Die Analyse der Zugänglichkeitsverschiebungen offenbart somit charakteristische Unterschiede zwischen Humanübersetzung und maschinellen Übersetzungssystemen: Während die Humanübersetzung systematisch auf die Erhöhung oder zumindest Bewahrung der Zugänglichkeit kultureller Elemente abzielt – erkennbar an dem hohen Anteil an HA→EA- und AA→EA-Verschiebungen sowie dem gezielten Einsatz von *specification*-Strategien –, tendieren die maschinellen Systeme eher zur Beibehaltung des Status quo oder sogar zur Reduzierung der Zugänglichkeit. Diese Tendenz ist besonders bei DeepL ausgeprägt, was auf einen stark wörtlichen Impetus dieses NMT-Systems hinweist. ChatGPT hingegen zeigt eine höhere Variabilität in den Zugänglichkeitsverschiebungen, kombiniert mit einer ausgeprägten Tendenz zur Auslassung kultureller Elemente, was auf einen komplexeren, aber auch selektiveren Umgang mit kulturellen Referenzen deutet.

5.2 Exkurs: Maschinenübersetzungsfehler (exemplarische Auswahl)

Bei der Analyse maschineller Übersetzungen des Romans *Crazy Rich Asians* wurden neben den inhaltlichen Unterschieden in der Wiedergabe kultureller Elemente auch zahlreiche Fehler identifiziert, die wesentlichen Einfluss auf die Zugänglichkeit haben können. Diese Fehler manifestieren sich auf verschiedenen textuellen Ebenen und lassen sich im Rahmen dieser exemplarischen Fehleranalyse in drei Hauptkategorien einteilen: (1) strukturell-formale Fehler, (2) inhaltlich-semantische Fehler und (3) sprachlich-stilistische Fehler.

Ein besonders gravierendes Problem betrifft den Umgang mit paratextuellen Elementen wie Fußnoten. Im Original verwendet Kwan Fußnoten gezielt als Spezifikationsstrategie, um kulturspezifische Elemente zu erläutern und somit HA-CS-Elemente in EA-CS-Elemente zu transformieren. Bei beiden maschinellen Übersetzungen

werden zwar die Fußnotentexte selbst übersetzt, jedoch geht die Verknüpfung zum Referenzelement im Haupttext verloren, wie folgendes Beispiel zeigt:

“Alix, don’t bother. He’s a typical *ang mor gau sai*!”[†] Eleanor exclaimed.

[†] A charming Hokkien colloquialism that translates to “red-haired” (*ang mor*) “dog shit” (*gau sai*). Used in reference to all Westerners, it’s usually shortened to a simple “*ang mor*.”

(Kwan 2013: 6, Hervorhebung im Original)

„Alix, lass es sein. Er ist ein typischer Ang Mor Gau Sai!“, rief Eleanor.

i Eine charmante umgangssprachliche Bezeichnung aus dem Hokkien, die mit ‚rothaarig‘ (*ang mor*) und ‚Hundescheiße‘ (*gau sai*) übersetzt werden kann. Wird in Bezug auf alle Westler verwendet und meist zu einem einfachen ‚ang mor‘ verkürzt.

(DeepL, 25.04.25)

„Alix, spar dir das. Er ist ein typischer ang mor gau sai!“, rief Eleanor.

* Ein Hokkien-Ausdruck: „ang mor“ (rothaarig) „gau sai“ (Hundescheiße) – eine abwertende Bezeichnung für Westler.

(ChatGPT, 25.04.25)

In beiden maschinellen Übersetzungen fehlt das Fußnotenzeichen im Haupttext, wodurch die vom Autor intendierte Zugänglichkeitsstrategie untergraben wird. Was im Original als EA-CS konzipiert war, erscheint in der Übersetzung als HA-CS, da der Zugang zur Erläuterung nicht mehr gewährleistet ist.

Ein weiteres markantes Formatierungsproblem zeigt sich im Umgang mit Kursivschrift. Die DeepL-Übersetzung entfernt durchgängig alle Kursivierungen aus dem Text, während die ChatGPT-Übersetzung eine bemerkenswerte Inkonsistenz aufweist: In den ersten vier Kapiteln werden Kursivierungen ignoriert, in Kapitel 5 hingegen plötzlich übernommen, in Kapitel 6 werden sie wieder ignoriert. Dies ist besonders problematisch, da Kwan Kursivierungen systematisch zur Markierung fremdsprachiger Elemente einsetzt.

Beide Maschinenübersetzungssysteme zeigen erhebliche Schwierigkeiten im korrekten und konsistenten Umgang mit Anführungszeichen. Dabei lassen sich mehrere Problemtypen identifizieren: Die Mischung deutscher („“) und englischer (“”) Anführungszeichen innerhalb desselben Textes, der willkürliche Wechsel zwischen einfachen (,) und doppelten Anführungszeichen („“) sowie die inkonsistente Kombination von Anführungszeichentypen innerhalb einzelner Dialogpassagen. Auch das lässt sich am obigen Beispiel gut erkennen. Diese Inkonsistenzen führen nicht nur zu einem ästhetisch uneinheitlichen Textbild, sondern können in einigen Fällen auch das Textverständnis beeinträchtigen, insbesondere wenn verschachtelte direkte Rede vorliegt oder wenn ein fremdsprachiges Element in Anführungszeichen gesetzt wird.

Eine signifikante Differenz zwischen den beiden maschinellen Übersetzungssystemen betrifft den Umgang mit dem Textumfang. Während die DeepL-Übersetzung eine nahezu vollständige Übersetzung des Originals liefert, neigt die ChatGPT-Übersetzung zu teilweise erheblichen Kürzungen. Diese Kürzungen betreffen nicht nur Nebensächlichkeiten, sondern in einigen Fällen substantielle Textpassagen. So wurden bei der ChatGPT-Übersetzung von Kapitel 2 zwei nahezu vollständige Seiten ausgelassen. Interessanterweise findet sich in diesem Fall eine Inkonsistenz in der Behandlung von Fußnoten: Während der Haupttext mit dem Fußnotenverweis fehlt, wurde die zugehörige Fußnote selbst am Ende des Kapitels übersetzt.²⁶ Dadurch ging die inhaltliche Verknüpfung zwischen Fußnoteninhalt und Referenzstelle vollständig verloren.

“Oh Jesus, our personal lord and savior, blessed be your name. We come to you humbly asking for your forgiveness today, as we have all sinned against you. Thank you for showering your blessings upon us. Thank you lord Jesus for the fellowship that we shared today, for the nourishing food we enjoyed, for the power of your holy word. Please watch over dear Sister Eleanor, Sister Lorena, Sister Daisy, and Sister Nadine, as they try to sell their Sina Land shares...”

(Kwan 2013: 30, Hervorhebung im Original)

„Oh Jesus, unser persönlicher Herr und Erlöser, gepriesen sei dein Name. Wir kommen heute demütig zu dir und bitten dich um Vergebung, denn wir alle haben gegen dich gesündigt. Danke, dass du uns mit deinem Segen überschüttetest. Danke, Herr Jesus, für die Gemeinschaft, die wir heute hatten, für das nahrhafte Essen, das wir genießen durften, für die Kraft deines heiligen Wortes. Bitte wache über unsere lieben Schwestern Eleanor, Lorena, Daisy und Nadine, während sie versuchen, ihre Sina-Landanteile zu verkaufen.“

(DeepL, 25.04.25)

„Oh Jesus, unser persönlicher Herr und Erlöser, gepriesen sei dein Name. Wir kommen demütig zu dir und bitten heute um Vergebung, denn wir haben gesündigt. Danke für deine Segen, danke für die Gemeinschaft, das gute Essen und das mächtige Wort. Bitte behüte Schwester Eleanor, Schwester Lorena, Schwester Daisy und Schwester Nadine, während sie versuchen, ihre Sina-Land-Aktien zu verkaufen.“

(ChatGPT, 25.04.25)

Bei der vergleichenden Analyse der maschinellen Übersetzungen des obenstehenden religiösen Textabschnitts aus *Crazy Rich Asians* treten spezifische Übersetzungsfehler und systemische Unterschiede deutlich zutage. Im ersten Satz „*Oh Jesus, our personal lord and savior, blessed be your name*“ übersetzen sowohl ChatGPT als auch DeepL identisch mit „Oh Jesus, unser persönlicher Herr und Erlöser, gepriesen sei dein Name.“ Beide MT-Systeme zeigen hier das gleiche Problem: Die wörtliche Übersetzung von „personal“ als „persönlicher“

²⁶ Dieses Phänomen hängt möglicherweise mit der Art des „Einspeisens“ des Originaltextes in ChatGPT zusammen. Der gewählte Textabschnitt wurde kapitelweise in ChatGPT eingegeben – als durchgehender Textfluss mit den Fußnoten am Ende jeden Kapitels und nicht seitenweise mit den Fußnoten am Ende jeder Seite. Dadurch konnte ChatGPT die Fußnoten am Kapitelende übersetzen, auch wenn Teile des Haupttextes ausgelassen wurden.

entspricht nicht dem deutschen religiösen Sprachgebrauch. Ebenso ist die Übersetzung von „blessed be“ als „gepriesen sei“ weitaus weniger gebräuchlich als das in christlichen Gebeten üblichere „gesegnet sei“ (wie in der HT angewandt). Deutliche Unterschiede zeigen sich im weiteren Verlauf: Während DeepL den Satz „*Thank you for showering your blessings upon us*“ vollständig als „Danke, dass du uns mit deinem Segen überschüttetest“ überträgt, verkürzt ChatGPT ihn stark zu „Danke für deine Segen“ – wobei hier zusätzlich ein grammatikalischer Fehler vorliegt, da „Segen“ im Deutschen üblicherweise im Singular verwendet wird.

Besonders gravierend ist die Übersetzung des Segments „*Thank you lord Jesus for the fellowship that we shared today, for the nourishing food we enjoyed, for the power of your holy word*“. DeepL liefert mit „Danke, Herr Jesus, für die Gemeinschaft, die wir heute hatten, für das nahrhafte Essen, das wir genießen durften, für die Kraft deines heiligen Wortes“ zwar eine vollständige Übersetzung, allerdings entspricht hier das „Herr Jesus“ nicht dem deutschen religiösen Sprachgebrauch. ChatGPT reduziert den Inhalt drastisch auf „danke für die Gemeinschaft, das gute Essen und das mächtige Wort“, wobei die Anrede „Lord Jesus“ komplett entfällt und „holy word“ semantisch falsch als „das mächtige Wort“ übersetzt wird.

Im letzten Satz übersetzt ChatGPT „Please watch over dear Sister Eleanor...“ mit „Bitte behüte Schwester Eleanor...“ und lässt das Attribut „dear“ aus. DeepL erweitert hier sogar den Originaltext zu „Bitte wache über unsere lieben Schwestern Eleanor...“. Diese Analyse verdeutlicht unterschiedliche Problemmuster: ChatGPT neigt zu starken Kürzungen und Vereinfachungen, die wichtige religiöse Nuancen eliminieren, und produziert dabei sowohl semantische als auch grammatikalische Fehler. DeepL liefert vollständigeren Übersetzungen, bleibt aber ebenfalls bei wörtlichen Übertragungen religiöser Ausdrücke stehen, ohne kulturelle Anpassungen vorzunehmen. Beide MT-Systeme demonstrieren somit spezifische Defizite bei der Übersetzung kulturell-religiöser Inhalte, besonders im Vergleich zur kontextsensitiveren Humanübersetzung.

Ein aufschlussreiches Beispiel für fehlerhafte Übersetzungen von CS-Elementen zeigt sich bei „*loong kau*“ (Kwan 2013: 9, Hervorhebung im Original), das im Original mit der Fußnote „Cantonese for ‚gutter‘“ versehen ist. Während die Humanübersetzung dieses Element als „*longkau*“ mit der korrekten Fußnotenübersetzung „Kantonesisch für ‚Gosse‘“ (Kwan 2019: 14, Hervorhebung im Original) wiedergibt, zeigen sich bei den maschinellen Übersetzungen charakteristische Fehler: DeepL übersetzt es als „Loong Kaul“ mit der Fußnote „Kantonesisch für ‚Rinne‘“, während ChatGPT „Loch-Kaul“ mit der Fußnote „Kantonesisch für ‚Kanal‘, ‚Gasse‘“ verwendet. In beiden Fällen wird das CS-Element fehlerhaft wiedergegeben, wobei besonders die Transformation von „loong“ zu „Loch-“ bei

ChatGPT eine semantische Verschiebung darstellt. Zudem fehlen bei beiden die eigentlichen Fußnotenverweise im Haupttext. Dieses Beispiel illustriert also gleich mehrere Probleme: Erstens wird das CS-Element selbst fehlerhaft übersetzt. Zweitens geht durch das Fehlen des Fußnotenverweises die paratextuelle Verbindung zwischen dem Begriff und seiner Erklärung verloren. Dadurch ändert sich die Zugänglichkeitskategorie von EA im Original zu HA in beiden maschinellen Übersetzungen, während die Humanübersetzung die EA-Kategorie korrekt beibehält.

Die Analyse der maschinellen Übersetzungen zeigt somit charakteristische Fehlermuster, die sich auf mehreren Ebenen manifestieren: Paratextuelle Elemente wie Fußnoten und typografische Hervorhebungen werden nicht korrekt reproduziert, Formatierungselemente werden inkonsistent behandelt, und bei komplexen kulturellen oder religiösen Inhalten zeigen sich semantische Verschiebungen bis hin zu gravierenden Auslassungen. Besonders ChatGPT neigt zu starken Kürzungen und Vereinfachungen, während DeepL zwar vollständigere Übersetzungen liefert, aber bei wörtlichen Übertragungen kulturspezifischer Ausdrücke verharret. Diese Defizite beeinträchtigen nicht nur die Textqualität, sondern untergraben insbesondere die vom Autor intendierten Zugänglichkeitsstrategien für kulturelle Elemente.

5.3 Diskussion

Die vorliegende Untersuchung hat sich mit der Frage beschäftigt, wie maschinelle Übersetzungssysteme (NMT und LLM) im Vergleich zur Humanübersetzung kulturelle Übersetzungsprobleme bewältigen. Die systematische Analyse von 250 kulturellen Elementen aus dem gewählten Textabschnitt aus Kevin Kwans Roman *Crazy Rich Asians* ermöglicht nun eine differenzierte Betrachtung der verschiedenen Übersetzungsansätze.

Die quantitative Analyse zeigt, dass in allen drei Übersetzungsversionen *retention* die dominante Übersetzungsstrategie darstellt, wobei DeepL mit 56,9% den höchsten Anteil aufweist, gefolgt von ChatGPT (53,1%) und der Humanübersetzung (50,5%). Ein charakteristisches Merkmal der Humanübersetzung ist der ausgeprägte Einsatz von Strategiekombinationen (28,4%), der bei ChatGPT (25,4%) und DeepL (21,1%) weniger stark ausgeprägt ist. Ferner zeigt DeepL mit 16,3% eine deutliche Präferenz für *direct translation*, während dieser Wert bei der Humanübersetzung und ChatGPT mit jeweils etwa 9% deutlich niedriger liegt. Auffällig ist zudem die unterschiedliche Nutzung von *substitution* – in der Humanübersetzung mit 5,8% stärker vertreten als bei DeepL (3,3%) und ChatGPT (1,9%).

Bemerkenswert ist die kontextsensitive Behandlung von CS-Elementen in der Humanübersetzung, die diese je nach Kontext unterschiedlich überträgt und dabei sowohl quell- als auch zielorientierte Strategien einsetzt. Im Gegensatz dazu zeigen die maschinellen Übersetzungen eine stärkere Tendenz zur einheitlichen Behandlung durch *TL-adjusted retention* oder *complete retention*.

Bei der detaillierten Betrachtung der ECRs, die mit 90% den überwiegenden Anteil der analysierten kulturellen Elemente ausmachen, zeigen sich ebenfalls charakteristische Übersetzungsmuster. Im Ausgangstext dominieren bei ECRs die HA-Elemente mit 46,2%, gegenüber AA- (30,2%) und EA-Elementen (23,6%). Die Zugänglichkeitsverschiebungen bei ECRs folgen dem übergreifenden Muster: Die Humanübersetzung weist mit 28,0% einen höheren Anteil leicht zugänglicher Elemente auf als DeepL (23,1%) und ChatGPT (22,2%). Bemerkenswert ist zudem, dass Standard-ECRs mit *embedded* ECRs einen vergleichsweise hohen Anteil an *ambiguous-access*-Elementen (38,6%) im Original aufweisen, was die besondere Herausforderung solcher verschachtelten kulturellen Referenzen unterstreicht. Bei der Strategie *official equivalent*, die besonders bei geografischen Namen zum Einsatz kommt, zeigt sich eine hohe Konvergenz zwischen den drei Übersetzungsversionen, was auf die Existenz standardisierter Entsprechungen in der Zielsprache zurückzuführen ist.

Im Bereich der gesamten Zugänglichkeitsverschiebungen (sowohl ECRs als auch CS-Elemente) lassen sich charakteristische Unterschiede beobachten: Die Humanübersetzung weist mit 32,0% den höchsten Anteil leicht zugänglicher Elemente (EA) auf, während dieser bei DeepL (26,4%) und ChatGPT (24,0%) geringer ausfällt. Besonders ausgeprägt ist dieser Unterschied bei CS-Elementen, die in der Humanübersetzung zu 68,0% als EA klassifiziert wurden, gegenüber 56,0% bei DeepL und nur 40,0% bei ChatGPT. Eine detaillierte Betrachtung der Zugänglichkeitsverschiebungsmuster zeigt, dass die Humanübersetzung insgesamt die stärkste Tendenz zur Zugänglichkeitserhöhung aufweist (6,4%), während bei DeepL eine deutlichere Neigung zur Zugänglichkeitsreduzierung zu beobachten ist (3,6%).

Die exemplarische Analyse des Zusammenhangs zwischen ausgewählten Übersetzungsstrategien und resultierenden Zugänglichkeitsverschiebungen liefert weitere aufschlussreiche Einblicke. Bei *retention (complete, unmarked)* – der häufigsten Strategie in allen Übersetzungsversionen – zeigt sich, dass diese bei DeepL und ChatGPT häufiger zu einer Zugänglichkeitsreduzierung führt als bei der Humanübersetzung. Für *TL-adjusted retention* ist ein deutlicher Unterschied beim Erhalt leicht zugänglicher Elemente zu beobachten: Während in der Humanübersetzung 55,1% der EA-Elemente ihren Status behalten, sind es bei DeepL nur 48,5% und bei ChatGPT 43,8%. Bei *specification*-Strategien

wird besonders deutlich, dass die Humanübersetzung diese gezielt zur Zugänglichkeitserhöhung einsetzt, während dieser systematische Zusammenhang bei den maschinellen Übersetzungen weniger ausgeprägt ist.

Die genaue Betrachtung der Übersetzungen bringt zudem systemspezifische Besonderheiten zutage. So zeigen sich in den maschinellen Übersetzungen unterschiedliche Herangehensweisen an paratextuelle Elemente wie Fußnoten und typographische Markierungen. Bei DeepL ist eine weitgehende Beibehaltung der Textstruktur und des Textumfangs zu beobachten, während sich bei der Fußnotenintegration Diskontinuitäten zeigen. ChatGPT weist eine höhere Variabilität in der Textgestaltung auf, mit teils erheblichen Unterschieden im Textumfang und einer inkonsistenten Behandlung typographischer Merkmale. Besonders bei kulturell komplexen Ausdrücken, insbesondere CS-Elementen, lassen sich unterschiedliche Übersetzungslösungen identifizieren – von wörtlicher Beibehaltung über kulturelle Substitution bis hin zu Auslassungen. Diese übergreifenden Muster geben erste Hinweise auf unterschiedliche Übersetzungstendenzen, die den drei Übersetzungsversionen zugrunde liegen könnten und im Folgenden näher beleuchtet werden sollen.

Die beobachteten Übersetzungsstrategien und ihre jeweilige Verteilung lassen sich im Rahmen des von Venuti (1995) geprägten Konzeptpaares *domestication* und *foreignization* interpretieren. Bevor jedoch diese theoretische Einordnung vorgenommen wird, ist es wichtig anzumerken, dass bereits Pedersen (2011) in seiner Taxonomie eine strukturierte Anordnung von Übersetzungsstrategien für ECRs vorschlägt, die von „minimal change strategies“ (*retention, direct translation, official equivalent*) zu „interventional strategies“ (*generalization, specification, substitution*) reicht; *omission* bleibt als einfache „ECR transfer strategy“ außen vor (2011: 102). Dabei sieht er einige Strategien eher „source-oriented“ (*retention, direct translation, specification*) und andere „target-oriented“ (*generalization, substitution*); hierbei haben *omission* und *official equivalent* einen Sonderstatus, die sich in keine der beiden Kategorien wirklich einordnen lassen (2011: 75). Obwohl Pedersen diese Strategien nicht explizit mit Venutis Konzepten verknüpft, lassen sich Parallelen erkennen: Die als „source-oriented“ kategorisierten Strategien korrespondieren tendenziell mit *foreignization*, während die „target-oriented“ Strategien Aspekte der *domestication* widerspiegeln.

Auf Basis der vorliegenden Analyse lassen sich die drei untersuchten Übersetzungsversionen im Kontinuum zwischen *foreignization* und *domestication* positionieren, wobei die Einordnung auf dem Gesamtbild der jeweiligen Strategieverteilung

in Kombination mit ihren Auswirkungen auf die Zugänglichkeit der kulturellen Elemente basiert. Wie in Abbildung 8 dargestellt, ergibt sich folgende Positionierung:

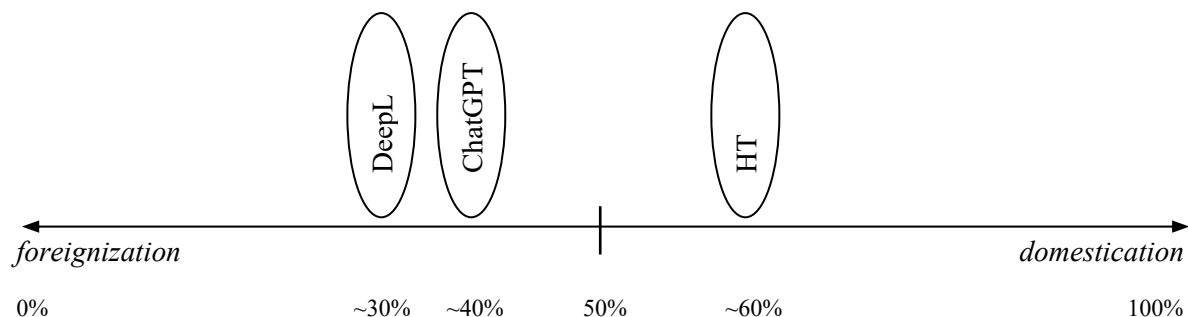


Abbildung 8: Positionierung der drei Übersetzungsversionen im Kontinuum zwischen *foreignization* und *domestication*

dazu, dass Fremdheit überwiegend bewahrt wird, was sich auch in der überdurchschnittlich häufigen Zugänglichkeitsreduzierung (3,6% der EA→HA-Verschiebungen) manifestiert. Die geringe Nutzung von *substitution* (3,3%) und die niedrigste Rate an Auslassungen (0,5%) unterstreichen diese Orientierung am Ausgangstext. Besonders auffällig ist, dass DeepL selbst bei CS-Elementen häufig eine wörtliche Übertragung wählt, was den verfremdenden Effekt verstärkt.

Die ChatGPT-Übersetzung nimmt eine intermediäre Position ein. Einerseits weist sie mit 53,1% einen hohen Anteil an *retention*-Strategien auf, was auf eine verfremdende Tendenz hindeutet. Andererseits zeigt sie mit 7,5% die höchste Rate an Auslassungen, was zunächst auf eine stärkere Intervention hindeutet. Bei näherer Betrachtung ist jedoch zu berücksichtigen, dass ein Großteil dieser Auslassungen auf das Fehlen eines zusammenhängenden Textabschnitts in Kapitel 2 zurückzuführen ist. Hierbei handelt es sich um eine charakteristische Limitation des LLM-Systems, das bei längeren Texten gelegentlich Passagen überspringt. Bereinigt man die Statistik um diese systematische Auslassung, sinkt die *omission*-Rate auf etwa 2,8%, was dem Wert der Humanübersetzung (2,9%) nahekommt. Die Zugänglichkeitsverschiebungen sind weniger einheitlich als bei DeepL; sowohl Erhöhungen als auch Verringerungen der Zugänglichkeit treten auf. Mit 25,4% Strategiekombinationen zeigt ChatGPT eine komplexere Herangehensweise, die Elemente von beiden Polen des Kontinuums verbindet.

Die Humanübersetzung tendiert am stärksten in Richtung *domestication*, ohne jedoch vollständig auf verfremdende Elemente zu verzichten. Mit 28,4% weist sie den höchsten

Anteil an Strategiekombinationen auf, was auf einen nuancierten Umgang mit kulturellen Elementen hindeutet. Die systematische Erhöhung der Zugänglichkeit (6,4% gegenüber 3,6% bei DeepL und 3,2% bei ChatGPT) durch gezielte Spezifikationen unterstreicht die Orientierung am Zielpublikum. Besonders bei CS-Elementen ist die Tendenz zur Zugänglichmachung ausgeprägt: 68,0% werden als EA eingestuft, gegenüber 56,0% bei DeepL und 40,0% bei ChatGPT.

Diese Positionierung sollte jedoch nicht als absolute Zuordnung verstanden werden. Wie Kadiu (2019: 33) betont, kann selbst eine verfremdende Übersetzung nicht der Domestizierung entgehen, da sie fremde Elemente unweigerlich mittels zielsprachlicher Ressourcen vermitteln muss. In allen drei Übersetzungsversionen finden sich Elemente beider Pole, wenn auch in unterschiedlicher Gewichtung.

Die unterschiedlichen Positionierungen der drei Übersetzungsversionen im Kontinuum zwischen *foreignization* und *domestication* spiegeln einen fundamentalen Aspekt kultureller Übersetzung wider: das von Kolb (2016: 146) hervorgehobene Phänomen der hybriden Identität von Übersetzungen. Übersetzungen sind demnach gleichzeitig Repräsentation des Originals und neue, eigenständige Texte für ein anderes Publikum. Diese Dualität manifestiert sich besonders deutlich bei der Übertragung kultureller Elemente und stellt sowohl menschliche als auch maschinelle Übersetzungssysteme vor charakteristische Herausforderungen.

Das grundlegende Spannungsverhältnis wurde von Crapanzano (1986: 52) treffend als Paradoxon formuliert: Übersetzer:innen müssen gleichzeitig das Fremde vertraut machen und die Fremdheit bewahren – eine Anforderung, die prinzipiell unauflösbar erscheint und dennoch in jeder Übersetzung bewältigt werden muss. Dieses Paradoxon manifestiert sich in den analysierten Übersetzungsversionen auf unterschiedliche Weise.

Die Humanübersetzung löst dieses Spannungsverhältnis durch eine komplexe Balance zwischen Bewahrung und Anpassung. Besonders deutlich wird dies bei der Behandlung von CS-Elementen, wo eine kontextabhängige Herangehensweise zu beobachten ist. So wird beispielsweise „*dai gu cheh*“ (Kwan 2013: 3, Hervorhebung im Original) zu „*daai guze*“ (Kwan 2019: 7, Hervorhebung im Original), wobei die kantonesische Bezeichnung beibehalten, aber orthografisch an deutsche Lesegewohnheiten angepasst bzw. transliteriert wird. Gleichzeitig wird die Bedeutung durch die Beibehaltung der Erläuterung „or ‚big aunt‘ in Cantonese“ als „Kantonesisch für ‚große Tante‘“ vermittelt.²⁷ Ähnlich verhält es sich bei

²⁷ Wenngleich durch ein anderes paratextuelles Erscheinungsbild: die In-Text-Erklärung wird in der Humanübersetzung zur Fußnote.

ECRs wie „The Dowager Marchioness of Uckfield“ (Kwan 2013: 4), das zu „Lady Uckfield“ (Kwan 2019: 8) wird – eine Transformation, die einerseits durch die Vereinfachung des Adelstitels eine größere Zugänglichkeit schafft, andererseits durch die Beibehaltung des spezifischen Namens „Uckfield“ die geografische sowie kulturelle Verankerung bewahrt.

DeepL hingegen löst das Paradoxon mit einer deutlicheren Tendenz zur Bewahrung des Fremden. Dies zeigt sich besonders bei der nahezu durchgängigen Beibehaltung fremdsprachiger Ausdrücke wie „*Gum suey ah!*“ (Kwan 2013: 6, Hervorhebung im Original), die unverändert übernommen werden²⁸, oder bei HA-ECRs wie „Cupertino“ (Kwan 2013: 31), bei denen auf zusätzliche geografische Kontextualisierungen verzichtet wird (im Gegensatz zur Humanübersetzung). Die hybride Identität der DeepL-Übersetzung ist dadurch geprägt, dass sie kulturelle Authentizität bevorzugt, dabei jedoch die Zugänglichkeit weniger stark erhöht. Interessanterweise führt diese Bewahrungsstrategie in einigen Fällen zu einem Paradoxon: Während DeepL einerseits fremde Elemente bewahrt, übermittelt es durch den Verzicht auf typografische Markierungen wie Kursivierung weniger Signale zur Identifikation dieser Elemente als fremd, was die vom Autor intendierte Leserlenkung verändert.

ChatGPT positioniert sich zwischen diesen Ansätzen mit einer heterogeneren Herangehensweise. Bei CS-Elementen wie „*Nay chee seen, ah!*“ (Kwan 2013: 52, Hervorhebung im Original) bleibt der Ausdruck unverändert, während bei ECRs wie beispielsweise „Singlish“ (Kwan 2013: 7) ein stärkerer Eingriff in Form einer Spezifikation erfolgt („Singapur-Englisch („Singlish“)“). Diese Variabilität deutet auf einen weniger systematischen Umgang mit dem Spannungsverhältnis zwischen Fremdheit und Vertrautheit hin. Bemerkenswert ist zudem die inkonsistente Behandlung typografischer Merkmale: In den ersten vier Kapiteln werden Kursivierungen ignoriert, in Kapitel 5 hingegen übernommen – ein Phänomen, das die Hybridität auf einer zusätzlichen metasprachlichen Ebene widerspiegelt.

Die unterschiedlichen Lösungsansätze für das von Crapanzano beschriebene Paradoxon lassen sich somit wie folgt charakterisieren: Die Humanübersetzung strebt eine adaptive Balance an, bei der kulturelle Elemente kontextsensitiv transformiert werden, um sowohl Authentizität als auch Zugänglichkeit zu gewährleisten. Bei der DeepL-Übersetzung erfolgt eine Strategie der minimalen Intervention, die kulturelle Fremdheit bewahrt, dabei jedoch die Rezeptionsbedingungen weniger stark berücksichtigt. Die ChatGPT-Version zeigt

²⁸ Auch wenn – wie zuvor bereits besprochen – paratextuelle Elemente wie Kursivierungen oder die Fußnotenverweise im Text nahezu durchgängig fehlen und die Rechtschreibung nahezu immer an das Deutsche angepasst wird. Dies qualifiziert die Bewahrungstendenz auf formaler Ebene, während auf lexikalisch-semantic Ebene die fremden Elemente weitgehend erhalten bleiben.

einen variablen Ansatz, der zwischen Bewahrung und Transformation schwankt und dadurch eine heterogenere Form der Hybridität erzeugt.

Diese unterschiedlichen Manifestationen hybrider Identität verdeutlichen, dass das grundlegende Paradoxon kultureller Übersetzung in allen drei Versionen wirksam ist, jedoch auf verschiedene Weise bewältigt wird. Die Positionierungen im Kontinuum zwischen *foreignization* und *domestication* sind somit nicht nur quantitative Unterschiede in der Strategieanwendung, sondern spiegeln qualitativ verschiedene Herangehensweisen an die unvermeidliche Hybridität von Übersetzungen wider.

Die vergleichende Analyse hat gezeigt, dass CS-Elemente und ECRs in den drei Übersetzungsversionen unterschiedlich behandelt werden und dabei spezifische Herausforderungen offenbaren. Diese Unterschiede manifestieren sich sowohl in der Strategiewahl als auch in den resultierenden Zugänglichkeitsverschiebungen.

Bei der Betrachtung von CS-Elementen zeigt sich ein deutlicher Kontrast: Während die Humanübersetzung 68,0% der CS-Elemente als EA einstuft, sind es bei DeepL nur 56,0% und bei ChatGPT sogar nur 40,0%. Diese signifikante Diskrepanz zeigt sich unter anderem bei folgendem Beispiel, wo das CS-Element „*loong kau*“ (Kwan 2013: 9, Hervorhebung im Original) in der Humanübersetzung mit angepasster Transliteration als „*longkau*“ (Kwan 2019: 14, Hervorhebung im Original) wiedergegeben wird und die EA-Klassifikation beibehält. Die maschinellen Übersetzungen hingegen produzieren problematische Versionen wie „Loong Kaul“ (DeepL) und „Loch-Kaul“ (ChatGPT), die nicht nur den Fußnotenverweis im Text verlieren, sondern auch inhaltlich und lexikalisch verfälscht und dadurch auf HA herabgestuft werden. Diese Muster verdeutlichen, dass die korrekte Erkennung und Übertragung fremdsprachiger Elemente für maschinelle Übersetzungssysteme eine besondere Herausforderung darstellt, die über rein formale Aspekte hinausgeht.

Diese differenzierte Behandlung von CS-Elementen in der Humanübersetzung lässt sich im Kontext des von Yildiz (2013) beschriebenen *monolingual paradigm* interpretieren. Das multilinguale Romanuniversum von *Crazy Rich Asians* durchbricht die ideologische Vorstellung einer „natürlichen“ Einsprachigkeit, die mit kultureller und nationaler Identität verbunden ist. Die Humanübersetzung bewahrt diesen Durchbruch bewusst, indem sie die verschiedenen Sprachen und sprachlichen Varietäten des Originals als integrale Bestandteile des Textes behandelt und gleichzeitig deren Zugänglichkeit erhöht.

Die maschinellen Übersetzungen hingegen zeigen beim Umgang mit CS-Elementen charakteristische Unterschiede: DeepL tendiert zur unveränderten Übernahme (*retention*) ohne zusätzliche Kontextualisierung, während ChatGPT eine größere Variabilität aufweist –

von kompletter Beibehaltung bis hin zu vollständiger Auslassung oder Substitution. Beide Systeme reproduzieren jedoch unbeabsichtigt eher ein monolinguales Paradigma: DeepL durch die mangelnde Differenzierung und Kontextualisierung fremder Elemente, ChatGPT durch die stärkere Tendenz zur Vereinheitlichung oder Eliminierung sprachlicher Vielfalt.

Diese Beobachtungen korrespondieren mit der von Grutman (2006: 23) beschriebenen paradoxen Situation: Übersetzer:innen mehrsprachiger Texte stehen vor dem Dilemma, entweder sprachliche Unterschiede zu nivellieren oder gegen die institutionalisierte Einsprachigkeit anzuarbeiten. Die Humanübersetzung löst dieses Paradoxon durch eine nuancierte Strategie der Bewahrung bei gleichzeitiger Kontextualisierung, während die maschinellen Übersetzungen uneinheitlicher agieren, was durch die grundlegende Tatsache zu erklären ist, dass maschinelle Systeme kein Bewusstsein besitzen bzw. nicht intentional agieren können und dass komplexe kulturelle Übersetzungsentscheidungen nicht vollständig durch die statistischen Muster erfasst werden können, auf denen diese Systeme basieren.

Bei ECRs zeigt sich ein anderes Muster: Der Unterschied in der Zugänglichkeitsverteilung ist hier weniger ausgeprägt (HT: 28,0% EA, DeepL: 23,1% EA, ChatGPT: 22,2% EA). Dies deutet darauf hin, dass kulturelle Referenzen für maschinelle Übersetzungssysteme weniger problematisch sind als mehrsprachige Elemente. Bemerkenswert ist jedoch der Umgang mit verschachtelten Strukturen: Bei ECRs mit *embedded* ECRs, die bereits im Original einen hohen Anteil an AA-Elementen aufweisen (38,6%), zeigt die Humanübersetzung eine stärkere Tendenz zur Auflösung dieser Ambiguität durch *specification* oder *generalization*. So wird beispielsweise „The Dowager Marchioness of Uckfield“ (Kwan 2013: 4) in der Humanübersetzung zu „Lady Uckfield“ (Kwan 2019: 8), während beide maschinellen Systeme komplexere Strukturen eher unverändert übernehmen.

Der unterschiedliche Umgang mit CS und ECRs verdeutlicht, dass die Übersetzung kultureller Elemente nicht nur eine technische Herausforderung darstellt, sondern auch eine tiefere kulturpolitische Dimension berührt.

Die beobachteten Unterschiede in den Übersetzungsstrategien und Zugänglichkeitsverschiebungen lassen sich nicht nur auf Übersetzerische Präferenzen, sondern auch auf strukturelle Eigenschaften der jeweiligen Übersetzungssysteme zurückführen. Die drei untersuchten Übersetzungsversionen repräsentieren unterschiedliche Ansätze der Textübertragung: eine Humanübersetzung durch zwei menschliche Übersetzerinnen (HT), eine neuronale maschinelle Übersetzung mit DeepL (NMT) und eine Übersetzung durch ein großes Sprachmodell mit ChatGPT (LLM).

Die DeepL-Übersetzung manifestiert charakteristische Merkmale neuronaler maschineller Übersetzungssysteme. Die hohe Rate an *retention*-Strategien (56,9%) und *direct translation* (16,3%) deutet auf einen primär wörtlichen, satzbasierten Übersetzungsansatz hin. NMT-Systeme wie DeepL werden vorwiegend mit parallelen Satzpaaren trainiert, was zu einer Übersetzungsstrategie führt, die sich stark am Ausgangstext orientiert. Dies erklärt auch die konsistente Vollständigkeit der DeepL-Übersetzung (mit nur 0,5% *omission*) und die hohe Wörtlichkeit bei der Übertragung kultureller Elemente. Besonders auffällig ist die begrenzte Kontextsensitivität: DeepL übersetzt zwar Fußnoteninhalte, verliert jedoch die Verbindung zum Referenzelement im Haupttext – ein Hinweis auf die eingeschränkte Fähigkeit, Dokumentstrukturen zu erfassen und paratextuelle Relationen zu bewahren.

Die ChatGPT-Übersetzung zeigt hingegen Merkmale, die für große Sprachmodelle charakteristisch sind. Die höhere Rate an *omission* (7,5%, selbst nach Bereinigung um die strukturell bedingte Auslassung längerer Textpassagen noch 2,8%) und die größere Variabilität in den angewandten Strategien deuten auf einen flexibleren, aber weniger konsistenten Übersetzungsansatz hin. LLMs wie ChatGPT werden nicht primär auf parallelen Übersetzungsdaten trainiert, sondern auf umfangreichen einsprachigen Korpora mit dem Ziel, wahrscheinliche Textfortsetzungen zu generieren. Dies führt zu einer höheren Flüssigkeit der Zielsprache, aber auch zu Inkonsistenzen bei der Textstruktur und bei der Behandlung kultureller Elemente. Die beobachtete Kapitelstruktur der ChatGPT-Übersetzung – mit einer vollständigen Auslassung eines Textabschnitts in Kapitel 2 sowie der unterschiedlichen Behandlung von Kursivierungen in verschiedenen Kapiteln – unterstreicht diese geringere strukturelle Konsistenz.

Ein aufschlussreiches Phänomen im Vergleich beider maschineller Systeme ist die unterschiedliche Behandlung von ECRs, die Eigennamen enthalten. Während DeepL solche ECRs nahezu ausnahmslos unverändert übernimmt (*retention*), zeigt ChatGPT eine Tendenz zur kontextsensitiven Anpassung, etwa bei „Piccadilly Tube Station“ (Kwan 2013: 3), das zu „Piccadilly-U-Bahnhof“ übersetzt wird – zwar nicht identisch mit der Humanübersetzung und sehr wörtlich, aber dennoch wurde das kulturspezifische „tube“ in das im deutschen Sprachraum bekanntere „U-Bahn“ umgewandelt. Diese Anpassung deutet auf eine stärkere Berücksichtigung zielsprachlicher Konventionen hin, die möglicherweise aus den umfangreicheren Trainingsdaten resultiert.

Die Humanübersetzung zeichnet sich demgegenüber durch eine ausgeprägte Kontextsensitivität und Adaptivität aus. Der höchste Anteil an Strategiekombinationen (28,4%) und die differenzierte Behandlung kultureller Elemente je nach Kontext und

Zugänglichkeitsgrad verdeutlichen, dass hier ein interpretierender, nicht-algorithmischer Übersetzungsprozess stattfindet. Besonders auffällig ist die systematische Erhöhung der Zugänglichkeit (6,4% Zugänglichkeitserhöhungen) durch gezielte Eingriffe wie Spezifikationen, Substitutionen und Umstrukturierungen. Hier manifestiert sich ein zentraler Unterschied zu beiden maschinellen Systemen: die Humanübersetzung antizipiert potenzielle Rezeptionsprobleme und passt die Übersetzungsstrategien entsprechend an, während die maschinellen Systeme primär textbasiert ohne explizite Antizipation der Leser:innenbedürfnisse agieren.

Die Analyse der formatbezogenen Aspekte – wie der Umgang mit Kursivierungen, Fußnoten und Anführungszeichen – offenbart weitere systemische Unterschiede. Die Humanübersetzung erkennt typografische Merkmale des Originals konsistent und gibt damit paratextuelle Signale zur Unterscheidung von Fremdheit und Vertrautheit weiter. DeepL und ChatGPT verfahren in dieser Hinsicht inkonsistent, was auf Schwierigkeiten bei der einheitlichen Handhabung von Formatierungsmerkmalen hindeutet.

Diese systemischen Unterschiede verdeutlichen, dass die drei Übersetzungsversionen nicht nur unterschiedliche Strategien repräsentieren, sondern auch verschiedene Übersetzungsparadigmen: Die Humanübersetzung folgt einem interpretativ-adaptiven Ansatz, der stark auf Rezipientenorientierung und kulturelle Vermittlung ausgerichtet ist. DeepL repräsentiert ein wörtlich-strukturtreues Paradigma mit Fokus auf sprachliche Genauigkeit, während ChatGPT einen variabler-generativen Ansatz verkörpert, der auf sprachliche Natürlichkeit ausgerichtet ist, aber strukturell weniger konsistent vorgeht. Diese aus der Analyse hervorgehenden Übersetzungsparadigmen – interpretativ-adaptiv, wörtlich-strukturtreu und variabel-generativ – bilden den Ausgangspunkt für weiterführende Überlegungen zu den Implikationen für die Übersetzungspraxis und -theorie, die im folgenden Fazit diskutiert werden.

6 Fazit und Ausblick

Die vorliegende Arbeit hat den Umgang mit kulturellen Übersetzungsproblemen in Form von CS-Elementen und ECRs in der maschinellen Übersetzung im Vergleich zur Humanübersetzung systematisch untersucht. Die Analyse von 250 kulturellen Elementen aus dem Prolog sowie den ersten sechs Kapiteln von Kevin Kwans Roman *Crazy Rich Asians* hat differenzierte Einblicke in die charakteristischen Herangehensweisen der drei untersuchten Übersetzungsversionen – Humanübersetzung, DeepL (NMT) und ChatGPT (LLM) – ermöglicht. Im Folgenden werden die wesentlichen Ergebnisse zusammengefasst und in einen breiteren Forschungskontext eingeordnet.

Die Analyse hat gezeigt, dass in allen drei Übersetzungsversionen *retention* als Übersetzungsstrategie dominiert, jedoch mit unterschiedlichen Ausprägungen und Nuancen. Die Humanübersetzung zeichnet sich durch den höchsten Anteil an Strategiekombinationen aus, während die maschinellen Übersetzungssysteme bei der Übertragung kultureller Elemente tendenziell auf einfachere Strategien zurückgreifen. Besonders auffällig ist die Präferenz von DeepL für *direct translation* im Vergleich zur Humanübersetzung und ChatGPT. Diese unterschiedlichen Strategiepräferenzen spiegeln sich auch in der Positionierung im Kontinuum zwischen *foreignization* und *domestication* wider: DeepL tendiert am stärksten zur Verfremdung, ChatGPT nimmt eine intermediäre Position ein, während die Humanübersetzung die stärkste Neigung zur Einbürgerung zeigt.

Ein zentraler Befund der Arbeit betrifft die Zugänglichkeitsverschiebungen der kulturellen Elemente durch den Übersetzungsprozess. Die Humanübersetzung weist den höchsten Anteil an leicht zugänglichen Elementen (EA) nach der Übersetzung auf – deutlich mehr als DeepL und ChatGPT. Die systematische Analyse der Zugänglichkeitsverschiebungen zeigt, dass die Humanübersetzung die stärkste Tendenz zur Erhöhung der Zugänglichkeit aufweist, was auf einen bewussten Prozess der kulturellen Vermittlung für die Zielleserschaft hindeutet. Die maschinellen Übersetzungssysteme hingegen tendieren eher zur Bewahrung des Status quo oder sogar zur Reduzierung der Zugänglichkeit, wie bei DeepL besonders deutlich wird.

Die beobachteten Unterschiede manifestieren sich besonders prägnant bei der Übertragung von CS-Elementen. Während die Humanübersetzung einen Großteil der CS-Elemente als leicht zugänglich (EA) gestaltet, sind es bei DeepL nur knapp über der Hälfte und bei ChatGPT sogar weniger als die Hälfte. Diese Diskrepanz verdeutlicht die besondere

Kompetenz menschlicher Übersetzer:innen im Umgang mit mehrsprachigen Elementen, die nicht nur sprachliche, sondern auch tiefere kulturelle Dimensionen transportieren.

Ein weiterer signifikanter Unterschied zeigt sich im Umgang mit paratextuellen Elementen wie Fußnoten und typografischen Markierungen. Die Humanübersetzung behandelt diese Elemente systematisch und konsistent als integrale Bestandteile des Textes, während bei den maschinellen Übersetzungen häufig Diskontinuitäten und Inkonsistenzen auftreten, was die Zugänglichkeit kultureller Elemente zusätzlich beeinträchtigt.

Diese Erkenntnisse lassen sich im Rahmen der von Kolb (2016: 146) beschriebenen hybriden Identität von Übersetzungen interpretieren. Jede Übersetzung steht vor der Herausforderung, gleichzeitig Repräsentation des Originals und eigenständiger Text für ein anderes Publikum zu sein. Die Humanübersetzung löst dieses Spannungsverhältnis durch eine nuancierte Balance zwischen Bewahrung und Anpassung, während die maschinellen Übersetzungen unterschiedliche Tendenzen zeigen: DeepL mit einer stärkeren Bewahrung der Fremdheit und ChatGPT mit einer heterogeneren, weniger systematischen Herangehensweise.

Die Ergebnisse dieser Arbeit korrespondieren mit bisherigen Forschungen zur maschinellen Übersetzung literarischer Texte, wie sie etwa von Guerberof-Arenas und Toral (2022a) oder Brusasco (2022) durchgeführt wurden. Auch diese Studien identifizierten Schwierigkeiten maschineller Übersetzungssysteme im Umgang mit kontextabhängigen und kulturspezifischen Elementen. Die vorliegende Untersuchung erweitert diesen Forschungsstand, indem sie einen systematischen Vergleich zwischen einem NMT-System und einem LLM vornimmt und dabei die Verschiebungen der Zugänglichkeit kultureller Elemente quantitativ erfasst.

Die methodische Entscheidung für eine Typen-Analyse ermöglichte eine differenzierte Betrachtung der Vielfalt kultureller Elemente und der dafür eingesetzten Übersetzungsstrategien. Allerdings bietet dieser Ansatz keine Informationen über die Frequenz und Konsistenz der Strategieanwendung bei wiederholten Elementen. Eine kombinierte Typen-Token-Analyse würde zusätzliche Erkenntnisse ermöglichen, etwa zur Konsistenz der verschiedenen Übersetzungssysteme und zu möglichen Mustern in der Behandlung häufiger versus seltener Elemente. Der Aufwand einer solchen kombinierten Analyse würde jedoch den Rahmen einer Masterarbeit deutlich sprengen.

Eine weitere Limitation der vorliegenden Studie liegt in der Beschränkung auf ein spezifisches Sprachpaar (Englisch-Deutsch) und ein einzelnes literarisches Werk. Inwiefern die beobachteten Muster auf andere Sprachkombinationen oder kulturelle Kontexte übertragbar sind, bleibt zu untersuchen. Zudem ist zu bedenken, dass maschinelle

Übersetzungssysteme einer kontinuierlichen Weiterentwicklung unterliegen, sodass die hier beschriebenen Charakteristika eine Momentaufnahme darstellen, die sich mit zukünftigen Updates verändern könnten.

Für die zukünftige Forschung ergeben sich aus dieser Arbeit verschiedene Anknüpfungspunkte. So könnten umfangreichere Analysen mit größeren Textkorpora durchgeführt werden, um die Ergebnisse auf eine breitere Datengrundlage zu stellen. Vielversprechend wäre auch eine kombinierte Typen-Token-Analyse, die Aufschluss über die Konsistenz der Übersetzungsstrategien geben könnte. Besonders bei der großen Kategorie „Sonstige“ könnten weitere Differenzierungsmöglichkeiten erarbeitet werden, um ein noch nuancierteres Bild zu erhalten.

Von besonderem Interesse für zukünftige Studien wäre auch die Untersuchung verschiedener Promptingstrategien bei LLMs wie ChatGPT und deren Einfluss auf das Übersetzungsergebnis. Die vorliegende Arbeit hat gezeigt, dass ChatGPT in seiner Herangehensweise eine größere Variabilität als DeepL aufweist, was auf ein Potenzial für gezielte Steuerung durch präzisere Prompts hindeutet. Zudem könnte die Untersuchung anderer Sprachkombinationen und Genres aufschlussreich sein, um zu prüfen, inwieweit die hier beobachteten Muster verallgemeinerbar sind.

Nicht zuletzt könnten die Perspektiven und Erfahrungen von literarischen Übersetzer:innen stärker einbezogen werden, etwa durch Interviews oder Feldstudien, um ein ganzheitliches Bild der Auswirkungen maschineller Übersetzung auf die Berufspraxis zu gewinnen. Hierbei wäre besonders die Frage relevant, inwiefern maschinelle Übersetzungen als Rohfassungen dienen könnten, die dann von Expert:innen im Rahmen eines Post-Editings überarbeitet und kulturell angepasst werden.

Es ist absehbar, dass maschinelle Übersetzungssysteme weiter an Bedeutung gewinnen werden. Die vorliegende Arbeit hat gezeigt, dass diese Systeme im Bereich der Literatur trotz umfassender sprachlicher Fähigkeiten noch charakteristische Lücken im Umgang mit kulturellen Übersetzungsproblemen aufweisen. Während menschliche Übersetzer:innen ihr kulturelles Wissen und ihre Erfahrung nutzen können, um kulturelle Elemente kontextsensitiv zu übertragen, fehlt maschinellen Systemen diese adaptive kulturelle Kompetenz. Diese Erkenntnisse werfen wichtige Fragen für die Zukunft des literarischen Übersetzens auf. Umso wichtiger ist es, die Stärken und Schwächen maschineller Übersetzungssysteme genau zu verstehen und Wege zu finden, wie sie sinnvoll in den Übersetzungsprozess integriert werden können, ohne die Expertise und Kreativität menschlicher Übersetzer:innen zu ersetzen.

Bibliographie

Primärliteratur

- Kwan, Kevin. (2014). *Crazy Rich Asians*. New York: Anchor Books.
- Kwan, Kevin (2013/2019). *Crazy Rich Asians*. Deutsche Erstausgabe. Übersetzt von Anna-Christin Kramer und Jenny Merling. Zürich: Kein & Aber Verlag.

Maschinelle Übersetzungssysteme

- DeepL SE (o.J.). *DeepL Translator*. <https://www.deepl.com/en/translator> (Stand: 14.01.2025).
- OpenAI (o.J.). *ChatGPT* (kostenlose Version). <https://chat.openai.com/> (Stand: 14.01.2025).

Sekundärliteratur

- Ahmed, Mohamed A. H. (2018). Codes across languages: On the translation of literary code-switching. *Multilingua* 37 (5), 483–514.
- Bahdanau, Dzmitry; Cho, Kyunghyun & Bengio, Yoshua (2016). Neural Machine Translation by Jointly Learning to Align and Translate. In: Bengio, Yoshua & LeCun, Yann (eds.) *3rd International Conference on Learning Representations (ICLR 2015), San Diego, CA, USA, May 7-9, 2015, Conference Track Proceedings*. <https://arxiv.org/abs/1409.0473> (Stand: 14.04.2025).
- Balipa, Mamatha; K, Anvaya; Ananya & Murugappan, M. (2025). A Rule-Based Machine Translation Framework for Low-Resource Language Pairs. In: *Proceedings of the Fourth International Conference on Sentiment Analysis and Deep Learning (ICSADL-2025)*. IEEE, 969–974. <https://doi.org/10.1109/ICSADL65848.2025.10933067> (Stand: 17.04.2025).
- Bender, Emily M.; Gebru, Timnit; McMillan-Major, Angelina & Shmitchell, Shmargaret (2021). On the Dangers of Stochastic Parrots: Can Language Models Be Too Big? In: *FAccT 2021 - Proceedings of the 2021 ACM Conference on Fairness, Accountability, and Transparency*. New York: ACM, 610–623.
- Brusasco, Paola (2022). Pragmatic and cognitive elements in literary machine translation: An assessment of an excerpt from J. Polzin's *Brood* translated with Google, DeepL, and Microsoft Bing. In: Teixeira, Carlos S. C.; Taivalkoski-Shilov, Kristiina; Hadley, James L. & Toral, Antonio (eds.) *Using Technologies for Creative-Text Translation*. New York: Routledge, 139–160.
- Carbonell i Cortés, Ovidi (2003). Semiotic alteration in translation. Othering, stereotyping and hybridization in contemporary translations from Arabic into Spanish and Catalan. *Linguistica Antverpiensia* 2, 145–159.
- Cespedosa Vázquez, Ana I. & Mitkov, Ruslan (2023). Machine Translation of Literary Texts: Genres, Times and Systems. In: Gutiérrez, Raquel Lázaro; Pareja, Antonio & Mitkov, Ruslan (eds.) *Proceedings of the First Workshop on NLP Tools and Resources for Translation and Interpreting Applications*. Varna: INCOMA Ltd., 48–53.
- Crapanzano, Vincent (1986). Hermes' Dilemma: The Masking of Subversion in Ethnographic Description. In: Clifford, James & Marcus, George E. (eds.) *Writing Culture: The Poetics and Politics of Ethnography*. Berkeley: University of California Press, 51–76.

- Ding, Yuan (2020). "Asian Pride Porn": Neoliberal Multiculturalism and the Narrative of Asian Racial Uplift in Kevin Kwan's *Crazy Rich Asians* Trilogy. *MELUS* 45 (3), 65-82.
- Egan, Elisabeth (2024). Kevin Kwan, Author of 'Crazy Rich Asians,' Talks About His New Novel. *The New York Times*, 20.05.2024. <https://www.nytimes.com/2024/05/20/books/likes-and-weddings-kevin-kwan.html> (Stand: 22.04.2025).
- Egan, Elisabeth (2024). Kevin Kwan, Author of 'Crazy Rich Asians,' Talks About His New Novel. *The New York Times*, 20.05.2024. <https://www.nytimes.com/2024/05/20/books/likes-and-weddings-kevin-kwan.html> (Stand: 22.04.2025).
- Fonteyne, Margot; Tezcan, Arda & Macken, Lieve (2020). Literary Machine Translation under the Magnifying Glass: Assessing the Quality of an NMT-Translated Detective Novel on Document Level. In: *Proceedings of the 12th Conference on Language Resources and Evaluation (LREC 2020)*, 3790–3798.
- Franco Aixelá, Javier (1996). Culture specific Items in Translation. In: Alvarez, Román & Vidal, M. Carmen-Africa (eds.) *Translation, Power, Subversion*. Clevedon: Multilingual Matters, 52–78.
- Gaspari, Federico & Hutchins, John (2007). Online and free! Ten years of online machine translation: origins, developments, current use and future prospects. In: Maegaard, Bente (ed.) *Proceedings of Machine Translation Summit XI: Papers*. Copenhagen [o.V.], 199–206. <https://aclanthology.org/2007.mtsummit-papers.27/> (Stand: 14.04.2025).
- Gerhalter, Katharina (2024). How do DeepL and ChatGPT process information structure and pragmatics? An exploratory case study on topicalized infinitives in Spanish (and Portuguese). *AI-Linguistica* 1 (1).
- Gomes de Oliveira, Rodrigo & Anastasiou, Dimitra (2011). Comparison of SYSTRAN and Google Translate for English→Portuguese. *Revista Tradumática: tecnologias de la traducción* 9, 118–136.
- Goodfellow, Ian; Bengio, Yoshua & Courville, Aaron (2016). *Deep Learning*. Cambridge, Massachusetts: The MIT Press.
- Grutman, Rainier (2006). Refraction and recognition: Literary multilingualism in translation. *Target* 18 (1), 17–47.
- Grutman, Rainier (2020). Multilingualism. In: Baker, Mona & Saldanha, Gabriela (eds.) *Routledge Encyclopedia of Translation Studies*. 3rd ed. London/New York: Routledge, 341–346.
- Guerberof-Arenas, Ana & Toral, Antonio (2022a). Creativity in Translation Machine Translation as a Constraint for Literary Texts. *Translation Spaces* 11 (2), 184–212.
- Guerberof-Arenas, Ana & Toral, Antonio (2022b). CREAMT: Creativity and Narrative Engagement of Literary Texts Translated by Translators and NMT. In: Moniz, Helena; Macken, Lieve; Rufener, Andrew; Barrault, Loïc; Costa-jussà, Marta R.; Declercq, Christophe; Koponen, Maarit; Kemp, Ellie; Pilos, Spyridon; Forcada, Mikel L.; Scarton, Carolina; Van den Bogaert, Joachim; Daems, Joke; Tezcan, Arda; Vanroy, Bram & Fonteyne, Margot (eds.) *Proceedings of the 23rd Annual Conference of the European Association for Machine Translation*. Gent: European Association for Machine Translation, 357–358.
- Guerberof-Arenas, Ana & Toral, Antonio (2024). To Be or Not to Be: A Translation Reception Study of a Literary Text Translated into Dutch and Catalan Using Machine Translation. *Target* 36 (2), 215–244.

- Guldin, Rainer (2021). Metaphors of Literary Translingualism. In: Kellman, Steven G. & Lvovich, Natasha (eds.) *The Routledge Handbook of Literary Translingualism*. London/New York: Routledge, 382–392.
- Hansen, Julie (2024). *Reading Novels Translingually: Twenty-First-Century Case Studies*. 1st ed. Boston: Academic Studies Press.
- Hendy, Amr; Abdelrehim, Mohamed; Sharaf, Amr; Raunak, Vikas; Gabr, Mohamed; Matsushita, Hitokazu; Kim, Young Jin; Afify, Mohamed & Hassan Awadalla, Hany (2023). How Good Are GPT Models at Machine Translation? A Comprehensive Evaluation. <https://arxiv.org/abs/2302.09210> (Stand: 19.02.2025).
- Ho, Olivia (2018). Crazy Rich Asians marks record 50 weeks on book list. *The Straits Times*, 03.07.2018. <https://web.archive.org/web/20180911182923/https://www.straitstimes.com/lifestyle/arts/crazy-rich-asians-marks-record-50-weeks-on-book-list> (Stand: 22.04.2025).
- Hutchins, John (1995). Machine Translation: A Brief History. In: Koerner, Ernst F.K. & Asher, Ronald E. (eds.) *Concise history of the language sciences: from the Sumerians to the cognitivists*. Oxford: Pergamon, 431–445.
- Iqbal, Nosheen (2020). Kevin Kwan: ‘With Crazy Rich Asians my life exploded and I’m still trying to put it back together’. *The Guardian*, 26.06.2020. <https://www.theguardian.com/books/2020/jun/26/kevin-kwan-crazy-rich-asians-novelist-publishing-diversity> (Stand: 22.04.2025).
- Jung, E Alex (2018). Kevin Kwan on the Movie Adaptation of ‘Crazy Rich Asians’. *New York*, 23.07.2018. <https://www.proquest.com/magazines/kevin-kwan-on-movie-adaptation-crazy-rich-asians/docview/2187614461/se-2> (Stand: 22.04.2025).
- Jung, E Alex (2018). Kevin Kwan on the Movie Adaptation of ‘Crazy Rich Asians’. *New York*, 23.07.2018. <https://www.proquest.com/magazines/kevin-kwan-on-movie-adaptation-crazy-rich-asians/docview/2187614461/se-2> (Stand: 22.04.2025).
- Jurafsky, Daniel & Martin, James H. (2025). *Speech and Language Processing: An Introduction to Natural Language Processing, Computational Linguistics, and Speech Recognition with Language Models*. 3. Aufl. [Online-Manuskript]. <https://web.stanford.edu/~jurafsky/slp3> (Stand: 14.04.2025).
- Kadiu, Silvia (2019). *Reflexive Translation Studies: Translation as Critical Reflection*. London: UCL Press.
- Karabayeva, Irina S. & Kalizhanova, Anna N. (2024). Evaluating machine translation of literature through rhetorical analysis. *Journal of Translation and Language Studies* 5 (1), 1–9.
- Katan, David (2009). Culture. In: Baker, Mona & Saldanha, Gabriela (eds.) *Routledge Encyclopedia of Translation Studies*. 2nd ed. London: Routledge, 70–73.
- Kenny, Dorothy & Winters, Marion (2020). Machine translation, ethics and the literary translator’s voice. *Translation Spaces* 9 (1), 123–149.
- Kirkus Reviews (2013). Kwan, Kevin: CRAZY RICH ASIANS. *Kirkus Reviews*, 01.06.2013. <https://www.kirkusreviews.com/book-reviews/kevin-kwan/crazy-rich-asians/> (Stand: 22.04.2025).
- Kolb, Waltraud (2016). Literaturübersetzen. In: Kadrić, Mira & Kaindl, Klaus (Hg.) *Berufsziel Übersetzen und Dolmetschen. Grundlagen, Ausbildung, Arbeitsfelder*. Tübingen: Francke, 137–157.
- Koskinen, Kaisa (2012). Domestication, Foreignization and the Modulation of Affect. In: Kemppanen, Hannu; Jänis, Marja & Belikova, Alexandra (eds.) *Domestication and Foreignization in Translation Studies*. Berlin: Frank & Timme, 13–32.

- Kumar, Bhuvaneswari & Murugesan, Varalakshmi (2025). A comprehensive overview of LLM-based approaches for machine translation. *Indonesian Journal of Electrical Engineering and Computer Science* 38 (1), 344–356.
- Lai, Huiyuan; Ploeger, Esther; van Noord, Rik & Toral, Antonio (2024). Multi-perspective Alignment for Increasing Naturalness in Neural Machine Translation. *arXiv Preprint* arXiv:2412.08473, 1–13. <https://arxiv.org/abs/2412.08473> (Stand: 19.04.2025).
- Lee, Tong King (2024). Artificial intelligence and posthumanist translation: ChatGPT versus the translator. *Applied Linguistics Review* 15 (6), 2351–2372.
- Leppihalme, Ritva (1997). *Culture Bumps: An Empirical Approach to the Translation of Allusions*. Clevedon: Multilingual Matters.
- Leppihalme, Ritva (2011). Realia. In: Gambier, Yves & van Doorslaer, Luc (eds.) *Handbook of Translation Studies: Volume 2*. Amsterdam/Philadelphia: John Benjamins, 126–130.
- Li, Jia & Hu, Xian Yao (2024). A Better or Worse Communicator? Comparing Human and Machine Translation in Source Language Shining Through Across Registers. *Lingua* 312 103834, 1–23.
- Li, Linlin (2024). Artificial Intelligence Translator DeepL Translation Quality Control. *Procedia Computer Science* 247, 710–717.
- Library Journal (2013). Kevin Kwan: Crazy Rich Asians. *Library Journal* 138 (4), S3. <http://www.libraryjournal.com/> (Stand: 22.04.2025).
- Little Chinese Things (2019). Relatives in Cantonese. <https://littlechinesethings.wordpress.com/2019/01/26/relatives-in-cantonese/> (Stand: 21.02.2025).
- Lock, Charles (2006). Heterographics: Towards a History and Theory of Other Lettering. In: Klitgaard, Ida (ed.) *Literary Translation: World Literature or 'Worlding' Literature?* Copenhagen: Museum Tusculanum Press, 97–112.
- Loponen, Mika (2009). Translating Irrealia – Creating a Semiotic Framework for the Translation of Fictional Cultures. *Chinese Semiotic Studies* 2 (1), 165–175.
- Mabule, D R (2015). What is this? Is It Code Switching, Code Mixing or Language Alternating? *Journal of Educational and Social Research* 5 (1), 339–349.
- Macken, Lieve; Fonteyne, Margot; Tezcan, Arda & Daems, Joke (2020). Assessing the Comprehensibility of Automatic Translations (ArisToCAT). In: Martins, André; Moniz, Helena; Fumega, Sara; Martins, Bruno; Batista, Fernando; Coheur, Luisa; Parra, Carla; Trancoso, Isabel; Turchi, Marco; Bisazza, Arianna; Moorkens, Joss; Guerberof, Ana; Nurminen, Mary; Marg, Lena & Forcada, Mikel L. (eds.) *Proceedings of the 22nd Annual Conference of the European Association for Machine Translation*. Lissabon: European Association for Machine Translation, 485–486.
- Macken, Lieve; Vanroy, Bram; Desmet, Luca & Tezcan, Arda (2022). Literary Translation as a Three-Stage Process: Machine Translation, Post-Editing and Revision. In: Moniz, Helena; Macken, Lieve; Rufener, Andrew; Barrault, Loïc; Costa-jussà, Marta R.; Declercq, Christophe; Koponen, Maarit; Kemp, Ellie; Pilos, Spyridon; Forcada, Mikel L.; Scarton, Carolina; Van den Bogaert, Joachim; Daems, Joke; Tezcan, Arda; Vanroy, Bram & Fonteyne, Margot (eds.) *Proceedings of the 23rd Annual Conference of the European Association for Machine Translation*. Gent: European Association for Machine Translation, 101–110.
- Maegaard, Bente (1995). Eurotra, History and Results. In: *Proceedings of Machine Translation Summit V*. Luxembourg [o.V.]. <https://aclanthology.org/1995.mtsummit-1.5.pdf> (Stand: 14.04.2025).
- Mäkisalo, Jukka (2012). Meta-theoretical Analysis of the Empirical Use of the Concepts 'Domestication'/'Foreignization'. In: Kemppanen, Hannu; Jänis, Marja & Belikova,

- Alexandra (eds.) *Domestication and Foreignization in Translation Studies*. Berlin: Frank & Timme, 63–77.
- Marinetti, Cristina (2011). Cultural approaches. In: Gambier, Yves & van Doorslaer, Luc (eds.) *Handbook of Translation Studies: Volume 2*. Amsterdam/Philadelphia: John Benjamins, 26–30.
- Markstein, Elisabeth (1999). Realia. In: Snell-Hornby, Mary; Hönig, Hans G.; Kußmaul, Paul & Schmitt, Peter A. (Hg.) *Handbuch Translation*. 2. Aufl. Tübingen: Stauffenburg, 288–291.
- Maslin, Janet (2013). ‘Crazy Rich Asians’: Guilty Pleasure, or Cult of Opulence? *The New York Times*, 30.06.2013. <https://www.nytimes.com/2013/07/01/books/kevin-kwans-crazy-rich-asians-depicts-a-cult-of-opulence.html> (Stand: 22.04.2025).
- McIntosh, Timothy R.; Liu, Tong; Susnjak, Teo; Watters, Paul; Ng, Alex & Halgamuge, Malka N. (2024). A Culturally Sensitive to Evaluate Nuanced GPT Hallucination. *IEEE Transactions on Artificial Intelligence* 5 (6), 2739–2751.
- Meylaerts, Reine (2010). Multilingualism and translation. In: Gambier, Yves & van Doorslaer, Luc (eds.) *Handbook of Translation Studies: Volume 1*. Amsterdam/Philadelphia: John Benjamins, 227–230.
- Molina, Lucía (2001). *Análisis descriptivo de la traducción de los culturemas árabe-español*. Dissertation, Universitat Autònoma de Barcelona.
- Moorkens, Joss; Way, Andy & Lankford, Séamus (2024). *Automating Translation*. London: Routledge.
- Mossop, Brian (2024). Do machines and humans translate in the same sense? *Translation Spaces*, Online-Vorabveröffentlichung, 1–22.
- Muysken, Pieter (2000). *Bilingual Speech: A Typology of Code-Mixing*. Cambridge: Cambridge University Press.
- Myers-Scotton, Carol (1988). Code switching as indexical of social negotiations. In: Heller, Monica (ed.) *Code switching: Anthropological and Sociolinguistic Perspectives*. Berlin/New York: De Gruyter Mouton, 151–186.
- Myers-Scotton, Carol (1993). *Duelling Languages: Grammatical Structure in Codeswitching*. Oxford: Oxford University Press.
- Newmark, Peter (1988). *A Textbook of Translation*. New York: Prentice Hall.
- Newmark, Peter (2001). Translation and culture (plenary). In: Thelen, Marcel & Lewandowska-Tomaszczyk, Barbara (eds.) *Translation and Meaning. Part 5: Proceedings of the Maastricht Session of the 3rd International Maastricht - Łódź Duo Colloquium on "Translation and Meaning"*, Held in Maastricht, The Netherlands, 26–29 April 2000. Maastricht: Universitaire Pers Maastricht, 327–334.
- Olalla-Soler, Christian (2019). Using translation strategies to solve cultural translation problems. Differences between students and professional translators. *Perspectives* 27 (3), 367–388.
- PACTE GROUP (2017). Decision-making. In: Hurtado Albir, Amparo (ed.) *Researching Translation Competence by PACTE Group*. Amsterdam/Philadelphia: John Benjamins, 191–210.
- Paloposki, Outi (2011). Domestication and foreignization. In: Gambier, Yves & van Doorslaer, Luc (eds.) *Handbook of Translation Studies: Volume 2*. Amsterdam/Philadelphia: John Benjamins, 40–42.
- Park, Patricia (2013). Crazy Rich Asians presents a whole new wave of stereotypes. *The Guardian*, 03.09.2013. <https://www.theguardian.com/commentisfree/2013/sep/03/crazy-rich-asians-racial-stereotypes>

- Pedersen, Jan (2011). *Subtitling Norms for Television: An Exploration Focusing on Extralinguistic cultural references*. Amsterdam: John Benjamins Publishing Company.
- Poplack, Shana (1980). Sometimes I'll start a sentence in Spanish Y TERMINO EN ESPAÑOL: toward a typology of code-switching. *Linguistics* 18 (7-8), 581–618.
- Pym, Anthony (1996). Venuti's Visibility. *Target* 8 (1), 165–177.
- Qamar, Usman & Raza, Muhammad Summair (2024). *Applied Text Mining*. Cham: Springer.
- Rosenwald, Lawrence Alan (2008). *Multilingual America: Language and the Making of American Literature*. Cambridge: Cambridge University Press.
- Schäffner, Christina (1995). Editorial. In: Schäffner, Christina & Kelly-Holmes, Helen (eds.) *Cultural Functions of Translation*. Clevedon: Multilingual Matters, 1–8.
- Snell-Hornby, Mary (1988/2006). *Translation Studies: An Integrated Approach*. Rev. ed. Amsterdam: John Benjamins.
- Stratford, Madeleine (2008). Au tour de Babel! Les défis multiples du multilinguisme. *Meta* 53 (3), 457–470.
- Sturge, Kate (2007). *Representing Others: Translation, Ethnography and the Museum*. Manchester: St. Jerome Publishing.
- Tezcan, Arda; Daems, Joke & Macken, Lieve (2019). When a 'Sport' is a Person and Other Issues for NMT of Novels. In: Hadley, James; Popović, Maja; Afli, Haithem & Way, Andy (eds.) *Proceedings of the Qualities of Literary Machine Translation*. Dublin: European Association for Machine Translation, 40–49.
- Thurmaier, Gregor (2005). Hybrid Architectures for Machine Translation Systems. *Language Resources and Evaluation* 39 (1), 91–108.
- Toury, Gideon (1980). *In Search for a Theory of Translation*. Tel Aviv: The Porter Institute for Poetics and Semiotics, Tel Aviv University.
- Tymoczko, Maria (2007/2014). *Enlarging Translation, Empowering Translators*. Manchester: St. Jerome.
- Vaswani, Ashish; Shazeer, Noam; Parmar, Niki; Uszkoreit, Jakob; Jones, Llion; Gomez, Aidan N.; Kaiser, Łukasz & Polosukhin, Illia (2017). Attention Is All You Need. In: Guyon, Isabelle; von Luxburg, Ulrike; Bengio, Samy; Wallach, Hanna; Fergus, Rob; Vishwanathan, S.V.N. & Garnett, Roman (eds.) *Advances in Neural Information Processing Systems 30 (NIPS 2017)*. Red Hook: Curran Associates Inc., 5998–6008. <https://papers.nips.cc/paper/2017/file/3f5ee243547dee91fbd053c1c4a845aa-Paper.pdf> (Stand: 14.04.2025).
- Venuti, Lawrence (2018). *The Translator's Invisibility: A History of Translation*. 3rd ed. London/New York: Routledge.
- Vlahov, Sergej I. & Florin, Sider (1969). Neperovodimoe v perevode. Realii. *Masterstvo perevoda* 6, 432–456.
- Wahlster, Wolfgang (2000). Mobile Speech-to-Speech Translation of Spontaneous Dialogs: An Overview of the Final Verbmobil System. In: Wahlster, Wolfgang (Hg.) *Verbmobil: Foundations of Speech-to-Speech Translation*. Berlin/Heidelberg: Springer, 3–21.
- Way, Andy (2020). Machine translation: Where are we at today? In: Angelone, Erik; Ehrensberger-Dow, Maureen & Massey, Gary (eds.) *The Bloomsbury Companion to Language Industry Studies*. London: Bloomsbury Academic, 311–332.
- Weston, Daniel & Gardner-Chloros, Penelope (2015). Mind the gap: What code-switching in literature can teach us about code-switching. *Language and Literature* 24 (3), 194–212.
- Wu, Yonghui; Schuster, Mike; Chen, Zhifeng; Le, Quoc V.; Norouzi, Mohammad; Macherey, Wolfgang; Krikun, Maxim; Cao, Yuan; Gao, Qin; Macherey, Klaus; Klingner, Jeff; Shah, Apurva; Johnson, Melvin; Liu, Xiaobing; Kaiser, Łukasz; Gouws, Stephan;

Kato, Yoshiakiyo; Kudo, Taku; Kazawa, Hideto; Stevens, Keith; Kurian, George; Patil, Nishant; Wang, Wei; Young, Cliff; Smith, Jason; Riesa, Jason; Rudnick, Alex; Vinyals, Oriol; Corrado, Greg; Hughes, Macduff & Dean, Jeffrey (2016). Google's Neural Machine Translation System: Bridging the Gap between Human and Machine Translation. <https://arxiv.org/abs/1609.08144> (Stand: 14.04.2025).

Yildiz, Yasemin (2013). *Beyond the Mother Tongue: The Postmonolingual Condition*. New York: Fordham University Press.

Anhang 1

Element aus dem AT	Typ	Domäne	HA/ AA/ EA im AT	HT	DeepL (DeepL SE (o.J.): Übersetzung 25.04.25, o.S.)	ChatGPT (OpenAI (o.J.): Übersetzung 25.04.25, o.S.)	Strategie HT	Strategie DeepL	Strategie ChatGPT	HA/ AA/ EA im Zieltext
LONDON (Kwan 2013: 3)	ECR	Eigennamen (geografischer Name)	EA	LONDON (Kwan 2019: 7)	LONDON	LONDON	Retention (Complete, Marked)	Retention (Complete, Marked)	Retention (Complete, Marked)	EA (HT) EA (DeepL) EA (ChatGPT)
Singapore (Kwan 2013: 3)	ECR	Eigennamen (geografischer Name)	EA	Singapur (Kwan 2019: 7)	Singapur	Singapur	TL-adjusted Retention; auch Official Equivalent	TL-adjusted Retention; auch Official Equivalent	TL-adjusted Retention; auch Official Equivalent	EA (HT) EA (DeepL) EA (ChatGPT)
Heathrow Airport (Kwan 2013: 3)	ECR, <i>multifunctional</i>	Eigennamen (institutioneller Name), Eigennamen (geografischer Name) mit <i>embedded, multifunctional</i> ECR „Heathrow“ (Eigennamen (geografischer Name), Eigennamen (institutioneller Name) (metonymischer Gebrauch vorausgesetzt))	EA	London Heathrow (Kwan 2019: 7)	Flughafen Heathrow	Flughafen Heathrow	Specification (Completion) + TL-adjusted Retention	Direct Translation (Shifted) + Retention (Complete, Unmarked)	Direct Translation (Shifted) + Retention (Complete, Unmarked)	EA (HT) EA (DeepL) EA (ChatGPT)
<i>dai gu cheh</i> - or "big aunt" in	CS, intrasentential	-----	EA	<i>daai guze</i> ¹ Kantonesisch für »große Tante« (Kwan 2019: 7)	<i>dai gu cheh</i> – oder „große Tante“ auf Kantonesisch –	<i>dai gu cheh</i> („große Tante“ auf Kantonesisch)	TL-adjusted Retention + Specification (Footnote)	Retention (Complete, Unmarked) + Direct	Retention (Complete, Unmarked) + Direct	EA (HT) EA (DeepL) EA

Cantonese - (Kwan 2013: 3) nine blocks (Kwan 2013: 3)							Translation (Shifted)	Translation (Shifted)	(ChatGPT)	
	ECR	Maße und Gewichte	AA	neun Blocks (Kwan 2019: 7)	neun Blocks	neun Blocks	Direct Translation (Calque); auch Direct Translation (Shifted) + TL- adjusted Retention	Direct Translation (Calque); auch Direct Translation (Shifted) + TL- adjusted Retention	Direct Translation (Calque); auch Direct Translation (Shifted) + TL- adjusted Retention	AA (HT) AA (DeepL) AA (ChatGPT)
Piccadilly Tube Station (Kwan 2013: 3)	ECR, <i>multif uncti onal</i>	Eigennamen (geografischer Name), Eigennamen (institutioneller Name) mit <i>embedded</i> ECRs „Piccadilly“ (Eigennamen (geografischer Name)) und „Tube“ (kulturspezifische r Begriff für Londoner U- Bahn)	AA	U-Bahn-station Piccadilly (Kwan 2019: 7)	Piccadilly Tube Station	Piccadilly-U- Bahnhof	Direct Translation (Shifted) + Retention (Complete, Unmarked)	Retention (Complete, Unmarked)	Retention (Complete, Unmarked) + Direct Translation (Shifted)	AA (HT) AA (DeepL) AA (ChatGPT)
Lancaster Suite (Kwan 2013: 4)	ECR	Eigennamen (institutioneller Name)	HA	Lancaster-Suite (Kwan 2019: 8)	Lancaster-Suite	Lancaster Suite	TL-adjusted Retention	TL-adjusted Retention	Retention (Complete, Unmarked)	HA (HT) HA (DeepL) HA (ChatGPT)
The Dorchester (Kwan 2013: 4)	ECR	Eigennamen (institutioneller Name)	HA	Das Dorchester (Kwan 2019: 8)	Das Dorchester	Das Dorchester	Direct Translation (Shifted) + Retention (Complete, Unmarked)	Direct Translation (Shifted) + Retention (Complete, Unmarked)	Direct Translation (Shifted) + Retention (Complete, Unmarked)	HA (HT) HA (DeepL) HA (ChatGPT)

the Ritz (Kwan 2013: 4)	ECR	Eigennamen (institutioneller Name)	AA	das Ritz (Kwan 2019: 8)	das Ritz	Ritz	Direct Translation (Shifted) + Retention (Complete, Unmarked)	Direct Translation (Shifted) + Retention (Complete, Unmarked)	Retention (Complete, Unmarked)	AA (HT) AA (DeepL) AA (ChatGPT)
the Calthorpe (Kwan 2013: 4)	ECR	Eigennamen (institutioneller Name)	HA	das Calthorpe (Kwan 2019: 8)	das Calthorpe	das Calthorpe	Direct Translation (Shifted) + Retention (Complete, Unmarked)	Direct Translation (Shifted) + Retention (Complete, Unmarked)	Direct Translation (Shifted) + Retention (Complete, Unmarked)	HA (HT) HA (DeepL) HA (ChatGPT)
George IV (Kwan 2013: 4)	ECR	Eigennamen (Personenname)	HA	George IV. (Kwan 2019: 8)	Georg IV.	Georg IV.	TL-adjusted Retention	Substitution (Cultural, TC ECR)	Substitution (Cultural, TC ECR)	HA (HT) AA (DeepL) AA (ChatGPT)
<i>Debrett's</i> (Kwan 2013: 4)	ECR	Eigennamen (institutioneller Name)	HA	<i>Debrett's</i> (Kwan 2019: 8)	Debrett's	Debrett's	Retention (Complete, Marked)	Retention (Complete, Unmarked)	Retention (Complete, Unmarked)	HA (HT) HA (DeepL) HA (ChatGPT)
<i>Almanach de Gotha</i> (Kwan 2013: 4)	ECR	Literatur	HA	<i>Almanach de Gotha</i> (Kwan 2019: 8)	Almanach de Gotha	Almanach de Gotha	Retention (Complete, Marked)	Retention (Complete, Unmarked)	Retention (Complete, Unmarked)	HA (HT) HA (DeepL) HA (ChatGPT)
The Dowager Marchioness of Uckfield (Kwan 2013: 4)	ECR	Sonstige mit <i>embedded</i> ECR „Uckfield“ (Eigennamen (geografischer Name))	HA	Lady Uckfield (Kwan 2019: 8)	Die Dowager Marchioness of Uckfield	Die Dowager Marchioness von Uckfield	Generalization (Superordinate Term) + Retention (Complete, Unmarked)	Retention (Complete, Unmarked)	Retention (Complete, Unmarked) +TL-adjusted Retention	AA (HT) HA (DeepL) HA (ChatGPT)
<i>Alamak*</i> * Malay slang used to express shock or	CS, tag- switching	-----	EA	<i>Alamak</i> ¹ ¹ Malaiischer Slangausdruck, der Schreck oder Genervtheit	Alamak* * Malaiischer Slang, der verwendet wird, um Schock oder	Alamak* * Malayischer Slang zur Ausdruck von Erstaunen oder	Retention (Complete, Marked)	Retention (Complete, Unmarked)	Retention (Complete, Unmarked)	EA (HT) EA (DeepL) EA (ChatGPT)

exasperatio
n like "oh
dear" or "oh
my God."
Alamak and
lah are the
two most
commonly
used slang
words in
Singapore.
(*lah* is a
suffix that
can be used
at the end of
any phrase
for
emphasis,
but there's
no good
explanation
for why
people use
it, *lah*.)
(Kwan
2013: 4)

lah
[vorherige
Fußnote]
(Kwan
2013: 5)
colonial
Singapore
(Kwan
2013: 5)

Anglican
Bishop of
Singapore

ausdrückt, ähnlich wie »Um Gottes willen« oder »Du liebes bisschen«. <i>Alamak</i> und <i>lah</i> sind die häufigsten Slangausdrücke in Singapur. (<i>Lah</i> wird oft am Ende eines Satzes verwendet, um diesem Nachdruck zu verleihen, aber einen guten Grund gibt es dafür nicht, <i>lah</i>.) (Kwan 2019: 9) Verzweiflung auszudrücken, ähnlich wie ,Oh je‘ oder ,Oh mein Gott‘. <i>Alamak</i> und <i>lah</i> sind die beiden am häufigsten verwendeten Slangwörter in Singapur. (<i>lah</i> ist ein Suffix, das am Ende eines Satzes zur Betonung verwendet werden kann, aber es gibt keine gute Erklärung dafür, warum die Leute es verwenden, <i>lah</i>.) Überraschung, etwa „oh je“ oder „ach du meine Güte“. „<i>Alamak</i>“ und „<i>lah</i>“ sind im Singapur-Englisch („Singlish“) allgegenwärtig (<i>lah</i> betont eine Aussage).									
CS, tag-switching	-----	EA	<i>lah</i> [vorherige Fußnote] (Kwan 2019: 9)	<i>lah</i> [vorherige Fußnote]	<i>lah</i> [vorherige Fußnote]	Retention (Complete, Marked)	Retention (Complete, Unmarked)	Retention (Complete, Unmarked)	EA (HT) EA (DeepL) EA (ChatGPT)
ECR	Sonstige mit <i>embedded</i> ECR „Singapore“ (Eigennamen (geografischer Name))	AA	Kolonialherrschaft in Singapur (Kwan 2019: 10)	Kolonialismus in Singapur	Singapur	Specification (Addition) + TL-adjusted Retention/Official Equivalent	Direct Translation (Shifted) + TL-adjusted Retention; Official Equivalent	TL-adjusted Retention; Official Equivalent + Omission	EA (HT) AA (DeepL) / (ChatGPT)
ECR, <i>multifuncti</i>	Berufsbezeichnung / Sonstige / Eigennamen	AA	anglikanischen Bischofs in Singapur	anglikanischen Bischofs von Singapur	anglikanischen Bischofs von Singapur	Direct Translation (Shifted) + TL-	Direct Translation (Shifted) + TL-	Direct Translation (Shifted) + TL-	AA (HT) AA (DeepL)

(Kwan 2013: 5)	<i>onal</i>	(geografischer Name)		(Kwan 2019: 10)			adjusted Retention; Official Equivalent	adjusted Retention; Official Equivalent	adjusted Retention; Official Equivalent	AA (ChatGPT)
Thatcheresque perm (Kwan 2013: 6)	ECR	Sonstige mit <i>embedded</i> ECR „Thatcheresque“ (abgeleitet von Eigennamen (Personennamen))	HA	Thatcher-Dauerwelle (Kwan 2019: 10)	Thatcher-Frisur	Thatcher-artigen Dauerwellenharschnitt	Direct Translation (Shifted)	Direct Translation (Shifted) + Generalization (Superordinate Term)	Direct Translation (Shifted) + Specification (Addition)	HA (HT) HA (DeepL) HA (ChatGPT)
Chinatown (Kwan 2013: 6)	ECR	Eigennamen (geografischer Name)	AA	Chinatown (Kwan 2019: 10)	Chinatown	Chinatown	Retention (Complete, Unmarked); auch Official Equivalent	Retention (Complete, Unmarked); auch Official Equivalent	Retention (Complete, Unmarked); auch Official Equivalent	AA (HT) AA (DeepL) AA (ChatGPT)
<i>Gum suey ah!</i> * * Cantonese for "How rotten!" (Kwan 2013: 6)	CS, inters ential	-----	EA	<i>Gam seoi, ah!</i> ¹ ¹ Kantonesisch für »Das ist ja das Allerletzte!« (Kwan 2019: 11)	Gum suey ah! t Kantonesisch für „Wie widerlich!“	Gum suey ah! † Kantonesisch für „wie übel!“	TL-adjusted Retention	Retention (Complete, Unmarked)	Retention (Complete, Unmarked)	EA (HT) HA (DeepL) HA (ChatGPT)
Hong Kong (Kwan 2013: 6)	ECR	Eigennamen (geografischer Name)	EA	Hongkong (Kwan 2019: 11)	Hongkong	Hongkong	TL-adjusted Retention; auch Official Equivalent	TL-adjusted Retention; auch Official Equivalent	TL-adjusted Retention; auch Official Equivalent	EA (HT) EA (DeepL) EA (ChatGPT)
<i>ang mor gau sai</i> † † A charming Hokkien colloquialism that translates to "red-haired" (ang mor) "dog shit" (gau sai). Used in	CS, intras ential	-----	EA	<i>ang moo kau sai</i> ² ² Ein charmanter Kolloquialismus aus dem Hokkien, der sich mit »rot-haariges« (<i>ang moo</i>) »Stück Hundescheiße« (<i>kau sai</i>) übersetzen lässt. Wird meist in Bezug auf	Ang Mor Gau Sai i Eine charmante umgangssprachliche Bezeichnung aus dem Hokkien, die mit ‚rothaarig‘ (ang mor) und ‚Hundescheiße‘ (gau sai) übersetzt werden kann. Wird in Bezug auf alle Westler	ang mor gau sai * Ein Hokkien-Ausdruck: „ang mor“ (rot-haarig) „gau sai“ (Hundescheiße) – eine abwertende Bezeichnung für Westler.	TL-adjusted Retention	TL-adjusted Retention	Retention (Complete, Unmarked)	EA (HT) HA (DeepL) HA (ChatGPT)

reference to all Westerners, it's usually shortened to a simple "ang mor." (Kwan 2013: 6)

*giam siap**
* Hokkien for "stingy," "miserly." (The vast majority of Singaporeans speak English, but it is a common practice to mash up words in Malay, Indian, and various Chinese dialects to form a local patois known as "Singlish.") (Kwan 2013: 7)

Thailand (Kwan

			Abendländer an sich verwendet und für gewöhnlich mit »ang moo« abgekürzt. (Kwan 2019: 11)	verwendet und meist zu einem einfachen ‚ang mor‘ verkürzt.					
CS, intras entential	-----	EA	<i>kiamsiap</i> ³ ³ Hokkien für »geizig«, »knauserig«. (Fast alle Singapurere sprechen Englisch, aber es werden gern Wörter aus dem Malaiischen, Indischen und diversen chinesischen Dialekten vermischt, woraus sich die örtliche Mundart »Singlish« zusammensetzt.) (Kwan 2019: 11)	<i>giam siap</i> § § Hokkien für »geizig«, »knauserig«. (Die überwiegende Mehrheit der Singapurere spricht Englisch, aber es ist üblich, Wörter aus dem Malaiischen, Indischen und verschiedenen chinesischen Dialekten zu vermischen, um eine lokale Umgangssprache zu bilden, die als „Singlish“ bekannt ist.	[nicht enthalten] § Hokkien für »geizig«, »knauserig“.	TL-adjusted Retention	Retention (Complete, Unmarked)	Omission	EA (HT) EA (DeepL) / (ChatGPT)
ECR	Sonstige	EA	»Singlish« (Kwan 2019: 11)	"Singlish"	Singapur-Englisch („Singlish“)	TL-adjusted Retention	Retention (Complete, Unmarked)	Specification (Addition) + Retention (Complete, Marked)	EA (HT) EA (DeepL) EA (ChatGPT)
ECR	Eigennamen (geografischer	EA	Thailand (Kwan 2019:	Thailand	Thailand	Retention (Complete,	Retention (Complete,	Retention (Complete,	EA (HT) EA

2013: 7)	Name) 12)						Unmarked); auch Official Equivalent	Unmarked); auch Official Equivalent	Unmarked); auch Official Equivalent	(DeepL) EA (ChatGPT)
Aiyah (Kwan 2013: 7)	CS, tag- switc hing	-----	HA	<i>Aiya</i> (Kwan 2019: 12)	Aiyah	Aiyah	TL-adjusted Retention	Retention (Complete, Unmarked)	Retention (Complete, Unmarked)	HA (HT) HA (DeepL) HA (ChatGPT)
Bovril (Kwan 2013: 7)	ECR	Eigennamen (Markenname)	HA	Bovril (Kwan 2019: 12)	Bovril	Bovril	Retention (Complete, Unmarked)	Retention (Complete, Unmarked)	Retention (Complete, Unmarked)	HA (HT) HA (DeepL) HA (ChatGPT)
<i>chairman</i> (Kwan 2013: 8)	ECR	Berufsbezeichnun gen	AA	Vorsitzende (Kwan 2019: 12)	Vorsitzende	Chairman	Direct Translation (Shifted)	Direct Translation (Shifted)	TL-adjusted Retention	EA (HT) EA (DeepL) AA (ChatGPT)
Rolls- Royces (Kwan 2013: 8)	ECR	Eigennamen (Markenname)	EA	Rolls-Royce (Kwan 2019:13)	Rolls-Royces	Rolls-Royces	TL-adjusted Retention	Retention (Complete, Unmarked)	Retention (Complete, Unmarked)	EA (HT) EA (DeepL) EA (ChatGPT)
Jags (Kwan 2013: 8)	ECR	Eigennamen (Markenname)	AA	Jaguar (Kwan 2019:13)	Jaguars	Jaguars	Specification (Completion)	Specification (Completion)	Specification (Completion)	EA (HT) EA (DeepL) EA (ChatGPT)
James Bond ejector seats (Kwan 2013: 8)	ECR	Sonstige mit <i>embedded</i> , <i>multifunctional</i> ECR „James Bond“ (Eigennamen (Personennamen), Unterhaltung)	AA	Schleudersitz, wie bei James Bond (Kwan 2019:13)	James-Bond- Schleudersitzen	James-Bond- Auswurfsitzen	Direct Translation (Shifted) + Retention (Complete, Unmarked)	Direct Translation (Shifted) + Retention (Complete, Unmarked)	Direct Translation (Shifted) + Retention (Complete, Unmarked)	AA (HT) AA (DeepL) AA (ChatGPT)
Coca-Cola (Kwan 2013: 8)	ECR	Eigennamen (Markenname)	EA	Cola (Kwan 2019: 13)	Coca-Cola	Cola	Generalization (Superordinate Term)	Retention (Complete, Unmarked)	Generalization (Superordinate Term)	EA (HT) AA (DeepL)

										EA (ChatGPT)
bell captain (Kwan 2013: 9)	ECR	Berufsbezeichnun gen	HA	Chefportier (Kwan 2019:13)	Bell Captain	Bell Captain	Substitution (Cultural, TC ECR)	Retention (Complete, Unmarked)	Retention (Complete, Unmarked)	EA (HT) HA (DeepL) HA (ChatGPT)
Brook Street (Kwan 2013: 9)	ECR	Eigennamen (geografischer Name)	HA	Brook Street (Kwan 2019:14)	Brook Street	Brook Street	Retention (Complete, Unmarked)	Retention (Complete, Unmarked)	Retention (Complete, Unmarked)	HA (HT) HA (DeepL) HA (ChatGPT)
red booth (Kwan 2013: 9)	ECR	Sonstige	AA	roten Häuschen (Kwan 2019:14)	roten Telefonzelle	Telefonhäusche n	Direct Translation (Shifted)	Direct Translation (Shifted) + Specification (Completion/A ddition)	Specification (Completion/A ddition) + Omission	AA (HT) EA (DeepL) HA (ChatGPT)
Hyde Park (Kwan 2013: 9)	ECR	Eigennamen (geografischer Name)	AA	Hyde Park (Kwan 2019:14)	Hyde Park	Hyde Park	Retention (Complete, Unmarked)	Retention (Complete, Unmarked)	Retention (Complete, Unmarked)	AA (HT) AA (DeepL) AA (ChatGPT)
Ah Ma (Kwan 2013: 9)	CS, intras enten tial	-----	HA	Ah Ma (Kwan 2019:14)	Ah Ma	Ah Ma	Retention (Complete, Unmarked)	Retention (Complete, Unmarked)	Retention (Complete, Unmarked)	HA (HT) HA (DeepL) HA (ChatGPT)
<i>loong kau</i> * * Cantonese für "gutter." (Kwan 2013: 9)	CS, inters enten tial	-----	EA	<i>longkau</i> ¹ ¹ Kantonesisch für »Gosse«. (Kwan 2019:14)	Loong Kaul 1 Kantonesisch für „Rinne“.	Loch-Kaul Kantonesisch für „Kanal“, „Gasse“.	TL-adjusted Retention	Fehler	Fehler	EA (HT) HA (DeepL) HA (ChatGPT)
the big royal suite (Kwan 2013: 10)	ECR	Sonstige	EA	die Suite (Kwan 2019: 14)	die große Royal Suite	die Royale Suite	Retention (Complete, Unmarked) + Omission	TL-adjusted Retention	TL-adjusted Retention + Omission	EA (HT) EA (DeepL) EA (ChatGPT)
Iranian	ECR	Speisen und	EA	iranischen	iranischer	iranischen	Direct	Direct	Direct	EA (HT)

beluga caviar (Kwan 2013: 10)		Getränke mit <i>embedded</i> ECR „Iranian“ (Sonstige)		Beluga (Kwan 2019:14)	Beluga	Beluga	Translation (Shifted) + Omission	Translation (Shifted) + Omission	Translation (Shifted) + Omission	EA (DeepL) EA (ChatGPT)
Minister of Trade and Investment (Kwan 2013: 10)	ECR	Berufsbezeichnun gen	AA	Handelsminister (Kwan 2019:15)	Minister für Handel und Investitionen	Handelsminister	Official Equivalent	Direct Translation (Shifted)	Official Equivalent	EA (HT) AA (DeepL) EA (ChatGPT)
Commonw ealth Day (Kwan 2013: 10)	ECR	Sonstige	HA	Commonwealth Day (Kwan 2019:15)	Commonwealth Day	Commonwealth Day	Retention (Complete, Unmarked)	Retention (Complete, Unmarked)	Retention (Complete, Unmarked)	HA (HT) HA (DeepL) HA (ChatGPT)
Surrey (Kwan 2013: 10)	ECR	Eigennamen (geografischer Name)	HA	Surrey (Kwan 2019:15)	Surrey	Surrey	Retention (Complete, Unmarked)	Retention (Complete, Unmarked)	Retention (Complete, Unmarked)	HA (HT) HA (DeepL) HA (ChatGPT)
grouse hunting (Kwan 2013: 10)	ECR, <i>multif unctional</i>	Sport; Sonstige	HA	Moorhuhn jagd (Kwan 2019:15)	Moorhuhn jagd	bejagt Grouse	Substitution (Cultural, TC ECR) + Direct Translation (Shifted)	Substitution (Cultural, TC ECR) + Direct Translation (Shifted)	Direct Translation (Shifted) + Retention (Complete, Unmarked)	HA (HT) HA (DeepL) HA (ChatGPT)
Scotland (Kwan 2013: 10)	ECR	Eigennamen (geografischer Name)	EA	Schottland (Kwan 2019:15)	Schottland	Schottland	TL-adjusted Retention; auch Official Equivalent	TL-adjusted Retention; auch Official Equivalent	TL-adjusted Retention; auch Official Equivalent	EA (HT) EA (DeepL) EA (ChatGPT)
Singapore embassy (Kwan 2013: 10)	ECR	Staat und Verwaltung mit <i>embedded</i> ECR „Singapore“ (Eigennamen (geografischer Name))	EA	Singapur Botschaft (Kwan 2019:15)	singapurischen Botschaft	Singapur- Botschaft	TL-adjusted Retention + Direct Translation (Shifted)	TL-adjusted Retention + Direct Translation (Shifted)	TL-adjusted Retention + Direct Translation (Shifted)	EA (HT) EA (DeepL) EA (ChatGPT)
Mayfair (Kwan	ECR	Eigennamen (geografischer	HA	Mayfair (Kwan 2019:15)	Mayfair	Mayfair	Retention (Complete,	Retention (Complete,	Retention (Complete,	HA (HT) HA

2013:11)	Name)						Unmarked)	Unmarked)	Unmarked)	(DeepL) HA (ChatGPT)
Bond Street (Kwan 2013:11)	ECR	Eigennamen (geografischer Name)	HA	Bond Street (Kwan 2019:15)	Bond Street	Bond Street	Retention (Complete, Unmarked)	Retention (Complete, Unmarked)	Retention (Complete, Unmarked)	HA (HT) HA (DeepL) HA (ChatGPT)
California (Kwan 2013:11)	ECR	Eigennamen (geografischer Name)	EA	Kalifornien (Kwan 2019:16)	Kalifornien	Kalifornien	TL-adjusted Retention; auch Official Equivalent	TL-adjusted Retention; auch Official Equivalent	TL-adjusted Retention; auch Official Equivalent	EA (HT) EA (DeepL) EA (ChatGPT)
Lord [Rupert Calthorpe- Cavendish- Gore] (Kwan 2013:11)	ECR	Sonstige	AA	Lord Rupert Calthorpe- Cavendish-Gore (Kwan 2019:16)	Lord Rupert Calthorpe- Cavendish-Gore	Lord Rupert Calthorpe- Cavendish-Gore	Retention (Complete, Unmarked)	Retention (Complete, Unmarked)	Retention (Complete, Unmarked)	AA (HT) AA (DeepL) AA (ChatGPT)
René Lalique (Kwan 2013:11)	ECR	Eigennamen (Personenname)	HA	René Lalique (Kwan 2019:16)	René Lalique	René Lalique	Retention (Complete, Unmarked)	Retention (Complete, Unmarked)	Retention (Complete, Unmarked)	HA (HT) HA (DeepL) HA (ChatGPT)
Lutyens (Kwan 2013:11)	ECR	Eigennamen (Personenname)	HA	Lutyens (Kwan 2019:16)	Lutyens	Lutyens	Retention (Complete, Unmarked)	Retention (Complete, Unmarked)	Retention (Complete, Unmarked)	HA (HT) HA (DeepL) HA (ChatGPT)
art nouveau flourishes (Kwan 2013:11)	ECR	Sonstige mit <i>embedded</i> ECR „art nouveau“ (Sonstige)	HA	Jugendstilele- menten (Kwan 2019:16)	Jugendstil- Verzierungen	Jugendstil	Substitution (Cultural, TC ECR) + Direct Translation (Shifted)	Substitution (Cultural, TC ECR) + Direct Translation (Shifted) + TL- adjusted Retention	Substitution (Cultural, TC ECR) + Omission	AA (HT) AA (DeepL) AA (ChatGPT)
m'lord (Kwan	ECR	Sonstige	AA	M'lord (Kwan 2019:16)	Mylord	M'lord	TL-adjusted Retention	TL-adjusted Retention	TL-adjusted Retention	AA (HT) AA

2013:12)										(DeepL) AA (ChatGPT)
Pebble Beach (Kwan 2013:12)	ECR	Eigennamen (geografischer Name)	HA	[nicht enthalten]	Pebble Beach	Pebble Beach	Omission	Retention (Complete, Unmarked)	Retention (Complete, Unmarked)	/ (HT) HA (DeepL) HA (ChatGPT)
bonefishing (Kwan 2013:12)	ECR	Sport	HA	Hochseeangeln (Kwan 2019: 17)	Bonefishing	Bonefishing	Substitution (Cultural, TC ECR)	Retention (Complete, Unmarked)	Retention (Complete, Unmarked)	EA (HT) HA (DeepL) HA (ChatGPT)
Eleuthera (Kwan 2013:12)	ECR	Eigennamen (geografischer Name)	HA	Eleuthera (Kwan 2019: 17)	Eleuthera	Eleuthera	Retention (Complete, Unmarked)	Retention (Complete, Unmarked)	Retention (Complete, Unmarked)	HA (HT) HA (DeepL) HA (ChatGPT)
Gothic pile (Kwan 2013:12)	ECR	Sonstige	AA	gotischen Schutthaufen (Kwan 2019: 17)	gotischen Bau	gotischen Schutthaufen	Direct Translation (Shifted)	Direct Translation (Shifted) + Generalization (Superordinate Term)	Direct Translation (Shifted)	AA (HT) AA (DeepL) AA (ChatGPT)
Long Bar (Kwan 2013:12)	ECR	Eigennamen (institutioneller Name)	AA	Long Bar (Kwan 2019: 17)	Long Bar	Long Bar	Retention (Complete, Unmarked)	Retention (Complete, Unmarked)	Retention (Complete, Unmarked)	AA (HT) AA (DeepL) AA (ChatGPT)
NEW YORK (Kwan 2013: 15)	ECR	Eigennamen (geografischer Name)	EA	NEW YORK (Kwan 2019: 21)	NEW YORK	NEW YORK	Retention (Complete, Marked)	Retention (Complete, Marked)	Retention (Complete, Marked)	EA (HT) EA (DeepL) EA (ChatGPT)
Tea & Sympathy (Kwan 2013: 15)	ECR	Eigennamen (institutioneller Name)	AA	Tea & Sympathy (Kwan 2019: 21)	Tea & Sympathy	Tea & Sympathy	Retention (Complete, Unmarked)	Retention (Complete, Unmarked)	Retention (Complete, Unmarked)	AA (HT) AA (DeepL) AA (ChatGPT)

Asia (Kwan 2013: 15)	ECR	Eigennamen (geografischer Name)	EA	Asien (Kwan 2019: 21)	Asien	Asien	TL-adjusted Retention; auch Official Equivalent	TL-adjusted Retention; auch Official Equivalent	TL-adjusted Retention; auch Official Equivalent	EA (HT) EA (DeepL) EA (ChatGPT)
clotted cream (Kwan 2013: 16)	ECR	Speisen und Getränke	EA	Rahm (Kwan 2019: 22)	Clotted Cream	Clotted Cream	Substitution (Cultural, TC ECR)	TL-adjusted Retention	TL-adjusted Retention	EA (HT) EA (DeepL) EA (ChatGPT)
scone (Kwan 2013: 16)	ECR	Speisen und Getränke	EA	Scone (Kwan 2019: 21)	Scone	Scone	Retention (Complete, Unmarked)	Retention (Complete, Unmarked)	Retention (Complete, Unmarked)	EA (HT) EA (DeepL) EA (ChatGPT)
Calvin Trillin (Kwan 2013: 16)	ECR	Eigennamen (Personenname)	HA	Calvin Trillin (Kwan 2019: 22)	Calvin Trillin	Calvin Trillin	Retention (Complete, Unmarked)	Retention (Complete, Unmarked)	Retention (Complete, Unmarked)	HA (HT) HA (DeepL) HA (ChatGPT)
<i>New Yorker</i> (Kwan 2013: 16)	ECR, <i>multif uncti onal</i>	Eigennamen (institutioneller Name), Unterhaltung	AA	<i>New Yorker</i> (Kwan 2019: 22)	New Yorker	New Yorker	Retention (Complete, Marked)	Retention (Complete, Unmarked)	Retention (Complete, Unmarked)	AA (HT) AA (DeepL) AA (ChatGPT)
Singapore street foods (Kwan 2013: 16)	ECR	Speisen und Getränke mit <i>embedded</i> ECR „Singapore“ (Eigennamen (geografischer Name))	AA	Street Food in Singapur (Kwan 2019: 22)	Street Food in Singapur	Singapurs Street Foods	Direct Translation (Shifted) + TL- adjusted Retention/Offic ial Equivalent	Direct Translation (Shifted) + TL- adjusted Retention/Offic ial Equivalent	TL-adjusted Retention + TL-adjusted Retention/Offic ial Equivalent	AA (HT) AA (DeepL) AA (ChatGPT)
Pulau Club* * Singapore's most prestigious country	ECR	Eigennamen (institutioneller Name)	EA	Pulau Club ¹ ¹ Der renommierteste Country Club Singapurs (eher wird man zum Ritter geschlagen,	Pulau Club* * Singapurs renommiertester Country Club (dessen Mitgliedschaft praktisch	Pulau Club* * Singapurs prestigeträchtigte r Country Club – eine Mitgliedschaft dort ist schwerer	Retention (Complete, Unmarked)	Retention (Complete, Unmarked)	Retention (Complete, Unmarked)	EA (HT) EA (DeepL) EA (ChatGPT)

club (with membership practically harder to obtain than a knighthood) . (Kwan 2013: 17) knighthood (Kwan 2013: 17)	als dort Mitglied zu werden). (Kwan 2019: 23) schwieriger zu erlangen ist als ein Ritterschlag. zu bekommen als einen Ritterschlag.									
	ECR	Sonstige	AA	zum Ritter geschlagen (Kwan 2019: 23, Fußnote)	ein Ritterschlag	einen Ritterschlag	Direct Translation (Shifted)	Direct Translation (Shifted)	Direct Translation (Shifted)	AA (HT) AA (DeepL) AA (ChatGPT)
Oxford (Kwan 2013: 17)	ECR	Eigennamen (institutioneller Name)	AA	Oxford (Kwan 2019: 23)	Oxford	Oxford	Retention (Complete, Unmarked)	Retention (Complete, Unmarked)	Retention (Complete, Unmarked)	AA (HT) AA (DeepL) AA (ChatGPT)
This one you can <i>cheong</i> ! (Kwan 2013: 17)	CS, intras ential	-----	EA	<i>Coeng</i> ihn dir! (Kwan 2019: 23)	Den kannst du heiraten!	Bei dem hier darfst du <i>cheong</i> !	TL-adjusted Retention + Direct Translation (Shifted)	Substitution (Situational)	Retention (Complete, Unmarked) + Direct Translation (Shifted)	EA (HT) EA (DeepL) HA (ChatGPT)
regulation Indian barbershop haircuts (Kwan 2013: 17)	ECR	Sonstige mit <i>embedded</i> ECR „Indian“ (Sonstige)	HA	Standardhaarschnitt vom indischen Friseur (Kwan 2019: 23)	einheitlichen indischen Friseur-Schnitt-Frisuren	gleichförmigen Barbershop-Schnitten	Direct Translation (Shifted)	Direct Translation (Shifted)	Direct Translation (Shifted) + Omission	HA (HT) HA (DeepL) HA (ChatGPT)
Cantonese pop-idol features (Kwan 2013: 17)	ECR	Sonstige mit <i>embedded</i> ECR „Cantonese“ (Sonstige)	HA	markanten Gesichtszüge eines kantonesischen Popstars (Kwan 2019: 24)	kantige kantonesische Pop-Idol-Züge	markante kantonesische Popstar-Züge	Direct Translation (Shifted) + Specification (Addition)	Direct Translation (Shifted)	Direct Translation (Shifted)	HA (HT) HA (DeepL) HA (ChatGPT)
sticky	ECR	Speisen und	AA	Sticky Toffee	Sticky Toffee	Sticky Toffee	Retention	Retention	Retention	AA (HT)

toffee pudding (Kwan 2013: 18)		Getränke		Pudding (Kwan 2019: 24)	Pudding	Pudding	(Complete, Unmarked)	(Complete, Unmarked)	(Complete, Unmarked)	AA (DeepL) AA (ChatGPT)
Atherton, California (Kwan 2013: 18)	ECR	Eigennamen (geografischer Name) mit <i>embedded</i> ECR „California“ (Eigennamen (geografischer Name))	AA	kalifornischen Atherton (Kwan 2019: 24)	Atherton, Kalifornien	Atherton, Kalifornien	Retention (Complete, Unmarked) + Direct Translation (Shifted) + TL- adjusted Retention	Retention (Complete, Unmarked) + TL-adjusted Retention; auch Official Equivalent	Retention (Complete, Unmarked) + TL-adjusted Retention; auch Official Equivalent	AA (HT) AA (DeepL) AA (ChatGPT)
ABC* * American- born Chinese. (Kwan 2013: 18)	ECR	Sonstige mit <i>embedded</i> ECR „American“ (Sonstige)	EA	ABC ¹ ¹ Abkürzung für Nachfahren chinesischer Einwanderer, die in den USA geboren wurden (<i>American-born Chinese</i>). (Kwan 2019: 24)	ABC t Amerikanischstä mmige Chinesen.	ABC [...].t t ABC: „American-born Chinese“, in Amerika geborener Chinesen.	Retention (Complete, Unmarked)	Retention (Complete, Unmarked)	Retention (Complete, Unmarked)	EA (HT) HA (DeepL) AA (ChatGPT)
Greenwich Avenue (Kwan 2013: 18)	ECR	Eigennamen (geografischer Name)	HA	Greenwich Avenue (Kwan 2019: 25)	Greenwich Avenue	Greenwich Avenue	Retention (Complete, Unmarked)	Retention (Complete, Unmarked)	Retention (Complete, Unmarked)	HA (HT) HA (DeepL) HA (ChatGPT)
Malaysia (Kwan 2013: 19)	ECR	Eigennamen (geografischer Name)	AA	Malaysia (Kwan 2019: 25)	Malaysia	Malaysia	Retention (Complete, Unmarked)	Retention (Complete, Unmarked)	Retention (Complete, Unmarked)	AA (HT) AA (DeepL) AA (ChatGPT)
Cambodia (Kwan 2013: 19)	ECR	Eigennamen (geografischer Name)	AA	Kambodscha (Kwan 2019: 25)	Kambodscha	Kambodscha	TL-adjusted Retention; auch Official Equivalent	TL-adjusted Retention; auch Official Equivalent	TL-adjusted Retention; auch Official Equivalent	AA (HT) AA (DeepL) AA (ChatGPT)
Indonesia (Kwan	ECR	Eigennamen (geografischer	AA	Indonesien (Kwan 2019:	Indonesien	Indonesien	TL-adjusted Retention; auch	TL-adjusted Retention; auch	TL-adjusted Retention; auch	AA (HT) AA

2013: 19)	Name) 25)						Official Equivalent	Official Equivalent	Official Equivalent	(DeepL) AA (ChatGPT)
Chengdu (Kwan 2013: 19)	ECR	Eigennamen (geografischer Name)	HA	Chengdu (Kwan 2019: 25)	Chengdu	Chengdu	Retention (Complete, Unmarked)	Retention (Complete, Unmarked)	Retention (Complete, Unmarked)	HA (HT) HA (DeepL) HA (ChatGPT)
Malay Peninsula (Kwan 2013: 19)	ECR	Eigennamen (geografischer Name)	AA	malaiischen Halbinsel (Kwan 2019: 25)	malaiischen Halbinsel	malaiischen Halbinsel	Direct Translation (Shifted); TL- adjusted Retention	Direct Translation (Shifted); TL- adjusted Retention	Direct Translation (Shifted); TL- adjusted Retention	AA (HT) AA (DeepL) AA (ChatGPT)
British colonial backwater (Kwan 2013: 19)	ECR	Sonstige mit <i>embedded</i> ECR „British“ (Sonstige)	AA	verschlafenen britischen Kolonialnest (Kwan 2019: 25)	britischen Kolonialnest	britischen Kolonialkaff	Direct Translation (Shifted) + Specification (Addition)	Direct Translation (Shifted)	Direct Translation (Shifted)	AA (HT) AA (DeepL) AA (ChatGPT)
Assam (Kwan 2013: 19)	ECR	Eigennamen (geografischer Name)	HA	Assams (Kwan 2019: 26)	Assam	Assams	TL-adjusted Retention	Retention (Complete, Unmarked)	TL-adjusted Retention	HA (HT) HA (DeepL) HA (ChatGPT)
Parsons School of Design (Kwan 2013: 20)	ECR	Eigennamen (institutioneller Name)	HA	Parsons School of Design (Kwan 2019: 26)	Parsons School of Design	Parsons School of Design	Retention (Complete, Unmarked)	Retention (Complete, Unmarked)	Retention (Complete, Unmarked)	HA (HT) HA (DeepL) HA (ChatGPT)
Sir [Benedict Ma] (Kwan 2013: 20)	ECR	Sonstige	AA	Sir Benedict Ma (Kwan 2019: 26)	Sir Benedict Ma	Sir Benedict Ma	Retention (Complete, Unmarked)	Retention (Complete, Unmarked)	Retention (Complete, Unmarked)	AA (HT) AA (DeepL) AA (ChatGPT)
Robert "Sugar King" Kwek (Kwan 2013: 20)	ECR	Eigennamen (Personenname)	AA	»Zuckerkönigs« Robert Kwek (Kwan 2019: 27)	Robert „Sugar King“ Kwek	Robert „Sugar King“ Kwek	Direct Translation (Shifted) + Retention (Complete, Unmarked)	Retention (Complete, Marked)	Retention (Complete, Marked)	AA (HT) AA (DeepL) AA (ChatGPT)

Shanghai (Kwan 2013: 20)	ECR	Eigennamen (geografischer Name)	EA	Schanghai (Kwan 2019: 27)	Shanghai	Shanghai	TL-adjusted Retention; auch Official Equivalent	Retention (Complete, Unmarked)	Retention (Complete, Unmarked)	EA (HT) EA (DeepL) EA (ChatGPT)
Hutchison Whampoa (Kwan 2013: 20)	ECR	Eigennamen (institutioneller Name)	HA	Hutchison Whampoa (Kwan 2019: 27)	Hutchison Whampoa	Hutchison Whampoa	Retention (Complete, Unmarked)	Retention (Complete, Unmarked)	Retention (Complete, Unmarked)	HA (HT) HA (DeepL) HA (ChatGPT)
Liang Finance Group (Kwan 2013: 20)	ECR	Eigennamen (institutioneller Name)	HA	Liang Finance Group (Kwan 2019: 27)	Liang Finance Group	Liang Finance Group	Retention (Complete, Unmarked)	Retention (Complete, Unmarked)	Retention (Complete, Unmarked)	HA (HT) HA (DeepL) HA (ChatGPT)
Royal Mansour (Kwan 2013: 20)	ECR	Eigennamen (institutioneller Name)	HA	Royal Mansour (Kwan 2019: 27)	Royal Mansour	Royal Mansour	Retention (Complete, Unmarked)	Retention (Complete, Unmarked)	Retention (Complete, Unmarked)	HA (HT) HA (DeepL) HA (ChatGPT)
Marrakech (Kwan 2013: 20)	ECR	Eigennamen (geografischer Name)	AA	Marrakesch (Kwan 2019: 27)	Marrakesch	Marrakesch	TL-adjusted Retention; auch Official Equivalent	TL-adjusted Retention; auch Official Equivalent	TL-adjusted Retention; auch Official Equivalent	AA (HT) AA (DeepL) AA (ChatGPT)
Miss Taiwan 1979 (Kwan 2013: 20)	ECR	Unterhaltung mit <i>embedded</i> ECR „Taiwan“ (Eigennamen (geografischer Name))	AA	Miss Taiwan 1979 (Kwan 2019: 27)	Miss Taiwan 1979	Miss Taiwan 1979	Retention (Complete, Unmarked)	Retention (Complete, Unmarked)	Retention (Complete, Unmarked)	AA (HT) AA (DeepL) AA (ChatGPT)
levantine networks (Kwan 2013: 21)	ECR	Sonstige	HA	Buschfunk (Kwan 2019: 27)	levantinischen Netzwerke	hochherrschaftli chen Netzwerken	Substitution (Situational)	Direct Translation (Shifted)	Substitution (Situational)	EA (HT) HA (DeepL) AA (ChatGPT)
Asian jet set (Kwan	ECR	Sonstige mit <i>embedded</i> ECR „Asian“	AA	asiatischen Jetsets (Kwan 2019:	asiatischen Jet- Set-Szene	asiatischen Jetsets	Direct Translation (Shifted) + TL-	Direct Translation (Shifted) + TL-	Direct Translation (Shifted) + TL-	AA (HT) AA (DeepL)

2013: 21)	(Sonstige)		27)				adjusted Retention	adjusted Retention + Specification (Addition)	adjusted Retention	AA (ChatGPT)
<i>Dato</i> * * A highly regarded honorific title in Malaysia (similar to a British knighthood) conferred by a hereditary royal ruler of one of the nine Malay states. The title is often used by Malay royals to reward powerful businessmen, politicians, and philanthropists in Malaysia, Singapore, and Indonesia, and some people spend decades sucking up	ECR	Sonstige	EA	Dato' ¹ ¹ Ein hoch angesehener Ehrentitel in Malaysia (ähnlich dem britischen Ritterschlag), der von einem der Erbmonarchen der neun sogenannten malaischen Staten verliehen wird. Meistens werden mächtige Geschäft-leute, Politiker und Philanthropen aus Malaysia, Singapur oder Indonesien damit geehrt, und manche Leute kriechen jahrzehntelang in irgendwelche Hintern, um diesen Titel zu erhalten. Die Frau eines Dato' heißt Datin. (Kwan 2019: 28)	Dato'* * Ein hoch angesehener Ehrentitel in Malaysia (ähnlich einem britischen Ritterorden), der von einem erblichen König eines der neun malaiischen Staaten verliehen wird. Der Titel wird oft von malaiischen Königshäusern verwendet, um mächtige Geschäftsleute, Politiker und Philanthropen in Malaysia, Singapur und Indonesien zu belohnen, und manche Menschen verbringen Jahrzehnte damit, sich einzuschmeicheln, nur um diesen Titel zu erhalten. Die Frau eines Dato' wird Datin genannt.	Dato'* • Ein hoher malaiischer Ehrentitel, vergleichbar mit einem britischen Ritterschlag, verliehen von einem der neun mälaischen Fürsten; die Gattin heißt Datin.	Retention (Complete, Unmarked)	Retention (Complete, Unmarked)	Retention (Complete, Unmarked)	EA (HT) EA (DeepL) AA (ChatGPT)

just to get the title.
The wife of a *dato* ' is called a *datin*.

(Kwan 2013: 22)

Loong Ha Bank
(Kwan 2013: 22)

Datin
(Kwan 2013: 22)

Kheam Hock Road
(Kwan 2013: 22)

"Star Trek House"
(Kwan 2013: 22)

Taj Mahal
(Kwan 2013: 23)

amahs
(Kwan 2013: 23)

ECR	Eigennamen (institutioneller Name)	HA	Loong-Ha-Bank (Kwan 2019: 28)	Loong Ha Bank	Loong Ha Bank	TL-adjusted Retention	Retention (Complete, Unmarked)	Retention (Complete, Unmarked)	HA (HT) HA (DeepL) HA (ChatGPT)
ECR	Sonstige	EA	Datin (Kwan 2019: 28)	Datin	Datin	Retention (Complete, Unmarked)	Retention (Complete, Unmarked)	Retention (Complete, Unmarked)	EA (HT) EA (DeepL) EA (ChatGPT)
ECR	Eigennamen (geografischer Name)	HA	Kheam Hock Road (Kwan 2019: 28)	Kheam Hock Road	Kheam Hock Road	Retention (Complete, Unmarked)	Retention (Complete, Unmarked)	Retention (Complete, Unmarked)	HA (HT) HA (DeepL) HA (ChatGPT)
ECR	Sonstige mit <i>embedded, multifunctional</i> ECR „Star Trek“ (Eigennamen (institutioneller Name), Unterhaltung)	AA	Star-Trek-Haus (Kwan 2019: 28)	„Star Trek House“	„Star-Trek-Haus“	TL-adjusted Retention	Retention (Complete, Unmarked)	TL-adjusted Retention	AA (HT) AA (DeepL) AA (ChatGPT)
ECR	Eigennamen (institutioneller Name)	AA	Taj Mahal (Kwan 2019: 29)	Taj Mahal	Taj Mahal	Retention (Complete, Unmarked)	Retention (Complete, Unmarked)	Retention (Complete, Unmarked)	AA (HT) AA (DeepL) AA (ChatGPT)
ECR, <i>multifuncti</i>	Berufsbezeichnungen / Sonstige	HA	amahs ¹ ¹ Diese »schwarz-weißen <i>amahs</i> «, eine	Amahs	Amahs	Retention (Complete, Unmarked) +	TL-adjusted Retention	TL-adjusted Retention	EA (HT) HA (DeepL)

onal			Bevölkerungsgruppe, die man heutzutage nur noch selten in Singapur antrifft, sind professionelle Hausangestellte aus China. Sie waren für gewöhnlich Frauen, die freiwillig ein Keuschheitsgelübde abgelegt hatten und unverheiratet blieben, um ein Leben lang für die Familien ihres Dienstherrn zu sorgen. (Meist waren sie auch diejenigen, die sich um die Kinder kümmerten.) Die Uniform aus weißer Bluse und schwarzer Hose war ihr Erkennungszeichen, das lange Haar trugen sie stets zu einem strengen Knoten im Nacken gebunden.	Specification (Footnote)			HA (ChatGPT)		
ECR	Sonstige mit <i>embedded</i> ,	EA	Huanghuali-Bett ¹ aus der	Bett aus Huanghuali-	Qing-Dynastie–Huanghuali†-	TL-adjusted Retention +	Direct Translation	Direct Translation	EA (HT) HA

(Kwan 2019: 29)

<i>Huanghual</i> <i>i</i>* bed * Literally "yellow flowering pear," an exceedingly rare type of rosewood now virtually extinct. In recent decades, <i>Huanghuali</i> furniture has become highly sought after by discerning collectors. After all, it goes so well with mid- century modern. (Kwan 2013: 23) Serangoon Road (Kwan 2013: 24)	<i>multifunctional</i> ECR „Qing dynasty“ (Eigennamen, Sonstige) und <i>embedded</i> ECR „Huanghuali“ (Sonstige)			Qing-Dynastie ¹ Wörtlich »gelb blühender Birnbäum«, eine sehr seltene Rosenholzart, die mittlerweile fast ausgestorben ist. Seit einigen Jahren sind Huanghuali- Möbel bei Sammlern wieder sehr beliebt. Sie passen aber auch wirklich fantastisch zu Mid-century- modern-Möbeln. (Kwan 2019: 30)	Holz aus der Qing-Dynastie t Wörtlich „gelb blühende Birne“, eine äußerst seltene Rosenholzart, die heute fast ausgestorben ist. In den letzten Jahrzehnten sind Möbel aus Huanghuali bei anspruchsvollen Sammlern sehr begehrt. Schließlich passt es so gut zum Mid-Century- Modern-Stil.	Bett † Huanghuali: wörtlich „gelb blühende Birne“, eine nahezu ausgestorbene Rosenholzart, deren Möbel heute zu Höchstpreisen gehandelt werden.	Direct Translation (Shifted)	(Shifted) + Specification + TL-adjusted Retention	(Shifted) + TL- adjusted Retention	(DeepL) EA (ChatGPT)
	ECR	Eigennamen (geografischer Name)	HA	Serangoon Road (Kwan 2019: 30)	Serangoon Road	Serangoon Road	Retention (Complete, Unmarked)	Retention (Complete, Unmarked)	Retention (Complete, Unmarked)	HA (HT) HA (DeepL) HA (ChatGPT)
1 Timothy (Kwan 2013: 24)	ECR, <i>multifunctional</i>	Literatur/Sonstige	HA	Timotheus (Kwan 2019: 30)	1. Timotheus	ersten Timotheusbrief	TL-adjusted Retention	TL-adjusted Retention	TL-adjusted Retention + Specification (Addition)	HA (HT) AA (DeepL) AA (ChatGPT)
King James	ECR	Literatur mit <i>embedded</i> ECR	AA	King-James- Bibel	King-James- Bibel	King-James- Bibel	TL-adjusted Retention	TL-adjusted Retention	TL-adjusted Retention	AA (HT) AA

Bible (Kwan 2013: 24)		„King James“ (Eigennamen (Personennamen))		(Kwan 2019: 30)						(DeepL) AA (ChatGPT)
New American Standard [Bible] (Kwan 2013: 24)	ECR	Literatur mit <i>embedded</i> ECR „American“ (Sonstige)	AA	New-American-Standard-Bibel (Kwan 2019: 33)	New American Standard-Ausgabe	New American Standard-Version	TL-adjusted Retention + Specification (Completion)	TL-adjusted Retention + Substitution	TL-adjusted Retention + Substitution (Situational)	AA (HT) AA (DeepL) AA (ChatGPT)
ivory chopsticks (Kwan 2013: 24)	ECR	Sonstige	AA	Elfenbeinstäbchen (Kwan 2019: 33)	elfenbeinfarbene n Essstäbchen	Elfenbein-Chopsticks	Direct Translation (Shifted)	Direct Translation (Shifted) + Specification (Addition)	TL-adjusted Retention + Direct Translation (Shifted)	AA (HT) AA (DeepL) AA (ChatGPT)
<i>Singapore Tattle</i> (Kwan 2013: 24)	ECR, <i>multifunctional</i>	Eigennamen (institutioneller Name), Unterhaltung mit <i>embedded</i> ECR „Singapore“ (Eigennamen (geografischer Name))	HA	<i>Singapore Tattle</i> (Kwan 2019: 31)	Singapore Tattle	Singapore Tattle	Retention (Complete, Marked)	Retention (Complete, Unmarked)	Retention (Complete, Unmarked)	HA (HT) HA (DeepL) HA (ChatGPT)
Shaw Foods (Kwan 2013: 24)	ECR	Eigennamen (institutioneller Name)	HA	Shaw-Foods (Kwan 2019: 31)	Shaw Foods	Shaw Foods	TL-adjusted Retention	Retention (Complete, Unmarked)	Retention (Complete, Unmarked)	HA (HT) HA (DeepL) HA (ChatGPT)
"Soirées" section (Kwan 2013: 24)	ECR	Sonstige	HA	Society-Rubrik (Kwan 2019: 31)	Rubrik „Soirees“	Rubrik „Soirees“	Substitution (Cultural, TC ECR)	Direct Translation (Shifted) + Retention (Complete, Marked)	Direct Translation (Shifted) + Retention (Complete, Marked)	HA (HT) HA (DeepL) HA (ChatGPT)
Kabuki-esque makeup (Kwan 2013: 24)	ECR	Sonstige mit <i>embedded</i> ECR „Kabuki“ (Unterhaltung)	HA	an Kabuki-Theatererinnernden Make-up (Kwan 2019: 31)	Kabuki-ähnlichen Make-up	kabuki-haft geschminktem Gesicht	Specification (Addition) + TL-adjusted Retention + Direct	Direct Translation (Shifted)	Direct Translation (Shifted) + Generalization (Paraphrase)	HA (HT) HA (DeepL) HA (ChatGPT)

	31)						Translation (Shifted)			
Christian Helpers (Kwan 2013: 24)	ECR	Eigennamen (institutioneller Name)	HA	Christian Helpers (Kwan 2019: 31)	Christian Helpers	Christian-Helpers	Retention (Complete, Unmarked)	Retention (Complete, Unmarked)	TL-adjusted Retention	HA (HT) HA (DeepL) HA (ChatGPT)
"classic Shanghai songstress looks" (Kwan 2013: 25)	ECR	Sonstige mit <i>embedded</i> ECR „Shanghai“ (Sonstige)	HA	»zeitlosen Look im Stil der klassischen Schanghai Sängerrinnen« (Kwan 2019: 31)	„klassisches Aussehen einer Shanghai Sängerrin“	„klassisch-shanghai Sängerrinnen-Anmut“	Direct Translation (Shifted) + TL-adjusted Retention	Direct Translation (Shifted) + TL-adjusted Retention	Direct Translation (Shifted) + TL-adjusted Retention	HA (HT) HA (DeepL) HA (ChatGPT)
born-again Christian (Kwan 2013: 25)	ECR	Sonstige	HA	wiedergeborene Christin (Kwan 2019: 31)	wiedergeborene Christin	wiedergeborene Christin	Direct Translation (Shifted)	Direct Translation (Shifted)	Direct Translation (Shifted)	HA (HT) HA (DeepL) HA (ChatGPT)
Mother Teresa (Kwan 2013: 25)	ECR	Eigennamen (Personenname)	EA	Mutter Teresa (Kwan 2019: 31)	Mutter Teresa	Mutter Teresa	Direct Translation (Shifted); auch Official Equivalent	Direct Translation (Shifted); auch Official Equivalent	Direct Translation (Shifted); auch Official Equivalent	EA (HT) EA (DeepL) EA (ChatGPT)
Mediterranean cruise (Kwan 2013: 25)	ECR	Eigennamen (geografischer Name)	AA	Mittelmeerkreuzfahrt (Kwan 2019: 32)	Mittelmeerkreuzfahrt	Mittelmeerkreuzfahrt	Direct Translation (Shifted)	Direct Translation (Shifted)	Direct Translation (Shifted)	EA (HT) EA (DeepL) EA (ChatGPT)
all-you-can-eat buffets (Kwan 2013: 25)	ECR	Speisen und Getränke	AA	Lieber den Magen verrenkt, als dem Wirt was geschenkt. (Kwan 2019: 32)	All-you-can-eat-Buffets	All-you-can-eat-Kram	Substitution (Cultural, TC ECR)	TL-adjusted Retention	TL-adjusted Retention + Generalization (Superordinate Term)	AA (HT) AA (DeepL) AA (ChatGPT)
Mainland Chinese (Kwan 2013: 26)	ECR	Sonstige	AA	Festlandchinesin (Kwan 2019: 33)	Festlandchina	Festlandchina	Direct Translation (Shifted) + Specification	Direct Translation (Shifted)	Direct Translation (Shifted)	AA (HT) AA (DeepL) AA

Suzhou (Kwan 2013: 26)	ECR	Eigennamen (geografischer Name)	HA	Suzhou (Kwan 2019: 33)	Suzhou	[nicht enthalten]	(Addition) Retention (Complete, Unmarked)	Retention (Complete, Unmarked)	Omission	(ChatGPT) HA (HT) HA (DeepL) / (ChatGPT)
Burma (Kwan 2013: 26)	ECR	Eigennamen (geografischer Name)	AA	Burma (Kwan 2019: 33)	Burma	[nicht enthalten]	Retention (Complete, Unmarked)	Retention (Complete, Unmarked)	Omission	AA (HT) AA (DeepL) / (ChatGPT)
Myanmar (Kwan 2013: 27)	ECR	Eigennamen (geografischer Name)	AA	Myanmar (Kwan 2019: 33)	Myanmar	[nicht enthalten]	Retention (Complete, Unmarked)	Retention (Complete, Unmarked)	Omission	AA (HT) AA (DeepL) / (ChatGPT)
Harry Winston (Kwan 2013: 27)	ECR	Eigennamen (Markenname)	HA	Harry Winston (Kwan 2019: 33)	Harry Winston	[nicht enthalten]	Retention (Complete, Unmarked)	Retention (Complete, Unmarked)	Omission	HA (HT) HA (DeepL) / (ChatGPT)
Old Lady's (Kwan 2013: 27)	ECR	Sonstige	HA	Alten Dame (Kwan 2019: 34)	Old Lady	[nicht enthalten]	Direct Translation (Shifted)	Retention (Complete, Unmarked)	Omission	HA (HT) HA (DeepL) / (ChatGPT)
<i>ta pah kay</i> * * Malay for "not accurate." (Kwan 2013: 28)	CS, intras enten tial	-----	EA	<i>ta pah kay</i> ¹ ¹ Malaiisch für »falsch«. (Kwan 2019: 35)	<i>ta pah kay</i> i Malaiisch für „nicht genau“.	[nicht enthalten] i Malay für „nicht akkurat“.	Retention (Complete, Unmarked)	Retention (Complete, Unmarked)	Omission	EA (HT) HA (DeepL) / (ChatGPT)
Taiwan (Kwan 2013: 28)	ECR	Eigennamen (geografischer Name)	EA	Taiwan (Kwan 2019: 35)	Taiwan	[nicht enthalten]	Retention (Complete, Unmarked)	Retention (Complete, Unmarked)	Omission	EA (HT) EA (DeepL) / (ChatGPT)
Taiwanese	ECR	Sonstige mit	EA	taiwanesischer	taiwanesischen	[nicht enthalten]	Direct	Direct	Omission	EA (HT)

tornadoes (Kwan 2013: 28)		<i>embedded</i> ECR „Taiwanese“ (Sonstige)		Tornado (Kwan 2019: 35)	Tornados		Translation (Shifted)	Translation (Shifted)		EA (DeepL) / (ChatGPT)
lounge singer (Kwan 2013: 28)	ECR	Unterhaltung	AA	Barsängerin (Kwan 2019: 35)	Lounge- Sängerin	[nicht enthalten]	Substitution (Cultural, TC ECR)	TL-adjusted Retention + Direct Translation (Shifted)	Omission	EA (HT) AA (DeepL) / (ChatGPT)
Taipei (Kwan 2013: 28)	ECR	Eigennamen (geografischer Name)	EA	Taipeh (Kwan 2019: 35)	Taipeh	[nicht enthalten]	TL-adjusted Retention; auch Official Equivalent	TL-adjusted Retention; auch Official Equivalent	Omission	EA (HT) EA (DeepL) / (ChatGPT)
Jesus time (Kwan 2013: 28)	ECR	Sonstige mit <i>embedded</i> ECR „Jesus“ (Eigennamen (Personennamen))	AA	Jesusrunde (Kwan 2019: 35)	mit Jesus	Jesus-Time	Direct Translation (Shifted) + Generalization (Superordinate Term)	Direct Translation (Shifted) + Generalization (Paraphrase)	TL-adjusted Retention	AA (HT) AA (DeepL) AA (ChatGPT)
Hennessy (Kwan 2013: 28)	ECR	Eigennamen (Markenname)	HA	Hennessy (Kwan 2019: 35)	Hennessy	Hennessy	Retention (Complete, Unmarked)	Retention (Complete, Unmarked)	Retention (Complete, Unmarked)	HA (HT) HA (DeepL) HA (ChatGPT)
<i>Sina Land</i> (Kwan 2013: 29)	ECR	Eigennamen (institutioneller Name)	HA	Sina Land (Kwan 2019: 36)	Sina Land	Sina Land	Retention (Complete, Unmarked)	Retention (Complete, Unmarked)	Retention (Complete, Unmarked)	HA (HT) HA (DeepL) HA (ChatGPT)
<i>toh tuew</i> (Kwan 2013: 29)	CS, intras enten tial	-----	EA	<i>toh tuew</i> (Kwan 2019: 36)	ist am Ende	toh tuew	Retention (Complete, Unmarked)	Direct Translation (Shifted) + Generalization (Paraphrase)	Retention (Complete, Unmarked)	EA (HT) EA (DeepL) EA (ChatGPT)
Xinjiang (Kwan 2013: 29)	ECR	Eigennamen (geografischer Name)	HA	Xinjiang (Kwan 2019: 36)	Xinjiang	Xinjiang	Retention (Complete, Unmarked)	Retention (Complete, Unmarked)	Retention (Complete, Unmarked)	HA (HT) HA (DeepL) HA

Cohiba (Kwan 2013: 29)	ECR	Eigennamen (Markenname)	HA	Cohiba (Kwan 2019: 36)	Cohiba	Cohiba	Retention (Complete, Unmarked)	Retention (Complete, Unmarked)	Retention (Complete, Unmarked)	(ChatGPT) HA (HT) HA (DeepL) HA (ChatGPT)
<i>gone case</i> (Kwan 2013: 30)	CS, intras enten tial	-----	HA	das Ding gelaufen ist (Kwan 2019: 37)	es vorbei ist	[nicht enthalten]	Substitution (Cultural, TC ECR)	Substitution (Cultural, TC ECR)	Omission	EA (HT) EA (DeepL) / (ChatGPT)
<i>Sum toong, ah!*</i> * Cantonese for "my heart aches." (Kwan 2013: 30)	CS, inters enten tial	-----	EA	<i>Sam tung, ah!</i> ¹ ¹ Kantonesisch für »Mein Herz tut weh!«. (Kwan 2019: 37)	Sum toong, ah!§ § Kantonesisch für „mein Herz schmerzt“.	Sum toong, ah!§ § Kantonesisch für „mein Herz schmerzt“.	TL-adjusted Retention	Retention (Complete, Unmarked)	Retention (Complete, Unmarked)	EA (HT) EA (DeepL) EA (ChatGPT)
<i>Oh Jesus, our personal lord and savior, blessed be your name.</i> (Kwan 2013: 30)	ECR	Sonstige mit <i>embedded</i> ECRs „Jesus“ (Eigennamen (Personennamen)) und „lord and savior“ (Sonstige)	AA	O Herr, unser Heiland, gesegnet sei dein Name. (Kwan 2019: 37)	Oh Jesus, unser persönlicher Herr und Erlöser, gepriesen sei dein Name.	Oh Jesus, unser persönlicher Herr und Erlöser, gepriesen sei dein Name.	Direct Translation (Shifted) + Omission	Direct Translation (Shifted)	Direct Translation (Shifted)	AA (HT) AA (DeepL) AA (ChatGPT)
<i>Lord Jesus</i> (Kwan 2013: 30)	ECR	Sonstige mit <i>embedded</i> ECR „Jesus“ (Eigennamen (Personennamen))	AA	Herr (Kwan 2019: 37)	Herr Jesus	[nicht enthalten]	Direct Translation (Shifted) + Omission	Direct Translation (Shifted)	Direct Translation (Shifted) + Omission	AA (HT) AA (DeepL) / (ChatGPT)
<i>holy word</i> (Kwan 2013: 30)	ECR	Sonstige	AA	heiligen Wortes (Kwan 2019: 37)	heiligen Wortes	mächtige Wort	Direct Translation (Shifted)	Direct Translation (Shifted)	Direct Translation (Shifted) + Substitution (Situational)	AA (HT) AA (DeepL) AA (ChatGPT)
<i>Sister</i>	ECR	Sonstige	AA	Schwestern	Schwestern	Schwester	Direct	Direct	Direct	AA (HT)

(Kwan 2013: 30)	(Kwan 2019: 37)						Translation (Shifted) + Specification (Addition - Plural)	Translation (Shifted) + Specification (Addition - Plural)	Translation (Shifted)	AA (DeepL) AA (ChatGPT)
<i>Please God</i> (Kwan 2013: 30)	ECR	Sonstige	EA	Bitte, lieber Gott (Kwan 2019: 38)	Bitte Gott	Um Himmels willen, Gott	Direct Translation (Shifted) + Specification (Addition)	Direct Translation (Shifted)	Specification (Addition) + Direct Translation (Shifted)	EA (HT) EA (DeepL) EA (ChatGPT)
Cupertino (Kwan 2013: 31)	ECR	Eigennamen (geografischer Name)	HA	Cupertino, Kalifornien (Kwan 2019: 39)	Cupertino	Cupertino	Retention (Complete, Unmarked) + Specification (Addition)	Retention (Complete, Unmarked)	Retention (Complete, Unmarked)	HA (HT) HA (DeepL) HA (ChatGPT)
Laurel Glen Drive (Kwan 2013: 31)	ECR	Eigennamen (geografischer Name)	HA	Laurel Glen Drive (Kwan 2019: 39)	Laurel Glen Drive	Laurel Glen Drive	Retention (Complete, Unmarked)	Retention (Complete, Unmarked)	Retention (Complete, Unmarked)	HA (HT) HA (DeepL) HA (ChatGPT)
Mandarin (Kwan 2013: 31)	ECR	Sonstige	EA	Mandarin-Chinesisch (Kwan 2019: 39)	Mandarin	Mandarin	Specification (Addition)	Retention (Complete, Unmarked)	Retention (Complete, Unmarked)	EA (HT) EA (DeepL) EA (ChatGPT)
Los Altos (Kwan 2013: 31)	ECR	Eigennamen (geografischer Name)	HA	Los Altos (Kwan 2019: 39)	Los Altos	Los Altos	Retention (Complete, Unmarked)	Retention (Complete, Unmarked)	Retention (Complete, Unmarked)	HA (HT) HA (DeepL) HA (ChatGPT)
Realtor of the Year (Kwan 2013: 31)	ECR	Berufsbezeichnungen	AA	Maklerin des Jahres (Kwan 2019: 39)	Immobilienmaklerin des Jahres	Maklerin des Jahres	Direct Translation (Shifted)	Direct Translation (Shifted) + Specification (Addition)	Direct Translation (Shifted)	AA (HT) AA (DeepL) AA (ChatGPT)
Hiyah (Kwan 2013: 32)	CS, tag-switching	-----	HA	Aiya (Kwan 2019: 40)	Hiyah	Hiyah	TL-adjusted Retention	Retention (Complete, Unmarked)	Retention (Complete, Unmarked)	HA (HT) HA (DeepL) HA

Thanksgiving (Kwan 2013: 32)	ECR	Sonstige	AA	Thanksgiving (Kwan 2019: 40)	Thanksgiving	Thanksgiving	Retention (Complete, Unmarked); auch Official Equivalent	Retention (Complete, Unmarked); auch Official Equivalent	Retention (Complete, Unmarked); auch Official Equivalent	(ChatGPT) AA (HT) AA (DeepL) AA (ChatGPT)
bohemian scholar (Kwan 2013: 32)	ECR	Sonstige	AA	akademischer Freigeist (Kwan 2019: 40)	Bohemien	bohemischer Gelehrter	Substitution (Cultural, TC ECR)	Substitution (Cultural, TC ECR)	Direct Translation (Shifted)	EA (HT) AA (DeepL) AA (ChatGPT)
Peet's Coffee (Kwan 2013: 32)	ECR	Eigennamen (Markenname)	HA	Peet's Coffee (Kwan 2019: 40)	Peet's Coffee	Peet's Coffee	Retention (Complete, Unmarked)	Retention (Complete, Unmarked)	Retention (Complete, Unmarked)	HA (HT) HA (DeepL) HA (ChatGPT)
Facebook (Kwan 2013: 32)	ECR	Eigennamen (Markenname)	EA	Facebook (Kwan 2019: 40)	Facebook	Facebook	Retention (Complete, Unmarked)	Retention (Complete, Unmarked)	Retention (Complete, Unmarked)	EA (HT) EA (DeepL) EA (ChatGPT)
Stanford (Kwan 2013: 33)	ECR	Eigennamen (institutioneller Name)	EA	Stanford (Kwan 2019: 41)	Stanford University	Stanford	Retention (Complete, Unmarked)	Specification (Addition)	Retention (Complete, Unmarked)	EA (HT) EA (DeepL) EA (ChatGPT)
Chinese Singaporeans (Kwan 2013: 34)	ECR	Sonstige	AA	Singaporean (Kwan 2019: 42)	chinesischen Singapur	Chinesen dort	Direct Translation (Shifted) + TL-adjusted Retention	Direct Translation (Shifted)	Generalization (Paraphrase)	AA (HT) AA (DeepL) AA (ChatGPT)
Scotch (Kwan 2013: 34)	ECR	Speisen und Getränke	AA	Scotch (Kwan 2019: 42)	Scotch	Scotch	Retention (Complete, Unmarked)	Retention (Complete, Unmarked)	Retention (Complete, Unmarked)	AA (HT) AA (DeepL) AA (ChatGPT)
Johnny Walker Red	ECR	Eigennamen (Markenname)	HA	Johnnie Walker Red (Kwan 2019: 42)	Johnny Walker Red	Johnny Walker Red	TL-adjusted Retention	Retention (Complete, Unmarked)	Retention (Complete, Unmarked)	HA (HT) HA (DeepL)

(Kwan 2013: 34)	42)									HA (ChatGPT)
<i>America</i> (Kwan 2013: 34)	ECR	Eigennamen (geografischer Name)	EA	Amerikanisches (Kwan 2019: 42)	Amerika	Amerika	Direct Translation (Shifted) + Specification (Addition)	Direct Translation (Shifted)	Direct Translation (Shifted)	EA (HT) EA (DeepL) EA (ChatGPT)
Macy's	ECR	Eigennamen (Markenname)	AA	Macy's (Kwan 2019: 42)	Macy's	Macy's	Retention (Complete, Unmarked)	Retention (Complete, Unmarked)	Retention (Complete, Unmarked)	AA (HT) AA (DeepL) AA (ChatGPT)
Estée Lauder (Kwan 2013: 34)	ECR	Eigennamen (Markenname)	AA	Estée Lauder (Kwan 2019: 42)	Estee Lauder	Estée Lauder	TL-adjusted Retention	TL-adjusted Retention	TL-adjusted Retention	AA (HT) AA (DeepL) AA (ChatGPT)
State Department's (Kwan 2013: 35)	ECR	Staat und Verwaltung	AA	Außenministeriums (Kwan 2019: 43)	Außenministerium	US-Außenministerium	Substitution (Cultural, TC ECR)	Substitution (Cultural, TC ECR)	Substitution (Cultural, TC ECR) + Specification (Addition)	AA (HT) AA (DeepL) AA (ChatGPT)
Southeast Asia (Kwan 2013: 35)	ECR	Eigennamen (geografischer Name) mit <i>embedded</i> ECR „Asia“ (Eigennamen (geografischer Name))	EA	Südostasien (Kwan 2019: 43)	Südostasien	Südostasien	Direct Translation (Shifted); auch Official Equivalent	Direct Translation (Shifted); auch Official Equivalent	Direct Translation (Shifted); auch Official Equivalent	EA (HT) EA (DeepL) EA (ChatGPT)
Paris (Kwan 2013: 38)	ECR	Eigennamen (geografischer Name)	EA	Paris (Kwan 2019: 46)	Paris	Paris	Retention (Complete, Unmarked)	Retention (Complete, Unmarked)	Retention (Complete, Unmarked)	EA (HT) EA (DeepL) EA (ChatGPT)
rue de Berri (Kwan 2013: 38)	ECR	Eigennamen (geografischer Name)	HA	Rue de Berri (Kwan 2019: 46)	Rue de Berri	Rue de Berri	TL-adjusted Retention	TL-adjusted Retention	Retention (Complete, Unmarked)	HA (HT) HA (DeepL) HA

Yves Saint Laurent (Kwan 2013: 38)	ECR	Eigennamen (Markenname)	EA	Yves Saint Laurent (Kwan 2019: 47)	Yves Saint Laurent	YSL[-Atelier]	Retention (Complete, Unmarked)	Retention (Complete, Marked)	TL-adjusted Retention + Direct Translation (Shifted)	(ChatGPT) EA (HT) EA (DeepL) AA (ChatGPT)
avenue Marceau (Kwan 2013: 38)	ECR	Eigennamen (geografischer Name)	HA	Avenue Marceau (Kwan 2019: 47)	Avenue Marceau	Avenue Marceau	TL-adjusted Retention	TL-adjusted Retention	TL-adjusted Retention	HA (HT) HA (DeepL) HA (ChatGPT)
Zen-like (Kwan 2013: 38)	ECR	Sonstige	AA	völlig ruhig (Kwan 2019: 47)	wie eine Zen-Figur	Zen-gleich	Substitution (Situational)	Direct Translation (Shifted) + Specification (Addition)	TL-adjusted Retention	EA (HT) AA (DeepL) AA (ChatGPT)
Diet Cokes (Kwan 2013: 38)	ECR	Eigennamen (Markenname)	EA	Cola Light (Kwan 2019: 47)	Diet Coke	Diät-Colas	Substitution (Cultural, TC ECR)	Retention (Complete, Unmarked)	TL-adjusted Retention	EA (HT) EA (DeepL) EA (ChatGPT)
baroque painting (Kwan 2013: 38)	ECR	Sonstige	AA	Barockgemälde (Kwan 2019: 47)	Barockgemälde	barockes Gemälde	Direct Translation (Shifted) + TL-adjusted Retention	Direct Translation (Shifted) + TL-adjusted Retention	Direct Translation (Shifted)	AA (HT) AA (DeepL) AA (ChatGPT)
Spanish <i>infanta</i> (Kwan 2013: 38)	ECR	Sonstige mit <i>embedded</i> ECR „Spanish“ (Sonstige)	HA	spanische Infantin (Kwan 2019: 47)	spanische Infantin	spanische Infantin	Direct Translation (Shifted)	Direct Translation (Shifted)	Direct Translation (Shifted)	AA (HT) AA (DeepL) AA (ChatGPT)
euros (Kwan 2013: 38)	ECR	Währung/Sonstige	EA	Euro (Kwan 2019: 47)	Euro	Euro	TL-adjusted Retention; auch Official Equivalent	TL-adjusted Retention; auch Official Equivalent	TL-adjusted Retention; auch Official Equivalent	EA (HT) EA (DeepL) EA (ChatGPT)
profiteroles (Kwan 2013: 38)	ECR	Speisen und Getränke	AA	Profiteroles (Kwan 2019: 47)	Profiteroles	Profiteroles	Retention (Complete, Unmarked);	Retention (Complete, Unmarked);	Retention (Complete, Unmarked);	AA (HT) AA (DeepL)

2013: 39)							auch Official Equivalent	auch Official Equivalent	auch Official Equivalent	AA (ChatGPT)
at the George V (Kwan 2013: 39)	ECR	Eigennamen (institutioneller Name) mit <i>embedded</i> ECR „George V“ (Eigennamen (Personennamen))	HA	von George V (Kwan 2019: 47)	im George V	des George V	Direct Translation (Shifted) + Retention (Complete, Unmarked)	Direct Translation (Shifted) + Retention (Complete, Unmarked)	Direct Translation (Shifted) + Retention (Complete, Unmarked)	HA (HT) HA (DeepL) HA (ChatGPT)
hop the pond (Kwan 2013: 39)	ECR	Sonstige	AA	auf einen Überraschungs- besuch vorbei (Kwan 2019: 47)	springe ... über den großen Teich	komme ... rüber	Substitution (Situational)	Direct Translation (Shifted) + Generalization (Paraphrase)	Generalization (Paraphrase)	EA (HT) AA (DeepL) EA (ChatGPT)
spring break (Kwan 2013: 39)	ECR	Sonstige	EA	Springbreak- Ferien (Kwan 2019: 48)	Frühjahrsferien	Frühlingsferien	TL-adjusted Retention + Specification (Addition)	Direct Translation (Shifted)	Direct Translation (Shifted)	AA (HT) EA (DeepL) EA (ChatGPT)
interim- adjunct-sub- associate (Kwan 2013: 39)	ECR	Berufsbezeichnun- gen	EA	Assistenz-Hilfs- Halbprofessoren (Kwan 2019: 48)	stellvertretenden Assistenzprofess- oren	interim-adjunct- sub-associate	Direct Translation (Shifted) + Substitution (Cultural, TC ECR)	Generalization (Paraphrase)	Retention (Complete, Unmarked)	EA (HT) EA (DeepL) EA (ChatGPT)
Changi Airport (Kwan 2013: 39)	ECR, <i>multifunctional</i>	Eigennamen (institutioneller Name), Eigennamen (geografischer Name) mit <i>embedded</i> , <i>multifunctional</i> ECR „Changi“ (Eigennamen (geografischer Name), Eigennamen (institutioneller	HA	Flughafen (Kwan 2019: 48)	Changi Airport	Changi	Generalization (Superordinate Term)	Retention (Complete, Unmarked)	TL-adjusted Retention + Omission	HA (HT) HA (DeepL) HA (ChatGPT)

		Name) (metonymischer Gebrauch vorausgesetzt))								
France's (Kwan 2013: 41)	ECR	Eigennamen (geografischer Name)	EA	französische (Kwan 2019: 50)	Frankreichs	Frankreichs	Direct Translation (Shifted)	Direct Translation (Shifted)	Direct Translation (Shifted)	EA (HT) EA (DeepL) EA (ChatGPT)
<i>Le Bal du Muguet</i> (Kwan 2013: 41)	ECR	Sonstige	HA	den <i>Bal du Muguet</i> (Kwan 2019: 50)	den „Bal du Muguet“	zum <i>Bal du Muguet</i>	Direct Translation (Shifted) + Retention (Complete, Marked)	Direct Translation (Shifted) + Retention (Complete, Marked)	Direct Translation (Shifted) + Retention (Complete, Marked)	HA (HT) HA (DeepL) HA (ChatGPT)
spring social season (Kwan 2013: 41)	ECR	Sonstige	AA	Frühjahrskalend ers der High Society (Kwan 2019: 50)	gesellschaftliche Frühjahrssaison	Frühlingssaison	Direct Translation (Shifted) + Specification (Addition)	Direct Translation (Shifted)	Direct Translation (Shifted) + Generalization (Superordinate Term)	AA (HT) AA (DeepL) AA (ChatGPT)
<i>hôtel particulier</i> (Kwan 2013: 41)	ECR	Sonstige	HA	<i>hôtel particulier</i> (Kwan 2019: 50)	Hôtel particulier	<i>hôtel particulier</i>	Retention (Complete, Marked)	TL-adjusted Retention	Retention (Complete, Marked)	HA (HT) HA (DeepL) HA (ChatGPT)
Île Saint- Louis (Kwan 2013: 41)	ECR	Eigennamen (geografischer Name)	HA	Île Saint-Louis (Kwan 2019: 50)	Île Saint-Louis	Île Saint-Louis	Retention (Complete, Unmarked)	Retention (Complete, Unmarked)	Retention (Complete, Unmarked)	HA (HT) HA (DeepL) HA (ChatGPT)
Charles IX (Kwan 2013: 41)	ECR	Eigennamen (Personenname)	HA	Charles IX. (Kwan 2019: 50)	Karl IX.	Karl IX.	TL-adjusted Retention	Substitution (Cultural, TC ECR) + TL- adjusted Retention	Substitution (Cultural, TC ECR) + TL- adjusted Retention	HA (HT) AA (DeepL) AA (ChatGPT)
Fontainebl eau (Kwan	ECR	Eigennamen (geografischer Name)	HA	Fontainebleau (Kwan 2019: 50)	Fontainebleau	Fontainebleau	Retention (Complete, Unmarked)	Retention (Complete, Unmarked)	Retention (Complete, Unmarked)	HA (HT) HA (DeepL)

2013: 41)										HA (ChatGPT)
Vicomtesse (Kwan 2013: 41)	ECR	Sonstige	HA	Vicomtesse (Kwan 2019: 50)	Vicomtesse	Vicomtesse	Retention (Complete, Unmarked)	Retention (Complete, Unmarked)	Retention (Complete, Unmarked)	HA (HT) HA (DeepL) HA (ChatGPT)
Grecian folds (Kwan 2013: 41f.)	ECR	Sonstige mit <i>embedded</i> ECR „Grecian“ (Sonstige)	HA	griechisch anmutenden Falten (Kwan 2019: 51)	griechischen Falten	griechisch anmutenden Falten	Direct Translation (Shifted) + Specification (Addition)	Direct Translation (Shifted)	Direct Translation (Shifted) + Specification (Addition)	HA (HT) HA (DeepL) HA (ChatGPT)
Madame Grès (Kwan 2013: 42)	ECR, <i>multif uncti onal</i>	Eigennamen (Personennamen), Eigennamen (Markenname) mit <i>embedded</i> ECR „Madame“ (Sonstige)	HA	Madame Grès (Kwan 2019: 51)	Madame Gres	Madame Grès	Retention (Complete, Unmarked)	TL-adjusted Retention	Retention (Complete, Unmarked)	HA (HT) HA (DeepL) HA (ChatGPT)
Musée Galliera (Kwan 2013: 42)	ECR	Eigennamen (institutioneller Name)	HA	Musée Galliera (Kwan 2019: 51)	Musée Galliera	[nicht enthalten]	Retention (Complete, Unmarked)	Retention (Complete, Unmarked)	Omission	HA (HT) HA (DeepL) / (ChatGPT)
an early Grès (Kwan 2013: 42)	ECR	Eigennamen (Markenname)	HA	[nicht enthalten]	ein frühes Gres- Kleid	frühe Grès-Robe	Omission	Direct Translation (Shifted) + TL- adjusted Retention + Specification (Addition)	Direct Translation (Shifted) + Retention (Complete, Unmarked) + Specification (Addition)	/ (HT) HA (DeepL) HA (ChatGPT)
Comtesse (Kwan 2013: 42)	ECR	Sonstige	HA	Comtesse (Kwan 2019: 51)	Comtesse	Comtesse	Retention (Complete, Unmarked)	Retention (Complete, Unmarked)	Retention (Complete, Unmarked)	HA (HT) HA (DeepL) HA (ChatGPT)
<i>quelle surprise</i>	CS, intras	-----	AA	<i>quelle surprise</i> (Kwan 2019: 51)	quelle surprise	quelle surprise	Retention (Complete, Unmarked)	Retention (Complete, Unmarked)	Retention (Complete, Unmarked)	AA (HT) AA

(Kwan 2013: 42)	enten tial			51)			Unmarked)	Unmarked)	Unmarked)	(DeepL) AA (ChatGPT)
grande dame (Kwan 2013: 42)	CS, intras enten tial	-----	AA	Grande Dame (Kwan 2019: 52)	Grande Dame	Grande Dame	TL-adjusted Retention; auch Official Equivalent	TL-adjusted Retention; auch Official Equivalent	TL-adjusted Retention; auch Official Equivalent	AA (HT) AA (DeepL) AA (ChatGPT)
Baronne (Kwan 2013: 43)	ECR	Sonstige	HA	Baronne (Kwan 2019: 52)	Baronne	Baronne	Retention (Complete, Unmarked)	Retention (Complete, Unmarked)	Retention (Complete, Unmarked)	HA (HT) HA (DeepL) HA (ChatGPT)
<i>sotto voce</i> (Kwan 2013: 43)	CS, intras enten tial	-----	HA	[nicht enthalten]	leise	flüsterte	Omission	Generalization (Paraphrase)	Substitution (Situational)	/ (HT) EA (DeepL) EA (ChatGPT)
JAR (Kwan 2013: 43)	ECR	Eigennamen (Markenname)	HA	JAR (Kwan 2019: 52)	JAR	JAR	Retention (Complete, Unmarked)	Retention (Complete, Unmarked)	Retention (Complete, Unmarked)	HA (HT) HA (DeepL) HA (ChatGPT)
Europe (Kwan 2013: 43)	ECR	Eigennamen (geografischer Name)	EA	Europa (Kwan 2019: 52)	Europa	Europa	Direct Translation (Shifted); auch Official Equivalent	Direct Translation (Shifted); auch Official Equivalent	Direct Translation (Shifted); auch Official Equivalent	EA (HT) EA (DeepL) EA (ChatGPT)
Comte (Kwan 2013: 43)	ECR	Sonstige	HA	Comte (Kwan 2019: 52)	Comte	Comte	Retention (Complete, Unmarked)	Retention (Complete, Unmarked)	Retention (Complete, Unmarked)	HA (HT) HA (DeepL) HA (ChatGPT)
receiving line (Kwan 2013: 43)	ECR	Sonstige	HA	[nicht enthalten]	Begrüßungsreih e	der Reihe	Omission	Direct Translation (Shifted)	Generalization (Paraphrase)	/ (HT) AA (DeepL) EA (ChatGPT)
grosgrain	ECR	Sonstige	HA	[nicht enthalten]	[nicht enthalten]	[nicht enthalten]	Omission	Omission	Omission	/ (HT)

(Kwan 2013: 43)										/ (DeepL) / (ChatGPT)
Communists (Kwan 2013: 44)	ECR	Sonstige	AA	Kommunisten (Kwan 2019: 53)	Kommunisten	kommunistische n	Direct Translation (Shifted)	Direct Translation (Shifted)	Direct Translation (Shifted)	AA (HT) AA (DeepL) AA (ChatGPT)
drap little Mao uniforms (Kwan 2013: 44)	ECR	Sonstige mit <i>embedded</i> ECR „Mao“ (Eigennamen (Personennamen))	HA	schäbigen Mao-Uniformen (Kwan 2019: 53)	tristen kleinen Mao-Uniformen	[nicht enthalten]	Direct Translation (Shifted) + Substitution (Situational)	Direct Translation (Shifted)	Omission	HA (HT) HA (DeepL) / (ChatGPT)
Mainland China (Kwan 2013: 44)	ECR	Eigennamen (geografischer Name)	EA	die vom Festland (Kwan 2019: 53)	die Chinesen vom chinesischen Festland	die Festlandchinese n	Generalization (Paraphrase)	[nicht enthalten]	[nicht enthalten]	EA (HT) EA (DeepL) EA (ChatGPT)
Overseas Chinese (Kwan 2013: 44)	ECR	Sonstige	EA	Auslandschinese n (Kwan 2019: 53)	Übersee-Chinesen	Overseas Chinese	Direct Translation (Shifted) + TL-adjusted Retention	Direct Translation (Shifted) + TL-adjusted Retention	Retention (Complete, Unmarked)	EA (HT) EA (DeepL) EA (ChatGPT)
the Arnaults (Kwan 2013: 44)	ECR	Eigennamen (Personenname)	HA	die Arnaults (Kwan 2019: 53)	die Arnaults	die Arnaults	Direct Translation (Shifted) + Retention (Complete, Unmarked)	Direct Translation (Shifted) + Retention (Complete, Unmarked)	Direct Translation (Shifted) + Retention (Complete, Unmarked)	HA (HT) HA (DeepL) HA (ChatGPT)
soignée (Kwan 2013: 44)	CS, intras enten tial	-----	HA	soignée (Kwan 2019: 54)	gepflegt	soignée	Retention (Complete, Unmarked)	Direct Translation (Shifted)	Retention (Complete, Unmarked)	HA (HT) EA (DeepL) HA (ChatGPT)
Sheikha of Qatar (Kwan 2013: 45)	ECR	Sonstige mit <i>embedded</i> ECR „Qatar“ (Eigennamen (geografischer	HA	Scheichs von Katar (Kwan 2019: 54)	Scheichin von Katar	Sheikha von Katar	Direct Translation (Shifted) + TL-adjusted Retention	Direct Translation (Shifted) + TL-adjusted Retention	Direct Translation (Shifted) + TL-adjusted Retention +	HA (HT) HA (DeepL) HA (ChatGPT)

	Name))								Retention (Complete, Unmarked)	
<i>macarons</i> (Kwan 2013: 45)	CS, intras enten tial	-----	EA	Macarons (Kwan 2019: 54)	Macarons	Makronen	TL-adjusted Retention; auch Official Equivalent	TL-adjusted Retention; auch Official Equivalent	Substitution (Cultural, TC ECR)	EA (HT) EA (DeepL) EA (ChatGPT)
Balthus portrait (Kwan 2013: 45)	ECR	Sonstige mit <i>embedded</i> ECR „Balthus“ (Eigennamen (Personennamen))	HA	Balthus-Porträt (Kwan 2019: 54)	Balthus-Porträt	Balthus-Porträt	Direct Translation (Shifted) + TL- adjusted Retention	Direct Translation (Shifted) + TL- adjusted Retention	Direct Translation (Shifted) + TL- adjusted Retention	HA (HT) HA (DeepL) HA (ChatGPT)
<i>Chérie</i> (Kwan 2013: 45)	CS, tag- switc hing	-----	EA	<i>Chérie</i> (Kwan 2019: 54)	Cherie	Chérie	Retention (Complete, Marked)	TL-adjusted Retention	Retention (Complete, Unmarked)	EA (HT) EA (DeepL) EA (ChatGPT)
Monsieur Rosenthal (Kwan 2013: 45)	ECR	Eigennamen (Personennamen) mit <i>embedded</i> ECR „Monsieur“ (Sonstige)	HA	Monsieur Rosenthal (Kwan 2019: 54)	Monsieur Rosenthal	Rosenthal	Retention (Complete, Unmarked)	Retention (Complete, Unmarked)	Retention (Complete, Unmarked) + Omission	HA (HT) HA (DeepL) HA (ChatGPT)
<i>Singapour</i> (Kwan 2013: 45)	CS, intras enten tial	-----	AA	Singapur (Kwan 2019: 54)	Singapur	Singapour	TL-adjusted Retention; auch Official Equivalent	TL-adjusted Retention; auch Official Equivalent	Retention (Complete, Unmarked)	EA (HT) EA (DeepL) EA (ChatGPT)
Switzerlan d (Kwan 2013: 45)	ECR	Eigennamen (geografischer Name)	EA	Schweiz (Kwan 2019: 54)	Schweiz	Schweiz	Direct Translation (Shifted); auch Official Equivalent	Direct Translation (Shifted); auch Official Equivalent	Direct Translation (Shifted); auch Official Equivalent	EA (HT) EA (DeepL) EA (ChatGPT)
Faubourg- Saint- Honoré (Kwan 2013: 46)	ECR	Eigennamen (geografischer Name)	HA	Faubourg Saint- Honoré (Kwan 2019: 55)	Faubourg-Saint- Honoré	Rue du Faubourg-Saint- Honoré	TL-adjusted Retention	Retention (Complete, Unmarked)	Specification (Addition) + Retention (Complete, Unmarked)	HA (HT) HA (DeepL) AA (ChatGPT)
City of	ECR	Eigennamen	EA	[nicht enthalten]	Stadt der Lichter	[nicht enthalten]	Omission	Direct	Omission	/ (HT)

Lights (Kwan 2013: 46)	(geografischer Name)							Translation (Shifted)	EA (DeepL) / (ChatGPT)	
<i>jeune fille</i> (Kwan 2013: 46)	CS, intras enten tial	-----	HA	<i>jeune fille</i> (Kwan 2019: 55)	jeune fille	<i>jeune fille</i>	Retention (Complete, Unmarked)	Retention (Complete, Unmarked)	Retention (Complete, Unmarked)	HA (HT) HA (DeepL) HA (ChatGPT)
the Marais (Kwan 2013: 46)	ECR	Eigennamen (geografischer Name)	HA	Marais (Kwan 2019: 55)	Marais	Marais-Loft- Adresse	Retention (Complete, Unmarked) + Omission	Retention (Complete, Unmarked) + Omission	Retention (Complete, Unmarked) + Omission + Specification (Addition)	HA (HT) HA (DeepL) HA (ChatGPT)
almond- eyed Hong Kong starlet sort of way (Kwan 2013: 46)	ECR	Sonstige mit <i>embedded</i> ECR „Hong Kong“ (Eigennamen (geografischer Name))	HA	mandeläugigen Hongkonger Sternchen (Kwan 2019: 55)	Hongkonger Schauspielerin mit mandelförmigen Augen	mandelförmig- asiatische Modelmaske	Direct Translation (Shifted) + Generalization (Paraphrase)	Direct Translation (Shifted) + Specification (Addition)	Direct Translation (Shifted) + Generalization (Paraphrase) + Substitution (Situational)	HA (HT) HA (DeepL) HA (ChatGPT)
celestial- maiden (Kwan 2013: 46)	ECR	Sonstige	HA	makelloes überirdisches Wesen (Kwan 2019: 55)	himmlischen Jungfrau	Märchenmaid	Direct Translation (Shifted) + Specification (Addition)	Direct Translation (Shifted)	Substitution (Cultural, TC ECR)	HA (HT) HA (DeepL) HA (ChatGPT)
Straits Chinese* * The Straits Chinese, also known as the Peranakans, are the descendants of late- fifteenth- and	ECR	Sonstige mit <i>embedded</i> ECR „Straits“ (Eigennamen (geografischer Name))	EA	Straits- Chinesen ¹ ¹ Straits-Chinesen (nach der Straße von Malakka), auch bekannt als Peranakan, sind die Nachfahren chinesischer Einwanderer aus dem 15. und 16. Jahrhundert, die während der	chinesischen Familie aus den Straits * Die Straits Chinese, auch bekannt als Peranakan, sind die Nachkommen chinesischer Einwanderer, die im späten 15. und 16. Jahrhundert während der	Straits-Chinese* *Straits Chinese (Peranakan): Nachfahren chinesischer Einwanderer des 15.–16. Jahrhunderts, die sich in Malaya niedergelassen und als Elite Singapurs ein eigenes	TL-adjusted Retention	Generalization (Paraphrase)	TL-adjusted Retention	EA (HT) HA (DeepL) EA (ChatGPT)

sixteenth-century Chinese immigrants to the Malaya region during the colonial era. They were the elites of Singapore, English-educated and more loyal to the British than to China. Often intermarried with the native Malays, the Straits Chinese created a unique culture that is a hybrid of Chinese, Malay, English, Dutch, and Indian influences. Peranakan cuisine, long the cornerstone of Singaporean and Malaysian

Kolonialzeit auf die Malaiische Halbinsel kamen. Dabei handelte es sich um die englischsprachigen Eliten Singapurs, die eher gegenüber den Briten als gegenüber China loyal waren. Viele von ihnen heirateten Malaiinnen, und so entstand eine einzigartige Kultur, eine Mischung aus chinesischen, malaiischen, britischen, niederländischen und indischen Einflüssen. Die Küche der Peranakan bildete lange den Eckpfeiler der Ernährung von Singapur und Malaysia und ist heute bei Foodies im Westen total angesagt. Asiatische Besucher wundern sich allerdings regelmäßig über die horrenden Preise in den hippen

Kolonialzeit in die Malaiische Region kamen. Sie gehörten zur Elite Singapurs, waren englischsprachig und eher den Briten als China verbunden. Durch Mischehen mit den einheimischen Malaien schufen die Straits Chinese eine einzigartige Kultur, die eine Mischung aus chinesischen, malaiischen, englischen, niederländischen und indischen Einflüssen ist. Die Peranakan-Küche, seit langem ein Eckpfeiler der singapurischen und malaysischen Küche, ist bei Feinschmeckern im Westen sehr beliebt, obwohl asiatische Besucher von den unverschämten Preisen in trendigen Restaurants sprachlos sind.

Hybridkulturerbe geschaffen haben.

cooking,
has become
all the rage
with foodies
in the West,
although
visiting
Asians are
dumbstruck
by the
outrageous
prices
charged in
trendy
restaurants.
(Kwan
2013: 47)

Peranakans
(Kwan
2013: 47)

Thai
prince
(Kwan
2013: 47)

Louis XV
Sèvres
(Kwan
2013: 47)

rose-period
Picassos
(Kwan
2013: 47)

Causeway

Restaurants.
(Kwan 2019:
56)

Restaurants. (Kwan 2019: 56)									
ECR	Sonstige	EA	Peranakan (Kwan 2019: 56)	Peranakan	Peranakan	TL-adjusted Retention (Singular statt Plural)	TL-adjusted Retention (Singular statt Plural)	TL-adjusted Retention (Singular statt Plural)	EA (HT) EA (DeepL) EA (ChatGPT)
ECR	Sonstige mit <i>embedded</i> ECR „Thai“ (Sonstige)	AA	thailändischen Prinzen (Kwan 2019: 56)	thailändischen Prinzen	thailändischen Prinzen	Direct Translation (Shifted)	Direct Translation (Shifted)	Direct Translation (Shifted)	AA (HT) AA (DeepL) AA (ChatGPT)
ECR	Sonstige mit <i>embedded</i> ECR „Louis XV“ (Eigennamen (Personennamen))	HA	Sevrès-Porzellan aus der Zeit Ludwig XV. (Kwan 2019: 56)	Louis-XV-Sevres	Louis-XV-Sèvres	Direct Translation (Shifted) + TL-adjusted Retention + Specification (Addition)	TL-adjusted Retention	TL-adjusted Retention	HA (HT) HA (DeepL) HA (ChatGPT)
ECR	Sonstige mit <i>embedded</i> ECR „Picassos“ (Eigennamen (Personennamen))	HA	Picassos aus der Rosa-Periode (Kwan 2019: 56)	Picassos aus der Rosa-Periode	Picassos der Rosé-Periode	Direct Translation (Shifted) + TL-adjusted Retention	Direct Translation (Shifted)	Direct Translation (Shifted) + TL-adjusted Retention	HA (HT) HA (DeepL) HA (ChatGPT)
ECR	Eigennamen	HA	Causeway Bay	Causeway Bay	Causeway Bay	Retention	Retention	Retention	HA (HT)

Bay (Kwan 2013: 48)		(geografischer Name)		(Kwan 2019: 57)			(Complete, Unmarked)	(Complete, Unmarked)	(Complete, Unmarked)	HA (DeepL) HA (ChatGPT)
Chinese Athletic Association (Kwan 2013: 48)	ECR, <i>multifunctional</i>	Eigennamen (institutioneller Name), Sport mit <i>embedded</i> ECR „Chinese“ (Sonstige)	HA	Chinese Athletic Association (Kwan 2019: 57)	Chinese Athletic Association	Chinese Athletic Association	Retention (Complete, Unmarked)	Retention (Complete, Unmarked)	Retention (Complete, Unmarked)	HA (HT) HA (DeepL) HA (ChatGPT)
the former British Crown colony (Kwan 2013: 48)	ECR	Sonstige mit <i>embedded</i> ECR „British“ (Sonstige)	AA	ehemaligen britischen Kolonie (Kwan 2019: 57)	ehemaligen britischen Kronkolonie	britischen Kronkolonie	Direct Translation (Shifted) + Omission	Direct Translation (Shifted)	Direct Translation (Shifted) + Omission	AA (HT) AA (DeepL) AA (ChatGPT)
Stanley Lo (Kwan 2013: 48)	ECR	Eigennamen (Personenname)	HA	Stanley Lo (Kwan 2019: 57)	Stanley Lo	Stanley Lo	Retention (Complete, Unmarked)	Retention (Complete, Unmarked)	Retention (Complete, Unmarked)	HA (HT) HA (DeepL) HA (ChatGPT)
après-sport outfits (Kwan 2013: 49)	ECR	Sonstige mit <i>embedded</i> ECR „après-sport“ (Sport)	HA	Après-Sport-Kleidung (Kwan 2019: 58)	Sportoutfits	Après-Sport-Outfits	Direct Translation (Shifted)	Direct Translation (Shifted) + Omission	TL-adjusted Retention	HA (HT) HA (DeepL) HA (ChatGPT)
dim sum (Kwan 2013: 49)	ECR	Speisen und Getränke	EA	Dim-Sum-Essen (Kwan 2019: 58)	Dim-Sum	Dim Sum	TL-adjusted Retention (Bindestriche) + Specification (Addition)	TL-adjusted Retention	Retention (Complete, Unmarked)	EA (HT) EA (DeepL) EA (ChatGPT)
Clubhouse (Kwan 2013: 49)	ECR	Eigennamen (institutioneller Name)	AA	Clubhaus (Kwan 2019: 58)	Clubhaus	Clubhaus	Direct Translation (Shifted)	Direct Translation (Shifted)	Direct Translation (Shifted)	AA (HT) AA (DeepL) AA (ChatGPT)
Dunhill (Kwan 2013: 49)	ECR	Eigennamen (Markenname)	HA	Dunhill (Kwan 2019: 58)	Dunhill	Dunhill	Retention (Complete, Unmarked)	Retention (Complete, Unmarked)	Retention (Complete, Unmarked)	HA (HT) HA (DeepL)

										HA (ChatGPT)
Rolls-Royce Silver Spirit (Kwan 2013: 49)	ECR	Eigennamen (Markenname)	HA	Rolls-Royce Silver Spirit (Kwan 2019: 58)	Rolls-Royce Silver Spirit	Rolls-Royce Silver Spirit	Retention (Complete, Unmarked)	Retention (Complete, Unmarked)	Retention (Complete, Unmarked)	AA (HT) AA (DeepL) AA (ChatGPT)
Hong Kong housing boom (Kwan 2013: 49)	ECR	Sonstige mit <i>embedded</i> ECR „Hong Kong“ (Eigennamen (geografischer Name))	AA	Hongkonger Baubooms (Kwan 2019: 58)	Immobilienboom in Hongkong	Hongkongs Immobilienboom	Direct Translation (Shifted) + Generalization (Superordinate Term)	Direct Translation (Shifted)	Direct Translation (Shifted)	AA (HT) AA (DeepL) AA (ChatGPT)
Sydney University (Kwan 2013: 50)	ECR, <i>multifunctional</i>	Eigennamen (institutioneller Name), Bildung mit <i>embedded</i> ECR „Sydney“ (Eigennamen (geografischer Name))	EA	Sydney University (Kwan 2019: 59)	Universität von Sydney	Universität Sydney	Retention (Complete, Unmarked)	Direct Translation (Shifted)	Direct Translation (Shifted)	EA (HT) EA (DeepL) EA (ChatGPT)
Tagalog (Kwan 2013: 50)	ECR	Sonstige	HA	Tagalog (Kwan 2019: 60)	Tagalog	Tagalog	Retention (Complete, Unmarked)	Retention (Complete, Unmarked)	Retention (Complete, Unmarked)	HA (HT) HA (DeepL) HA (ChatGPT)
Sinatra's "My Way" (Kwan 2013: 50)	ECR	Unterhaltung mit <i>embedded</i> ECR „Sinatra“ (Eigennamen (Personennamen))	AA	Sinatra's »My Way« (Kwan 2019: 60)	Sinatra's „My Way“	Sinatra's „My Way“	Direct Translation (Shifted) + Retention (Complete, Marked)	Direct Translation (Shifted) + Retention (Complete, Marked)	Direct Translation (Shifted) + Retention (Complete, Marked)	AA (HT) AA (DeepL) AA (ChatGPT)
Cambridge Judge Business School (Kwan 2013: 51)	ECR, <i>multifunctional</i>	Eigennamen (institutioneller Name), Bildung mit <i>embedded, multifunctional</i> ECR	HA	Cambridge Judge Business School (Kwan 2019: 60)	Cambridge Judge Business School	Cambridge Judge Business School	Retention (Complete, Unmarked)	Retention (Complete, Unmarked)	Retention (Complete, Unmarked)	HA (HT) HA (DeepL) HA (ChatGPT)

		„Cambridge“ (Eigennamen (geografischer Name), Eigennamen (institutioneller Name) (metonymischer Gebrauch vorausgesetzt)) und <i>embedded</i> „Judge“ (Eigennamen (Personennamen))								
Cazenove (Kwan 2013: 51)	ECR	Eigennamen (institutioneller Name)	HA	Cazenove (Kwan 2019: 60)	Cazenove	Cazenove	Retention (Complete, Unmarked)	Retention (Complete, Unmarked)	Retention (Complete, Unmarked)	HA (HT) HA (DeepL) HA (ChatGPT)
Gulfstream (Kwan 2013: 52)	ECR	Eigennamen (Markenname)	HA	Gulfstream (Kwan 2019: 61)	Gulfstream	Gulfstream	Retention (Complete, Unmarked)	Retention (Complete, Unmarked)	Retention (Complete, Unmarked)	HA (HT) HA (DeepL) HA (ChatGPT)
Falcon (Kwan 2013: 52)	ECR	Eigennamen (Markenname)	HA	Falcon (Kwan 2019: 61)	Falcon	Falcon	Retention (Complete, Unmarked)	Retention (Complete, Unmarked)	Retention (Complete, Unmarked)	HA (HT) HA (DeepL) HA (ChatGPT)
<i>Nay chee seen, ah!*</i> *Cantonese for "Your're out of your mind!" (Kwan 2013: 52)	CS, inters enten tial	-----	EA	» <i>Nei cisin, ah!</i> « ¹ ¹ Kantonesisch für »Du spinnst wohl!«. (Kwan 2019: 62)	„Nay chee seen, ah!“ * Kantonesisch für „Du bist verrückt!“	„Nay chee seen, ah!“* • Cantonese für „Bist du verrückt?“	TL-adjusted Retention	Retention (Complete, Unmarked)	Retention (Complete, Unmarked)	EA (HT) HA (DeepL) AA (ChatGPT)
<i>New Territories</i>	ECR	Eigennamen (geografischer	HA	New Territories (Kwan 2019:	New Territories	New Territories	Retention (Complete,	Retention (Complete,	Retention (Complete,	HA (HT) HA

(Kwan 2013: 52)	Name)		62)				Unmarked)	Unmarked)	Unmarked)	(DeepL) HA (ChatGPT)
<i>Gong Gong</i> (Kwan 2013: 53)	CS, intras enten tial	-----	HA	Gong Gong (Kwan 2019: 63)	Gong Gong	Gong Gong	Retention (Complete, Unmarked)	Retention (Complete, Unmarked)	Retention (Complete, Unmarked)	EA (HT) EA (DeepL) EA (ChatGPT)
plump roast-pork buns (Kwan 2013: 54)	ECR	Speisen und Getränke	EA	<i>caa siu baau</i> , ein mit gegrilltem Schweinefleisch gefülltes Brötchen, (Kwan 2019: 63)	prallen Schweinefleisch brötchen	knusprigen Schweinebauch-Brötchen	Substitution (Cultural, TC ECR) + Specification (Addition)	Direct Translation (Shifted)	Direct Translation (Shifted) + Substitution (Situational)	EA (HT) EA (DeepL) EA (ChatGPT)
Beijing (Kwan 2013: 54)	ECR	Eigennamen (geografischer Name)	EA	Peking (Kwan 2019: 63)	Peking	Peking	TL-adjusted Retention; auch Official Equivalent	TL-adjusted Retention; auch Official Equivalent	TL-adjusted Retention; auch Official Equivalent	EA (HT) EA (DeepL) EA (ChatGPT)
China Airlines (Kwan 2013: 54)	ECR, <i>multifunctional</i>	Eigennamen (institutioneller Name), Eigennamen (Markenname) mit <i>embedded</i> ECR „China“ (Eigennamen (geografischer Name))	EA	AirChina (Kwan 2019: 64)	China Airlines	China Airlines	Substitution (Situational)	Retention (Complete, Unmarked)	Retention (Complete, Unmarked)	HA (HT) HA (DeepL) HA (ChatGPT)
Bombardier Global Express (Kwan 2013: 54)	ECR	Eigennamen (Markenname)	HA	Bombardier Global Express (Kwan 2019: 64)	Bombardier Global Express	Bombardier Global Express	Retention (Complete, Unmarked)	Retention (Complete, Unmarked)	Retention (Complete, Unmarked)	HA (HT) HA (DeepL) HA (ChatGPT)
Matisse (Kwan 2013: 54)	ECR	Eigennamen (Personenname)	HA	Matisse (Kwan 2019: 64)	Matisse	Matisse	Retention (Complete, Unmarked)	Retention (Complete, Unmarked)	Retention (Complete, Unmarked)	HA (HT) HA (DeepL)

shrimp <i>cheong fun</i> (Kwan 2013: 54)	ECR	Speisen und Getränke mit embedded CS	HA	Reisnudelrollen mit Shrimps (Kwan 2019: 64)	Shrimps-Cheong-Fun	Shrimp-Cheong-Fun	Generalization (Paraphrase)	TL-adjusted Retention	TL-adjusted Retention	HA (ChatGPT)
										HA (HT) HA (DeepL) HA (ChatGPT)
South China Sea (Kwan 2013: 54)	ECR	Eigennamen (geografischer Name) mit <i>embedded</i> ECR „China“ (Eigennamen (geografischer Name))	EA	Südchinesische Meer (Kwan 2019: 64)	Südchinesische See	Südchinesischen Meer	Direct Translation (Shifted); auch Official Equivalent	Direct Translation (Shifted)	Direct Translation (Shifted); auch Official Equivalent	EA (HT) EA (DeepL) EA (ChatGPT)

Anhang 2

Zugänglichkeitsverschiebungen aller Übersetzungsstrategien sowie die Zugänglichkeit von Strategiekombinationen

Retention (Complete, Unmarked)			
Ausgangstext → Zieltext	HT	DeepL	ChatGPT
HA→HA	59 (58,4%)	73 (58,9%)	72 (58,1%)
HA→AA	2 (2,0%)	1 (0,8%)	2 (1,6%)
HA→EA	2 (2,0%)	1 (0,8%)	1 (0,8%)
HA→/	0 (0,0%)	0 (0,0%)	0 (0,0%)
AA→HA	0 (0,0%)	0 (0,0%)	0 (0,0%)
AA→AA	23 (22,8%)	24 (19,4%)	21 (16,9%)
AA→EA	0 (0,0%)	0 (0,0%)	1 (0,8%)
AA→/	0 (0,0%)	0 (0,0%)	0 (0,0%)
EA→HA	0 (0,0%)	5 (4,0%)	4 (3,2%)
EA→AA	0 (0,0%)	1 (0,8%)	3 (2,4%)
EA→EA	15 (14,9%)	19 (15,3%)	20 (16,1%)
EA→/	0 (0,0%)	0 (0,0%)	0 (0,0%)
Retention (Complete, Marked)			
Ausgangstext → Zieltext	HT	DeepL	ChatGPT
HA→HA	5 (41,7%)	2 (28,6%)	3 (37,5%)
HA→AA	0 (0,0%)	0 (0,0%)	0 (0,0%)
HA→EA	0 (0,0%)	0 (0,0%)	0 (0,0%)
HA→/	0 (0,0%)	0 (0,0%)	0 (0,0%)
AA→HA	0 (0,0%)	0 (0,0%)	0 (0,0%)
AA→AA	2 (16,7%)	2 (28,6%)	2 (25,0%)
AA→EA	0 (0,0%)	0 (0,0%)	0 (0,0%)
AA→/	0 (0,0%)	0 (0,0%)	0 (0,0%)
EA→HA	0 (0,0%)	0 (0,0%)	0 (0,0%)
EA→AA	0 (0,0%)	0 (0,0%)	0 (0,0%)
EA→EA	5 (41,7%)	3 (42,9%)	3 (37,5%)
EA→/	0 (0,0%)	0 (0,0%)	0 (0,0%)
TL-adjusted Retention			
Ausgangstext → Zieltext	HT	DeepL	ChatGPT
HA→HA	19 (28,8%)	12 (21,8%)	13 (25,5%)
HA→AA	0 (0,0%)	3 (5,5%)	2 (3,9%)

HA→EA	0 (0,0%)	0 (0,0%)	0 (0,0%)
HA→/	0 (0,0%)	0 (0,0%)	0 (0,0%)
AA→HA	0 (0,0%)	0 (0,0%)	0 (0,0%)
AA→AA	17 (25,8%)	18 (32,7%)	20 (39,2%)
AA→EA	2 (3,0%)	1 (1,8%)	0 (0,0%)
AA→/	0 (0,0%)	0 (0,0%)	1 (2,0%)
EA→HA	0 (0,0%)	2 (3,6%)	0 (0,0%)
EA→AA	1 (1,5%)	0 (0,0%)	1 (2,0%)
EA→EA	27 (40,9%)	16 (29,1%)	14 (27,5%)
EA→/	0 (0,0%)	0 (0,0%)	0 (0,0%)

Direct Translation (Shifted)

Ausgangstext → Zieltext	HT	DeepL	ChatGPT
HA→HA	22 (30,6%)	23 (29,5%)	19 (29,7%)
HA→AA	2 (2,8%)	3 (3,8%)	1 (1,6%)
HA→EA	0 (0,0%)	1 (1,3%)	0 (0,0%)
HA→/	0 (0,0%)	0 (0,0%)	0 (0,0%)
AA→HA	0 (0,0%)	0 (0,0%)	0 (0,0%)
AA→AA	31 (43,1%)	32 (41,0%)	24 (37,5%)
AA→EA	2 (2,8%)	3 (3,8%)	1 (1,6%)
AA→/	0 (0,0%)	0 (0,0%)	1 (1,6%)
EA→HA	0 (0,0%)	1 (1,3%)	1 (1,6%)
EA→AA	0 (0,0%)	0 (0,0%)	1 (1,6%)
EA→EA	15 (20,8%)	19 (24,4%)	16 (25,0%)
EA→/	0 (0,0%)	0 (0,0%)	0 (0,0%)

Direct Translation (Calque)

Ausgangstext → Zieltext	HT	DeepL	ChatGPT
HA→HA	0 (0,0%)	0 (0,0%)	0 (0,0%)
HA→AA	0 (0,0%)	0 (0,0%)	0 (0,0%)
HA→EA	0 (0,0%)	0 (0,0%)	0 (0,0%)
HA→/	0 (0,0%)	0 (0,0%)	0 (0,0%)
AA→HA	0 (0,0%)	0 (0,0%)	0 (0,0%)
AA→AA	1 (100,0%)	1 (100,0%)	1 (100,0%)
AA→EA	0 (0,0%)	0 (0,0%)	0 (0,0%)
AA→/	0 (0,0%)	0 (0,0%)	0 (0,0%)
EA→HA	0 (0,0%)	0 (0,0%)	0 (0,0%)
EA→AA	0 (0,0%)	0 (0,0%)	0 (0,0%)

EA→EA	0 (0,0%)	0 (0,0%)	0 (0,0%)
EA→/	0 (0,0%)	0 (0,0%)	0 (0,0%)

Substitution (Situational)

Ausgangstext → Zieltext	HT	DeepL	ChatGPT
HA→HA	1 (20,0%)	0 (0,0%)	1 (16,7%)
HA→AA	0 (0,0%)	0 (0,0%)	1 (16,7%)
HA→EA	1 (20,0%)	0 (0,0%)	1 (16,7%)
HA→/	0 (0,0%)	0 (0,0%)	0 (0,0%)
AA→HA	0 (0,0%)	0 (0,0%)	0 (0,0%)
AA→AA	0 (0,0%)	0 (0,0%)	2 (33,3%)
AA→EA	2 (40,0%)	0 (0,0%)	0 (0,0%)
AA→/	0 (0,0%)	0 (0,0%)	0 (0,0%)
EA→HA	1 (20,0%)	0 (0,0%)	0 (0,0%)
EA→AA	0 (0,0%)	0 (0,0%)	0 (0,0%)
EA→EA	0 (0,0%)	1 (100,0%)	1 (16,7%)
EA→/	0 (0,0%)	0 (0,0%)	0 (0,0%)

Substitution (Cultural, TC ECR)

Ausgangstext → Zieltext	HT	DeepL	ChatGPT
HA→HA	2 (13,3%)	1 (14,3%)	1 (16,7%)
HA→AA	1 (6,7%)	3 (42,9%)	3 (50,0%)
HA→EA	3 (20,0%)	1 (14,3%)	0 (0,0%)
HA→/	0 (0,0%)	0 (0,0%)	0 (0,0%)
AA→HA	0 (0,0%)	0 (0,0%)	0 (0,0%)
AA→AA	2 (13,3%)	2 (28,6%)	1 (16,7%)
AA→EA	2 (13,3%)	0 (0,0%)	0 (0,0%)
AA→/	0 (0,0%)	0 (0,0%)	0 (0,0%)
EA→HA	0 (0,0%)	0 (0,0%)	0 (0,0%)
EA→AA	0 (0,0%)	0 (0,0%)	0 (0,0%)
EA→EA	4 (26,7%)	0 (0,0%)	1 (16,7%)
EA→/	0 (0,0%)	0 (0,0%)	0 (0,0%)

Substitution (Cultural, Transcultural ECR)

Ausgangstext → Zieltext	HT	DeepL	ChatGPT
HA→HA	0 (0,0%)	0 (0,0%)	0 (0,0%)
HA→AA	0 (0,0%)	0 (0,0%)	0 (0,0%)
HA→EA	0 (0,0%)	0 (0,0%)	0 (0,0%)
HA→/	0 (0,0%)	0 (0,0%)	0 (0,0%)

AA→HA	0 (0,0%)	0 (0,0%)	0 (0,0%)
AA→AA	0 (0,0%)	0 (0,0%)	0 (0,0%)
AA→EA	0 (0,0%)	0 (0,0%)	0 (0,0%)
AA→/	0 (0,0%)	0 (0,0%)	0 (0,0%)
EA→HA	0 (0,0%)	0 (0,0%)	0 (0,0%)
EA→AA	0 (0,0%)	0 (0,0%)	0 (0,0%)
EA→EA	0 (0,0%)	0 (0,0%)	0 (0,0%)
EA→/	0 (0,0%)	0 (0,0%)	0 (0,0%)

Generalization (Superordinate Term)

Ausgangstext → Zieltext	HT	DeepL	ChatGPT
HA→HA	1 (20,0%)	1 (50,0%)	0 (0,0%)
HA→AA	1 (20,0%)	0 (0,0%)	0 (0,0%)
HA→EA	0 (0,0%)	0 (0,0%)	0 (0,0%)
HA→/	0 (0,0%)	0 (0,0%)	0 (0,0%)
AA→HA	0 (0,0%)	0 (0,0%)	0 (0,0%)
AA→AA	2 (40,0%)	1 (50,0%)	2 (66,7%)
AA→EA	0 (0,0%)	0 (0,0%)	0 (0,0%)
AA→/	0 (0,0%)	0 (0,0%)	0 (0,0%)
EA→HA	0 (0,0%)	0 (0,0%)	0 (0,0%)
EA→AA	0 (0,0%)	0 (0,0%)	0 (0,0%)
EA→EA	1 (20,0%)	0 (0,0%)	1 (33,3%)
EA→/	0 (0,0%)	0 (0,0%)	0 (0,0%)

Generalization (Paraphrase)

Ausgangstext → Zieltext	HT	DeepL	ChatGPT
HA→HA	2 (66,7%)	0 (0,0%)	2 (40,0%)
HA→AA	0 (0,0%)	0 (0,0%)	0 (0,0%)
HA→EA	0 (0,0%)	1 (16,7%)	1 (20,0%)
HA→/	0 (0,0%)	0 (0,0%)	0 (0,0%)
AA→HA	0 (0,0%)	0 (0,0%)	0 (0,0%)
AA→AA	0 (0,0%)	2 (33,3%)	1 (20,0%)
AA→EA	0 (0,0%)	0 (0,0%)	1 (20,0%)
AA→/	0 (0,0%)	0 (0,0%)	0 (0,0%)
EA→HA	0 (0,0%)	1 (16,7%)	0 (0,0%)
EA→AA	0 (0,0%)	0 (0,0%)	0 (0,0%)
EA→EA	1 (33,3%)	2 (33,3%)	0 (0,0%)
EA→/	0 (0,0%)	0 (0,0%)	0 (0,0%)

Specification (Completion)			
Ausgangstext → Zieltext	HT	DeepL	ChatGPT
HA→HA	0 (0,0%)	0 (0,0%)	0 (0,0%)
HA→AA	0 (0,0%)	0 (0,0%)	0 (0,0%)
HA→EA	0 (0,0%)	0 (0,0%)	0 (0,0%)
HA→/	0 (0,0%)	0 (0,0%)	0 (0,0%)
AA→HA	0 (0,0%)	0 (0,0%)	0 (0,0%)
AA→AA	1 (33,3%)	0 (0,0%)	0 (0,0%)
AA→EA	1 (33,3%)	1 (100,0%)	1 (100,0%)
AA→/	0 (0,0%)	0 (0,0%)	0 (0,0%)
EA→HA	0 (0,0%)	0 (0,0%)	0 (0,0%)
EA→AA	0 (0,0%)	0 (0,0%)	0 (0,0%)
EA→EA	1 (33,3%)	0 (0,0%)	0 (0,0%)
EA→/	0 (0,0%)	0 (0,0%)	0 (0,0%)
Specification (Addition)			
Ausgangstext → Zieltext	HT	DeepL	ChatGPT
HA→HA	6 (37,5%)	2 (28,6%)	4 (44,4%)
HA→AA	0 (0,0%)	0 (0,0%)	2 (22,2%)
HA→EA	0 (0,0%)	0 (0,0%)	0 (0,0%)
HA→/	0 (0,0%)	0 (0,0%)	0 (0,0%)
AA→HA	0 (0,0%)	0 (0,0%)	0 (0,0%)
AA→AA	3 (18,8%)	4 (57,1%)	1 (11,1%)
AA→EA	1 (6,3%)	0 (0,0%)	0 (0,0%)
AA→/	0 (0,0%)	0 (0,0%)	0 (0,0%)
EA→HA	0 (0,0%)	0 (0,0%)	0 (0,0%)
EA→AA	1 (6,3%)	0 (0,0%)	0 (0,0%)
EA→EA	5 (31,3%)	1 (14,3%)	2 (22,2%)
EA→/	0 (0,0%)	0 (0,0%)	0 (0,0%)
Specification (Footnote)			
Ausgangstext → Zieltext	HT	DeepL	ChatGPT
HA→HA	0 (0,0%)	0 (0,0%)	0 (0,0%)
HA→AA	0 (0,0%)	0 (0,0%)	0 (0,0%)
HA→EA	1 (50,0%)	0 (0,0%)	0 (0,0%)
HA→/	0 (0,0%)	0 (0,0%)	0 (0,0%)
AA→HA	0 (0,0%)	0 (0,0%)	0 (0,0%)
AA→AA	0 (0,0%)	0 (0,0%)	0 (0,0%)

AA→EA	0 (0,0%)	0 (0,0%)	0 (0,0%)
AA→/	0 (0,0%)	0 (0,0%)	0 (0,0%)
EA→HA	0 (0,0%)	0 (0,0%)	0 (0,0%)
EA→AA	0 (0,0%)	0 (0,0%)	0 (0,0%)
EA→EA	1 (50,0%)	0 (0,0%)	0 (0,0%)
EA→/	0 (0,0%)	0 (0,0%)	0 (0,0%)

Omission

Ausgangstext → Zieltext	HT	DeepL	ChatGPT
HA→HA	1 (10,0%)	2 (66,7%)	4 (16,7%)
HA→AA	0 (0,0%)	0 (0,0%)	1 (4,2%)
HA→EA	0 (0,0%)	0 (0,0%)	0 (0,0%)
HA→/	5 (50,0%)	1 (33,3%)	7 (29,2%)
AA→HA	0 (0,0%)	0 (0,0%)	1 (4,2%)
AA→AA	3 (30,0%)	0 (0,0%)	1 (4,2%)
AA→EA	0 (0,0%)	0 (0,0%)	0 (0,0%)
AA→/	0 (0,0%)	0 (0,0%)	5 (20,8%)
EA→HA	0 (0,0%)	0 (0,0%)	0 (0,0%)
EA→AA	0 (0,0%)	0 (0,0%)	0 (0,0%)
EA→EA	2 (20,0%)	1 (33,3%)	2 (8,3%)
EA→/	1 (10,0%)	0 (0,0%)	6 (25,0%)

Official Equivalent

Ausgangstext → Zieltext	HT	DeepL	ChatGPT
HA→HA	0 (0,0%)	0 (0,0%)	0 (0,0%)
HA→AA	0 (0,0%)	0 (0,0%)	0 (0,0%)
HA→EA	0 (0,0%)	0 (0,0%)	0 (0,0%)
HA→/	0 (0,0%)	0 (0,0%)	0 (0,0%)
AA→HA	0 (0,0%)	0 (0,0%)	0 (0,0%)
AA→AA	9 (32,1%)	11 (42,3%)	10 (40,0%)
AA→EA	3 (10,7%)	1 (3,8%)	1 (4,0%)
AA→/	0 (0,0%)	0 (0,0%)	1 (4,0%)
EA→HA	0 (0,0%)	0 (0,0%)	0 (0,0%)
EA→AA	0 (0,0%)	0 (0,0%)	0 (0,0%)
EA→EA	16 (57,1%)	14 (53,8%)	13 (52,0%)
EA→/	0 (0,0%)	0 (0,0%)	0 (0,0%)

Strategiekombinationen

Ausgangstext → Zieltext	HT	DeepL	ChatGPT
-------------------------	----	-------	---------

HA→HA	19 (31,7%)	15 (34,9%)	21 (38,9%)
HA→AA	2 (3,3%)	2 (4,7%)	4 (7,4%)
HA→EA	1 (1,7%)	0 (0,0%)	0 (0,0%)
HA→/	0 (0,0%)	0 (0,0%)	0 (0,0%)
AA→HA	0 (0,0%)	0 (0,0%)	1 (1,9%)
AA→AA	22 (36,7%)	19 (44,2%)	15 (27,8%)
AA→EA	1 (1,7%)	1 (2,3%)	0 (0,0%)
AA→/	0 (0,0%)	0 (0,0%)	2 (3,7%)
EA→HA	0 (0,0%)	1 (2,3%)	1 (1,9%)
EA→AA	1 (1,7%)	0 (0,0%)	1 (1,9%)
EA→EA	13 (21,7%)	6 (14,0%)	9 (16,7%)
EA→/	0 (0,0%)	0 (0,0%)	0 (0,0%)

Abstract (Deutsch)

Die vorliegende Arbeit untersucht, wie maschinelle Übersetzungssysteme im Vergleich zur Humanübersetzung kulturelle Übersetzungsprobleme bewältigen. Während MT in vielen Bereichen zunehmend an Bedeutung gewinnt, stellt die angemessene Übertragung kultureller Elemente in literarischen Texten weiterhin eine besondere Herausforderung dar. Anhand eines Vergleichs zwischen zwei repräsentativen maschinellen Systemen – DeepL (NMT) und ChatGPT (LLM) – und der publizierten Humanübersetzung von Kevin Kwans Roman *Crazy Rich Asians* analysiert die Studie den Umgang mit Code-Switching (CS) und Extralinguistic Cultural References (ECRs). Mit einem kombinierten Kriterienkatalog nach Pedersen (2011) und Ahmed (2018) werden 250 kulturelle Elemente systematisch erfasst und die angewandten Übersetzungsstrategien sowie die daraus resultierenden Zugänglichkeitsverschiebungen verglichen. Die Ergebnisse zeigen, dass in allen drei Übersetzungsversionen *retention* als Strategie dominiert, jedoch mit charakteristischen Unterschieden: Die Humanübersetzung weist den höchsten Anteil an Strategiekombinationen auf und zeigt die stärkste Tendenz zur Erhöhung der Zugänglichkeit kultureller Elemente, während die maschinellen Systeme häufiger einfachere Strategien einsetzen und zur Bewahrung oder sogar Verringerung der Zugänglichkeit neigen. Im Kontinuum zwischen *foreignization* und *domestication* positioniert sich DeepL am stärksten verfremdend, ChatGPT nimmt eine intermediäre Position ein, und die Humanübersetzung tendiert am deutlichsten zur Einbürgerung. Besonders markant sind die Unterschiede bei der Übertragung von CS-Elementen, was die besondere kulturelle Vermittlungskompetenz menschlicher Übersetzer:innen unterstreicht. Die Untersuchung macht deutlich, dass maschinelle Übersetzungssysteme trotz beachtlicher sprachlicher Fähigkeiten noch charakteristische Lücken im Umgang mit kulturellen Übersetzungsproblemen aufweisen, was wichtige Fragen für die zukünftige Integration dieser Technologien in den literarischen Übersetzungsprozess aufwirft.

Abstract (English)

This thesis examines how machine translation systems handle cultural translation compared to human translation. Although machine translation is increasingly important, rendering cultural elements in literary texts remains a significant challenge. By comparing two representative systems—DeepL (NMT) and ChatGPT (LLM)—with the official German translation of Kevin Kwan’s *Crazy Rich Asians*, the study investigates how code-switching (CS) and extralinguistic cultural references (ECRs) are rendered. Using a combined criteria catalog based on Pedersen (2011) and Ahmed (2018), 250 cultural elements were systematically identified to compare the translation strategies used and their effects on audience accessibility. Retention is the dominant strategy across all versions, but with notable differences: the human translation most often combines strategies and actively enhances the accessibility of cultural elements, whereas the machine systems employ simpler tactics and tend to preserve or even reduce accessibility. On the foreignization–domestication spectrum, DeepL leans most toward foreignization, ChatGPT occupies a middle ground, and the human translation leans toward domestication. These differences are especially marked in the handling of CS elements, underscoring the unique cultural mediation skills of human translators. This thesis thus sheds light on the potentials and limitations of machine translation in literary contexts and suggests directions for further research into how technological advances shape intercultural communication.