Diskussionsbeitrag
Gewinnprognosen: Realitätsverweigerung der Analysten

Kilian Bizer, Ibrahim Filiz, Florian Kirchhoff, Thomas Nahmer,
Markus Spiwoks, Peter von Holten

JEL Codes: D53, D81, D84, D91, G12, G17, G41.

Key Words: Earnings forecasts, horizon effect, herding, real data analysis, stock markets, asset allocation, behavioral finance.

Kilian Bizer, University of Göttingen, Faculty of Economic Sciences, Platz der Göttinger Sieben 3, D-37073 Göttingen, Germany.
e-mail: bizer@wiwi.uni-goettingen.de
https://orcid.org/0000-0002-2258-7725

Ibrahim Filiz, Ostfalia University of Applied Sciences, Faculty of Business, Siegfried-Ehlers-Str. 1, D-38440 Wolfsburg, Germany.
e-mail: ibrahim.filiz@ostfalia.de
https://orcid.org/0000-0003-3155-8472

Florian Kirchhoff, Ostfalia University of Applied Sciences, Faculty of Business, Siegfried-Ehlers-Str. 1, D-38440 Wolfsburg, Germany.
e-mail: fl.kirchhoff@ostfalia.de
https://orcid.org/0009-0009-2482-1560

Thomas Nahmer, Ostfalia University of Applied Sciences, Faculty of Business, Siegfried-Ehlers-Str. 1, D-38440 Wolfsburg, Germany.
e-mail: th.nahmer@ostfalia.de
https://orcid.org/0000-0002-0148-1999

Markus Spiwoks, Ostfalia University of Applied Sciences, Faculty of Business, Siegfried-Ehlers-Str. 1, D-38440 Wolfsburg, Germany.
e-mail: m.spiwoks@ostfalia.de
https://orcid.org/0000-0003-1516-6233

Peter von Holten, Ostfalia University of Applied Sciences, Faculty of Business, Siegfried-Ehlers-Str. 1, D-38440 Wolfsburg, Germany.
e-mail: p.vonholten@ostfalia.de
https://orcid.org/0009-0007-7708-1186

sofia-Diskussionsbeitrag
ISBN 978-3-947850-17-4

Abstract

In der vorliegenden Studie werden Prognosen zur Entwicklung der Unternehmensgewinne in der US-amerikanischen Volkswirtschaft untersucht. Der Prognosegegenstand ist die prozentuale Veränderung der „Pre-Tax Corporate Profits" gegenüber dem Vorjahr. Diese Prognosen liegen für den Zeitraum von 1990 bis 2024 vor. Die Prognosen weisen 24 unterschiedliche Prognosehorizonte auf (von 24 Monaten bis zu einem Monat). Sehr überraschend ist der Befund, dass der durchschnittliche Prognosefehler mit abnehmendem Prognosehorizont nicht zurückgeht. Das widerspricht bisherigen empirischen Befunden und ist ein Solitär im Bereich der volkswirtschaftlichen Makro-Prognosen. Darüber hinaus zeigt sich, dass die Prognostiker zum Herdenverhalten neigen, die Variabilität der Wirklichkeit unterschätzen und keineswegs zu optimistisch sind.

Inhalt

1 Einführung 5

2 Literaturüberblick 7

3 Hypothesen, Daten und Methoden 11

4 Ergebnisse 15

5 Diskussion 37

6 Zusammenfassung 41

Literatur 42

Abbildungen

Abb. 1: Durchschnittliche Prognosefehler bei den US-Gewinnprognosen von 1990 bis 2024 in Abhängigkeit vom Prognosehorizont. 15
Abb. 2: Durchschnittliche Prognosefehler bei den US-Gewinnprognosen in Abhängigkeit vom Prognosehorizont für die einzelnen Jahre 1990 bis 2024. 18
Abb. 3: Durchschnittliche Prognosefehler bei den US-Gewinnprognosen in Abhängigkeit vom Prognosehorizont für revolvierende Fünfjahresab-schnitte in den Jahren 1990 bis 2024. 19
Abb. 4: Durchschnittliche Prognosefehler bei US-Makro-Prognosen von 1990 bis 2024 in Abhängigkeit vom Prognosehorizont – Teil 1. 22
Abb. 5: Durchschnittliche Prognosefehler bei US-Makro-Prognosen von 1990 bis 2024 in Abhängigkeit vom Prognosehorizont – Teil 2. 23
Abb. 6: Durchschnittliche Varianzen der US-Gewinnprognosen der Analysten in Abhängigkeit vom Prognosehorizont. 27
Abb. 7: Kendall-Korrelation aller Analystenprognosen (ohne Konsensprogno-sen)mit der Konsensprognose des Vormonats nach Prognosehorizonten. 30
Abb. 8: Verteilung aller US-Gewinnprognosen und Verteilung der tatsäch-lichen Ereignisse. 31
Abb. 9: Verteilung der Konsensprognosen zu den US-Gewinnen und Verteilung der tatsächlichen Ereignisse. 32
Abb. 10: Prognose-Realisations-Diagramm. 33
Abb. 11: Verteilung der Konsensprognosen zu den US-Gewinnen und Verteilung der tatsächlichen Ereignisse für die Krisenjahre 2000 bis 2002, 2008 bis 2009 und 2020. 35
Abb. 12: Verlauf der Konsensprognosen mit Verkürzung des Prognosehorizontes von 24 Monaten bis zu einem Monat für die Jahre 1990 bis 2024. 38

Tabellen

Tab. 1: Durchschnittliche Prognosefehler bei den US-Gewinnprognosen von 1990 bis 2024 in Abhängigkeit vom Prognosehorizont. 15
Tab. 2: Durchschnittliche Prognosefehler bei US-Makro-Prognosen von 1990 bis 2024 in Abhängigkeit vom Prognosehorizont – Teil 1. 24
Tab. 3: Durchschnittliche Prognosefehler bei US-Makro-Prognosen von 1990 bis 2024 in Abhängigkeit vom Prognosehorizont – Teil 2. 25
Tab. 4: Durchschnittliche Varianzen der US-Gewinnprognosen der Analysten in Abhängigkeit vom Prognosehorizont. 28

1
Einführung

Gewinnprognosen sind ein zentraler Bestandteil der fundamentalen Aktienanalyse. Um das Kurspotenzial von Aktien abschätzen zu können, wird häufig der aktuelle Aktienkurs dem inneren Wert der Aktie gegenübergestellt. Der innere Wert einer Aktie entspricht der Summe aller abdiskontierten künftigen Nutzenströme, die die Aktie hervorbringt. Ein Aktionär profitiert von den Dividendenzahlungen und von den Kurssteigerungen der Aktie. Die Gewinne eines Unternehmens können ausgeschüttet oder thesauriert werden. Die ausgeschütteten Gewinne entsprechen den Dividendenzahlungen. Die thesaurierten Gewinne erhöhen den Wert der Unternehmung, was sich in entsprechenden Kurssteigerungen niederschlägt. Die Gewinne einer Unternehmung spiegeln somit die Nutzenströme wider, die den Aktionären zugutekommen. Um den inneren Wert einer Aktie ermitteln zu können, müssen also die künftigen Gewinne prognostiziert werden (vgl. Capstaff et al., 1995).

Nicht zuletzt wegen der großen praktischen Bedeutung für Aktieninvestments werden daher Gewinnprognosen schon seit Jahrzehnten auf ihre Zuverlässigkeit hin überprüft. Mehrere hundert Studien befassen sich allein mit Gewinnprognosen von Finanzmarktanalysten. Weitere Studien betrachten die Gewinnprognosen des Managements der jeweiligen Aktiengesellschaften.

Die meisten Analysten betrachten nur wenige Branchen oder unter Umständen sogar nur eine einzige Branche (vgl. bspw. Myring & Wrege, 2009). Sie konzentrieren sich dabei in aller Regel auf wenige Unternehmen von herausragender Bedeutung. Sie tragen alle öffentlich zugänglichen Informationen zur Geschäftsentwicklung dieser Unternehmen zusammen. Außerdem bemühen sie sich darum, Kontakte zu Firmenvertretern aufzubauen, um frühzeitig von Überlegungen zu neuen Produkten, zu neuen Geschäftsstrategien, zu neuen Geschäftsfeldern etc. zu erfahren. Schließlich fassen sie alle Informationen zusammen und generieren daraus Gewinnprognosen.

Analystentätigkeiten dieser Art münden im aktiv ausgerichteten Portfoliomanagement in der Auswahl von vielversprechenden Aktien (Stock Picking). Allerdings ist Stock Picking nicht alles. In den zurückliegenden fünf Jahrzehnten gab es auch an den großen, etablierten Aktienmärkten Phasen sehr ungünstiger Kursentwicklungen. Portfolios, die auf sehr gutem Stock Picking beruhten, wiesen dann beispielsweise eine Wertentwicklung von nur -20% auf, während der entsprechende Aktienmarkt eine Wertentwicklung von -40% erlitt. Das Stock Picking wäre dann als enorm erfolgreich zu bewerten, das Investmentergebnis müsste dennoch als enttäuschend betrachtet werden. Deshalb wird im aktiven Portfoliomanagement neben dem Stock Picking in aller Regel auch eine Asset Allocation betrieben. Unter Asset Allocation versteht man die Verteilung des Anlagevolumens auf unterschiedliche Asset-Klassen und auf unterschiedliche Volkswirtschaften. Die große Bedeutung der Asset Allocation für den Investmenterfolg heben beispielsweise Ibbotson & Kaplan (2000) hervor. Um die Mittel, die in Aktien oder in andere Unternehmensbeteiligungen investiert werden sollen, erfolgreich auf verschiedene Volkswirtschaften aufteilen zu können, ist es erforderlich, Unternehmensgewinnprognosen für ganze Volkswirtschaften zu erstellen. Gewinnprognosen auf einem solch hohen Aggregationsniveau sind eine große Herausforderung. Eine Information über einen Durchbruch in der Produktentwicklung eines Unternehmens hilft dem Analysten bei der Erstellung einer guten Gewinnprognose für dieses Unternehmen. Für die Unternehmensgewinnentwicklung einer gesamten Volkswirtschaft ist eine solche Information allerdings beinahe ohne Belang. Deshalb werden die Unternehmensgewinnprognosen für ganze Volkswirtschaften in aller Regel von Makro-Analysten erstellt, die sich auch mit Wachstumsprognosen, Inflationsprognosen, Zinsprognosen, Wechselkursprognosen und ähnlichem beschäftigen. Diese hochaggregierten Gewinnprognosen sind der Schlüssel für eine erfolgreiche Asset Allocation im Rahmen eines aktiven Portfoliomanagements.

Wir wenden uns in der vorliegenden Studie aggregierten Unternehmensgewinnprognosen für die US-amerikanische Volkswirtschaft zu. Die Prognosen stammen aus der Zeitschrift „Consensus

Forecasts“ und liegen für den Zeitraum von 1990 bis 2024 auf Monatsdatenbasis vor. Die Prognostiker sind vor allem große, bekannte US-amerikanische Banken, Investmentgesellschaften und Wirtschaftsforschungsinstitute. Prognostiziert wird die prozentuale Veränderung der „Pre-Tax Corporate Profits“ gegenüber dem Vorjahr. Diese Prognosen beziehen sich auf das jeweils laufende Jahr und auf das jeweils darauffolgende Jahr. Da die Prognosen Monat für Monat abgegeben werden, ergeben sich insgesamt 24 verschiedene Prognosehorizonte (von 24 Monaten bis zu einem Monat). Wir untersuchen, ob – und gegebenenfalls in welchem Umfang – der durchschnittliche Prognosefehler (Mean Absolute Percentage Error [MAPE]) mit Verkürzung des Prognosehorizontes zurückgeht. Das ist zu erwarten, denn mit Verkürzung des Prognosehorizontes ist die Prognoseaufgabe in aller Regel leichter zu bewältigen. Ferner werden die Prognosen auf etwaigen Überoptimismus der Prognostiker hin überprüft und die Streuung der Prognosen wird näher betrachtet.

Es zeigt sich, dass der durchschnittliche Prognosefehler mit Verkürzung des Prognosehorizontes nicht zurückgeht. Die Prognosen mit 24 Monaten Prognosehorizont liegen im Durchschnitt beinahe genau auf demselben Niveau wie die Prognosen mit nur noch einem Monat Prognosehorizont. Dieses Ergebnis ist umso überraschender, weil es bei anderen Prognosegegenständen (Gross Domestic Product, Producer Price Index, Consumer Price Index, Housing Starts und viele andere mehr) durchaus zu sehr deutlichen Verringerungen der Prognosefehler mit Verkürzung des Prognosehorizontes kommt. Außerdem zeigt sich, dass die durchschnittliche Varianz der Prognosen mit abnehmendem Prognosehorizont immer geringer wird. Die Analysten werden sich also immer einiger, aber die Prognosefehler gehen dabei nicht zurück. Das ist ein deutliches Zeichen für das Auftreten von Herdenverhalten bei den Analysten. Schließlich wird deutlich, dass die Prognostiker die Variabilität der Wirklichkeit unterschätzen und keineswegs zu Optimismus neigen.

Wir stellen einige Überlegungen zu den Ursachen dieser überraschenden Befunde an und zeigen notwendige Konsequenzen für Portfoliomanagement-Entscheidungen auf.

2
Literaturüberblick

Gewinnprognosen von Finanzmarktanalysten werden bereits seit Jahrzehnten auf ihre Zuverlässigkeit hin überprüft. Zu den frühen Studien zählen beispielsweise Cragg & Malkiel (1968), Elton & Gruber (1972), Barefield & Comiskey (1975), Basi et al. (1976), Richards (1976), Brown & Rozeff (1978), Crichfield et al. (1978), Imhoff (1978), Ruland (1978), Barefield et al. (1979), Givoly & Lakonishok (1980).

Die genaue Ausgestaltung des Prognosegegenstandes ist durchaus unterschiedlich. Die meisten Studien beziehen sich auf US-amerikanische Unternehmen (vgl. bspw. Lim, 2025; Mamatzakis & Bagntasarian, 2020; Mande & Son, 2012; Ertimur et al., 2011; Aiolfi et al., 2010; Avramov et al., 2009; Kwag & Small, 2007; Hong & Kubik, 2003; Machuga et al., 2002; Brown, 2001; Ely & Mande, 1996; Abarbanell & Bernard, 1992) oder auf britische Unternehmen (vgl. bspw. Constantinou et al., 2003; Hussain, 1997; Patz, 1989). Manche Studien nehmen auch internationale Vergleiche der Prognosegüte vor (vgl. bspw. André et al., 2016; Athavale et al., 2013; Lim et al., 2013; Yu, 2010; Coën et al., 2009; Bae et al., 2008; Black & Carnes, 2006; Beckers et al., 2004; Hope, 2003; Rothovius, 2003; Claus & Thomas, 2001; Capstaff et al., 2001; Firth & Gift, 1999). In jüngerer Zeit werden vermehrt Prognosen zu den Gewinnen chinesischer und weiterer fernöstlicher Unternehmen untersucht (vgl. bspw. Tang et al., 2025; Wang et al., 2024; Zhang & Luo, 2024; Liu et al., 2023; Luo & Wu, 2022; Wang et al., 2022; Wang et al., 2021; Hu et al., 2021; Ding et al., 2021; Hou & Gao, 2021; Hou et al., 2018; Yu & Wang, 2018; Wu et al., 2018; Liu, 2017; Huang & Wright, 2015; Wang et al., 2015; Kubota et al., 2010; Loh & Mian, 2003; Eng & Teo, 1999; Jaggi & Jain, 1998; Lui, 1992).

In den meisten Studien werden die Gewinne in US-Dollar pro Aktie oder gegebenenfalls in anderen Währungen pro Aktie betrachtet (vgl. bspw. Huang et al., 2017; Barron et al., 2008; Stickel, 1993; Brous & Kini, 1993; Mendenhall, 1991; Stickel, 1990). Nur selten wird die Gewinnveränderung in Prozent gegenüber Vorjahr thematisiert.

Es gibt Studien, die Gewinnprognosen mit einem gleichbleibenden Prognosehorizont untersuchen (vgl. bspw. Bochkay & Levine, 2019; Amiram et al., 2018; Hussain, 1997). In anderen Studien werden Gewinnprognosen mit unterschiedlichen Prognosehorizonten betrachtet (vgl. bspw. Cordeiro & Kent, 2001). In einigen Untersuchungen werden Gewinnprognosen mit verschiedenen Prognosehorizonten explizit gegenübergestellt. Dabei zeigt sich in aller Regel, dass die Prognosefehler umso geringer ausfallen, je kürzer der Prognosehorizont ist (vgl. bspw. Sougiannis & Yaekura, 2001; De Bondt & Forbes, 1999; Capstaff et al., 1998; Das, 1998; Das & Saudagaran, 1998; Jaggi & Jain, 1998; Sinha et al., 1997; Lys & Soo, 1995; Kross et al., 1990; Patz, 1989; O'Brien, 1988; Brown et al., 1987a; Brown et al., 1987b; Brown et al., 1985). Diese deutlichen Hinweise auf einen positiven Zusammenhang von Prognosehorizont und Prognosefehler findet Eingang in die Hypothesen 1 und 2 der vorliegenden Studie. Die genaue Ausgestaltung der Hypothesen 1 und 2 findet sich im folgenden Kapitel.

Zur Beurteilung des Prognoseerfolgs werden viele verschiedene Ansätze verfolgt. In einigen Studien wird der Test auf Unverzerrtheit angewendet (vgl. bspw. Keane & Runkle, 1998; Ackert & Hunter, 1994; Kang et al., 1994; Ackert & Hunter, 1993; Klein, 1990; Givoly, 1985; Klein, 1990). Der Test auf Unverzerrtheit fällt üblicherweise ungünstig aus. Aber gelegentlich erweisen sich Gewinnprognosen auch als unverzerrt (vgl. Dick-Nielsen et al., 2022). Ebenso wird der Effizienztest zur Beurteilung der Gewinnprognosen herangezogen (vgl. bspw. Elgers & Lo, 1994). Beim Effizienztest erweisen sich die Gewinnprognosen häufig als tauglich (vgl. bspw. Basu & Markov, 2004; Lys & Sohn, 1990). In einigen Studien scheitern die Gewinnprognosen allerdings auch im Rahmen des Effizienztests (vgl. bspw. Ahmed et al., 2005; Ali et al., 1992; Abarbanell, 1991). Der Test auf Über-/Unterreaktion bei Prognoseänderungen durch die Analysten (De Bondt & Thaler, 1990) findet ebenfalls häufig Anwendung (vgl. bspw. Smith Raedy et al., 2006; Easterwood & Nutt, 1999; O'Hanlon & Whiddett, 1991). Der Vergleich der Analystenprognosen zu

Prognosen, die mit einfachen statistischen Modellen (bspw. ARIMA-Modelle oder Random-Walk-Modelle) generiert werden können, zählt ebenfalls zu den verwendeten Beurteilungsmaßstäben (vgl. bspw. Dreman & Berry, 1995; Brown, 1996; Imhoff & Paré, 1982; Fried & Givoly, 1982). Dabei schneiden die Analysten in einigen Studien gut ab (vgl. bspw. Wild & Kwon, 1994; Chatfield et al., 1989; Patz, 1989; O'Brien, 1988; Brown et al., 1987b). In anderen Studien scheitern die Analysten an diesem Vergleichsmaßstab (vgl. bspw. Harris & Wang, 2019; Bradshaw et al., 2012; Lacina et al., 2011; Harris, 1999; Kodde & Schreuder, 1984). Ball & Ghysels (2018) zeigen, dass Prognosen, die mit komplexen statistischen Modellen generiert werden, oft genauer sind als die Prognosen von Analysten. Auch der Vergleich zu naiven Prognosen wird angestellt (vgl. bspw. Lacina et al., 2011). Bradshaw et al. (2012) zeigen, dass sich die betrachteten Gewinnprognosen als weniger zuverlässig erweisen als die entsprechenden naiven Prognosen. Schließlich wird in einigen Untersuchungen die Frage aufgeworfen, ob die Gewinnprognosen geeignet sind, zu erfolgreichen Aktienkursprognosen und/oder zu erfolgreichen Investmententscheidungen beizutragen (vgl. bspw. Kothari et al., 2016; Wieland, 2011; Dugar & Nathan, 1995; Jennings, 1987). Dabei zeigt sich häufig, dass die Gewinnprognosen der Analysten (oder auch deren Streuung) durchaus geeignet sind, die Aktienkursentwicklung erfolgreich vorherzusehen und/oder erfolgreiche Investitionsentscheidungen zu treffen (vgl. bspw. Feldman et al., 2019; Barth & Hutton, 2004; Han & Manry, 2000; Bandyopadhyay et al., 1995). In anderen Studien erweisen sich die Gewinnprognosen in dieser Hinsicht als weniger gut geeignet (vgl. bspw. Hall & Tacon, 2010).

In einigen Untersuchungen wird der Erfolg von verschiedenen Prognostikern gegenübergestellt (vgl. bspw. Hsu & Chiao, 2011). Häufig finden sich Vergleiche zwischen den Gewinnprognosen von Analysten einerseits und den Gewinnprognosen des Managements andererseits (vgl. bspw. Brown & Zhou, 2015; Kim & Song, 2015; Hutton et al., 2012; Bartley & Cameron, 1991; Bathke et al., 1991; Baginski & Hassell, 1990; Hassel & Jennings, 1986; Waymire, 1986; Schreuder & Klaassen, 1984). Nur selten wird thematisiert, ob Betriebswirte oder Volkswirte die Gewinnprognosen erstellt haben. Die betriebswirtschaftliche Perspektive ist auf einzelne Unternehmen gerichtet. Die Gewinnentwicklung eines bestimmten Unternehmens wird ermittelt, um die Attraktivität der betreffenden Aktie angemessen beurteilen zu können. Die volkswirtschaftliche Perspektive ist eher auf die Unternehmensgewinnentwicklung eines ganzen Aktienmarktes oder sogar einer ganzen Volkswirtschaft gerichtet und hat daher eher den Charakter von Makro-Prognosen. Hope & Kang (2005) ermitteln, dass Gewinnprognosen ungenauer werden, wenn ein größeres Maß an makroökonomischer Unsicherheit vorliegt. Amiram et al. (2018) weisen darauf hin, dass Gewinnprognosen im Umfeld von Marktunsicherheiten besser bewältigt werden, wenn Volkswirte an ihrer Erstellung beteiligt sind. Auf diesen überaus interessanten Aspekt kommen wir im Diskussionskapitel zurück.

In vielen Studien wird auf die Varianz der Prognosen verschiedener Analysten eingegangen (vgl. bspw. Ajinkya et al., 1991; Ajinkya & Gift, 1985). Besonders interessant ist dieser Aspekt, wenn die Veränderung der Varianz im Zeitverlauf, das heißt, mit Verkürzung des Prognosehorizontes erörtert wird (vgl. bspw. Spiwoks, 2009; Wallmeier, 2005). Hier schließt sich dann häufig die Frage etwaigen Herdenverhaltens der Analysten an (vgl. bspw. De Bondt & Forbes, 1999). Wir greifen diesen Aspekt in unserer 3. Hypothese auf. Die genaue Ausgestaltung der Hypothese findet sich im folgenden Kapitel.

Dass die Variabilität der Wirklichkeit von Prognostikern sehr häufig unterschätzt wird, hat Ogburn (1934) aufgezeigt. Dies mündet darin, dass die Streuung der tatsächlichen Ereignisse größer ist als die Streuung der Prognosen. Dieser Umstand ist bisher im Zusammenhang mit Gewinnprognosen nicht untersucht worden. Wir verfolgen diesen Aspekt im Rahmen der 4. Hypothese. Die genaue Ausgestaltung der Hypothese findet sich im folgenden Kapitel.

Viele Untersuchungen zum Erfolg von Analysten bei der Prognose von Gewinnentwicklungen diskutieren zum Teil originelle Ideen zu den möglichen Ursachen für erfolgreiche oder erfolglose Prognosen. So wird beispielsweise vermutet, dass sich Analysten in die von ihnen beobachteten

Aktien „verlieben" könnten, was zur Trübung ihres Urteilsvermögens beitragen kann (vgl. bspw. Chopra, 1998). Gelegentlich wird die Neigung zum Herdenverhalten thematisiert (vgl. bspw. Jiao, 2024; Keskek et al., 2014; Cooper et al., 2001; Hong et al., 2000). Auch das Vorliegen von Overconfidence bei den Analysten wird als störendes Element diskutiert (vgl. bspw. Friesen & Weller, 2006). Die Anker-Heuristik (vgl. bspw. Cen et al., 2013; Amir & Ganzach, 1998) oder auch kognitive Dissonanzen (vgl. bspw. Friesen & Weller, 2006) können die Analysten von angemessenen Korrekturen ihrer Prognosen bei veränderten Rahmenbedingungen abhalten. Azevedo et al. (2021) sehen in der Bekämpfung der Informationsträgheit der Analysten in Bezug auf aktuelle Aktienkursbewegungen erhebliches Potential für die Verbesserung von Gewinnprognosen.

Es wird diskutiert, ob Analysten wirklich um die bestmöglichen Gewinnprognosen bemüht sind (vgl. bspw. Berger et al., 2019; Brown et al., 2015; Chan et al., 2007; Trueman, 1990) oder ob sie sich nicht mit Hilfe von zu optimistischen Prognosen den Zugang zu Informationen des Managements erkaufen wollen (vgl. bspw. Eames & Glover, 2003; Lim, 2001). Hutton (2005) weist darauf hin, dass ein enger Kontakt der Analysten zum Management zu geringeren Prognosefehlern bei den Gewinnprognosen beitragen kann. Die Erfahrung der Analysten wird von Mikhail et al. (2003) angesprochen. Sie stellen fest, dass erfahrenere Analysten bessere Gewinnprognosen erstellen (vgl. dazu auch Call et al., 2021; Clement et al., 2007; Clement, 1999; Mikhail et al., 1997). Jacob et al. (1999) kommen zu einer gegenteiligen Einschätzung.

Auch die Transparenz der Unternehmen könnte eine Rolle für den Prognoseerfolg spielen. Abarbanell & Lehavy (2003a) sehen in der Gewinngestaltung der Unternehmen und ihrem strategischen Umgang mit Gewinninformationen einen Grund für erhebliche Prognosefehler der Analysten (vgl. dazu auch Wilson & Wu, 2011). Abernathy et al. (2013) stellen fest, dass die Prognosefehler bei Gewinnprognosen umso geringer ausfallen, je höher die buchhalterische Finanzkompetenz des Prüfungsausschusses der Unternehmen ausgeprägt ist (vgl. zu ähnlichen Ergebnissen auch Bochkay & Levine, 2019; Behn et al., 2008; Barron et al., 1999; Lang & Lundholm, 1996). Noh et al. (2017) heben die Bedeutung der Wirtschaftsprüfer für den Erfolg der Gewinnprognosen von Analysten hervor (vgl. dazu auch Rouhou et al., 2015; Xie et al., 2012). Aboud et al. (2018) sehen einen Einfluss der Bilanzierungsstandards auf die Genauigkeit der Gewinnprognosen (vgl. dazu auch Bratten et al., 2023; Bradshaw et al., 2018; André et al., 2016; Rouhou et al., 2015; Garrido-Miralles & Sanabria-García, 2014; Horton et al., 2013; Cotter et al., 2012; Glaum et al., 2011; Hodgdon et al., 2008; Mensah et al., 2004; Hope, 2003; Machuga et al., 2002; Ashbaugh & Pincus, 2001; Peek, 2001; Basu et al., 1998; Maines et al., 1997; Brown, 1983). Lehavy et al. (2011) finden heraus, dass die Gewinnprognosen der Analysten umso genauer sind, je besser die Lesbarkeit des Jahresberichtes (Form 10-K) ist. Yu (2010) verweist darauf, dass Unternehmen mit umfassenden Corporate-Governance-Offenlegungen in ihren Jahresberichten präzise und wenig streuende Gewinnprognosen von Finanzanalysten erhalten (vgl. dazu auch Yu & Wang, 2018).

Call et al. (2009) zeigen, dass Gewinnprognosen exakter sind, wenn die Prognostiker zugleich Cash-Flow-Prognosen erstellen. Keung (2010) geht davon aus, dass Gewinnprognosen exakter ausfallen, wenn die Analysten zugleich auch Umsatzprognosen erarbeiten (vgl. dazu auch Kim & Prather-Kinsey, 2010). Ciftci et al. (2016) sehen Verbesserungspotenzial für Gewinnprognosen, wenn die Kostenstrukturen der Unternehmen genauer berücksichtigt werden (vgl. dazu auch Weiss, 2010). Ferner wird hervorgehoben, dass die Gewinnentwicklung in Verlustphasen schwieriger zu prognostizieren ist als in Phasen der Gewinnerzielung (vgl. bspw. Ciccone, 2005). Barron et al. (2002) heben die Problematik immaterieller Vermögenswerte (intangibles) insbesondere bei R&D-intensiven Unternehmen hervor (vgl. dazu auch Chakravarty & Grewal, 2016; Wang & Alam, 2007; Gu & Wang, 2005). Anagnostopoulou (2010) stellt fest, dass der Ausweis von R&D-Aktivitäten und R&D-Erfolgen in der Bilanz zu geringeren Gewinnprognosefehlern der Analysten führt. Orens & Lybaert (2007) heben hervor, dass die Verwendung nichtfinanzieller Unternehmensinformationen (bspw. zur internen Struktur) zu einer Verbesserung der Gewinnprognosen von Analysten beitragen kann. Luo & Wu (2022) ermitteln, dass das Vorliegen von

ESG-Ratings die Prognosegenauigkeit bei Gewinnprognosen von Analysten erhöht, indem sie Informationsrisiken reduzieren.

Datta et al. (2011) zeigen, dass die Gewinnprognosen der Analysten bei Unternehmen mit großer Marktmacht besser als bei Unternehmen ohne herausragende Marktmacht gelingen (vgl. zu ähnlichen Ergebnissen Patz, 1989). Dunn & Nathan (1998) finden heraus, dass das Ausmaß der Diversifikation von Geschäftsbereichen in einem Unternehmen einen Einfluss auf die Genauigkeit der Gewinnprognosen entfaltet (vgl. dazu auch Lee et al., 2013). Miller & Sedor (2014) erörtern den Einfluss des Aktienkurses und Walther & Willis (2013) den Einfluss der Anlegerstimmung auf die Gewinnprognosen der Analysten (vgl. dazu auch Wu et al., 2018). O'Brien (1990) zeigt, dass die Gewinnentwicklung in unterschiedlichen Branchen unterschiedlich schwierig zu prognostizieren ist.

Hou & Gao (2021) stellen fest, dass ein hohes Maß an wirtschaftlicher Freiheit tendenziell zu genaueren Gewinnprognosen führt (vgl. dazu auch Wang et al., 2021). Le et al. (2024) ermitteln, dass ein größeres Ausmaß an wirtschaftspolitischer Unsicherheit (economic policy uncertainty) auch zu größeren Prognosefehlern und zu einer größeren Streuung bei den Gewinnprognosen beiträgt.

Datta et al. (2022) ermitteln, dass Analysten die Gewinnentwicklung von Unternehmen mit weiblichen Chief Executive Officers (CEOs) besser als von Unternehmen mit männlichen CEOs einschätzen können (vgl. zu ähnlichen Ergebnissen Gul et al., 2013). Mamatzakis & Bagntasarian (2020) kommen zu der Einschätzung, dass die Ausgestaltung der Managementvergütung einen Einfluss auf die Genauigkeit der Gewinnprognosen von Analysten entfaltet.

Hunton & McEwen (1997) stellen einen Einfluss der kognitiven Informationssuchstrategien auf die Genauigkeit der Gewinnprognosen von Analysten fest. Hou et al. (2018) ermitteln, dass Analysten umso genauere Gewinnprognosen erstellen, je zentraler ihre Position in Informationsnetzwerken ist. Auch die konfuzianische Kultur wird als ein Element zur Verbesserung von Gewinnprognosen diskutiert (vgl. bspw. Zhao & Li, 2024). Wir kommen auf einige dieser Ideen im Diskussionskapitel zurück.

Sehr prominent ist die Diskussion darüber, ob die Gewinnprognosen eher von Optimismus oder von Pessimismus gekennzeichnet sind (vgl. bspw. Veenman & Verwijmeren, 2018; Hribar & McInnis, 2011; Dolvin et al., 2009; Groysberg et al., 2008; Jung, 2005; Loh & Mian, 2003; Butler & Lang, 1991). Einige Untersuchungen zeigen eine systematische Überschätzung der Gewinnentwicklung auf, was zumeist als Zeichen für Optimismus beziehungsweise Überoptimismus betrachtet wird (vgl. bspw. Lehmer et al., 2022; Bradshaw et al., 2016; Lambert et al., 2015; Kwag & Small, 2007; Wallmeier, 2005; Helbok & Walker, 2004; Huberts & Fuller, 1995; Brown, 1997; Hwang et al., 1996). In anderen Studien zeigt sich eher eine systematische Unterschätzung der Gewinnentwicklung, was dann als Pessimismus der Analysten gedeutet wird (vgl. bspw. Black & Carnes, 2006). Befunde zu Verteilungen von Prognosefehlern bei Gewinnprognosen finden sich bspw. bei Cohen & Lys (2003), Abarbanell & Lehavy (2003b). Dieser Aspekt führt uns zur 5. Hypothese. Die genaue Ausgestaltung der 5. Hypothese findet sich im folgenden Kapitel.

Kurze Übersichten über einige dieser und weitere Aspekte, die die Genauigkeit von Gewinnprognosen beeinflussen können, geben Rahman et al. (2019), Stotz (2016), Ramnath et al. (2008) sowie Schipper (1991).

3
Hypothesen, Daten und Methoden

Wir wenden uns in der vorliegenden Studie aggregierten Unternehmensgewinnprognosen für die US-amerikanische Volkswirtschaft zu. Die Prognosen stammen aus der Zeitschrift „Consensus Forecasts" und liegen für den Zeitraum von 1990 bis 2024 auf Monatsdatenbasis vor. Die Prognostiker sind vor allem große, bekannte US-amerikanische Banken, Investmentgesellschaften und Wirtschaftsforschungsinstitute. Prognostiziert wird die prozentuale Veränderung der „Pre-Tax Corporate Profits" gegenüber dem Vorjahr. Diese Prognosen beziehen sich auf das jeweils laufende Jahr und auf das jeweils darauffolgende Jahr.

Die Prognostiker werden Anfang des Monats von „Consensus Forecasts" nach ihren Einschätzungen befragt. Anders als bei Guttman (2010) haben die Prognostiker in diesem Fall keinen Einfluss auf den Abgabezeitpunkt der Gewinnprognosen. Der betrachtete Prognosegegenstand ist die prozentuale Veränderung der Unternehmensgewinne gegenüber dem Vorjahr. Dieser Sachverhalt ergibt sich am Jahresende im Vergleich zum Jahresende des Vorjahres. Wenn also ein Prognostiker Anfang Januar 2023 befragt wird, welche prozentuale Veränderung der Gewinne er für 2024 erwartet, dann beträgt der Prognosehorizont 24 Monate (von Anfang Januar 2023 bis Ende Dezember 2024). Wenn der Prognostiker Anfang Februar zu demselben Sachverhalt befragt wird, hat sich der Prognosehorizont um einen Monat verringert und beträgt nun 23 Monate (von Anfang Februar 2023 bis Ende Dezember 2024). Die Prognostiker werden nicht nur zu ihren Einschätzungen bezüglich des folgenden Jahres, sondern auch zu ihren Einschätzungen bezüglich des laufenden Jahres befragt. Die Prognose, die Anfang Januar 2024 abgefragt wird, bezieht sich dann auf Ende Dezember 2024 und weist somit einen Prognosehorizont von zwölf Monaten auf. Anfang Februar hat die Prognose zum laufenden Jahr noch einen Prognosehorizont von elf Monaten. Anfang Dezember hat die Prognose zum laufenden Jahr nur noch einen Prognosehorizont von einem Monat. Daraus ergeben sich die 24 unterschiedlichen Prognosehorizonte (von 24 Monaten bis zu einem Monat).

Mit abnehmendem Prognosehorizont wird die Bewältigung der Prognoseaufgabe in aller Regel immer einfacher. Der Ausgang eines Basketballspiels zwischen den Los Angeles Lakers und den Denver Nuggets kann in den letzten Minuten des vierten Viertels einfacher prognostiziert werden als in den ersten Minuten des ersten Viertels. Die Durchschnittstemperatur eines Jahres lässt sich im November leichter prognostizieren als im Januar desselben Jahres. Der Ernteertrag eines Weizenfeldes lässt sich Mitte Juni leichter prognostizieren als Anfang April. Das hängt einfach damit zusammen, dass im Laufe der Zeit immer mehr Dinge offensichtlich werden, die zur Beurteilung des Sachverhaltes von Bedeutung sind. Hat sich ein wichtiger Spieler der Denver Nuggets im dritten Viertel verletzt und liegen die L. A. Lakers zwei Minuten vor Spielende mit 104:79 vorne, dann fällt es nicht mehr schwer zu prognostizieren, wer als Sieger vom Platz gehen wird. Hat es im Januar und Februar eine ungewöhnlich milde Witterung und im Sommer eine langanhaltende Hitzewelle gegeben, dann ist es gegen Jahresende nicht mehr schwer, eine hohe Jahresdurchschnittstemperatur zu prognostizieren. Hat es Anfang Juni schwere Gewitter mit dramatischen Hagelschäden auf den Feldern gegeben, dann ist es Mitte Juni nicht mehr schwierig, eine unterdurchschnittliche Weizenernte zu prognostizieren.

Auch bei wirtschaftlichen Sachverhalten liegt dieser sogenannte Prognosehorizont-Effekt (horizon effect) vor. Bei der Prognose des Wirtschaftswachstums eines Jahres liegen im Januar nur wenige Informationen vor. Beispielsweise können Stimmungs- und Frühindikatoren herangezogen werden. Im Dezember desselben Jahres liegen hingegen die vorläufigen BIP-Wachstumsraten des ersten und des zweiten Quartals bereits vor. Erste Schätzungen für das dritte Quartal sind in aller Regel auch schon bekannt. Dementsprechend dürften die Prognosefehler im Dezember weit geringer ausfallen als im Januar. Bei Gewinnprognosen liegt dieselbe Situation vor. Viele Unternehmen berichten quartalsweise über ihre Gewinnentwicklung. Auf diese Weise steigt mit

Verkürzung des Prognosehorizontes der Informationsbestand, der Hinweise auf den zu prognostizierenden Sachverhalt gewährt.

Die hier vorliegende besondere Datenstruktur sollte ein Übriges tun, um den Prognosefehler mit abnehmendem Prognosehorizont zurückgehen zu lassen. Da nämlich die prozentuale Veränderung der Unternehmensgewinne gegenüber Vorjahr prognostiziert wird, stellen die überjährigen Prognosen (Prognosehorizonte von 24 Monaten bis zu 13 Monaten) eine doppelte Herausforderung dar. Um die prozentuale Veränderung der Gewinne im Folgejahr prognostizieren zu können, müssen die Prognostiker nicht nur das kommende, sondern auch das aktuelle Jahr einschätzen. Erst wenn die Entwicklung des laufenden Jahres zutreffend prognostiziert wird, besteht ja schließlich die erforderliche Basis, anhand der die prozentuale Veränderung des Folgejahres eingeschätzt werden kann. Die überjährigen Prognosen sind somit doppelt so schwierig zu bewältigen wie die unterjährigen Prognosen.

Das im Zeitverlauf allmählich ansteigende Informationsniveau, der besondere Schwierigkeitsgrad der überjährigen Prognosen sowie eine Vielzahl empirischer Befunde in Vorgängerstudien (siehe Kapitel Literaturüberblick) führen zu der ersten Hypothese.

Hypothese 1: Der durchschnittliche Prognosefehler der US-Unternehmensgewinnprognosen nimmt mit abnehmendem Prognosehorizont statistisch signifikant ab.

Nullhypothese 1: Der durchschnittliche Prognosefehler der US-Unternehmensgewinnprognosen nimmt mit abnehmendem Prognosehorizont nicht statistisch signifikant ab.

Zur Messung des Prognosefehlers sollte ein Maßstab verwendet werden, bei dem sich Überschätzungen und Unterschätzungen nicht gegenseitig aufheben. Es erscheint daher sinnvoll, ein absolutes Prognosefehlermaß zu verwenden. Außerdem sollte das Prognosefehlermaß unterschiedliche Größenordnungen der tatsächlichen Ereignisse berücksichtigen. Eine Gewinnsteigerung von +108% zu prognostizieren, während der tatsächliche Wert bei +100% liegt, ist weniger schwerwiegend, als +10% zu prognostizieren, während der tatsächliche Wert bei +2% liegt. In beiden Fällen wird der tatsächliche Wert um 8 Prozentpunkte überschätzt. Aber der Prognosefehler fällt im Verhältnis zur Größenordnung des tatsächlichen Ereignisses im ersten Fall kaum ins Gewicht. Im zweiten Fall wird die Gewinnentwicklung um das Fünffache überschätzt. Die prozentualen Veränderungen der Unternehmensgewinne können in unterschiedlichen Zeitabschnitten recht deutlich auseinanderfallen. In manchen Jahren kommt es zu einer erheblichen Steigerung der Gewinne. In anderen Jahren kommt es nur zu geringen Veränderungen. Um solch unterschiedliche Ausgangssituationen vergleichbar zu machen, ist die Verwendung eines relativen Prognosefehlermaßes sinnvoll. Wir stützen uns daher auf das durchaus häufig verwendete Prognosefehlermaß des Mean Absolute Percentage Error (MAPE). Der MAPE findet bspw. bei Conroy & Harris (1995), bei Conroy & Harris (1987), bei Waymire (1986) oder bei Kodde & Schreuder (1984) Anwendung.

$$MAPE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^{n} \left| \frac{A_i - F_i}{A_i} \right| \cdot 100\%$$

Mit: A = tatsächliches Ereignis (Actual); F = Prognose (Forecast).

Ob der erwartete Rückgang der Prognosefehler bei allmählicher Verkürzung des Prognosehorizontes tatsächlich statistisch signifikant ist, wird mit Hilfe von Kendalls tau ermittelt, wobei der Korrelationstest als gerichteter Test ausgestaltet wird.

Es ist davon auszugehen, dass die Prognose der Unternehmensgewinnentwicklung in der US-amerikanischen Volkswirtschaft eine vergleichbare Herausforderung darstellt wie andere US-Makro-Prognosen auch. Wir erwarten nicht nur für die Gewinnprognosen, sondern auch für die Konjunkturprognosen (Gross Domestic Product, Industrial Production, Business Investment, Personal Consumption, Housing Starts, Auto & Light Truck Sales, Employment Costs) und für die

Inflationsprognosen (Consumer Price Index, Producer Price Index, Core PCE Prices) mit allmählicher Verkürzung des Prognosehorizontes einen allmählichen Rückgang der durchschnittlichen Prognosefehler (MAPE). Diese Überlegung führt zur zweiten Hypothese.

Hypothese 2: Die Entwicklung der durchschnittlichen Prognosefehler mit allmählicher Verkürzung des Prognosehorizontes bei den US-Unternehmensgewinnprognosen unterscheidet sich nicht von anderen US-Makro-Prognosen.

Nullhypothese 2: Die Entwicklung der durchschnittlichen Prognosefehler mit allmählicher Verkürzung des Prognosehorizontes bei den US-Unternehmensgewinnprognosen unterscheidet sich von anderen US-Makro-Prognosen.

Die Makro-Prognosedaten stammen ebenfalls aus der Zeitschrift „Consensus Forecasts". Sie stehen für den Zeitraum von 1990 bis 2024 auf Monatsdatenbasis zur Verfügung. Nur die Prognosen zu den Core PCE Prices werden erst später von „Consensus Forecasts" publiziert. Sie liegen für den Zeitraum von 2018 bis 2024 vor. Die sonstigen Makro-Prognosen werden ebenso wie die Unternehmensgewinnprognosen vor allem von großen US-amerikanischen Banken, Investmentgesellschaften und Forschungsinstituten abgegeben. Sie weisen ebenfalls die Prognosehorizonte von 24 Monaten bis zu einem Monat auf. Zur Datenauswertung wird dasselbe Instrumentarium herangezogen wie bei der Überprüfung der Hypothese 1.

Wenn der Prognosefehler mit abnehmendem Prognosehorizont allmählich kleiner wird, dann ist außerdem zu erwarten, dass die Streuung der „Pre-Tax Corporate Profits"-Prognosen der verschiedenen Analysten mit abnehmendem Prognosehorizont abnimmt. Bei einem langen Prognosehorizont können sehr unterschiedliche Einschätzungen vorliegen. Im Laufe der Zeit, wenn die Informationsbasis immer solider wird, sollten die Prognosen der Analysten Zug um Zug immer genauer werden. Das hat dann zur Folge, dass sich die Prognosen der Analysten allmählich immer stärker annähern. Die Streuung der Prognosen nimmt ab. Das führt zur dritten Hypothese.

Hypothese 3: Die durchschnittliche Streuung der Prognosen der unterschiedlichen Prognostiker geht mit Verkürzung des Prognosehorizontes statistisch signifikant zurück.

Nullhypothese 3: Die durchschnittliche Streuung der Prognosen der unterschiedlichen Prognostiker geht mit Verkürzung des Prognosehorizontes nicht statistisch signifikant zurück.

Ob es sich dabei um eine statistisch signifikante Reduzierung der Streuung handelt, wird wiederum mit Kendalls tau ermittelt, wobei die Korrelation mit gerichteter Hypothese getestet wird.

Ogburn (1934) hat darauf hingewiesen, dass Prognostiker häufig die Variabilität der Wirklichkeit unterschätzen. Die Streuung der Prognosen fällt somit deutlich geringer aus als die Streuung der tatsächlichen Ereignisse. Dies führt zur vierten Hypothese.

Hypothese 4: Die Varianz der US-Unternehmensgewinnprognosen ist signifikant geringer als die Varianz der tatsächlichen prozentualen Veränderung der Unternehmensgewinne in der US-Volkswirtschaft.

Nullhypothese 4: Die Varianz der US-Unternehmensgewinnprognosen ist nicht signifikant geringer als die Varianz der tatsächlichen prozentualen Veränderung der Unternehmensgewinne in der US-Volkswirtschaft.

Diese Hypothese wird mit Hilfe des Brown-Forsythe-Tests und Cluster-Bootstrapping überprüft.

Eine große Zahl von Studien zu Gewinnprognosen beobachtet einen Überoptimismus bei den Prognostikern (siehe Kapitel Literaturüberblick). Diese Beobachtungen führen zu der fünften Hypothese.

Hypothese 5: Die Prognosen der US-Unternehmensgewinnentwicklung sind in ihrer zentralen Tendenz (Median) signifikant größer als die zugehörigen tatsächlichen Unternehmensgewinnentwicklungen in der US-Volkswirtschaft.

Nullhypothese 5: Die Prognosen der US-Unternehmensgewinnentwicklung sind in ihrer zentralen Tendenz (Median) nicht signifikant größer als die zugehörigen tatsächlichen Unternehmensgewinnentwicklungen in der US-Volkswirtschaft.

Diese Hypothese wird mit Hilfe des Wilcoxon-Vorzeichen-Rang-Tests überprüft

4
Ergebnisse

Im Laufe der Zeit werden immer mehr relevante Sachverhalte bekannt. Viele Unternehmen berichten quartalsweise über ihre Gewinne. Je kürzer der Prognosehorizont ist, desto geringer sollten daher die Prognosefehler ausfallen. Außerdem stellen die überjährigen Prognosen (Prognosehorizonte von 24 Monaten bis zu 13 Monaten) im Vergleich zu den unterjährigen Prognosen (Prognosehorizonte von zwölf Monaten bis zu einem Monat) eine doppelte Herausforderung dar. Bei den überjährigen Prognosen muss zunächst das laufende Jahr prognostiziert werden, um überhaupt eine Basis für die prozentuale Veränderung der Gewinne im darauffolgenden Jahr zu ermitteln. Erst dann können sich die Analysten der Prognose des darauffolgenden Jahres zuwenden. Beide Aspekte (allmählich anwachsender Informationsstand und leichtere Bewältigung der unterjährigen Prognosen) sollten dazu beitragen, dass der durchschnittliche Prognosefehler mit abnehmendem Prognosehorizont zurückgeht. Dieser Effekt stellt sich allerdings nicht ein (siehe Abbildung 1 und Tabelle 1).

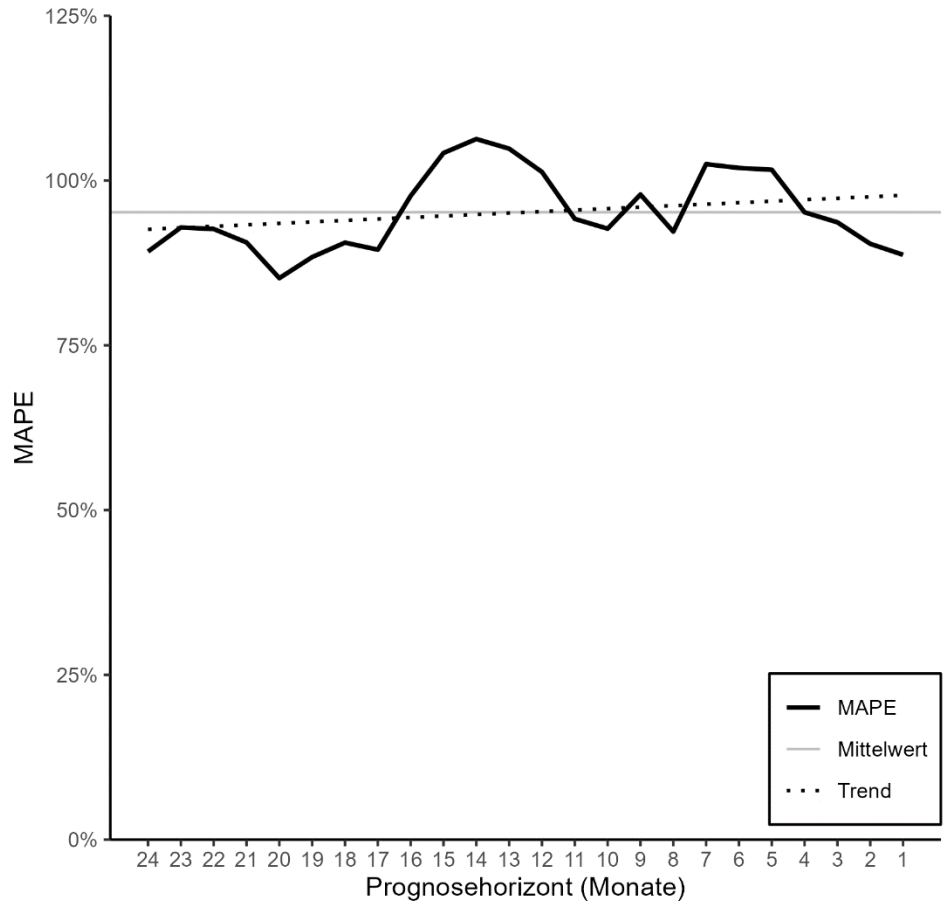

Abb. 1:Durchschnittliche Prognosefehler bei den US-Gewinnprognosen von 1990 bis 2024 in Abhängigkeit vom Prognosehorizont.
Mit: MAPE = Mean Absolute Percentage Error.

Tab. 1: Durchschnittliche Prognosefehler bei den US-Gewinnprognosen von 1990 bis 2024 in Abhängigkeit vom Prognosehorizont.

Prognosehorizont	MAPE	Prognosehorizont	MAPE
24 Monate	89,23%	12 Monate	101,30%
23 Monate	92,88%	11 Monate	94,18%
22 Monate	92,65%	10 Monate	92,70%
21 Monate	90,61%	9 Monate	97,88%
20 Monate	85,19%	8 Monate	92,25%
19 Monate	88,39%	7 Monate	102,49%
18 Monate	90,58%	6 Monate	101,91%
17 Monate	89,51%	5 Monate	101,64%
16 Monate	97,67%	4 Monate	95,18%
15 Monate	104,18%	3 Monate	93,66%
14 Monate	106,30%	2 Monate	90,40%
13 Monate	104,84%	1 Monat	88,73%
Durchschnitt über alle Prognosehorizonte			95,18%
Regressionsgerade			y = 0,9798 - 0,0022x
Kendalls tau			-0,138
p-Wert (einseitig, Alternative: größer)			0,831

Mit: MAPE = Mean Absolute Percentage Error.

Das Ausmaß der durchschnittlichen Prognosefehler ist überraschend groß. Im Durchschnitt aller Prognosehorizonte und im Durchschnitt der Jahre 1990 bis 2024 erreicht der Mean Absolute Percentage Error (MAPE) ein Niveau von 95,18%. Wenn in Wirklichkeit die Gewinne um 40,0% steigen, liegt die durchschnittliche Prognose bei 78,07% [40% · (1 + 0,9518)] oder bei 1,93% [40% · (1 - 0,9518)]. Es führt wohl kein Weg daran vorbei festzustellen, dass dies ein sehr hohes Fehlerniveau darstellt.

Noch überraschender ist jedoch, dass es mit allmählicher Verkürzung des Prognosehorizontes nicht zu einer Verringerung der durchschnittlichen Prognosefehler kommt. Während die Prognosen mit 24 Monaten Prognosehorizont im Durchschnitt der Jahre 1990 bis 2024 einen MAPE in Höhe von 89,23% aufweisen, liegt er bei den Prognosen mit nur einem Monat Prognosehorizont bei 88,73%. Das Minimum liegt beim Prognosehorizont von 20 Monaten. Dort liegt der durchschnittliche Prognosefehler (MAPE) bei 85,19%. Legt man eine Regressionsgerade in die Abbildung 1, so zeigt diese eine negative Steigung in Höhe von -0,0022. Das spiegelt sich auch in Kendalls tau in Höhe von -0,138 wider. Eine negative Steigung der Regressionsgeraden beziehungsweise ein negatives Kendalls tau bedeuten, dass der Prognosefehler tendenziell umso höher ausfällt, je kürzer der Prognosehorizont ist.

Wir haben diese Berechnungen auf der Basis der Konsensprognosen vorgenommen. Ramnath et al. (2005) zeigen, dass Konsensprognosen im Hinblick auf die Genauigkeit der Prognosen einen Vorteil gegenüber den Prognosen der einzelnen beteiligten Prognostiker haben. Wir haben uns trotzdem auch die Ergebnisse angesehen, die zustande kommen, wenn alle Einzelprognosen einbezogen werden. In diesem Fall muss zunächst für jedes der 35 Jahre (1990-2024) der MAPE für jeden Prognosehorizont ermittelt werden. Dann wird der jeweilige Durchschnitt der 35

MAPE-Ergebnisse pro Prognosehorizont ermittelt. Dabei ergibt sich jedoch ein weitgehend übereinstimmendes Bild. Kendalls tau liegt bei 0,011. Der p-Wert (einseitig, Alternative: größer) liegt bei 0,470.

Fasst man die Ergebnisse der Konsensprognosen einerseits und die Ergebnisse aller Einzelprognosen andererseits zusammen, wird deutlich, dass sich die Prognosefehler mit Verkürzung des Prognosehorizontes nicht relevant verändern. Je nach Datenzuschnitt ergibt sich ein nicht signifikanter schwach negativer Zusammenhang (Kendalls tau = -0,138; p-Wert = 0,831) oder ein nicht signifikanter schwach positiver Zusammenhang (Kendalls tau = 0,011; p-Wert = 0,470). In jedem Fall ist es ein sehr überraschendes Ergebnis, dass der Prognosefehler mit Verkürzung des Prognosehorizontes nicht deutlich zurückgeht.

Die Nullhypothese 1 kann somit nicht verworfen werden. Das heißt, dass die durchschnittlichen Prognosefehler mit abnehmendem Prognosehorizont nicht statistisch signifikant zurückgehen.

Die Betrachtung der einzelnen Jahre sowie von revolvierenden Fünfjahresabschnitten zeigt, dass sich Phasen, in denen die Prognosefehler mit Verkürzung des Prognosehorizontes zurückgehen, mit Phasen abwechseln, in denen die Prognosefehler mit Verkürzung des Prognosehorizontes ansteigen (siehe Abbildungen 2 und 3). Deshalb kommt es im langjährigen Mittel (1990-2024) mit Verkürzung des Prognosehorizontes zu keiner signifikanten Reduzierung des Prognosefehlers.

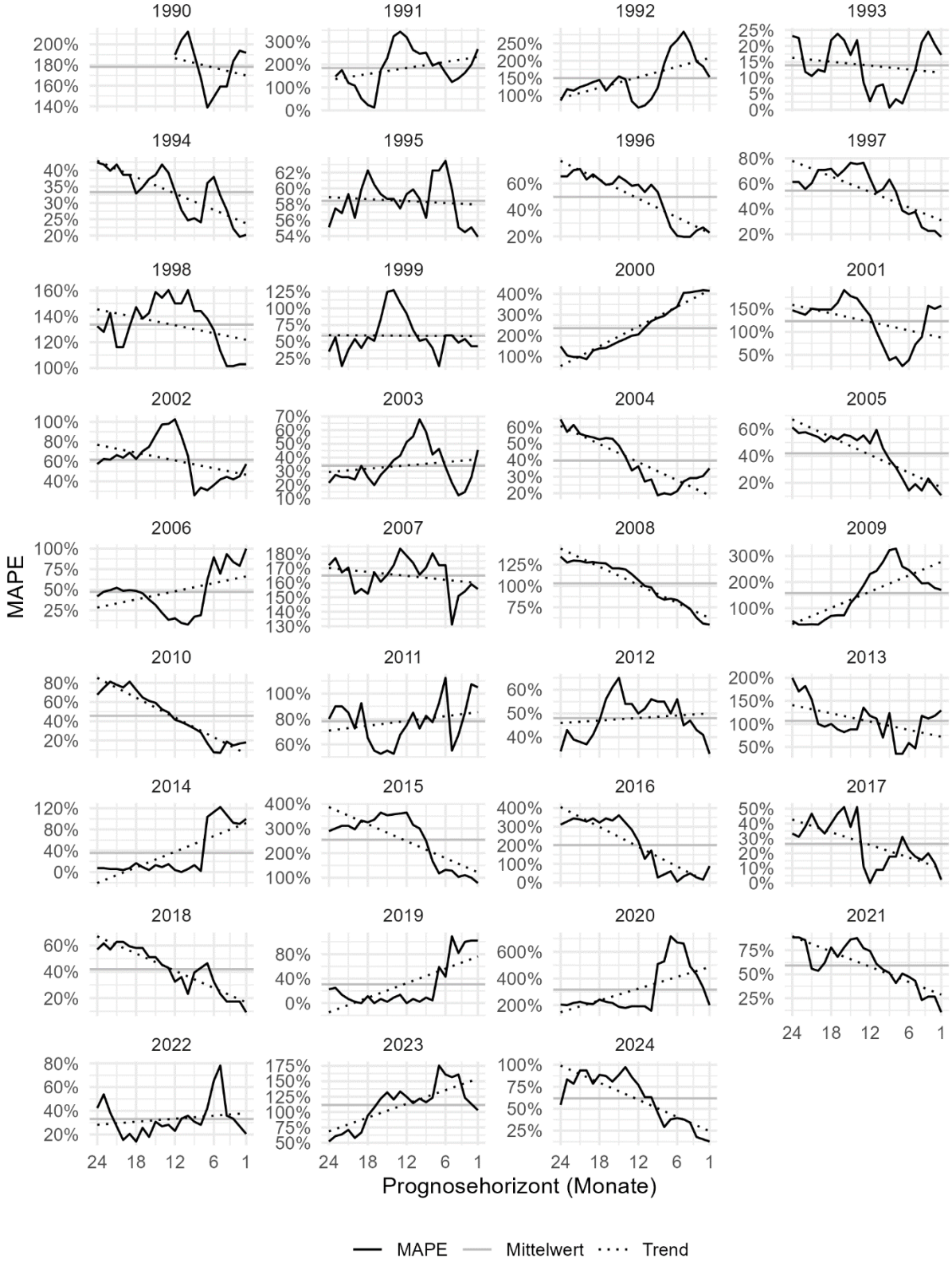

Abb. 2: Durchschnittliche Prognosefehler bei den US-Gewinnprognosen in Abhängigkeit vom Prognosehorizont für die einzelnen Jahre 1990 bis 2024.
Mit: MAPE = Mean Absolute Percentage Error.

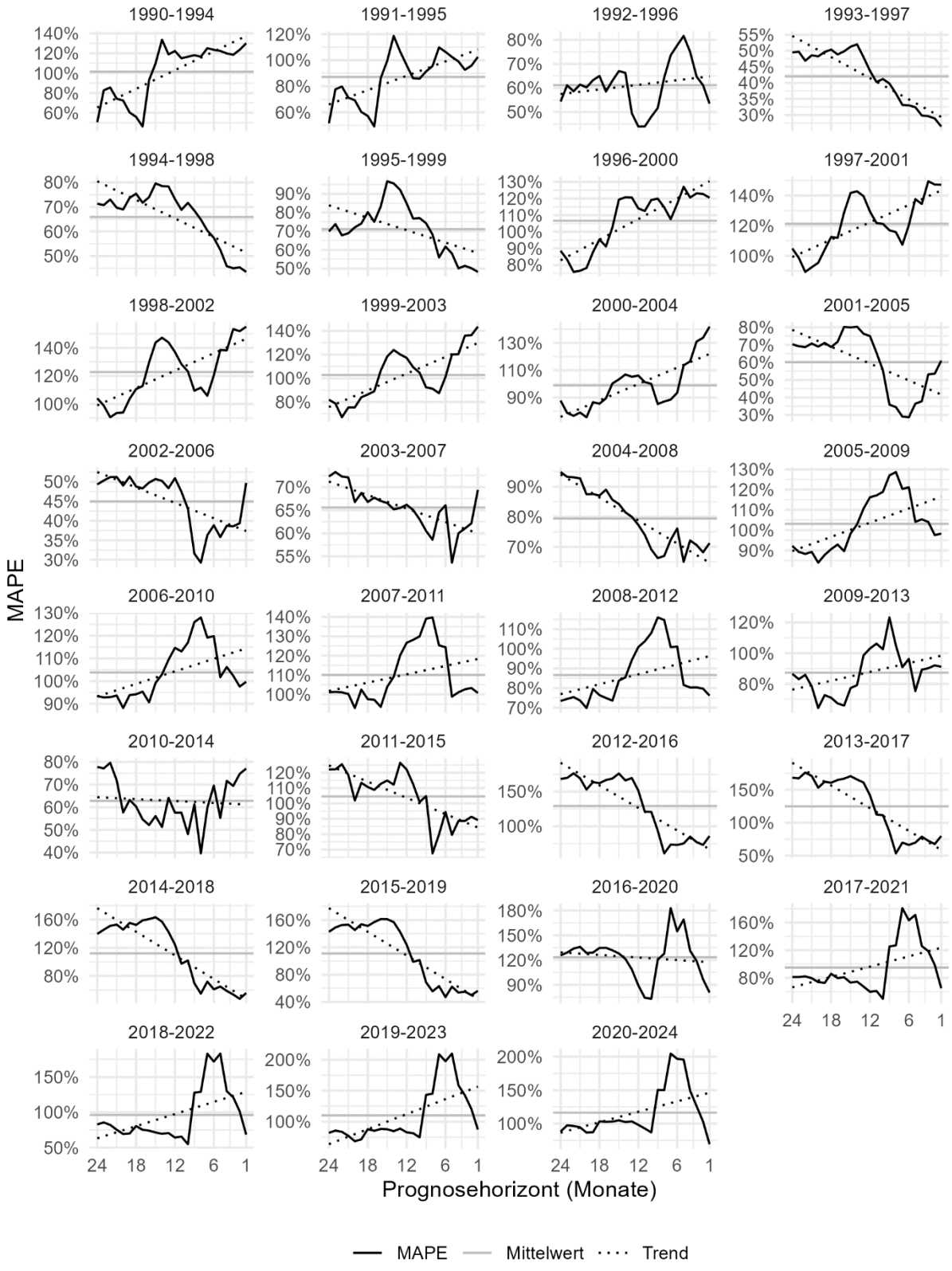

Abb. 3: Durchschnittliche Prognosefehler bei den US-Gewinnprognosen in Abhängigkeit vom Prognosehorizont für revolvierende Fünfjahresabschnitte in den Jahren 1990 bis 2024.
Mit: MAPE = Mean Absolute Percentage Error.

Der Zusammenhang zwischen Prognosefehlern und dem Prognosehorizont zeigt je nach betrachteten Zeiträumen eine durchaus unterschiedliche Ausprägung. Werden bekannte Krisenjahre wie die Jahre von 2000 bis 2002 (Platzen der Dotcom-Blase), die Jahre von 2008 bis 2009 (große Banken-, Kapitalmarkt- und Konjunkturkrise nach der Insolvenz von Lehman Brothers) und 2020 (COVID-19-Pandemie) nicht in die Analyse einbezogen, ergibt sich bei Berücksichtigung aller Prognosen ein Kendalls tau von 0,478 und ein p-Wert von <0,001. Werden – wiederum ohne die Krisenjahre – nur die Konsensprognosen berücksichtigt, beträgt Kendalls tau 0,514 mit einem p-Wert von <0,001. Es lässt sich somit außerhalb von Krisenjahren eine deutliche Verbesserung der Prognosequalität mit abnehmendem Prognosehorizont feststellen. Betrachtet man nur die Krisenjahre, ergibt sich dagegen – sowohl bei Berücksichtigung aller Einzelprognosen (Kendalls tau = -0,754; p-Wert = 1) als auch bei Betrachtung der Konsensprognosen (Kendalls tau = -0,739; p-Wert = 1) – keine Verbesserung der Prognosequalität mit abnehmendem Prognosehorizont.

Testet man explorativ die letztgenannten Korrelationen für die Krisenjahre mit einem linksseitigen Korrelationstest (Alternative: kleiner), zeigt sich dies tatsächlich – sowohl bei der Betrachtung aller Prognosen (p-Wert <0,001) als auch bei der Betrachtung der Konsensprognosen (p-Wert <0,001) – als statistisch hochsignifikant. Es lässt sich somit feststellen, dass in Krisenjahren mit Verkürzung des Prognosehorizonts der Prognosefehler sogar ansteigt.

Naturgemäß treten Krisen unerwartet auf. Aber auch, wenn eine Krise bereits erkennbar aufgetreten ist, reagieren die Analysten oft nicht angemessen auf diese neue Lage. Eine mögliche Interpretation könnte sein, dass die Analysten die Dauer von Krisen und die Auswirkungen der Krisen unterschätzen, so dass es mit Verkürzung des Prognosehorizontes sogar zu einer Vergrößerung der Prognosefehler kommt (siehe zu diesem Aspekt auch die Überprüfung der Hypothese 5 und insbesondere Abb. 11). Da diese Ergebnisse nicht im zuvor abgesteckten Rahmen dieser Studie liegen und dementsprechend nur explorativen Charakter haben, muss es nachfolgenden Forschungsanstrengungen vorbehalten bleiben, die Rolle von Wirtschaftskrisen für die Genauigkeit von Gewinnprognosen genauer zu untersuchen.

Abschließend ist hervorzuheben, dass eine Vergrößerung der Prognosefehler mit rückläufigem Prognosehorizont keineswegs nur in Krisenjahren zu beobachten ist. Beispielsweise steigen in den Jahren 1991, 1992, 2006, 2014, 2019 oder 2023 die Prognosefehler mit rückläufigem Prognosehorizont ebenfalls tendenziell an (Abb. 2).

Eine Einschränkung ist allerdings zu machen. Durch die, für die Korrelationsanalyse mittels Kendalls tau, notwendige Datenaggregation und die damit einhergehende Informationsreduktion auf nur einen Datenpunkt pro Prognosehorizont steigt die Wahrscheinlichkeit für Fehler zweiter Art. Die geringere Teststärke ist insbesondere bei nicht signifikanten Ergebnissen problematisch. Diese bestimmt nämlich, wie wahrscheinlich es ist, einen tatsächlichen Zusammenhang überhaupt feststellen zu können. Umgekehrt ist dies deutlich unproblematischer, da das Risiko für einen Fehler erster Art bei Nutzung nichtparametrischer Verfahren wie der Kendall-Korrelation ausschließlich durch die Wahl von Alpha bestimmt wird.

Zwischen Prognosen, die sich auf das jeweils gleiche Jahr beziehen, besteht zweifellos eine Abhängigkeit. Um den Zusammenhang zwischen Prognosefehlern und Prognosehorizonten trotzdem untersuchen zu können, ohne zuvor eine Aggregation auf einen Wert pro Prognosehorizont vorzunehmen, wurde als Robustheitstest ein Cluster-Bootstrapping durchgeführt. Dazu werden in 10.000 Iterationen zufällig mehrere vollständige Cluster (auf Basis der Prognosejahre) aus den Daten gezogen und die Kendall-Korrelation der darin enthaltenen Prognosen berechnet. Da hier vorwiegend das Konfidenzintervall von Interesse ist und die bisherigen Ergebnisse ein gemischtes Bild liefern, wurde dieses als zweiseitiger Test durchgeführt. Bei Betrachtung der Konsensprognosen ergibt sich im Cluster-Bootstrapping ein 95%-Konfidenzintervall von -0,050 bis 0,155, ein durchschnittliches Kendalls tau von 0,049 (Originaldaten: 0,046) sowie ein empirischer p-Wert von 0,542.

Zusammenfassend lässt sich feststellen: Es gibt keine ausreichenden Hinweise dafür, dass die Nullhypothese 1 für den Gesamtzeitraum von 1990 bis 2024 abgelehnt werden kann. Bei den Unternehmensgewinnprognosen kommt es somit nicht zu einer Verbesserung der Prognosequalität bei allmählicher Verkürzung des Prognosehorizontes. Falls ein Zusammenhang besteht, ist dieser sehr schwach ausgeprägt und liegt – trotz ergänzender Robustheitstests mittels Cluster-Bootstrapping – unter der Nachweisgrenze der genutzten statistischen Verfahren.

Vor dem Hintergrund dieser überraschenden Befunde ist es von besonderem Interesse, wie sich der Zusammenhang von Prognosehorizonten und Prognosefehlern bei anderen Makro-Prognosen darstellt.

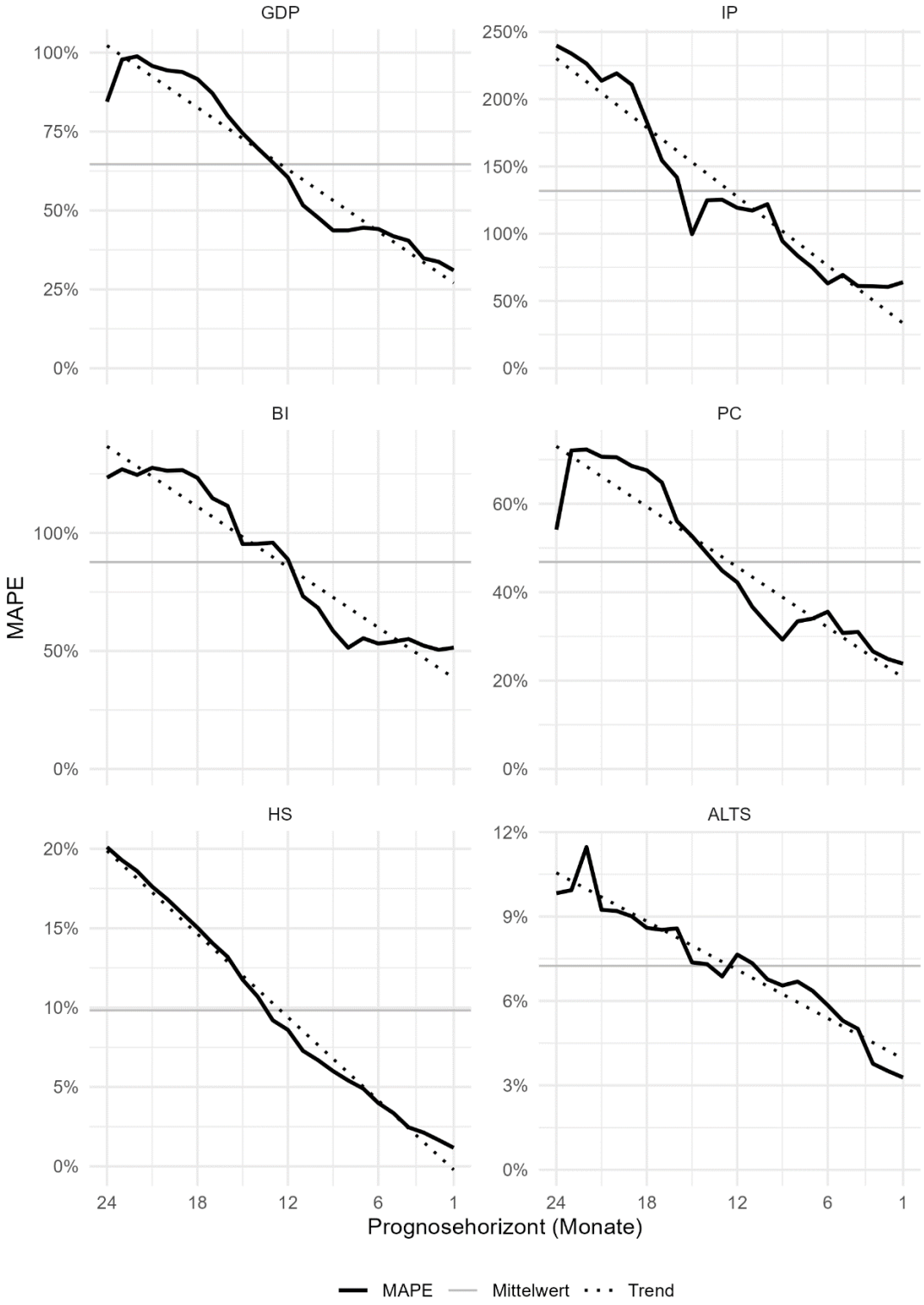

Abb. 4: Durchschnittliche Prognosefehler bei US-Makro-Prognosen von 1990 bis 2024 in Abhängigkeit vom Prognosehorizont – Teil 1.
Mit: MAPE = Mean Absolute Percentage Error; GDP = Gross Domestic Product; IP = Industrial Production; BI = Business Investment; PC = Personal Consumption; HS = Housing Starts; ALTS = Auto & Light Truck Sales.

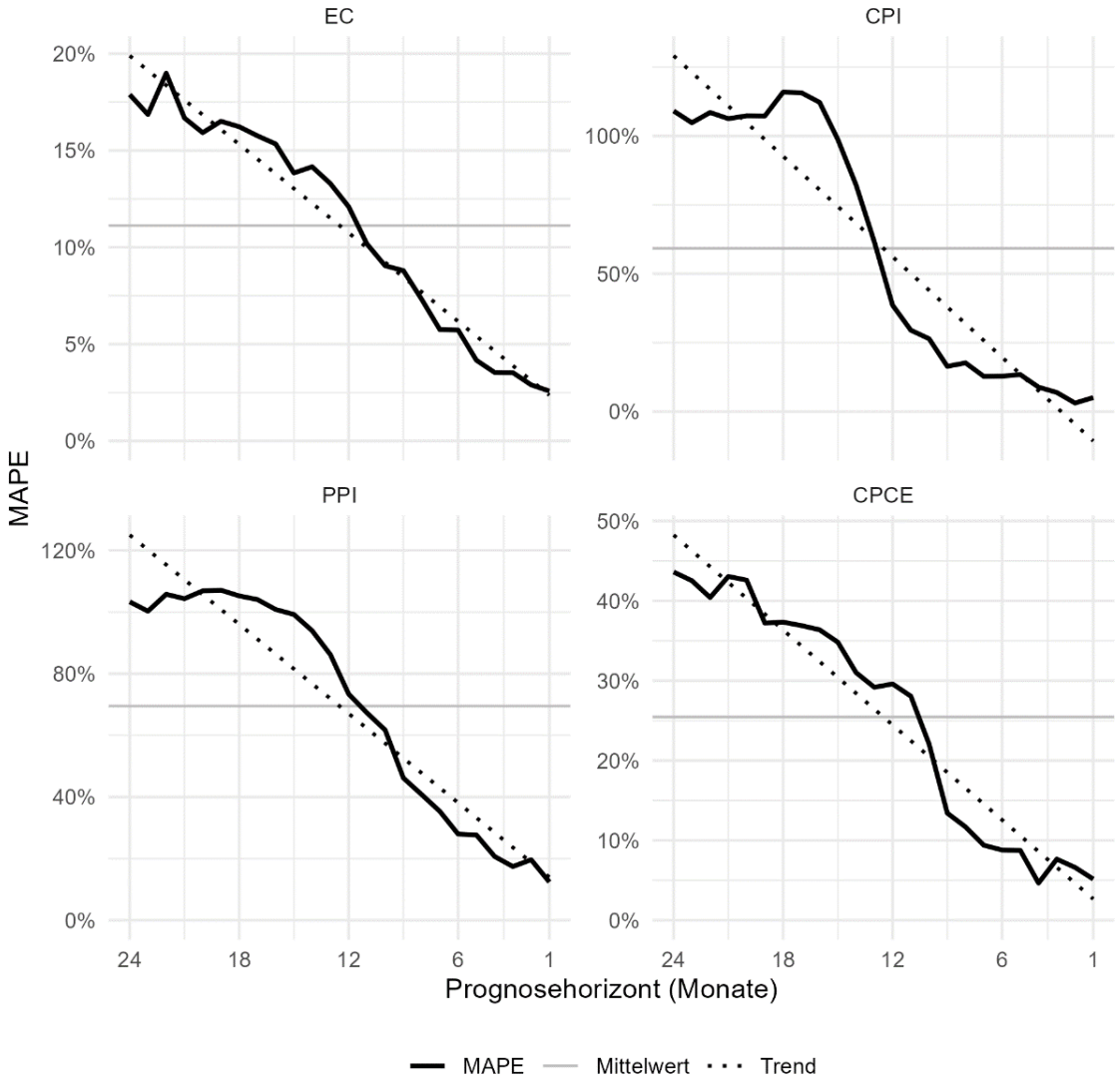

Abb. 5: Durchschnittliche Prognosefehler bei US-Makro-Prognosen von 1990 bis 2024 in Abhängigkeit vom Prognosehorizont – Teil 2.
Mit: MAPE = Mean Absolute Percentage Error; EC = Employment Costs; CPI = Consumer Price Index; PPI = Producer Price Index; CPCE = Core PCE Prices (exklusive food & energy).

Tab. 2: Durchschnittliche Prognosefehler bei US-Makro-Prognosen von 1990 bis 2024 in Abhängigkeit vom Prognosehorizont – Teil 1.

Prognosehorizont in Monaten	MAPE GDP-Prognosen	MAPE IP-Prognosen	MAPE BI-Prognosen	MAPE PC-Prognosen	MAPE HS-Prognosen
24	84,47%	239,84%	123,43%	54,14%	20,09%
23	97,82%	233,89%	126,98%	72,07%	19,26%
22	98,83%	226,44%	124,60%	72,28%	18,58%
21	95,79%	213,72%	127,60%	70,65%	17,60%
20	94,37%	219,17%	126,35%	70,52%	16,80%
19	93,86%	210,82%	126,64%	68,56%	15,91%
18	91,63%	183,21%	123,36%	67,58%	15,02%
17	87,11%	154,53%	114,72%	64,82%	14,08%
16	80,08%	141,83%	111,48%	56,09%	13,22%
15	74,45%	99,65%	95,30%	52,67%	11,78%
14	69,72%	124,86%	95,38%	48,75%	10,67%
13	65,21%	125,25%	95,91%	44,87%	9,18%
12	60,49%	119,25%	88,86%	42,23%	8,62%
11	51,66%	117,21%	73,23%	36,68%	7,31%
10	47,76%	121,93%	68,28%	32,83%	6,71%
9	43,67%	94,49%	58,51%	29,27%	6,02%
8	43,68%	83,65%	51,38%	33,41%	5,43%
7	44,53%	74,70%	55,40%	34,03%	4,93%
6	44,12%	63,03%	53,13%	35,58%	4,01%
5	41,83%	69,33%	53,93%	30,76%	3,38%
4	40,43%	61,12%	55,07%	31,03%	2,44%
3	34,84%	60,93%	52,28%	26,61%	2,11%
2	33,73%	60,46%	50,49%	24,87%	1,64%
1	31,02%	63,93%	51,40%	23,83%	1,15%
Ø aller Prognose-horizonte	64,63%	131,80%	87,65%	46,84%	9,83%
Regressionsgerade	y = 0,2374 + 0,0327x	y = 0,2487 + 0,0855x	y = 0,3434 + 0,0426x	y = 0,1840 + 0,0227x	y =-0,0108 + 0,0087x
Kendalls tau	0,906	0,899	0,833	0,848	1,000
p-Wert (einseitig, Alternat.: größer)	<0,001	<0,001	<0,001	<0,001	<0,001

Mit: MAPE = Mean Absolute Percentage Error; GDP = Gross Domestic Product; IP = Industrial Production; BI = Business Investment; PC = Personal Consumption; HS = Housing Starts.

Tab. 3: Durchschnittliche Prognosefehler bei US-Makro-Prognosen von 1990 bis 2024 in Abhängigkeit vom Prognosehorizont – Teil 2.

Prognosehorizont in Monaten	MAPE ALTS-Prognosen	MAPE EC-Prognosen	MAPE CPI-Prognosen	MAPE PPI-Prognosen	MAPE CPCE-Prognosen
24	9,83%	17,89%	109,09%	103,35%	43,62%
23	9,94%	16,86%	104,81%	100,30%	42,53%
22	11,47%	18,99%	108,53%	105,79%	40,42%
21	9,24%	16,68%	106,29%	104,36%	43,06%
20	9,20%	15,92%	107,33%	106,89%	42,60%
19	9,01%	16,51%	107,27%	107,11%	37,22%
18	8,60%	16,23%	115,92%	105,27%	37,34%
17	8,53%	15,76%	115,71%	104,08%	36,91%
16	8,58%	15,34%	112,21%	100,86%	36,38%
15	7,37%	13,84%	98,74%	99,24%	34,83%
14	7,31%	14,16%	82,21%	93,96%	31,02%
13	6,87%	13,29%	61,61%	86,20%	29,18%
12	7,65%	12,10%	38,63%	73,43%	29,60%
11	7,34%	10,18%	29,54%	67,33%	28,07%
10	6,77%	9,05%	26,45%	61,76%	22,08%
9	6,55%	8,80%	16,43%	46,17%	13,42%
8	6,69%	7,32%	17,68%	40,80%	11,69%
7	6,36%	5,75%	12,78%	35,34%	9,40%
6	5,85%	5,73%	12,87%	27,97%	8,80%
5	5,30%	4,17%	13,43%	27,70%	8,75%
4	5,01%	3,54%	8,88%	20,71%	4,66%
3	3,77%	3,53%	6,95%	17,44%	7,66%
2	3,51%	2,90%	3,12%	19,66%	6,62%
1	3,28%	2,58%	5,10%	12,42%	5,16%
Ø aller Prognose-horizonte	7,25%	11,13%	59,23%	69,51%	25,46%
Regressionsgerade	y = 0,0366 + 0,0029x	y = 0,0160 + 0,0076x	y =-0,1674 + 0,0608x	y = 0,0916 + 0,0483x	y = 0,0069 + 0,0198x
Kendalls tau	0,928	0,964	0,790	0,855	0,935
p-Wert (einseitig, Alternat.: größer)	<0,001	<0,001	<0,001	<0,001	<0,001

Mit: MAPE = Mean Absolute Percentage Error; ALTS = Auto & Light Truck Sales; EC = Employment. Costs; CPI = Consumer Price Index; PPI = Producer Price Index; CPCE = Core PCE Prices (exklusive food & energy).

Es ist offensichtlich, dass bei den übrigen US-Makro-Prognosen der Prognosefehler mit abnehmendem Prognosehorizont deutlich zurückgeht. Dies gilt gleichermaßen für die Prognosen zum Gross Domestic Product, zur Industrial Production, zum Business Investment, zur Personal Consumption, zu den Housing Starts, zu den Auto & Light Truck Sales, zu den Employment Costs, zum Consumer Price Index, zum Producer Price Index und zu den Core PCE Prices. Ohne Ausnahme führt der sich allmählich verbessernde Informationsstand dazu, dass Prognosen mit kurzen Prognosehorizonten im Durchschnitt deutlich genauer ausfallen als die entsprechenden Prognosen mit langen Prognosehorizonten (siehe Abb. 4 und Abb. 5 sowie Tab. 2 und Tab. 3). Diese Ergebnisse erweisen sich ausnahmslos als statistisch hochsignifikant. Für diese Betrachtung haben wir ebenfalls die Konsensprognosen verwendet. Die Prognosen liegen für alle Prognosegegenstände für den Zeitraum von 1990 bis 2024 vor. Einzige Ausnahme sind die Core PCE Prices. Diese werden erst seit Juni 2018 von der Zeitschrift „Consensus Forecasts" veröffentlicht.

Nullhypothese 2 kann auf Basis der vorliegenden Ergebnisse nicht verworfen werden. Das heißt, dass ein gravierender Unterschied zwischen den US-Gewinnprognosen einerseits und den übrigen betrachteten US-Makro-Prognosen andererseits besteht. Bei den anderen Makro-Prognosen sind durchgängig Korrelationswerte für Kendalls tau zwischen 0,790 und 1,000 zu beobachten. Dies gilt im Gesamtzeitraum (also inklusive aller Krisenjahre) und stellt somit – anders als bei den Prognosen der US-Unternehmensgewinne – einen verlässlichen Zusammenhang dar. Auch fällt das durchschnittliche Fehlerniveau beim kürzesten Prognosehorizont von einem Monat mit 88,73% bei den US-Unternehmensgewinnprognosen deutlich am höchsten von allen untersuchten Prognosegegenständen aus.

Die US-Gewinnprognosen stechen jedoch besonders deshalb heraus, weil es sich um den einzigen Prognosegegenstand handelt, bei dem die Verkürzung des Prognosehorizontes in der Gesamtbetrachtung (1990-2024) nicht zu einer Verringerung der durchschnittlichen Prognosefehler (MAPE) führt. Unter dem Ausschluss von Krisenjahren kommt es zwar zu einer signifikanten Reduzierung der Prognosefehler mit Verkürzung des Prognosehorizontes, aber selbst dann fällt der Zusammenhang deutlich schwächer aus als bei den anderen Prognosegegenständen.

Die durchschnittliche Varianz der Gewinnprognosen verändert sich mit allmählicher Verkürzung der Prognosehorizonte. Für die Prognosehorizonte von 24 Monaten bis zu 18 Monaten scheint die Experimentier- und Meinungsfreude der Analysten allmählich anzusteigen. Während die durchschnittliche Varianz bei einem Prognosehorizont von 24 Monaten bei 11,91 liegt, erreicht sie bei einem Prognosehorizont von 18 Monaten ihr Maximum bei 20,75. Von da ab geht es mit den durchschnittlichen Varianzen – unter Schwankungen – allmählich immer weiter nach unten. Das Minimum der durchschnittlichen Varianzen liegt bei 2,94. Es wird bei dem einmonatigen Prognosehorizont erreicht (siehe Abb. 6 und Tab. 4). Für diese Betrachtung sind selbstverständlich alle Prognosen aller Analysten erforderlich. Hier kann es keine Beschränkung auf die Konsensprognosen geben, denn es geht hier um die Abweichungen in den Einschätzungen der einzelnen Analysten. Dabei wurde folgender Weg der Datenauswertung verfolgt: Zunächst wird für jedes Jahr und für jeden Prognosehorizont separat die Varianz der einzelnen Analystenprognosen gemessen. Anschließend wird jeweils der Durchschnitt pro Prognosehorizont ermittelt. Die durchschnittliche Varianz in Höhe von 11,91 für den Prognosehorizont von 24 Monaten (siehe Tab. 4) ergibt sich aus dem arithmetischen Mittel der 35 Varianzen der Jahre 1990 bis 2024.

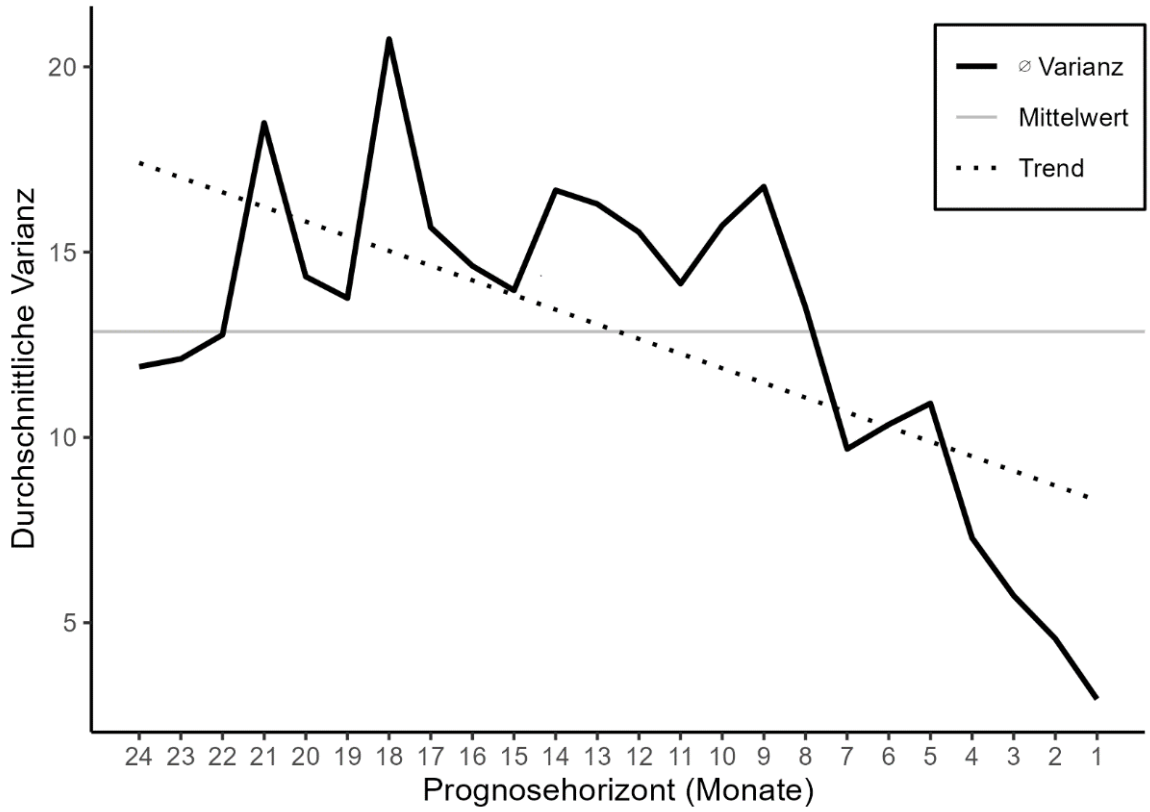

Abb. 6: Durchschnittliche Varianzen der US-Gewinnprognosen der Analysten in Abhängigkeit vom Prognosehorizont.

Tab. 4: Durchschnittliche Varianzen der US-Gewinnprognosen der Analysten in Abhängigkeit vom Prognosehorizont.

Prognosehorizont	Ø Varianz	Prognosehorizont	Ø Varianz
24 Monate	11,91	12 Monate	15,54
23 Monate	12,12	11 Monate	14,15
22 Monate	12,77	10 Monate	15,72
21 Monate	18,49	9 Monate	16,77
20 Monate	14,34	8 Monate	13,51
19 Monate	13,76	7 Monate	9,69
18 Monate	20,75	6 Monate	10,35
17 Monate	15,67	5 Monate	10,92
16 Monate	14,63	4 Monate	7,29
15 Monate	13,97	3 Monate	5,73
14 Monate	16,67	2 Monate	4,57
13 Monate	16,30	1 Monat	2,94
Durchschnitt über alle Prognosehorizonte			12,86
Regressionsgerade			y = 7,9092 + 0,3958x
Kendalls tau			0,355
p-Wert (einseitig, Alternative: größer)			0,007

Die Nullhypothese 3 muss verworfen werden. Das heißt, dass die durchschnittliche Streuung der Prognosen der unterschiedlichen Prognostiker mit Verkürzung des Prognosehorizontes zurückgeht. Kendalls tau beträgt 0,355. Der p-Wert von 0,007 zeigt, dass mit einer Irrtumswahrscheinlichkeit von < 1% die durchschnittlichen Varianzen mit abnehmendem Prognosehorizont signifikant zurückgehen. Von besonderem Interesse ist allerdings, wie dieser Befund zustande kommt.

Wenn die Analysten in Laufe der Zeit immer genauere Prognosen erarbeiten, dann folgt daraus, dass sich ihre Prognosen immer stärker annähern müssen. Allerdings zeigt sich, dass bei den US-Unternehmensgewinnprognosen eine solche Verbesserung mit Verkürzung des Prognosehorizontes ausbleibt (siehe Abb. 1 und Tab. 1). Deshalb ist es sehr überraschend zu sehen, dass die durchschnittlichen Varianzen der Prognosen mit abnehmendem Prognosehorizont allmählich immer weiter zurückgehen.

Nehmen wir an, eine Gruppe von sieben Motorradfahrern trifft sich in Boston. Man einigt sich darauf, nach Providence zu fahren und sich dort zu einer bestimmten Uhrzeit bei Russell's Ice Cream zu treffen. Die Motorradfahrer lieben es, auf kleinen Nebenstraßen zu fahren. Auf kleinen Nebenstraßen gibt es allerdings kaum Wegweiser. Sie sind also auf Ortskenntnis angewiesen. Man verabredet weder, in Kolonne zu fahren, noch verständigt man sich darauf, dass jeder für sich fährt. Wenn alle sieben Motorradfahrer zur vereinbarten Zeit in Providence bei Russell's Ice Cream eintreffen, gibt es zwei Möglichkeiten: 1. Alle sieben Motorradfahrer kennen sich gut auf den Straßen zwischen Boston und Providence aus. Dementsprechend könnten sie alle vollkommen unabhängig voneinander ihren Weg gesucht und gefunden haben (kein Herdenverhalten). 2. Es ist aber auch möglich, dass sich einer der sieben Motorradfahrer gut auskennt und losfährt.

Die anderen sechs Motorradfahrer sind weniger gut orientiert und fahren dem ersten einfach hinterher (Herdenverhalten).

Angenommen, die sieben Motorradfahrer haben sich zwar in Providence verabredet, treffen aber alle sieben zur vereinbarten Zeit in Rockport ein und trinken bei Russell's Ice Cream einen Eiskaffee. In diesem Fall gibt es keine zwei Interpretationsmöglichkeiten mehr. Wären die sieben Motorradfahrer ohne jede Ortskenntnis unabhängig voneinander unterwegs gewesen, dann wäre womöglich einer in Salem, einer in Worcester, einer in New Bedford, einer in Woonsocket, einer in Taunton, einer in Attleboro und einer in Framingham gelandet. Der Umstand, dass sie stattdessen alle in Rockport angekommen sind, lässt sich nur dadurch erklären, dass sich einer der Motorradfahrer total verfahren hat und die anderen sechs Motorradfahrer ihm hinterhergefahren sind (Herdenverhalten).

Analog dazu kann nun das Verhalten der Finanzanalysten als ein klarer Fall von Herdenverhalten gedeutet werden. Würden sie mit Verkürzung des Prognosehorizontes zu immer genaueren Prognosen vordringen, wäre die Interpretation der abnehmenden durchschnittlichen Varianzen schwierig. Es könnte sein, dass die Analysten unabhängig voneinander immer bessere Prognosen erarbeiten und sich ihre Prognosen dem späteren Ist-Wert allmählich annähern (kein Herdenverhalten). Das würde die mit abnehmenden Prognosehorizont rückläufigen durchschnittlichen Varianzen erklären. Allerdings wäre es auch möglich, dass nur ein Prognostiker allmählich immer bessere Prognosen erarbeitet und die anderen Analysten seine Prognosen nachahmen (Herdenverhalten).

Barron & Stuerke (1998) weisen darauf hin, dass eine hohe Streuung der Gewinnprognosen auf ein hohes Maß an Unsicherheit hindeutet. Mit Verkürzung des Prognosehorizontes wird die Streuung der Prognosen unter Schwankungen immer geringer. Das Maß an Unsicherheit geht also zurück, das Maß an Unwissenheit (gemessen am Prognosefehler) jedoch nicht. Wenn aber die Prognosen mit abnehmendem Prognosehorizont nicht genauer werden, gleichzeitig aber die durchschnittlichen Varianzen immer weiter zurückgehen, dann bleibt als einzige plausible Erklärung, dass die Analysten mit Verkürzung des Prognosehorizontes ihre Prognosen bewusst einander angleichen. Es liegt also offenbar ein Fall von gezieltem Herdenverhalten vor (Intentional Herding).

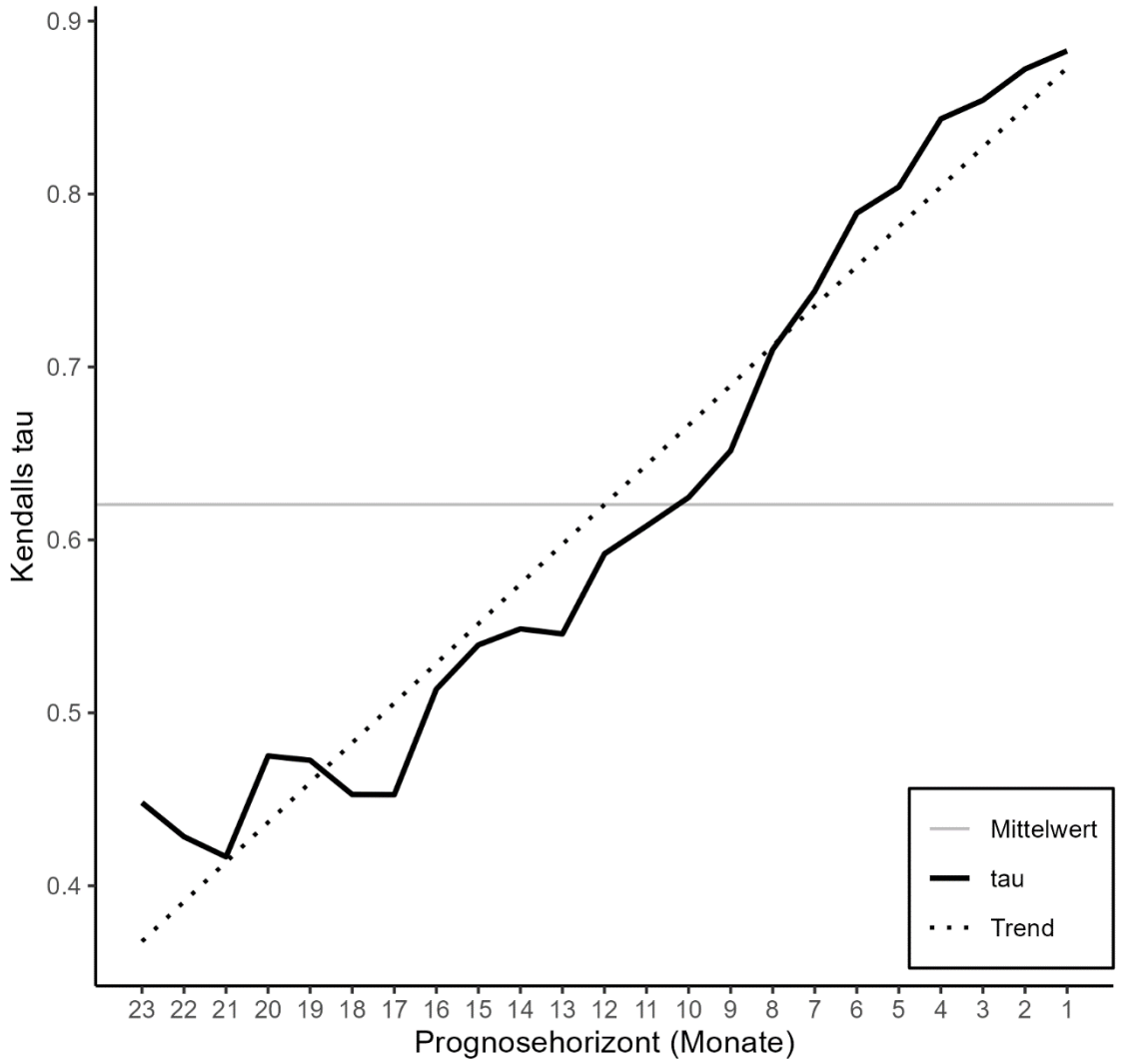

Abb. 7: Kendall-Korrelation aller Analystenprognosen (ohne Konsensprognosen) mit der Konsensprognose des Vormonats nach Prognosehorizonten.

Dieser Befund wird sehr deutlich bestätigt, wenn man den Einfluss der Konsensprognose des Vormonats auf alle Analystenprognosen mit Hilfe von Kendalls tau betrachtet (Abb. 7). Tatsächlich kann für alle Prognosehorizonte von 23 Monaten bis zu einem Monat jeweils ein signifikanter Zusammenhang zur Konsensprognose des jeweiligen Vormonats festgestellt werden, so dass die in Abbildung 7 dargestellten Korrelationen als valide Schätzwerte betrachtet werden können. Mit allmählicher Verkürzung des Prognosehorizontes wird die Orientierung an der Konsensprognose des Vormonats (beobachtbare Mehrheitsmeinung) immer stärker. Bei einem Prognosehorizont von nur noch einem Monat orientieren sich die Analysten-Prognosen im Durchschnitt der Jahre von 1990 bis 2024 sehr stark an der Konsensprognose des Vormonats (Kendalls tau = 0,883; p-Wert < 0,001). Diese zunehmende Orientierung der Analysten an der beobachtbaren Mehrheitsmeinung führt Zug um Zug zu einer immer stärkeren Annäherung der Prognosen – allerdings ohne, dass dies mit einer nennenswerten Verringerung der Prognosefehler verbunden wäre. Auch die mit abnehmendem Prognosehorizont tendenziell steigende Orientierung an der Konsensprognose des Vormonats kann als signifikant festgestellt werden (Kendalls tau = -0,921; p-Wert < 0,001). Mit abnehmendem Prognosehorizont lässt sich somit tatsächlich ein steigender Einfluss des Konsenses des jeweiligen Vormonats beobachten. Es ist allerding zu beachten, dass

die für diese Berechnung genutzten Korrelationswerte (Kendalls tau), trotz ihrer Signifikanz, selbst nur Schätzungen darstellen. Ergänzend sei darauf hingewiesen, dass die in diesem Absatz dargestellten Ergebnisse rein explorativen Charakter haben und aus ihnen daher keine allgemeinen Zusammenhänge abgeleitet werden sollten. Sie können jedoch als ein Impuls für nachfolgende Forschungsanstrengungen verstanden werden.

Ogburn (1934) weist darauf hin, dass Prognostiker die Variabilität der Wirklichkeit häufig unterschätzen. Das trägt dazu bei, dass die Streuung der tatsächlichen Ereignisse deutlich größer ausfällt als die Streuung der Prognosen. Dies zeigt sich auch bei den US-Gewinnprognosen. Sowohl bei der Betrachtung aller Prognosen (Abb. 8) als auch bei der Betrachtung ausschließlich der Konsensprognosen (Abb. 9) zeigt sich, dass sich die Prognosen stärker an dem orientieren, was von den Analysten als üblich oder als gewöhnlich angesehen wird. Daher fällt die Varianz der tatsächlichen Ereignisse erkennbar höher aus als die Varianz der Prognosen (zu ähnlichen Befunden vgl. Helbok & Walker, 2004). Bei allen Prognosen (Abb. 8) beträgt die Varianz 50,66. Bei den Konsensprognosen (Abb. 9) liegt die Varianz bei 39,24. Die durchschnittliche Streuung der tatsächlichen Werte ist jedoch deutlich stärker ausgeprägt. Die Varianz der tatsächlichen Ereignisse liegt bei 92,52 (Abb. 8 und Abb. 9). Der Brown-Forsythe-Test unter Berücksichtigung aller Prognosen (Datenbasis wie in Abb. 8) zeigt, dass die Varianzen der Prognosen und der Ist-Werte signifikant unterschiedlich sind (p-Wert = 0,005).

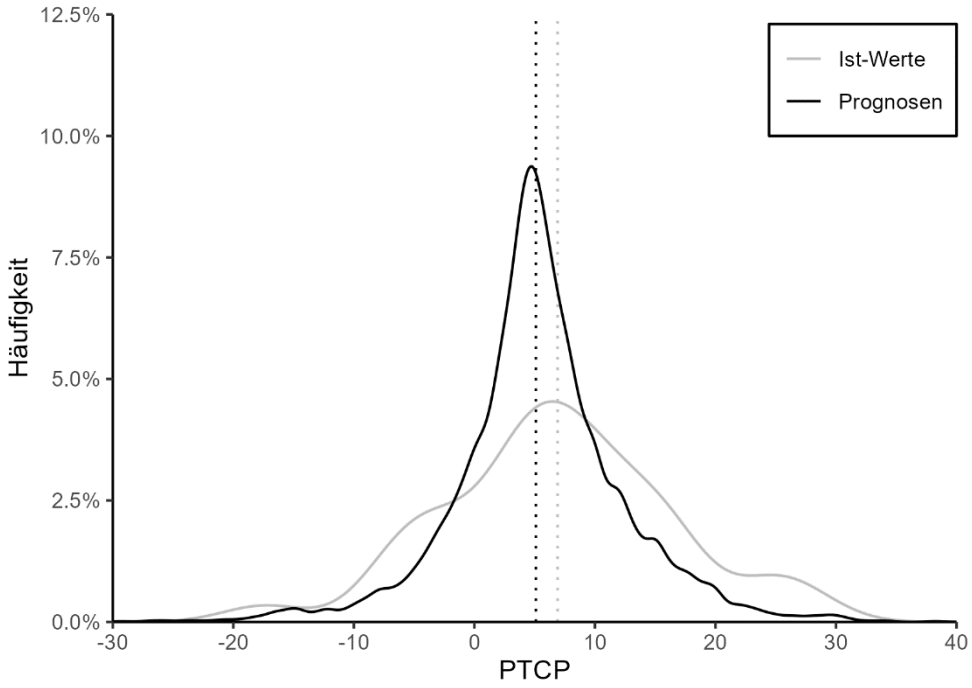

Abb. 8: Verteilung aller US-Gewinnprognosen und Verteilung der tatsächlichen Ereignisse. Mit PTCP = Pre-Tax Corporate Profits.

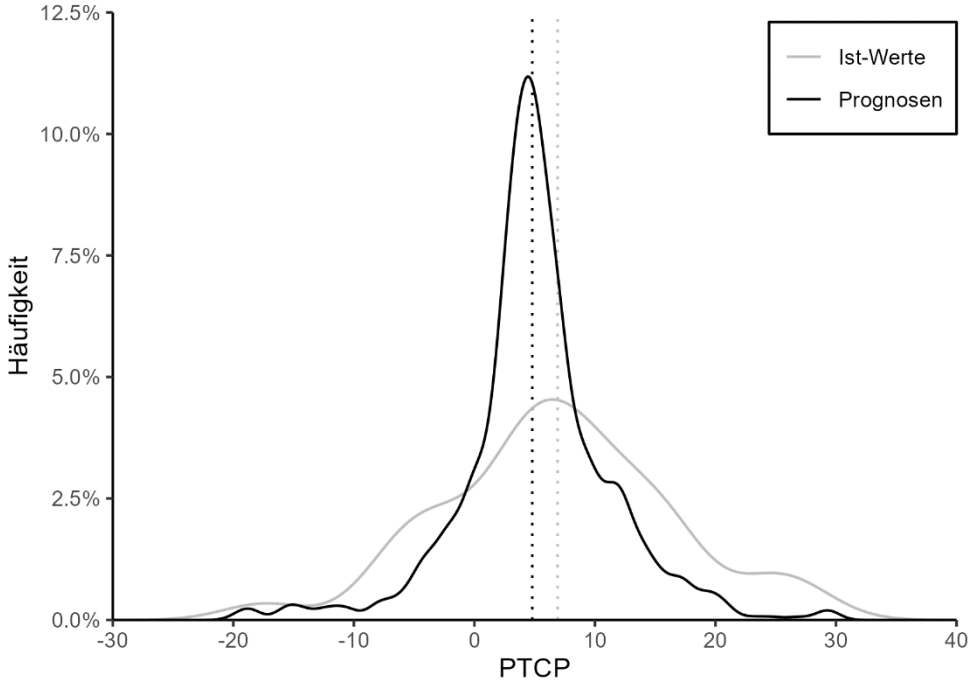

Abb. 9: Verteilung der Konsensprognosen zu den US-Gewinnen und Verteilung der tatsächlichen Ereignisse. Mit PTCP = Pre-Tax Corporate Profits.

Da der Brown-Forsythe-Test unabhängige Beobachtungen voraussetzt und zwischen den Prognosen Clusterbeziehungen bestehen (mehrere Prognosen beziehen sich auf dasselbe Prognosejahr), mussten die Daten für den Brown-Forsythe-Test jedoch zuvor auf einen einzelnen Wert pro Jahr aggregiert werden. Dabei wurden die Daten zunächst nach Prognosejahr und Prognosehorizont gruppiert und das arithmetische Mittel der Prognosen bestimmt. Anschließend wurde jeweils der Durchschnitt für jedes zu prognostizierende Jahr ermittelt. Die Konsensprognosen (Datenbasis wie in Abb. 9) führen, wenn diese wie hier beschrieben aggregiert werden, bis auf kleine Rundungsdifferenzen zu nahezu identischen aggregierten Werten wie bei der Berücksichtigung aller Prognosen, dementsprechend liefert ein Brown-Forsythe-Test auf dieser Basis eine identische Einschätzung (p-Wert = 0,005).

Zu beachten ist, dass die Aggregation der Prognosen definitionsgemäß zu einer Senkung der Varianz für die Datenreihe der Prognosen führt. Der Brown-Forsythe-Test ohne vorherige Aggregation auf Basis der Rohdaten unter Berücksichtigung aller Prognosen (Datenbasis wie in Abb. 8) ergibt zwar ein vergleichbares Bild (p-Wert = 0,007), ist aber aufgrund der Verletzung der Annahme unabhängiger Beobachtungen mit Vorsicht zu interpretieren. Da Konsensprognosen den Durchschnitt der Einzelprognosen pro Prognosehorizont und Prognosejahr darstellen, weisen diese generell ebenfalls eine geringere Varianz als Einzelprognosen auf, wodurch ein Brown-Forsythe-Test auf dieser Basis (Datenbasis wie in Abb. 9; ohne die oben beschriebene zusätzliche Aggregation) zu keiner abweichenden Einschätzung führt (p-Wert < 0,001). Auch hier ist jedoch die Annahme unabhängiger Beobachtungen verletzt, was zu Fehleinschätzungen führen kann.

Um die Varianzen der Prognosen und der Ist-Werte trotz der Problematik der Clusterstruktur auch ohne die varianzverringernde Aggregation der Prognosen fair vergleichen zu können, wird ergänzend ein Cluster-Bootstrapping der Rohdaten durchgeführt. Dazu werden in 10.000 Iterationen zufällig mehrere vollständige Cluster (auf Basis der Prognosejahre) aus den Daten gezogen und die Varianzen der darin enthaltenen Prognosen und der zugehörigen Ist-Werte verglichen, indem ihre Differenz bestimmt wird (Varianz der Prognosen - Varianz der Ist-Werte). Da das Cluster-Bootstrapping – anders als der Brown-Forsythe-Test – die Durchführung eines gerichte-

ten Tests ermöglicht, wurde dieses entsprechend unserer Hypothese 4 als einseitiger Test (Alternative: kleiner) durchgeführt. Bei Betrachtung aller Prognosen (Datenbasis wie in Abb. 8) ergibt sich im Cluster-Bootstrapping ein linksseitiges 95%-Konfidenzintervall, welches vollständig unter -11,34 liegt, eine durchschnittliche Varianzdifferenz von -42,34 (Originaldaten: -41,86) sowie ein empirischer p-Wert von 0,011. Werden nur die Konsensprognosen (Datenbasis wie in Abb. 9) betrachtet, liegt das linksseitige 95%-Konfidenzintervall vollständig unter -22,84, die durchschnittliche Varianzdifferenz beträgt -53,79 (Originaldaten: -53,29) und der empirische p-Wert liegt bei <0,001.

Insgesamt zeigen sich die Ergebnisse über die unterschiedlichen Methoden hinweg konsistent und äußerst robust, so dass die Befunde als belastbar angesehen werden können. Die Prognosen eisen eine geringere Variabilität als die tatsächlichen Ereignisse auf.

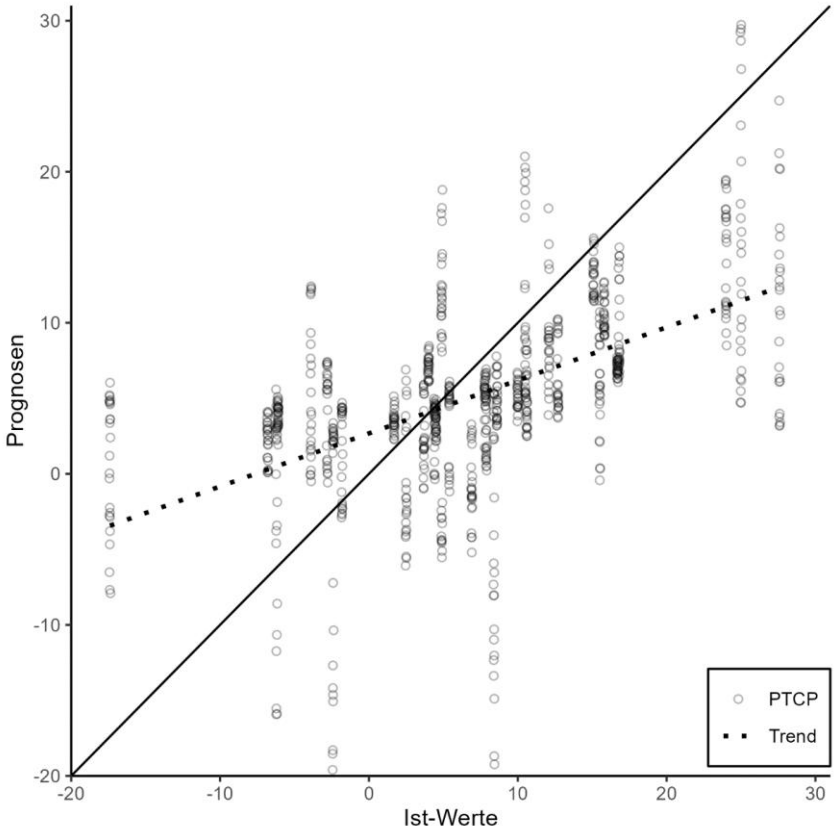

Abb. 10: Prognose-Realisations-Diagramm.
Mit PTCP = Pre-Tax Corporate Profits.

Derselbe Sachverhalt kann auch im Rahmen eines Prognose-Realisations-Diagramms (vgl. Theil, 1958) veranschaulicht werden (Abb. 10). Es wird erkennbar, dass kleine tatsächliche Ereignisse tendenziell überschätzt werden und große tatsächliche Ereignisse tendenziell unterschätzt werden. Unverzerrte Prognosen sollten um die Winkelhalbierende herum angeordnet sein. Die Regressionsgerade, die die Punktwolke der Wertepaare von Prognosen und tatsächlichen Ereignissen hervorbringt, verläuft jedoch deutlich flacher als die Winkelhalbierende. Die Abbildung 10 beruht auf den Konsensprognosen. Eine entsprechende Darstellung mit allen Analystenprognosen weist aber eine identische Charakteristik auf. Somit zeigt auch das Prognose-Realisations-Diagramm, dass die Streuung der tatsächlichen Ereignisse größer ist als die Streuung der Prognosen, weil die tatsächlich eintretenden starken Veränderungsraten – die negativen wie auch die positiven – von den Prognosen nur selten erfasst werden.

Die Nullhypothese 4 muss somit verworfen werden. Das heißt, dass die Prognosen eine geringere Streuung aufweisen als die tatsächlichen Ereignisse. Die Analysten unterschätzen die Variabilität der Wirklichkeit. Ogburn (1934) deutet diesen Umstand als Ausprägung einer konservativen Haltung der Prognostiker. Ihnen fehlt es an Vorstellungskraft und/oder an Mut. Sie können sich nicht ausmalen, was alles an gravierenden Änderungen auftreten kann. Oder, falls sie es sich doch vorstellen können, dann trauen sie sich nicht, die erwarteten gravierenden Veränderungen in ihren Prognosen abzubilden.

Die Mediane der Verteilungen der tatsächlichen US-Gewinnentwicklungen und der entsprechenden Prognosen in den Abbildungen 8 und 9 machen deutlich, dass die Analysten zu zurückhaltend sind. Sie unterschätzen das Gewinnwachstum. Im Mittel der Jahre von 1990 bis 2024 stiegen die US-Gewinne um 6,90% pro Jahr (Median, graue gestrichelte Linie in Abb. 8 und in Abb. 9). Die Prognosen aller Analysten sehen jedoch im Mittel der Jahre 1990 bis 2024 nur einen jährlichen Anstieg der Gewinne US-amerikanischer Unternehmen in Höhe von 5,10% voraus (Median, schwarze gestrichelte Linie in Abb. 8). Die Konsensprognosen sehen im Mittel der Jahre 1990 bis 2024 sogar nur durchschnittliche jährliche Gewinnsteigerungen von 4,80% voraus (Median, schwarze gestrichelte Linie in Abb. 9). Zwischen dem Median aller Prognosen (vgl. Abb. 8) und dem Median der tatsächlichen Ereignisse ergibt sich somit eine Differenz von -1,80 Prozentpunkten und die Differenzen des Medians der Konsensprognosen (vgl. Abb. 9) zu dem der tatsächlichen Ereignisse beträgt -2,10 Prozentpunkte. Noch gravierender fallen die Ergebnisse bei Betrachtung des Medians der gepaarten Differenzen gegenüber den tatsächlichen Ereignissen aus, welcher für alle Prognosen (Datenbasis wie in Abb. 8) bei -2,40 Prozentpunkten und für die Konsensprognosen (Datenbasis wie in Abb. 9) bei -2,70 Prozentpunkten liegt.

Der Wilcoxon-Vorzeichen-Rang-Test prüft derartige Unterschiede in der zentralen Tendenz der Verteilungen, genauer im sogenannten Pseudo-Median der Differenzen. Um die Annahme der Unabhängigkeit der Beobachtungen für den Test zu erfüllen, wurden die Prognosen jedoch vorab zu einem einzelnen Wert pro Jahr aggregiert. Dazu wurde zunächst der Median der Prognosen je Prognosejahr und Prognosehorizont gebildet und anschließend aus diesen Ergebnissen für jedes Prognosejahr das arithmetische Mittel bestimmt. Der zweite Aggregationsschritt erfolgt bewusst mit dem arithmetischen Mittel statt dem Median, da andernfalls die Wahrscheinlichkeit von Rangbindungen im Wilcoxon-Vorzeichen-Rang-Test erhöht wäre und dies die Testgüte beeinträchtigen könnte. Zudem ist durch die vorgelagerte Medianbildung das Risiko von Ausreißern und asymmetrischen Verteilungen bereits weitgehend minimiert.

Der Wilcoxon-Vorzeichen-Rang-Test (Alternative: größer) ergibt, dass die zentrale Tendenz (Pseudo-Median) der aggregierten Prognosen bei Berücksichtigung aller Prognosen (Datenbasis wie in Abb. 8) nicht signifikant größer als die zentrale Tendenz (Pseudo-Median) der zugehörigen tatsächlichen Ereignisse ausfällt (p-Wert = 0,955). Werden nach identischer Logik nur die Konsensprognosen (Datenbasis wie in Abb. 9) betrachtet – hier entfällt definitionsbedingt der erste Aggregationsschritt – zeigt sich ebenfalls kein signifikanter Unterschied (p-Wert = 0,956). Es lassen sich somit keine Hinweise darauf finden, dass die Prognostiker zu Überoptimismus neigen. Führt man sich die Verteilungen in Abbildung 8 und Abbildung 9 sowie die, jeweils auf derselben Basis bestimmten, Mediane und deren Differenzen vor Augen, entsteht vielmehr der Eindruck, dass die Prognostiker eher zu Pessimismus neigen.

Das trifft nur in Krisensituationen nicht zu. Wenn man die Prognosen der Analysten für die Jahre von 2000 bis 2002 (Platzen der Dotcom-Blase), für die Jahre von 2008 bis 2009 (große Banken-, Kapitalmarkt- und Konjunkturkrise nach der Insolvenz von Lehman Brothers) und 2020 (COVID-19-Pandemie) separat betrachtet, scheint hier eine Überschätzung der Gewinnentwicklungen vorzuliegen (Abb. 11).

Allerdings ist diese Beobachtung vermutlich kein Ausweis für Überoptimismus, sondern eher dem Umstand geschuldet, dass die Analysten die Krisen nicht kommen sahen und/oder die Dauer der Krisen falsch eingeschätzt haben. Im Wilcoxon-Vorzeichen-Rang-Test (Alternative: größer; Basis:

aggregierte Werte) zeigt sich dies zudem auch nicht als signifikant (p-Wert = 0,500), was an der sehr kleinen Stichprobe (nur 6 Jahre) und der damit einhergehenden geringen Teststärke liegen kann – oder einfach daran, dass sich in diesen Jahren kein stabiler Zusammenhang ergibt.

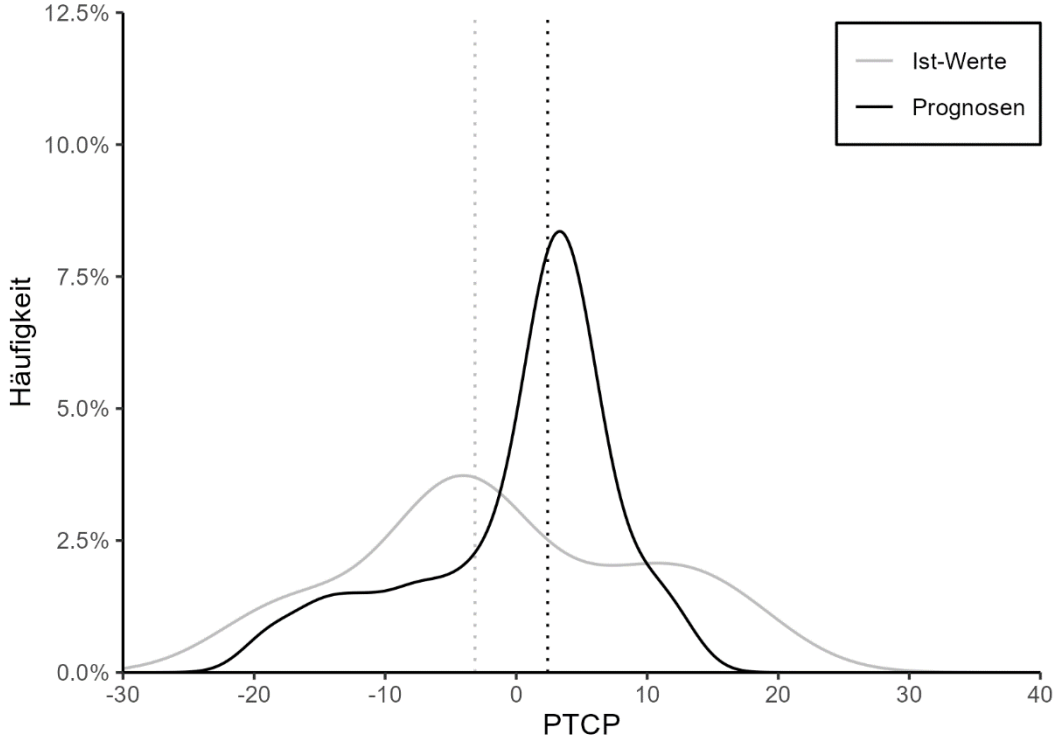

Abb. 11: Verteilung der Konsensprognosen zu den US-Gewinnen und Verteilung der tatsächlichen Ereignisse für die Krisenjahre 2000 bis 2002, 2008 bis 2009 und 2020.
Mit: PTCP = pre-tax corporate profits.

Eine mögliche Neigung zum Pessimismus in der Gesamtbetrachtung (1990-2024) ist vor dem Hintergrund der zuvor aufgestellten Hypothese 5 überraschend, wenn auch keine komplett neue Beobachtung (vgl. bspw. Black & Carnes, 2006). Tatsächlich führt ein Wilcoxon-Vorzeichen-Rang-Test mit umgedrehter Testrichtung (Alternative: kleiner) im Gesamtzeitraum zu einem p-Wert von 0,047. Da dieses Ergebnis entgegen unserer zuvor formulierten Hypothese 5 entstanden ist, ist dieses genauso wie die im Folgenden dargestellten Ergebnisse zu diesem Sachverhalt als rein explorativ und als ein Hinweis für nachfolgende Forschungsanstrengungen zu verstehen.

Gehen wir von einem Pessimismus der Analysten aus und wollen neben dem Wilcoxon-Vorzeichen-Rang-Test eine genauere Untersuchung unter Berücksichtigung der Clusterstruktur vornehmen, so lässt sich ein Cluster-Bootstrapping auf Basis der Rohdaten durchführen. Um der Grundlogik des Wilcoxon-Vorzeichen-Rang-Tests zu folgen, bietet es sich an, auch hier den Median der gepaarten Differenzen zu betrachten. Hierzu wird zunächst die Differenz der Prognosen zu ihrem korrespondierenden tatsächlichen Ereignis bestimmt. Anschließend werden in 10.000 Iterationen zufällig mehrere vollständige Cluster (auf Basis der Prognosejahre) aus den Daten gezogen und der Median der Differenzen bestimmt. Die daraus resultierende Verteilung des Medians der Differenzen liegt bei Betrachtung aller Einzelprognosen (Datenbasis wie in Abb. 8) im Durchschnitt bei -2,33 Prozentpunkten (Originaldaten -2,40 Prozentpunkte), das linksseitige 95%-Konfidenzintervall liegt vollständig unter -0,20 und es ergibt sich ein empirischer p-Wert von 0,039. Werden nur Konsensprognosen (Datenbasis wie in Abb. 9) betrachtet, beträgt der Median der Differenzen im Durchschnitt -2,61 Prozentpunkte (Originaldaten: -2,70 Prozentpunkte), das linksseitige 95%-Konfidenzintervall liegt vollständig unter -0,60 und der empirische p-Wert liegt bei 0,023.

Entfernt man aus der Analyse die oben genannten Krisenjahre 2000 bis 2002, 2008 bis 2009 und 2020, ergibt sich ein noch deutlicheres Bild. Bei Betrachtung aller Prognosen beträgt der Median der Differenzen in diesem Fall durchschnittlich -2,70 Prozentpunkte (Originaldaten: -2,80 Prozentpunkte), das linksseitige 95%-Konfidenzintervall liegt vollständig unter -0,80 und der empirische p-Wert beträgt 0,011. Werden nur die Konsensprognosen berücksichtigt, ergibt sich ohne die Krisenjahre ein durchschnittlicher Median der Differenzen von -2,86 Prozentpunkten (Originaldaten: -3,00 Prozentpunkte), das linksseitige 95%-Konfidenzintervall liegt vollständig unter -1,10 und der empirische p-Wert liegt bei 0,006.

Die Ergebnisse der explorativen Analyse eines möglichen Pessimismus der Analysten können im vorliegenden Datenbestand damit als robust angesehen werden. In Krisensituationen scheint dieser Effekt dagegen nicht vorzuliegen, was jedoch angesichts des überraschenden Auftretens von Krisen plausibel ist.

Zusammenfassend kann die Nullhypothese 5 nicht verworfen werden. Die Finanzanalysten neigen nicht, wie von etlichen Vorgängerstudien festgestellt (siehe das Kapitel Literaturübersicht), zu Optimismus oder Überoptimismus. Vielmehr bestehen starke Hinweise darauf, dass die Prognostiker eher zu Pessimismus tendieren könnten, was in künftigen Untersuchungen zu Gewinnprognosen genauer untersucht werden könnte.

5
Diskussion

Die Genauigkeit der Prognosen zur Unternehmensgewinnentwicklung in den USA ist enttäuschend. Der Mean Absolute Percentage Error (MAPE) liegt im Durchschnitt aller Prognosehorizonte und im Durchschnitt der Jahre 1990 bis 2024 bei 95,18% (basierend auf den Konsensprognosen).

Noch viel schwerer wiegt jedoch, dass der durchschnittliche Prognosefehler bei abnehmendem Prognosehorizont nicht signifikant zurückgeht. Während der Prognosefehler (MAPE) für 24 Monate Prognosehorizont im Durchschnitt der Jahre 1990 bis 2024 bei 89,23% liegt, beträgt der entsprechende Wert für nur noch einen Monat Prognosehorizont 88,73% (basierend auf den Konsensprognosen). Das Minimum liegt beim Prognosehorizont von 20 Monaten. Dort liegt der durchschnittliche Prognosefehler (MAPE) bei 85,19%. Legt man eine Regressionsgerade in die Punktwolke der durchschnittlichen Prognosefehler aller 24 Prognosehorizonte, ergibt sich sogar eine negative Steigung (Abb. 1). Das spiegelt sich auch in Kendalls tau in Höhe von -0,138 wider.

Das sind sehr überraschende Befunde, die sich stark von bisherigen empirischen Ergebnissen unterscheiden (siehe das Kapitel Literaturüberblick) und die darüber hinaus klar im Widerspruch zu vernünftigen Vorüberlegungen stehen. Das ist auch ein starker Kontrast zu anderen Makro-Prognosen, die auf die konjunkturelle Entwicklung und die Inflation ausgerichtet sind (siehe Abb. 4 und Abb. 5). Bei diesen Prognosegegenständen kommt es zu statistisch hochsignifikanten Rückgängen der Prognosefehler bei allmählicher Verkürzung der Prognosehorizonte (siehe Tab. 2 und Tab. 3).

Was unterscheidet die Entwicklung der US-Gewinne von der Entwicklung anderer Makro-Daten? Warum bewältigen die Analysten andere Makro-Prognosen (gemessen am Rückgang der durchschnittlichen Prognosefehler mit rückläufigem Prognosehorizont) und scheitern grandios an der Aufgabe, die Gewinnentwicklung bei US-Unternehmen zu prognostizieren?

Brown & Mohammad (2010) zeigen, dass die Befähigung von Analysten keineswegs nur firmenspezifisch ausgeprägt ist. Das heißt, erfolgreiche Prognostiker der Gewinnentwicklung sollten nicht nur für bestimmte Firmen gute Prognosen erstellen können, sondern auch für aggregierte Gewinnentwicklungen. Warum schaffen es viele Prognostiker, die Gewinne einzelner Unternehmen mit abnehmendem Prognosehorizont immer genauer zu prognostizieren, während die Makro-Prognostiker genau dies nicht schaffen?

Die Entwicklung der Gewinne in einer Volkswirtschaft ist kein von anderen wirtschaftlichen Entwicklungen unabhängiges Ereignis (vgl. bspw. Sharpe & Gil de Rubio Cruz, 2024). Vor allem die konjunkturelle Entwicklung wirkt sich auf die Gewinnentwicklung aus. Wenn andere volkswirtschaftliche Daten von den Makro-Prognostikern mit abnehmenden Prognosehorizont immer genauer prognostiziert werden, warum schlägt sich das überhaupt nicht bei den Gewinnprognosen nieder?

Overconfidence und/oder kognitive Dissonanzen könnten dazu beitragen, dass die Analysten nicht in erforderlichem Umfang bereit sind, ihre Prognosen im Laufe der Zeit an neue Informationen anzupassen.

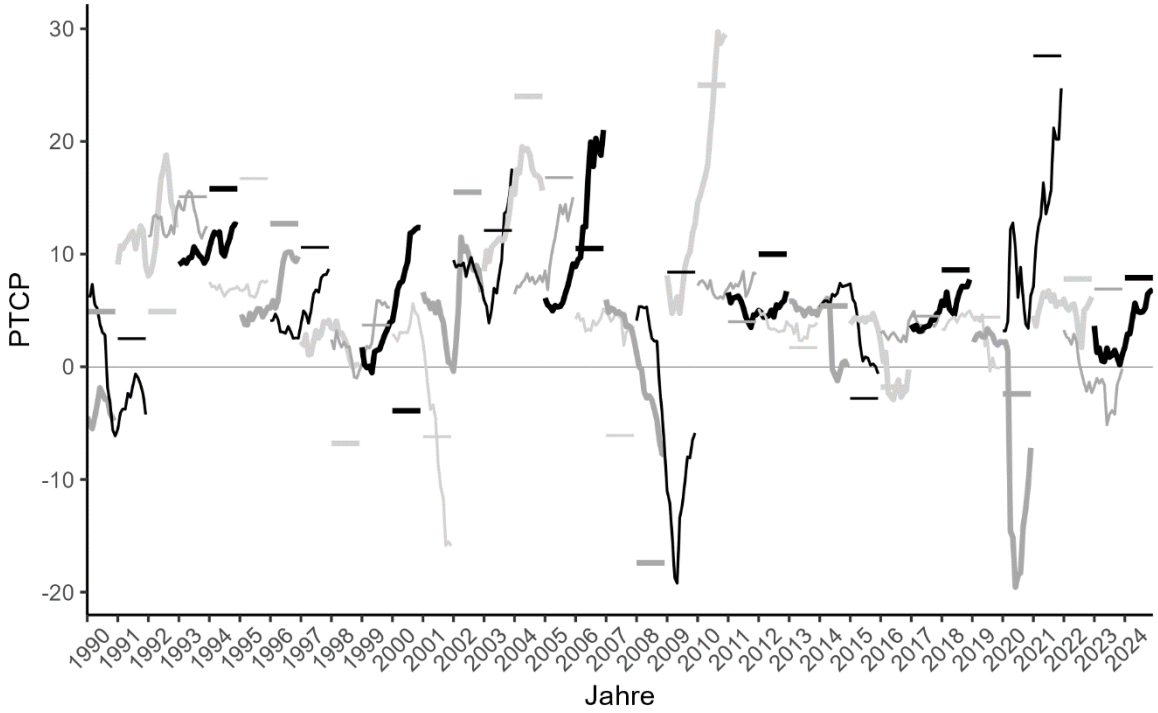

Abb. 12: Verlauf der Konsensprognosen mit Verkürzung des Prognosehorizontes von 24 Monaten bis zu einem Monat für die Jahre 1990 bis 2024.
Mit: PTCP = Pre-Tax Corporate Profits in % gegenüber Vorjahr.
Hinweis: 24-Monatsprognosen bis Einmonatsprognosen, tatsächliche Ereignisse als horizontale Linien; Revolvierende Farben und Linienstärken zur Unterscheidung der verschiedenen zu prognostizierenden Jahre.

Eine solche Trägheit liegt hier jedoch offenbar nicht vor. In Abbildung 12 ist zu erkennen, dass zum Teil erhebliche Anpassungen vorgenommen werden. Im Jahr 1991 stiegen die Gewinne der US-Unternehmen um 2,50% gegenüber Vorjahr (erste schwarze waagerechte Linie links in Abb. 12). Die dünne schwarze Linie, die Anfang 1990 einsetzt und bis Ende 1991 verläuft, kennzeichnet die zugehörigen Konsensprognosen mit sich allmählich verkürzendem Prognosehorizont. Zu Beginn des Jahres 1990 wurde eine Gewinnentwicklung für das Jahr 1991 in Höhe von +6,16% prognostiziert. Bis zum Jahresende 1990 werden die Prognosen für das Jahr 1991 allmählich immer stärker nach unten korrigiert und erreichen schließlich gegen Jahresende 1990 das Niveau von -6,14%. Anschließend werden sie wieder nach oben korrigiert und erreichen im August 1991 das Niveau von -0,63%. Danach werden die Prognosen wieder nach unten korrigiert und erreichen im Dezember 1991 das Niveau von -4,23%. Sehr starke Prognosekorrekturen gibt es für die US-Gewinnentwicklung der Jahre 2001, 2009, 2010, 2020 oder 2021. Allerdings laufen auch diese Anpassungen nicht immer in die richtige Richtung. Eine Anpassungsträgheit der Analysten ist somit nicht zu erkennen.

Es liegt offenbar eine deutliche Neigung der Prognostiker zum Herdenverhalten vor. Das zeigt sich bei Betrachtung der rückläufigen durchschnittlichen Varianzen der Prognosen bei rückläufigem Prognosehorizont (Abb. 6), ohne dass es zu einer Verbesserung der Prognosegüte kommt (Abb. 1). Allerdings führt diese Neigung zum Herdenverhalten in einigen Jahren zu einer Verbesserung der Prognosen bei rückläufigem Prognosehorizont und in anderen Jahren zu einer Verschlechterung (siehe Abb. 2). Allein die Neigung zum Herdenverhalten erklärt somit nicht, warum ausschließlich die Prognosen der US-Gewinnentwicklung mit abnehmendem Prognosehorizont nicht mit abnehmenden durchschnittlichen Prognosefehlern einhergehen.

Die Zeitreihe der „Pre-Tax Corporate Profits" der US-Unternehmen ist eine Datenreihe, deren Erfassung erhebliche Zeit in Anspruch nimmt. So kommt es häufig noch nach geraumer Zeit zu

Datenrevisionen. Ist das der Hintergrund für die besonderen Schwierigkeiten der Makro-Prognostiker, taugliche Prognosen zu erarbeiten? Davon ist kaum auszugehen. Die Erhebung der BIP-Daten ist auch eine aufwendige Angelegenheit. Auch hier kommt es häufig noch nach längerer Zeit zu Datenrevisionen. Trotzdem gehen die Prognosefehler der BIP-Prognosen mit rückläufigem Prognosehorizont allmählich immer weiter zurück. Die Veröffentlichung der „Pre-Tax Corporate Profits" dauert noch länger als die Veröffentlichung der BIP-Daten. Trotzdem steigt das Niveau relevanter Informationen mit Verkürzung des Prognosehorizontes immer weiter an, so dass ein allmählicher Rückgang der Prognosefehler mit Verkürzung des Prognosehorizontes unbedingt zu erwarten wäre.

Liegt die Ursache der vorgelegten Befunde in einer professionellen Überheblichkeit der Makro-Prognostiker? Es sind üblicherweise Volkswirte, die Makro-Prognosen erarbeiten. Die Prognose von Unternehmensgewinnen ist hingegen eine Domäne der Betriebswirte. Nehmen die Volkswirte die Prognose der Gewinnentwicklung deshalb vielleicht nicht ernst? Dazu muss vielleicht angemerkt werden, dass die Prognostiker weder gezwungen sind, die Entwicklung der US-Gewinne zu prognostizieren, noch sind sie dazu gezwungen, diese Prognosen in der Zeitschrift „Consensus Forecasts" publik zu machen. Wenn die Volkswirte der Auffassung sind, dass der Prognosegegenstand belanglos und unwichtig ist, dann wäre eigentlich zu erwarten, dass sie auf die Erstellung und die Veröffentlichung solcher Prognosen verzichten. Daher ist dies auch kein überzeugender Ansatz, um die empirischen Befunde zu erklären.

Vermutlich sind die Hintergründe der vorgelegten Forschungsergebnisse noch ernster. Wenn ein Basketballexperte über 35 Jahre hinweg den Ausgang von Basketballspielen eine Minute vor Spielende nicht besser prognostizieren kann als eine Minute nach Beginn des Spiels, dann gibt es dafür nur eine plausible Erklärung: Er schaut sich die Spiele nicht an oder er ignoriert vollständig, was während des Spiels passiert. Es handelt sich dann um Realitätsverweigerung. Die Analysten, die die Veränderung der Unternehmensgewinnentwicklung in den USA von 1990 bis 2024 prognostiziert haben, waren im Durchschnitt offenbar nicht bereit, zur Kenntnis zu nehmen, was Zug um Zug an zusätzlichen relevanten Informationen auftrat. Sie haben sich der Realität verweigert.

Dieser Befund hat fatale Folgen für Asset-Allocation-Entscheidungen. Wenn die Prognostiker der Unternehmensgewinnentwicklung für die größte und bedeutendste Volkswirtschaft der Welt, in der auch der größte und bedeutendste Aktienmarkt der Welt zu finden ist, Realitätsverweigerung betreiben, dann lässt sich auf diesen Prognosen keine sinnvolle Aufteilung der Anlagemittel auf verschiedene nationale Aktienmärkte aufbauen. Untersuchungen zur Zuverlässigkeit von Aktienindexprognosen bestätigen diesen Befund. Es gelingt nicht, die Indexentwicklung diverser Aktienmärkte zuverlässig zu prognostizieren (vgl. bspw. Filiz et al. 2021; Fujiwara et al., 2013; Spiwoks & Hein, 2007; Benke, 2006; Spiwoks, 2004; Fraser & MacDonald, 1993; Lakonishok, 1980). Die mangelnde Qualität der Gewinnprognosen könnte ein entscheidender Hintergrund dafür sein.

Welche Konsequenzen erwachsen für Portfoliomanager aus diesen Befunden? Ein aktives Portfoliomanagement, das neben dem Stock Picking auch Asset Allocation betreibt, ist angesichts der mangelnden Prognosegüte zum Scheitern verurteilt. Auch dieser Umstand dürfte dazu beigetragen haben, dass passive Anlageinstrumente wie beispielsweise Aktienindex-ETFs in den zurückliegenden 25 Jahren stark an Beachtung und an Anlagevolumen gewonnen haben. Portfoliomanager, die aktive Anlagestrategien verfolgen, wirken deshalb ein wenig wie die Alchemisten der Gegenwart, die an der unlösbaren Aufgabe arbeiteten, Blei in Gold zu verwandeln. Wenn es in Zukunft nicht besser gelingt, die Unternehmensgewinnentwicklung wichtiger Volkswirtschaften zu prognostizieren, so wird es kaum möglich sein, systematisch erfolgreiche Asset-Allocation-Entscheidungen für aktiven Portfoliomanagementstrategien zu treffen.

Lacina et al. (2011, S. 97) betonen, „that analysts' long-term earnings forecasts should be used with caution by researchers and practitioners". Diese Formulierung muss vermutlich als ein Euphemismus betrachtet werden.

6
Zusammenfassung

In der vorliegenden Studie werden Prognosen zur Unternehmensgewinnentwicklung in der US-amerikanischen Volkswirtschaft untersucht. Der Prognosegegenstand ist die prozentuale Veränderung der „Pre-Tax Corporate Profits" gegenüber dem Vorjahr. Diese Prognosen liegen für den Zeitraum von 1990 bis 2024 vor. Sie werden monatlich in der Zeitschrift „Consensus Forecasts" veröffentlicht. Jedes tatsächliche Ereignis wird 24-mal prognostiziert – beginnend mit dem Prognosehorizont von 24 Monaten und endend mit dem Prognosehorizont von einem Monat. Die Untersuchung der Prognosedaten hat im Wesentlichen folgende Ergebnisse hervorgebracht:

1. Die Prognosen sind insgesamt recht ungenau. Der Mean Absolute Percentage Error (MAPE) liegt im Durchschnitt aller Prognosehorizonte und im Durchschnitt der Jahre 1990 bis 2024 bei 95,18%. Wenn in Wirklichkeit die Gewinne um 40,0% steigen, liegt die durchschnittliche Prognose somit bei 78,07% oder bei 1,93%. Das ist ein Ausmaß an Ungenauigkeit, das ernüchternd ist.
2. Die durchschnittlichen Prognosefehler gehen bei abnehmendem Prognosehorizont nicht signifikant zurück. Während der Prognosefehler (MAPE) für 24 Monate Prognosehorizont im Durchschnitt der Jahre 1990 bis 2024 bei 89,23% liegt, beträgt der entsprechende Wert für nur noch einen Monat Prognosehorizont 88,73%. Legt man eine Regressionsgerade in die Punktwolke der durchschnittlichen Prognosefehler aller 24 Prognosehorizonte, ergibt sich sogar eine negative Steigung in Höhe von -0,0022. Das spiegelt sich auch in Kendalls tau in Höhe von -0,138 wider. Das ist ein überraschender Befund, der klar im Widerspruch zu bisherigen empirischen Ergebnissen und zu vernünftigen Vorüberlegungen steht.
3. Es zeigt sich, dass die Prognosen zur Entwicklung der US-Gewinne eine Ausnahme im Kanon der sonstigen US-Makro-Prognosen darstellen. Bei den Prognosen des Gross Domestic Product, der Industrial Production, der Business Investments, der Personal Consumption, der Housing Starts, der Auto & Light Truck Sales, der Employment Costs, des Consumer Price Index, des Producer Price Index und der Core PCE Prices (exklusive food & energy) geht der Prognosefehler mit Verkürzung des Prognosehorizontes signifikant zurück.
4. Obwohl die Prognosen der US-Gewinnentwicklung mit abnehmendem Prognosehorizont nicht genauer werden, gehen die durchschnittlichen Varianzen mit abnehmendem Prognosehorizont signifikant zurück. Sie erreichen ihr Minimum bei dem Prognosehorizont von einem Monat. Die Prognostiker werden sich also immer einiger, allerdings ohne zugleich zu exakteren Prognosen vorzudringen. Dieser Befund wird als deutlicher Hinweis auf das Vorliegen von Herdenverhalten der Analysten interpretiert.
5. Die Variabilität der Wirklichkeit wird von den Prognostikern unterschätzt. Die Verteilung der Prognosen weist eine signifikant geringere Streuung auf als die Verteilung der tatsächlichen Ereignisse.
6. Die untersuchten Prognosen weisen keinen Überoptimismus auf. Stattdessen sind sie zu zurückhaltend. Die tatsächliche Gewinnentwicklung wird im Durchschnitt der Jahre 1990 bis 2024 unterschätzt.
7. Die mangelhafte Qualität der aggregierten Gewinnprognosen könnte eine wesentliche Ursache dafür sein, dass bisherige Studien zu Aktienindexprognosen ebenfalls zu sehr ernüchternden Ergebnissen geführt haben. Aktive Portfoliomanagement-Strategien sind demgemäß wenig erfolgversprechend. Passive Anlagestrategien bleiben vorerst das Mittel der Wahl.

Literatur

Abarbanell, J. S. (1991). "Do analysts' earnings forecasts incorporate information in prior stock price changes?" Journal of Accounting and Economics, 14(2), 147-165, ISSN 0165-4101.

Abarbanell, J. S. & Bernard, V. L. (1992). "Test of Analysts' Overreaction/Underreaction to Earnings Information as an Explanation for Anomalous Stock Price Behavior." The Journal of Finance, 47, 1181-1207.

Abarbanell, J. & Lehavy, R. (2003a). "Can Stock Recommendations Predict Earnings Management and Analysts' Earnings Forecast Errors?" Journal of Accounting Research, 41(1), 1-31.

Abarbanell, J. & Lehavy, R. (2003b). "Biased forecasts or biased earnings? The role of reported earnings in explaining apparent bias and over/underreaction in analysts' earnings forecasts." Journal of Accounting and Economics, 36 (1–3), 105-146.

Abernathy, J. L., Herrmann, D., Kang, T. & Krishnan, G. V. (2013). "Audit committee financial expertise and properties of analyst earnings forecasts." Advances in Accounting, 29(1), 1-11.

Aboud, A., Roberts, C. & Zalata, A. M. (2018). "The impact of IFRS 8 on financial analysts' earnings forecast errors: EU evidence." Journal of International Accounting, Auditing and Taxation, 33, 2-17.

Ackert, L. F. & Hunter, W. C. (1993). "Business Cycles and Analysts' Forecasts: Further Evidence of Rationality." Economic Review, 13-22.

Ackert, L. F. & Hunter, W. C. (1994). "Rational Expectations and the Dynamic Adjustment of Security Analysts' Forecasts to New Information." Journal of Financial Research, 17, 387-401.

Ahmed, A. S., Nainar, S. M. K. & Zhou, J. (2005). "Do Analysts' Earnings Forecasts Fully Reflect the Information in Accruals?" Canadian Journal of Administrative Sciences, 22(4), 329-342.

Aiolfi, M., Rodriguez, M., & Timmermann, A. (2010). "Understanding Analysts' Earnings Expectations: Biases, Nonlinearities, and Predictability." Journal of Financial Econometrics, 8(3), 305-334.

Ajinkya, B. B., Atiase, R. K. & Gift, M. J. (1991). "Volume of Trading and the Dispersion in Financial Analysts' Earnings Forecasts." The Accounting Review, 66(2), 389-401.

Ajinkya, B. B. & Gift, M. J. (1985). "Dispersion of financial analysts' earnings forecasts and the (option model) implied standard deviations of stock returns." The Journal of Finance, 40(5), 1353-1365.

Ali, A., Klein, A. & Rosenfeld, J. (1992). "Analysts' Use of Information about Permanent and Transitory Earnings Components in Forecasting Annual EPS." The Accounting Review, 67, 183-198.

Amir, E. & Ganzach, Y. (1998). "Overreaction and underreaction in analysts' forecasts." Journal of Economic Behavior & Organization, 37(3), 333-347.

Amiram, D., Landsman, W. R., Owens, E. L. & Stubben, S. R. (2018). "How are analysts' forecasts affected by high uncertainty?" Journal of Business Finance & Accounting, 45(3-4), 295-318.

Anagnostopoulou, S. C. (2010). "Does the capitalization of development costs improve analyst forecast accuracy? Evidence from the UK." Journal of International Financial Management & Accounting, 21(1), 62-83.

André, P., Filip, A. & Moldovan, R. (2016). "Segment disclosure quantity and quality under IFRS 8: Determinants and the effect on financial analysts' earnings forecast errors." The International Journal of Accounting, 51(4), 443-461.

Ashbaugh, H. & Pincus, M. (2001). "Domestic accounting standards, international accounting standards, and the predictability of earnings." Journal of accounting research, 39(3), 417-434.

Athavale, M., Myring, M. & Groeber, R. (2013). "Analyst earnings forecasts in BRIC countries." Journal of Applied Business and Economics, 14(5), 71-82.

Avramov, D., Chordia, T., Jostova, G. & Philipov, A. (2009). "Dispersion in analysts' earnings forecasts and credit rating." Journal of Financial Economics, 91(1), 83-101.

Azevedo, V., Bielstein, P. & Gerhart, M. (2021). "Earnings forecasts: the case for combining analysts' estimates with a cross-sectional model." Review of Quantitative Finance and Accounting, 56(2), 545-579.

Bae, K. H., Stulz, R. M. & Tan, H. (2008). "Do local analysts know more? A cross-country study of the performance of local analysts and foreign analysts." Journal of Financial Economics, 88(3), 581-606.

Baginski, S. P. & Hassell, J. M. (1990). "The Market Interpretation of Management Earnings Forecasts as a Predictor of Subsequent Financial Analyst Forecast Revision." The Accounting Review, 65(1), 175-190.

Ball, R. T. & Ghysels, E. (2018). "Automated earnings forecasts: Beat analysts or combine and conquer?" Management Science, 64(10), 4936-4952.

Bandyopadhyay, S. P., Brown, L. D. & Richardson, G. D. (1995). "Analysts' use of earnings forecasts in predicting stock returns: Forecast horizon effects." International Journal of Forecasting, 11(3), 429-445.

Barefield, R. M. & Comiskey, E. E. (1975). "The Accuracy of Analysts' Forecasts of Earning per Share." Journal of Business Research, 3, 241-252.

Barefield, R. M., Comiskey, E. E. & McDonald, C. L. (1979). "Accuracy of Management and Security Analysts' Forecasts: Additional Evidence." Journal of Business Research, 7, 109-115.

Barron, O. E., Byard, D., Kile, C. & Riedl, E. J. (2002). "High-technology intangibles and analysts' forecasts." Journal of Accounting Research, 40(2), 289-312.

Barron, O. E., Byard, D. & Yu, Y. (2008). "Earnings surprises that motivate analysts to reduce average forecast error." The Accounting Review, 83(2), 303-325.

Barron, O. E., Kile, C. O. & O'Keefe, T. B. (1999). "MD&A Quality as Measured by the SEC and Analysts' Earnings Forecasts." Contemporary Accounting Research, 16(1), 75-109.

Barron, O. E. & Stuerke, P. S. (1998). "Dispersion in Analysts' Earnings Forecasts as a Measure of Uncertainty." Journal of Accounting, Auditing & Finance, 13(3), 245-270.

Barth, M. E. & Hutton, A. P. (2004). "Analyst Earnings Forecast Revisions and the Pricing of Accruals." Review of Accounting Studies, 9, 59–96.

Bartley, J. W. & Cameron, A. B. (1991). "Long Run Earnings Forecasts by Managers and Financial Analysts." Journal of Business Finance & Accounting, 18, 21-41.

Basi, B. A., Carey, K. J. & Twark, R. D. (1976). "A Comparison of the Accuracy of Corporate and Securities Analysts' Forecasts of Earnings." The Accounting Review, 51, 321-330.

Basu, S., Hwang, L. S. & Jan, C.-L. (1998). "International Variation in Accounting Measurement Rules and Analysts' Earnings Forecast Errors." Journal of Business Finance & Accounting, 25(9-10), 1207-1247.

Basu, S. & Markov, S. (2004). "Loss function assumptions in rational expectations tests on financial analysts' earnings forecasts." Journal of Accounting and Economics, 38, 171-203.

Bathke, A. J., Hassel, J. M. & Lukawitz, J. M. (1991). "Relative Accuracy of Quarterly Earnings Forecast Announcements." Advances in Accounting, 9, 19-33.

Beckers, S., Steliaros, M. & Thomson, A. (2004). "Bias in European Analysts' Earnings Forecasts." Financial Analysts Journal, 60(2), 74–85.

Behn, B. K., Choi, J. H. & Kang, T. (2008). "Audit quality and properties of analyst earnings forecasts." The Accounting Review, 83(2), 327-349.

Berger, P. G., Ham, C. G. & Z. R. Kaplan. (2019). "Do Analysts Say Anything About Earnings Without Revising Their Earnings Forecasts?" The Accounting Review, 94 (2), 29–52.

Black, E. L. & Carnes, T. A. (2006). "Analysts' forecasts in Asian-Pacific Markets: The relationship among macroeconomic factors, accounting systems, bias and accuracy." Journal of International Financial Management & Accounting, 17(3), 208-227.

Bochkay, K. & Levine, C. B. (2019). "Using MD&A to improve earnings forecasts." Journal of Accounting, Auditing & Finance, 34(3), 458-482.

Bradshaw, M. T., Christensen, T. E., Gee, K. H. & Whipple, B. C. (2018). "Analysts' GAAP earnings forecasts and their implications for accounting research." Journal of Accounting and Economics, 66(1), 46-66.

Bradshaw, M., Drake, M., Myers, J. & Myers, L. (2012). "A re-examination of analysts' superiority over time-series forecasts of annual earnings." Review of Accounting Studies, 17(4), 944-968.

Bradshaw, M. T., Lee, L. F. & Peterson, K. (2016). "The interactive role of difficulty and incentives in explaining the annual earnings forecast walkdown." The Accounting Review, 91(4), 995-1021.

Bratten, B., Larocque, S. & Yohn, T. L. (2023). "Filling in the GAAPs in individual analysts' street earnings forecasts." Management Science, 69(8), 4790-4809.

Brous, P. A. & Kini, O. (1993). "A reexamination of analysts' earnings forecasts for takeover targets." Journal of Financial Economics, 33(2), 201-225.

Brown, L. D. (1983). "Accounting Changes and the Accuracy of Analysts' Earnings Forecasts." Journal of Accounting Research, 21(2), 432-443.

Brown, L. D. (1996). "Analyst Forecasting Errors and Their Implications for Security Analysis: An Alternative Perspective." Financial Analysts Journal, 52, 40-47.

Brown, L. D. (1997). "Analyst Forecasting Errors: Additional Evidence." Financial Analysts Journal, 53, 81-88.

Brown, L. D. (2001). "A Temporal Analysis of Earnings Surprise: Profits versus Losses." Journal of Accounting Research, 39, 221-241.

Brown, L. D., Call, A. C., Clement, M. B. & Sharp, N. Y. (2015). "Inside the 'Black Box' of Sell-Side Financial Analysts." Journal of Accounting Research, 53(1), 1-47.

Brown, P., Foster, G. & Noreen, E. (1985). "Security analyst multi-year earnings forecasts and the capital market." Studies in Accounting Research, 21.

Brown, L., Griffin, P., Hagerman, L. & Zmijewski, M. (1987a). "Security analyst superiority relative to univariate time-series models in forecasting quarterly earnings." Journal of Accounting and Economics 9, 61-87.

Brown, L. D. & Mohammad, E. (2010). "Is analyst earnings forecast ability only firm specific?" Contemporary Accounting Research, 27(3), 727-750.

Brown, L. D., Richardson, G. D. & Schwager, S. J. (1987b). "The Information Interpretation of Financial Analysts Superiority in Forecasting Earnings." Journal of Accounting Research, 25, 49-67.

Brown, L. & Rozeff, M. (1978). "The superiority of analyst forecasts as measures of expectations: Evidence from earnings." The Journal of Finance, 33(1), 1-16.

Brown, L. D. & Zhou, L. (2015). "Interactions between analysts' and managers' earnings forecasts." International Journal of Forecasting, 31(2), 501-514.

Butler, K. C. & Lang, L. H. (1991). "The Forecast Accuracy of Individual Analysts: Evidence of Systematic Optimism and Pessimism." Journal of Accounting Research, 29, 150-156.

Butler, K. C. & Saraoglu, H. (1999). "Improving Analysts' Negative Earnings Forecasts." Financial Analysts Journal, 55, 48-56.

Call, A. C., Chen, S. & Tong, Y. H. (2009). "Are analysts' earnings forecasts more accurate when accompanied by cash flow forecasts?" Review of Accounting Studies, 14, 358-391.

Call, A. C., Hewitt, M., Watkins, J. & Yohn, T. L. (2021). "Analysts' annual earnings forecasts and changes to the I/B/E/S database." Review of Accounting Studies, 26, 1–36.

Capstaff, J., Paudyal, K. & Rees, W. (1995). "The Accuracy and Rationality of Earnings Forecast by UK Analysts." Journal of Business Finance & Accounting, 22, 69-87.

Capstaff, J., Paudyal, K. & Rees, W. (1998). "Analysts' Forecasts of German Firms' Earnings: A Comparative Analysis." Journal of International Financial Management & Accounting, 9, 83-116.

Capstaff, J., Paudyal, K. & Rees, W. (2001). "A Comparative Analysis of Earnings Forecasts in Europe." Journal of Business Finance & Accounting, 28, 531-562.

Cen, L., Hilary, G., & Wei, K. C. J. (2013). "The Role of Anchoring Bias in the Equity Market: Evidence from Analysts' Earnings Forecasts and Stock Returns." Journal of Financial and Quantitative Analysis, 48(1), 47-76.

Ciftci, M., Mashruwala, R. & Weiss, D. (2016). "Implications of Cost Behavior for Analysts' Earnings Forecasts Available to Purchase." Journal of Management Accounting Research, 28(1), 57–80.

Chalmers, K., Clinch, G., Godfrey, J. M. & Wei, Z. (2012). "Intangible assets, IFRS and analysts' earnings forecasts." Accounting & Finance, 52(3), 691-721.

Chan, L. K. C., Karceski, J. & Lakonishok, J. (2007). "Analysts' Conflicts of Interest and Biases in Earnings Forecasts." Journal of Financial and Quantitative Analysis, 42(4), 893-913.

Chatfield, R. E., Moyer, R. C. & Sisneros, P. M. (1989). "The Accuracy of Long-Term Earnings Forecasts for Industrial Firms." Quarterly Journal of Business and Economics, 28(3), 91-104.

Chopra, V. K. (1998). "Why so much error in analysts' earnings forecasts?" Financial Analysts Journal, 54(6), 35-42.

Ciccone, S. J. (2005). "Trends in analyst earnings forecast properties." International Review of Financial Analysis, 14(1), 1-22.

Claus, J., & Thomas, J. (2001). "Equity Premia as Low as Three Percent? Evidence from Analysts' Earnings Forecasts for Domestic and International Stock Markets." The Journal of Finance, 56(5), 1629-1666.

Clement, M. B. (1999). "Analyst forecast accuracy: Do ability, resources, and portfolio complexity matter?" Journal of Accounting and Economics, 27(3), 285-303.

Clement, M. B., Koonce, L. & Lopez, T. J. (2007). "The roles of task-specific forecasting experience and innate ability in understanding analyst forecasting performance." Journal of Accounting and Economics, 44(3), 378-398.

Coën, A., Desfleurs, A. & L'Her, J. F. (2009). "International evidence on the relative importance of the determinants of earnings forecast accuracy." Journal of Economics and Business, 61(6), 453-471.

Cohen, D. A. & Lys, T. Z. (2003). "A note on analysts' earnings forecast errors distribution." Journal of Accounting and Economics, 36(1–3), 147–164.

Conroy, R. M. & Harris, R. S. (1995). "Analysts' earnings forecasts in Japan: Accuracy and sell-side optimism." Pacific-Basin Finance Journal, 3(4), 393-408.

Conroy, R. M. & Harris, R. S. (1987). "Consensus Forecasts of Corporate Earnings: Analysts' Forecasts and Time Series Methods." Management Science, 33, 725-738.

Constantinou, C. P., Forbes, W. P. & Skerratt, L. (2003). "Analyst Underreaction in the United Kingdom." Financial Management, 32, 93-106.

Cooper, R. A., Day, T. E. & Lewis, C. M. (2001). "Following the leader: a study of individual analysts' earnings forecasts." Journal of Financial Economics, 61(3), 383-416.

Cordeiro, J. J. & Kent Jr., D. D. (2001). "Do EVA™ adopters outperform their industry peers? Evidence from security analyst earnings forecasts." American Business Review, 19(2), 57-63.

Cotter, J., Tarca, A. & Wee, M. (2012). "IFRS adoption and analysts' earnings forecasts: Australian evidence." Accounting & Finance, 52(2), 395-419.

Cragg, J. G. & Malkiel, B. G. (1968). "The Consensus and Accuracy of Some Predictions of the Growth of Corporate Earnings." The Journal of Finance, 23, 67-84.

Crichfield, T., Dyckman, T. & Lakonishok, J. (1978). "An Evaluation of Security Analysts' Forecasts." The Accounting Review, 53, 651-668.

Das, S. (1998). "Financial Analysts' Earnings Forecast for Loss Firms." Managerial Finance, 24, 39-50.

Das, S. & Saudagaran, S. M. (1998). "Accuracy, Bias and Dispersion in Analysts' Earnings Forecasts: The Case of Cross-Listed Foreign Firms." Journal of International Financial Management and Accounting, 9, 16-33.

Datta, S., Iskandar-Datta, M. & Sharma, V. (2011). "Product market pricing power, industry concentration and analysts' earnings forecasts." Journal of Banking & Finance, 35(6), 1352-1366.

Datta, S., Doan, T. & Iskandar-Datta, M. (2022). "Top executives' gender and analysts' earnings forecasts." Finance Research Letters, 47.

De Bondt, W. F. M. & Forbes, W. P. (1999). "Herding in analyst earnings forecasts: evidence from the United Kingdom." European Financial Management, 5(2), 143-163.

De Bondt, W. F. M. & Thaler, R. (1990). "Do Security Analysts Overreact?" American Economic Review, 80, 52-57.

Dick-Nielsen, J., Gyntelberg, J. & Thimsen, C. (2022). "The cost of capital for banks: Evidence from analyst earnings forecasts." The Journal of Finance, 77(5), 2577-2611.

Ding, X., Tan, W. & Kang, Y. (2021). "The spillover effect of regulatory penalties on management and analysts' earnings forecasts: Empirical evidence based on directors networks in China." International Review of Economics & Finance, 76, 502-515.

Dolvin, S. D., Pyles, M. K. & Wu, Q. (2009). "Analysts get SAD too: The effect of seasonal affective disorder on stock analysts' earnings estimates." The Journal of Behavioral Finance, 10(4), 214-225.

Dreman, D. N. & Berry, M. A. (1995). "Analyst Forecasting Errors and Their Implications for Security Analysis." Financial Analysts Journal, 51, 30-41.

Dugar, A. & Nathan, S. (1995). "The Effect of Investment Banking Relationships on Financial Analysts' Earnings Forecasts and Investment Recommendations." Contemporary Accounting Research, 12(1), 131-160.

Dunn, K. & Nathan, S. (1998). "The effect of industry diversification on consensus and individual analysts' earnings forecasts." Available at SSRN 102908.

Eames, M. J. & Glover, S. M. (2003). "Earnings Predictability and the Direction of Analysts' Earnings Forecast Errors." The Accounting Review, 78 (3), 707–724.

Easterwood, J. C. & Nutt, S. R. (1999). "Inefficiency in Analysts' Earnings Forecasts: Systematic Misreaction or Systematic Optimism?" The Journal of Finance, 54(5), 1777-1797.

Elgers, P. T. & Lo, M. H. (1994). "Reductions in analysts' annual earnings forecast errors using information in prior earnings and security returns." Journal of accounting research, 32(2), 290-303.

Elton, E. J. & Gruber, M. J. (1972). "Earnings Estimate and the Accuracy of Expectational Data." Management Science, 18, 409-424.

Ely, K. M. & Mande, V. (1996). "The Interdependent Use of Earnings and Dividends in Financial Analysts' Earnings Forecasts." Contemporary Accounting Research, 13(2), 435-456.

Eng, L. & Teo, K. (1999). "The Relation Between Annual Report Disclosures, Analysts' Earnings Forecasts and Analyst Following: Evidence From Singapore," Pacific Accounting Review, 11(1/2), 219-239.

Ertimur, Y., Mayew, W. J. & Stubben, S. R. (2011). "Analyst reputation and the issuance of disaggregated earnings forecasts to I/B/E/S." Review of Accounting Studies, 16, 29-58.

Feldman, R., Livnat, J. & Zhang, Y. (2019). "Analysts' earnings forecast, recommendation and target price revisions." SSRN: https://ssrn.com/abstract=1883819.

Filiz, I., Judek, J. R., Lorenz, M. & Spiwoks, M. (2021). "Sticky Stock Market Analysts," in: Journal of Risk and Financial Management, 14(12), 1-27.

Firth, M. & Gift, M. (1999). "An international comparison of analysis' earnings forecast accuracy." International Advances in Economic Research, 5(1), 56-64.

Fraser, P. & MacDonald, R. (1993). "The efficiency of CAC stock price forecasts: A survey-based perspective." Revue Économique, 44, 991–1000.

Fried, D. & Givoly, D. (1982). "Financial Analysts' Forecasts of Earnings: A Better Surrogate for Market Expectations." Journal of Accounting & Economics, 4, 85-107.

Friesen, G. & Weller, P. A. (2006). "Quantifying cognitive biases in analyst earnings forecasts." Journal of Financial Markets, 9(4), 333-365.

Fujiwara, I., Ichiue, H., Nakazono, Y. & Shigemi, Y. (2013). "Financial markets forecasts revisited: Are they rational, stubborn, or jumpy?" Economics Letters, 118, 526–30.

Garrido-Miralles, P. & Sanabria-García, S. (2014). "The impact of mandatory IFRS adoption on financial analysts' earnings forecasts in Spain." Spanish Journal of Finance and Accounting/Revista Espanola de Financiacion y Contabilidad, 43(2), 111-131.

Glaum, M., Baetge, J., Grothe, A. & Oberdörster, T. (2011). "Introduction of International Accounting Standards, Disclosure Quality and Accuracy of Analysts' Earnings Forecasts." European Accounting Review, 22(1), 79–116.

Givoly, D. (1985). "The Formation of Earnings Expectations." The Accounting Review, 60, 372-386.

Givoly, D. & Lakonishok, J. (1980). "Financial analysts' forecasts of earnings: Their value to investors." Journal of Banking & Finance, 4(3), 221-233.

Groysberg, B., Healy, P. & Chapman, C. (2008). "Buy-Side vs. Sell-Side Analysts' Earnings Forecasts." Financial Analysts Journal, 64(4), 25-39.

Gu, F. & Wang, W. (2005). "Intangible assets, information complexity, and analysts' earnings forecasts." Journal of Business Finance & Accounting, 32(9-10), 1673-1702.

Gul, F. A., Hutchinson, M. & Lai, K. M. Y. (2013). "Gender-Diverse Boards and Properties of Analyst Earnings Forecasts." Accounting Horizons, 27(3), 511–538.

Guttman, I. (2010). "The Timing of Analysts' Earnings Forecasts." The Accounting Review, 85(2), 513-545.

Hall, J. L. & Tacon, P. B. (2010). "Forecast accuracy and stock recommendations." Journal of Contemporary Accounting & Economics, 6(1), 18-33.

Han, B. H. & Manry, D. (2000). "The implications of dispersion in analysts' earnings forecasts for future ROE and future returns." Journal of Business Finance & Accounting, 27(1-2), 99-125.

Harris, R. D. (1999). "The Accuracy, Bias and Efficiency of Analysts' Long Run Earnings Growth Forecast." Journal of Business Finance & Accounting, 26, 725-755.

Harris, R. D. & Wang, P. (2019). "Model-based earnings forecasts vs. financial analysts' earnings forecasts." The British Accounting Review, 51(4), 424-437.

Hassel, J. M. & Jennings, R. H. (1986). "Relative Forecast Accuracy and the Timing of Earnings Forecast Announcement." Accounting Review, 61, 58-75.

Helbok, G. & Walker, M. (2004). "On the nature and rationality of analysts' forecasts under earnings conservatism." The British Accounting Review, 36(1), 45-77.

Hodgdon, C., Tondkar, R. H., Harless, D. W. & Adhikari, A. (2008). "Compliance with IFRS disclosure requirements and individual analysts' forecast errors." Journal of international accounting, auditing and taxation, 17(1), 1-13.

Hong, H. & Kubik, J. D. (2003). "Analyzing the Analysts: Career Concerns and Biased Earnings Forecasts." The Journal of Finance, 58(1), 313-351.

Hong, H., Kubik, J. D. & Solomon, A. (2000). "Security analysts' career concerns and herding of earnings forecasts." The RAND Journal of Economics, 31(1), 121-144.

Hope, O. K. (2003). "Disclosure practices, enforcement of accounting standards, and analysts' forecast accuracy: An international study." Journal of accounting research, 41(2), 235-272.

Hope, O. K. & Kang, T. (2005). "The association between macroeconomic uncertainty and analysts' forecast accuracy." Journal of International Accounting Research, 4(1), 23-38.

Horton, J., Serafeim, G. & Serafeim, I. (2013). "Does mandatory IFRS adoption improve the information environment?" Contemporary accounting research, 30(1), 388-423.

Hou, J., Zhao, S. & Yang, H. (2018). "Security analysts' earnings forecasting performance based on information transmission network." Physica A: Statistical Mechanics and Its Applications, 509, 611-619.

Hou, T. C. T. & Gao, S. (2021). "The impact of economic freedom on financial analysts' earnings forecast: Evidence from the Asia-Pacific region." Finance Research Letters, 43, 102009.

Hribar, P. & McInnis, J. (2011). "Investor Sentiment and Analysts' Earnings Forecast Errors." Management Science, 58(2), 293-307.

Hsu, D. & Chiao, C. (2011). "Relative accuracy of analysts' earnings forecasts over time: a Markov chain analysis." Review of Quantitative Finance and Accounting, 37(4), 477-507.

Hu, J., Long, W., Luo, L. & Peng, Y. (2021). "Share pledging and optimism in analyst earnings forecasts: Evidence from China." Journal of Banking & Finance, 132, 106245.

Huang, S. X., Pereira, R. & Wang, C. (2017). "Analyst Coverage and the Likelihood of Meeting or Beating Analyst Earnings Forecasts." Contemporary Accounting Research, 34(2), 871-899.

Huang, W. & Wright, B. (2015). "Analyst earnings forecast under complex corporate ownership in China." Journal of International Financial Markets, Institutions and Money, 35, 69-84.

Huberts, L. C. & Fuller, R. J. (1995). "Predictability Bias in the U.S. Equity Market." Financial Analysts Journal, 51, 12-28.

Hunton, J. E. & McEwen, R. A. (1997). "An Assessment of the Relation between Analysts' Earnings Forecast Accuracy, Motivational Incentives and Cognitive Information Search Strategy." The Accounting Review, 72(4), 497-515.

Hussain, S. (1997). "The impact of segment definition on the accuracy of analysts' earnings forecasts." Accounting and Business Research, 27(2), 145-156.

Hutton, A. P. (2005). "Determinants of Managerial Earnings Guidance Prior to Regulation Fair Disclosure and Bias in Analysts' Earnings Forecasts." Contemporary Accounting Research, 22(4), 867-914.

Hutton, A. P., Lee, L. F. & Shu, S. Z. (2012). "Do Managers Always Know Better? The Relative Accuracy of Management and Analyst Forecasts." Journal of Accounting Research, 50(5), 1217-1244.

Hwang, L.-S., Jan, C.-L. & Basu, S. (1996). "Loss Firms and Analysts' Earnings Forecast Errors." The Journal of Financial Statement Analysis, 1(2), SSRN: https://ssrn.com/abstract=2428819.

Ibbotson, R. G. & Kaplan, P. D. (2000). Does Asset Allocation Policy Explain 40, 90, or 100 Percent of Performance? Financial Analysts Journal, 56(1), 26-33.

Imhoff, E. A. (1978). "Representativeness of Management Earnings Forecasts." The Accounting Review, 53, 836-850.

Imhoff, E. A. & Paré, P. V. (1982). "Analysis of Earnings Forecast Agents." Journal of Accounting Research, 20, 429-439.

Jacob, J., Lys, T. Z. & Neale, M. A. (1999). "Expertise in forecasting performance of security analysts." Journal of Accounting and Economics, 28(1), 51-82.

Jaggi, B. & Jain, R. (1998). "An evaluation of financial analysts' earnings forecasts for Hong Kong firms." Journal of International Financial Management & Accounting, 9(3), 177-200.

Jennings, R. (1987). "Unsystematic Security Price Movements, Management Earnings Forecasts, and Revisions in Consensus Analyst Earnings Forecasts." Journal of Accounting Research, 25(1), 90-110.

Jiao, Y. (2024). "Managing decision fatigue: Evidence from analysts' earnings forecasts." Journal of Accounting and Economics, 77(1), 101615.

Jung, D. J. (2005). "A critical review on analyst's earnings forecasts." Academy of Banking Studies Journal, 4(1/2), 47.

Kendall, M. G. (1962). "Rank correlation methods." 3rd edition, New York: Hafner.

Kendall, M. G. (1949). "Rank and product-moment correlation." Biometrika, 36, 177-193.

Kendall, M. G. & Gibbons, J. D. (1990). "Rank correlation methods." (5th ed.). New York: Oxford University Press.

Kang, S.-H., O'Brien, J. & Sivaramakrishnan, K. (1994). "Analysts' Interim Earnings Forecasts: Evidence on the Forecasting Process." Journal of Accounting Research, 32, 103-112.

Keane, M. P. & Runkle, D. E. (1998). "Are Financial Analysts' Forecasts of Corporate Profits Rational?" Journal of Political Economy, 106, 768-805.

Keskek, S., Tse, S. & Tucker, J. W. (2014). "Analyst information production and the timing of annual earnings forecasts." Review of Accounting Studies, 19, 1504-1531.

Keung, E. C. (2010). "Do Supplementary Sales Forecasts Increase the Credibility of Financial Analysts' Earnings Forecasts?" The Accounting Review, 85(6), 2047–2074.

Kim, M. & Prather-Kinsey, J. (2010). "An additional source of financial analysts' earnings forecast errors: Imperfect adjustments for cost behavior." Journal of Accounting, Auditing & Finance, 25(1), 27-51.

Kim, Y. & Song, M. (2015). "Management Earnings Forecasts and Value of Analyst Forecast Revisions." Management Science, 61(7), 1663-1683.

Klein, A. (1990). "A Direct Test of the Cognitive Bias Theory of Share Price Reversals." Accounting and Economics, 13, 155-166.

Kodde, D. A. & Schreuder, H. (1984). "Forecasting Corporate Revenue and Profit: Time-Series Models versus Management and Analysts." Journal of Business Finance & Accounting, 11, 381-395.

Kothari, S. P., So, E. & Verdi, R. (2016). "Analysts' forecasts and asset pricing: A survey. Annual Review of Financial Economics." 8(1), 197-219.

Kross, W., Ro, B. & Schroeder, D. (1990). "Earnings Expectations: The Analysts' Information Advantage." The Accounting Review, 65(2), 461-476.

Kubota, K., Suda, K. & Takehara, H. (2010). "Dissemination of Accruals Information, Role of Semi-Annual Reporting, and Analysts' Earnings Forecasts: Evidence from Japan." Journal of International Financial Management & Accounting, 21(2), 120-160.

Kwag, S. W. A. & Small, K. (2007). "The impact of regulation fair disclosure on earnings management and analyst forecast bias." Journal of Economics and Finance, 31(1), 87-98.

Lacina, M., Lee, B. B. & Xu, R. Z. (2011). "An evaluation of financial analysts and naïve methods in forecasting long-term earnings." In Advances in business and management forecasting, 8, 77-101.

Lakonishok, J. (1980). "Stock market return expectations: Some general properties." The Journal of Finance, 35, 921–931.

Lambert, D., Matolcsy, Z. & Wyatt, A. (2015). "Analysts' earnings forecasts and technological conditions in the firm's investment environment." Journal of Contemporary Accounting & Economics, 11(2), 104-120.

Lang, M. H. & Lundholm, R. J. (1996). "Corporate disclosure policy and analyst behavior." Accounting review, 467-492.

Larocque, S. (2013). "Analysts' earnings forecast errors and cost of equity capital estimates." Review of Accounting Studies, 18, 135–166.

Le, C. H. A., Shan, Y. & Taylor, S. (2024). "International economic policy uncertainty and analysts' earnings forecasts." Pacific-Basin Finance Journal, 85, 102403.

Lee, S., Pandit, S. & Willis, R. H. (2013). "Equity method investments and sell-side analysts' information environment." The Accounting Review, 88(6), 2089-2115.

Lehavy, R., Li, F. & Merkley, K. (2011). "The effect of annual report readability on analyst following and the properties of their earnings forecasts." The Accounting Review, 86(3), 1087-1115.

Lehmer, T., Lourie, B. & Shanthikumar, D. (2022). "Brokerage trading volume and analysts' earnings forecasts: a conflict of interest?" Review of Accounting Studies, 27, 441-476.

Lim, C. Y., Lim, C. Y. & Lobo, G. J. (2013). "IAS 39 reclassification choice and analyst earnings forecast properties." Journal of accounting and public policy, 32(5), 342-356.

Lim, E. (2025). "Balancing Multiple Goals: The Effects of Performance Shortfalls Relative to Aspirations vs. Analysts' Earnings Forecasts." Journal of Management Studies, 62(4), 1491-1523.

Lim, T. (2001). "Rationality and Analysts' Forecast Bias." The Journal of Finance, 56(1), 369-385.

Liu, S. (2017). "The impact of equity incentive plans on analysts' earnings forecasts and stock recommendations for Chinese listed firms: An empirical study." Journal of International Accounting, Auditing and Taxation, 29, 1-13.

Liu, Y., Yang, L. & Xiong, L. (2023). "Performance commitments and the properties of analyst earnings forecasts: Evidence from Chinese reverse merger firms." International Review of Financial Analysis, 89, 102775.

Loh, R. K. & Mian, M. (2003). "The quality of analysts' earnings forecasts during the Asian crisis: evidence from Singapore." Journal of Business Finance & Accounting, 30(5-6), 749-770.

Lui, Y. (1992). "An Evaluation of Security Analysts' Earnings Forecasts: Hong Kong Evidence." City Polytechnic of Hong Kong, Department of Economics and Finance, (No. 44).

Luo, K. & Wu, S. (2022). "Corporate sustainability and analysts' earnings forecast accuracy: Evidence from environmental, social and governance ratings. Corporate Social Responsibility and Environmental Management." 29(5), 1465-1481.

Lys, T. & Sohn, S. (1990). "The Association between Revisions of Financial Analysts' Earnings Forecasts and Security Price Changes." Journal of Accounting & Economics, 13, 341-364.

Lys, T. & Soo, L. G. (1995). Analysts' forecast precision as a response to competition. Journal of Accounting, Auditing & Finance, 10(4), 751-765.

Machuga, S. M., Pfeiffer, R. J. & Verma, K. (2002). "Economic value added, future accounting earnings, and financial analysts' earnings per share forecasts." Review of Quantitative Finance and Accounting, 18, 59-73.

Maines, L. A., McDaniel, L. S. & Harris, M. S. (1997). "Implications of proposed segment reporting standards for financial analysts' investment judgments." Journal of Accounting Research, 35, 1-24.

Mamatzakis, E. & Bagntasarian, A. (2020). "The nexus between CEO incentives and analysts' earnings forecasts." International Journal of Finance & Economics, 26(4), 6205-6248.

Mande, V. & Son, M. (2012). "CEO Centrality and Meeting or Beating Analysts' Earnings Forecasts." Journal of Business Finance & Accounting, 39(1-2), 82-112.

Mendenhall, R. R. (1991). "Evidence on the Possible Underweighting Earnings-Related Information." Journal of Accounting Research, 29, 170-179.

Mensah, Y. M., Song, X. & Ho, S. S. M. (2004). "The Effect of Conservatism on Analysts' Annual Earnings Forecast Accuracy and Dispersion." Journal of Accounting, Auditing & Finance, 19(2), 159-183.

Mikhail, M. B., Walther, B. R. & Willis, R. H. (1997). "Do security analysts improve their performance with experience?" Journal of Accounting Research, 35, 131-157.

Mikhail, M. B., Walther, B. R. & Willis, R. H. (2003). "The Effect of Experience on Security Analyst Underreaction." Journal of Accounting & Economics, 35, 101-116.

Miller, J. S. & Sedor, L. M. (2014). "Do stock prices influence analysts' earnings forecasts?" Behavioral Research in Accounting, 26(1), 85-108.

Myring, M. & Wrege, W. (2009). "Analysts' earnings forecast accuracy and activity: A time-series analysis." Journal of Business & Economics Research, 7(5), 87-96.

Noh, M., Park, H. & Cho, M. (2017). "The effect of the dependence on the work of other auditors on error in analysts' earnings forecasts." International Journal of Accounting & Information Management, 25(1), 110-136.

O'Brien, P. C. (1988). "Analysts' Forecasts as Earnings Expectations." Journal of Accounting & Economics, 10, 53-83.

O'Brien, P. C. (1990). "Forecast Accuracy of Individual Analysts in Nine Industries". Journal of Accounting Research, 28(2), 286-304.

Ogburn, W. F. (1934). "Studies in Prediction and the Distortion of Reality." Social Forces, 13(2), 224–229.

O'Hanlon, J. & Whiddett, R. (1991). "Do UK Security Analysts Overreact?" Accounting and Business Research, 22, 63-74.

Orens, R. & Lybaert, N. (2007). "Does the financial analysts' usage of non-financial information influence the analysts' forecast accuracy? Some evidence from the Belgian sell-side financial analyst." The International Journal of Accounting, 42(3), 237-271.

Patz, D. H. (1989). "UK Analysts' Earnings Forecasts." Accounting and Business Research, 19(75), 267–275.

Peek, E. (2001). "Discretion in Financial Reporting and Properties of Analysts' Earnings Forecasts." Tinbergen Institute Research Series No. 252.

Rahman, J., Zhang, J. & Dong, S. (2019). "Factors Affecting the Accuracy of Analysts' Forecasts: A Review of the Literature." Academy of Accounting and Financial Studies Journal, 23(3), 1-18.

Ramnath, S., Rock, S. & Shane, P. (2008). "The financial analyst forecasting literature: A taxonomy with suggestions for further research." International Journal of Forecasting, 24(1), 34-75.

Ramnath, S., Rock, S. & Shane, P. (2005). "Value line and I/B/E/S earnings forecasts." International Journal of Forecasting, 21(1), 185-198.

Richards, R. M. (1976). "Analysts' performance and the accuracy of corporate earnings forecasts." The Journal of Business, 49(3), 350-357.

Rothovius, T. (2003). "Empirical Evidence on Earnings and Analysts' Earnings Forecasts." University of Vaasa, Acta Wasaensia, 110.

Rouhou, N. C., Douagi, W. B. M. & Hussainey, K. (2015). "The effect of IFRS enforcement factors on analysts' earnings forecasts accuracy." Corporate Ownership and Control, 13(1) (continued 2), 266-282.

Ruland, W. (1978). "The Accuracy of Forecasts by Management and by Financial Analysts." The Accounting Review, 53, 439-447.

Schipper, K. (1991). "Analysts' forecasts." Accounting Horizons, 5(4), 105-121.

Schreuder, H. & Klaassen, J. (1984). "Confidential Revenue and Profit Forecasts by Management and Financial Analysts: Evidence from the Netherlands." The Accounting Review, 59, 64-77.

Sharpe, S. A. & Gil de Rubio Cruz, A. (2024). "Predicting Analysts' S&P 500 Earnings Forecast Errors and Stock Market Returns using Macroeconomic Data and Nowcasts." Finance and Economics Discussion Series, FEDS, 49.

Sinha, P., Brown, L. D. & Das, S. (1997). "A Re-Examination of Financial Analysts' Differential Earnings Forecast Accuracy." Contemporary Accounting Research, 14(1), 1-42.

Smith Raedy, J., Shane, P. & Yang, Y. (2006). "Horizon-Dependent Underreaction in Financial Analysts' Earnings Forecasts." Contemporary Accounting Research, 23(1), 291-322.

Sougiannis, T. & Yaekura, T. (2001). "The Accuracy and Bias of Equity Values Inferred from Analysts' Earnings Forecasts." Journal of Accounting, Auditing & Finance, 16(4), 331-362.

Spiwoks, M. (2009). "Deceptive Unity: Surprising Characteristics of Pre-Tax Corporate Profit Forecasts." International Research Journal of Finance and Economics, 26, 170-177.

Spiwoks, M. (2004). "The Usefulness of ZEW Stock Market Forecasts for Active Portfolio Management Strategies." Journal of Economics and Statistics, 224, 557–78.

Spiwoks, M. & Hein, O. (2007). "The currency, bond, and stock market forecasts of the Center for European Economic Research." AStA Economic and Social Statistics Archive, 1, 43–52.

Stickel, S. E. (1993). "Accuracy improvements from a consensus of updated individual analyst earnings forecasts." International Journal of Forecasting, 9(3), 345-353.

Stickel, S. E. (1990). "Predicting Individual Analyst Earnings Forecasts." Journal of Accounting Research, 28(2), 409-417.

Stotz, A. (2016). "An Empirical Study of Financial Analysts Earnings Forecast Accuracy." School of Management, University of Science and Technology of China, SSRN 2943146.

Tang, S., Qin, C. & Qi, F. (2025). "Circuit courts and capital market transparency: Evidence from analysts' earnings forecasts." Finance Research Letters, 77, 107150.

Theil, H. (1958). "Economic Forecasts and Policy." Amsterdam: North Holland Publishing Company.

Trueman, B. (1990). "On the incentives for security analysts to revise their earnings forecasts." Contemporary Accounting Research, 7(1), 203-222.

Veenman, D. & Verwijmeren, P. (2018). "Do investors fully unravel persistent pessimism in analysts' earnings forecasts?" The Accounting Review, 93(3), 349-377.

Wallmeier, M. (2005). "Analysts' earnings forecasts for DAX100 firms during the stock market boom of the 1990s." Financial Markets and Portfolio Management, 19(2), 131-151.

Walther, B. R. & Willis, R. H. (2013). "Do investor expectations affect sell-side analysts' forecast bias and forecast accuracy?" Review of Accounting Studies, 18(1), 207-227.

Wang, L. & Alam, P. (2007). "Information technology capability: firm valuation, earnings uncertainty, and forecast accuracy." Journal of Information Systems, 21(2), 27-48.

Wang, Y., Chen, Y. & Wang, J. (2015). "Management earnings forecasts and analyst forecasts: Evidence from mandatory disclosure system." China Journal of Accounting Research, 8(2), 133-146.

Wang, J., Gan, J. & Li, Z. (2021). "Industrial policy, uncertainty, and analysts' earnings forecast: Evidence from China." Economic Analysis and Policy, 70, 249-258.

Wang, Y., Liu, Z. & Wang, X. (2022). "The supply of analysts and earnings forecasts." International Review of Financial Analysis, 84.

Wang, J., Tian, X. & Ma, X. (2024). "Common institutional ownership and analyst earnings forecasts." International Review of Economics & Finance, 96, 103522.

Waymire, G. (1986). "Additional Evidence on the Accuracy of Analyst Forecasts before and after Voluntary Management Earnings Forecasts." The Accounting Review, 61, 129-142.

Weiss, D. (2010). "Cost Behavior and Analysts' Earnings Forecasts." The Accounting Review, 85(4), 1441–1471.

Wieland, M. M. (2011). "Identifying Consensus Analysts' Earnings Forecasts that Correctly and Incorrectly Predict an Earnings Increase." Journal of Business Finance & Accounting, 38(5-6), 574-600.

Wild, J. J. & Kwon, S. S. (1994). "Earnings Expectations, Firm Size, and the Informativeness of Stock Prices." Journal of Business Finance & Accounting, 21, 975-996.

Wilson, M. & Wu, Y. (2011). "Do Publicly Signaled Earnings Management Incentives Affect Analyst Forecast Accuracy?" Abacus, 47(3), 315-342.

Wu, Y., Liu, T., Han, L. & Yin, L. (2018). "Optimistic bias of analysts' earnings forecasts: Does investor sentiment matter in China?" Pacific-Basin Finance Journal, 49, 147-163.

Xie, Y., Zhang, Y. & Zhou, J. (2012). "National Level, City Level Auditor Industry Specialization and Analyst Forecast Properties." International Journal of Auditing, 16(3), 248-267.

Yu, M. (2010). "Analyst forecast properties, analyst following and governance disclosures: A global perspective." Journal of International Accounting, Auditing and Taxation, 19(1), 1-15.

Yu, M. & Wang, Y. (2018). "Firm-specific corporate governance and analysts' earnings forecast characteristics: Evidence from Asian stock markets." International Journal of Accounting & Information Management, 26(3), 335-361.

Zhang, Z. & Luo, Q. (2024). "Retail investor attention and analyst earnings forecasts: Evidence from China." Pacific-Basin Finance Journal, 83, 102238.

Zhao, Y. & Li, L. (2024). "Confucian culture and analysts' earnings forecast accuracy." Finance Research Letters, 65, 105589.