

Alexander Ahammer, Valida
Alexey Botvinnik, Conning

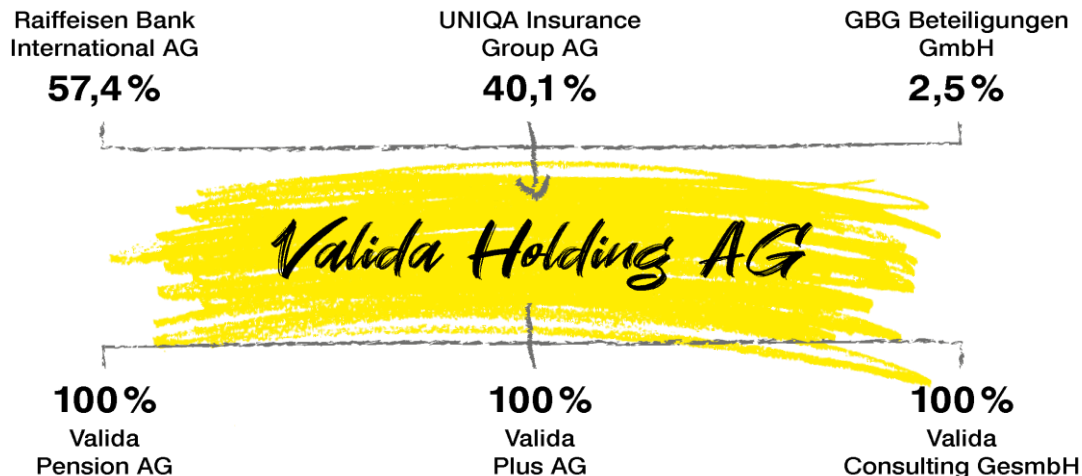
KI in der Portfoliooptimierung

DAV/DGVFM Herbsttagung, 17./18.11.2025

Vorstellung Valida

Valida Vorsorge Management

Valida Vorsorge Management ist das Kompetenzzentrum für betriebliche Vorsorge der Raiffeisen Bankengruppe und der UNIQA



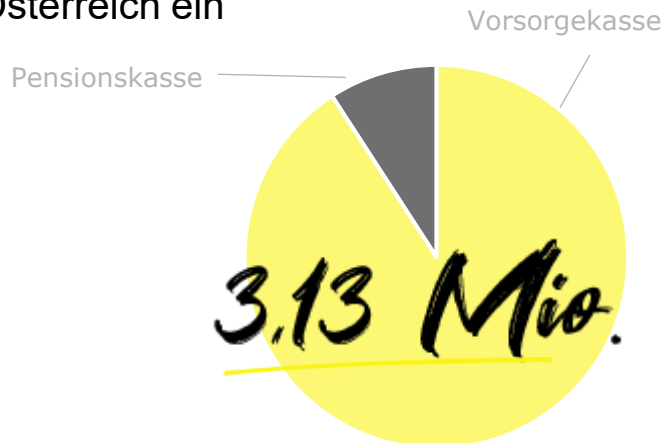
Zahlen und Fakten

Mit mehr als 240.000 Firmenkunden und 3,0 Millionen Begünstigten nimmt die Valida Gruppe eine führende Marktposition in Österreich ein



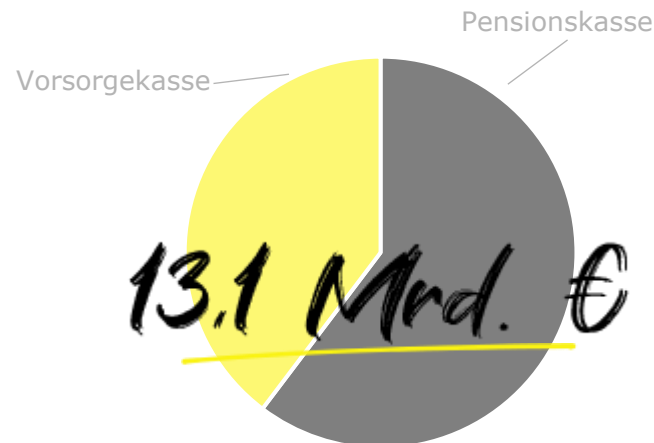
FIRMENKUND:INNEN

- Pensionskasse: 5.430
- Vorsorgekasse: 236.613¹
- Consulting: 750



BEGÜNSTIGTE

- Vorsorgekasse: 2.840.000
- Pensionskasse: 286.349



VERWALTETES VERMÖGEN

- Pensionskasse: € 7,9 Mrd.
- Vorsorgekasse: € 5,2 Mrd.

¹ ohne Selbständigenvorsorge

VALIDA VORSORGE MANAGEMENT - GESCHÄFTSMODELL IM ÜBERBLICK

Valida Pension

- gesetzliche Grundlage: PKG
 - keine explizite Limite vorgegeben (Ausnahme 5% Rückveranlagung bei Arbeitgebern)
 - „Prudent Person Grundsatz“
 - Veranlagungsgrundsätze durch Valida LiDAM und RM
- Keine Kapitalgarantie (Ausnahme: Sicherheits-VRG)
- Risiken VRG/VG:
 - Veranlagungsrisiko trägt AWB/LB bei Beitragsorientierten Verträgen, Unternehmen bei Leistungsorientierten Verträgen
- Risiken AG:
 - Vorschussrisiko aus der MERL*

Valida Plus

- gesetzliche Grundlage: BMSVG
 - enthält explizite Limite
- Kapitalgarantie auf Bruttobeiträge
- Risiken VG:
 - Veranlagungsrisiko der AWBs durch Kapitalgarantie auf Bruttobeiträge begrenzt
- Risiken AG:
 - Liquiditätsrisiko bei negativem Veranlagungsergebnis (keine Verwaltungsgebühren erhebbar)
 - Risiko aus der Kapitalgarantie

Veranlagung unter Berücksichtigung von Unsicherheiten und Passivseite



Unsicherheit



Zukunft



Passivseite



**lebenslange
Pension**



Exkurs:



*Spannungsfeld -
möglichst langfristige
Veranlagung vs. jährliche
Bilanzierung*

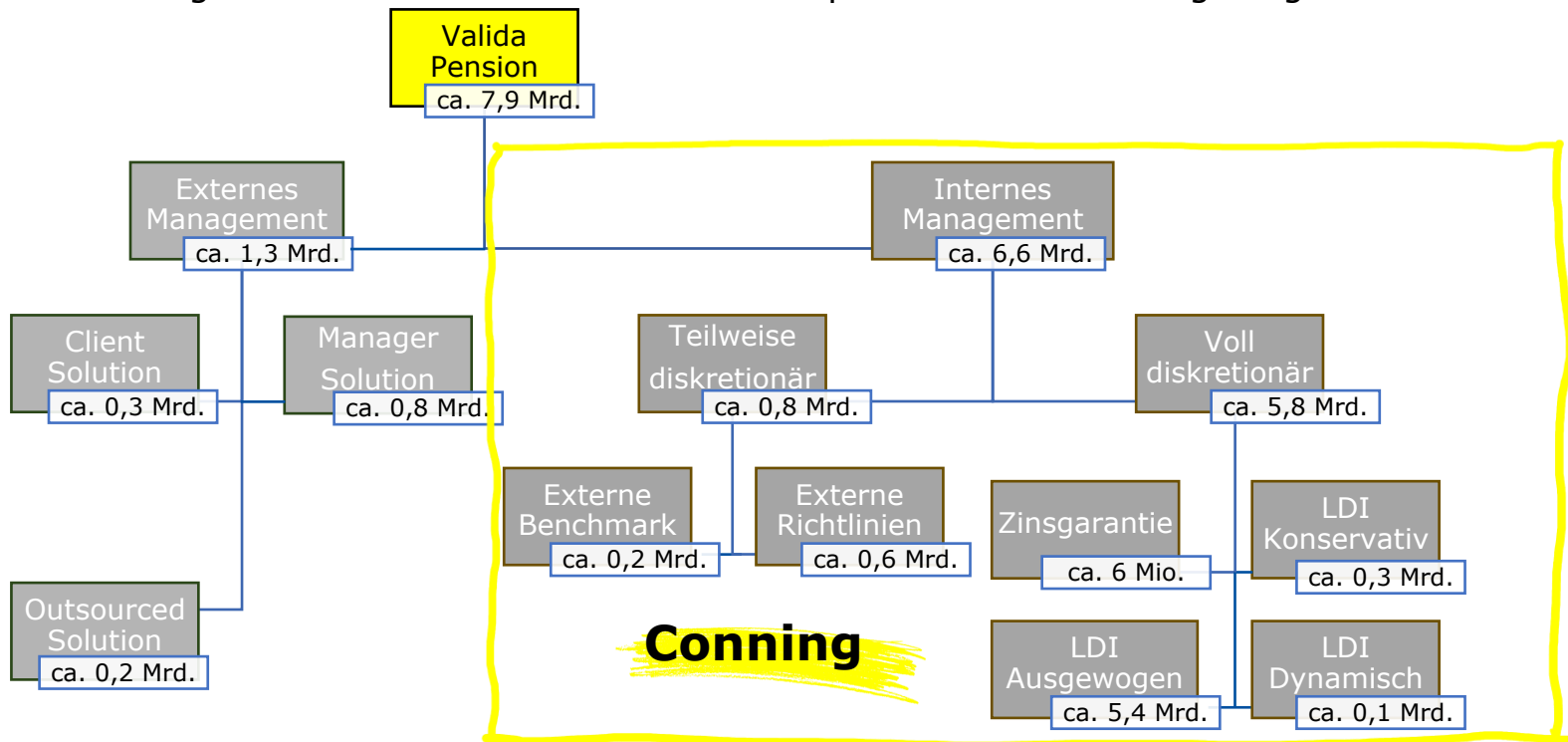
Unsicherheitsreduktion

Wahrscheinlichkeit
(Valida)



Valida Pension - Management Strategien Überblick

Valida verfügt über eine langjährige Expertise in der Verwaltung von intern und extern verwalteten VRGn und bietet eine große Vielfalt an verschiedenen Setups und Strukturierungsmöglichkeiten



Liability Driven Investing Philosophie

Liability Driven Investmentansatz

*Pension Plan Management mittels ALM-basierter
Portfoliosteuerung auf Basis vereinbarter
Zielsetzungen*



*Pension Management auf **Augenhöhe** mit
anderen europäischen Vorsorgegesellschaften -
Innovationsführerschaft im Vorsorge-
Assetmanagement in Österreich*

*Bereitstellung und Steuerung von Pension-
spezifisch erarbeiteten Veranlagungskonzepten*

Umsetzung eines **ganzheitlichen ökonomischen Steuerungskonzepts** für die Valida-Gruppe unter Ausgleich der Aktionärs- und Kundeninteressen

Stochastische Modellierung der Aktiv- und Passiv-
seite sowie **nichtlineare Optimierung** des
Veranlagungsuniversums unter Berücksichtigung
der Passivseite

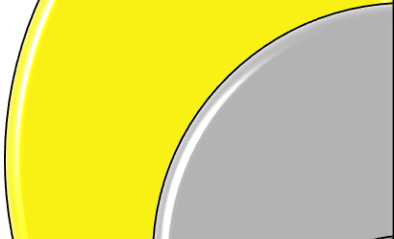
Implementierung von **Overlay Strategien**
(in den Bereichen Tail Risk und FX)

Berücksichtigung von Fat Tails in den Verteilungen
sowie Joint Movements von Risikofaktoren durch
Einsatz robuster, ökonomischer Modelle

Erhöhte **Transparenz** durch Analyse der
Portfoliorisiken mittels **Szenario Analysen**

Von der Risikotoleranz zum investierten Portfolio

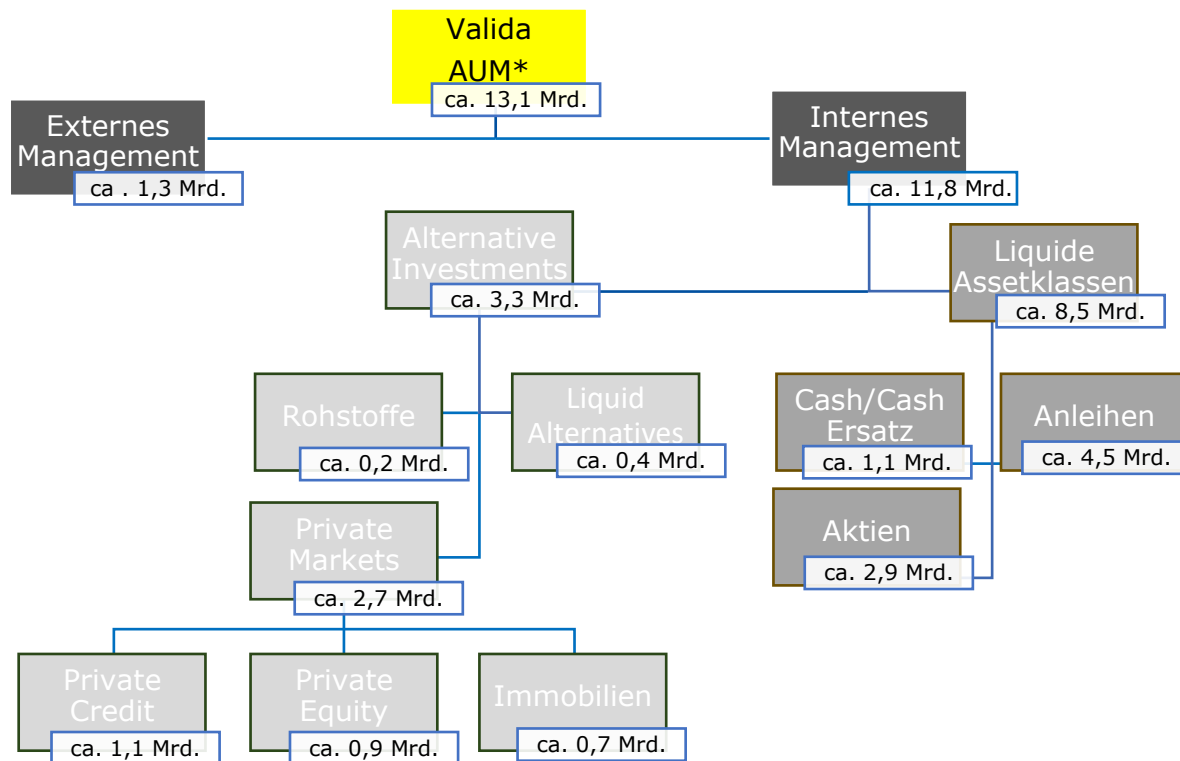
Ziel: langfristige Erwirtschaftung vom vorgegebenen Rechnungszins bzw. von individuell vereinbarten Ertragszielen anstatt kurzfristiger Generierung von Alpha durch Einzeltitelauswahl

	ALM und Strategische Asset Allokation (SAA)	• ALM-Studien und SAA-Optimierung • Liquiditätsplanung • Frequenz: ALM-Update alle 3 – 5 Jahren (inkl. jährlichem Review) • Entscheidungsebene: systematisch/analytisch getrieben
	Taktische Asset Allokation (TAA) und Produktauswahl	• Steuerung der liquiden Assetklassen • Innerhalb von TAA-Bandbreiten bzw. gemäß SAA-Vorgabe • Frequenz: monatlich bzw. unterjährig • Entscheidungsebene: diskretionär/analytisch getrieben
	Tail-Risk Overlay (TRO)	• Derivative Steuerung vom Risiko (insbesondere von Aktien-Beta, Zins- Duration und FX) • Auf Basis von jährlichen Risikobudgets • Frequenz: täglich • Entscheidungsebene: systematisch/analytisch getrieben

Valida Asset Management - Assetklassen Überblick

Schwerpunkt auf Kosteneffizienz, international renommierte Manager und State-of-the-Art Lösungen

- Ca. **85 Investment Vehikel**
 - Ca. 30 Publikumsfonds
 - Ca. 55 Spezialfonds
- Über **20 Assetklassen** (Umsetzung durch Fonds und Direktinvestments)
 - Aktien (4)
 - Anleihen (11)
 - Alternatives (8)
- Mehr als **30 Investment Manager**, mehrere Kapitalanlagegesellschaften und Depotbanken.
- Im liquiden Bereich Fokus auf **passive Strategien**
 - z.B. Aktien: 90% (Valida Pension) und 60% (Valida Plus)
- USP in **Alternative Investments** und **Private Markets**



Valida LDI Modell

- Stochastische Modellierung aller SAA Assetklassen

- Anleihen, Aktien, Cash und Alternatives
- Mehr als 20 Assetklassen

- Modellierung aller Cash-Flows

- Unter anderem Dividenden, Coupons
- Hierdurch erhöhte Möglichkeit der Liquiditätssteuerung

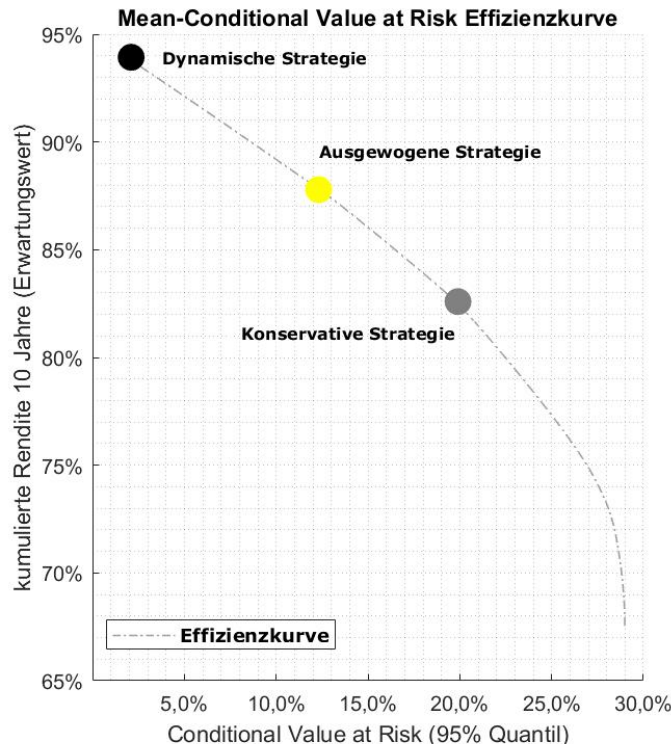
- Modellierung von FX Hedges

- Kalibrierung auf den Valida View

- Auf Basis der Konsensususerwartungen und in Abstimmung mit den eingesetzten Spezialmandaten

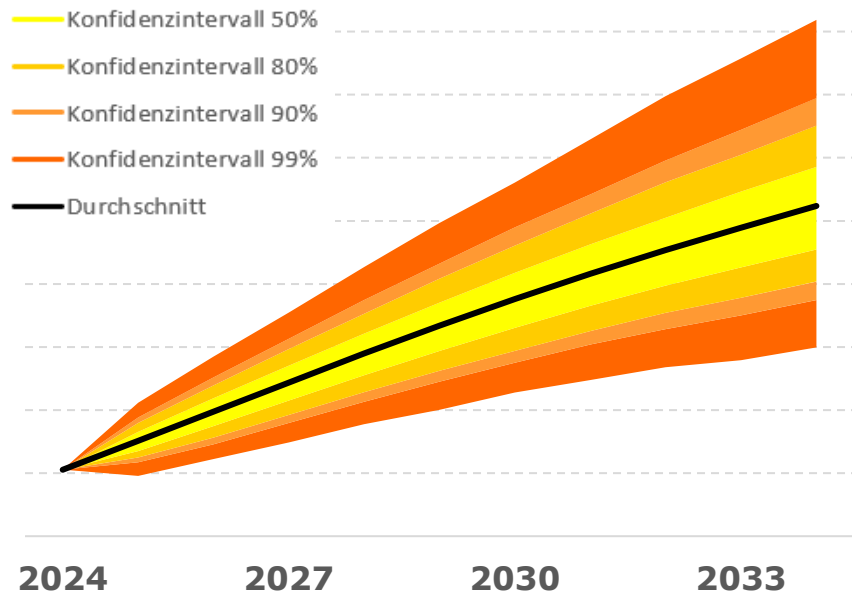
- Stochastische Optimierung

- 10.000 Pfade über 10 Jahre
- Risikomaß: 95% Conditional Value at Risk
- Renditemaß: Erwartungswert

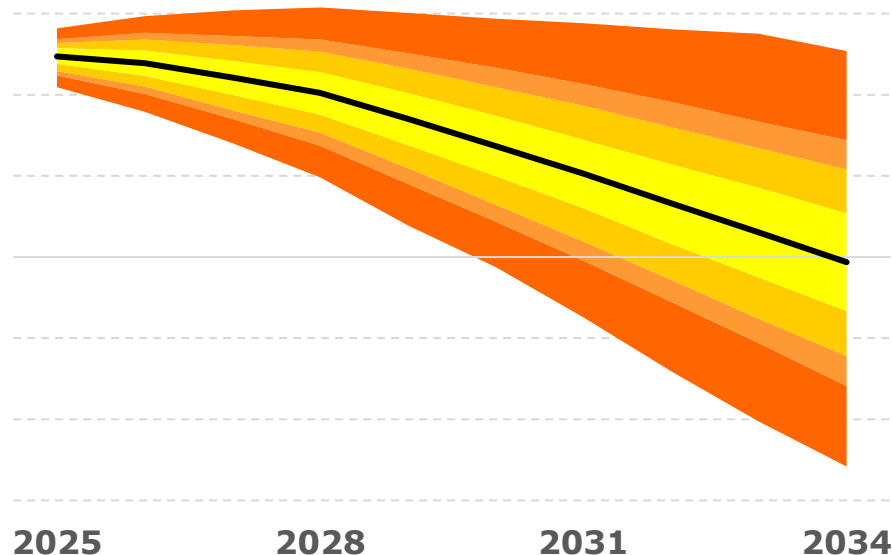


Beispiel: passivseitige Entwicklung Vermögen & CF's

Anwartschaftsvermögen Gesamt



Cashflow Gesamt



ALM/ SAA Prozess

- **Schritt 1:** Erstellung der Valida Kapitalmarkterwartungen
 - Inflation; Zins- und Spreadentwicklung; Renditen; etc.
- **Schritt 2:** Kalibrierung der Markterwartung im ESG*-Tool von Conning
- **Schritt 3:** Modellierung der Assetklassen auf Basis der hinterlegten Benchmarks und Simulation auf 10 Jahre/ 10.000 Pfade
 - Parametrisierung der Modelle (Durationen; Rating Zusammensetzung; etc.)
 - Erstellung von zusammenhängenden stochastischen Rendite-Verteilungen für die modellierten Assetklassen
- **Schritt 4:** Optimierung des Assetklassen-Universums
 - Langfristige und kurzfristige Optimierung für die unterschiedlichen Risikoprofile unter Berücksichtigung von Nebenbedingungen
- **Schritt 5:** Simulation der Portfolios und ALM-Betrachtung

Eine Einführung in die Portfoliooptimierung (vereinfacht)

Portfoliooptimierung (I)

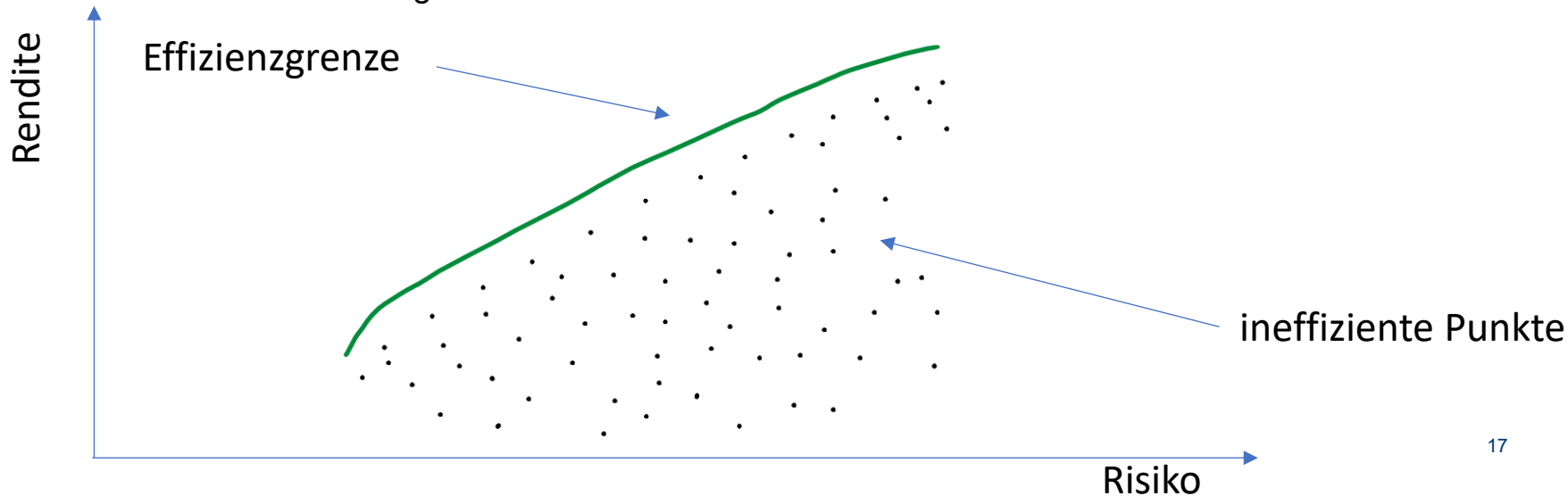
- Die Portfoliooptimierung bedeutet, die optimale Vermögensaufteilung (Gewichtung der Anlageklassen in einem Anlageportfolio) für eine bestimmte Reihe von Funktionen zu finden: eine Risikofunktion und eine Renditefunktion. Wir möchten die Rendite für jedes gegebene Risikoniveau maximieren. Die zu optimierende Variable kann von Fall zu Fall unterschiedlich sein.
- Diese Optimierung erfolgt in der Regel unter Verwendung stochastischer Szenarien für die KA-Renditen.
- Die zugrunde liegenden Renditedaten für die Renditen der Anlageklassen können sich über mehrere Zeiträume erstrecken.
- Dies wird auch als Strategische Asset Allocation (SAA) bezeichnet.

Portfoliooptimierung (II)

- Betrachten wir beispielsweise den Marktwert des Portfolios als unsere Optimierungsvariable. Die Renditefunktion könnte der durchschnittliche Marktwert am Ende der Simulation sein, und beliebte Optionen für die Risikofunktion sind Standardabweichung, Value at Risk (Quantil) bei einem bestimmten Wahrscheinlichkeitsniveau und Tail Value at Risk bei einem bestimmten Wahrscheinlichkeitsniveau.
- Für eine bestimmte Vermögensallokation kann man sowohl die Renditefunktion als auch die Risikofunktion berechnen.
- Natürlich spielen in der Realität auch andere Nebenbedingungen (z.B. die maximale/minimale Vermögensallokation für eine bestimmte Anlageklasse oder für eine Kombination von Anlageklassen) eine Rolle.

Portfoliooptimierung (III)

- Bei einem gegebenen Risikoniveau könnte man die Vermögensallokation finden, die die Renditefunktion maximiert.
- Eine Ansammlung solcher Punkte bildet die Effizienzgrenze.
- Die folgende Abbildung ist für das Renditemaß=Marktwert des Portfolios und das Risikomaß=Standardabweichung.



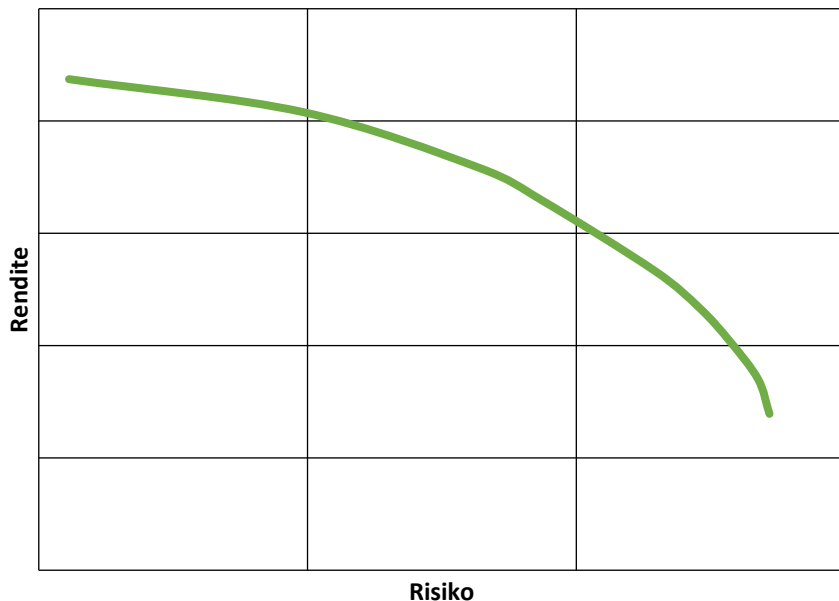
Portfoliooptimierung (IV)

- Der einfachste Weg der Portfoliooptimierung berücksichtigt nur die Aktivseite des Unternehmens ohne Cashflows aus der Passivseite (asset only SAA).
- Dieser Ansatz benötigt lediglich die Verteilungen der Renditen der involvierten Anlageklassen.
- Insbesondere für Versicherungsunternehmen, die im Lebens- und Rentenversicherungsgeschäft tätig sind, können die nicht KA Cashflows jedoch eine wichtige Rolle spielen, sowohl a) für die Marktwertentwicklung der Vermögenswerte im Zeitverlauf als auch b) für die optimale Vermögensallokation.
- Wir nehmen eine effiziente Grenze aus einer asset only SAA und analysieren ihre Performance in dem Fall, in dem die nicht KA Cashflows einbezogen werden.

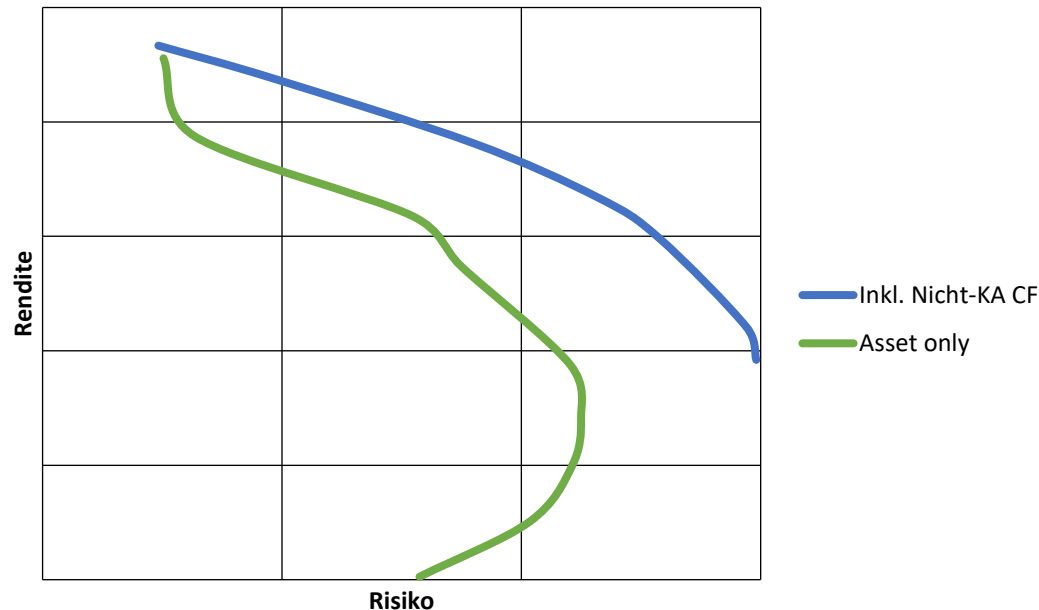
Portfoliooptimierung (V)

- Renditemaß=Portfoliomarktwert, Risikomaß=TailVaR

Effizienzgrenze für eine Asset Only SAA



EG inkl. Nicht-KA Cash Flows



Eine Einführung in neuronale Netze (vereinfacht)

Vom ChatGPT generierter Text

Neuronale Netze sind ein leistungsstarkes Werkzeug im Bereich des maschinellen Lernens und der künstlichen Intelligenz. Sie werden für eine Vielzahl von Aufgaben eingesetzt, darunter:

1. **Mustererkennung:** Neuronale Netze können darauf trainiert werden, Muster zu erkennen und auf der Grundlage dieser Muster Vorhersagen zu treffen. Dies ist nützlich bei der Bild- und Spracherkennung sowie in anderen Anwendungen, in denen die Mustererkennung eine wichtige Rolle spielt.
2. **Klassifizierung:** Neuronale Netze können verwendet werden, um Daten anhand von Eingabemerkmale in verschiedene Kategorien zu klassifizieren. Dies kann bei der Spam-Erkennung, der Sentimentanalyse und anderen Klassifizierungsaufgaben eingesetzt werden.
3. **Regression:** Neuronale Netze können auch für Regressionsaufgaben verwendet werden, bei denen das Ziel darin besteht, einen kontinuierlichen Wert auf der Grundlage von Eingabemerkmale vorherzusagen. Dies ist nützlich bei Prognosen, der Vorhersage von Verkaufstrends und anderen Regressionsproblemen.
4. **Steuerung:** Neuronale Netze können zur Steuerung von Systemen und zur Entscheidungsfindung auf der Grundlage von Eingabedaten verwendet werden. Dies ist nützlich in autonomen Fahrzeugen, in der Robotik und in anderen Anwendungen, bei denen Echtzeit-Entscheidungen wichtig sind.

Insgesamt sind neuronale Netze ein vielseitiges Werkzeug, das in einer Vielzahl von Anwendungen zur Vorhersage, Klassifizierung von Daten und Steuerung von Systemen eingesetzt werden kann.

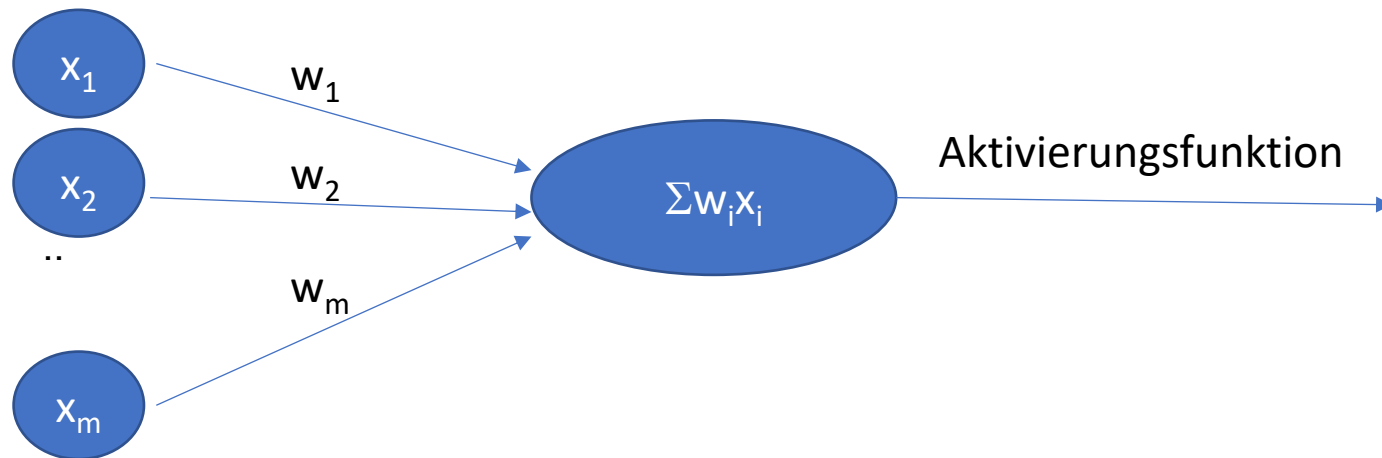
Der Schwerpunkt dieser Präsentation liegt auf Regression.

Neuronale Netze (I)

- In den letzten Jahren haben neuronale Netze, die eine Untergruppe des maschinellen Lernens sind, eine explosive Renaissance erlebt. Sie werden in immer mehr Bereichen eingesetzt.
- Dies ist auch auf eine Reihe von Paketen zurückzuführen, die für Nicht-Fachleute verfügbar sind und die Hürde für die Arbeit mit neuronalen Netzen gesenkt haben.
- Heutzutage muss man kein Programmierer sein, um ein neuronales Netzwerk aufzubauen und zu trainieren.
- Aber wie funktionieren neuronale Netze?

Neuronale Netze (II)

- Der grundlegendste Baustein eines neuronalen Netzes ist ein Knoten:

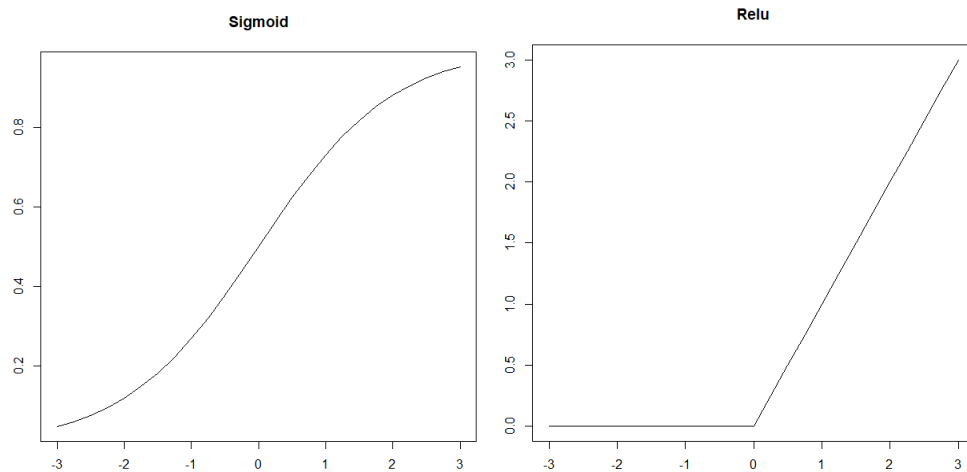


- Die Eingaben des Knotens werden mit ihren jeweiligen Gewichten zu einer gewichteten Summe kombiniert, woraufhin eine Aktivierungsfunktion angewendet wird, die zu einer Knotenausgabe führt.

Neuronale Netze (III)

- Es stehen mehrere Arten von Aktivierungsfunktionen zur Verfügung, darunter beispielsweise:

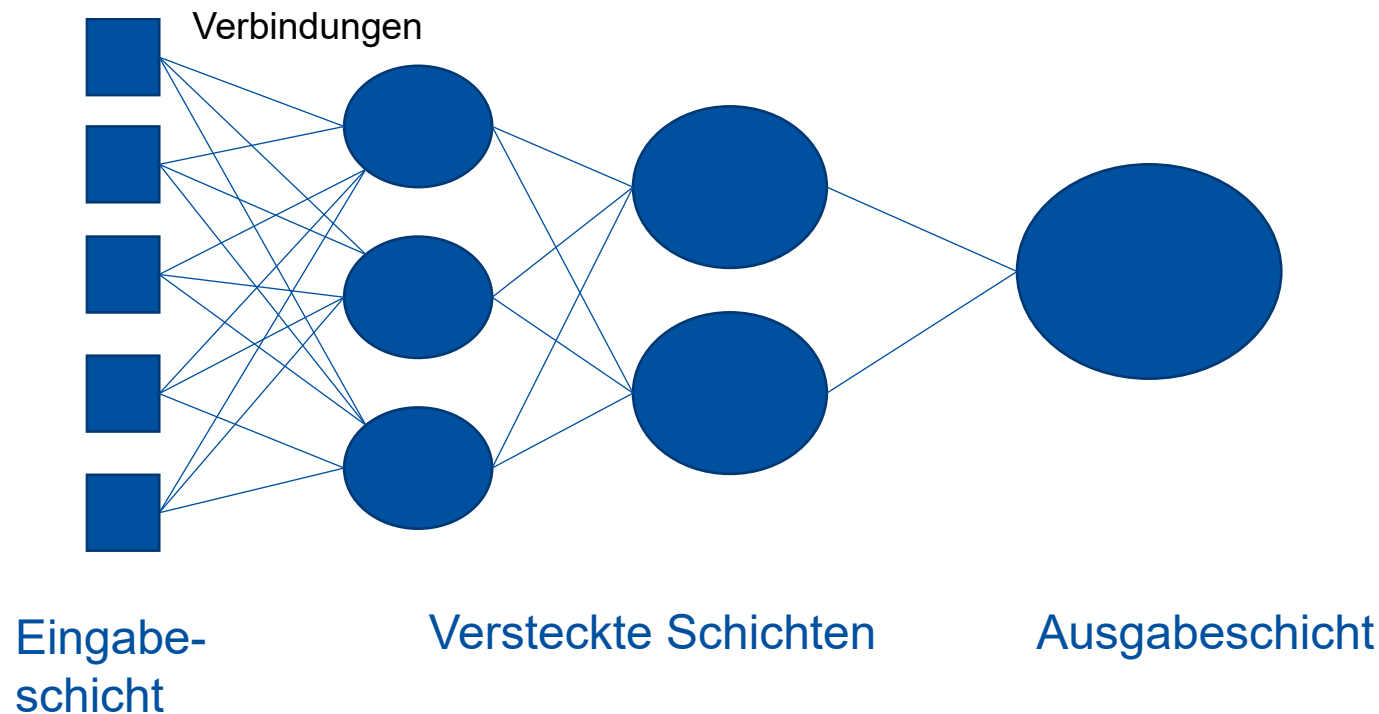
- sigmoid: $f(x) = 1 / (1 + \exp(-x))$
- identity: $f(x) = x$
- relu: $f(x) = \max(0, x)$
- leaky relu: $f(x) = \max(a \cdot x, x)$, e.g. $a=0.01$
- logsigmoid: $f(x) = \log(1 / (1 + \exp(-x)))$
- und viele andere



- Aktivierungsfunktionen können auch als Signalverarbeitungsverfahren beschrieben werden.

Neuronale Netze (IV)

- Ein Beispiel dafür, wie ein neuronales Netzwerk aussehen kann:



Neuronale Netze (V)

- Ein wichtiger Schritt bei der Arbeit mit neuronalen Netzen ist der Trainingsschritt, in dem die Gewichte im neuronalen Netz optimiert werden, damit die Ausgabe besser mit dem gewünschten Ergebnis übereinstimmt.
- In diesem Schritt „lernt“ das neuronale Netz und verbessert seine Genauigkeit.
- Je nach Struktur des Netzes kann dies sehr zeitaufwendig sein..
- In der Regel stehen für die Optimierer, die in diesem Schritt verwendet werden können, auch mehrere Optionen zur Auswahl.

Neuronale Netze (VI)

- Bei der Konstruktion eines neuronalen Netzes müssen die folgenden Herausforderungen bewältigt werden :
 - Welche Eingabevariablen sollten verwendet werden?
 - Wie viele versteckte Schichten sollen verwendet werden?
 - Wie groß sollten die versteckten Schichten sein?
 - Welche Aktivierungsfunktion(en) sollte(n) verwendet werden?
 - ..
- Wenn man versucht, ein neuronales Netz für einen neuen Anwendungsfall aufzubauen, gibt es in der Regel keine fertige Lösung, sodass viele Kombinationen ausprobiert werden müssen, bis man eine Vorstellung von einer geeigneten Netzkonfiguration hat.

Neuronale Netze und Portfoliooptimierung

Problem

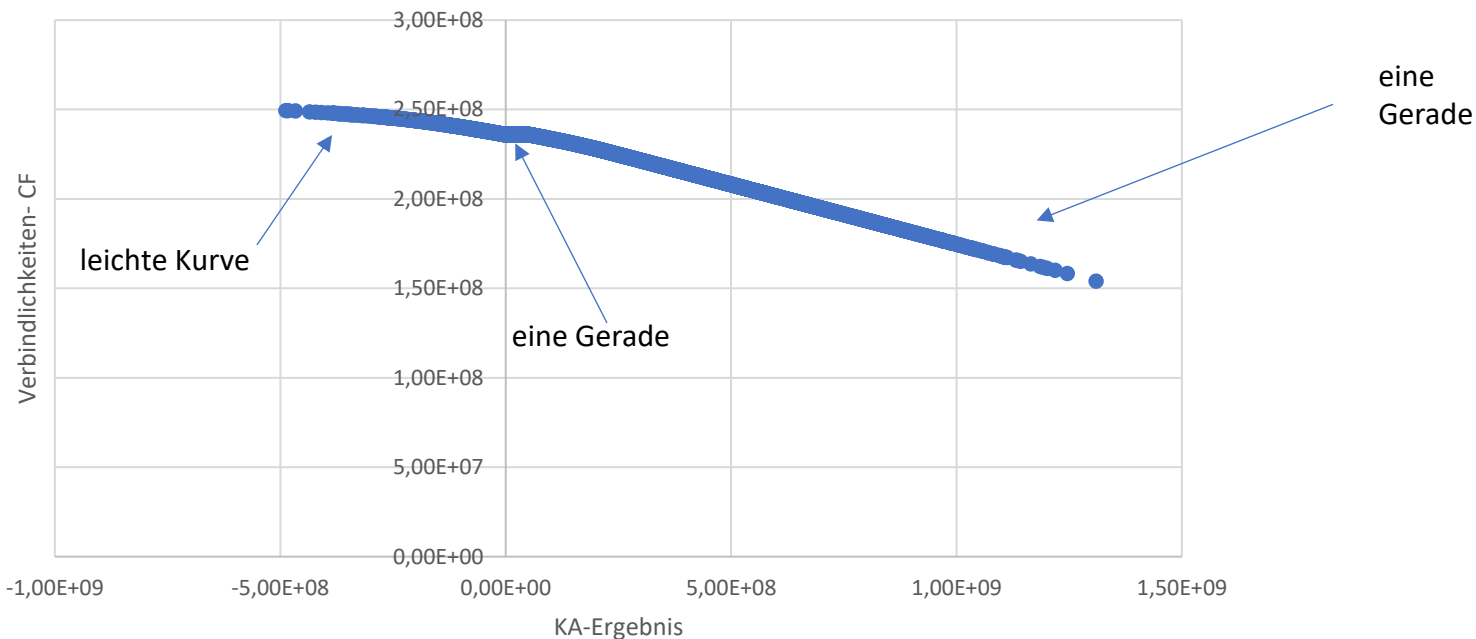
- Bei der Durchführung einer SAA ist es ratsam, die Auswirkungen der nicht KA Cashflows zu berücksichtigen, um ein besseres Bild zu erhalten. Diese Cashflows haben einen Einfluss auf die Entwicklung des Marktwerts des Portfolios im Laufe der Zeit.
- Die nicht investitionsbezogenen Cashflows lassen sich aus einem vollständigen Unternehmensmodell ableiten, das auch Verbindlichkeiten umfasst. Diese Cashflows hängen jedoch in der Regel von den Anlageergebnissen ab und ändern sich daher von einer Vermögensallokation zur nächsten.
- Der SAA-Optimierungsprozess untersucht Tausende von möglichen Allokationen, aber die Ausführung eines vollständigen Unternehmensmodells dauert selbst für nur eine Allokation relativ lange.
- Wir müssen einen Weg finden, um eine schnelle Annäherung für die nicht KA Cashflows in Abhängigkeit von den Anlageergebnissen zu erhalten, und diese Annäherung in unseren SAA-Berechnungen verwenden.

Allgemeine Ideen (I)

- Bei neuen, modernen Lebens- und Rentenversicherungsprodukten kann man manchmal beobachten, dass die Cashflows auf der Passivseite eine Funktion der Anlageergebnisse (im laufenden Jahr, aber auch in den Vorjahren) und – im Falle der Pensionen – der Inflation sind.
- Diese Abhängigkeit war natürlich auch bei den klassischen Produkten mit Garantien vorhanden.
- Bereits im ersten Simulationsjahr kann es zu erheblichen Schwankungen kommen, da die Cashflows aus Verbindlichkeiten ggf. von den Anlageergebnissen abhängen.
- Wenn wir jedoch bei der Durchführung einer SAA ein Modell für beide Seiten der Bilanz haben wollen, ist ein gutes Modell der Verbindlichkeiten-Cashflows unerlässlich.

Eine Illustration aus einem Modell

Verbindlichkeiten-CF vs. KA-Ergebnis im ersten Simulationjahr



Wie aus der Grafik ersichtlich ist, ist die Abhängigkeit zwischen Anlageerträgen und Verbindlichkeiten-Cashflows nicht ganz eindeutig.

Allgemeine Ideen (II)

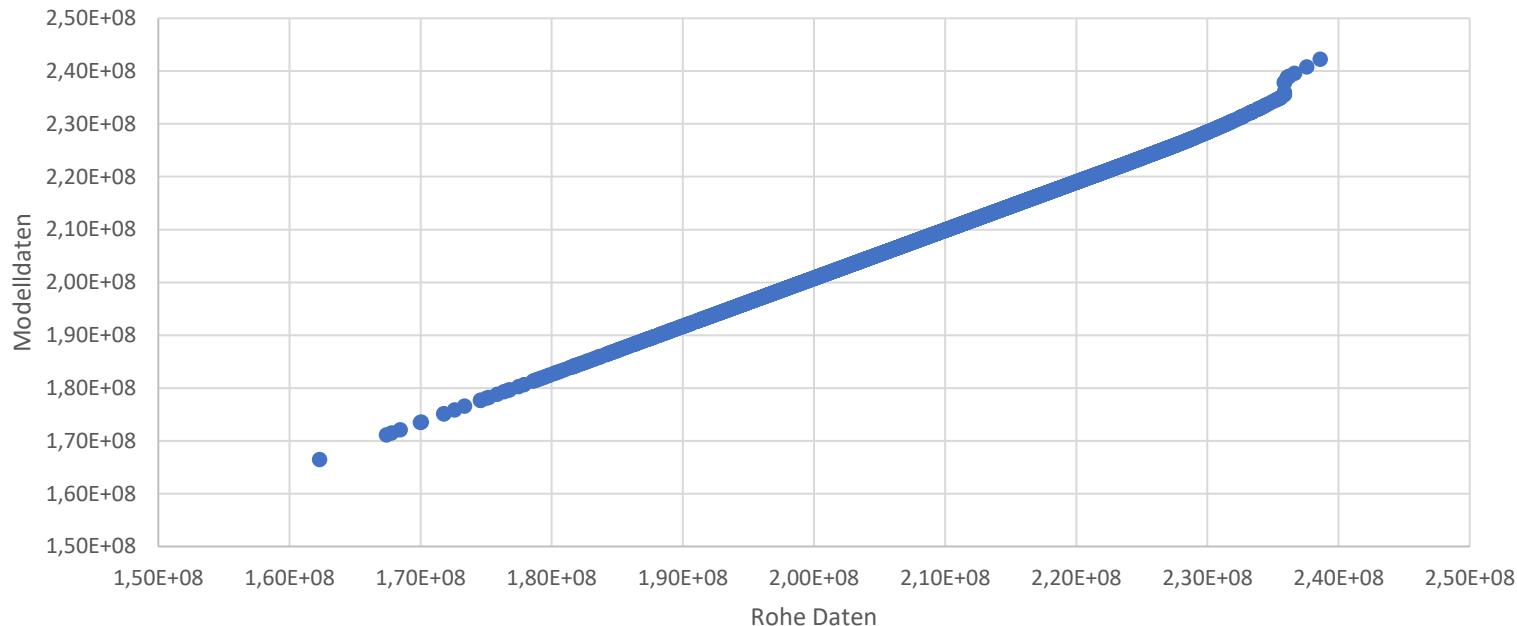
- Was wir tun wollen, ist, diese Abhängigkeit zwischen KA-Ergebnissen und Passiva-Cashflows in einem strategischen Asset-Allokationsprozess zu berücksichtigen und so den realen Marktwert des Portfolios zu modellieren.
- Um dies zu erreichen, muss ein Modell der Passiva-Cashflows aufgestellt werden, das auf anderen Variablen basiert, mit denen wir uns beschäftigen.
- Eine der zentralen Variablen sind natürlich die KA-Ergebnisse, die ein wichtiger Bestandteil der SAA sind. Es können auch andere Variablen (wie beispielsweise die Inflation) verwendet werden.
- Wir haben uns entschieden, neuronale Netze für diese Modellierungsaufgabe zu verwenden. Diese Art von Modellen ist nicht ohne Herausforderungen, aber sehr effektiv.

Modellkalibrierung

- Wir haben die verfügbaren Daten (24K Pfade) in einen Satz für die Modellkalibrierung (20K) und einen Satz für Testzwecke (4K) aufgeteilt.
- Alle unsere Diagramme für Rohdaten im Vergleich zu Modell-Daten werden ausschließlich mit dem Testsatz erstellt.
- Zunächst kalibrieren wir ein lineares Regressionsmodell, rein zu Illustrationszwecken.
- Anschließend kalibrieren wir ein neuronales Netzwerkmodell und vergleichen die Ergebnisse der beiden Modelle.
- Wir beginnen mit dem ersten Jahr der Simulation und springen dann zum zehnten Simulationsjahr.

Ergebnisse eines Regressionsmodells – erstes Simulationsjahr

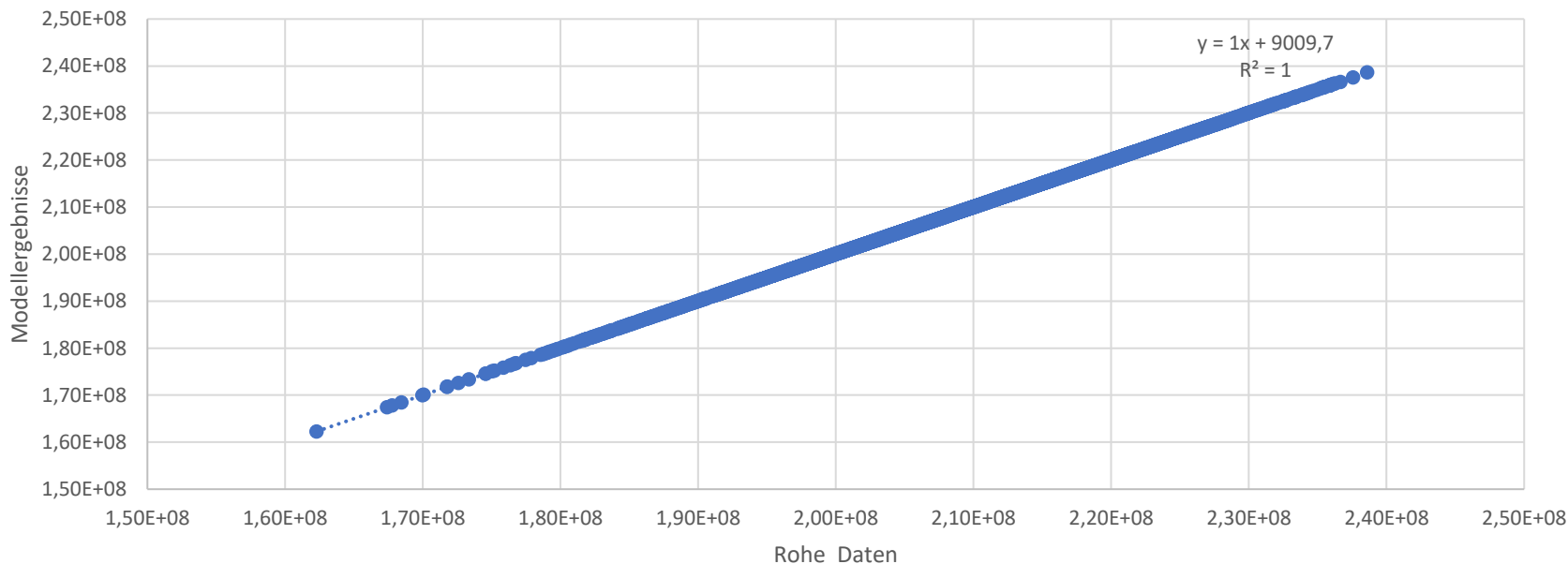
Regressionsergebnisse



Wie zu erwarten war, hat das Regressionsmodell Schwierigkeiten, wenn die Cashflows aus Verbindlichkeiten hoch sind (und die Anlageergebnisse niedrig). Die Abweichung von einer Geraden ist in diesem Diagramm nicht zu übersehen.

Ergebnisse eines neuronalen Netzes – erstes Simulationsjahr

Neuronales Netz



Ein neuronales Netz ist hier wesentlich besser.

Fehlervergleich

	Durchschnittlicher Fehler	Min Fehler	Max Fehler
Regression	0.0239%	-0.7%	2.58%
Neuronales Netz	0.0012%	-0.02%	0.02%

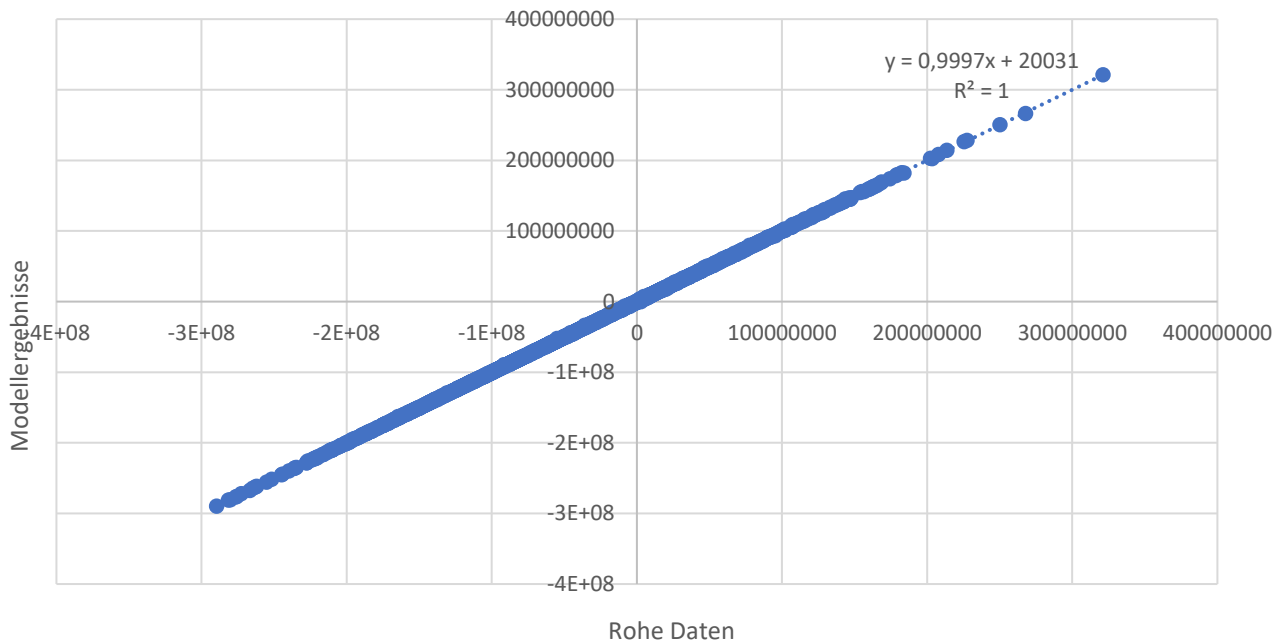
Der Fehlervergleich zwischen zwei Modellen zeigt auch, dass ein neuronales Netzwerk einem Regressionsmodell weit überlegen ist.

Ein schwieriger Fall: 10-Jahres-Simulation

- Wir betrachten nun ein neuronales Netzwerkmodell für die Verbindlichkeiten-Cashflows im 10. Simulationsjahr.
- Die Anzahl der in dieses Modell einfließenden Eingabevariablen beträgt 19. Das sind 10 KA-Ergebnisse und 9 Inflationsraten, da die Cashflows im laufenden Jahr von der Inflation des Vorjahres beeinflusst werden. Mit anderen Worten: Selbst wenn alle Anlageergebnisse konstant sind, werden die Verbindlichkeits-Cashflows ab Jahr 2 der Simulation aufgrund des Inflationseffekts aus Jahr 1 unterschiedlich ausfallen (wir modellieren eine stochastische Inflation).
- Dieses Modell ist definitiv viel schwieriger zu kalibrieren, da es viele Eingabevariablen enthält und jede davon einen Einfluss auf die Ergebnisse hat.

Modellgüte für Jahr 10 der Simulation

Modellergebnisse für Jahr 10



Wie man sieht, ist die Qualität immer noch gut.

Ein Testfall für eine SAA(I)

Im Zusammenhang mit einer SAA interessiert uns, wie sich der Marktwert des Portfolios im Laufe der Zeit entwickelt.

Aus Sicht der Simulation lässt sich Folgendes formulieren:

$$\text{Portfolio_Marktwert}(t) = \text{Portfolio_Marktwert}(t-1) + \text{KA_Ergebnis}(t) + \text{Nicht_KA_Cash_Flow}(t),$$

wo Nicht_KA_Cash_Flow(t) nicht nur den Cashflow aus Verbindlichkeiten (der einen Großteil davon ausmacht), sondern auch andere Cashflows wie Dividenden oder Anlageverwaltungsgebühren enthält.

Ein Testfall für eine SAA(II)

Wir führen den folgenden Prozess durch :

Eine vollständige Simulation
für 10 Jahre mit vielen
Pfaden und
unterschiedlichen
Portfolioallokationen (Fitting-
Step-Simulation)

Kalibrieren die neuronalen
Netzmodelle für nicht
investitionsbezogene
Cashflows für die Jahre 1
bis 10.

Führen die SAA-Analyse unter
Verwendung der neuronalen
Netzmodelle für nicht-KA
Cashflows durch.

Großes Modell

Zwei vollständige Simulationen über
zehn Jahre mit 10K Pfaden und
zwei (insgesamt)
Vermögensallokationen durch, die
sich vom Fitting-Step
unterscheiden.

Vergleichen die Ergebnisse für
die Portfolio-MW zwischen
den vollständigen
Simulationen und der SAA-
Analyse.

“Leichtes” Modell

Ein Testfall für eine SAA(III)

Wir erhalten die folgenden Ergebnisse für die Fehler für SAA im Vergleich zu einer vollständigen Simulation im Jahr 10 für den Marktwert des Portfolios:

Statistik	Asset Allocation A	Asset Allocation B
avg	0.00%	0.02%
std	0.00%	-0.04%
0.50%-Quantil	0.01%	0.06%
5.00%-Quantil	-0.01%	0.05%
Tail Value@Risk <5%	0.00%	0.04%
Tail Value@Risk <1%	0.00%	0.05%

Wie man sieht, wir haben eine sehr gute Qualität für die beiden von uns getesteten Asset-Allokationspunkte. Die Asset-Allokation A liegt etwas näher an den Allokationen, die für die Anpassung der neuronalen Netzmodelle verwendet wurden, daher ist es nicht wirklich überraschend, dass die Anpassung für diesen Punkt etwas besser ist als für die Asset-Allokation B.

Einige technische Details

- Derzeit gibt es eine Reihe von Paketen in verschiedenen Programmiersprachen, die den Benutzern Funktionen zur Modellierung neuronaler Netze bieten.
- Diese Modellierung-Fähigkeiten umfassen a) die Kalibrierung der neuronalen Netzmodelle und b) die Ausführung der angepassten neuronalen Netzmodelle in der Anwendungsphase des Prozesses.
- Wir verwenden dieselbe Codebasis sowohl für die Portfoliooptimierung als auch für die Modellierung neuronaler Netze, was eine nahtlose Integration neuronaler Netze in unser strategisches Asset-Allocation-Tool ermöglicht.

Zusammenfassung

- Wir haben erfolgreich eine Anwendung von neuronalen Netzen in der Portfoliooptimierung demonstriert.
- Die neuronalen Netze wurden zur Modellierung von Nicht-KA-Cashflows verwendet.
- Die von neuronalen Netzen gelieferte Qualität ist ausgezeichnet und die Modelle können für alle praktischen Zwecke verwendet werden.
- Dies hat zu einem umfassenderen und schnelleren Modell im Portfolio-Optimierungsprozess geführt.
- In diesem Zusammenhang könnten auch andere Variablen über neuronale Netze modelliert werden, sofern geeignete Modelle gefunden werden können.

**Vielen Dank
für Ihre
Aufmerksamkeit.**

Alexander Ahammer, Valida
Alexey Botvinnik, Conning (alexey.botvinnik@conning.com)