# Seminararbeit: Machine Learning

im Masterstudiengang Finanzmathematik, Aktuarwissenschaften und Risikomanagement

#### Motivatio

Datensatz

Optimierung

Idee

Methodik

Anwendu

PCA

Methodik

Anwendui RPM

Methodik

Fazit

# Deep Portfolio Management

Berlin, 30. März 2020

Weiqi Xie s0553735

bei: Prof. Olaf Bochmann

# Gliederung

## Deep Portfolio Management

Motivation

Datensatz

Optimierung

ldee Methodik

Anwendun

Methodik Anwendung RPM

Methodil

- 1 Motivation
- 2 Datensatz
- 3 Portfolioptimierungsmethoden
  - Markowitz efficient frontier
  - Hauptkomponentenanalyse
  - Risikoparitätsmodell
- 4 Benchmarking und Fazit

# Motivation

### Deep Portfolio Management

#### Motivation

Datensatz

Optimierung

Methodik Anwendung

Anwendung PCA Idee

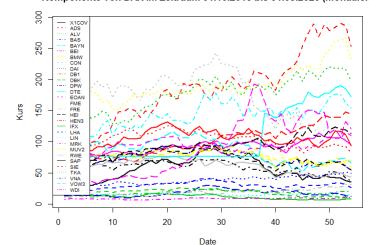
Methodik Anwendung RPM Idee Methodik

- Optimierungsproblem: gleichzeitige Gewinnmaximierung und Risikominimierung
- Vermögensallokation: Aufteilung des Vermögens auf verschiedene Anlageklassen
- Vergleich der Methoden:
  - Markowitz efficient frontier
  - Hauptkomponentenanalyse
  - Risikoparitätsmodell

## **Datensatz**

Datensatz

#### Komponente von DAX im Zeitraum 01.10.2015 bis 01.03.2020 (monatlich)



## **Datensatz**

Tatsächliche Gewichtung einzelner Komponenten in % (Stand 24.03.2020):

X1COV	ADS	ALV	BAS	BAYN
0,58	4,62	6,89	4,52	5,94
BEI	BMW	CON	DAI	DB1
2,73	3,01	1,38	2,93	1,41
DBK	DPW	DTE	EOAN	FME
0.0138	3,09	6,94	2,20	2,07
FRE	HEI	HEN3	IFX	LHA
1,91	0,80	1,49	1,73	0,53
LIN	MRK	MUV2	RWE	SAP
9,72	1,33	2,72	1,52	13,53
SIE	TKA	VNA	VOW3	WDI
6,87	0,84	2,75	2,34	1,29

Motivation

Datensatz

Optimierung MEF

Idee Methodik Anwendun

Idee Methodik

Anwendung RPM Idee

#### **Motivatior**

#### Datensatz

Optimierung MEF Idee Methodik

PCA Idee Methodik

Anwendur RPM Idee Methodik

Fazit

klassisches Optimierungsproblem

- Annahmen:
  - vollkommener Kapitalmarkt
  - alle Investoren verfolgen dasselbe Ziel von Gewinnmaximierung und Risikominimierung
- effizientes Portfolio: es wird von keinem anderen Portfolio dominiert

#### Motivation

#### Datensat:

Optimierung MEF

Methodik Anwendun

Anwendun PCA Idee

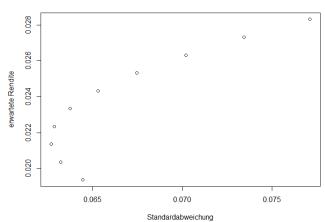
Methodik Anwendung RPM Idee Methodik

- $\blacksquare$  Gewinnmaximierung: möglichst große erwartete Rendite  $\mu$
- $\blacksquare$  Risikominimierung: möglichst kleine Standardabweichung  $\sigma$
- Sharpe-Ratio: erwartete Rendite/Standardabweichung
- Ziel: Maximierung des Sharpe-Ratios

Anwendung

Zur Veranschaulichung Anwendung zunächst nur auf 2 Komponente von Dax (X1COV und ADS):

#### Markowitz effizient frontier







Anwendung

/lotivation

Optimierung MEF

Methodik

Anwendung

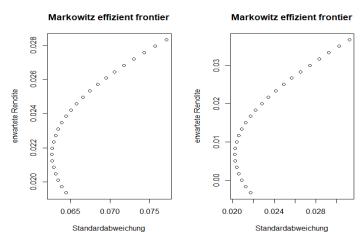
PCA

Methodik Anwendung RPM

10 Portfolien auf der Markowitz effizient frontier				
Portfolio-	erwartete	Standard-	Gewichtung	
Nr.	Rendite	abweichung	X1COV	ADS
1	4,8119215	18,171121	-0,43769714	1,4376971
2	4,1843170	15,713344	-0,24316508	1,2431651
3	3,5567125	13,302390	-0,04863302	1,0486330
4	2,9291080	10,969177	0,14589905	0,8541010
5	2,3015035	8,775933	0,34043111	0,6595689
6	1,6738990	6,858282	0,53496317	0,4650368
7	1,0462945	5,511799	0,72949524	0,2705048
8	0,4186901	5,200838	0,92402730	0,0759727
9	-0,2089144	6,086244	1,11855936	-0,1185594
10	-0,8365189	7,769228	1,31309143	-0,3130914

Anwendung

## Vergleich von Portfolien mit 2 und 30 Komponenten:



Anwendung

Anwendung

Gewichtung einzelner Komponenten des effizienten Portfolios mit niedrigsten Risiken in %:

X1COV	ADS	ALV	BAS	BAYN
1,9651004	0,7179677	-2,9499803	1,0858059	-1,4084884
BEI	BMW	CON	DAI	DB1
0,8484779	0,4935069	0,7257772	2,5827618	1,0134729
DBK	DPW	DTE	EOAN	FME
11,615923	3,7632726	37,0867422	37,5384443	-1,1979158
FRE	HEI	HEN3	IFX	LHA
0,7023623	-1,6027989	1,0121070	13,0208846	-0,7661192
LIN	MRK	MUV2	RWE	SAP
0,2154779	-3,2002981	1,1099092	-4,9271375	1,2525109
SIE	TKA	VNA	VOW3	WDI
-1,9904976	11,4930901	-0,1624795	-0,2868131	-0,4500188

- Vermögenallokation: Hauptkomponentenanalyse zur Zerlegung der Renditenmatrix in statistischen Faktoren
- Problem: große Dimension des Datensatzes
- Lösung: Verwendung einer orthogonale Transformation zur Reduktion der Dimensionen
- beruht auf die lineare Abhängigkeit zwischen den Datenachsen
- Umwandlung eines Datensatzes korrelierter Variablen in linear unkorrelierter Variablen (Hauptkomponente)
- jede aufeinander folgende Hauptkomponente erklärt eine bestimmte Variationsanzahl weniger

# Hauptkomponentenanalyse Methodik

#### Motivatioi

Datensatz

Optimierung

MEF

Idee

Methodik

Methodik Anwendung PCA

Methodik Anwendung

Idee Methodil

Fazit

- $lue{}$  Eigenwertzerlegung der Kovarianzmatrix der Vermögensrenditen  $\Sigma$
- Erhaltung von Eigenvektoren E und Eigenwerte  $\lambda$  (Varianz des Faktors) mit:

$$\Sigma E = \lambda E$$

Eigenvektoren als Gewichtung für das Principal Component Portfolio:

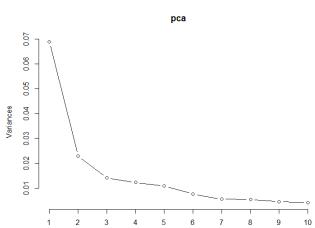
$$R_P = E^{-1}R^T$$

# Hauptkomponentenanalyse

Anwendung

Anwendung

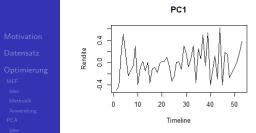
## Die Wichtigkeit der ersten 10 Faktoren:

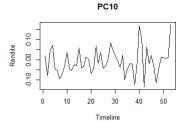


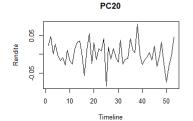
## Hauptkomponentenanalyse

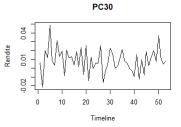
Anwendung

Anwendung









# Hauptkomponentenanalyse

Anwendung

Anwendung

## Gewichtung einzelner Komponenten in %:

X1COV	ADS	ALV	BAS	BAYN
3,65011064	0,87605257	6,11358541	6,97815171	3,80174903
BEI	BMW	CON	DAI	DB1
0,64774259	6,19043027	5,60854559	6,66476844	0,51680088
DBK	DPW	DTE	EOAN	FME
2,69074623	5,92113117	1,67983894	0,85083857	3,00560148
FRE	HEI	HEN3	IFX	LHA
3,50420727	6,05367138	2,37580220	5,04645111	2,73590012
LIN	MRK	MUV2	RWE	SAP
0,02472525	2,39857157	3,57214478	0,14099898	4,46791118
SIE	TKA	VNA	VOW3	WDI
5,36800302	3,71257139	0,21319912	5,02614688	0,16360225

### Viotivation

### Datensatz

Optimierung MEF

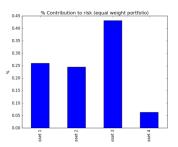
Idee Methodik Anwendung PCA

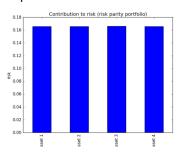
Idee Methodik Anwendung

Methodik

Fazit

## Allokation der Risiken statt des Kapitals:





Methodik

#### Motivation

Datensatz

Optimierung

Idee Methodik

Anwendun<sub>i</sub> PCA

ldee Metho

Anwendun RPM Idee

Methodik Anwendun

Fazit

■ *Definition*: Risikobeitrag :=  $\frac{w_j(\Sigma w_j)}{\sigma_p}$ 

- Gleichverteilung des Risikobeitrags über alle Anlageklassen
- Minimierung der Summe der Fehlerquadrate f(x) mit:

$$f(x) = \sum_{i=1}^{n} \sum_{j=1}^{n} (w_i(\Sigma w_i) - w_j(\Sigma w_j))^2$$

andere Risikoverteilungen sind ebenfalls möglich

Anwendung

Gewichtung einzelner Komponenten bei gleichverteilten Risiken in %:

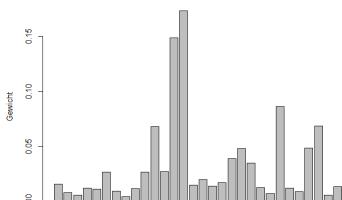
X1COV	ADS	ALV	BAS	BAYN
1,5751273	0,7868252	0,5735380	1,2175770	1,1239881
BEI	BMW	CON	DAI	DB1
2,6743672	0,9484065	0,4539139	1,1497239	2,6552312
DBK	DPW	DTE	EOAN	FME
6,8310719	2,7299532	14,8480588	17,2994520	1,4964043
FRE	HEI	HEN3	IFX	LHA
1,9987214	1,3775199	1,7343222	3,8958389	4,8029052
LIN	MRK	MUV2	RWE	SAP
3,5032008	1,2523273	0,7330502	8,6211625	1,1998862
SIE	TKA	VNA	VOW3	WDI
0,8987812	4,8651101	6,8376091	0,5588138	1,3571126

Anwendung

Anwendung

Gewichtung einzelner Komponenten bei gleichverteilten Risiken:



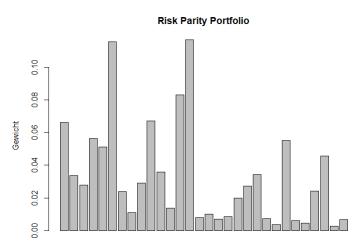


Anwendung Fazit

Anwendung

Anwendung

Gewichtung einzelner Komponenten bei absteigenden Risiken:



# Benchmarking und Fazit

Motivation

Datensatz

Optimierung MEF

Methodik Anwendung PCA

Methodik Anwendung RPM Idee

Fazit

Vergleich der Ergebnisse aus verschiedenen Optimierungsmethoden mit der Realität:

- Summe der Fehlerabstände:
  - 0.7944893 < 0,9490769 < 1,876961
  - PCA < RPM < MEF
- Summe der quadrierten Fehler:
  - $\bullet$  0.03069741 < 0,06251216 < 0,3045258
  - PCA < RPM < MEF

Fazit: Die Methode Principle Component Analyses stellt die tatsächliche Gewichtung der einzelnen Komponenten von Dax am besten dar.