UNIVERSITÄT DUISBURG ESSEN

Offen im Denken

MERCATOR SCHOOL OF MANAGEMENT

Optimierung der Betriebsführung von Windenergieanlagen mit Speicher durch Approximate Dynamic Programming

GOR-AG "OR im Umweltschutz",
Karlsruhe, 17. Mai 2019

Prof. Dr. Jochen Gönsch, Mercator School of Management, Universität Duisburg-Essen

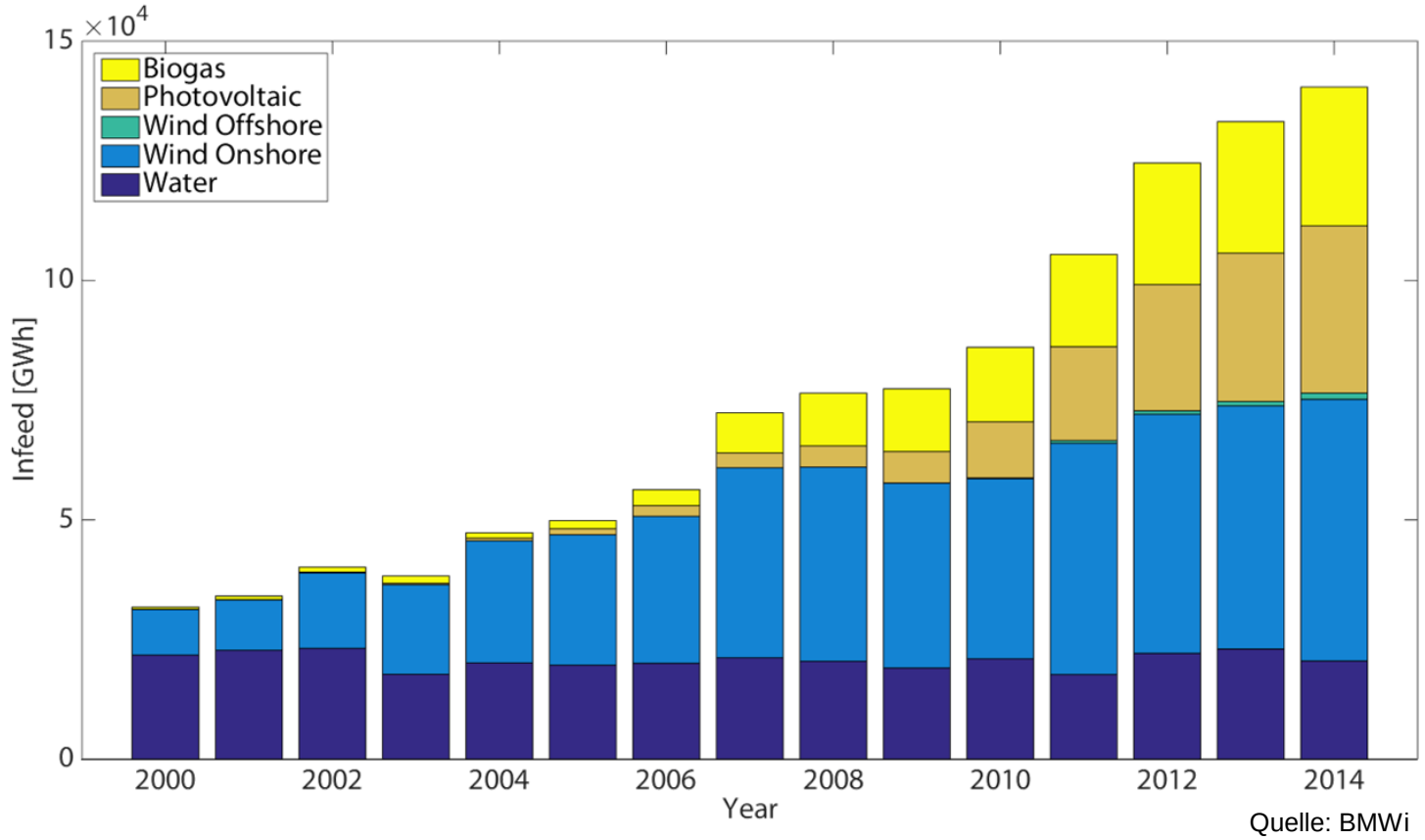
(z.T. mit Michael Hassler, Uni Augsburg & Benedikt Finnah, Uni Duisburg-Essen)

Agenda

1. **Motivation**
2. Approximate Dynamic Programming
3. Fallstudie 1: Windkraft mit Speicher
4. Fallstudie 2: zusätzlich Wasserstoff
5. Methodisches
6. Fazit

Die Einspeisung aus volatilen, erneuerbaren Quellen nimmt zu

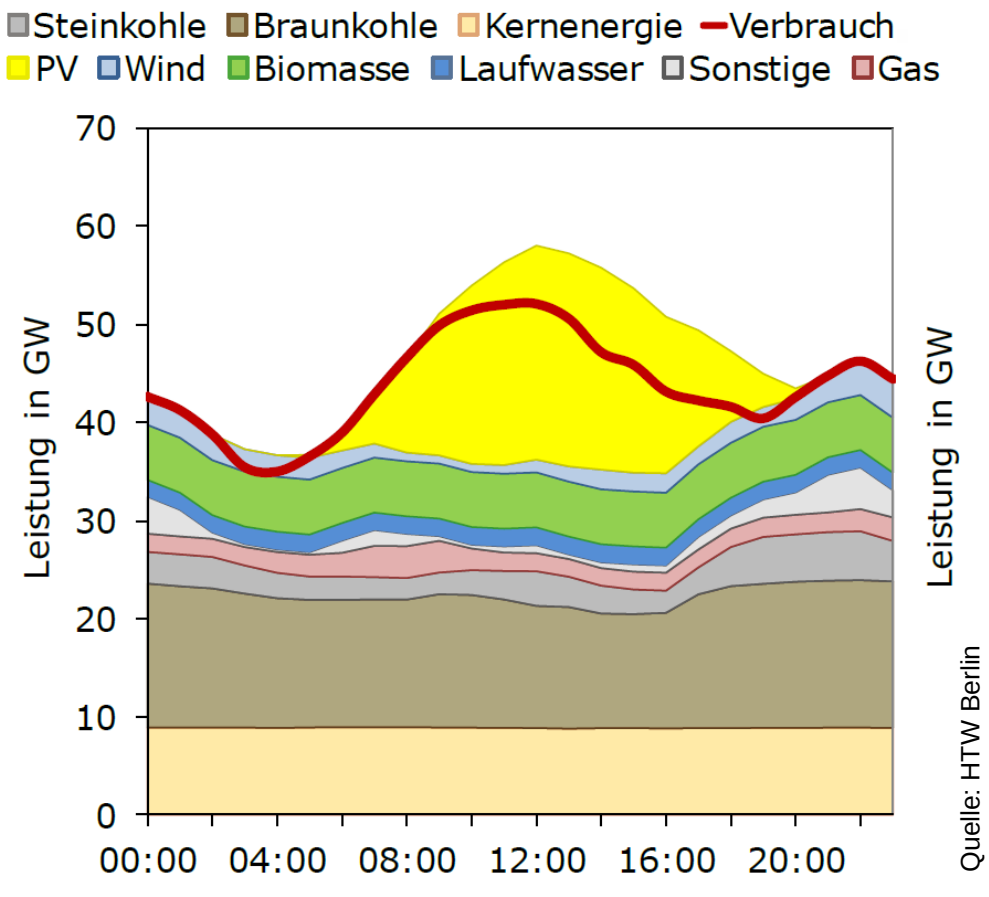
Erzeugung aus Erneuerbaren Energiequellen in Deutschland



Quelle: BMWi

Zeitweise übersteigt das Stromangebot die Nachfrage

Angebot/Nachfrage (Beispiel 04.06.14)



- Erneuerbare: fixe EEG-Vergütung unabhängig vom Markt

Folgen für das Stromnetz

Handelsblatt
ENERGIEWENDE
Das Stromnetz wird instabil

Wirtschafts Woche
EXKLUSIV Netzausbau
Netzbetreiber Amprion warnt vor unsicherem Stromnetz

Lösungsansatz der Politik

- Schrittweise Reduktion der EEG-Vergütung (EEG: Erneuerbare Energien Gesetz)
- Integration der Erneuerbaren in den Markt

→ Gleichgewicht von Angebot und Nachfrage durch Marktmechanismen

Agenda

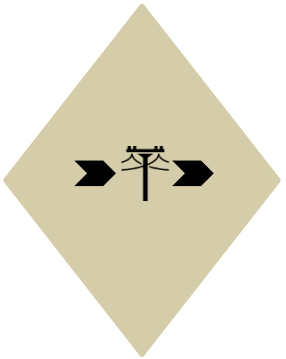
1. Motivation
2. **Approximate Dynamic Programming**
3. Fallstudie 1: Windkraft mit Speicher
4. Fallstudie 2: zusätzlich Wasserstoff
5. Methodisches
6. Fazit

Wie kann der Betreiber eines Windparks am Markt handeln?

Erzeugung

Stochastische Erzeugung

- Wind oder Sonne lassen sich nicht beeinflussen
- Produktion kann nur gedrosselt, nicht gesteigert werden



Markt

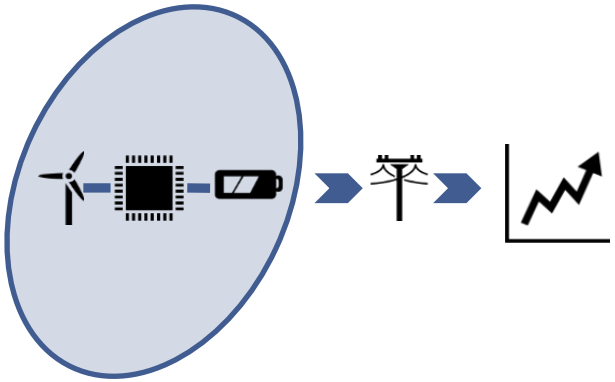
Beispiel: Intraday-Markt

- Stochastische Preise
- Kleiner Anbieter, Preisnehmer
- Handel von Strom zur Lieferung in 15minütigen Intervallen
- Strafzahlung bei Nichtlieferung

Problemstellung

Kombination von Erzeugung und Speicher

→ Aber wie viel Strom soll wann verkauft werden?



- Stochastisches, dynamisches Optimierungsproblem
- Fester Planungshorizont (z.B. ein Tag/Woche/Jahr)

Vereinfacht ist das Problem leicht zu lösen

Vereinfachung

Stochastische Erzeugung

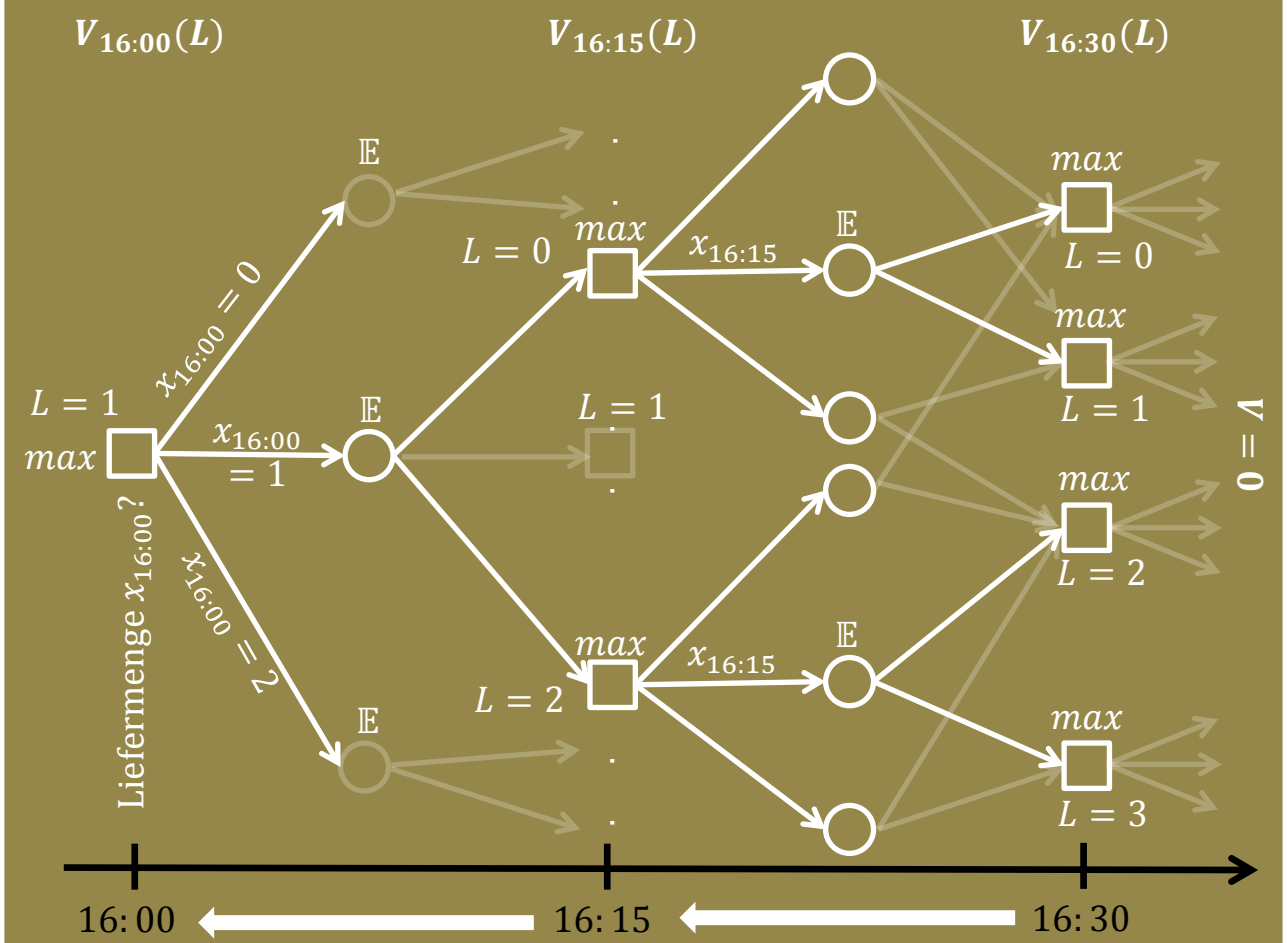
- Stochastische Prozesse ohne Autokorrelation
- Nur wenige, diskrete Speicherfüllstände L (z.B. 0, 1, 2, 3 MWh)
- Wenige, diskrete Liefermengen (z.B. 0, 1, 2 MWh)

Folge

Zukünftiger Erlös (bis Ende Planungshorizont) hängt nur von aktueller Zeit t und Speicherstand L ab: $V_t(L)$

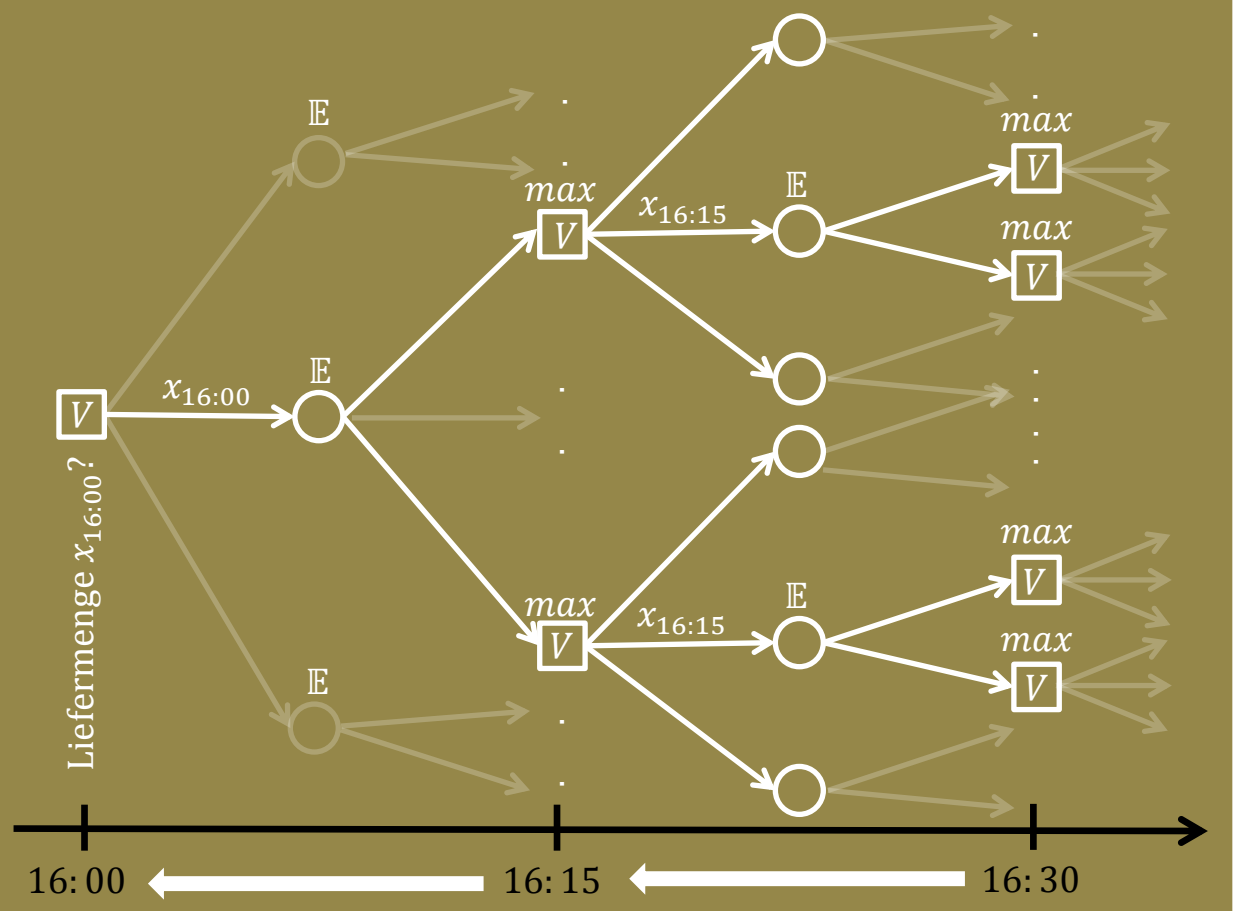
→ Zustand (L, t)

Veranschaulichung des DP: Entscheidungsbaum



Zu komplex für Standard-Lösungsverfahren

Veranschaulichung des DP: Entscheidungsbaum



$V = V_t(P^S, Y, L)$: Zukünftiger Gewinn in (P^S, Y, L)

Herausforderung klassische Rückwärtsrekursion

Zur Auswertung des dynamischen Programms müssen zu jedem Zeitpunkt alle möglichen Zustände betrachtet werden

16: 30

P^S, Y, L	V
10, 5, 0	50
10, 5, 5	75
…	

Außerdem:
Umgang mit kontinuierlichen Variablen?

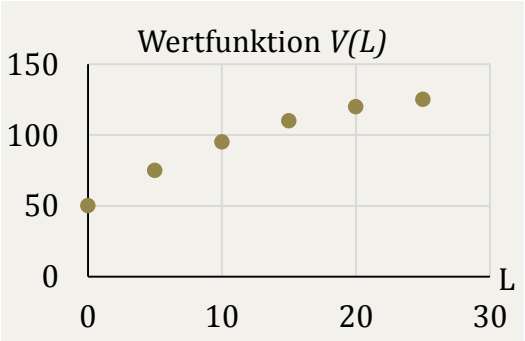
Kompakte Repräsentation der approximierten Wertfunktion

Problem

- Auswertung sehr vieler Zustände für die *Tabelle*
- Kontinuierliche Dimensionen: Diskretisierung?
- Illustration anhand des Speicherfüllstandes

16: 30

L	*V*
0	50
5	75
…	

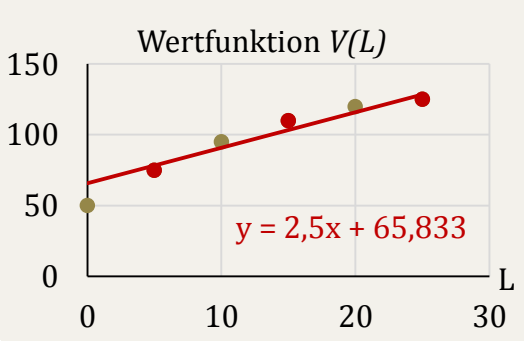


Lösung

- Approximation durch
  einfache, parametrisierbare Funktion
  Illustration hier: Gerade $V = mL + b$
- Berechnung weniger Werte ausreichend
- Höhere Genauigkeit durch iteratives Hinzufügen weiterer Werte (OLS, bzw. Iterative Least Squares)

16: 30

Parameter	**Wert**
m	2,5
b	65,833

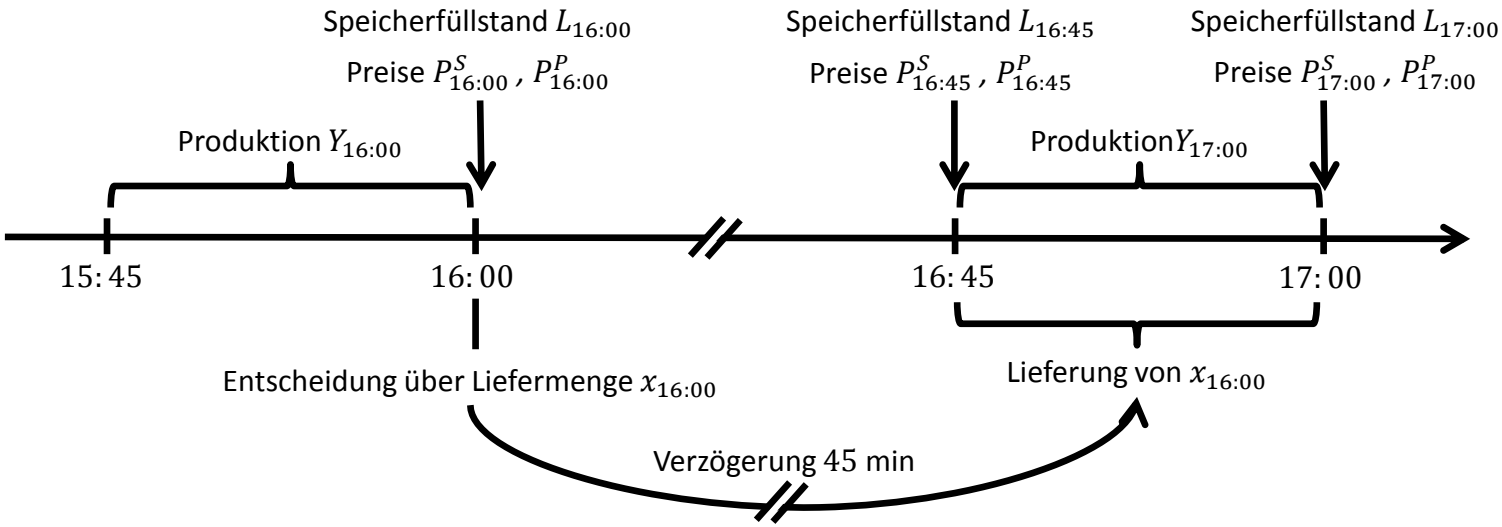


Agenda

1. Motivation
2. Approximate Dynamic Programming
3. **Fallstudie 1: Windkraft mit Speicher**
4. Fallstudie 2: zusätzlich Wasserstoff
5. Methodisches
6. Fazit

Verzögerte Lieferung steigert die Komplexität

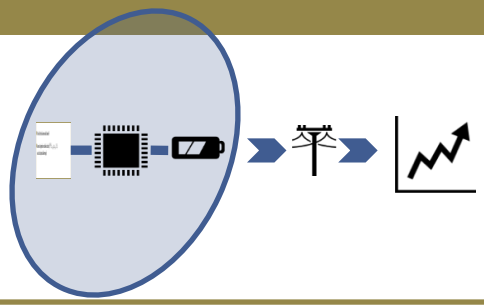
Zeitlicher Ablauf



- Besonderheit: Handel 45 min im Voraus (bis 16:00 wird Strom zur Lieferung 16:45 bis 17:00 gehandelt)

Gesucht

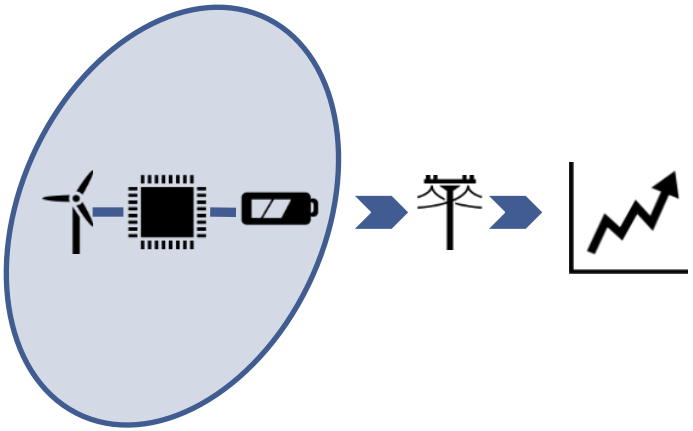
- Wie viel Strom soll wann verkauft werden?
- Genauer: Gegeben den aktuellen Zustand $(P^S, P^P, x_{-3}, x_{-2}, x_{-1}, Y, L)$: was ist die optimale Liefermenge?



Ermittlung der Politik für einen Windpark mit Speicher

Fallstudie: Windpark mit Speicher

- Deutscher Intraday-Markt
  - 15minütige Intervalle
  - 45 Minuten im Voraus
  - Daten von Januar bis August 2013
- Windturbine:
  Siemens SWT-3.0-113, Nabenhöhe 99,50m
- Speicher:
  Größe 2,5 MWh, Effizienz 90%
- Wind:
  Daten von Januar bis August 2013



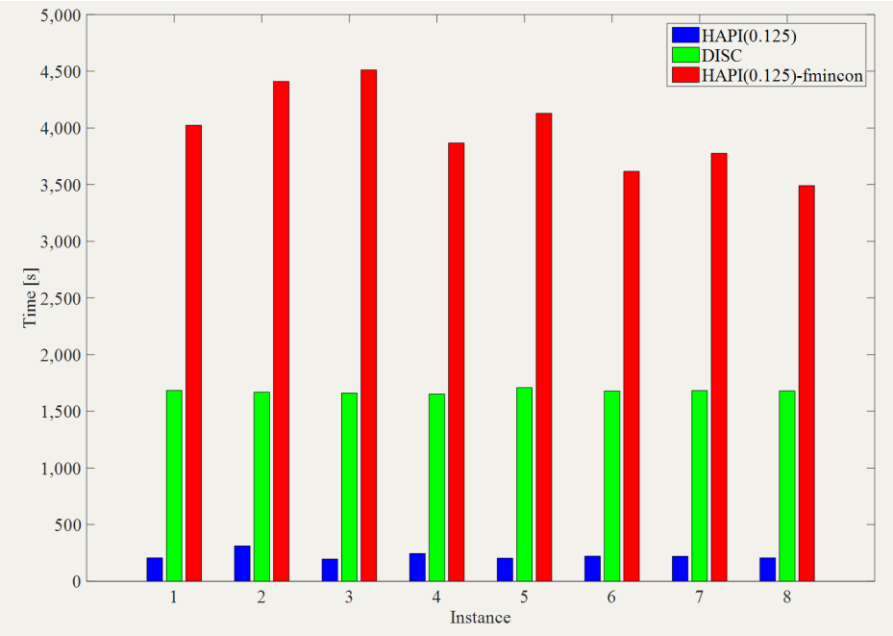
Berücksichtigte Verfahren

- *HAPI:* neuentwickeltes ADP-Verfahren
- *DISC:* Diskretisierung & herkömmlicher MDP mit Rückwärtsrekursion (Benchmark)
- *EV:* Einfache Heuristik, verkauft bei positivem Preis Erwartungswert der Produktion (Benchmark)
- *CE:* Fortgeschrittene Heuristik, Verkaufsmenge wird so bestimmt, dass nach Lieferung noch ein Sicherheitsbestand bleibt (Benchmark)

Effizientes und effektives Steuerungsverfahren durch ADP

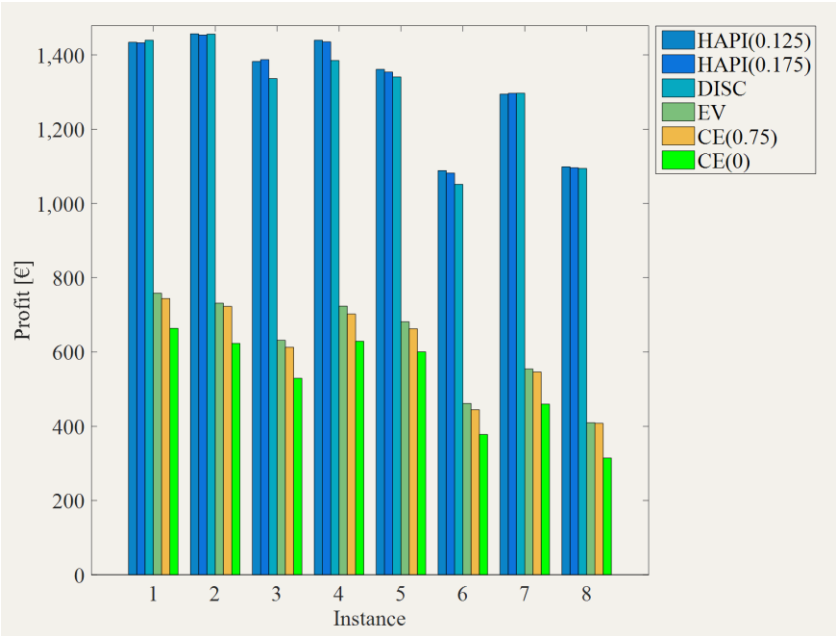
Laufzeit

- Sehr schnell:
  - 10x schneller als Diskretisierung
  - 20x schneller als numerische Lösung



Gewinn

- Konstant sehr hohe Gewinne
- Heuristiken nur bei etwa 50%

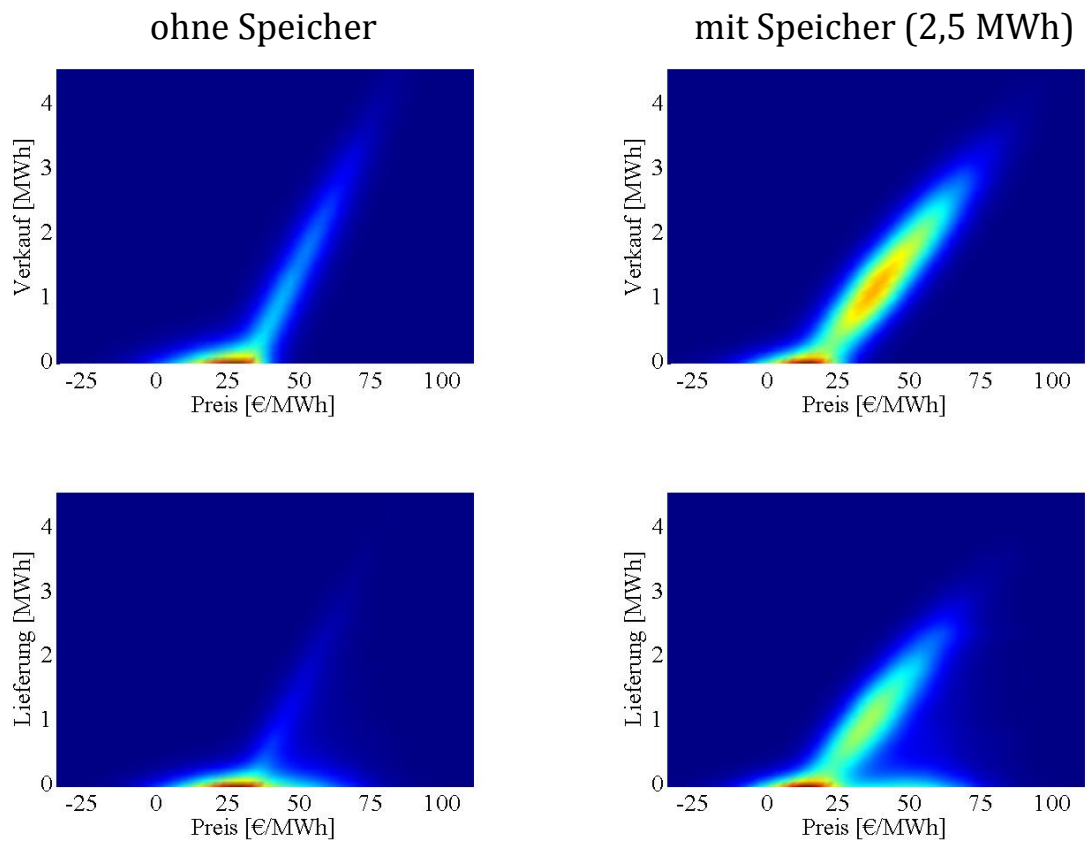


Individuelle Erlösmaximierung mit Speicher wirkt stabilisierend

Interpretation

- Verkaufsmenge:
  - Ohne Speicher sehr oft kein Verkauf (geringfügig ab 25€/MWh)
  - Mit Speicher häufiger Verkauf (insb. ca. 1,25 MWh bei 40€/MWh)
- Liefermenge:
  - Ohne Speicher sehr oft keine Lieferung
  - Mit Speicher meist zuverlässige Lieferung
- Auswirkungen des Speichers aus Netzsicht:
  - Höheres Stromangebot bei hohen Preisen
  - Zuverlässigere Lieferung

Heatmap



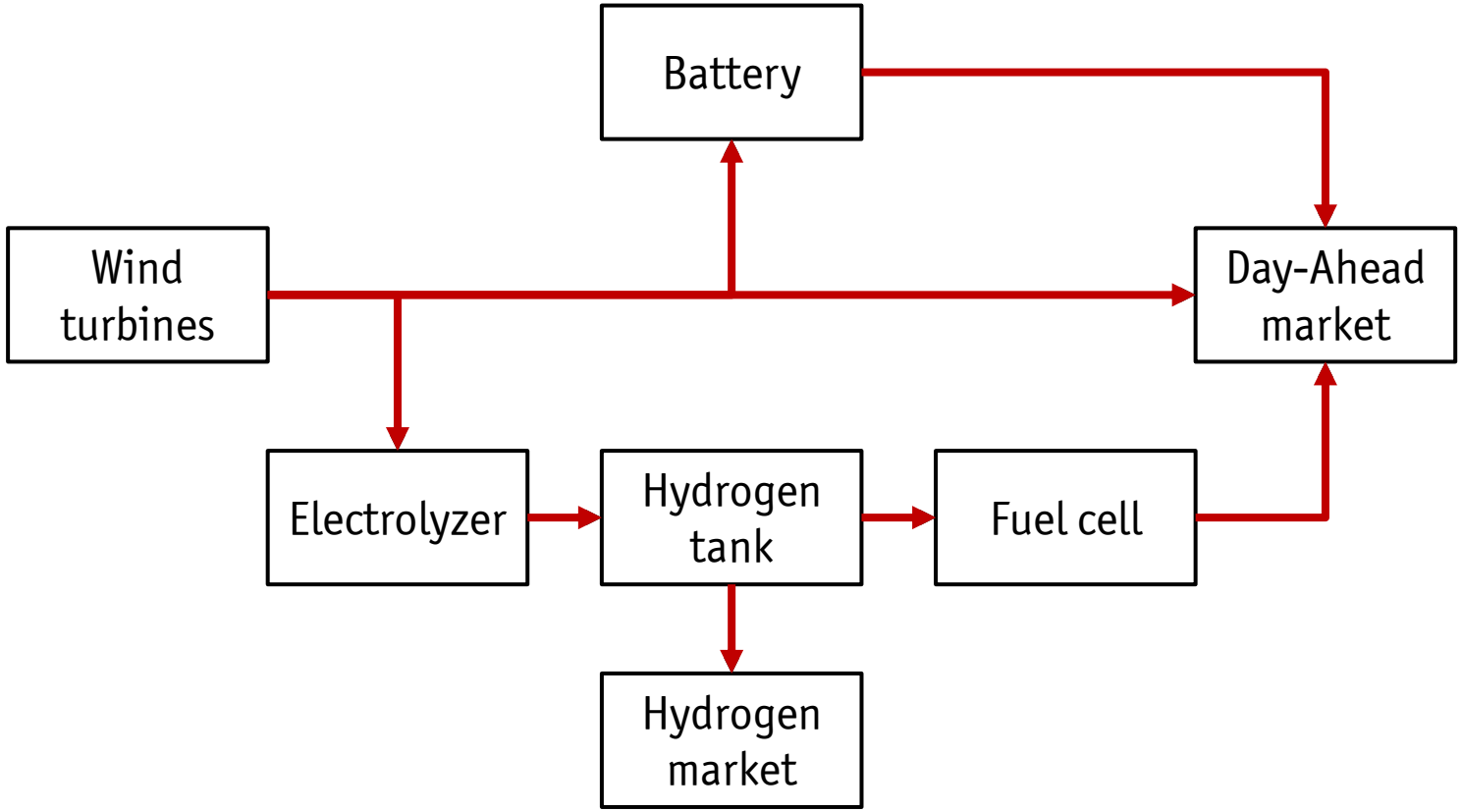
(dunkelrot: sehr häufig bis dunkelblau: sehr selten)

Agenda

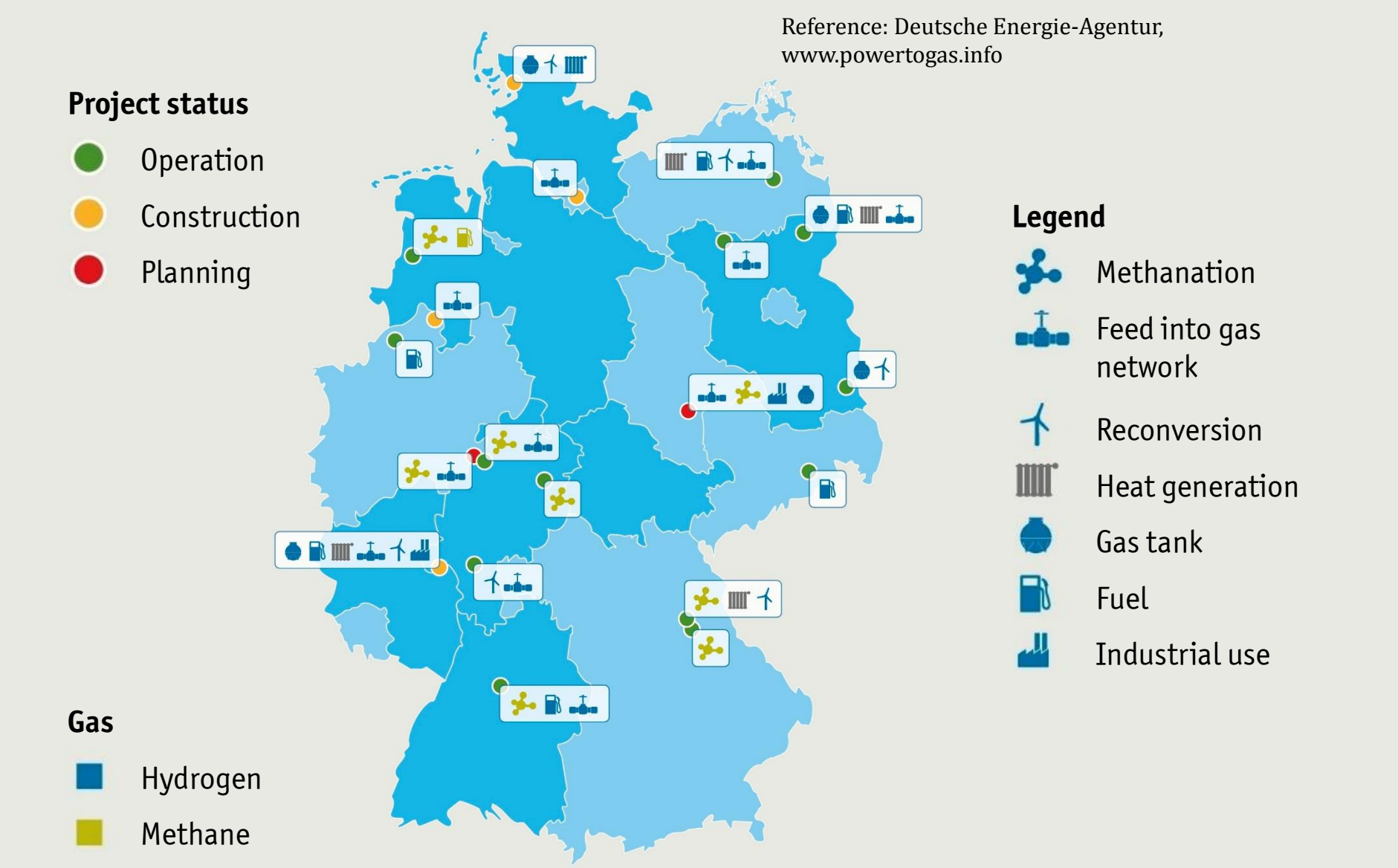
1. Motivation
2. Approximate Dynamic Programming
3. Fallstudie 1: Windkraft mit Speicher
4. **Fallstudie 2: zusätzlich Wasserstoff**
5. Methodisches
6. Fazit

Erweiterung um Wasserstofferzeugung und -verstromung

Skizze des Systems



Zur Zeit werden vergleichbare Pilotanlagen gebaut



Ermittlung der Politik für einen Windpark mit Speicher

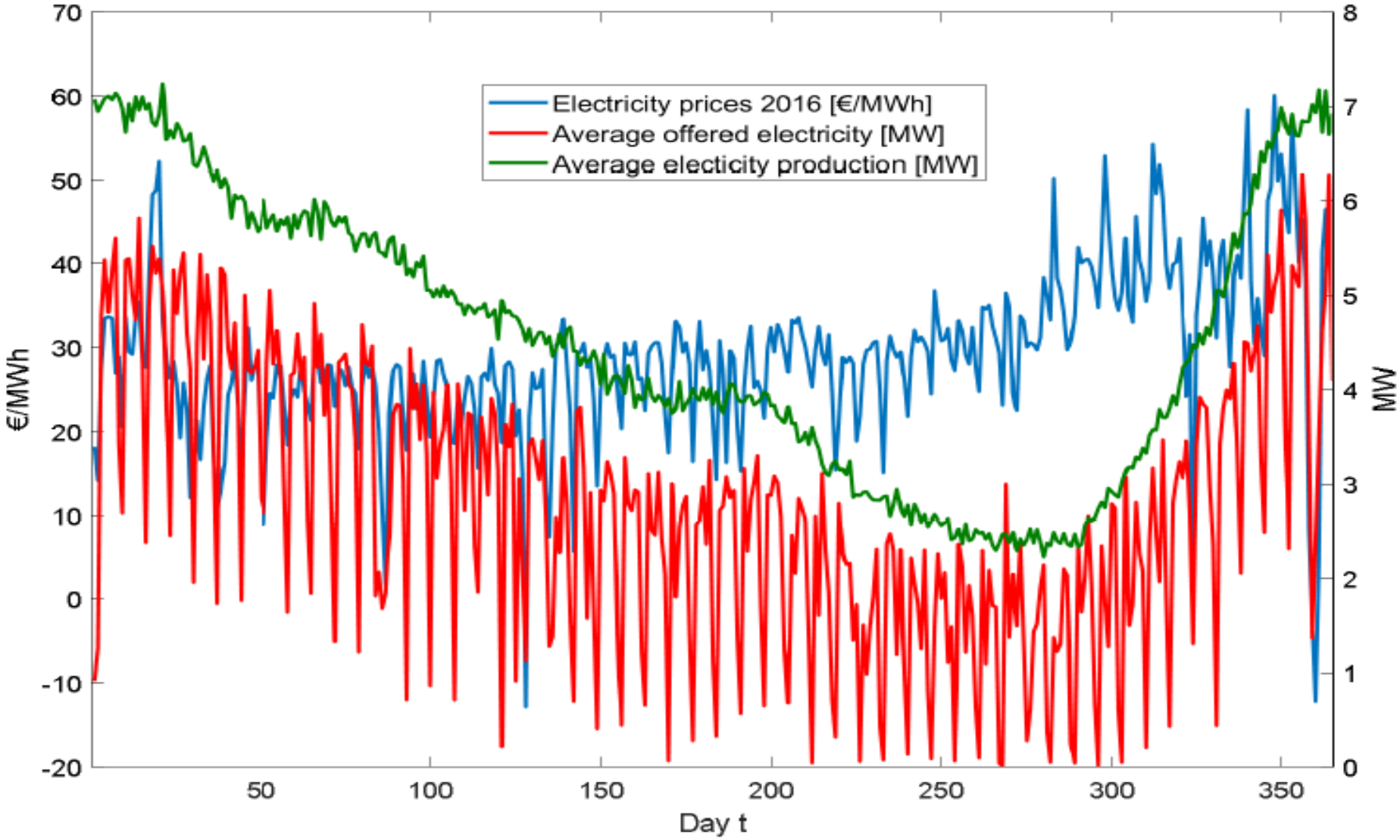
Parameter des Systems

Rated capacity of wind power plant	20 MW
Battery capacity	50 MWh
Hydrogen tank capacity	450 MWh
Self discharge of battery per day	20 %
Penalty for shortage	83.33 €/MWh
Roundtrip efficiency of battery	90 %
Roundtrip efficiency of H_2-based storage system	35 %
Hydrogen price	20 €/MWh
Number of Simulations	10000

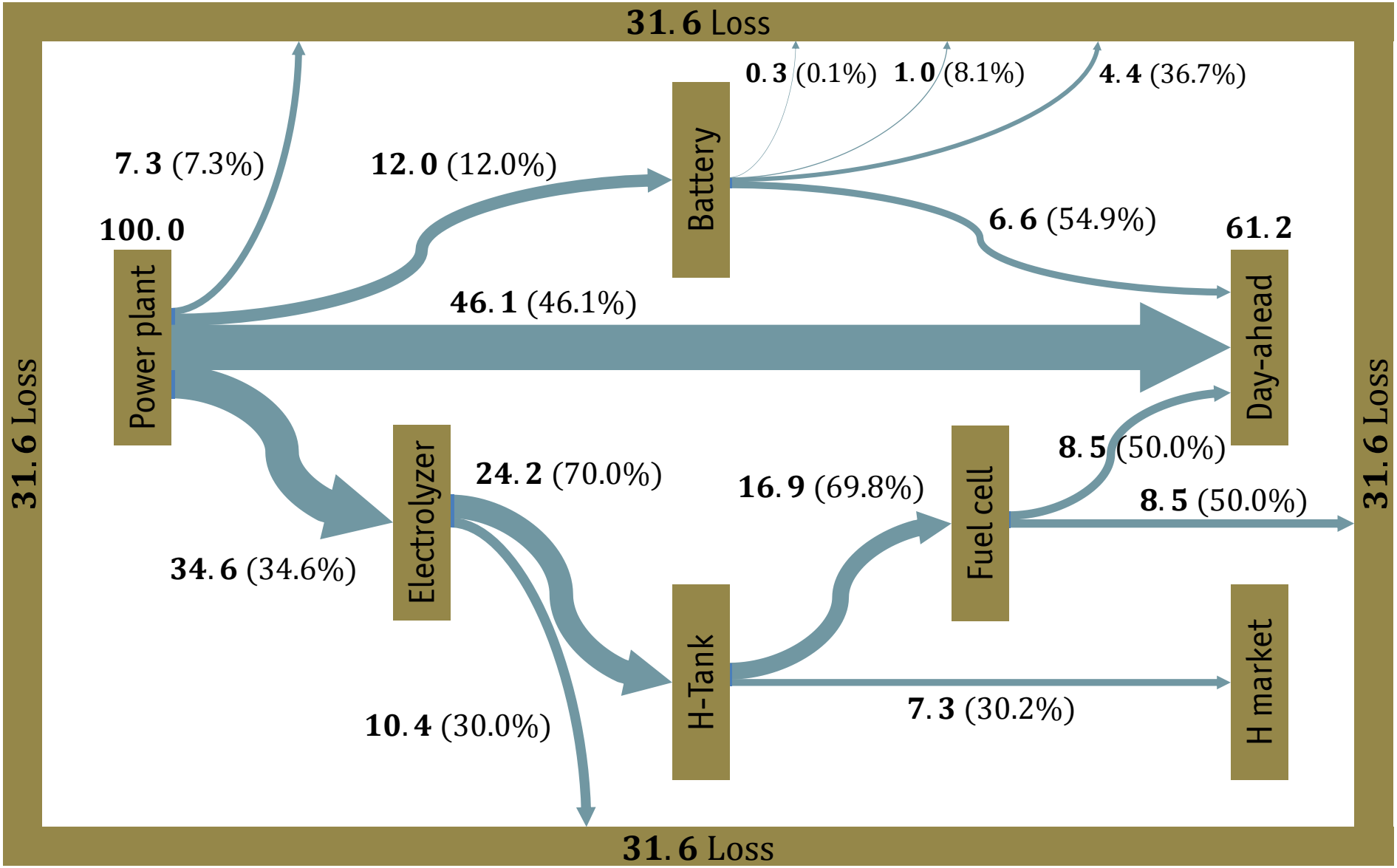
Weitere Daten

- Stochastischer (Ornstein-Uhlenbeck-) Prozess für Strompreise (Daten EEX 2012-2016)
- Windgeschwindigkeit Weibull-verteilt (Wetterdaten von Hamburg 2012-2016)
- Strafe für Fehlmenge sowie Wasserstoffpreis konstant
- Horizont 1 Jahr (plus Warm-up)

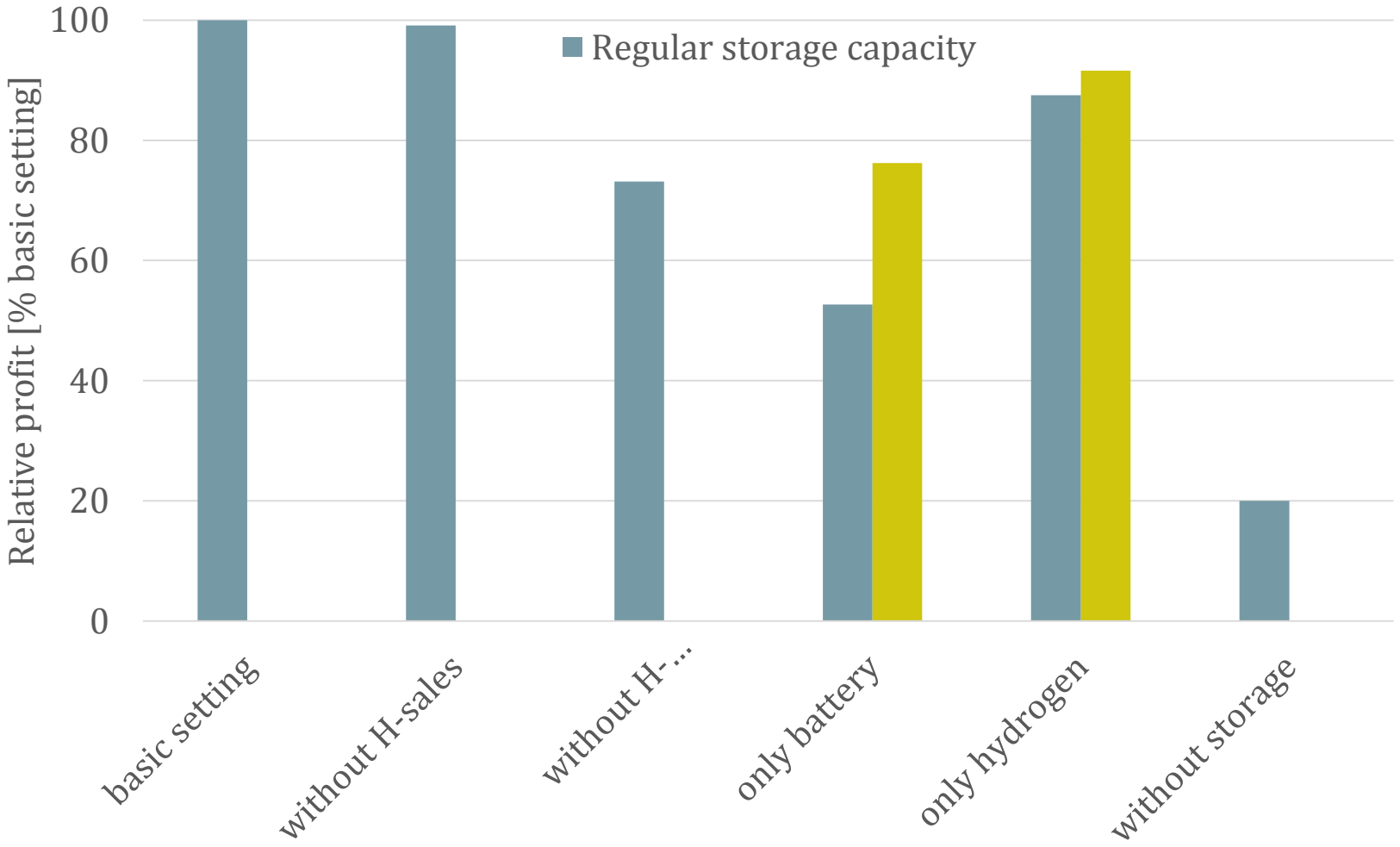
Stromverkauf folgt Preisentwicklung



Erhebliche Verluste



Kombination Wasserstoff/Batteriespeicher vorteilhaft



Agenda

1. Motivation
2. Approximate Dynamic Programming
3. Fallstudie 1: Windkraft mit Speicher
4. Fallstudie 2: zusätzlich Wasserstoff
5. **Methodisches**
6. Fazit

Zahlreiche Stellschrauben ermöglichen Tuning

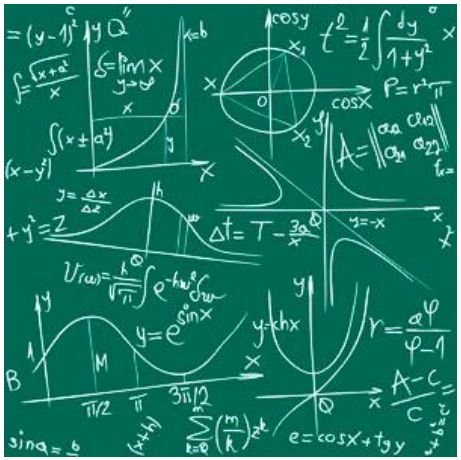
Standard

- Approximation der Wertfunktion durch Polynom 2. Grades der Dimensionen des Zustandsraumes $S_t = (P^S, P^P, x_{-3}, x_{-2}, x_{-1}, Y, L)$

$$\tilde{V}_t(S_t) = \theta_t^{00} + \theta_t^{N+1,0} t + \sum_{i=1}^{N} \left[\theta_t^{i0} S_t^i + \theta_t^{ii} \left(S_t^i\right)^2 + \sum_{j=i+1}^{N} \theta_t^{ij} S_t^i S_t^j \right]$$

Weitere Details

- *Enumeration kontinuierliche Entscheidungen?*
  -> Analytische Lösung der Maximierung für höchste Genauigkeit und Effizienz
- A: *Langsame Konvergenz aufgrund schlechter Entscheidungen* in späteren Perioden
  -> Kombination von klassischer *Vorwärtsrekursion und Rückwärtsrekursion*:
  Wert eines Zustandes basiert auf hinreichend genau approximierten Werten nachfolgender Zustände
- B: Gleichmäßige *Abdeckung des Zustandsraumes* wünschenswert
  -> *low discrepancy sampling* statt random sampling
- C: Bewertungen der *Zustände konvergieren unterschiedlich schnell*
  -> *Optimal computing budget allocation* (OCBA)
- D: Approximation der Wertfunktion abhängig von Abstandsmaß
  -> *Test unterschiedlicher Abstandsmaße*



In ersten Durchläufen Entscheidungen nur aufgrund Initialisierung

Initialization

Policy Iteration

Policy Evaluation

Initialize $\boldsymbol{\theta}_t = \mathbf{0}\ \forall t = 1, \dots, T+1$

for $k = 1$ to n_{PI} do

  Initialize $\boldsymbol{v}_t = (v_t^m)_{m=1,\dots,n_{Paths}} = \mathbf{0}\ \forall t = 1, \dots, T$

  for $m = 1$ to n_{Paths} do

    Sample initial state $\boldsymbol{S}_1^m$ and choose a sample path $\boldsymbol{W}^m = (\boldsymbol{W}_t^m)_{t=1,\dots,T}$

    for $t = 1$ to T do

      determine optimal action $x_t^m = x^*(\boldsymbol{S}_t^m, \boldsymbol{\theta}_{t+1})$

      $\boldsymbol{S}_{t+1}^m = \boldsymbol{S}_{t+1}^m(\boldsymbol{S}_t^m, x_t^m, \boldsymbol{W}_{t+1}^m)$

    end for

  Accumulate sample realizations $v_t^m = \sum_{\tau=t}^{T} C(\boldsymbol{S}_\tau^m, x_\tau^m)\ \forall t = 1, \dots, T$

  end for

  $\boldsymbol{\theta}_t$ =Update_Coefficients$(\boldsymbol{v}_t, \boldsymbol{\theta}_t)\ \forall t = 1, \dots, T$

end for

Lösung von hinten nach vorne schafft verlässliche Basis

Initialization

Policy Iteration

Policy Evaluation

Initialize $\boldsymbol{\theta}_t = \mathbf{0}\ \forall t = 1, \dots, T+1$

for $t = T-1$ to 1 do

  for $k = 1$ to n_{PI} do

    Initialize $\boldsymbol{v}_{t'} = \left(v_{t'}^m\right)_{m=1,\dots,n_{Paths}} = \mathbf{0}\ \forall t' = t, \dots, T$

      for $m = 1$ to n_{Paths} do

        Sample initial state $\boldsymbol{S}_t^m$ and choose a sample path $\boldsymbol{W}^m = (\boldsymbol{W}_t^m)_{t=1,\dots,T}$

        for $t' = t$ to T do

          determine optimal action $x_{t'}^m = x^*\left(\boldsymbol{S}_{t'}^m, \boldsymbol{\theta}_{t'+1}\right)$

          $\boldsymbol{S}_{t'+1}^m = \boldsymbol{S}_{t'+1}^m\left(\boldsymbol{S}_{t'}^m, x_{t'}^m, \boldsymbol{W}_{t'+1}^m\right)$

        end for

      Accumulate sample realizations $v_{t'}^m = \sum_{\tau=t'}^{T} C(\boldsymbol{S}_\tau^m, x_\tau^m)\ \forall t' = t, \dots, T$

      end for

    $\boldsymbol{\theta}_t$ =Update_Coefficients($\boldsymbol{v}_t, \boldsymbol{\theta}_t$) $\forall t = 1, \dots, T$

    If Policy_Converged($n_{con}, \varepsilon_{con}$)

      break

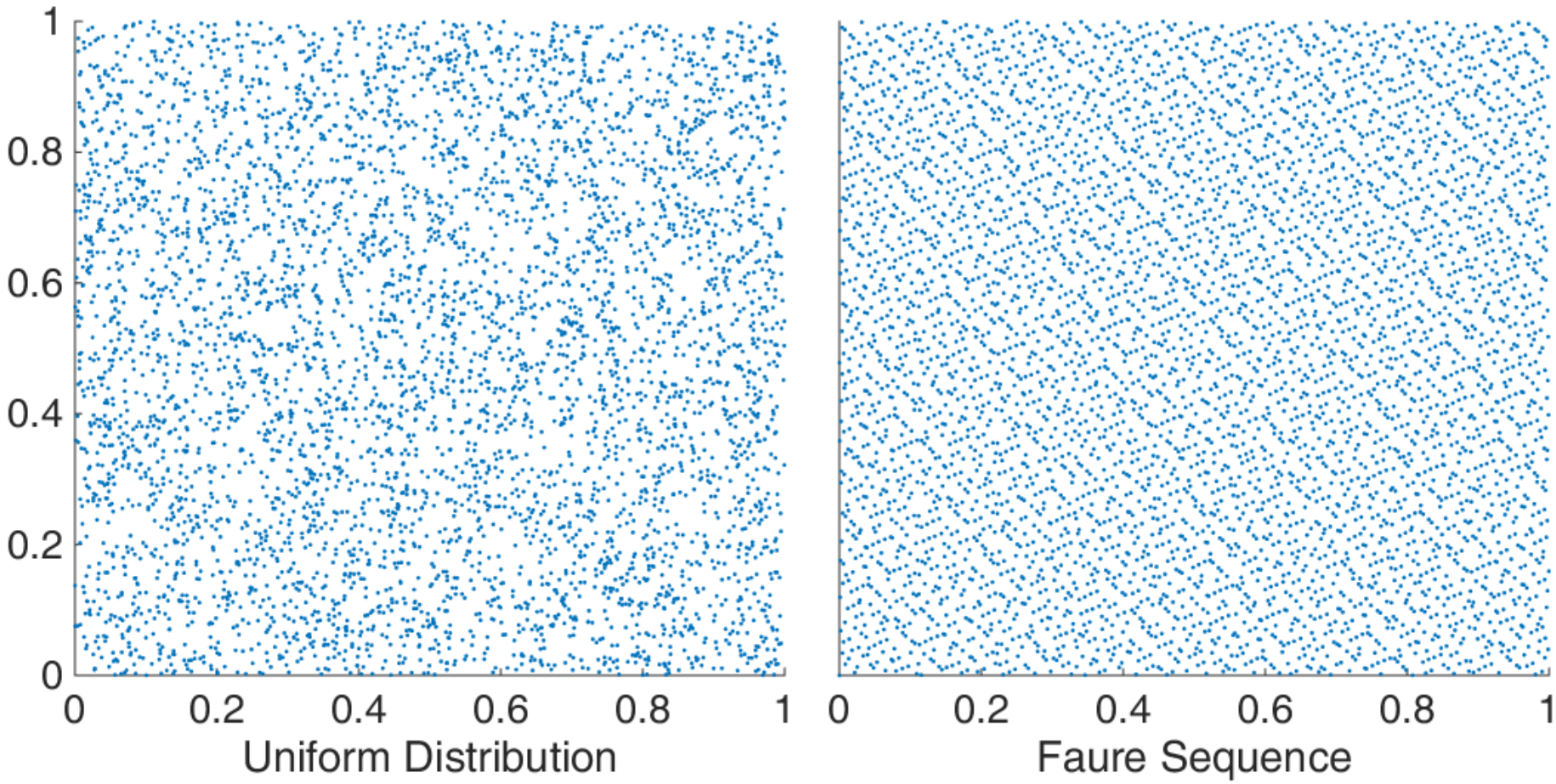
    end if

  end for

end for

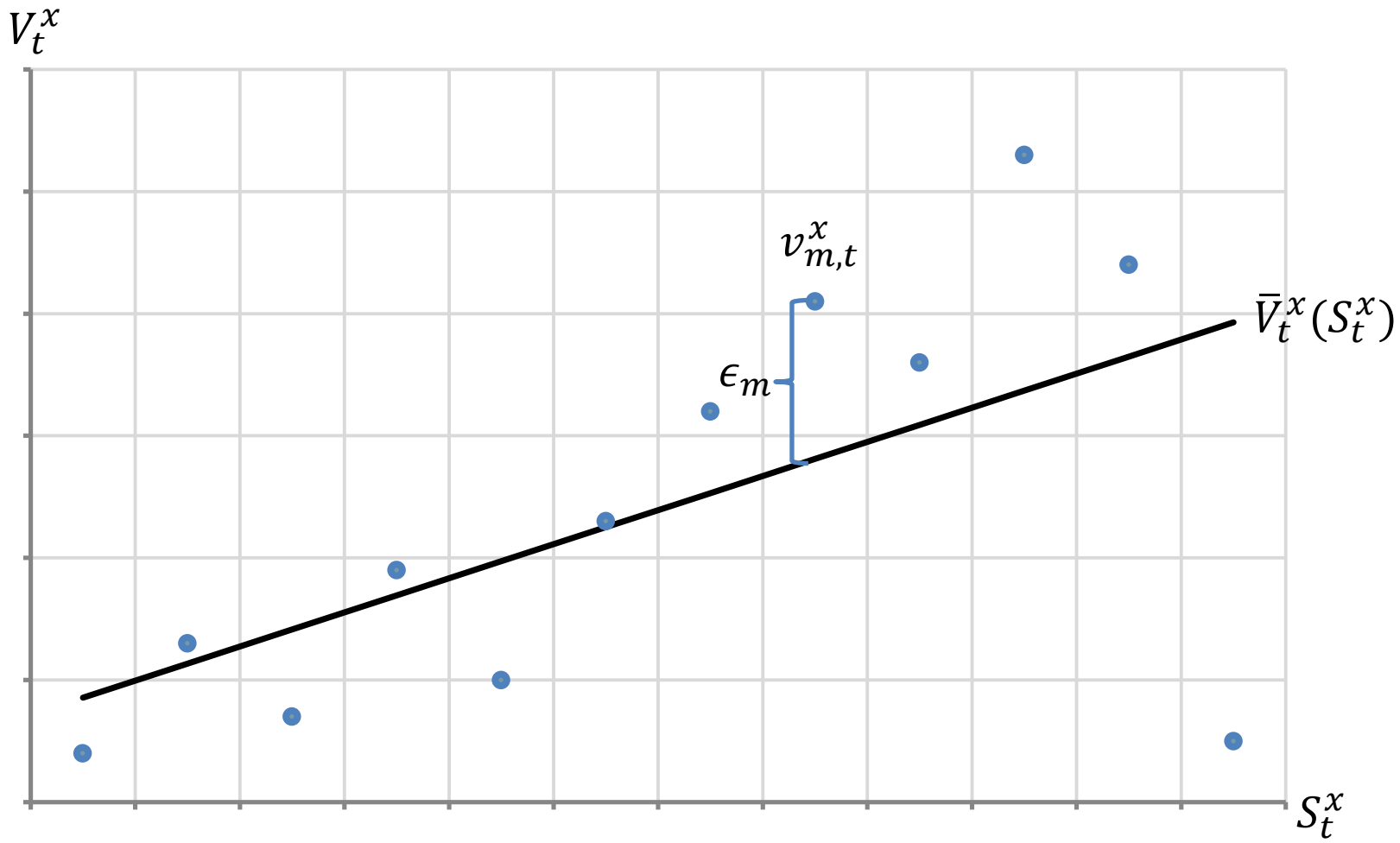
Gleichmäßigere Abdeckung durch Faure-Sampling

Illustration: Random vs. Faure



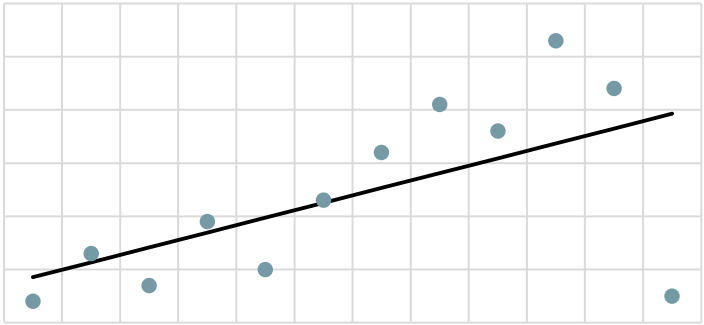
Gewichtung der Abweichungen

l2-Norm: Minimiere $\sum_{m=1}^{M} \epsilon_m^2$

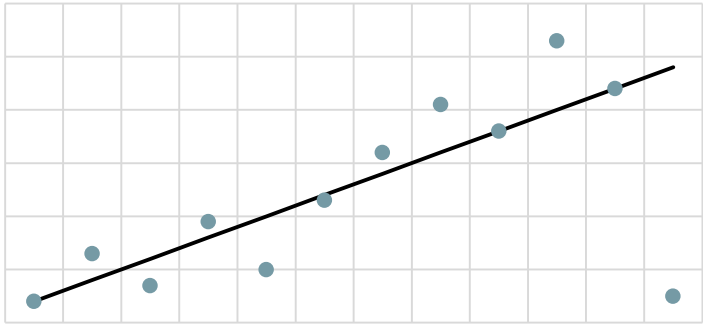


Varianten zur Berechnung der Approximation

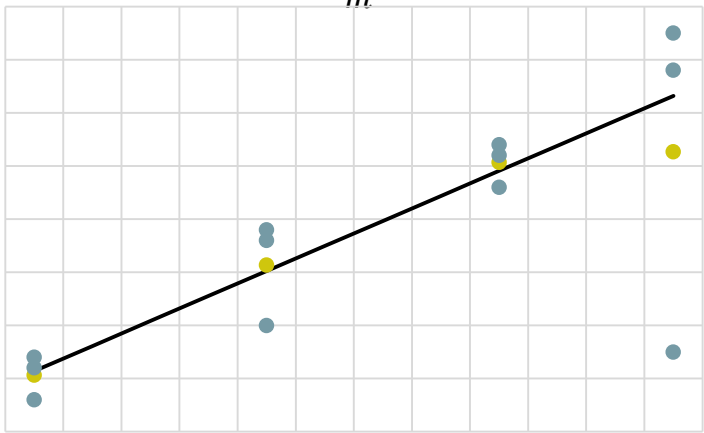
l2: minimize $\sum_{m=1}^{M} \epsilon_m^2$



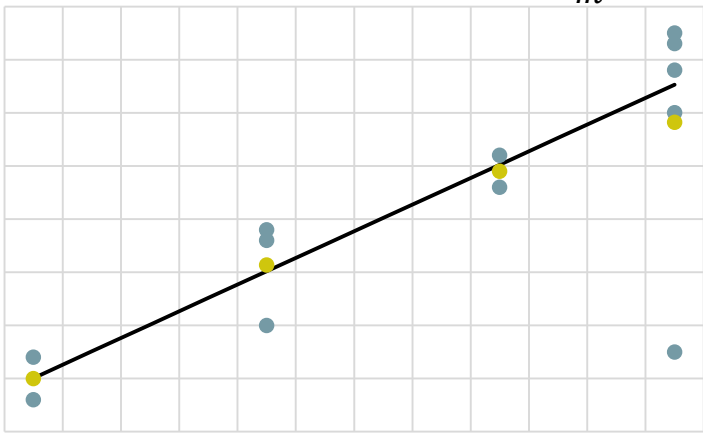
l1: minimize $\sum_{m=1}^{M} |\epsilon_m|$



weighted l2 (**wl2**):
minimize $\sum_{m=1}^{M} \frac{1}{\sigma_m^2} \epsilon_m^2$



Optimal computing budget allocation l2 (**OCBAl2**): minimize $\sum_{m=1}^{M} \frac{n_m}{\sigma_m^2} \epsilon_m^2$

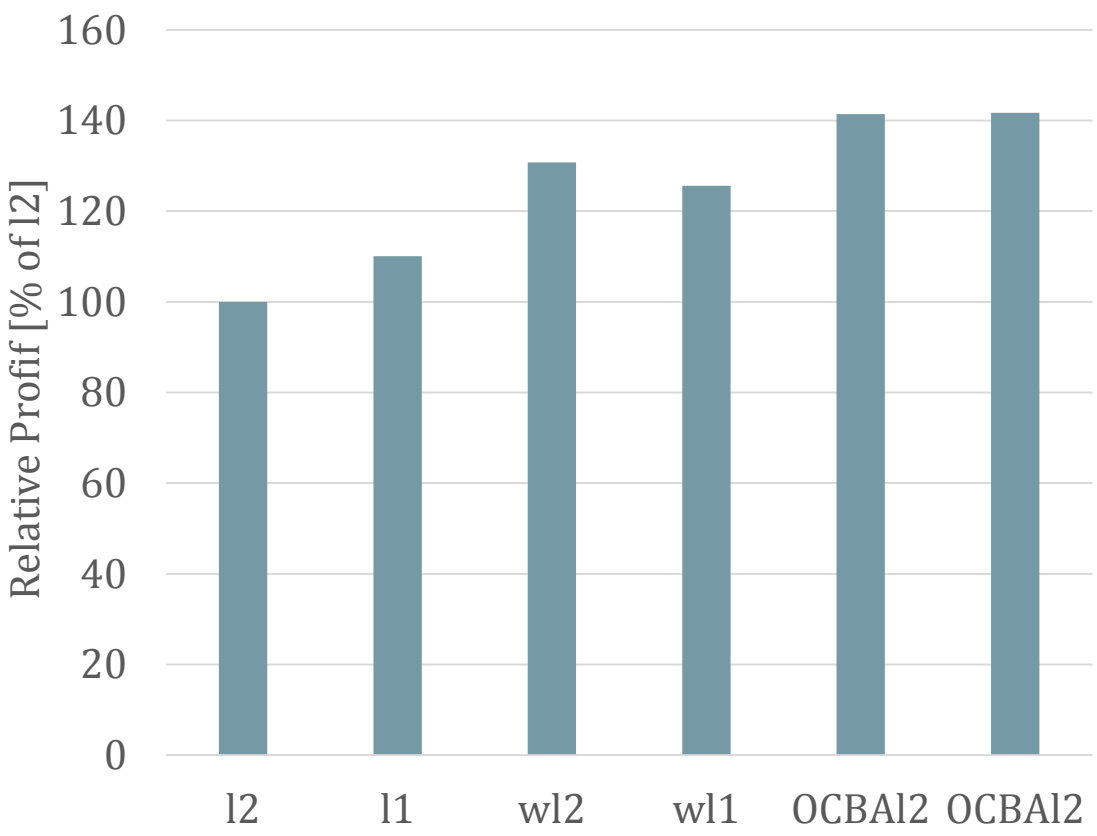


weighted l1 (**wl1**):
minimize $\sum_{m=1}^{M} \frac{1}{\sigma_m} |\epsilon_m|$

Optimal computing budget allocation l1 (**OCBAl1**): minimize $\sum_{m=1}^{M} \frac{\sqrt{n_m}}{\sigma_m} |\epsilon_m|$

OCBA verbessert Ergebnisse

Fallstudie 2



Agenda

1. Motivation
2. Approximate Dynamic Programming
3. Fallstudie 1: Windkraft mit Speicher
4. Fallstudie 2: zusätzlich Wasserstoff
5. Methodisches
6. **Fazit**

Marktgerechter Betrieb von Erneuerbaren ist möglich

Inhaltlich

- Windkraftanlagen lassen sich allein kaum marktgerecht betreiben
- Kombination mit Speicher entscheidend aus Betreiber- und Netzsicht
- Speichermanagement wichtig und anspruchsvoll

Methodisch

Dynamische Optimierung

- Intuitive, formale Abbildung stochastischer, dynamischer Probleme
- Ermöglicht direkte Lösung (sehr) kleiner Instanzen

Approximative Dynamische Optimierung

- Mächtiges Werkzeug, um auch größere Instanzen zu lösen
- Viele Stellschrauben, Details können über Erfolg entscheiden
- Keine fertigen Solver (wie für LPs)
- Zahlreiche (z.T. anspruchsvolle) Lehrbücher, u.a. Powell (2011)

Vielen Dank für Ihre Aufmerksamkeit!

Prof. Dr. Jochen Gönsch

Lehrstuhl für BWL, insb. Service Operations
Mercator School of Management
Universität Duisburg-Essen
Lotharstraße 65
47057 Duisburg

T +49 203 37-94369
F +49 203 37-91760
jochen.goensch@uni-due.de
www.msm.uni-due.de/so

Literatur

- Finnah, B. und J. Gönsch: Backwards approximate dynamic programming for wind power plants with hybrid energy storage systems. Working Paper, University of Duisburg-Essen (2018)
- Gönsch, J. und M. Hassler: Sell or Store? — An ADP Approach to Marketing Renewable Energy. Erscheint in: OR Spectrum (2016).
- Hassler, M.; J. Gönsch und S. Krohns: Optimierte Vermarktung von Energie aus stochastischen erneuerbaren Quellen – Be- oder Entlastung des Netzes? In: Tagungsband Wissenschaftsdialog. Bundesnetzagentur, 2014, S. 129-145.
- Powell, W.B.: Approximate Dynamic Programming: Solving the Curses Of Dimensionality. Wiley, New Jersey, 2011.