

A Reinforcement Learning Demand Response Model Considering Demand Elasticity during High Electricity Prices in Germany

Jawana Gabrielski (TU Dortmund)

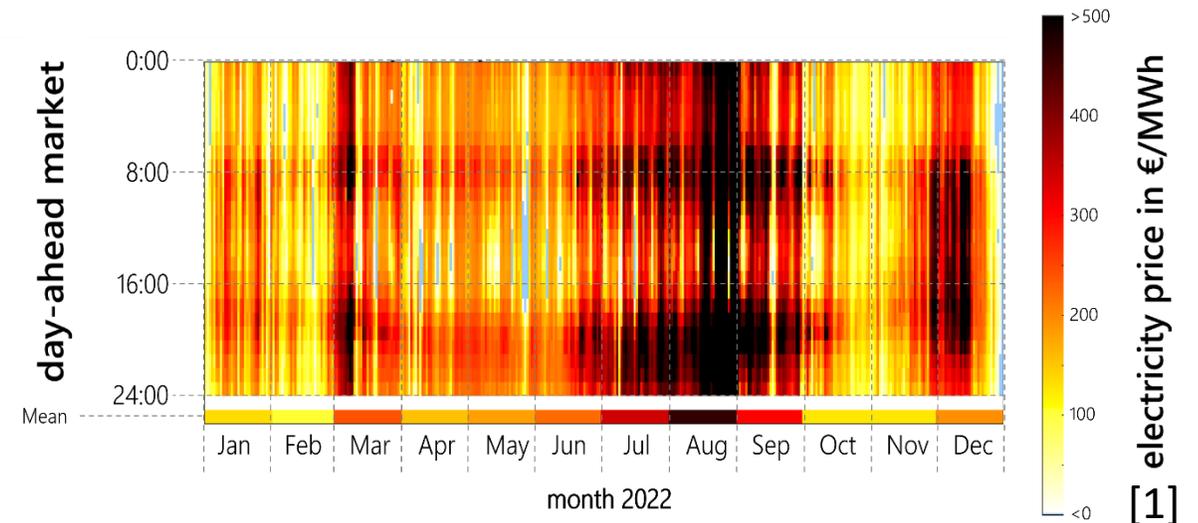
Eduardo Salazar (National University of San Juan (UNSJ)), Ulf Häger (TU Dortmund), Mauricio Samper (UNSJ)



- Motivation und Einleitung
- Modell
- Verwendete Daten
- Ergebnisse
- Zusammenfassung und Ausblick

Motivation

- Strompreise steigen und werden volatiler unter anderem aufgrund des Ukrainekriegs und dessen Folgen



- (zeitunabhängige) Haushaltsstrompreise haben sich mehr als verdoppelt
- Verbraucher reagieren mit Verhaltensänderungen
- Zeitabhängige Tarife können attraktive Alternativen zu zeitunabhängigen Tarifen darstellen
 - Führen zu einem Angleichen von Verbrauch und Marktdynamiken und somit auch der Erzeugung

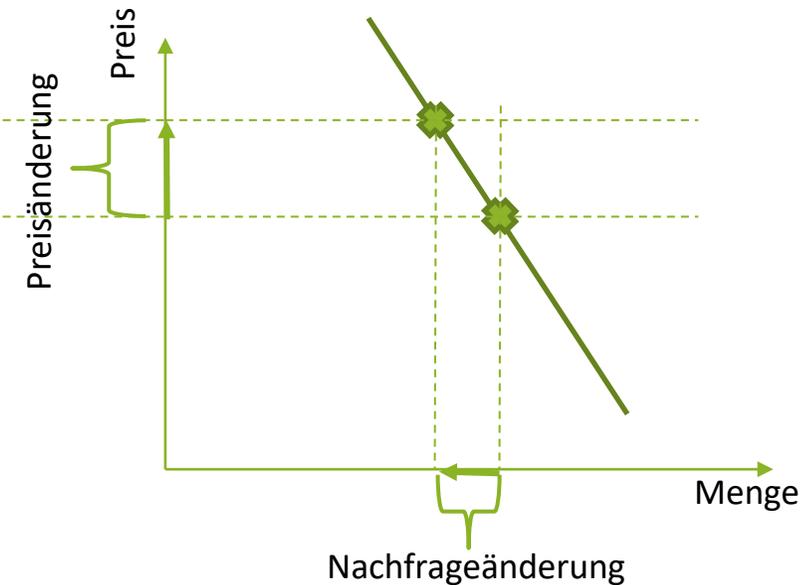
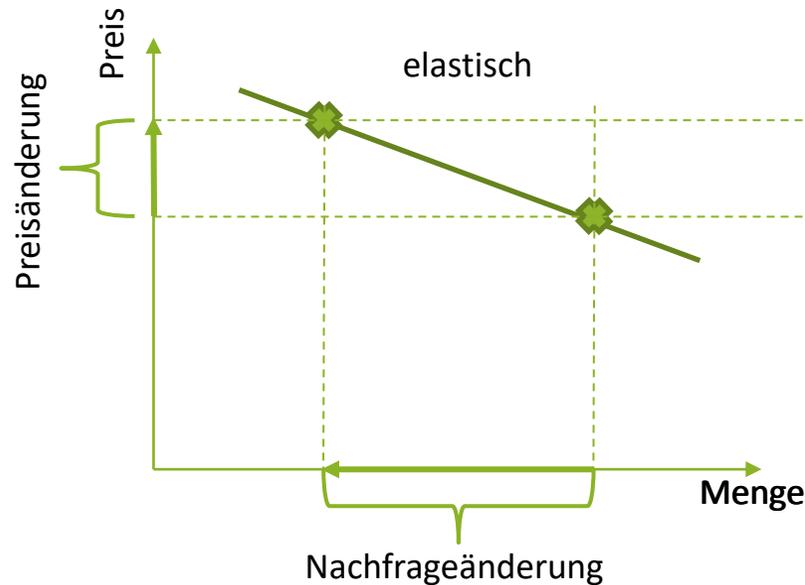
Einleitung

- Time of Use Preise haben mehrere Vorteile [2]
 - Demand Response
 - Reduzierung der Peak Last
- Ab 2025 müssen deutsche Stromanbieter zeitabhängige Preise anbieten
- Werkzeuge zur Formulierung neuer Preise unter Berücksichtigung Preis und Nachfrageverhalten werden benötigt
- Nutzung von Verhaltensänderungen durch gestiegene Preise um Preiselastizitäten zu erhalten
- Reinforcement Learning Modell zur Maximierung des Nutzens von sowohl Verbrauchern wie auch Lieferanten ermöglicht die Formulierung zeitabhängiger Preise

Elastizität der Nachfrage

- Elastizität: Wie stark verändert sich die Last in Abhängigkeit vom Preis?

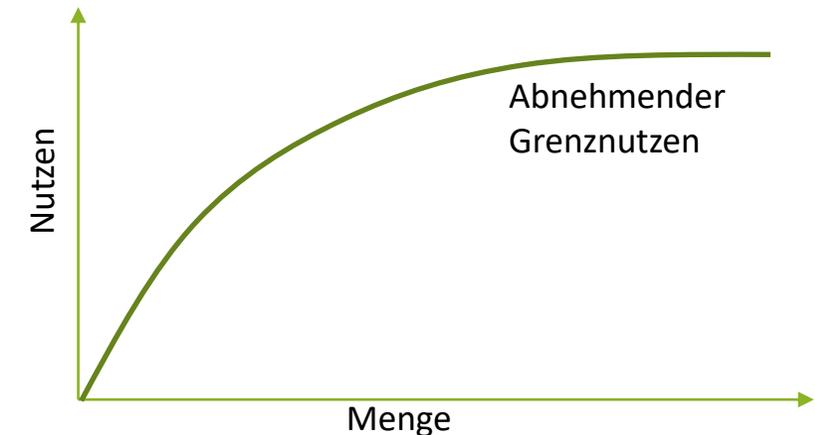
- $\frac{\Delta d_u}{d_u} / \frac{\Delta p_u}{p_u}$



- Autoelastizität: Wie sehr kann die Last in eine andere Stunde verschoben werden (in Abhängigkeit von den stündlichen Energiepreisen)?
- Annahme: Verbraucherpreis setzt sich auch Marktpreis und Entgelten zusammen

■ Nutzen des Verbrauchers:

- Positiver Einfluss: Zufriedenheit durch den Konsum von Energie (zeitabhängig)
- Negativer Einfluss: zu zahlender Preis (zeitabhängig)
- Stündlicher Gewichtungsfaktor zwischen beiden Einflüssen
- Annahme eines abnehmenden Grenznutzens

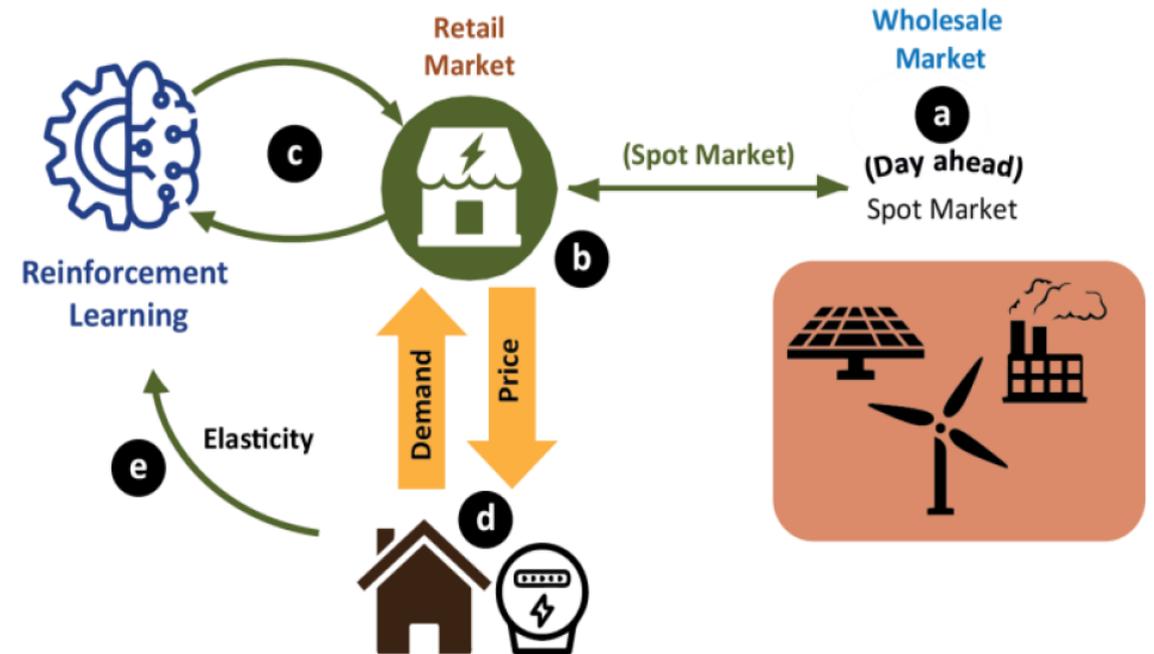


■ Nutzen des Lieferantens

- Möchte die Preisdifferenz zwischen dem bezahlten Börsenpreis und dem Verbraucherpreis maximieren

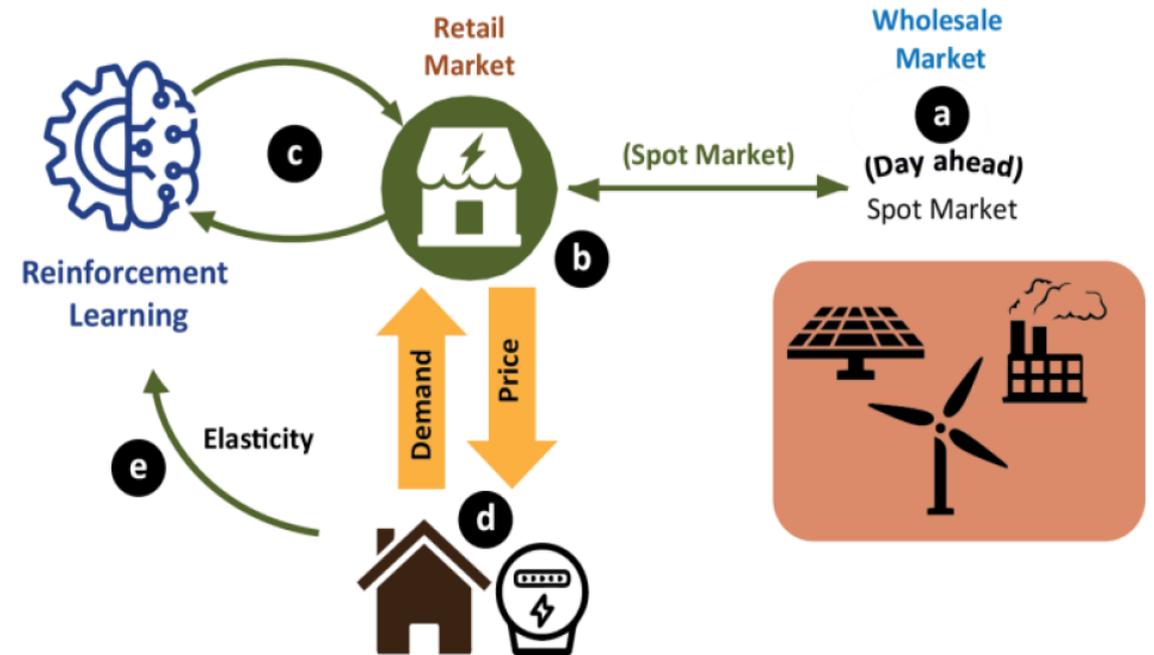
➤ Gesamtziel: Summe der Nutzen von Verbraucher und Lieferanten maximieren

- Eine Gruppe von Verbrauchern (d) kauft Energie vom Lieferanten (b). Das Geschäftsmodell des Lieferanten ist es Energie an der Börse zu kaufen (a) und diese mit Gewinn an die Verbraucher weiterzuverkaufen
- Er entwickelt Preisstrategien, welche es den Verbrauchern ermöglichen sich an variierende Preise anzupassen ohne ihre Zufriedenheit zu beeinträchtigen
- Dazu wird Reinforcement Learning verwendet (c)



Reinforcement Learning

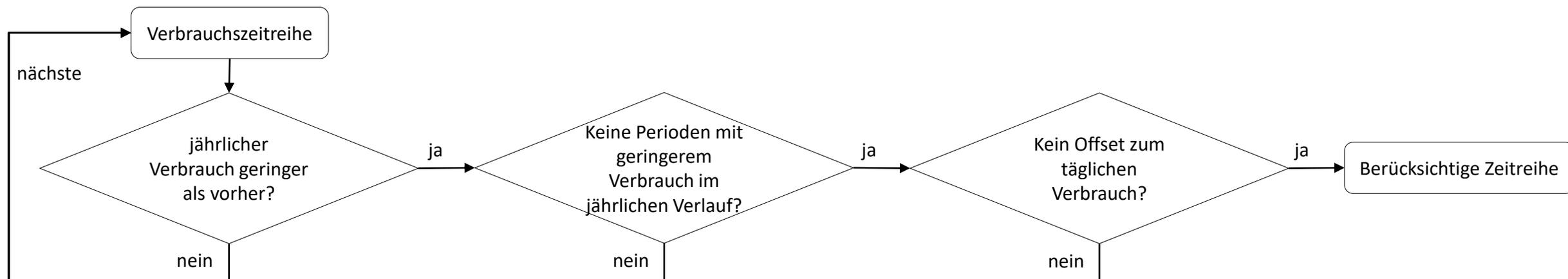
- Reinforcement Learning ist ein interaktives Lernen, welches zwischen Agenten und deren Umgebung stattfindet
- Das Ziel des Agenten ist durch Experimentieren es Aktionen zu identifizieren, die zur größten Belohnung führen
- Interaktionen zwischen dem Agenten (Lieferant) und der Umgebung (dem Verhalten der Verbraucher in Abhängigkeit von ihrer Elastizität)
- Finden zu diskreten Zeitschritten statt
- Jede Aktion des Agenten führt zu einer Belohnung (positiv oder negativ) und einem Übergang in einen nächsten Zustand



Iterationen entsprechend der Anzahl der Epochen und Zeitschritte

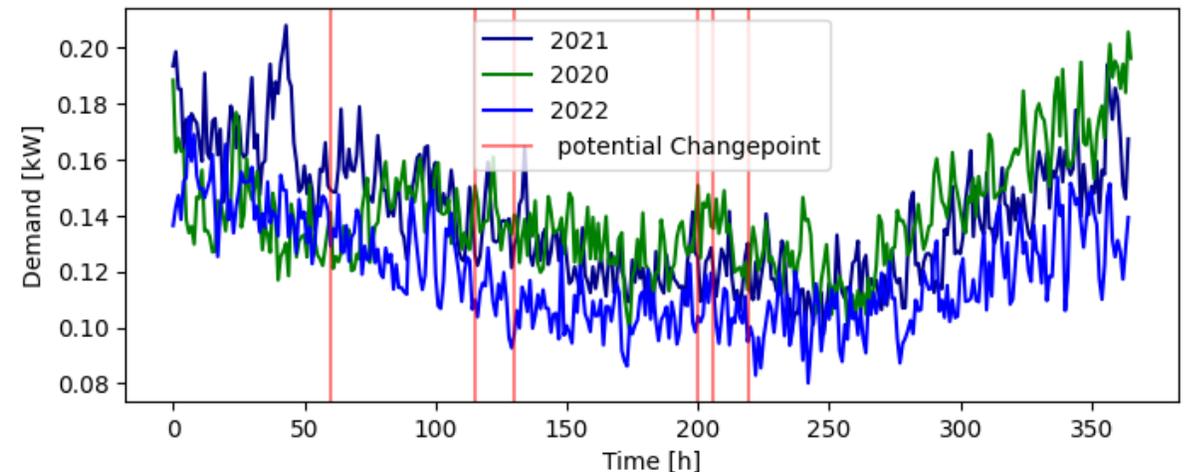
Verwendete Verbrauchszeitreihen

- Gemessene Zeitreihen von deutschen Haushalten (Daten aus der openMeter Plattform [3])
 - Keine Informationen über Tarife oder installierte Geräte
 - Probleme:
 - Haushalte haben unterschiedliche Tarife mit verschiedenen Konditionen (wie Preisgarantien ect.)
 - Nicht bekannt wann angestiegener Preis an den Haushalt weitergegeben wird
 - Bei einigen Haushalten stieg der Stromverbrauch aufgrund neuer Geräte wie z.B. Elektroautos oder Wärmepumpen an
- Haushalte die ihr Verhalten preisabhängig verändert haben müssen identifiziert werden
- Keine Lastreduktion durch längere Abwesenheiten, effizientere Geräte (welche langfristig preisunabhängig sind) etc.



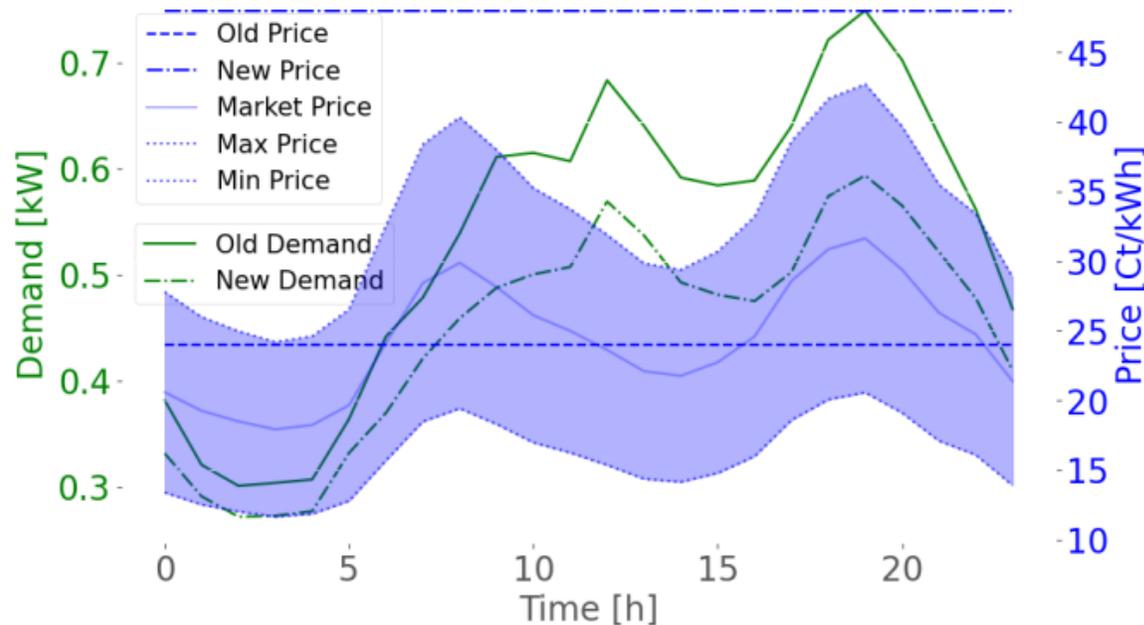
Verwendete Verbrauchszeitreihen

- Mit der beschriebenen Methode wurden 15 Zeitreihen identifiziert
 - Stündliche Durchschnittswerte werden für die Preisformulierung genutzt
- Die realen Preise unterschiedlicher Haushalte unterscheiden sich, sodass es nicht einen gemeinsamen Preis aller Haushalte gibt
 - Verhaltensänderungen werden allerdings auch nicht nur durch die Preisänderung sondern auch durch Informationen aus den Medien etc. beeinflusst
- Es wird nicht der Zeitpunkt der Preisänderung sondern der Zeitpunkt der Verhaltensänderung gesucht
 - der durchschnittliche jährliche Verlauf unterschiedlicher Jahre wird verglichen und mögliche Changepoints identifiziert
 - der Zeitpunkt mit der größten Änderung wird ausgewählt



Verwendete Eingangsdaten

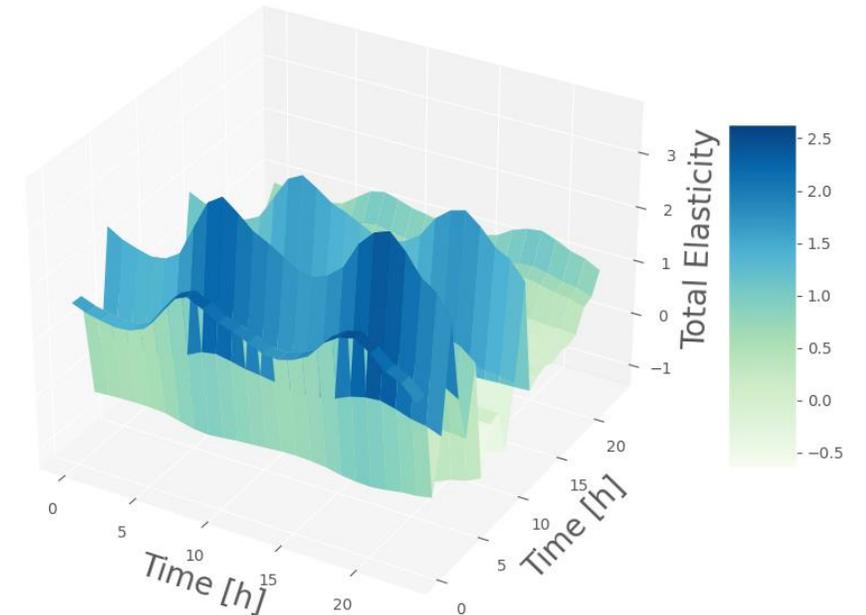
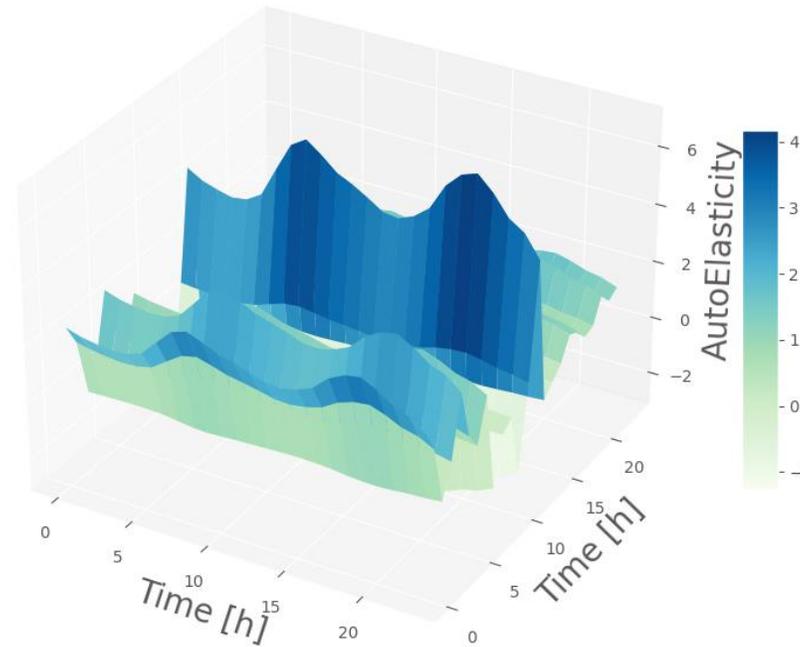
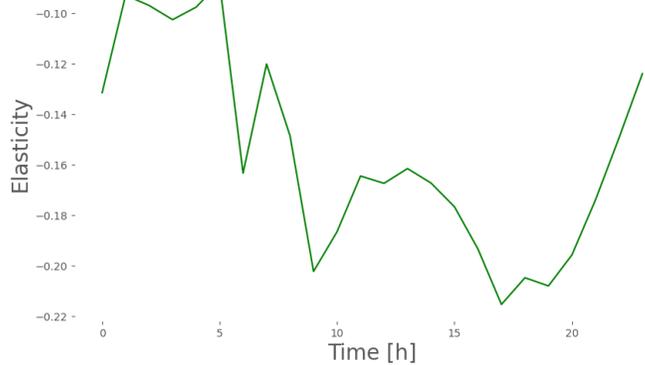
- Durchschnittspreise vor und nach dem Change point
- Stündliche durchschnittliche Marktpreise
- Faktor für zusätzliche Entgelte um einen Vergleich zwischen Markt- und Haushaltspreis zu ermöglichen
- Symmetrische Preis- Ober- und Untergrenzen



Elastizität
Prozentuale Änderung
der Last

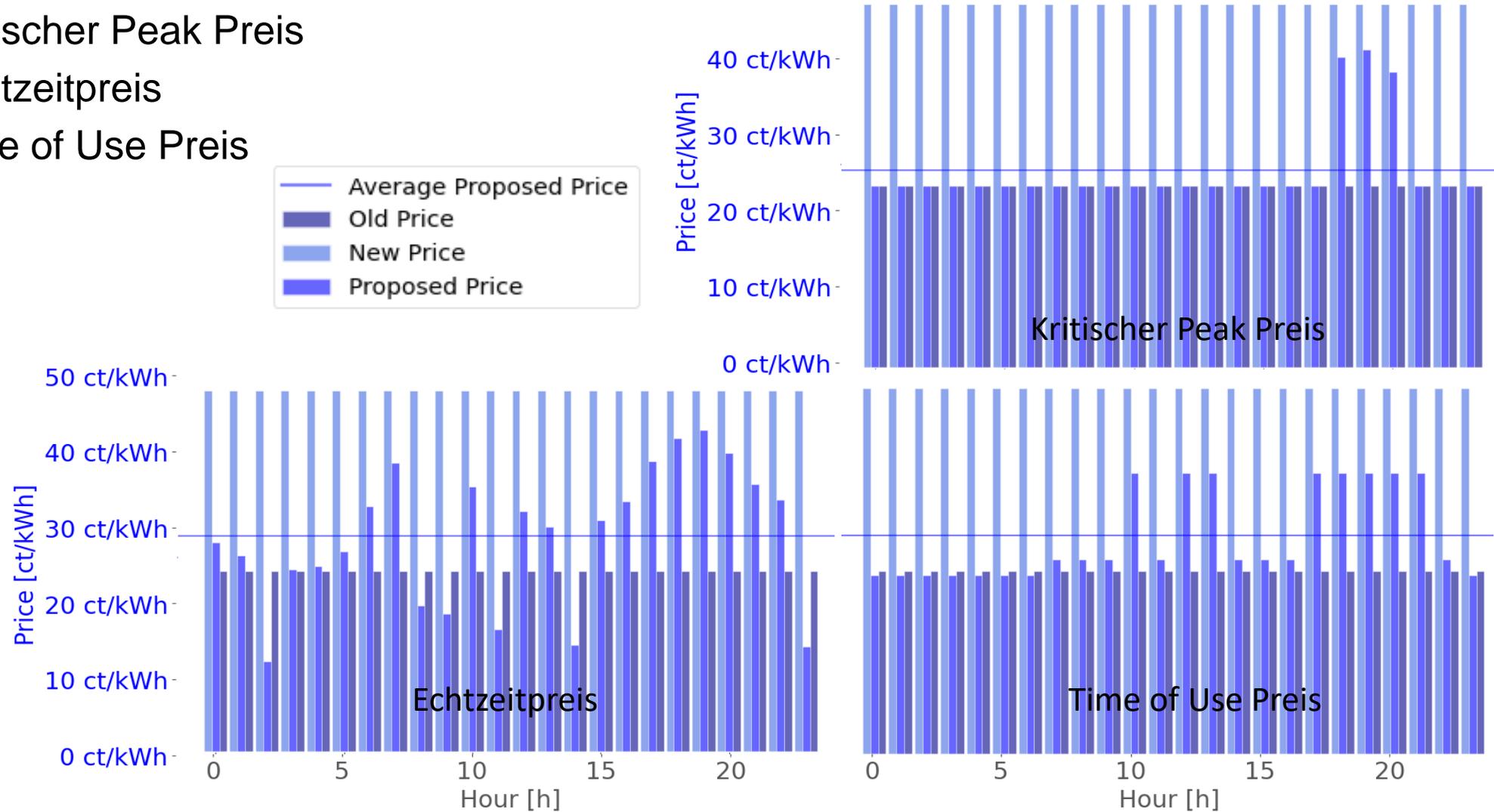
Autoelastizität
Möglichkeit der Verschiebung in
andere Stunden
Grenzen der Lastverschiebung

Autoelastizität gewichtet mit der
Elastizität

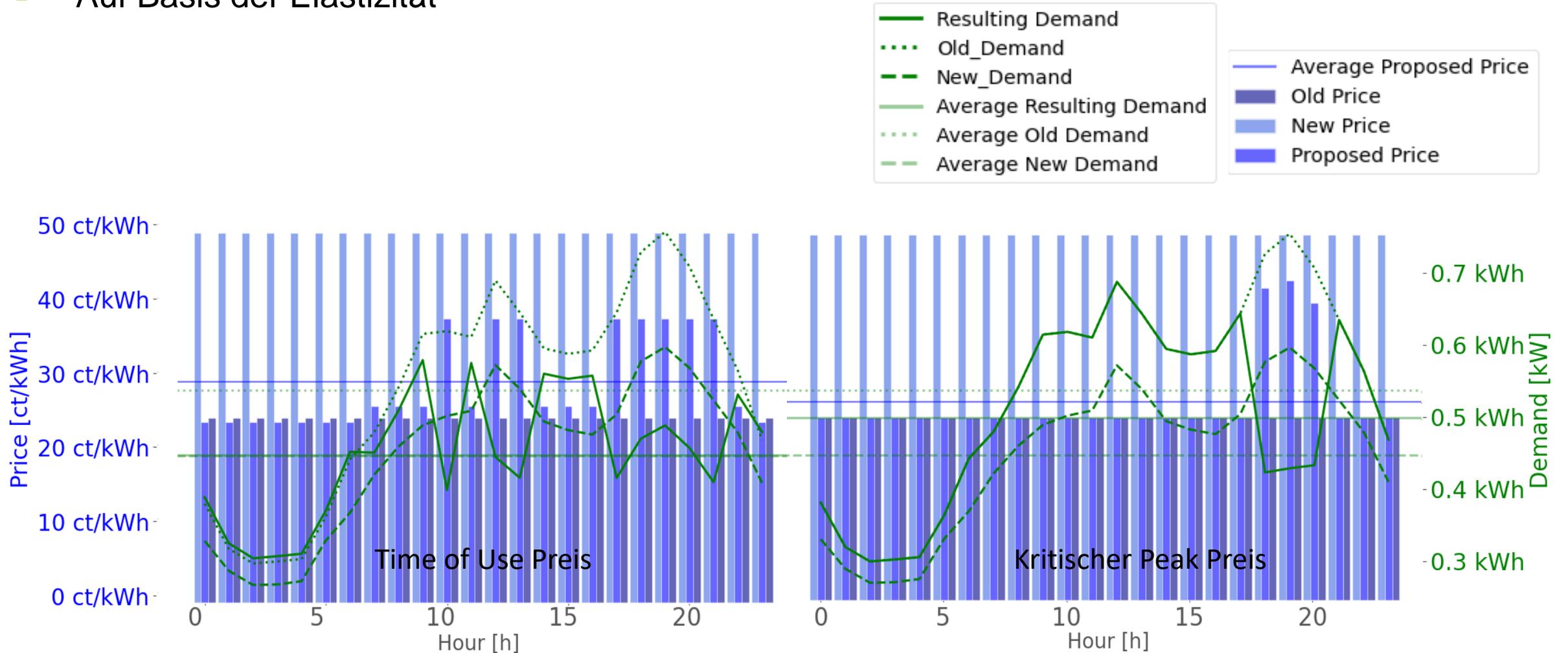


Resultierende vorgeschlagene Preise

- Kritischer Peak Preis
- Echtzeitpreis
- Time of Use Preis



- Auf Basis der Elastizität



- Preisbasiertes Demand Response Modell
- Maximiert Nutzen von Verbrauchern und Lieferanten
- Analyse der Nachfrageelastizität anhand aktueller Preisanstiege in Deutschland
- In Kombination mit typischen Verläufen der Marktpreise identifiziert das Reinforcement Learning Modell optimale Zeitpunkte für Preissignale
- Ermöglicht gleichzeitig eine aktive Teilnahme der Verbraucher und verhindert Verluste von Lieferanten
- Es werden nur Verbraucher berücksichtigt, die ihr Verhalten veränderten, während preisunelastische Verbraucher vernachlässigt werden
 - Die Ergebnisse überschätzen die Elastizität und können somit nicht extrapoliert werden
 - Zukünftige Forschung könnte basierend auf größeren Datensätzen das Verhalten der gesamten Haushaltslast untersuchen
- Die betrachteten Verbraucher haben zeitunabhängige Tarife, sodass Lastverschiebungen nur indirekt berücksichtigt werden
 - Sollte in zukünftiger Forschung anhand von Lastzeitreihen mit Tarifzeitreihen untersucht werden

- [1]: <https://www.ffe.de/en/publications/german-electricity-prices-on-the-epex-spot-exchange-in-2022/>
- [2]: International Renewable Energy Agency, *TIME-OF-USE TARIFFS INNOVATION LANDSCAPE BRIEF About IRENA*. 2019. [Online]. Available: www.irena.org
- [3]: www.openMeter.de

Gefördert durch:



Bundesministerium
für Wirtschaft
und Energie

aufgrund eines Beschlusses
des Deutschen Bundestages

Danke für Ihre Aufmerksamkeit

