

SEK

867,638

UNDERLAGSRAPPORT TILL RAPPORT 2024:7

Algoritmisk prissättning på drivmedelsmarknader

– en litteraturöversikt och analys av svenska förhållanden

Konkurrensverket, december 2024

Författare: Richard Friberg

Foto: Scandinav

Förord

Denna underlagsrapport har tagits fram inom ramen för det projekt på Konkurrensverket som föranletts av ett uppdrag från regeringen att analysera pris och konkurrensförhållanden på de svenska konsumentnära drivmedelsmarknaderna. Rapporten har författats av professor Richard Friberg vid Handelshögskolan i Stockholm och författaren står själv för slutsatserna som läggs fram. Det empiriska underlaget utgörs av uppgifter om priser och andra marknadsförhållanden som samlats in inom ramen för regeringsuppdraget. Konkurrensverkets sammanfattande slutsatser av denna rapport återfinns i kapitelavsnitt 5.5 i rapporten "Hur påverkar konkurrensen priserna på bensin och diesel? Delrapport av ett uppdrag från regeringen" (Konkurrensverkets rapport 2024:6). Underlagsrapporten ingår även i slutrapporteringen av regeringsuppdraget (Konkurrensverkets rapport 2024:7).

Stockholm 2 december 2024

Karl Lundvall
Projektledare

Innehåll

Sammanfattning	5
Summary	8
1 Prisalgoritmer	11
2 Prisalgoritmer – en litteraturgenomgång	14
2.1 Prisalgoritmer som en kodifiering av ett prissamarbete	15
2.2 AI som lär sig prissamarbete	15
2.3 Regelbaserade prisalgoritmer.....	18
2.4 Användning av samma prisalgoritm av konkurrerande företag.....	27
2.5 Resultat från den tidigare litteraturen av intresse för den svenska drivmedelsmarknaden	29
3 Prisalgoritmer på den svenska drivmedelsmarknaden	30
3.1 AI-algoritmer på den svenska drivmedelsmarknaden.....	31
3.2 Regelstyrda algoritmer på den svenska drivmedelsmarknaden – en studie av duopolmarknader	39
4 Avslutande kommentarer	46
5 Appendix: Varierar efterfrågan över veckodag och är efterfrågan högre efter ”löning”?	48
Referenser	52

Sammanfattning

Datorstyrda regler för att bestämma priser är nuförtiden ett vanligt verktyg på flera marknader. I det följande benämner vi sådana regler för *prisalgoritmer* och denna rapport börjar med en litteraturöversikt av teori och empiri av relevans för att förstå effekterna av sådana prisalgoritmer på prisnivå, med fokus på algoritmer som används på drivmedelsmarknader.

En prisalgoritm benämns som *regelbaserad* (eller *deterministisk*) då den direkt styrs av ett program där en programmerare har tydligt kodifierat instruktioner. Enkelt uttryckt så kan vi tänka på en mänsklig programmerare som skriver ner kod med användning av ett antal *if...then* kommandon. Med en *AI-algoritm* avser vi i stället en typ av algoritm som styrs av artificiell intelligens och maskininlärning, snarare än direkt av en programmerare. Algoritmen experimenterar med olika strategier och lär sig över tid vad som fungerar för att uppnå vissa mål.

Litteraturöversikten struktureras kring fyra olika mekanismer via vilka algoritmer kan påverka priser.

- Prisalgoritmer kan fungera som en kodifiering av ett prissamarbete. Enkelt uttryckt så kan ett kartellsamarbete som upprättas utan algoritmisk inblandning implementeras via algoritmer. Detta har rönt förhållandevis lite intresse i litteraturen och få förefaller tro att det är ett vanligt förekommande problem eller att det erbjuder nya konkurrensrättsliga utmaningar.
- En annan typ av mekanism är att AI-algoritmer kan "lära sig" att prissamarbeta. Medan den teoretiska litteraturen (som även inkluderar simuleringar) är mycket omfattande så är den empiriska litteraturen än så länge mycket begränsad. En uppmärksam studie av den tyska bensinmarknaden som pekar på att prisalgoritmer är förknippade med högre priser utgör ett mycket uppmärksammat undantag och är en viktig motivation för denna studie av prisalgoritmers roll på den svenska drivmedelsmarknaden.
- Regelstyrda algoritmer kan också leda till att högre prisnivåer kan upprätthållas. Centralt för två av de bakomliggande teorierna är att regelstyrda algoritmer kan svara snabbare och mer förutsägbart på prissänkningar, vilket i sin tur minskar drivkrafterna att sänka priset. Noterbart är att medan den forskningslitteraturen initialt fokuserade på AI-styrda algoritmer så har regelstyrda algoritmer rönt alltmer intresse de allra senaste åren.
- Användning av samma algoritmlieferantör från flera konkurrerande företag kan också leda till högre prisnivå. Då flera konkurrenter använder samma prisalgoritm är det inte osannolikt att det leder till att marknaden blir mer förutsägbar, transparent och att därmed att tyst prissamverkan (tacit collusion) kan underlättas.

Låt oss lyfta några observationer baserade på litteraturöversikten vilka är av värde för studiet av prisalgoritmer på den svenska drivmedelsmarknaden.

- Flera studier pekar på att prisalgoritmer kan ha en prishöjande effekt.
- Den prishöjande effekten kan uppstå både med AI-styrda algoritmer och genom enklare regelbaserade algoritmer.
- Risken för prishöjande effekter av algoritmer kan vara särskilt hög då flera konkurrerande företag använder sig av samma leverantör av algoritmer.

Dessa observationer utgör viktiga ingångar till en empirisk analys av algoritmisk prissättning på den svenska drivmedelsmarknaden. Baserat på svar från ålägganden till Regeringsuppdrag drivmedel använder vi oss av data från 1 januari 2021 till och med 31 augusti 2023 och fokuserar på de fyra stora kedjorna på den svenska drivmedelsmarknaden. Vi avgränsar oss till att studera 95-oktanig bensin. Tre av de fyra kedjorna använder algoritmer under den aktuella tidsperioden. Den fjärde kedjan använder inte något algoritmbaserat verktyg som köpts in från extern leverantör utan förlitar sig på manuell prissättning.

Den empiriska analysen börjar med att studera prissättningen i de mycket få stationer som använder sig av AI-algoritmer. Användningen av AI påbörjas under tidsperioden som studeras (2022) och med kunskap om exakta datum när AI kopplas på för respektive station. Detta gör det enkelt att identifiera effekterna av AI-prissättning så som den hittills har kommit till uttryck. Vi drar följande slutsatser:

- I dagsläget tyder det mesta på att användningen av AI-baserade prissättningsalgoritmer fortfarande är på ett test-stadium i Sverige. (Notera att detta gäller AI-algoritmer specifikt, regelstyrda algoritmer används i stor utsträckning så som diskuteras längre ned i texten).
- Den begränsade erfarenheten tyder ändå på att effekterna av AI på prissättning kan komma att bli mycket stora om de skulle nå ett vidare genomslag. Prissättningen på stationer med AI-styrd prissättning skiljer sig i betydande grad från den i annars jämförbara stationer: AI-stationerna ändrar priser mycket oftare och med mindre belopp än vad andra stationer gör.
- Resultaten av regressionsanalys pekar på att AI-stationer i dagsläget har något lägre marginaler än andra jämförbara stationer. I dagsläget pekar därmed inte erfarenheterna från användningen av AI på svenska drivmedelsmarknader är förknippat med svagare konkurrens (och därigenom med högre marginaler). Av detta kan dock inte slutsatsen dras att AI-användning är utan fara för konkurrensen. Den teoretiska litteraturen pekar på att algoritmer tar tid att lära sig

och att konkurrensskadliga effekter kan uppstå först efter en längre tid. Den teoretiska litteraturen pekar också på potentialen för viktiga interaktionseffekter när en algoritm möter en annan algoritm. Hittills har vi bara sett AI användning i mycket få stationer och för en kedja.

Rapporten går efter detta vidare till att söka studera effekterna av regelstyrda algoritmer på prisnivåer. Vi använder variation i lokala konkurrensförhållanden för att få variation mellan stationer för att försöka utröna effekter av användning av regelstyrda algoritmer. Användningen är så pass omfattande och sträcker sig tillbaka i tiden till före det som täcks av analysen vilket försvårar att använda samma typ av analys som vi gör för AI-stationer. Om det saknas konkurrerande stationer inom 10 minuters körtid definierar vi stationen som ett "monopol" och om det enbart finns en station till inom 10 minuters körtid definierar vi stationen som att den ingår i ett "duopol". Stationer där det finns fler än en konkurrent inom 10 minuters körtid exkluderas från analysen. Detta dataset tillåter oss att utvärdera flera olika dimensioner som litteraturen har pekat på som potentiellt relevanta:

- Konkurrens mellan två olika algoritmer. I dessa data finns duopol-marknader där en kedja som använder en algoritm konkurrerar med de två kedjor som använder en annan algoritm.
- Konkurrens mellan stationer som använder sig av samma algoritm-leverantör.
- Konkurrens mellan algoritm-baserad och "manuell" prissättning.

Vi finner små skillnader i prissättning mellan de olika formerna där en algoritm konkurrerar mot en annan algoritm. Som noterades ovan så pekar en del teoribildning på att regelstyrda algoritmer kan ha en prishöjdande effekt genom att konkurrenter svarar snabbare på en prissänkning, vilket i sin tur minskar incitamenten att sänka priser. Studier av marknader där endast två stationer konkurrerar pekar på att stationer som använder regelstyrda algoritmer svarar snabbare på prissänkningar än vad stationer med manuellt satta priser gör. Detta pekar på att denna mekanism kan vara av relevans för svenska drivmedelsmarknader.

Summary

Computer-based rules for determining prices are now a common tool in several markets. In what follows, we term such rules *pricing algorithms* and this report begins with a literature review of theory and empirical evidence relevant to understanding the effects of such pricing algorithms on the price level, focusing on algorithms used in fuel markets.

A price algorithm is referred to as *rule-based* (or deterministic) if it is directly controlled by a program where a programmer has clearly codified instructions. Simply put, we can think of a human programmer who writes down code using a number of *if...then* commands. By an *AI-algorithm*, we instead mean a type of algorithm controlled by artificial intelligence and machine learning, rather than directly by a programmer. An AI algorithm experiments with different strategies and learns over time what works to achieve certain goals.

The literature review is structured around four different mechanisms through which algorithms can influence prices.

- Price algorithms can act as a codification of a price collaboration. Simply put, a cartel agreement that is established "offline" can be implemented via algorithms. This has attracted relatively little interest in the literature and few observers seem to believe that it is a common problem or that it offers new competition law challenges.
- Another type of mechanism is that AI algorithms can "learn" to cooperate on prices. While the theoretical literature (which also includes simulations) is extensive, the empirical literature is limited so far. An attention-grabbing study of the German gasoline market that points out that price algorithms are associated with higher prices constitutes a very notable exception and is an important motivation for this study of the role of pricing algorithms in the Swedish fuel market.
- Rule-based algorithms can also lead to higher price levels being established. Central to two of the underlying theories is that rule-based algorithms can respond faster and more predictably to price reductions, which in turn reduces the incentives to lower the price. Notably, while the literature initially focused largely on AI-algorithms, rule-based algorithms have received increasing interest in the very last couple of years.
- Use of the same algorithm provider by several competing companies can also lead to a higher price level. When several competitors use the same price algorithm, it is not improbable that this leads to the market becoming more predictable, transparent, and thereby facilitating tacit collusion.

Let us highlight some observations based on the literature review, which are of value for the study of price algorithms in the Swedish fuel market.

- Several studies indicate that price algorithms can have a price-increasing effect.
- The price-increasing effect can occur both with AI-algorithms and through simpler rule-based algorithms.
- The risk of price-increasing effects of algorithms can be particularly high when several competing companies use the same supplier of algorithms.

These observations guide the empirical analysis of algorithmic pricing in the Swedish fuel market. Based on responses from "Regeringsuppdrag drivmedel", we use data from January 1, 2021 up to and including August 31, 2023 and focus on the four major chains in the Swedish fuel market. We limit ourselves to studying 95-octane gasoline. Three of the four chains use algorithms during this time. The fourth chain does not use an algorithmic tool purchased from an external supplier but instead relies on manual decisions.

The empirical analysis begins by studying pricing in the small number of stations that use AI algorithms. The use of AI begins during the time of study (2022) and knowledge of the exact dates when AI is switched on for the respective station makes it easy to identify the effects of AI pricing as it has been expressed to date. We draw the following conclusions:

- Currently, most indications are that the use of AI-based pricing algorithms is still at a pilot stage in Sweden. (Note that this applies to AI algorithms specifically, rule-based algorithms are widely used as discussed further below).
- Nevertheless, the limited experience so far indicates that the effects of AI on pricing could be very large if it were to reach a wider dissemination. The pricing of stations with AI-driven pricing differs significantly from that of otherwise comparable stations: the AI stations change prices much more frequently and by smaller amounts than other stations do.
- The results from regression analysis indicate that AI stations currently have somewhat lower margins than other comparable stations. At present, the experience from the use of AI in Swedish fuel markets does not therefore indicate that it is associated with weaker competition (and thus with higher margins). However, the conclusion cannot be drawn from this that AI use is without danger to competition. The theoretical literature points out that algorithms take time to learn and that anti-competitive effects can occur only after a longer period of time. The theoretical literature also points to the potential for important interaction effects when one algorithm meets another algorithm. So far we have only seen AI use in very few stations and for one chain.

The report then goes on to study the effects of rule-based algorithms on price levels. We use variation in local competitive conditions to obtain variation between stations to try to ascertain effects of using rule-based algorithms. The usage is extensive and extends back in time to before what is covered by the analysis. These factors makes it difficult to use the same type of analysis that we do for AI stations to try to identify effects. Instead we use variation in local competitive conditions to try to examine effects of rule-based algorithms on prices. If there are no competing stations within 10 minutes of driving time, we define the station as a "monopoly" and if there is only one other station within 10 minutes of driving time, we define the station as being part of a "duopoly". Stations where there is more than one competitor within 10 minutes of driving time are excluded from the analysis. This dataset allows us to evaluate several different dimensions that the literature has pointed to as potentially relevant:

- Competition between two different algorithms. In this data there are duopoly markets where a chain using one algorithm competes with the two chains using another algorithm.
- Competition between stations that use the same algorithm provider.
- Competition between algorithm-based and "manual" pricing.

We find small differences in pricing between the different forms where one algorithm competes against another algorithm. As noted above, some theories point to that rule-based algorithms can have a price-increasing effect in that competitors respond more quickly to a price reduction, which in turn reduces the incentives to lower prices. Studies of markets where only two stations compete indicate that stations using rule-based algorithms respond more quickly to price reductions than stations with manually set prices. This indicates that this mechanism may be of relevance to Swedish fuel markets.

1 Prisalgoritmer

Användning av datorer och digitala verktyg påverkar många dimensioner av hur varor och tjänster produceras, saluförs och konsumeras. Stordriftsfördelar, nätverks-effekter, inträdeshinder, marknadsavgränsningar och konsumenters möjligheter att jämföra priser är bara några exempel på faktorer som kan påverkas av de digitala verktyg som används.¹

Denna delstudie kommer att fokusera på en liten del av denna övergripande roll för digitala verktyg, nämligen algoritmers användning för att bestämma priser. Med *algoritm* avser vi i denna studie ett datorbaserat verktyg som använder någon form av indata (till exempel data på kostnader, konkurrenters priser eller efterfrågan) för att producera utdata i form av priser. Härefter benämner vi denna typ av digitala verktyg *prisalgoritmer*. De priser som algoritmen ger som utdata kan antingen användas direkt som de priser som företaget i fråga tar för en viss vara eller tjänst, eller användas som en del av mänskligt beslutsfattande om priser. Vi kommer vidare att fokusera på prisalgoritmers roll för prissättning gentemot konsumenter (och därmed bortse från frågor som i huvudsak rör relationer mellan företag i en vertikal kedja).

Före det att vi fokuserar på den typ av prisalgoritmer som är särskilt relevanta för drivmedelsmarknader noterar vi att ytterligare två typer av prisalgoritmer har rönt särskilt intresse:²

- *Algoritmer för prissättning av tjänster med kapacitetstak.* Flygresor, hotellrum och andra varor där kapaciteten vid en viss tidpunkt i huvudsak är given, men där tjänsten säljs över tid allteftersom kunderna kommer, kallas ibland för intäkts-optimerings-algoritmer eller Revenue Management på engelska.³
- *Algoritmer för prisdiskriminering.* Algoritmer kan även användas för att bestämma vilket pris och vilket utbud en viss kund ska exponeras för, något som är av betydelse inom till exempel e-handel.⁴

¹ Goldfarb, Avi, och Catherine Tucker. "Digital economics." *Journal of Economic Literature*. Vol. 57.1, 2019: 3-43 presenterar en bred och välstrukturerad sammanfattning av den internationella litteraturen. Nyberg, Sten, Richard Friberg, Björn, Lundqvist och Robin Teigland. Konjunkturrådet 2021: Digitalisering och konkurrens. Stockholm: SNS förlag. 2021 gör en tillgänglig översikt med fokus på svenska förhållanden.

² CMA, *Algorithms: How they can reduce competition and harm consumers*. 2021. <https://www.gov.uk/government/publications/algorithms-how-they-can-reduce-competition-and-harm-consumers>. 2021 [Hämtad 2023-11-09]

³ Se till exempel Talluri, Kalyan T., och Garrett J. Van Ryzin. The theory and practice of revenue management. Vol. 68. Springer Science & Business Media, 2006, eller Williams, Kevin R. "The welfare effects of dynamic pricing: Evidence from airline markets." *Econometrica* 90.2 (2022): 831-858 för en närmare studie av sådana algoritmers användning på marknaden för flygresor.

⁴ CMA, *Algorithms: How they can reduce competition and harm consumers*. 2021. gör en särskilt detaljerad genomgång av denna typ av algoritmer.

För drivmedelsmarknader är det dock i huvudsak algoritmer som bestämmer priset "nu" som en funktion av variabler som fångar kostnader, efterfrågan och konkurrenters priser som är av intresse. Denna typ av algoritmer har rönt stor uppmärksamhet i ekonomisk teori och vi kommer att gå igenom litteraturen i detalj i ett separat avsnitt nedan. Flera uppmärksammade forskningsbidrag har visat på hur algoritmer baserade på artificiell intelligens (AI) kan "lära sig" att prissamarbeta.⁵ Medan den teoretiska litteraturen (som även inkluderar simuleringar) är mycket omfattande så är den empiriska litteraturen än så länge mycket begränsad. En uppmärksam studie av den tyska bensinmarknaden som pekar på att prisalgoritmer är förknippade med högre priser utgör ett mycket uppmärksammat undantag och är en viktig motivation för denna studie av prisalgoritmers roll på den svenska drivmedelsmarknaden.⁶

Noterbart är att medan den tidigare litteraturen fokuserade på AI-styrda algoritmer så har senare litteratur även utforskat möjligheten att även enklare prisalgoritmer, som följer en förutbestämd regel (till exempel sätt alltid pris fem öre lägre än närmsta konkurrent), kan påverka den genomsnittliga prisnivån.⁷ Algoritmer kan leda till att ett företags prisrespons på en konkurrents prissänkning blir snabbare och automatiserad. Teoretiskt kan man visa att då man möter ett företag som har bundit sig vid masten att alltid ligga lite lägre i pris än så minskar detta drivkrafterna att försöka konkurrera genom att sänka priset. Om du sänker priset i avsikt att locka till dig nya kunder från konkurrenterna så blir ju en sådan sänkning verkningslös om konkurrenten genast svarar med att sänka sitt pris.

Forskningens ökande intresse för regelstyrda prisalgoritmer ligger i linje med vad som är relevant i dagsläget för den svenska drivmedelsmarknaden. Så som beskrivs i det följande – av svaren från företagen att döma – används regelbaserade prisalgoritmer relativt allmänt medan AI-algoritmer fortfarande bara används av ett fåtal stationer.

Innan vi går vidare kan det också vara på sin plats med förtydliganden av några centrala begrepp. Med *prisalgoritm* menar vi som sagt ett datorbaserat verktyg som använder någon form av indata (till exempel data på kostnader, konkurrenters priser eller efterfrågan) för att producera utdata i form av priser. En prisalgoritm benämns som *regelbaserad* (eller *deterministisk*) då den direkt styrs av ett program där en programmerare har tydligt kodifierat instruktioner. Enkelt uttryckt så kan vi tänka på en mänsklig programmerare som skriver ner kod med användning av ett antal *if...then* kommandon. Med en *AI-algoritm* avser vi i stället en typ av algoritm som styrs av artificiell intelligens och maskininlärning, snarare än direkt av en programmerare. Algoritmen experimenterar med olika strategier och lär sig över tid

⁵ Ett uppmärksammat bidrag ges till exempel i Calvano, Emilio, Giacomo Calzolari, Vincenzo Denicolo, och Sergio Pastorello. Artificial intelligence, algorithmic pricing, and collusion. *American Economic Review*. Vol. 110.10, 2020: 3267-3297.

⁶ Assad, Stephanie, Robert Clark, Daniel Ershov, D. och Lei Xu. Algorithmic pricing and competition: Empirical evidence from the German retail gasoline market. *Journal of Political Economy*. Vol. 132.3, 2024.

⁷ Brown, Zach Y., och Alexander MacKay. Competition in pricing algorithms. *American Economic Journal: Microeconomics* Vol 15.2, 2023: 109-156.

vad som fungerar för att uppnå vissa mål. Ett vanligt intuitivt exempel jämför hur de två typerna av algoritmerna kan potentiellt användas för att avgöra om en bild föreställer en katt. I det första fallet skulle man utgå från en lång lista av kriterier (päls, fyra ben, max längd i centimeter) medan i det andra fallet skulle algoritmen tränas med att prediktera om bilder föreställer katter och lära sig genom att jämföra med alla de bilder vi klassificerat via Captchas varje gång vi glömt ett lösenord. Algoritmer kan användas i många olika sorters datorbaserade verktyg men i denna rapport fokuserar vi på prisalgoritmer och om inget annat sägs så låter vi det vara underförstått att då vi diskuterar deterministiska respektive AI-baserade algoritmer så avses just algoritmer som används för att sätta priser.

Vi använder också vissa termer som inte direkt är kopplade till algoritmer utan används inom studiet av konkurrens mer brett. Med *tyst prissamarbete* och *koordinerat beteende* avser vi det som på engelska kallas tacit collusion: där ett upprepat spel tillåter företag att upprätthålla högre priser än vad som vore fallet om "belöningar" eller "bestraffningar" i form av framtida beteende inte vore möjliga. Till skillnad från en uttalad kartell finns här inget direkt avtal utan beteendet bygger i stället på en gemensam förståelse och olika former av signaler.

2 Prisalgoritmer – en litteraturgenomgång

Algoritmer används i ökande utsträckning av företag för att sätta priser på allt fler marknader och har rönt ett stort intresse från konkurrensmyndigheter och reglerare. Översikter finns till exempel utgivna av den Brittiska konkurrensmyndigheten⁸, gemensamt av Franska och Tyska konkurrensmyndigheter⁹, Konkurrensverket¹⁰, Norska Konkurransetilsynet¹¹ och OECD.¹²

Algoritmer erbjuder ett antal potentiella fördelar för företag.¹³ De minskar kostnaderna för prissättning och genom att snabbt kunna ta hänsyn till både kostnads och efterfråge-variabler kan de minska riskerna för att ett pris "ligger helt fel."

Ur ett konkurrensperspektiv är den viktiga frågan om sådana fördelar med användning av prisalgoritmer ska ställas mot några nackdelar. Litteraturen har fokuserat på frågan huruvida prisalgoritmer kan underlätta ett uttalat eller underförstått pris-samarbete eller om det finns andra mekanismer via vilka prisalgoritmer kan vara förknippade med högre priser och lägre konsumentöverskott. En översikt kan spaltas upp på flera olika sätt men vi tar här utgångspunkt i en tidig inflytelserik analys som tog utgångspunkt i legala aspekter¹⁴ – vad kan ses som otillåten prissamverkan i en rättslig mening? Litteraturen har sedan breddat analysen till att inte bara studera vad som är rättsligt sett prissamverkan men även bredare frågor kring hur prisalgoritmer påverkar prisnivåer. Denna uppdelning är ändå användbar. Den teoretiska och simuleringsbaserade litteraturen är vid detta laget omfattande medan den empiriska litteraturen fortfarande är mycket begränsad till omfånget. Översikten kommer därför blanda teori och empiri.

⁸ CMA, *Algorithms: How they can reduce competition and harm consumers*. 2021.

⁹ Bundeskartellamt och Autorité de la Concurrence. *Algorithms and competition*. 2019. https://www.bundeskartellamt.de/SharedDocs/Publikation/EN/Berichte/Algorithms_and_Competition_Working-Paper.html [Hämtad 2023-11-09]

¹⁰ Löfström, Tuwe, Hilda Ralsmark, och Ulf Johansson. *Collusion in algorithmic pricing*. Konkurrensverket, Uppdragsforskningsrapport 2021:3. 2021.

¹¹ Konkurransetilsynet, *Vilken effekt kan algoritmer ha på konkurransen?* Rapport Konkurransetilsynet 2021:2. 2021. https://konkurransetilsynet.no/wp-content/uploads/2021/02/Konkurransetilsynet_algoritmerappor_2021.pdf [Hämtad 2023-11-09].

¹² OECD. *Algorithmic competition*. OECD competition policy roundtable background note. 2023. <https://www.oecd.org/daf/competition/algorithmic-competition-2023.pdf> [Hämtad 2023-11-09]

¹³ Se till exempel OECD. *Algorithmic competition*. OECD competition policy roundtable background note. 2023. för en diskussion.

¹⁴ Ezrachi, Ariel, och Maurice E. Stucke. *Artificial intelligence & collusion: When computers inhibit competition*. *University of Illinois Law Review*, 2017: 1775-1789.

2.1 Prisalgoritmer som en kodifiering av ett prissamarbete

Denna första kategori¹⁵ av prisalgoritmers effekter rör fall där algoritmer används för att upprätthålla ett prissamarbete som är uttalat. I ett tidigt uppmärksammat rättsfall, *US vs Topkins*,¹⁶ stämde en David Topkins, som arbetade på ett företag som sålde planscher och andra väggdekorationer på Amazon Marketplace, för att ha ett deltagit i ett uttalat prissamarbete. Enligt åtalet, som ledde till förlikning, hade Topkins och medkonspiratörer i direkt kommunikation kommit överens om priser för olika planscher, det vill säga ett uttalat prissamarbete. Topkins och medkonspiratörer kom överens om att använda specifika prisalgoritmer och Topkins skrev därutöver en del kod som instruerade prisalgoritmen att följa kartellavtalet. Man använde sig därmed av en prissättningsalgoritm för att genomföra det som man redan avtalat. I termer av prisalgoritmers roll kan man därmed argumentera att de i denna form inte utgör något väsensskilt annorlunda än uttalat prissamarbete så som det tidigare tagit sig uttryck i rättspraxis.

2.2 AI som lär sig prissamarbeta

I nästa mekanism för prisalgoritmers prispåverkan som vi studerar gäller vad som skulle kunna beskrivas som motsatt förhållande mot det som vi studerade i avsnitt 1.1. Här finns ingen direkt mänsklig påverkan i riktning mot prissamverkan utan priser sätts av algoritmer som styrs av artificiell intelligens och maskininlärning snarare än direkt av en programmerare. Algoritmen experimenterar med olika strategier och lär sig över tid vad som fungerar för att uppnå vissa mål.¹⁷ Algoritmen skulle till exempel kunna instrueras att maximera vinsten som mål och över tid "lära" sig att vinsten är som högst om man sätter priser så som under en prissamverkan. I sin inflytelserika översikt över konkurrensrättsliga aspekter av prisalgoritmer pekar Maurice Stucke och Ariel Ezrachi (2017) på att här kan det saknas konkurrensrättsligt stöd för att se det som prissamarbete¹⁸ och det kan därför ses som en motpol gentemot den kategori som vi diskuterade i avsnitt 1.1 och på flera sätt "bara" är en digital version av tidigare välkända former av prissamarbete.¹⁹

¹⁵ Ezrachi, Ariel, och Maurice E. Stucke. Artificial intelligence & collusion: When computers inhibit competition. *University of Illinois Law Review*, 2017: 1775-1789. refererar till detta som "messenger".

¹⁶ Se till exempel Mehra, Salil K. US v. Topkins: can price fixing be based on algorithms?. *Journal of European Competition Law & Practice*. Vol 7.7, 2016: 470-474.

¹⁷ Calvano, Emilio, Giacomo Calzolari, Vincenzo Denicolò, och Sergio Pastorello, S. Algorithmic pricing what implications for competition policy? *Review of Industrial Organization*, Vol. 55, 2019: 155-171.

¹⁸ För en fördjupad analys se även Harrington, Joseph E. Developing competition law for collusion by autonomous artificial agents. *Journal of Competition Law & Economics*. Vol 14.3, 2018: 331-363.

¹⁹ Det bärande argumentet gäller vad som kan visas gällande "agreement" och "intent". Se Tabell 1 i Ezrachi, Ariel, och Maurice E. Stucke. Artificial intelligence & collusion: When computers inhibit competition. *University of Illinois Law Review*, 2017: 1775-1789. Se också texten gällande information exchange i Europeiska Kommissionen, 21.07.2023. Guidelines on the applicability of Article 101 of the Treaty on the Functioning of the European Union to horizontal co-operation agreements. [https://eur-lex.europa.eu/legal-content/EN/TXT/PDF/?uri=CELEX:52023XC0721\(01\)](https://eur-lex.europa.eu/legal-content/EN/TXT/PDF/?uri=CELEX:52023XC0721(01)).

Den i grunden nya uppsättning mekanismer som potentiellt påverkar priset då de sätts av AI-algoritmer har lett till ett betydande intresse från ekonomiska teoretiker. En central referens i denna litteratur använder simuleringar där man låter maskin-inlärning styrd av en så kallad Q-learning algoritm spela ett prissättningsspel.²⁰ Studien utgår från en standardmodell med företag som simultant sätter priser för differentierade varor (Bertrand konkurrens) och i simuleringar låter de priserna av konkurrerande företag sättas av denna typ av algoritmer. Algoritmerna experimenterar med olika priser och det visas hur dessa relativt enkla algoritmer typiskt sett koordinerar på prisnivåer betydligt högre än det som vore utfallet av statisk konkurrens (Nash-jämvikter). Avvikelse från höga prisnivåer bestraffas med låga priser – bara under en begränsad tid dock och algoritmernas experimenterande leder till att höga prisnivåer ofta gradvis återetableras. Detta skulle tyda på att risken för höga priser som en följd av prissättning med hjälp av AI är betydande. Andra studier med liknande metodik har till exempel visat hur mängden möjliga prispunkter påverkar möjligheterna för att höga prisnivåer upprätthålls²¹ och om priser inte uppdateras simultant så är detta förknippat med en mycket starkare tendens till höga priser.²²

Det är dock ännu oklart hur känsliga dessa resultat är för de antaganden som görs. En teoretisk modell som skräddarsyttts för att utvärdera olika grader precision i uppskattningen av efterfrågan (vilken hålls konstant i litteraturen ovan) tyder exempelvis på att ökad precision i uppskattning av efterfrågechockers effekter kan försvåra prissamarbete.²³

Det är fortfarande mycket ont om empiriska studier av prisalgoritmers påverkan på priser. Ett uppmärksammat bidrag studerar prisalgoritmers påverkan på priser på den tyska drivmedelsmarknaden.²⁴ I uppsatsen noteras att från media och från marknadsföring av företag som utvecklar och säljer prisalgoritmer finns tecken på att prisalgoritmer används på den tyska drivmedelsmarknaden. Författarna använder sig av tidpunkten för varje stations prisändring för E5 under perioden 2016–2018. Den tyska marknaden är särskilt intressant eftersom stationer sedan 2013 behöver rapportera in prisändringar i realtid till en enhet inom det tyska konkurrensverket, "Market transparency unit for fuels".²⁵ Från denna kan olika aktörer

²⁰ Calvano, Emilio, Giacomo Calzolari, Vincenzo Denicolo, och Sergio Pastorello. Artificial intelligence, algorithmic pricing, and collusion. *American Economic Review*, Vol. 110, 2020: 3267-3297.

²¹ Klein, Timo. Autonomous algorithmic collusion: Q-learning under sequential pricing. *The RAND Journal of Economics*. Vol 52.3, 2021: 538-558. I de simuleringar han genomför så leder en ökning i antalet möjliga prispunkter till att så kallade Edgeworth-cykler blir vanligare. Kraftiga prisökningar följs av trappstegsvis fallande priser där konkurrenter lägger sig något under varandras priser.

²² Asker, John, Chaim Fershtman, och Ariel Pakes. Artificial intelligence, algorithm design, and pricing. *AEA Papers and Proceedings*. Vol. 112. 2022.

²³ Miklós-Thal, Jeanine, och Catherine Tucker. Collusion by algorithm: Does better demand prediction facilitate coordination between sellers?. *Management Science*. Vol 65.4, 2019: 1552-1561.

²⁴ Assad, Stephanie, Robert Clark, Daniel Ershov, D. och Lei Xu. Algorithmic pricing and competition: Empirical evidence from the German retail gasoline market. *Journal of Political Economy*. Vol 132.3, 2024.

²⁵ Bundeskartellamt. Market transparency unit for fuels. 2023.

https://www.bundeskartellamt.de/EN/Economicsectors/MineralOil/MTU-Fuels/mtufuels_node.html. [Hämtad 2023-11-13.]

bygga prisjämförelse-siter vilket möjliggör för konsumenter att enkelt se var priser-
na är mest attraktiva, men som också gör det enkelt för konkurrenter att observera
varandras priser och mata in dom i eventuella prisalgoritmer. Författarna observe-
rar inte vilka stationer som använder prisalgoritmer, när de börjar användas och
inte heller vilken typ av algoritm som används. De använder i stället statistiska
metoder för att se om det finns ett strukturellt brott i hur en station svarar på olika
faktorer som förväntas påverka det optimala priset. Ett strukturellt brott tolkas som
att en station börjar använda prisalgoritmer för att sätta priser. De utfall som an-
vänds för att identifiera dessa brott är: antal prisändringar per dag, genomsnittlig
reaktionstid på en konkurrents (inom 1 kilometers radie) prisändring, och huruvida
en station svarar inom 5 minuter på ny information kring raffinaderipriser och
väder. De finner att ett antal stationer verkar börja använda sig av prisalgoritmer
under andra halvan av 2017.

I ett andra steg så används regressioner där en utfallsvariabel (till exempel pris-
kostnadsmarginal på stationsnivå) relateras till fasta effekter för tid, station och
andra kontrollvariabler. Den centrala variabeln är en dummyvariabel som är 1 för
stationer som har infört prisalgoritmer. De använder sig med andra ord av det som
kallas Difference in Difference estimering med en engelsk term. De diskuterar att
användning av algoritmer kan tänkas vara ett svar på olika lokala faktorer och att
dess användning därför delvis kan ses som ett endogent svar på förändringar.
Enkelt uttryckt skulle man kunna tänka sig att områden där konkurrensen är svag
lämpar sig för algoritmer snarare än att algoritmer leder till svag konkurrens. För att
söka isolera ett orsakssamband från användning av algoritmer till prisnivå använ-
der de en så kallad instrumentalvariabelskattning där användning av prisalgoritmer
på kedjenivå som ett instrument för användning på den individuella stationen.
De finner att då en station börjar använda algoritmisk prissättning så ökar pris-
kostnadsmarginalen i genomsnitt med ungefär 15%.

I en fördjupad analys finner de vidare att denna effekt drivs av att marginalerna
ökar på marknader med två eller tre konkurrenter där alla stationerna använder
prisalgoritmer, medan de inte ser någon effekt på marginaler på marknader där en
station har monopol.²⁶ Detta tyder på att prisalgoritmer påverkar marginalerna
genom att påverka konkurrensen snarare än genom att till exempel förbättra för-
måga att prediktera och svara på efterfråge- eller kostnadsförändringar. På dessa
marknader där alla, av ett fåtal konkurrenter, använder prisalgoritmer ökar priset
med i snitt 3.1 cent per liter, eller med lite drygt 30 öre per liter. I termer av procen-
tuell marginal är den genomsnittliga ökningen av marginalen hela 36%.²⁷ Då de
studerar pris-kostnadsmarginalernas utveckling över tid i dessa duopol och triopol

²⁶ För att definiera den geografiska marknaden för varje station använder de en algoritm baserade på körtid mellan
stationer. Deras kategorisering leder till att de finner att av 14 565 stationer så är 526 monopolister, 1 578 är i ett
duopol och 2 637 i ett triopol (Se appendix B i Assad, Stephanie, Robert Clark, Daniel Ershov, D. och Lei Xu.
Algorithmic pricing and competition: Empirical evidence from the German retail gasoline market. 123.3 *Journal of
Political Economy*. 2024).

²⁷ Ibid, sidan 35.

marknader där alla stationer använder prisalgoritmer finner de att den marginalhöjande effekten kommer gradvis med full effekt efter mer än ett år efter det att alla stationer på en marknad börjat använda prisalgoritmer. De kopplar denna effekt till att prisalgoritmerna svarar mycket snabbt på prissänkningar, sannolikheten för att en station ska svara inom fem minuter på en konkurrerande stations prissänkning ökar efter det att alla stationer börjat använda prisalgoritmer. De finner inte motsvarande svar på prishöjningar. De tolkar sina resultat som att prisalgoritmer leder till högre priser och högre marginaler genom att de så snabbt svarar på prissänkningar, och att algoritmerna därför lär sig att ett sänkt pris inte leder till att man tar några kunder från sina konkurrenter.²⁸

Denna studie har fått stort genomslag och är publicerad i en av de högst ansedda tidskrifterna i nationalekonomi, *Journal of Political Economy*. Svagheter med studien är att författarna inte observerar vilken typ av prisalgoritm som används eller tidpunkten för när en station börjar använda prisalgoritmer. Det gör att det finns ett mått av osäkerhet när det gäller att tolka vad resultaten betyder för hur algoritmer leder till högre priser och vilka mekanismer som är centrala. Noterbart är också att trots att författarna genomgående hänvisar till algoritmer på den tyska drivmedelsmarknaden som AI-algoritmer men det kan mycket väl vara så att det i huvudsak är regelbaserade algoritmer som används.

2.3 Regelbaserade prisalgoritmer

Till skillnad från AI-baserade algoritmer så använder sig regelbaserade prisalgoritmer av bestämda regler, vilka bestämts av programmerare och användare för hur kopplingen mellan indata och priser ska se ut. Data på kostnader, efterfrågevariabler och konkurrenters priser kan till exempel vara indata och algoritmen kan programmeras till att till exempel sätta pris något lägre än det pris någon nära konkurrent sätter eller att sträva mot en fast pris-kostnadsmarginal. Denna typ av prisalgoritm är enklare än de AI-baserade modeller som diskuterades ovan.

Tre typer av mekanismer har lyfts fram för varför enklare regelbaserade algoritmer skulle kunna vara förknippade med högre priser och vi går igenom dem i det följande.

²⁸ Man kan fråga sig vad det är som gör att svaret kommer så snabbt jämfört med ett fall där priser sätts manuellt. En aspekt är den mänskliga faktorn, individer kan till exempel helt enkelt vara upptagna med annat. Det är också värt att poängtera att på den tyska marknaden kan algoritmer lätt och helt automatiskt matas med indata i form av konkurrenters priser genom den pristransparenspolicy som finns genom Bundeskartellamts försorg och som tidigare nämnts. I en svensk kontext lär konkurrentpriser behöva observeras manuellt, vilket introducerar den mänskliga faktorn även om en algoritm används för själva prissättningen.

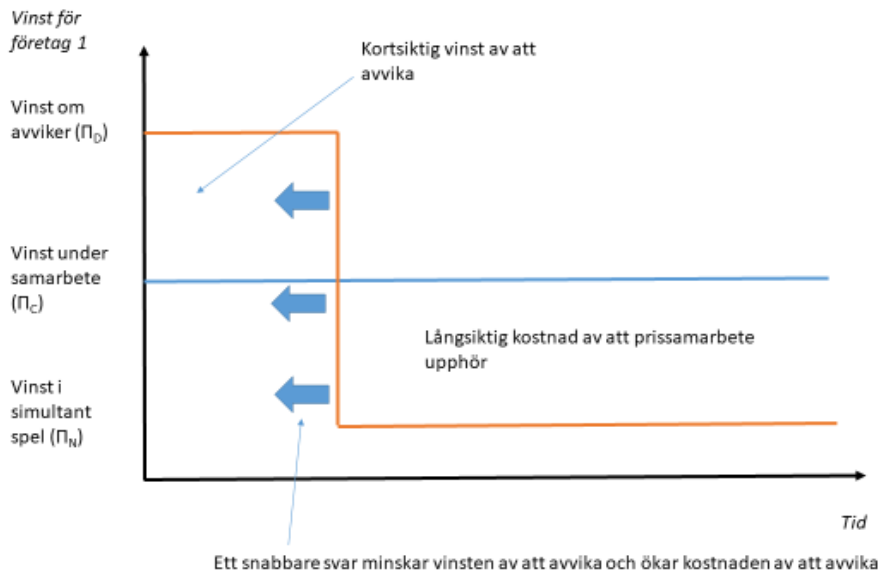
2.3.1 Tyst prissamarbete kan upprätthållas som en jämvikt i ett upprepat spel

En mekanism rör hur avvikelser från ett samarbetspris upptäcks och "bestraffas". Detta relaterar nära till de studier vi diskuterade ovan där prisalgoritmer som styrs av AI i vissa fall kan spela som om de agerade i upprepat spel, av den typ som varit standard då ekonomer har studerat olika former av tyst prissamarbete. Med regelbaserade algoritmer finns samma typ av mekanism – genom att svaret på en pris-sänkning kommer snabbare så kan avvikelser från ett samarbetspris snabbare mötas av ett svar och lockelsen att sätta ett lägre pris än samarbetspriset blir lägre.

Som utgångspunkt för denna mekanism kan vi använda standarddramverket för prissamarbete som ser det som ett upprepat spel.²⁹ I denna typ av modeller antas att det finns en vinst i varje period av att samarbeta och sätta ett pris högre än det som skulle gälla under statisk konkurrens. Beteckna vinsten i varje period om företagen samarbetar med Π_C . Det finns ett kortsiktigt incitament för ett företag att avvika och agera mer aggressivt och beteckna vinsten för avvikaren i detta fall med Π_D . Anta till exempel att Π_C är lika med monopolpriset, om din konkurrent ligger på detta höga pris så tjänar du mer på att avvika och sätta ett något lägre pris. Avvikaren kan få en stor del av kunderna och därmed göra en hög vinst på bekostnad av konkurrenten. I ett upprepat spel kan vinster från ett framtida samarbete användas som en morot för att upprätthålla kooperativt spel i innevarande period. Samarbete belönas och avvikelser bestraffas. I en enkel och ofta studerad mekanism antas det som kallas för en "grim trigger" strategi. Företagen antas starta från en situation där alla spelar samarbetsstrategin men om något företag avviker så bryts samarbetat och företagen spelar därefter den simultana Nash-jämvikten, vilket ger vinsten Π_N . Typiskt sett antas att $\Pi_D > \Pi_C > \Pi_N$. Figur 1 illustrerar detta fall och beskriver vinsten under de olika situationerna för ett tänkt "företag 1".

²⁹ En viktig utgångspunkt för denna litteratur är Stigler, George J. A theory of oligopoly. *Journal of Political Economy*. Vol. 72.1, 1964: 44-61. Ett välciterat exempel ges av Rotemberg, Julio J., och Garth Saloner. A supergame-theoretic model of price wars during booms. *The American Economic Review*. Vol. 76.3, 1986: 390-407. För en översikt se till exempel Ivaldi, Marc, Bruno Jullien, Patrick Rey, Paul Seabright, och Jean Tirole. The economics of tacit collusion. Rapport for DG Competition, Toulouse School of Economics. 2003. https://publications.ut-capitole.fr/id/eprint/1200/1/tacit_collusion.pdf [Hämtad 2023-11-13].

Figur 1 Stiliserad bild av vinster i olika fall under tyst prissamarbete



Om en prissättningsalgoritm gör att ett svar på en avvikelse kommer snabbare så leder det till att den kortsiktiga vinsten av att avvika minskar medan den långsiktiga "bestraffningen" av att prissamarbetet bryter samman får större vikt, så som illustreras av de blå kraftiga pilarna i figur 1.

Låt oss i det följande betrakta ett numeriskt exempel. I fallet med två företag som under priskonkurrens säljer homogena varor skulle exempelvis $\Pi_C = \text{monopolvinst}/2$, $\Pi_D = \text{monopolvinst}$ och $\Pi_N = 0$. Anta att diskonteringsfaktorn, hur högt framtida vinster värderas ges av δ , vilken ligger mellan 0 och 1. Ju närmare 1, desto högre värderas framtida vinster, desto mer värderas framtida samarbete. Under dessa antaganden predikterar vi då att ett företag kommer att välja att samarbeta om de diskonterade vinsterna (för all framtid) av att samarbeta är minst lika höga som de diskonterade vinsterna av att avvika och få en hög vinst i en period och sedan lägre vinster i alla framtida perioder. Det vill säga vi förväntar oss samarbete om

$$\frac{\Pi_C}{1 - \delta} \geq \Pi_D + \delta \frac{\Pi_N}{1 - \delta},$$

eller, annorlunda uttryckt, om

$$\delta \geq \frac{\Pi_D - \Pi_C}{\Pi_D - \Pi_N}.$$

Lägre vinst av att avvika i förhållande till de andra utfallen gör det lättare att upprätthålla samarbete. Om till exempel $\Pi_D = 5$, $\Pi_C = 3$ och $\Pi_N = 1$ så kan samarbete upprätthållas så länge som diskonteringsfaktorn är minst lika med 0,5 eftersom den kritiska gränsen då blir

$$\delta \geq \frac{5 - 3}{5 - 1} = \frac{1}{2}$$

Om i stället vinsten av att avvika minskar, till exempel till 4,

$$\delta \geq \frac{4 - 3}{4 - 1} = \frac{1}{3}$$

så räcker det med en lägre värdering av framtiden (en diskonteringsfaktor på minst 1/3 i stället för en diskonteringsfaktor på minst 1/2) för att samarbete ska gå att upprätthålla. I denna typ av modell skulle en prisalgoritm leda till att det är lättare att upprätthålla samarbete om svaret på en avvikelse kommer snabbare, vilket leder till att perioden då man kan göra de vinster som förknippas med att avvika minskar. Det lönar sig följaktligen mindre att utmana sina konkurrenter på pris eftersom svaret kommer snabbare. Man låter därför priset stanna på en högre nivå.

Noterbart är att algoritmens snabbhet jämfört med en mänsklig prissättare är som mest utpräglad då konkurrenters priser enkelt kan observeras av algoritmen, till exempel genom att en pristransparensreglering leder till att priser måste rapporteras (så som för bensinpriser i Australien eller Tyskland) eller genom att alla priser är nedladdningsbara som på många digitala plattformar, till exempel på Amazon marketplace. Om konkurrentpriser först måste observeras och sedan födas in i algoritmen manuellt återstår en större roll för den mänskliga faktorn och fördröjningar.

I detta sammanhang kan det vara värt att kort beröra den litteratur som studerar effekterna av pristransparens på prissamarbete. Mycket enkelt uttryckt kan sägas att en vanlig utgångspunkt från ekonomer är att det är bra om konsumenter kan observera priser (eftersom det underlättar informerade val av det mest attraktiva erbjudandet) men kan vara skadligt om konkurrenter kan observera priser (eftersom det enligt logiken som illustreras i figur 1 leder till att det blir lättare att upprätthålla ett tyst prissamarbete).³⁰ Vilken av de två effekterna som dominerar beror på karakteristika för olika marknader. Noterbart är att flera nationella reglerare gjort bedömningen att ökad pristransparens är av godo på drivmedelsmarknader men de utvärderingar som gjorts stöder inte entydigt att sådan reglerad transparens lett till lägre priser.³¹

³⁰ För översikter se till exempel Møllgaard, Peter, och Per Baltzer Overgaard. Transparency and competition policy. I *The Pros and Cons of Information Sharing*, Konkurrentverket 2006: sid 101-129 eller Foros, Øystein., Richard Friberg, Hans Jarle Kind, och Frode Steen. Mer informasjon om rivalenes priser, mindre konkurranse?. *Samfunnsøkonomen*, Vol. 5, 2022:38-47.

³¹ En studie av pristransparensreglering i Chile pekar på att priserna där ökade: Luco, Fernando. Who benefits from information disclosure? The case of retail gasoline. *American Economic Journal: Microeconomics* Vol 11.2, 2019: 277-

2.3.2 Prisalgoritmer kan begränsa antalet tillgängliga strategier

En närbesläktad logik till den ovan är att prisalgoritmer kan underlätta prissamarbete genom att uppsättningen relevanta strategier begränsas. Dessa tankar utvecklas i en uppsats som studerar algoritmisk prissättning för företag som säljer varor via Amazon market och som kombinerar teori med omfattande data från ett företag som tillhandahåller prisalgoritmer.³² Algoritmen tillåter användare att sätta en regel att priset sätts något under en konkurrents pris och att detta antingen leder till att priset ligger still på en viss lägsta-nivå som anges av användaren eller priset automatiskt höjs till ett maximalt pris när det väl nått denna lägsta nivå. Den senare typen av instruktioner leder till ett mönster med kraftiga höjningar följt av trappstegsliknande sänkningar där säljare succesivt bjuder under varandra. Mönstret som uppstår liknar det som kallas Edgeworth-cykler³³, men är enklare och mer mekaniskt. Modellen pekar på att denna typ av prisalgoritmer kan på lång sikt öka priser kraftigt.

Musollfs modell³⁴ pekar på två viktiga skillnader mellan en Edgeworthcykel som uppstår då individer sätter priser och det liknande mönster som uppstår då prissättningen delegerats till den typ av deterministisk algoritm som är vanlig på Amazon. Vi använder figur 2 för att åskådliggöra skillnaderna. Båda karakteriseras av skarpa prishöjningar följt av trappstegsliknande sänkningar. Figuren till vänster visar ett stiliserat exempel från en Edgeworth-cykel, priset faller gradvis för att till slut falla kraftigt ner till nivå där pris är lika med marginalkostnad. Vid denna nivå startar ett "utnötningskrig", båda företagen vill få upp prisnivån men ingen vill gå först. Det gör att priset kan ligga kvar på en mycket låg nivå under flera perioder innan dess att ett företag slutligen offerar sig och höjer varpå det andra snabbt följer med upp, men lägger sig något under i pris.

305. I samma riktning pekar en utvärdering av pristransparens i Tyskland: Dewenter, Ralf, Ulrich Heimeshoff, och Hendrik Lüth. The impact of the market transparency unit for fuels on gasoline prices in Germany. *Applied Economics Letters*, Vol. 24.5, 2017: 302-305. En annan studie av det tyska fallet med mer detaljerade data pekar å andra sidan mot att transparens sänkt priser, se Felix Montag, Alina Sagimuldina och Christoph Winter, Whom to inform about prices? Evidence from the German fuel market, 2023 https://www.felixmontag.com/files/2023_MSW_Whom%20to%20inform%20about%20prices.pdf [Hämtad 2025-05-09] och en annan studie på att skyltar med drivmedelspriser längs Italienska motorvägar sänkt priser, Rossi, Federico, och Pradeep K. Chintagunta. Price transparency and retail prices: Evidence from fuel price signs in the Italian highway system. *Journal of Marketing Research* Vol. 53.3, 2016: 407-423.

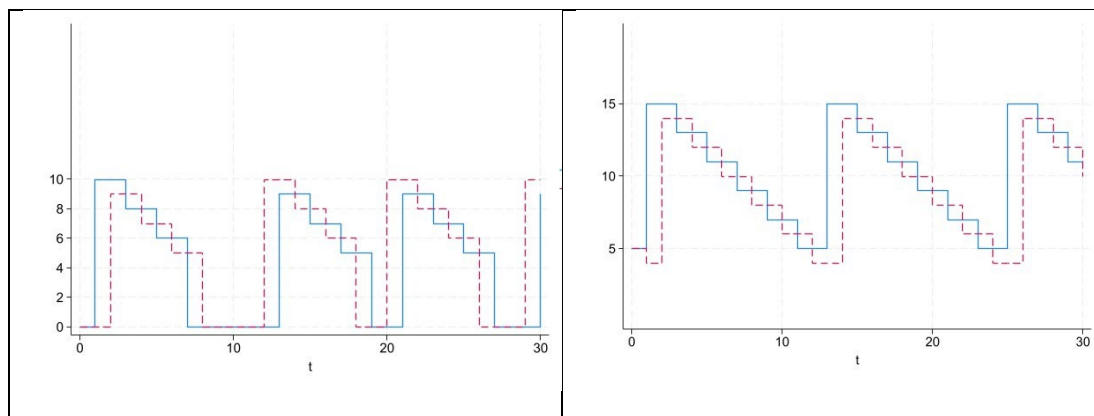
³² Musollf, Leon. Algorithmic pricing facilitates tacit collusion. 2022. Uppsats under revidering för *Management Science*. https://lmusollf.github.io/papers/Algorithmic_Pricing.pdf [Hämtad 2023-11-21]

³³ Den centrala referensen i att formalisera denna typ av cykler ges av Maskin, Eric, och Jean Tirole. A theory of dynamic oligopoly, II: Price competition, kinked demand curves, and Edgeworth cycles. *Econometrica*. 1988: 571-599. Ett stort antal studier dokumenterar liknande cykler på drivmedelsmarknader, se till exempel Noel, Michael D. Do Edgeworth price cycles lead to higher or lower prices?. *International Journal of Industrial Organization*. Vol. 42, 2015: 81-93.

³⁴ Musollf, Leon. Algorithmic pricing facilitates tacit collusion. 2022.

Figuren till höger visar ett stiliserat exempel från en deterministisk algoritm och vi noterar två viktiga skillnader mot Edgeworth-mönstret. Priset faller inte hela vägen ner till marginalkostnad innan cykeln startar om och ökningen kommer med en gång efter det att priset nått sin bottennivå, snarare än efter ett utnöttningskrig.³⁵ Båda aspekterna bidrar till att höja priset över tid under algoritmisk prissättning.

Figur 2 Exempel på prisutveckling över tid under två former av prissättning – Vänster panel en marknad med manuell prissättning vid en jämvikt med Edgeworth-cykel och höger panel en algoritmiserad prissättning av den typ som är vanlig på Amazon³⁶



2.3.3 Prisalgoritmer som ett sätt att binda sig vid en strategi

I de i skrivande stund allra senaste bidragen till studiet av algoritmisk prissättning noteras också att prisalgoritmer kan leda till högre priser även utan koordinerat beteende. En central referens i studiet av denna enklare typ av algoritmer kombinerar en modell av priskonkurrens med en empirisk studie av prissättning på en del av den amerikanska apoteksmarknaden.³⁷ Studien noterar att denna typ av algoritmer minskar dels kostnaderna för att ändra priser (vilket är särskilt viktigt för företag som säljer ett stort antal olika produkter) och dels kan de fungera som ett sätt att binda sig vid en viss strategi.

³⁵ En naturlig fråga är vad som orsakar de subtila skillnaderna i mönster. I den högra panelen, under den deterministiska algoritmen, är den lägsta punkten på priscykeln, och det faktum att priset direkt höjs då det nått den lägsta nivån, helt enkelt val som matats in i den regelstyrda algoritmen. Som nämnts ovan är den centrala referensen när det gäller att formalisera en Edgeworth-cykel Maskin, Eric, och Jean Tirole. A theory of dynamic oligopoly, II: Price competition, kinked demand curves, and Edgeworth cycles. *Econometrica*. 1988: 571–599. I denna typ av modell (som illustreras till vänster) så avgörs längden på perioden då pris är lika med marginalkostnad av ett spel där företagen spelar blandade jämvikter (mixed equilibria), så som då vi spelar sten-sax-påse. De väljer en sannolikhet för att höja priset och ibland resulterar detta i att höjningen kommer snabbt, andra gånger att den kommer med en längre fördröjning.

³⁶ Mönster baserade på analys i Musolf, Leon. Algorithmic pricing facilitates tacit collusion. 2022.

³⁷ Brown, Zach Y., och Alexander MacKay. Competition in pricing algorithms. *American Economic Journal: Microeconomics* Vol 15.2, 2023: 109–156. De studerar priser online från fem stycken försäljare av receptfria allergimedieciner april 2018-oktober 2019.

I den empiriska delen av studien dokumenterar de att det föreligger stora skillnader mellan företagen i hur ofta de ändrar priser, att företag med en snabbare prissättningsteknologi (som använder prisalgoritmer i deras tolkning) svarar snabbt på långsammare rivalers prisändringar och att dessa senare sätter lägre priser än sina långsammare rivaler. Analysen noterar att förmågan att snabbt ändra pris kan ses som att ett företag binder sig vid en strategi att agera som följare i ett prissättningsspel. Härigenom uppstår ytterligare en möjlig effekt av algoritmer på priser. Låt oss använda ett enkelt exempel på prisledarskap i ett duopol för att förklara mekanismen. Anta att det finns två företag som betecknas med F respektive L och att kostnaderna för enkelhetens skull är satta till 0. Anta vidare att efterfrågan ges av

$$q_i = 12 - 2p_i + p_j.$$

Om företagen sätter priser simultant, i statisk Bertrand konkurrens med differentierade varor, sätter företag F sitt pris, p_F , för att maximera sin vinst som i sin tur ges av

$$\underbrace{(12 - 2p_F + p_L)}_{q_F} p_F.$$

Första ordningens villkor för vinstmaximering ges då av

$$12 - 4p_F + p_L = 0$$

vilket vi löser för bästa svarsfunktionen för företag F

$$R_F(p_L) = p_F = \frac{12 + p_L}{4}.$$

På analogt sätt finner vi bästa svarsfunktionen för företag L

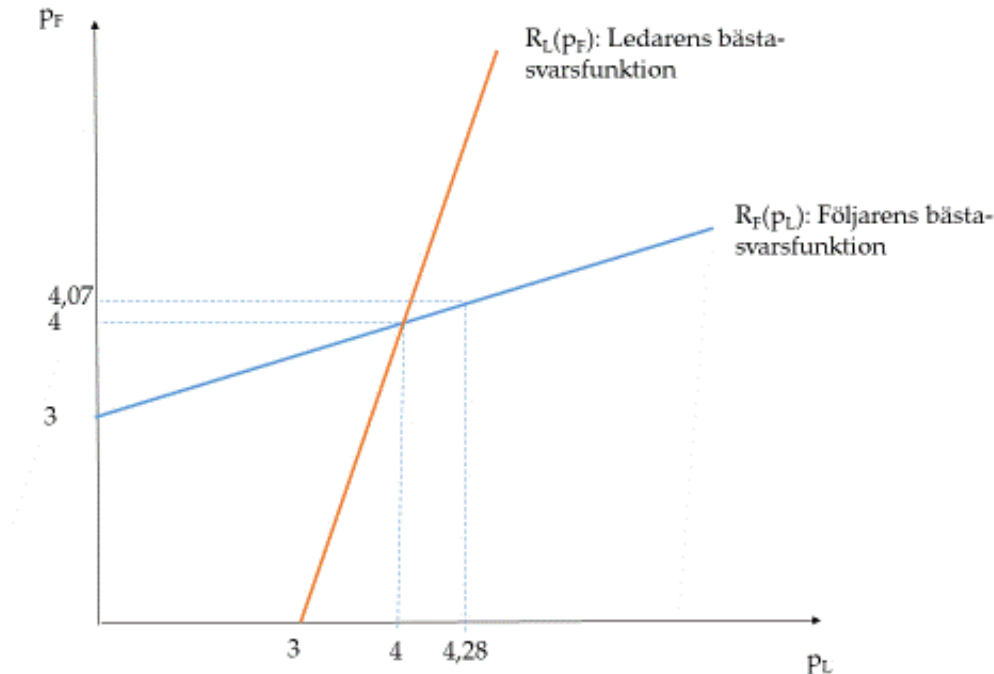
$$R_L(p_F) = p_L = \frac{12 + p_F}{4}.$$

För att illustrera båda bästa svarsfunktionerna i samma figur så skriver vi om bästa svarsfunktionen för företag L med p_F som beroende variabel:

$$p_F = -12 + 4p_L.$$

Figur 3 nedan illustrerar (för att underlätta läsbarheten är den inte helt skalenlig).

Figur 3 Illustration av prissättningskonkurrens mellan två företag som sätter priser på differentierade varor



Om företagen sätter priser simultant så kan vi lösa för de vinstmaximerande icke-kooperativa (Nash-Bertrand) priserna genom att substituera in den ena reaktionsfunktionen i den andra och får då att

$$p_F = p_L = 4 \text{ kr.}$$

Vinsterna fås genom att substituera in dessa optimala priser i vinst-funktionen vilket ger

$$\Pi_F = \Pi_L = (12 - 2 \times 4 + 4) \times 4 = 32 \text{ kr.}$$

Anta nu i stället att ett av företagen, F, använder sig av en prisalgoritm som mycket snabbt sätter det optimala svaret på ett visst givet p_L . Företag L befinner sig då i en situation som prisledare. På motsvarande sätt som i en Stackelberg-jämvikt tar då ledaren hänsyn till följarens bästa svar när hon sätter pris. I detta fall innebär det att L i stället för att betrakta p_F som en konstant då hon vinstmaximerar använder Fs bästa svarsfunktion. Det vill säga L sätter p_L för att maximera

$$\left(12 - 2p_L + \frac{12 + p_L}{4} \right) p_L.$$

Första ordningens villkor för vinstmaximering leder nu till att $p_L \approx 4,28$ och priset för F fås genom att använda p_L i bästa-svarsfunktionen för F vilket ger $p_F \approx 4,07$. Vad är det som sker? I ett sekventiellt spel så tar ledaren hänsyn till att följaren kommer att agera optimalt i efterhand. I den mer kända kvantitetsledarmodellen som vi förknippar med Stackelberg är kvantiteter strategiska substitut och ledaren producerar mer vilket gör att följaren minskar sina kvantiteter. Det är där en fördel att vara ledare i Stackelbergmodellen där företag sätter kvantiteter. I prisledarskap (där priser är strategiska komplement) är det i stället en nackdel att vara först. Ledaren tar hänsyn till att följaren kommer att lägga sig under henne i pris. Ledaren sätter ett högre pris än det som vore optimalt för det simultana spelet och följaren lägger sig något lägre men ändå över det simultana priset. Vinsterna i detta fall ges av $\Pi_L \approx 32,14$ och $\Pi_F \approx 33,15$. Båda företagen har högre priser och högre vinster än i det simultana fallet, men följarens vinst ökar mer jämfört med det simultana fallet.

I uppsatsen av Brown och Mackay³⁸ modelleras ett spel mellan två företag som sätter priser och de väljer hur ofta en prisalgoritm uppdateras. Det vinstmaximerande priset kommer (Proposition 1 i uppsatsen) att delvis spegla effekten av prisledarskap som vi förklarade ovan och priset kommer att bestämmas av bästa svarsfunktionen för det företaget som har en snabbare prisalgoritm, i termer av exemplet ovan kommer priserna att ges av en punkt på den blå-färgade bästa-svarsfunktionen med ett pris för det långsammare företaget mellan 4 och 4.28 och för det snabbare företaget med mellan 4 och 4,07. Uppsatsen studerar ett antal utvidgningar och en viktig slutsats är att användning av prisalgoritmer kan leda till högre priser utan att man behöver modellera ett upprepat spel där prissamarbete upprätthålls genom att avvikelser bestraffas. I denna typ av modell är det i stället att företag binder sig vid att snabbt lägga sig under andras priser som driver upp priserna för de som sätter pris först.

Noterbart är att medan den tidiga litteraturen kring prisalgoritmer fokuserade på AI-modeller så är min bild att litteraturen nu alltmer visar intresse för regelstyrda prisalgoritmer. Som vi dokumenterar nedan är det i linje med vad som är relevant i dagsläget för den svenska drivmedelsmarknaden – av svaren från företagen att döma används regelbaserade prisalgoritmer relativt allmänt medan AI-algoritmer fortfarande bara används av ett fåtal stationer.

Låt oss avslutningsvis diskutera två stycken frågor av relevans för regelstyrda prisalgoritmer som utforskats av litteraturen. Först, i en ambitiös uppsats med ett antal olika experiment (både baserade på helt simulerade data och på data från en kinesisk e-handelssite) låter författarna regelbaserade prisalgoritmer och AI-baserade algoritmer mötas.³⁹ I deras simuleringar finns en tydlig tendens till att när regelbaserade algoritmer möter AI-algoritmer resulterar det i högre priser än när enbart

³⁸ Ibid.

³⁹ Wang, Qiaochu, Yan Huang, Param V. Singh, och Kannan Srinivasan. Algorithms, artificial intelligence and simple rule based pricing. 2023. https://papers.ssrn.com/sol3/papers.cfm?abstract_id=4144905 [Hämtad 2023-11-14].

AI-baserade algoritmer möts. De utvecklar tanken att förutsägbarheten i regelbaserade algoritmer är drivande för detta resultat. I dagsläget är det svårt att uttala sig om hur generellt detta resultat är.

En andra fråga av intresse gäller hur priser påverkas av att prissättare manuellt kan gå in och sätta priser, att ta över från algoritmen vid vissa lägen om man så vill. I en utvidgning av den typ av modell som utvecklats av Brown och Mackay ovan visar Matthew Leisten från Federal Trade Commission⁴⁰ att priser högre än de som förknippas med simultan priskonkurrens kan upprätthållas. Hur prisnivåerna påverkas beror både på hur väl de fungerar som ett sätt att trovärdigt binda sig vid en viss prisstrategi, och på hur väl de fungerar för att prediktera efterfrågan. Leisten studerar även data från Australienska bensinprismarknader med utgångspunkt i sin modell. Liksom Tyskland har Australien krav på att priser på drivmedelsstationer rapporteras in i realtid på ett sätt som gör att prisjämförelsesiter kan byggas och dessa omfattande data har även resulterat i flera högkvalitativa studier av prisdynamik på Australiensiska drivmedelsmarknader.⁴¹ Leisten tolkar analysen som att den stöder hypotesen att successiva prissänkningar är konsistenta med att "neråt-fasen" i en Edgeworth-cykel drivs av prisalgoritmer medan det att höjningarna är konsistenta med att manuella prissättare intervenerar.

2.4 Användning av samma prisalgoritm av konkurrerande företag

Om konkurrerande företag använder samma algoritm skulle det potentiellt kunna leda till högre priser än om de använde olika algoritmer. Ett extremfall skulle gälla där två konkurrenter skickar sina kostnader till en gemensam leverantör av prisalgoritm som levererar ett monopolpris som de båda konkurrenterna automatiskt implementerar. Detta skulle kunna ses som en variant av det som inom konkurrensrätt går under benämningen hub-and-spoke (nav och ekrar).

Vi kan först notera att en översiktlig blick tyder på att många företag som använder sig av prisalgoritmer i sin prissättning köper in denna från ett företag som utvecklar och säljer prisalgoritmer till flera företag i en bransch. Hos säljare på Amazon är till exempel Repricerexpress⁴² vanligt använt och ett antal företag tillhandahåller prisalgoritmer för detaljhandel och e-handel med Eversightlabs, Revionics, PriceEdge och PriceShape som exempel. Inom drivmedel är till exempel A2i⁴³ och Kalibrate⁴⁴ leverantörer av sådana system på flera marknader.

⁴⁰ Leisten, Matthew. Algorithmic competition, with humans. 2022
https://www.dropbox.com/s/pk83ocy9in8is8c/Algorithmic_Compétition_with_Humans.pdf?dl=0 Hämtad 2023-11-14]

⁴¹ Se till exempel Byrne, David P., och Nicolas De Roos. Learning to coordinate: A study in retail gasoline. *American Economic Review* Vol. 109.2, 2019: 591-619.

⁴² Repricerexpress.com

⁴³ a2isystems.com

⁴⁴ Kalibrate.com

Att självt utveckla prisalgoritmer för ett enskilt företag kräver tillgång till specifik kompetens och genom att sprida utvecklingskostnader över många användare i flera länder når algoritmutvecklarna stordriftsfördelar.

En av de mer framträdande forskarna inom teoretisk analys av karteller, Joseph Harrington, har i en uppsats studerat hur användning av en algoritm, utvecklad av en vinstmaximerande tredje part, kan påverka priser.⁴⁵ I hans stiliserade modell så designar en algoritmutvecklare (som har monopol) en prisalgoritm som den kan marknadsföra på ett antal duopolmarknader. I modellen leder en sådan algoritmutvecklare inte till ett högre genomsnittligt pris – den centrala insikten är att om algoritmen i genomsnitt satte ett högre pris skulle det vara mer lockande att inte använda algoritmen om din konkurrent gjorde det och i stället ligga med ett något lägre pris. Däremot medför prisalgoritmen att priser svarar mer på efterfrågeförändringar vilket i sin tur minskar konsumentöverskottet och ökar företagets vinster i denna modell.

Andra uppsatser pekar på att användning av samma prisalgoritm av ett flertal konkurrenter är förknippat med att marknaden blir mer förutsägbar, transparent och att därmed att tyst prissamverkan (tacit collusion) kan underlättas.⁴⁶ Även i det fall där några konkurrerande leverantörer av prisalgoritmer är aktiva så kan parallella förfaranden underlättas. In en uppsats diskuteras dessa risker, delvis med fokus på drivmedelsmarknader.⁴⁷ Denna diskussion är dock relativt övergripande och den mer djuplodande analysen av prisalgoritmer täckte vi ovan med de separata styckena om AI-baserade respektive regelbaserade algoritmer.⁴⁸

⁴⁵ Harrington Jr, Joseph E. The effect of outsourcing pricing algorithms on market competition. *Management Science*. Vol. 68.9, 2022: 6889-6906.

⁴⁶ Ezrachi, Ariel, and Maurice E. Stucke. The Role of Secondary Algorithmic Tacit Collusion in Achieving Market Alignment. 2023
https://papers.ssrn.com/sol3/Delivery.cfm/SSRN_ID4546889_code437389.pdf?abstractid=4546889&mirid=1 [Hämtad 2023-11-10].

⁴⁷ Ibid, se särskilt sid 15-17.

⁴⁸ Calvano, Emilio, Giacomo Calzolari, Vincenzo Denicolò, och Sergio Pastorello, S. Algorithmic pricing what implications for competition policy? *Review of Industrial Organization*, Vol. 55, 2019: 155-171.

2.5 Resultat från den tidigare litteraturen av intresse för den svenska drivmedelsmarknaden

Låt oss lyfta några observationer baserade på litteraturöversikten vilka är av värde för studiet av prisalgoritmer på den svenska drivmedelsmarknaden.

- Flera studier pekar på att prisalgoritmer kan ha en prishöjande effekt.
- Den prishöjande effekten kan uppstå både med AI-styrda algoritmer och genom enklare regelbaserade algoritmer.
- Risken för prishöjande effekter av algoritmer kan vara särskilt hög då flera konkurrerande företag använder sig av samma leverantör av algoritmer.

Dessa observationer kommer att vara viktiga ingångar till den följande empiriska analysen av marknaden.

3 Prisalgoritmer på den svenska drivmedelsmarknaden

I det följande används svar från åläggande 1 i Regeringsuppdrag drivmedel. I analysen använder vi oss av data från 1 januari 2021 till och med 31 augusti 2023 och beskrivningen av algoritmanvändning härrör sig till denna period. Vi fokuserar på de fyra stora kedjorna på den svenska drivmedelsmarknaden. Vi avgränsar oss till att studera 95-oktanig bensin. Som mått på kostnader använder vi kostnader för bensin (pris från Platts översatt till svenska kronor och med inblandning av etanol tillsammans med skatter och moms).

Kedjornas identitet är anonymiserad och de benämns Kedja 1-Kedja 4. Därutöver används detaljerade volymdata från en kedja (resultat rapporteras i appendix) för en längre period, från 2016 och framåt. Två leverantörer av prissättningsalgoritmer finns representerade hos dessa 4 kedjor: de regelstyrda algoritmerna från dessa leverantörer benämner vi AlgoA och AlgoB.

- **Kedja 1** och **Kedja 2** använder AlgoA.
- **Kedja 3** använder AlgoB.
- **Kedja 4** använder sig inte av den typ av prissättningsverktyg som efterfrågas (det vill säga som köps in av extern leverantör).

De fyra stora kedjor som diskuterats ovan är de vars prissättningsrutiner har störst betydelse för marknaden som helhet och utgör fokus i den nuvarande studien. Svaren på ålägganden pekar på att algoritmisk prissättning inte används av de mindre aktörerna.

Som syntes ovan så har den akademiska litteraturen, och mycket av det vidare ekonomisk-politiska intresset för algoritmisk prissättning, fokuserat på AI:s effekter på priser. I den empiriska delen som följer fokuserar vi därför först på att studera prissättning i de stationer som använder AI. Dessa är förhållandevis få men av betydande intresse.

Svaren på åläggandena pekar däremot på att regelstyrda prissättningsalgoritmer används i betydande utsträckning för prissättning av drivmedel i Sverige. Efter att ha studerat AI går vi därför vidare och studerar huruvida den variation som de fyra stora kedjorna uppvisar kan användas för att urskilja systematiska mönster mellan olika former av interaktion mellan regelstyrda prissättningsalgoritmer. Tidigare litteratur⁴⁹ har använt sig av en jämförelse mellan "monopolmarknader" och marknader där två eller ett fåtal stationer konkurrerar. Samma typ av uppdelning görs i den andra empiriska delen av denna studie – där det är av intresse att se om det kan spåras systematiska skillnader inom till exempel duopol-marknader där två företag med samma leverantör av algoritmer konkurrerar (Kedja 1 och Kedja 2) med duopol marknader där man konkurrerar med en användare av en annan tillverkare av algoritmer (Kedja 3) eller icke-algoritmisk prissättning (Kedja 4).

3.1 AI-algoritmer på den svenska drivmedelsmarknaden

I det följande studerar vi prissättning på de stationer som använder AI för prissättning närmare. Det är bara ett fåtal stationer inom en kedja som hittills använt AI. De beskrivs i tabell 1 och som synes användes AI först på fyra stationer på två orter, med början våren 2022, varav två stationer hade fullt utbud med butik och uthyrning av bilar och släp. I tre av dessa upphörde användandet av AI sedermera och av dessa är det bara en, en automatstation i Ort A, som fortfarande använder sig av AI för att sätta priser. I december 2022 började därefter ytterligare fyra automatstationer på olika orter använda AI för att bestämma priser.

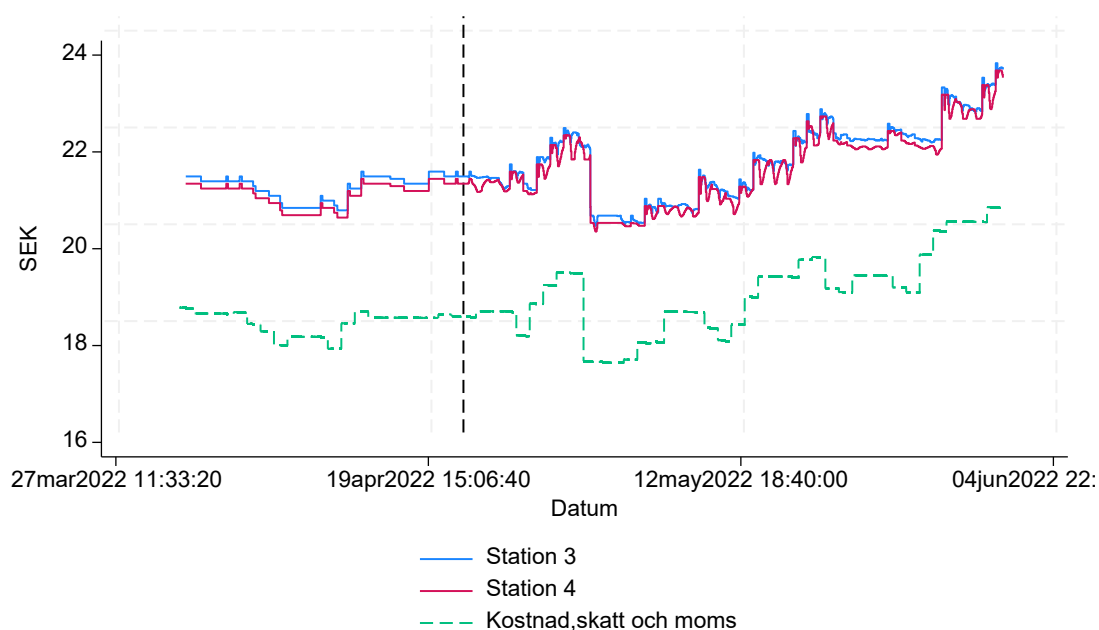
Tabell 1 Översikt över stationer med AI-styrd prissättning

Station	Börjar med AI	Slutar med AI	Kort beskrivning av stationens typ
Ort A 1	2022-02-01	2022-10-04	Butik, uthyrning
Ort A 2	2022-02-01	pågående	Automat
Ort B 3	2022-04-22	2022-10-04	Butik, uthyrning
Ort B 4	2022-04-22	2023-02-21	Automat
Ort C 5	2022-12-16	Pågående	Automat
Ort D 6	2022-12-16	Pågående	Automat
Ort E 7	2022-12-16	Pågående	Automat
Ort F 8	2022-12-16	Pågående	Automat

⁴⁹ Se särskilt Assad, Stephanie, Robert Clark, Daniel Ershov, D. och Lei Xu. Algorithmic pricing and competition: Empirical evidence from the German retail gasoline market. *Journal of Political Economy*. Vol 132.3, 2024.

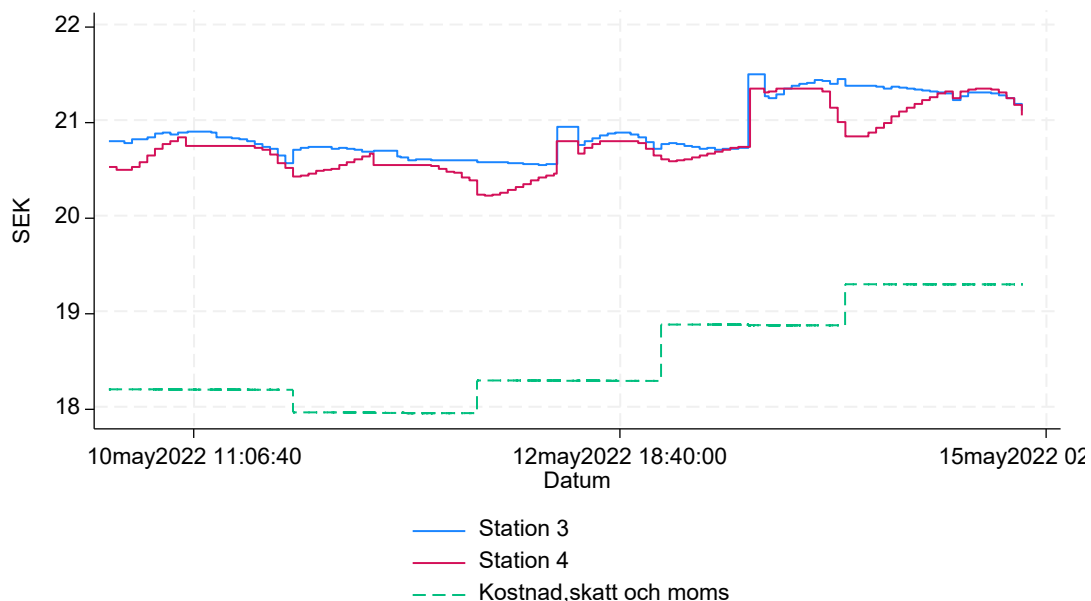
För att se hur AI-priser utvecklas över tiden använder vi några figurer för att illustrera en del mönster. Vi presenterar deskriptiv statistik i tabell 2 längre ner i rapporten men figurer över tidseriemönster är ett bra sätt att få en första överblick. Figur 4 visar priser och kostnad över mer än ett år för station 3 och 4 (belägna på samma ort) före och efter det att de börjar använda AI. Den skarpsynte ser att priserna efter att AI börjar användas (tydliggjort genom den vertikala linjen) blir mer rörliga.

Figur 4 Priser för station 3 och 4 före och efter det att en AI-algoritm började användas för att sätta priser



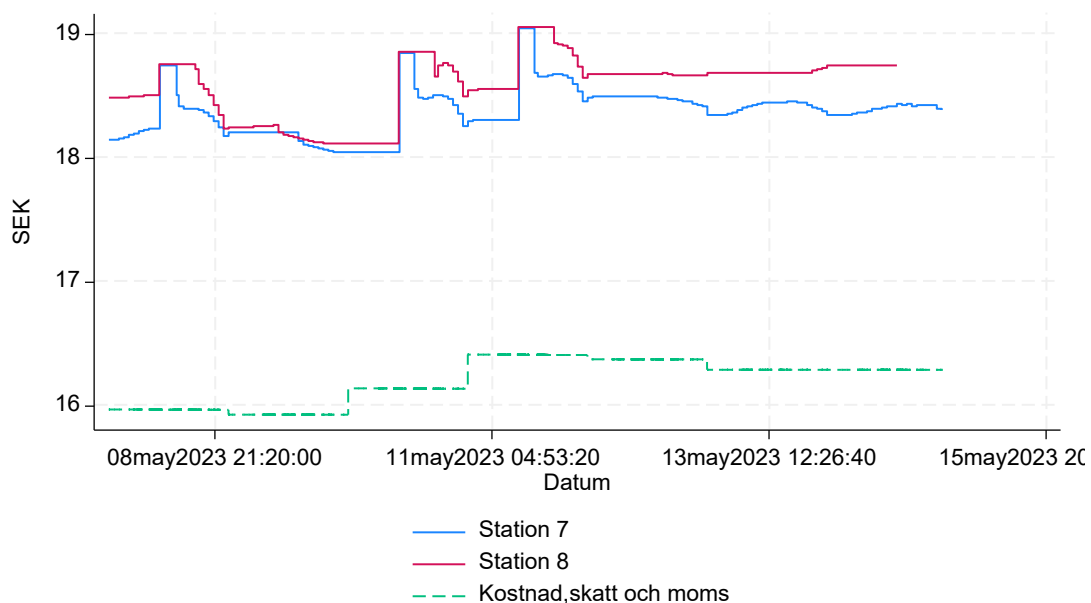
Figur 5 studerar samma stationer men i zoomar in på en kortare tidsperiod, maj 2022. Figuren illustrerar dels ett mönster med många små ändringar uppåt i pris (för station 4 vilken markeras med blå linje i figur 4) och dels att AI stationer på samma postort kan uppvisa betydande skillnader i prismönster.

Figur 5 Priser för station 3 och 4 under 10–14 maj 2022. Båda stationerna sätter priser med en AI-algoritm



Slutligen, låter vi figur 6 illustrera hur det också kan finnas tendenser till Edgeworth-liknande mönster också för AI-algoritmer, med kraftiga höjningar åtföljda av successiva sänkningar. Dessa två stationer som ligger belägna mer än en timmes körning ifrån varandra visar också på hur ibland de stora höjningarna sammanfaller i tid. Detta tyder på någon form av koppling mellan prissättningen på marknader, eventuellt genom mänsklig påverkan.

Figur 6 Priser för station 7 och 8 under 8–14 maj 2023. Båda stationerna sätter priser med en AI-algoritm



Figureerna ovan pekar på att AI är förknippad med fler prisändringar än i andra stationer och för att mer systematiskt studera detta redovisar tabell 2 det genomsnittliga antalet prisändringar per station och månad under januari 2021 till och med 31 augusti 2023 för de stationer som någon gång använder AI, uppdelat på när de använder AI och inte. Som synes är skillnaderna mycket stora, i snitt ändras priset 33 gånger per månad då AI inte används, att jämföras med 286 gånger per månad då AI används. I båda fallen är prishöjningarna färre än prissänkningarna men skillnaden i frekvens är mer uttalad för perioden utan AI ($20,58/12,66=1,63$ respektive $167,03/118,89=1,4$).

Tabell 2 Genomsnittligt antal och storlek på prisändringar (i kronor) per månad och station för stationer som någon gång använder AI. 2021–2023

Användning av AI i prissättning	Prisändringar (antal)	Prishöjningar (antal)	Prishöjning: Genomsnitt [Median]	Prissänkningar (antal)	Prissänkning: Genomsnitt [Median]
Utan AI	33,23	12,66	0,34 [0,29]	20,58	-0,2 [-0,12]
Med AI	285,92	118,89	0,06 [0,01]	167,03	-0,04 [-0,02]

Den extremt stora ökningen i antalet prisändringar sammanfaller med att förändringarna i snitt är mindre. Som också synes går medianökningen från 29 öre till 1 öre i samband med att AI används. Vi kan också notera att fördelningen för prisökningar blir mer skev, även om medianökningen faller till 1 öre så är den genomsnittliga ökningen 6 gånger så hög, viket avspeglar det vi såg i figureerna ovan, att en del prisökningar är betydande även då AI används, vilket drar upp genomsnittet.

Visuellt kunde vissa tecken på att marginalerna var lägre urskiljas i figureerna ovan. För att analysera detta mer systematiskt använder vi regressioner av difference-in-difference typ. Vi använder dagsdata från och med 1 januari 2021 till och med 31 augusti 2023 och jämför priser i AI-stationer med priserna i andra stationer inom samma kedja.⁵⁰ I Ekvation 1 är marginalen (pris-minus kostnad, skatt och moms) den beroende variabeln. Den är uttryckt i kronor per liter.⁵¹ Vidare så fångar α en fix effekt för varje station, γ fixa effekter för varje dag och ε en ekonometrisk felterm. Koefficienten som är mest intressant för oss är den på *AI*, vilket är en dummy-variabel som är 1 då en station använder AI och 0 annars.

⁵⁰ I våra tolkningar av resultaten utgår vi från att de "behandlade" stationerna som börjar använda AI skulle haft en liknande utveckling som "kontroll-gruppen" om de inte använt AI. En alternativ tolkning skulle kunna baseras på att orsakssambandet i stället går åt andra hållet – att AI började användas på stationer där ett drastiskt ökat behov för små och snabba prisförändringar av annan anledning uppstod. En genomgång av den aktuella situationen pekar inte på att den senare tolkningen är av någon större betydelse i detta fall.

⁵¹ Den är inte justerad för inflation. Notera dock att fixa effekter för varje enskild dag kommer att fånga den allmänna prisutvecklingen och vårt intresse i dessa regressioner gäller hur AI-stationer skiljer sig från andra stationer inom samma dag. I hela detta avsnitt har vi valt att arbeta med nominella priser eftersom mönster i prisanpassningen (till exempel en median ändring på exakt ett öre) framstår i tydligare dager då.

$$(1) \quad marginal_{s,t} = \alpha_{station} + \gamma_{dag} + AI_{s,t} + \varepsilon_{s,t}$$

Tabell 3 Regressionsanalys av sambandet mellan användning av AI för prissättning och marginal på 95-oktanig bensin

	(1) Marginal (kr)	(2) Marginal (kr)
AI	-0.111*** (-5.68)	-0.135*** (-4.93)
R2 a	0.879	0.826
N	302,330	70,385

Not: t statistika inom parentes * $p < 0.10$, ** $p < 0.05$, *** $p < 0.01$. Icke-rapporterade variabler som är inkluderade i regressionerna: Fixa effekter för varje station och för varje dag i urvalet, 1 januari 2021 till och med 31 augusti 2023. Standardfel klustrade på stationsnivå.

I Kolumn (1) i tabell 3 så är urvalet samtliga AI-stationer och samtliga stationer från samma kedja. Vi ser här att AI stationer i snitt har 11 öres lägre marginal.

Litteraturen kring difference-in-difference har de senaste åren lagt mycket vikt vid att studera hur resultat påverkas av att olika enheter svarar olika på sin "behandling" (i detta fall börjar använda AI) och därutöver att "behandlingen" kan komma vid olika tidpunkter. Båda dessa omständigheter kan påverka resultaten.⁵² För att undvika den typen av problem begränsar Kolumn (2) urvalet till de fyra AI-stationer som börjar använda AI i december 2022 (och inte slutar under den tid som täcks av våra data) och kontrollstationer är stationer i samma del av landet från samma kedja. Här tyder resultaten på ytterligare lite starkare effekter, att marginalen är lite knappt 14 öre lägre i snitt som ett resultat av AI-användning.

De marginaler vi har studerat ovan kan ses som ett genomsnitt över varje dag – varje gång ett pris ändras har vi en till observation för pris den dagen.⁵³ Som vi visar i Appendix är det dock systematiska skillnader i försålda volymer över dagen. Dessa data är baserade på en mindre kedja. Det finns dock ingen anledning att tro att det kvalitativa mönstret inte är snarlikt för större kedjor. En AI skulle kunna resultera i högre marginaler då efterfrågan är som högst även om priset är lägre andra tider på dygnet. Likaså skulle en AI-algoritm kunna sätta högre priser på tidpunkter i månaden (25e och därefter) eller i veckan (torsdag-fredag) då efterfrågan är som högst. AI-utvecklare lyfter i flera fall fram följsamheten mot

⁵² Se till exempel De Chaisemartin, Clément, och Xavier d'Haultfoeuille. Two-way fixed effects estimators with heterogeneous treatment effects. *American Economic Review* Vol 110.9, 2020: 2964-2996. Se även Goodman-Bacon, Andrew. Difference-in-differences with variation in treatment timing. *Journal of Econometrics*. Vol. 225.2, 2021: 254-277. Ett diagnostiskt test som föreslagits för att se om det finns problem av detta slag kan göras i Stata med *twowayfweight*, vilket vi gör och finner inga tecken på problem. Se också vår specifikation i Kolumn (2) vilket begränsar stickprovet till stationer i samma del av landet från samma kedja och där alla AI stationer börjar sin "behandling" vid samma tidpunkt och förblir AI-stationer så länge data täcker.

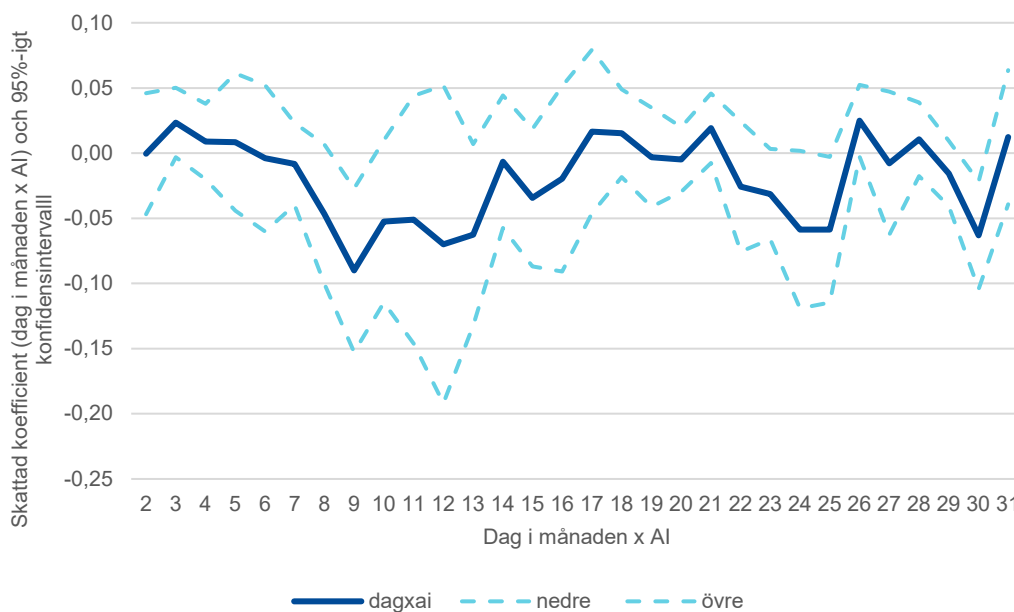
⁵³ I regressioner där vi studerar genomsnittligt dagspris per månad får vi liknande resultat som i Tabell 2 och den typen av regressioner bekräftar också den bild som den rena deskriptiva analysen pekar på när det gäller storlek och frekvens på prisändringar.

efterfrågan som ett starkt försäljningsargument. Vi undersöker därför också hur marginalen utvecklas över tid i AI-stationer jämfört med andra stationer och skattar en regression baserad på Ekvation (2):

$$marginal_{s,t} = \alpha_{station} + \gamma_{dag} + \sum_{v=1}^6 \vartheta_v veckodag_v \times AI_{it} + \sum_{d=1}^{31} \delta_d dagimånaden_d \times AI_{it} + \sum_{h=0}^{23} \theta_h Timme_h \times AI_{it} + \varepsilon_{s,t} \quad (2)$$

där α är fixa effekter för station, γ fixa effekter för varje dag i urvalet (1 januari 2021 till och med 31 augusti 2023), ϑ är koefficienter som fångar interaktionen mellan veckodag och AI-användning, δ är koefficienter som fångar interaktionen mellan dag i månaden och AI-användning, θ är koefficienter som skattar effekten av dummy-variabler för varje timme på dygnet och φ ger interaktionen mellan dessa dummy-variabler och en dummy för om stationen sätter priser med hjälp av AI under den aktuella dagen. Om AI är mer effektivt på att sätta höga priser då efterfrågan är hög skulle vi förvänta oss positiva skattningar av ϑ för torsdagar och fredagar, av δ för den 25:e och dagarna därefter och av φ för eftermiddagstimmarna i första hand.⁵⁴ ε en ekonometrisk felterm där vi för enkelhetens skull bara skriver ut subindex för station och tidpunkt. Skattning av Ekvation (2) resulterar i ett mycket stort antal koefficienter och vi väljer att för översiktlighetens skull rapportera de koefficienter som i första hand intresserar oss, de för interaktion mellan tidseffekter och AI-användning i figurer nedan. Med ett mycket stort antal dummy-variabler är förklaringsvärdet för regressionen högt med justerat R2 ("adjusted R2") på 0.996 och antalet observationer är 64 580.

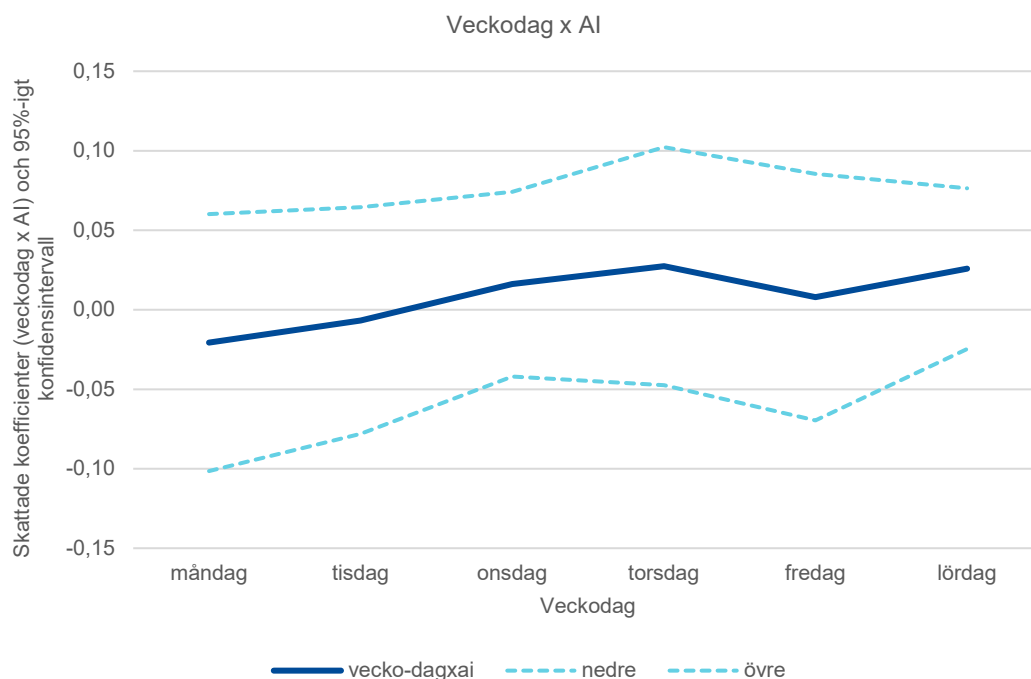
Figur 7 Skiljer sig priset per dag i månaden mellan stationer som använder AI för prissättning och andra stationer från samma kedja?



⁵⁴ Notera att dummy-variabler för vecko-dagar och dagar i månaden som inte interagerades med en AI-dummy skulle vara helt kollinära med dummy-variabeln för den specifika dagen och därmed falla bort ur regressionen.

Figur 7 tyder inte på att AI-algoritmer leder till högre priser på dagar i månaden då efterfrågan är hög jämfört med hur priser sätts i icke-AI stationer. Figur 8 visar likaledes att AI-algoritmer inte verkar vara förknippade med systematiskt högre priser på de veckodagar då efterfrågan är högst.

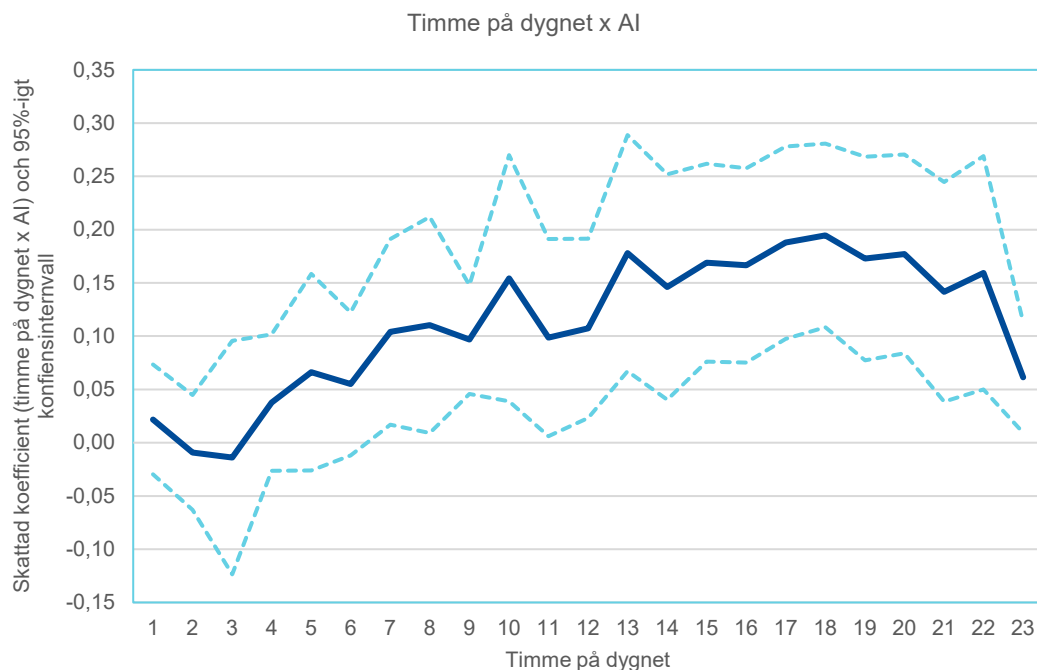
Figur 8 Skiljer sig priset per veckodag mellan stationer som använder AI för prissättning och andra stationer från samma kedja?



Figur 9, som redovisar effekten av AI-prissättning på priser över dygnet visar däremot på statistiskt signifikanta skillnader relativt andra automatstationer i samma kedja. Framförallt är priserna relativt sett högre på eftermiddagarna, vilket är konsistent med att AI-algoritmer utforskar priser och lär sig efterfrågemönster. Sådan inlärning lär vara snabbare över tider på dagen jämfört med mönster som bara ses på vecko- eller månadsnivå.⁵⁵

⁵⁵ Notera att vi inte kan dra slutsatsen att AI-priser är högre än andra stationers priser under eftermiddagarna. Den totala effekten ges genom att alla relevanta koefficienter tillåts spela roll. För att isolera effekten av AI för prismönster under dagen är det dock interaktionsvariablerna som visas i Figur 8 som är relevanta.

Figur 9 Skiljer sig priset per timme på dygnet mellan stationer som använder AI för prissättning och andra stationer från samma kedja?



Denna empiriska analys låter oss tentativt dra ett antal slutsatser när det gäller prisalgoritmer styrda av AI och deras effekter på prissättningen:

- I dagsläget tyder det mesta på att användningen av AI-baserade prissättningsalgoritmer fortfarande är på ett test-stadium i Sverige. (Notera att detta gäller AI-algoritmer specifikt, regelstyrda algoritmer används i stor utsträckning så som analyseras i nästa avsnitt).
- Den begränsade erfarenheten tyder ändå på att effekterna av AI på prissättning kan komma att bli mycket stora om det skulle nå ett vidare genomslag. Som vi såg i Tabell 2 skiljer sig prissättningen på stationer med AI-styrd prissättning i betydande grad från den i annars jämförbara stationer. AI-stationerna ändrar priser mycket oftare och med mindre belopp än vad andra stationer gör.
- Resultaten av regressionsanalys som redovisades i Tabell 3 pekade på att AI-stationer i dagsläget har något lägre marginaler än andra jämförbara stationer. I dagsläget pekar därmed inte erfarenheterna från användningen av AI på svenska drivmedelsmarknader är förknippat med svagare konkurrens (och därigenom med högre marginaler).⁵⁶ Av detta kan dock inte slutsatsen dras att AI-användning är utan fara för konkurrensen. Den teoretiska litteraturen pekar

⁵⁶ En brasklapp gäller att resultaten i Tabell 2 gäller icke-volymviktade marginaler. Enligt Figur 8 så sätter AI-stationer högre priser på eftermiddagarna än andra jämförbara stationer. Om volymer är högst på eftermiddagen även i kedjan med AI (vi har inte högfrekventa volymdata från denna kedja) så skulle en volymviktning därför leda till att genomsnittliga marginaler ökar i AI-stationerna.

på att algoritmer tar tid att lära sig och att konkurrensskadliga effekter kan uppstå först efter en längre tid. Den teoretiska litteraturen pekar också på potentialen för viktiga interaktionseffekter när en algoritm möter en annan algoritm. Hittills har vi bara sett AI användning i mycket få stationer och för en kedja.

3.2 Regelstyrda algoritmer på den svenska drivmedelsmarknaden – en studie av duopolmarknader

Som noterats ovan så pekar den allra senaste akademiska litteraturen på att även regelstyrda algoritmer har potential att påverka prisnivåer. Att i detalj utvärdera de hypoteser som presenterats och utvärdera om de är viktiga för prissättning på den svenska drivmedelsmarknaden är ett mycket omfattande projekt och i det följande kommer vi att göra en relativt begränsad genomlysning. Avsikten är att se om några mycket tydliga mönster utkristalliserar sig. Vi använder oss av lokal variation i konkurrensförhållanden för att beskriva hur antal prisändringar, deras storlek och tid inom vilken man svarar på en konkurrents pris beror på marknadsstruktur.

Precis som i föregående avsnitt studerar vi data för perioden 1 januari 2021 till och med 31 augusti 2023 och begränsar oss till 95-oktanig bensin. Vi definierar marknader utifrån körtid och utgår från alla stationer som förknippas med Kedja 2 och alla stationer från Kedja 3. Om det saknas konkurrerande stationer inom 10 minuters körtid definierar vi stationen som ett "monopol" och finns det en station till inom 10 minuters körtid definierar vi stationen som att den ingår i ett "duopol". Stationer där det finns fler än en konkurrent inom 10 minuters körtid exkluderas från analysen. I det aktuella datasetet finns inga stationer som använder AI. Detta dataset tillåter oss att utvärdera flera olika dimensioner som litteraturen har pekat på som potentiellt relevanta.

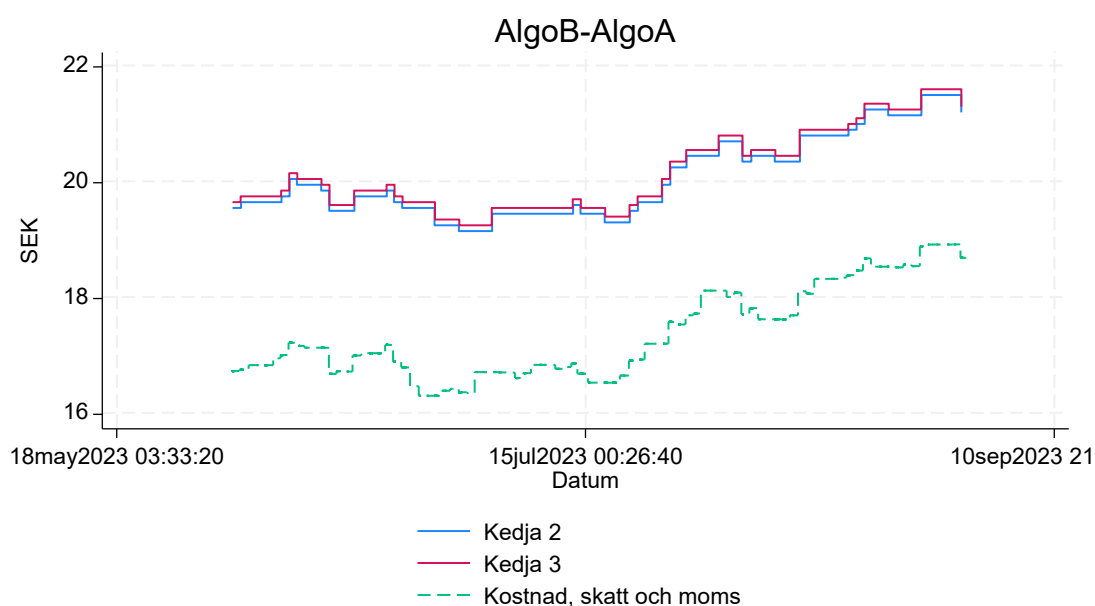
- Konkurrens mellan två olika algoritmer. I dessa data finns duopol-marknader där Kedja 3 (som använder AlgoB) konkurrerar med Kedja 1 och Kedja 2, (som båda använder sig av AlgoA).
- Konkurrens mellan företag som använder sig av samma algoritm-leverantör – både Kedja 1 och Kedja 2 använder sig av AlgoA.
- Konkurrens mellan algoritm-baserad och "manuell" prissättning, i form av att Kedja 4 (som inte använder sig av en tredjepartsalgoritm) konkurrerar med Kedja 2.

Litteraturen pekar, som noterades ovan, på att algoritmerna kan påverka prisnivåer genom att de svarar snabbare på sänkningar (kan göra det lättare att upprätthålla ett tyst prissamarbete alternativt leda till att ett företag agerar som prisedare i ett sekventiellt spel).⁵⁷ De kan också leda till att ett mönster med Edgeworth-cykler ersätts med ett mer deterministisk mönster av cykler (som i den ovan nämnda studien av prissättning på Amazon marketplace).⁵⁸

För att få en visuell överblick låt oss först studera priser för tre stycken lokala marknader där en automatstation från Kedja 2 endast konkurrerar (inom 10 minuters radie) med en annan station. Vi gör detta i Figur 10 nedan. Den översta figuren, 10A, visar ett fall där stationen från Kedja 2 (som använder AlgoA) konkurrerar med en automatstation från Kedja 3 (som använder AlgoB). Figur 10B visar en marknad där automatstationen från Kedja 2 konkurrerar med en automatstation från Kedja 1 (som också använder AlgoA). Figur 10C visar priser för en automatstation från Kedja 2 som konkurrerar med en automatstation från Kedja 4 (som använder sig av manuell prissättning). För att tydliggöra skillnader i mönster visar den sista figuren, 10D, priser i de tre respektive stationerna som hör till Kedja 2. Alla dessa figurer är för sommaren 2023, 1 juni till och med 31 augusti.

Figur 10 Priser för sommar 2023 i olika former av "duopol"-marknader

10A Exempel där två konkurrerande stationer använder olika algoritmer

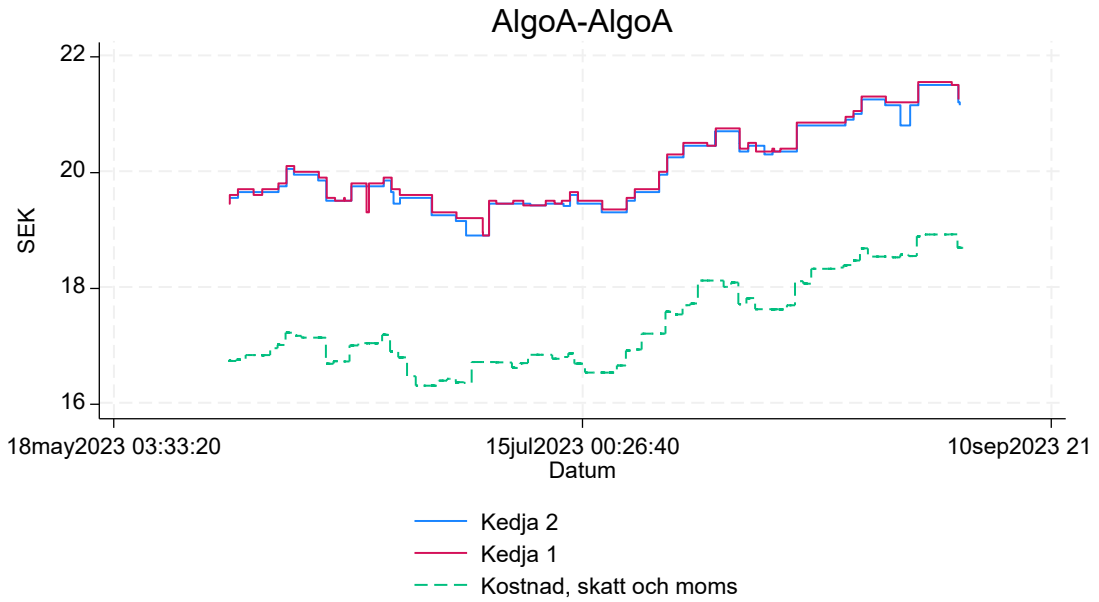


⁵⁷ Brown, Zach Y., och Alexander MacKay. Competition in pricing algorithms. *American Economic Journal: Microeconomics* Vol 15.2, 2023: 109-156. De studerar priser online från fem stycken försäljare av receptfria allergimedieiner april 2018-oktober 2019.

⁵⁸ Musolf, Leon. Algorithmic pricing facilitates tacit collusion. 2022. Uppsats under revidering för *Management Science*. https://lmusolf.github.io/papers/Algorithmic_Pricing.pdf [Hämtad 2023-11-21]

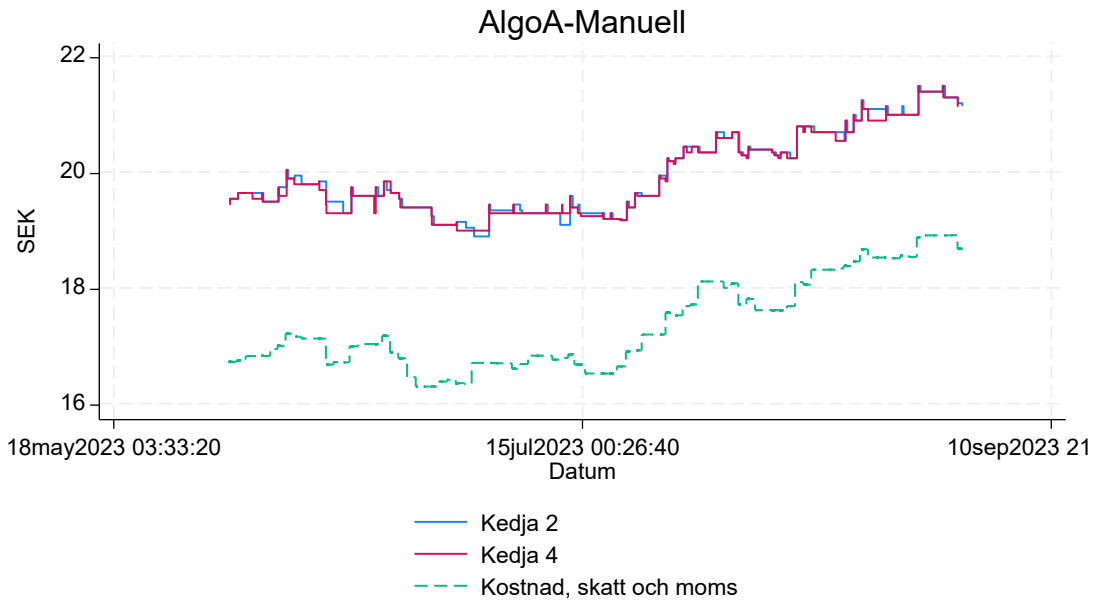
10B

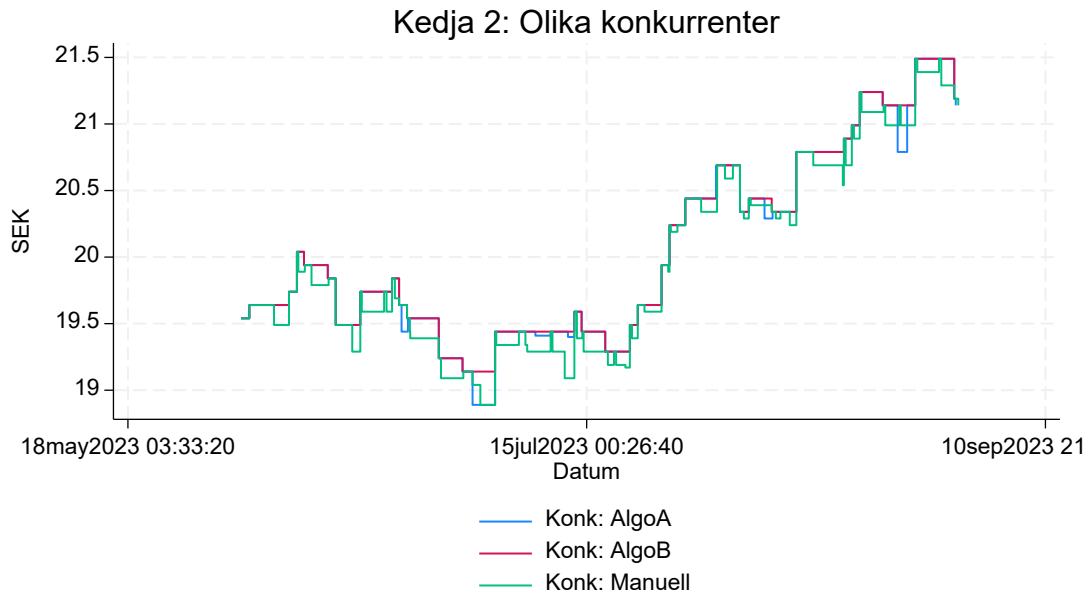
Exempel där två konkurrerande stationer använder samma algoritm-leverantör



10C

Exempel där en station som använder algoritm konkurrerar med en station som använder manuell prissättning





Under denna tidsperiod och för dessa stationer så ser det ut som att priser satta med AlgoB (Kedja 3) ligger något över de satta med AlgoA (Kedja 2) på den marknad där dessa två konkurrerar. Prisutvecklingen på marknaden där två stationer som använder AlgoA konkurrerar pekar på mindre skillnader i pris, och något mer variation i mönstret för pris-avvikelser mellan stationer. Fallet där Kedja 2 konkurrerar med en station som sätter pris manuellt slutligen uppvisar ännu mer variationer. Den sista figuren tydliggör detta mönster. Dessa mönster är konsistenta med en situation där algoritmisk prissättning gör priser mer förutsägbara vilket i sin tur kan leda till att det är lättare att upprätthålla ett tyst prissamarbete. Å andra sidan pekar inte dessa data på att konkurrerande företags användande av samma algoritmlieferantör gör priserna mer förutsägbara än om olika algoritmer används (jämför figur 9A med figur 9B).

Det förtjänar att påpekas att vi här har studerat bara ett fåtal stationer och en kort tidsperiod så dessa observationer kan inte tas till intäkt för generella mönster. För att betona detta så visar Figur 11 priserna i samma tre stationer från Kedja 2 för sommaren 2022 (1 juni – 31 augusti) och som synes är skillnaderna i mönster här mindre än i Figur 9.

Figur 11 Pris för sommar 2022 i tre olika stationer från Kedja 2 som konkurrerar med olika motparter på varsin duopolmarknad (AlgoA, AlgoB och manuellt)



Nedan presenterar vi deskriptiv statistik för att mer systematiskt studera mönster. Det förtjänar att påpekas att denna analys är explorativ, en mer ambitiös ansats skulle analysera en längre tidsperiod och söka matcha ihop stationer med relevanta "kontroll-grupper" och därutöver även studera marknaden där fler företag interagerar. Vidare kan det finnas betydelsefull interaktion mellan de nationella rekommenderade priserna och lokala algoritm-baserade priser. Antalet duopolmarknader definierat enligt ovan är begränsat (19 stycken) och mönster kommer därför spegla enskilda stationers förhållanden i betydande grad.

I tabell 4 redovisar vi det genomsnittliga antalet prisändringar per månad (1 januari 2021 till och med 31 augusti 2023) för den station vi utgår från (tillhörande Kedja 2 eller Kedja 3) för dessa 19 duopolmarknader och 52 monopolmarknader. Bilden från Figur 9 uppträder åter här, priser är mer stabila då en station som använder sig av AlgoA konkurrerar med en station som använder AlgoB än för andra uppsättningar av konkurrenter.⁵⁹ Priser med AlgoA-AlgoB konkurrens är även mer stabila än pris under monopol.⁶⁰ Vidare är priser då två AlgoA stationer konkurrerar mer stabila än då en av stationerna använder manuell prissättning.⁶¹

⁵⁹ Skillnaden i medelvärde är statistiskt signifikant i ett t-test ($t=8.81$).

⁶⁰ Skillnaden i medelvärde är statistiskt signifikant i ett t-test ($t=9.66$).

⁶¹ Skillnaden i medelvärde är statistiskt signifikant i ett t-test ($t=4.71$).

Vi kan inte dra för stora växlar på dessa mönster från ett litet antal stationer men det är ändå noterbart att de är konsistenta med ett mönster där priser blir mer stabila med deterministiska algoritmer, vilket i förlängningen kan vara skadligt för konkurrensen.

Tabell 4 Antal prisändringar per månad på olika former av duopolmarknader

Marknadstyp	Medel	Standardavvikelse	Median	Antal obs.
AlgoA-AlgoB	11.61	5.38	13.00	284
AlgoA-AlgoA	18.14	10.65	15.00	192
AlgoA-Manuell	25.28	14.61	19.00	96
Monopol	16.11	7.54	14.00	1664

Den teoretiska litteraturen som diskuterades ovan har fokuserat på att algoritmer leder till mer förutsägbara och snabbare prisreaktioner då ett företag ändrar sitt pris. Tabell 5 redovisar fördröjningen i minuter mellan det att en station höjer sitt pris och att den konkurrerande stationen svarar med en prishöjning.

Tabell 5 Antal minuter mellan det att en station höjer sitt pris och att den konkurrerande stationen svarar med en prishöjning. Olika former av duopolmarknader

Marknadstyp	Medel	Standardavvikelse	P5	Median	P95	Antal obs.
AlgoA-AlgoB	100.09	486.71	4.62	36.56	114.37	1799
AlgoA-AlgoA	102.74	464.73	5.33	34.70	112.88	1225
AlgoA-Manuell	77.26	248.45	8.60	85.52	98.98	643

Om vi studerar medelantalet minuter som det tar för en station att "svara" på en prishöjning så är det högre för de fall där algoritmbaserade stationer konkurrerar. Detta kan synas förvånande men notera att det är stor variation i svarstid och en "högersvans" av långa responstider även under algoritmerna (variationen ses av hög standardavvikelse och långa svarstider vid den 95e percentilen). Skillnaden i svarstid jämfört med marknader där en station prisar manuellt är inte statistiskt signifikant på konventionella signifikansnivåer.⁶² Även om medel inte skiljer sig åt på ett sätt som litteraturen antar så är dock mediantiden för att svara högre för marknader med en manuell prissättare.

Litteraturen pekar vidare på att tiden det tar att svara på en sänkning är viktigare för hur konkurrensen fungerar. Tabell 6 rapporterar därför detta för de olika typerna av marknader. Även neråt är det stor spridning i tid. Här är dock mönstret i linje med det som vi förväntar baserat på litteraturen – algoritmer svarar snabbare än manuell prissättning. Svarstiden på en sänkning är kortast på marknader då den ena parten använder sig av AlgoB och längst då den ena parten sätter priser manuellt. Detta gäller både medelsvarstiden⁶³ och median-svarstiden.

⁶² I t-tester är t-statistikan 1.30 (AlgoA-AlgoA mot AlgoA-Man) och 1.14 (AlgoA-AlgoB mot AlgoA-Man).

⁶³ I t-tester är t-statistikan 4.65 (AlgoA-AlgoA mot AlgoA-Man) och 6.36 (AlgoA-AlgoB mot AlgoA-Man).

Tabell 6 **Antal minuter mellan det att en station sänker sitt pris och att den konkurrerande stationen svarar med en prissänkning. Olika former av duopolmarknader**

Marknadstyp	Medel	Standardavvikelse	P5	Median	P95	Antal obs.
AlgoA-AlgoB	284.07	757.83	3.93	39.82	1386.11	1380
AlgoA-AlgoA	321.43	811.35	26.90	94.50	1343.70	1033
AlgoA-Manuell	457.86	663.44	6.55	162.66	1567.57	972

Noterbart är också att i Sverige så är svarstiden typiskt sett beroende av manuell observation. Detta till skillnad från till exempel Tyskland där ett uppdaterat pris kan observeras direkt i de databaser som bygger på data som samlas in genom Bundeskartellamt.

Låt oss avslutningsvis sammanfatta några viktiga resultat med avseende på användning av regelstyrda algoritmer på den svenska drivmedelsmarknaden.

- Regelstyrda algoritmer är vanligt förekommande på den svenska drivmedelsmarknaden. Tre av fyra största kedjorna använder regelstyrda algoritmer.
- Då användningen av regelstyrda algoritmer är så pass omfattande är det svårare att söka isolera effekterna av deras användning på prinsnivåer än vad det var för AI-algoritmer.
- En del teoribildning pekar på att regelstyrda algoritmer kan ha en prishöjande effekt genom att konkurrenter svarar snabbare på en prissänkning, vilket i sin tur minskar incitamenten att sänka priser. Studier av marknader där endast två stationer konkurrerar pekar på att stationer som använder regelstyrda algoritmer svarar snabbare på prissänkningar än vad stationer med manuellt satta priser gör. Detta pekar på att denna mekanism kan vara av relevans för svenska drivmedelsmarknader.

4 Avslutande kommentarer

Den snabbt växande forskningslitteraturen som studerar prisalgoritmers effekter på prisnivåer pekar på ett antal mekanismer som kan leda till att prisnivåer höjs. Det finns dock mycket få empiriska studier och vi lider brist på systematisk kunskap om vilka mekanismer som är särskilt relevanta och under vilka förhållanden. Noterbart är att det även finns stora kunskapsluckor gällande hur vanligt det är att företag använder algoritmer för sin prissättning och hur dessa algoritmer fungerar. Låt oss avsluta med att betona några förhållanden som vi ser som särskilt intressanta.

Den tidiga akademiska litteraturen om prisalgoritmer⁶⁴ fokuserade i stor utsträckning på AI-algoritmer medan litteraturen de senaste två åren alltmer fokuserat på hur regelstyrda algoritmer kan påverka priser. Genomgången av den svenska drivmedelsmarknaden visar på att de senare är mycket vanligt förekommande medan AI-användning för att sätta priser närmast får beskrivas som försöksverksamhet. Vidare så pekar en närmare analys av svenska drivmedelsdata på stora skillnader mellan hur AI sätter priser och hur priser sätts av regelstyrda algoritmer. Det gör att om svenska drivmedelsbolag skulle skifta i större utsträckning till att använda AI för att sätta priser så är det inte osannolikt att det skulle ha betydande effekter på marknaden som helhet.

Analysen ovan av lokala marknader där endast två företag konkurrerar pekar på att algoritmer svarar snabbare på sänkningar av priset hos en konkurrent än vad som är fallet med manuell prissättning (se tabell 6). Då sådan snabbhet i att svara på sänkningar är den centrala mekanismen som kan leda till högre prisnivåer på grund av algoritmer kan man resa en liten varningsflagga här för effekterna av prisalgoritmer. För att trovärdigt dokumentera den kvantitativa effekten på prisnivåer av det vitt spridda användandet av regelstyrda algoritmer skulle det dock tarvas en omfattande analys som får lämnas för vidare forskning.

Noterbart är dock att skillnaderna (mellan olika former av konkurrensförhållanden på lokala marknader) i svarstid är begränsade (se åter tabell 6). En viktig anledning härtill är antagligen att priser hos konkurrenter på stationsnivå behöver observeras manuellt. I motsats till vad som gäller på digitala plattformsmarknader eller på marknader där det finns en pristransparensreglering (så som till exempel på drivmedelsmarknader i Australien, Chile, eller Tyskland) så kan inte algoritmen direkt läsa av priset från en digital källa. Det är mycket möjligt att om sådana digitala källor skapas, till exempel genom en transparensreglering, så kommer skillnader i observerat beteende mellan algoritmer och manuell prissättning att accentueras. Om konkurrenters priser omedelbart och helt automatiserat kan födas in i algoritmer så kommer dessa att kunna reagera snabbare än om priser först ska observeras manuellt och sedan födas in i algoritmen.

⁶⁴ Allting är relativt – tidig i detta sammanhang betyder att studierna i stor utsträckning publicerades 2018-2022.

Frågan om huruvida pristransparensreglering är önskvärd ligger utanför det rena studiet av hur prisalgoritmer kan påverka priser och har inte studerats närmare i denna rapport. Ett förhållande som är värt att notera att hur en sådan reglering skulle fungera och interagera med prisalgoritmer lär bero på detaljer i dess utformning gällande till exempel hur ofta priser får ändras. Som ekonom kan man också vara något förvånad över att pristransparensregleringar är så pass vanliga på just drivmedelsmarknader. Ur ett samhällsperspektiv lär balansen mellan fördelar och risker med pristransparens på en marknad bero på karakteristika för marknaden och produkten. I den utsträckning som pristransparensreglering är aktuell skulle det till exempel kunna framstå som mer lättmotiverat på livsmedelsmarknader än på drivmedelsmarknader.⁶⁵

En annan regleringsnära fråga gäller hur algoritmer får utformas. Olika former av regleringar kring hur ofta priser får ändras, vilka indata som får användas och hur konkurrensverk kan få insyn i algoritmers funktionssätt kan övervägas. Hur sådan eventuell reglering ska utformas är ju en fråga för EU-nivå snarare än enbart för den svenska marknaden men lär bli forum för betydande diskussioner framöver.⁶⁶

⁶⁵ Se till exempel Ater, Itai, och Oren Rigbi. Price transparency, media, and informative advertising. *American Economic Journal: Microeconomics*, Vol. 15.1, 2023: 1-29 för en studie av pristransparensreglering i Israel.

⁶⁶ Se till exempel Weinstein, Samuel, Pricing Algorithms—What Role For Regulation? 2024, SSRN: <https://ssrn.com/abstract=4758386> [Hämtad 2024-05-09] för en diskussion. Delar av EUs arbete kring artificiell intelligens mer generellt lär också vara relevant för prissättningsalgoritmer, se <https://artificialintelligenceact.eu/>.

5 Appendix: Varierar efterfrågan över veckodag och är efterfrågan högre efter "löning"?

I ekonomisk teori så uttrycks ett vinstmaximerande pris som marginalkostnad multiplicerat med en term som beror på efterfrågans priselasticitet. Litteraturen som studerar prisalgoritmer har lyft algoritmers kapacitet att svara snabbare och bättre på efterfråge- och kostnadschocker som en viktig fördel av att använda prisalgoritmer.⁶⁷ Förändringar i väder och trafikmönster skulle till exempel kunna påverka de optimala priserna och inte minst en AI-algoritm skulle kunna svara på sådana chocker. För att utforska om algoritmer som används på den svenska marknaden svarar på kortvariga efterfrågechocker studerar vi om priser svarar på förutsägbara mönster i efterfrågan mellan veckodagar och inom varje månad. Den akademiska litteraturen på prissättning av drivmedel har typiskt sett inte haft tillgång till kvantitetsdata på hög frekvens och här finns därför är den internationella bilden av dessa effekter inte helt tydlig. I länder med priscykler är det dock vanligt med höga priser inför helgen och prisökningar på torsdagar, vilket brukar tolkas som konsistent med att priserna är höga i samband med att efterfrågan är som högst.⁶⁸

Efterfrågemönster kan också sammanfalla med när konsumenter får sin lön. I Sverige är ju en vanlig uppfattning att "lönehelg" är förknippat med en hög efterfrågan, den "25e smäller det" för att citera Magnus Ugglå.⁶⁹ Att löneutbetalning (och utbetalningar av stöd) är förknippat med hög efterfrågan har dokumenterats internationellt i flera studier och till exempel för livsmedel i Sverige.⁷⁰

Från en kedja har vi tillgång till detaljerade volymdata vilket vi kan använda för att beskriva mönster enligt ovan. För ett antal olika beroende variabler (volym, genomsnittlig tankvolym per kund, antal kunder och pris) som varierar per dag och station så estimerar vi följande typ av regressioner

$$\ln(y_{s,m,\hat{a},i,v}) = \alpha_{station} + \gamma_{månad} + \theta_{\text{år}} + \sum_{i=1}^{31} \beta_i \text{Dag}_i + \sum_{v=1}^7 \beta_v \text{Veckodag}_v + \varepsilon_{s,m,\hat{a},i,v} \quad (\text{A1})$$

⁶⁷ Se till exempel OECD. Algorithmic competition. OECD competition policy roundtable background note. 2023. <https://www.oecd.org/daf/competition/algorithmic-competition-2023.pdf> [Hämtad 2012-11-09]. Se även Assad, Stephanie, Robert Clark, Daniel Ershov, D. och Lei Xu. Algorithmic pricing and competition: Empirical evidence from the German retail gasoline market. *Journal of Political Economy*. Vol 132.3, 2024.

⁶⁸ För Australien se till exempel Byrne, David P., och Nicolas De Roos. Learning to coordinate: A study in retail gasoline. *American Economic Review* Vol. 109.2, 2019: 591-619. För Norge se till exempel Foros, Øystein, Mai Nguyen-Ones, och Frode Steen. The effects of a day off from retail price competition: evidence on consumer behavior and firm performance in gasoline retailing. *International Journal of the Economics of Business*. Vol. 28.1, 2021: 49-87.

⁶⁹ Lätttext till "Kung för en dag" av Magnus Ugglå, se till exempel <https://open.spotify.com/track/23pEPDKI3Raih71Zv1k0Q6>.

⁷⁰ Se till exempel Huffman, David, och Matias Barenstein. Riches to rags every month? The fall in consumption expenditures between payday. *IZA Discussion Papers*, No. 1430, 2004. Ett annat framträdande exempel i litteraturen är Stephens Jr, Melvin. "3rd of the month: do social security recipients smooth consumption between checks?". *American Economic Review*. Vol. 93.1, 2003: 406-422. För Sverige se till exempel Elger, Paul, *Essays on Taxes and Consumption*, Doktoravhandling, Handelshögskolan i Stockholm, 2014.

där α är fixa effekter för station, γ fixa effekter för månad (1-12), θ är fixa effekter för år (2016-2023) och ε en ekonometrisk felterm. De variabler som är fokus för vårt intresse är β_v som fångar veckodag (1-7) och β_i som fångar dag i månaden. Den beroende variabeln är uttryckt i naturliga logaritmer, vilket underlättar tolkningen. De estimerade koefficienter som är av störst intresse presenteras nedan tillsammans med övergripande information (så som antal observationer) för respektive regression.

Tabell A1 Efterfrågan över dag i månaden och veckodag

	(1)	(2)	(3)	(4)
	Ln(volym station)	Ln(pris)	Ln(antalkunder)	Ln(vol. pertank)
22.dag	0.0110*** (24.13)	-0.00243*** (-32.20)	0.0612*** (145.79)	-0.0502*** (-295.90)
23.dag	0.0224*** (47.93)	-0.000208*** (-2.75)	0.0627*** (146.30)	-0.0403*** (-233.28)
24.dag	0.0171*** (35.40)	0.000224*** (2.99)	0.0472*** (106.29)	-0.0301*** (-172.33)
25.dag	0.170*** (367.05)	0.000972*** (13.36)	0.143*** (333.99)	0.0268*** (167.05)
26.dag	0.104*** (228.45)	0.000615*** (8.26)	0.0801*** (189.62)	0.0239*** (145.66)
Måndag	0.0282*** (132.04)	0.00246*** (66.67)	0.0213*** (107.96)	0.00690*** (84.80)
Tisdag	0.00459*** (21.30)	0.00320*** (85.92)	0.00207*** (10.43)	0.00252*** (30.70)
Onsdag	0.0240*** (111.25)	0.00304*** (82.18)	0.0206*** (103.63)	0.00339*** (41.40)
Torsdag	0.0570*** (264.47)	0.00272*** (74.52)	0.0506*** (254.27)	0.00643*** (79.55)
Fredag	0.130*** (605.50)	0.00238*** (66.12)	0.122*** (614.57)	0.00238*** (105.47)

Lördag	0.00712*** (31.56)	0.000872*** (23.59)	0.0186*** (88.45)	-0.0115*** (-136.87)
R2_a	0.794	0.915	0.814	0.447
N	23176477	23176477	23176477	23176477

Not: *t*-statistika inom parentes, robusta standardfel. * $p < 0.10$, ** $p < 0.05$, *** $p < 0.01$

Tabell A1 visar på kraftiga mönster över tid. I kolumn (1) är den naturliga logaritmen av försåld volym per dag den beroende variabeln. Jämfört med den förste i månaden så är volym den 25e i snitt 18,5% högre den 25e.⁷¹ Priset är å andra sidan i snitt i stort sett detsamma som den förste i månaden, det är mindre än 0,1% högre. Detta är konsistent med att det är betydande efterfrågevariation över månaden och att den inte drivs av att priset är lägre i samband med löning. Den högre volymen som säljs den 25e drivs i huvudsak av att det är fler som tankar (kolumn 3 innebär att antalet kunder är 15,4% högre den 25e) snarare än att varje kund tankar en större volym (kolumn 4 innebär att kunder tankar 2,7% mer per tankning).

På motsvarande sätt ser vi betydande skillnader i försålda kvantiteter mellan olika veckodagar. Försåld volym på fredagar är i snitt 13,9% högre än på en söndag medan priset är i snitt 0,2% högre på fredagar än på söndagar. Denna effekt över veckodagar drivs dock i stort sett enbart av att det är fler som tankar på fredagar, volymen per kund är bara 0,2% högre på fredagar än på söndagar.

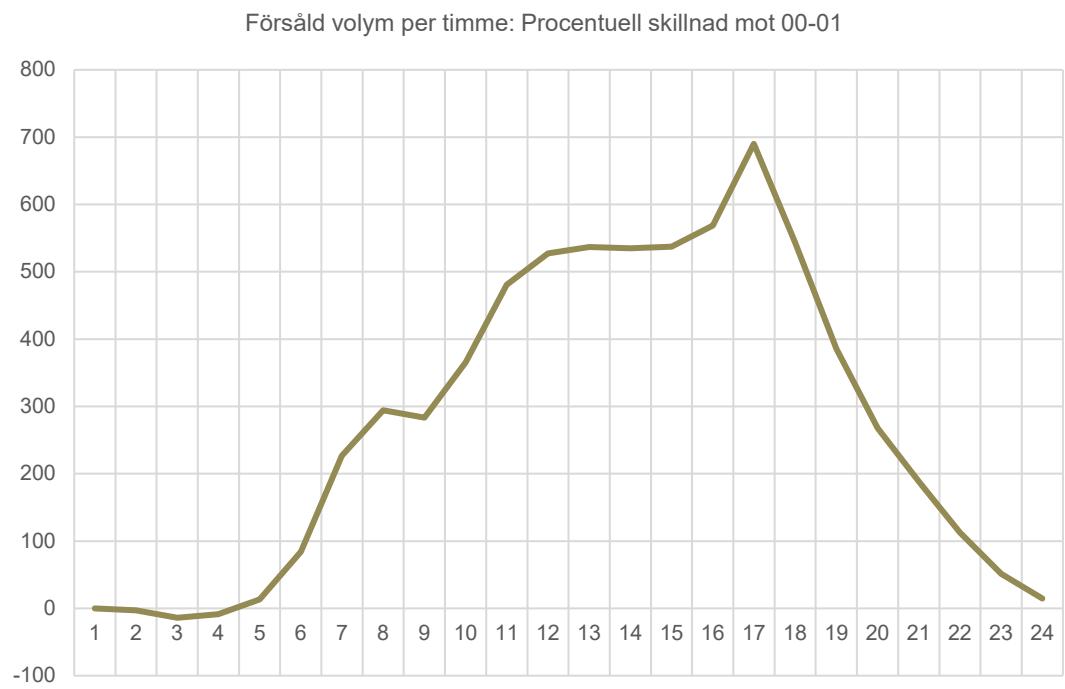
Detta är resultat för en kedja bara men det finns god anledning att tro att de efterfrågemönstren i dessa data inte är väsensskilda från de för andra kedjor. Detta ger oss därmed en uppsättning väldokumenterade efterfrågechocker som vi kan använda för att studera huruvida priser svarar på dessa.

En relaterad faktor gäller hur efterfrågan varierar på dygnet. Den internationella litteraturen pekar på att prishöjningar ofta företas då det är relativt få kunder, till exempel på tidig morgon.⁷² I en liknande regressionsanalys som med Ekvation (A1), men med ytterligare fixa effekter för varje timme under dagen så kan vi beskriva hur volymer varierar över dygnet. Figur A1 nedan åskådliggör mönstret över dagen, där vi har översatt de skattade koefficienterna till procentuell skillnad i försåld volym per timme relativt volym som säljs mellan midnatt och 01.00. Som synes är försäljningen låg under natten men börjar öka kraftigt mellan 6 och 7 på morgonen för att succesivt öka under dagen till en topp i volymen mellan 17 och 18 på eftermiddagen varefter den faller ner mot midnatt. Föga förvånande är skillnaderna i volym över dygnet mycket betydande.

⁷¹ För att tolka koefficienterna i en regression som den procentuella effekten av att ändra en förklarande variabel från 0 till 1 där den beroende variabeln är logaritmerad använder vi formeln $100 \times (e^{\text{skattad koefficient}} - 1)$.

⁷² Se till exempel Assad, Stephanie, Robert Clark, Daniel Ershov, D. och Lei Xu. Algorithmic pricing and competition: Empirical evidence from the German retail gasoline market. *Journal of Political Economy*. Vol 132.3, 2024.

Figur A1 Försåld volym per timme



Referenser

Abada, Ibrahim, och Xavier Lambin. Unleashing the Predators: Autonomous Predation and Manipulation Through Algorithms. 2023

https://papers.ssrn.com/sol3/papers.cfm?abstract_id=4575100. [Hämtad 2023-11-10]

Asker, John, Chaim Fershtman, och Ariel Pakes. Artificial intelligence, algorithm design, and pricing. *AEA Papers and Proceedings*. Vol. 112. 2022.

Assad, Stephanie, Robert Clark, Daniel Ershov, D. och Lei Xu. Algorithmic pricing and competition: Empirical evidence from the German retail gasoline market. *Journal of Political Economy*. Vol 132.3, 2024.

Ater, Itai, och Oren Rigbi. Price transparency, media, and informative advertising. *American Economic Journal: Microeconomics*, Vol. 15.1, 2023: 1-29

Brown, Zach Y., och Alexander MacKay. Competition in pricing algorithms. *American Economic Journal: Microeconomics* Vol 15.2, 2023: 109-156.

Bundeskartellamt och Autorité de la Concurrence. Algorithms and competition. 2019.

https://www.bundeskartellamt.de/SharedDocs/Publikation/EN/Berichte/Algorithms_and_Competition_Working-Paper.html [Hämtad 2023-11-09]

Bundeskartellamt. Market transparency unit for fuels. 2023.

https://www.bundeskartellamt.de/EN/Economicsectors/MineralOil/MTU-Fuels/mtufuels_node.html. [Hämtad 2023-11-13.]

Byrne, David P., och Nicolas De Roos. Learning to coordinate: A study in retail gasoline. *American Economic Review* Vol. 109.2, 2019: 591-619.

Calvano, Emilio, Giacomo Calzolari, Vincenzo Denicolò, och Sergio Pastorello, S. Algorithmic pricing what implications for competition policy? *Review of Industrial Organization*, Vol. 55, 2019: 155-171.

Calvano, Emilio, Giacomo Calzolari, Vincenzo Denicolo, och Sergio Pastorello. Artificial intelligence, algorithmic pricing, and collusion. *American Economic Review*, Vol. 110, 2020: 3267-3297.

De Chaisemartin, Clément, och Xavier d'Haultfoeuille. Two-way fixed effects estimators with heterogeneous treatment effects. *American Economic Review* Vol 110.9, 2020: 2964-2996.

CMA, *Algorithms: How they can reduce competition and harm consumers* (2021)

<https://www.gov.uk/government/publications/algorithms-how-they-can-reduce-competition-and-harm-consumers>. 2021 [Hämtad 2023-11-09]

Dewenter, Ralf, Ulrich Heimeshoff, och Hendrik Lüth. The impact of the market transparency unit for fuels on gasoline prices in Germany. *Applied Economics Letters*, Vol. 24.5, 2017: 302-305.

Elger, Paul, Essays on Taxes and Consumption, Doktoravhandling, Handelshögskolan i Stockholm, 2014.

Europeiska Kommissionen, 21.07.2023. Guidelines on the applicability of Article 101 of the Treaty on the Functioning of the European Union to horizontal co-operation agreements. [https://eur-lex.europa.eu/legal-content/EN/TXT/PDF/?uri=CELEX:52023XC0721\(01\)](https://eur-lex.europa.eu/legal-content/EN/TXT/PDF/?uri=CELEX:52023XC0721(01)).

Ezrachi, Ariel, och Maurice E. Stucke. Artificial intelligence & collusion: When computers inhibit competition. *University of Illinois Law Review*, 2017: 1775-1789.

Ezrachi, Ariel, and Maurice E. Stucke. The Role of Secondary Algorithmic Tacit Collusion in Achieving Market Alignment. 2023
https://papers.ssrn.com/sol3/Delivery.cfm/SSRN_ID4546889_code437389.pdf?abstractid=4546889&mirid=1 [Hämtad 2023-11-10].

Foros, Øystein, Mai Nguyen-Ones, och Frode Steen. The effects of a day off from retail price competition: evidence on consumer behavior and firm performance in gasoline retailing. *International Journal of the Economics of Business*. Vol. 28.1, 2021: 49-87.

Foros, Øystein., Richard Friberg, Hans Jarle Kind, och Frode Steen. Mer informasjon om rivalenes priser, mindre konkurranse?. *Samfunnsøkonomen*, Vol. 5, 2022:38-47.

Goldfarb, Avi, och Catherine Tucker. Digital economics. *Journal of Economic Literature*. Vol. 57.1, 2019: 3-43.

Goodman-Bacon, Andrew. Difference-in-differences with variation in treatment timing. *Journal of Econometrics*. Vol. 225.2, 2021: 254-277.

Harrington, Joseph E. Developing competition law for collusion by autonomous artificial agents. *Journal of Competition Law & Economics*. Vol 14.3, 2018: 331-363.

Harrington Jr, Joseph E. The effect of outsourcing pricing algorithms on market competition. *Management Science*. Vol. 68.9, 2022: 6889-6906.

Huffman, David, och Matias Barenstein. Riches to rags every month? The fall in consumption expenditures between paydays. *IZA Discussion Papers*, No. 1430, 2004.

Ivaldi, Marc, Bruno Jullien, Patrick Rey, Paul Seabright, och Jean Tirole. The economics of tacit collusion. Rapport for DG Competition, Toulouse School of Economics. 2003. https://publications.ut-capitole.fr/id/eprint/1200/1/tacit_collusion.pdf, [Hämtad 2023-11-13]

- Klein, Timo. Autonomous algorithmic collusion: Q-learning under sequential pricing. *The RAND Journal of Economics*. Vol 52.3, 2021: 538-558.
- Konkurransetsilsynet, Vilken effekt kan algoritmer ha på konkurrensen? Rapport Konkurransetsilsynet 2021:2. 2021. https://konkurransetsilsynet.no/wp-content/uploads/2021/02/Konkurransetsilsynet_algoritmerapport_2021.pdf [Hämtad 2023-11-09].
- Leisten, Matthew. Algorithmic competition, with humans. 2022 https://www.dropbox.com/s/pk83ocy9in8is8c/Algorithmic_Compition_with_Humans.pdf?dl=0 [Hämtad 2023-11-14]
- Luco, Fernando. Who benefits from information disclosure? The case of retail gasoline. *American Economic Journal: Microeconomics* Vol 11.2, 2019: 277-305.
- Löfström, Tuwe, Hilda Ralsmark, och Ulf Johansson. Collusion in algorithmic pricing. Konkurrensverket, Uppdragsforskningsrapport 2021:3. 2021.
- Maskin, Eric, och Jean Tirole. A theory of dynamic oligopoly, II: Price competition, kinked demand curves, and Edgeworth cycles. *Econometrica*. 1988: 571-599.
- Mehra, Salil K. US v. Topkins: can price fixing be based on algorithms?. *Journal of European Competition Law & Practice*. Vol 7.7, 2016: 470-474.
- Miklós-Thal, Jeanine, och Catherine Tucker. Collusion by algorithm: Does better demand prediction facilitate coordination between sellers?. *Management Science*. Vol 65.4, 2019: 1552-1561.
- Montag, Felix, Alina Sagimuldina och Christoph Winter, Whom to inform about prices? Evidence from the German fuel market, 2023 https://www.felixmontag.com/files/2023_MSU_Whom%20to%20inform%20about%20prices.pdf [Hämtad 2025-05-09]
- Musolff, Leon. Algorithmic pricing facilitates tacit collusion. 2022. Uppsats under revidering för *Management Science*. https://lmusolff.github.io/papers/Algorithmic_Pricing.pdf [Hämtad 2023-11-21]
- Møllgaard, Peter, och Per Baltzer Overgaard. Transparency and competition policy. I *The Pros and Cons of Information Sharing*, Konkurrensverket 2006: sid 101-129
- Noel, Michael D. Do Edgeworth price cycles lead to higher or lower prices?. *International Journal of Industrial Organization*. Vol. 42, 2015: 81-93.
- Nyberg, Sten, Richard Friberg, Björn Lundqvist och Robin Teigland. *Konjunkturrådet 2021: Digitalisering och konkurrens*. Stockholm: SNS förlag. 2021.

OECD. Algorithmic competition. OECD competition policy roundtable background note. 2023. <https://www.oecd.org/daf/competition/algorithmic-competition-2023.pdf> [Hämtad 2012-11-09]

Rossi, Federico, och Pradeep K. Chintagunta. Price transparency and retail prices: Evidence from fuel price signs in the Italian highway system. *Journal of Marketing Research* Vol. 53.3, 2016: 407-423.

Rotemberg, Julio J., och Garth Saloner. A supergame-theoretic model of price wars during booms. *The American Economic Review*. Vol. 76.3, 1986: 390-407.

Stephens Jr, Melvin. "3rd of the month: do social security recipients smooth consumption between checks?". *American Economic Review*. Vol. 93.1, 2003: 406-422.

Stigler, George J. A theory of oligopoly. *Journal of Political Economy*. Vol. 72.1, 1964: 44-61.

Talluri, Kalyan T., och Garrett J. Van Ryzin. *The Theory and Practice of Revenue Management*. New York: Springer Science. 2006.

Wang, Qiaochu, Yan Huang, Param V. Singh, och Kannan Srinivasan. Algorithms, artificial intelligence and simple rule based pricing. 2023. https://papers.ssrn.com/sol3/papers.cfm?abstract_id=4144905 [Hämtad 2023-11-14].

Weinstein, Samuel, Pricing algorithms—What role for regulation? 2024. SSRN: <https://ssrn.com/abstract=4758386> [Hämtad 2024-05-09].

Williams, Kevin R. The welfare effects of dynamic pricing: Evidence from airline markets. *Econometrica*. Vol. 90.2, 2022: 831-858.



Ringvägen 100
118 60 Stockholm
08-700 16 00
konkurrensverket@kkv.se

www.konkurrensverket.se