

АЛГОРИТМИЧНО ЦЕНООБРАЗУВАНЕ И СЪГЛАСУВАНО ПОВЕДЕНИЕ – ПРЕДИЗВИКАТЕЛСТВА ПРЕД КОНКУРЕНЦИЯТА?

Александър Б. Тодоров

Икономически университет – Варна

How to cite this article / Как да се цитира тази статия:

Todorov, A., B. (2022). Algoritmichno tsenoobrazuvane i saglasuvano povedenie – predizvikatelstva pred konkurenciyata? [Algorithmic Pricing and Concerted Behaviour – Competitive Challenges?]. *Economic Thought Journal*, 67(1), pp. 90-107 (in Bulgarian).

To link to this article / Връзка към статията:



Published online / Публикувана онлайн: 2 June 2022



Submit your article to this journal / Изпратете статия за публикуване

<https://etj.iki.bas.bg>

Article views / Статията е видяна:

View related articles / Други подобни статии:



View Crossmark data / Вж. информация от Crossmark:

Citing articles / Цитиращи статии:

View citing articles / Вж. цитиращи статии:



АЛГОРИТМИЧНО ЦЕНООБРАЗУВАНЕ И СЪГЛАСУВАНО ПОВЕДЕНИЕ – ПРЕДИЗВИКАТЕЛСТВА ПРЕД КОНКУРЕНЦИЯТА?

Александър Б. Тодоров

Икономически университет – Варна

Резюме: Приложението на съвременни алгоритми за ценообразуване става все по-разпространена практика в реалната икономика. От една страна, това е свързано с подобрения в ефективността на фирмите, но от друга, може да предизвика рискове за конкуренцията на пазарите и по този начин да има нежелани последици за потребителите. Изследването проследява актуалната интердисциплинарна дискуссия относно възможността ценообразуващите алгоритми да доведат до съгласувано поведение. Тази възможност изглежда не само теоретично постижима, но и практически все по-лесно осъществима. Същевременно инструментите на политиката са ограничени и изправят органите за защита на конкуренцията пред нови предизвикателства.

Ключови думи: цифровизация; изкуствен интелект; конкуренция; съгласуване; картел; алгоритмично ценообразуване

JEL codes: D18; D43; K21; L41

Received 20 January 2022

Revised 31 January 2022

Accepted 16 February 2022

Въведение

С появата и развитието на интернет и електронната търговия се заражда очакването за по-добри и по-конкурентни пазарни условия, които да повишат общественото благосъстояние. Конвергенцията на комуникационните технологии спомага за появата на многобройни платформи, които намаляват едновременно времето и разходите за търсене и намиране на желаните от потребителите продукти и услуги (вж. Проданов, 2020; 2018a; Тодоров, 2010). Повсеместната цифровизация, платформите и разнообразието от технологични нововъведения би трябвало да приближат пазарите все повече към конкурентния идеал, като повишат пазарната прозрачност, улеснят достъпа до пазарите, ускорят „съзидателната разруха“ и в крайна сметка намалят пазарната власт на продавачите (вж. Славова, 2016).

Паралелно с това все по-често срещана практика в търговията става приложението на алгоритми за ценообразуване. Такива алгоритми се използват от десетилетия, например в ценообразуването и продажбата на самолетни билети, но едва отскоро започват да навлизат масово и в други сфери като финансовите услуги, туризма (хотелиерството) и търговията на дребно с горива и потребителски стоки (вж. Seele et al., 2021). Достъпът до големи масиви с пазарни и фирмени данни стимулира навлизането на алгоритмичното ценообразуване.

Възможността за по-лесно наблюдение и адаптиране на цените спомага и за по-ефективна работа в търговията на дребно, където в много случаи трябва да се обработват едновременно данни за голям брой стоки.

Водещи в този процес естествено са големите платформи за електронна търговия като *Amazon*, където се прави често напасване на цените, понякога по няколко пъти на ден, на множество стоки едновременно. Поради това автоматизираните наблюдения и промени на цените допринасят за значително повишение на ефективността на работа. Нещо повече, използването на ценови алгоритми позволява на търговците да напасват по-лесно и по-бързо своите цени спрямо актуални развития на пазара, както и да правят прогнози относно бъдещата динамика в цените.

Алгоритмите намират приложение и в традиционната търговия. Използването на технологии за прогнозиране на търсенето се оказва изключително полезно. Например в търговията с нетрайни стоки с тяхна помощ могат да се оптимизират складовите запаси и да се намалят загубите на стока поради изтичане на нейния срок на годност; прогнозата за слънчево и топло време би могла да доведе до увеличение на цената на различни сладоледени изделия за следващите дни; някакво специално предложение на конкуренцията за определена напитка може да намали нейната цена за периода на конкурентната оферта и т.н. Всички тези промени в цените се изготвят от ценови софтуер, чието приложение води до големи подобрения в ефективността на фирмите.

С оглед на все по-широкото използване на ценови алгоритми в цифровата и в традиционната икономика обаче възникват и редица въпроси относно последиците за конкуренцията, потребителите и обществото (вж. Радев, 2021; Стоилова, 2020; Abrardi et al., 2021; Seele et al., 2021; Gautier et al., 2020). Едно от опасенията, които намират силно отражение в специализираната литература и широк отзвук в обществените среди, е потенциалната възможност за съгласувано поведение от страна на продавачите. За това може да допринесе и появата на ново поколение алгоритми, които, основавайки се на машинното обучение, са в много голяма степен самостоятелни в намирането и прилагането на ценови решения за фирмите, а подобно поведение е свързано със сериозни загуби на благосъстояние за обществото. Тези рискове привличат вниманието и на редица органи за защита на конкуренцията по света. През последните години специализирани и задълбочени доклади публикуват Организацията за икономическо сътрудничество и развитие (OECD, 2017), както и националните органи за защита на конкуренцията на някои от водещите икономики в света – Великобритания (CMA, 2018), Германия и Франция (Monopolkommission, 2018; Autorité de la concurrence & Bundeskartellamt, 2019).

На този фон целта на изследването ни е да представи най-важните моменти от актуалната интердисциплинарна дискусия по въпроса. Във връзка с това е направен опит за разграничение на различните видове алгоритми и тяхното приложение в реалната икономика, което да очертае възможностите за съгласувано поведение между пазарните субекти. Разгледани са условията, при които би могло да се постигне съгласуване, и колко вероятно е това при алгоритмичното ценообразуване. На тази основа е потърсен отговор и на въпроса относно

евентуалните „сценарии“, при които би могло да се осъществи подобно съгласуване, и доколко реалистични са те от днешна гледна точка. Накрая са дискутирани и възможните политики за защита на потребителите и конкуренцията.

Алгоритмите – същност, видове и приложения

Най-общо алгоритмите могат да се определят като последователности от стъпки, необходими за решаването на конкретен проблем (вж. Илиева, 2020), а конкретно в компютърното програмиране те се дефинират като поредици от команди за постигането на определен резултат. В случая на алгоритмичното ценообразуване такъв резултат може да е например оптимизацията на печалбата – намирането на онази цена или вектор от цени, които биха довели до максимална печалба.

Алгоритмите могат да се разделят на две категории – *адаптивни* и *обучаващи се* (Calvano et al., 2019). Първите напасват цените спрямо пазарните условия, без при това да се променят предварително подобрите параметри и поредици от команди. За разлика от тях вторите могат да променят самостоятелно както последователността от команди, така и крайния резултат – в случая на ценообразуващите алгоритми това включва изменения на ценообразуващия метод и/или формула. Разграничението на адаптивни и обучаващи се алгоритми е ключово за конкурентното поведение, както и за постигането на евентуално картелно споразумение.

В най-опростения вариант адаптивните алгоритми автоматизират ценообразуването, предлагайки цена, която е в линейна зависимост от тази на конкуренцията. В други по-сложни случаи ценовият отговор може да се формулира на базата на предходни реакции на конкуренцията, т.е. на вектор от осреднени цени на конкуренцията от предходни периоди. Например, ако някой конкурент повиши цената за даден продукт на определен географски пазар, то ценовият алгоритъм напасва своята цена съобразно конкретната стока и конкретния пазар, като в зависимост от първоначално дефинирания краен резултат може да я изравни с тази на конкуренцията или да я заложи по-ниско в рамките на определени граници.

Алгоритмите, базирани на машинното обучение (*machine learning*), намират решения на проблеми чрез трупането на опит. „Обучението“ на алгоритмите се осъществява по три принципни начина: (1) надзиравано – с „учител“; (*supervised learning*); (2) ненадзиравано – без „учител“ (*unsupervised learning*); (3) с утвърждение или по-точно с положителна обратна връзка (от англ. *reinforced learning*) (вж. Йорданова, Стефанова, 2017). Обучените по тези три начина алгоритми решават различни проблеми и намират съответно различни приложения.

Надзираваното обучение позволява да се разпознае връзката между входяща и изходяща информация. Класическа илюстрация за това е разпознаването на снимки – дали дадена снимка е например на котка или на куче. За целта е необходима съвкупност от данни, които вече съдържат предварително отбелязани примери за наличието на такава връзка. Това може да е голяма база от данни, включваща паралелно хиляди снимки на котки и хиляди снимки на кучета, всяка от които е обозначена предварително със съответен „етикет“.

Съвкупността от данни обикновено се разделя на две – обучаващи и валидиращи. Обучаващите данни се използват, за да се изведат параметрите на модела, който да прогнозира резултата. Целта е алгоритъмът да екстраполира отговор, така че да реагира правилно в ситуации, които не са част от обучаващите данни. За алгоритъм, който с времето (итерациите) подобрява точността на прогнозиите си, се твърди, че се е „обучил“ да решава дадената задача.

Този вид алгоритми се прилагат при класификация и при регресионен анализ. Алгоритмите за класификация се използват, когато на изхода се очакват бинарни стойности (например споменатото разпознаване на снимки или пък на дадено съобщение като спам на базата на предходни съобщения, които потребителят е отбелязал като такъв), а регресионните – когато резултатът може да приема произволна числова стойност (вж. Герунов, 2020). Към тях се прибягва при прогнозиране на влиянието на фактори като време, сезон или текущи събития върху наблюдаваното търсене на даден продукт. Към последните спадат и т.нар. алгоритми за динамично ценообразуване, които подбират оптималните цени съобразно промените в различни параметри на пазарната среда.

При ненадзираваното обучение алгоритмите използват съвкупност от данни, съдържаща само входящи стойности, и търсят сами структура в данните, оформяйки групи или клъстери. Обучаващите данни не са предварително категоризирани. Вместо да реагират на обратна връзка, алгоритмите разпознават общи характеристики в данните и реагират според присъствието или отсъствието на тези характеристики във всяка нова съвкупност от данни. В примера със снимките това означава разделянето им на снимки на котки и на кучета, но и на снимки, направени вътре или навън, през деня или през нощта, и т.н. В случая алгоритъмът не предлага конкретни етикети, а по-скоро създава най-вероятните статистически групи.

Алгоритмите с ненадзиравано обучение имат две основни приложения. Първото е в групирането на данни. Разпознаването на различни групи се използва от търговците за сегментиране на клиентите според закупените от тях продукти или (с помощта на информация от социалните мрежи) съобразно тяхната свързаност с определени теми. На тази база фирмите са в състояние да предлагат персонализирани продукти, реклама или цени според установените характеристики на потребителите. Второто приложение се отнася до асоциирането на вече закупените продукти с други, които са били купени от други клиенти, и съответно тяхното препоръчване.

При обучението с утвърждение конкретни ситуации се обвързват с действия, които максимизират числената стойност на някаква кумулативна мярка за възнаграждение. В този случай алгоритъмът не получава изрични инструкции какви действия да бъдат предприети, а трябва чрез метода на пробата и грешката да намери онези, които носят най-голямо възнаграждение. Проблемът се усложнява поради обстоятелството, че дадено действие може да повлияе не само върху непосредственото възнаграждение, но и върху последващата ситуация, а оттук и върху произтичащото от нея възнаграждение. Тези две характеристики – проба-грешка и отложено възнаграждение, са най-важните

отличителни белези на обучението с утвърждение (Sutton & Barto, 2018).

За разлика от предходните два типа тук се изисква единствено отправна точка и функция на възнаграждението. Тръгвайки от дадена отправна точка, алгоритъмът „проучва“ околната среда, като се съобразява единствено с това дали дадената ситуация се подобрява или не, т.е. дали води до по-голямо възнаграждение. За целта той трябва да предприеме множество разнообразни действия и прогресивно да одобрява тези от тях, които изглеждат най-добри. Всяко от действията трябва да бъде предприемано многократно, за да се постигне надеждна оценка на очакваното възнаграждение. За да натрупа необходимия опит, алгоритъмът прилага стратегии, които не са оптимални от гледната точка в момента, но позволяват събирането на необходимата информация. Така той постепенно сам намира оптималната стратегия. След тази фаза обучаващите се алгоритми имат значително предимство пред адаптивните, особено в сложни и бързо променящи се условия. Например те биха могли сами да стигнат до картелно споразумение, без да е нужна предварителна намеса от страна на създаващия алгоритъма, докато при адаптивните алгоритми или при тези с надзирано обучение е задължително да е налице предварително намерение на програмиращите и то да бъде заложено изначално при проектирането им – особеност, която е от значение за начина на постигане на евентуално споразумение.

Съгласувано поведение – същност и условия за постигане

Съгласуваното поведение може да се основава на гласно (формално) или на негласно (неформално) споразумение или на някаква комбинация от двете. В икономическата теория гласното споразумение се разглежда като експлицитно и може да бъде писмено или устно. Най-очевидният начин за постигането на такава спогодба е прякото взаимодействие с цел уговаряне на монополните равнища на цените или на количествата. Негласното споразумение е имплицитно – при него не е необходимо наличието на изрична комуникация между фирмите, а може да се формира и да се поддържа на базата на осъзнатата от страна на конкурентите взаимозависимост. В този случай негласното споразумение е резултат от независимите действия на всяка от фирмите, която преследва собствения си интерес за максимална печалба.

Подходът на икономическата теория към картелните споразумения е насочен към пазарния резултат, докато правният подход се фокусира върху начина за постигането му. Ето защо законодателството за защита на конкуренцията обикновено не забранява съгласуваното поведение само по себе си, а единствено такова, което произтича от експлицитно споразумение. Това означава, че трябва да е налице някакво доказателство за наличието на пряк или косвен контакт между фирмите, който да нарушава независимото им поведение. Понеже негласното споразумение включва форми на осъзнат паралелизъм, постигнат вследствие на преследването на индивидуалния и независим интерес на фирмите, той не попада в ползрението на законодателството. Въпреки това обаче ефектът от подобно поведение е аналогичен на този от експлицитното съгласуване и е свързан със загуба на обществено благосъстояние.

В контекста на алгоритмичното ценообразуване особен интерес представлява съгласуваното поведение в резултат от негласно (имплицитно) споразумение. Такова поведение позволява на фирмите да получават печалби над нормалните в смисъла на дългосрочното равновесие при свършена конкуренция. Неформалното съгласувано поведение се постига при многократна интеракция между фирмите. Това им дава възможност да поддържат високи цени, като същевременно са наясно, че нарушението на договореностите ще е обвързано с някаква форма на санкция, например прекратяване на негласното споразумение и навлизането в „ценова война“, която за определен период да съкрати печалбите под нормалните.

За да бъде споразумението стабилно, своеобразното наказание трябва да е достатъчно вероятно и осезаемо и да надхвърля ползите от евентуално краткосрочно отклонение от него. Така фирмите осъзнават, че поддържането на високи цени е устойчиво само ако всички се придържат към споразумението и никоя от тях не го нарушава, както и че ако някоя се опита да извлече краткосрочна печалба, подбивайки цената, тогава постигането на негласна договореност между тях в бъдеще няма да е възможно. Ето защо фирмите имат стимул да се придържат към текущите високи цени, което от своя страна прави споразумението самоподдържащо се. С други думи, те си имат доверие във връзка с поддържането на споразумението. Ако някоя от тях обаче го наруши, то доверието се изчерпва и фирмите започват да действат в своя собствен краткосрочен интерес.

Вероятността за постигане и поддържане на споразумение се определя от редица фундаментални пазарни характеристики (Ivaldi et al., 2003), но не всички от тях биха придобили по-голямо значение, в случай че се приложи алгоритмичното ценообразуване. Най-важни сред тези условия са: *броят на конкурентите, честотата на интеракция, прозрачността на пазара и динамиката на търсенето* (Autorite de la concurrence & Bundeskartellamt, 2019; Monopolkommission, 2018; OECD, 2017).

Броят на активните на пазара фирми е от значение, защото ако фирмите са повече, комуникацията се усложнява и е по-трудно разкриването на евентуални отклонения. Поради това обикновено съгласувано поведение се наблюдава на сравнително силно концентрирани пазари. Например в установените от Европейската комисия картелни споразумения през периода 2001-2015 г. участват средно само по седем фирми (Hellwig & Hüschelrath, 2017). Вероятността за съгласуване се ограничава с увеличаване на броя на конкурентите, като намалението става значително, ако се прескочи определена граница, която според някои изследвания е при четирима участници (вж. Horstmann et al., 2018; Potters & Suetens, 2013). Алгоритмизацията обаче позволява лесна и бърза обработка на значителни количества данни, както и наблюдаването и координацията на поведението на голям брой фирми. По този начин се улеснява съгласуваното поведение и на пазари с по-ниска степен на концентрация.

Съгласувано поведение е по-вероятно да се наблюдава и да се поддържа на пазари, на които се осъществява често и *редовно взаимодействие*. Причините са, че така фирмите могат да комуникират намеренията си и да се „напаснат“

помежду си, което в крайна сметка да завърши с успешното постигане на (формално или неформално) споразумение. Същевременно честата и редовна интеракция позволява по-лесно да се открие евентуално отклонение от споразумението, което след това да бъде санкционирано. Това е най-видно на пазари, на които цените се променят многократно (например при търговията на дребно с автомобилни горива). В тези случаи честото нападение на цените позволява на фирмите да реагират бързо при евентуални нарушения на споразумението, което намалява стимулите за подобни отклонения. Нещо повече, с помощта на алгоритмите могат също да се разграничат действия, целящи отклонение от картелното споразумение, от такива, които са отговор на промени в пазарните условия (например изменения в търсенето), а това допринася за по-точното насочване на евентуалните санкции от страна на останалите участници в картела (O'Connor & Wilson, 2020).

По-голямата *пазарна прозрачност* би могла да облагодетелства вероятността за съгласувано поведение. За да се реагира на потенциални отклонения на конкурентите от споразумението, е необходимо те да могат да бъдат регистрирани навреме. На пазари, които се характеризират с висока степен на прозрачност, поведението на конкуренцията е по-лесно за наблюдение, което прави отклонението икономически неатрактивно и осигурява стабилност на картелното споразумение. Приложението на алгоритми в интернет повишава прозрачността на пазарите, защото позволява бързо и лесно да се разкрият данни относно цените на конкуренцията. Ценовите алгоритми са в състояние да обработват в реално време голям обем от данни, които стават все по-достъпни в интернет, а това допринася за осъществяването на съгласувано поведение и допълнително стимулира тяхното използване за стратегическо ценообразуване.

Картелните споразумения са по-трудни за поддържане на пазари със силно изразени *флуктуации на търсенето*, защото при нарастващо търсене възможностите за реализиране на краткосрочни печалби чрез отклонения от споразумението са по-добри, а потенциалните разходи, свързани със санкциониране (например чрез ценова война), са по-ниски. Вероятността за съгласуване е толкова по-малка, колкото по-предвидими са измененията в търсенето (например при наличието на сезонност). Причината е, че подбиването на цените на конкуренцията е по-атрактивно, когато търсенето е в своя пик. Същевременно ефектите от последваща ценова война не се възприемат като толкова тежки, тъй като тя ще се случи в следващите периоди на слабо търсене. В този контекст повишаването на способността на фирмите да прогнозираят търсенето посредством някаква форма на изкуствен интелект (например алгоритми с надзирано обучение) може да има негативно влияние върху поддържането на споразумения (Miklos-Thal & Tucker, 2019). По-доброто прогнозиране на търсенето увеличава възможностите на фирмите за по-прецизно ценообразуване, което им дава и по-силен стимул за подбиване на цените, когато прогнозата е за нарастване на търсенето. Това в крайна сметка означава, че приложението на алгоритмите за по-добро прогнозиране може да доведе до по-ниски цени и съответно до по-голям потребителски излишък.

От представените дотук аргументи може да се обобщи, че алгоритмичното ценообразуване облагодетелства съгласуваното поведение посредством два

основни механизма. *Първо*, алгоритмите реагират много по-бързо на изменения в цените на конкуренцията, отколкото хората (вж. Ezrachi & Stucke, 2017; Mehra, 2016a). Поради възможността за изключително често взаимодействие между алгоритмите всяко отклонение от картелното споразумение се наказва значително по-бързо, а същевременно ползите от това отклонение са много по-краткотрайни. *Второ*, автономните алгоритми са в състояние бързо да намерят оптималните ценови стратегии чрез проба и грешка, умишлено изпробвайки първоначално неоптимални цени. Тези алгоритми са извънредно гъвкави, защото не изискват предварителната спецификация на определен модел, което ги прави подходящи за приложение в комплексни пазарни условия и ситуации. С това се повишава пазарната прозрачност, което допълнително улеснява постигането и поддържането на споразумение.

Сценарии на алгоритмично съгласуване

При условие че повишената прозрачност и възможността за по-честа и редовна интеракция облагодетелстват съгласуваното поведение, е важно да се разгледа въпросът относно конкретните пазарни сценарии за възникване и поддържане на подобни споразумения. Ezrachi и Stucke (2017; 2016) разграничават четири сценария в зависимост от технологичното развитие и приложението на алгоритмизираното ценообразуване (вж. също Bernhardt & Dewenter, 2020; Тодоров, 2020). В първите три постигането и/или поддържането на споразумение предполага наличието на човешка намеса, докато в четвъртия такава изцяло отсъства.

При първия сценарий на съгласуване фирмите използват конкретен алгоритъм за постигане и поддържане на споразумението, както и за съблюдаване на неговото спазване. Алгоритъмът играе ролята на средство за обмен на информация (*messenger*), свързана с планирани увеличения на цената, с ограничаване на предлаганите количества или със специални предложения, както и с това дали се спазва споразумението. Обменът на такъв вид информация е ключов на пазари, където ценообразуването е зависимо до голяма степен от поведението на другите фирми. Постигнатото споразумение би било стабилно, при положение че страните биха могли не само да фиксират цени, но и сравнително лесно да ги спазват. Използването на ценови алгоритми позволява например автоматично да се установяват подобни отклонения и да се алармират участниците в картела.

Като пример за този вид сценарий могат да послужат два реални случая, осъществени през платформата за електронна търговия на *Amazon*. Първият е от края на 2013 г., когато фирмите „*Topkins*“ и „*Tod*“ в САЩ постигат съгласие за единна цена на продаваните от тях плакати в платформата на *Amazon*, като прилагат един и същ ценови алгоритъм (Mehra, 2016b). Използваните алгоритми позволяват на търговците да напасват цените си по такъв начин, че да реагират мигновено на колебания в цените. Обвинението в съгласуване е отправено през 2015 г. с аргумента, че става дума за координирани действия от страна на юридически лица и техните физически представители с помощта на машинен алгоритъм. С други думи, алгоритъмът е използван като „посредник“

между двете фирми с цел фиксирането на цени.

Вторият случай е от Великобритания и е много сходен. Става дума за дребен търговец на играчки и канцеларски пособия, който е обвинен във фиксиране на цените на предлаганите плакати и рамки за плакати (Bernhardt & Dewenter, 2020). „Trods Ltd“ се споразумява с конкурентна фирма за поддържането на определено ниво на цените, като това е осъществено на практика отново посредством алгоритъм на платформата *Amazon*. Споразумението е прекратено, след като другата фирма, участваща в него, признава пред съответните органи за защита на конкуренцията, че се е съгласувала с „Trods Ltd“, и подава искане за освобождаване от санкция (*leniency*). През 2016 г. искането е одобрено, а „Trods Ltd“ е санкционирана за нарушаване на конкурентното законодателство.

Тези примери илюстрират ролята на ценообразуващите алгоритми за постигането на картелни споразумения, водени от индивиди. Трябва да се има предвид обаче, че и в двата случая използваният алгоритъм не е програмиран изначално за подобно поведение, а се прилага от множество търговци в платформата на *Amazon* за наблюдение и динамично напасване на цените. Най-често фирмите се съгласяват да използват единен алгоритъм, който им позволява да установяват картелната цена и да я поддържат при промяна на пазарните условия (т.е. адаптивен алгоритъм). В този сценарий няма нищо ново от гледна точка на антитръстовите подходи. Единственото ново е технологията, чрез която се постига споразумението. (В исторически план технологиите винаги са играли важна роля в постигането на картелни споразумения, като в миналото това се е случвало например чрез телефон или имейл.)

Малко по-различен е *вторият т.нар. hub-and-spoke сценарий*. Неговото наименование е заимствано от транспорта, при който трафикът се довежда до транспортен център (хъб) и оттам се разпределя и се насочва до съответните дестинации. Съгласно този сценарий няколко фирми използват един и същ алгоритъм, който се предлага от трета специализирана фирма, т.е. компаниите, образувачи картела, не разработват сами ценовия алгоритъм, а просто прилагат вече готов продукт. Това прави сценария сравнително лесен за реализиране. В този случай координацията ще е ефективна, ако централният алгоритъм наложи такива цени, които максимизират общата за картела печалба. Възможността за осъществяването на подобен сценарий е ограничена, ако фирмата, играеща ролята на хъб, предлага различни алгоритми на различните клиенти, както и когато фирмите на един и същ пазар използват алгоритми от различни доставчици (Schwalbe, 2018). Ако тези доставчици се конкурират помежду си в предлагането на различни и индивидуални решения за своите клиенти, то тогава използваните алгоритми ще имат различен начин на учене и работа впоследствие.

Трябва да се има предвид също, че обикновено алгоритмите съдържат и стохастични елементи за анализ на средата, което затруднява конвергенцията към стабилни, единни цени. При положение че фирмите имат различни производствени технологии и съответно различни разходни функции, то алгоритмичното решение за постигането на максимална обща печалба става трудно постижимо. Важно е да се отчете и че за да се реализира този сценарий, е необходима

някаква форма на комуникация, която да насочва участниците кой от наличните хъбове да използват.

Третият сценарий на съгласуване е т.нар. *предсказуем агент (predictable agent)*. При него всяка фирма разработва самостоятелно свой собствен ценови алгоритъм, вземайки под внимание променящите се пазарни условия и поведението на ценовите алгоритми, използвани от конкурентите. Стремешът на фирмите не е изричното постигане на забранено споразумение – тук те преследват по-скоро определена ценова цел, например ценово лидерство. Алгоритмите в случая позволяват по-лесното наблюдение на пазара и на конкуренцията и напасването на цените при необходимост.

Понеже алгоритмите следят ценовото поведение на другите алгоритми, се създава взаимна зависимост в реакциите им. Ако дадена фирма понижи цената си, то останалите могат да намалят своите мигновено, и обратно. Това поведение става все по-автоматизирано, предвид постоянно подобряващите се възможности на алгоритмите за изготвяне на прогнози, които се основават на минало поведение от страна на конкурентите. Тези обстоятелства намаляват конкурентния натиск и правят съгласуваното поведение по-вероятно. Скоростта на реакция на алгоритмите дава конкурентно предимство, а то от своя страна е добър стимул да се прибягва до тях. Така се създават условия за повсеместно използване на ценови алгоритми, или с други думи, тяхното приложение постепенно се превръща в неформален стандарт за конкретната индустрия.

За да се реализира на практика този сценарий, е необходимо алгоритмите да имат сходен дизайн, т.е. да са съвместими. Това условие е от решаващо значение, защото би позволило на алгоритмите да обменят информация помежду си и по този начин да преодолеят затворническата дилема, характерна за подобен тип взаимоотношения.

Четвъртият, може би най-важен сценарий е този на *автономната машина (autonomous machine)*. Тук алгоритмите не са просто средство за постигането на картелно споразумение, а са изцяло автономни икономически агенти, създадени от фирмите с конкретна цел, например максимизация на печалбата. С други думи, чрез експериментирание алгоритмите се „научават“ независимо един от друг да оптимизират печалбата. В ерата на „интернет на нещата“ алгоритмите разполагат с многообразие от „големи данни“ – за производството, логистиката, потребителите, продажбите, не само за собствената фирма, но и за конкурентите (вж. Радоев, 2021; Проданов, 2019). Използвайки цялата налична информация, обучаващите се алгоритми лесно могат да достигнат до картелно равновесие. Сценарият е възможен и при наличието на голям брой фирми, ако използването на алгоритми е де факто стандарт за индустрията.

Все повече експериментални изследвания показват, че алгоритмите, основаващи се на обучението с утвърждение, сравнително лесно и бързо се научават да злоупотребяват с пазарна власт, установявайки цени, които са близки до или съответстват на картелните (Calvano et al., 2021; Assad et al., 2021; Kastius & Schlosser, 2021; Klein, 2021; Calvano et al., 2020a). При това на алгоритмите не са зададени предварителни инструкции, а единствено цел – да максимизират печалбата при известни минали цени и печалби. Нещо повече, между алгорит-

мите липсва формална комуникация.

Резултатите от експерименталните изследвания намират емпирична подкрепа в проучване на ценообразуването в търговията на дребно с автомобилни горива в Германия (Assad et al., 2020). За целта са използвани данни за цените на основните горива, публикувани и обновявани на всяка минута, от 16 027 бензиностанции през периода от началото на 2014 г. до края на 2019 г. С мощта на иконометрични техники авторите успяват да установят по косвен път онези бензиностанции, които използват изкуствен интелект за ценообразуване, както и да покажат влиянието от приложението му върху цените в различни конфигурации на пазара. Резултатите сочат, че цените и маржовете на печалба се покачват значително (надценката варира от 20 до 30%) само когато всички бензиностанции в даден регионален пазар използват алгоритмично ценообразуване. Това обаче не е така, ако на съответния пазар има само един търговец (монопол), както и когато само част от търговците прилагат подобна технология. Тези резултати предполагат, че алгоритмичното ценообразуване има еднозначен негативен ефект върху конкуренцията.

Защита на потребителите и конкуренцията

С оглед на възможността за съгласувано поведение посредством алгоритми в литературата се дискутира доколко пазарът е в състояние да предложи естествени механизми на противодействие (вж. Благйчева, 2021). Някои автори защитават тезата, че потребителите също биха могли да използват алгоритми, с чиято помощ да се смекчат негативните ефекти от съгласуването (Gal & Elkin-Kogen, 2017), например алгоритми, които биха могли да следят цени и да прогнозираят тяхното развитие, като по този начин в крайна сметка подпомагат купувачите в тяхното решение за покупка. Вече съществуват и алгоритми, които предоставят актуални информации и са в състояние да приемат поръчки. Това дава основания да се предполага, че алгоритмите ще започнат да играят все по-голяма роля в решенията на потребителите и тяхната автономност ще нараства (вж. Проданов, 2018b).

За противодействие на последствията от евентуално съгласуване купувачите биха могли да използват алгоритми, които алармират за завишени цени и им позволяват да ги избегнат. Възможно е и приложението на алгоритми, които позволяват акумулирането на пазарна власт от страна и на потребителите. И в двата случая се затруднява налагането на завишени цени. От днешна гледна точка ефективността на подобни решения е под въпрос, защото зависи от това коя страна ще разполага с достъп до повече и до по-добри данни и алгоритми (Bernhardt & Dewenter, 2020), макар за момента да изглежда, че в благоприятна позиция са предлагашите. Координацията от страна на търсенето изглежда по-трудно постижима, защото в преобладаващите олигополно структурирани пазари броят на купувачите обикновено значително надвишава този на предлагашите фирми. Много е вероятно и подобни пазарни решения да възникнат с твърде голямо закъснение.

Втората възможност за предпазване на потребителите от съгласувано поведение вследствие на приложението на машинни алгоритми е регулацията

посредством правната рамка за защита на конкуренцията. Тук биха могли да се използват два принципни подхода (Calvano et al., 2019; Schwalbe, 2018; Uytzel, 2018). Първият предполага предварителна (*ex ante*) регулация, която, подобно например на внедряването на нов медикамент на пазара, допуска само такива алгоритми, за които е известно, че не са склонни към съгласувано поведение. Вторият е да се въведе последваща (*ex post*) регулация, какъвто е и подходът в политиката за защита на конкуренцията. Тази възможност обаче изисква промени в актуалната правна рамка.

При предварителната регулация едно от предложенията е да се допуска използването само на определени алгоритми – такива, за които се смята, че са лишени от способността да предлагат цени над конкурентното равнище (Harrington, 2018; вж. също Beneke & Mackenrodt, 2019). Или с други думи, да се изготви „черен списък“ на алгоритми, които да не бъдат допускани на пазара. Този подход е много по-инвазивен и обикновено се прилага в ситуации, при които вероятността от пазарен провал е обвързана със значителни разходи за обществото, както и в случаи, когато регулативната намеса не би довела до голям спад в ефективността на икономиката. Вземайки под внимание големите предимства, които изкуственият интелект и основаващите се на него технологии предлагат, използването на предварителна регулация изглежда недостатъчно основателно. От тази гледна точка актуалната дискуссия се насочва все повече към втория подход.

За анализа на последващата регулация е необходимо постигането на картелно споразумение да се разгледа като процес, състоящ се от три стъпки (Calvano et al., 2020b): (1) осъществява се някаква форма на комуникация между пазарните участници; успешната комуникация води до (2) съвместното приемане на „правила“ относно съгласуваното поведение, които най-често се фокусират върху цената; (3) фирмите налагат по-високи цени, които са пряко следствие от приетите от картела правила. Принципно установяването на картелни споразумения може да бъде предприето във всеки от трите етапа. На практика обаче това е много трудно в последните два, защото емпиричното сравнение на наложените по-високи цени с тези при ефективна конкуренция е сложно и често не е много прецизно, което го прави недостатъчно основателно от правна гледна точка. Същевременно приетите от участниците в картела правила в повечето случаи не съществуват на „хартия“, а са негласни. Поради тези причини правното установяване на картелни споразумения се фокусира върху първата фаза – наличието на доказателства за явна комуникация и намерение на участниците.

При алгоритмите за ценообразуване този стандартен поход не е състоятелен, защото, както беше посочено, те са в състояние да достигнат до картелните цени без предварителна комуникация и намерение. Затова в този случай е най-добре усилията да се насочат към втората фаза – правилата за картелното ценообразуване. За разлика от съгласуването между индивиди, чиито правила често не могат да бъдат установени, то при алгоритмите това е възможно посредством подходяща оценка на алгоритъма и тестване в контролирана среда (Calvano et al., 2020b). Експерименталната проверка предполага три стъпки, като във всяка от тях се изисква различна експертиза. В първата се изгражда

среда, в която са ясни както картелната, така и конкурентната цена. Това трябва да стане на основата на реалистичен модел на пазара, което предполага най-вече икономическа експертиза. След като алгоритмите достигнат споразумение относно по-високите цени, може да се премине към идентифицирането на онези правила, вътрешни за алгоритмите, които са довели до тези по-високи цени. Тук е необходима предимно техническа експертиза, но икономическата теория дава някои насоки относно признаците, по които могат да се разпознаят – например наличие на някаква форма на санкции за отклонение (ценова война), синхронизирано поведение на цените или асиметричност в ценовия отговор (в картел фирмите отговарят по-силно на намаления на цените на конкуренцията като част от „наказателното“ поведение на картела). При третата фаза от проверката се изисква правна експертиза, която, вземайки под внимание резултатите от първите две стъпки, да предприеме подходящи мерки за законово санкциониране или превенция.

Във връзка с превенцията на картелни споразумения при алгоритмите за ценообразуване в актуалната научна литература се коментират няколко възможности (Schwalbe, 2018). Първата предвижда да се разшири съдържанието на понятието „съгласувана практика“, така че да включва и възможността за съгласуване чрез приложението на ценови алгоритми. Това предполага да се обхване и негласното съгласуване, при което пазарният паралелизъм да се разглежда по същия начин, по който и съзнателното съгласуване. Друга възможност е частична забрана на използването на обучаващи се алгоритми за формиране на цени. Освен това може да се предвиди правна отговорност за фирмите относно правилата, използвани от прилаганите от тях алгоритми (Calvano et al., 2020b; Jedličková, 2019; OECD, 2017), което би стимулирало фирмите да въвеждат някаква форма на рутинен контрол върху резултатите от работата на алгоритмите.

* * *

С появата и развитието на интернет и базираните на него технологии се заражда и очакването за по-ефективни и конкурентни електронни пазари. За съжаление все по-широко използваните алгоритми за автоматизирано ценообразуване крият опасността от негласно съгласуване, което на практика може да бъде установено много трудно, а мерките за противодействие от страна на потребителите и институциите са все още доста ограничени. С напредването на технологиите ценообразуващите алгоритми стават все по-сложни, а с това и все по-непрозрачни. Резултатите от наличните до момента изследвания сочат, че алгоритмите, които подобряват прогнозирането на търсенето, не са непременно свързани със съгласувано поведение. В това отношение очакваните подобрения в ефективността са значителни, а подобни нововъведения са в интерес не само на фирмите, но и на потребителите. Не така стоят нещата обаче при алгоритмите, използващи машинно самообучение, основано на обучение чрез утвърждение. Този тип алгоритми се характеризират с висока степен на самостоятелност при намирането на картелните решения, което получава все по-широко, потвърждение в редица експериментални изследвания. Емпиричното им доказване е трудно и за момента оскъдно, но и малкото налични аргументи са в подкрепа на тезата, че обучаващите се алгоритми са в състояние да достиг-

нат и да наложат цени на реални пазари, които ощетяват потребителите и ограничават конкуренцията.

В този контекст прилагането на политики за защита на конкуренцията е изправено пред непознати досега трудности. Основният проблем е, че автономните алгоритми не оставят ясна следа за преднамерени действия – те се научават да се съгласуват изцяло чрез проба и грешка, без предварителна комуникация помежду си и без да са били изрично програмирани за съгласуване. От гледна точка на политиката за защита на конкуренцията това представлява предизвикателство по две причини. Първо, актуалната правна рамка в повечето развити държави е изградена с фокус върху човешкото поведение и предполага наличието на явно намерение и експлицитна комуникация между участниците с цел ограничаване на конкуренцията. На второ място, остава въпросът относно отговорността в случай на установено нарушение – дали трябва да се носи от лицето, физическо или юридическо, разработило софтуера, или от лицето, което го е приложило и е имало ползи от това, дори и в случай че накърняването на интересите на потребителите не е било преднамерено. Засега все още не са намерени еднозначни отговори, но появата на първите сериозни правни казуси в тази област е само въпрос на време.

Конфликт на интереси

Авторът декларира липса на конфликт на интереси.

Използвана литература

- Abrardi, L., Cambini, C., & Rondi, L. (2021). Artificial Intelligence, Firms and Consumer Behavior: A Survey. *Journal of Economic Surveys* (Early view, 26.07.2021), pp. 1-23.
- Assad, S., Calvano, E., Calzolari, G., Clark, R., Denicolò, V., Ershov, D., Wildenbeest, M. (2021). Autonomous Algorithmic Collusion: Economic Research and Policy Implications. *Oxford Review of Economic Policy*, 37(3), pp. 459-478.
- Assad, S., Clark, R., Ershov, D., & Xu, L. (2020). Algorithmic Pricing and Competition: Empirical Evidence from the German Retail Gasoline Market. *Queen's Economics Department Working Paper No. 1438*.
- Autorité de la concurrence; Bundeskartellamt (2019). *Algorithms and Competition*. Bonn & Paris.
- Beneke, F., & Mackenrodt, M. O. (2019). Artificial Intelligence and Collusion. *IIC-International Review of Intellectual Property and Competition Law*, 50(1), pp. 109-134.
- Bernhardt, L., Dewenter, R. (2020). Collusion by Code or Algorithmic Collusion? When Pricing Algorithms Take Over. *European Competition Journal*, 16(2-3), pp. 312-342.
- Blagoycheva, H. (2021). Изкуствен интелект и корпоративна социална отговорност – сбласак и нови възможности. *Izvestiya. Spisanie na Ikonomicheski universitet – Varna*, 65(1), s. 55-69. [Благойчева, Х. (2021). Изкуствен интелект и корпоративна социална отговорност – сблъсък и нови възможности. *Известия. Списание на*

- Икономически университет – Варна*, 65(1), с. 55-69] (in Bulgarian).
- Calvano, E., Calzolari, G., Denicolo, V., & Pastorello, S. (2021). Algorithmic collusion with imperfect monitoring. *International Journal of Industrial Organization*, 79, pp.1-11.
- Calvano, E., Calzolari, G., Denicolo, V., & Pastorello, S. (2020a). Artificial Intelligence, Algorithmic Pricing, and Collusion. *American Economic Review*, 110(10), pp. 3267-97.
- Calvano, E., Calzolari, G., Denicolò, V., Harrington, J. E. & Pastorello, S. (2020b). Protecting Consumers from Collusive Prices due to AI. *Science*, 370(6520), pp. 1040-1042.
- Calvano, E., Calzolari, G., Denicolo, V., Pastorello, S. (2019). Algorithmic Pricing: What Implications for Competition Policy? *Review of Industrial Organization*, 55(1), pp. 155-171.
- Competition & Markets Authority, CMA (2018). *Pricing Algorithms*. Economic working paper on the use of algorithms to facilitate collusion and personalised pricing. Available at https://assets.publishing.service.gov.uk/government/uploads/system/uploads/attachment_data/file/746353/Algorithms_econ_report.pdf.
- Ezrachi, A. & Stucke, M. E. (2017). Artificial Intelligence & Collusion: When Computers Inhibit Competition. *University of Illinois Law Review*, 2017, pp. 1775-1810.
- Ezrachi, A., Stucke, M. E. (2016). *Virtual Competition*. Cambridge, MA: Harvard University Press.
- Gal, M. & Elkin-Koren, N. (2016). Algorithmic Consumers. *Harvard Journal of Law and Technology*, 30(2), pp. 309-354.
- Gautier, A., Ittoo, A., Cleynenbreugel, P. (2020). AI Algorithms, Price Discrimination and Collusion: A Technological, Economic and Legal Perspective. *European Journal of Law and Economics*, 50, pp. 405-435.
- Gerunov, A. (2020). Prilozhenie na klasifikatsionni algoritmi za modelirane na ikonomicheski izbori. *Ikonomicheska misal*, No. 2, s. 45-67. [Герунов, А. (2020). Приложение на класификационни алгоритми за моделиране на икономически избори. *Икономическа мисъл*, No. 2, с. 45-67] (in Bulgarian).
- Harrington, J. E. (2018). Developing Competition Law for Collusion by Autonomous Artificial Agents. *Journal of Competition Law & Economics*, 14(3), pp. 331-363.
- Hellwig, M., Hüschelrath, K. (2017). Cartel Cases and the Cartel Enforcement Process in the European Union 2001-2015: A Quantitative Assessment. *The Antitrust Bulletin* 62(2). pp. 400-438.
- Horstmann, N., Krämer, J. & Schnurr, D. (2018). Number Effects and Tacit Collusion in Experimental Oligopolies. *The Journal of Industrial Economics*, 66(3), pp. 650-700.
- Ilieva, I. (2020). Varhovenstvoto na pravoto i izkustveniyat intelekt. *Izvestiya. Spisanie na Ikonomichestki universitet – Varna* 64(3), s. 210-226. [Илиева, И. (2020). Върховенството на правото и изкуственият интелект. *Известия. Списание на Икономически университет – Варна*, 64(3), с. 210-226] (in Bulgarian).
- Ivaldi, M., Jullien, B., Rey, P., Seabright, P., Tirole, J. (2003). *The Economics of Tacit*

- Collusion*. Final Report for DG Competition. European Commission.
- Jedličková, B. (2019). Digital Polyopoly. *World Competition*, 42(3), pp. 309-334.
- Kastius, A., Schlosser, R. (2021). Dynamic Pricing under Competition Using Reinforcement Learning. *Journal of Revenue and Pricing Management*, 27 February, pp. 1-14.
- Klein, T. (2021). Autonomous Algorithmic Collusion: Q-learning under Sequential Pricing. *The RAND Journal of Economics*, 52(3), pp. 538-558.
- Mehra, S. K. (2016b). US v. Topkins: Can Price Fixing be Based on Algorithms? *Journal of European Competition Law & Practice*, 7(7), pp. 470-474.
- Mehra, S. K. (2016a). Antitrust and the Robo-Seller: Competition in the Time of Algorithms. *Minnesota Law Review*, 100, pp. 1323-75.
- Miklós-Thal, J. & Tucker, C. (2019). Collusion by Algorithm: Does Better Demand Prediction Facilitate Coordination Between Sellers? *Management Science*, 65(4), pp. 1552-1561.
- Monopolkommission (2018). *Hauptgutachten XXII: Wettbewerb 2018*. Bonn.
- O'Connor, J. & Wilson, N. E. (2021). Reduced Demand Uncertainty and the Sustainability of Collusion: How AI could affect Competition. *Information Economics and Policy*, 54 (March), pp.1-22.
- OECD (2017). *Algorithms and Collusion: Competition Policy in the Digital Age*. Available at www.oecd.org/competition/algorithms-collusion-competition-policy-in-the-digital-age.htm.
- Potters, J., & Suetens, S. (2013). Oligopoly Experiments in the Current Millennium. *Journal of Economic Surveys*, 27(3), pp. 439-460.
- Prodanov, Hr. (2018a). Smartta na molovete i vazhodat na platformite. *Ikonomicheski i sotsialni alternativi*, No. 1, s. 117-130 [Проданов, Хр. (2018а). Смъртта на молеве-те и възходът на платформите. *Икономически и социални алтернативи*, No. 1, с. 117-130] (*in Bulgarian*).
- Prodanov, Hr. (2018b). Potrebitel 5.0. *Ikonomicheska misal*, No. 2, s. 84-102 [Проданов, Хр. (2018b). Потребител 5.0. *Икономическа мисъл*, No. 2, с. 84-102] (*in Bulgarian*).
- Prodanov, Hr. (2019). Za neobhodimostta ot politicheska ikonomiya na internet na neshtata. *Ikonomicheski i sotsialni alternativi*, No. 2, s. 124-138 [Проданов, Хр. (2019). За необходимостта от политическа икономия на интернет на нещата. *Икономически и социални алтернативи*, No. 2, с. 124-138] (*in Bulgarian*).
- Prodanov, Hr. (2020). Konvergentnost na tehnologiite na Chetvartata industrialna revolutsiya i sistemnite sledstviya za ikonikite i obshtestvata (chast I i II). *Ikonomicheski i sotsialni alternativi*, No. 4, s. 101-132 [Проданов, Хр. (2020). Конвергентност на технологиите на Четвъртата индустриална революция и системните следствия за икономиките и обществата (част I и II). *Икономически и социални алтернативи*, No. 4, с. 101-132] (*in Bulgarian*).
- Radev, E. (2021). Etichnite predizvikatelstva pred Evropeyskiya sayuz pri izpolzvaneto na izkustveniya intelekt. *Izvestiya. Spisanie na Ikonicheski universitet*

- Varna, 65 (3), s. 310-331 [Радев, Е. (2021). Етичните предизвикателства пред Европейския съюз при използването на изкуствения интелект. *Известия. Списание на Икономически университет – Варна*, 65 (3), с. 310-331] (in Bulgarian).
- Radoev, M. (2021). Savremenni tendentsii v razvitiето na bazite ot dannii. *Ikonomicheski i sotsialni alternativi*, No.1, s. 5-15 [Радоев, М. (2021). Съвременни тенденции в развитието на базите от данни. *Икономически и социални алтернативи*, No.1, с. 5-15] (in Bulgarian).
- Schwalbe, U. (2018). Algorithms, Machine Learning, and Collusion. *Journal of Competition Law & Economics*, 14(4), pp. 568-607.
- Seele, P., Dierksmeier, C., Hofstetter, R., Schultz, M. (2021). Mapping the Ethicality of Algorithmic Pricing: A Review of Dynamic and Personalized Pricing. *Journal of Business Ethics*, 170, pp. 697-719.
- Slavova, M. (2016). Digitalna transformatsiya na biznesa. *Ikonomicheski i sotsialni alternativi*, No. 4, s. 142-149 [Славова, М. (2016). Дигитална трансформация на бизнеса. *Икономически и социални алтернативи*, No. 4, с. 142-149] (in Bulgarian).
- Stoilova, V. (2020). Za duha na digitalniya kapitalizam. *Ikonomicheski i sotsialni alternativi*, No. 1, s. 145-152 [Стоилова, В. (2020). За духа на дигиталния капитализъм. *Икономически и социални алтернативи*, No. 1, с. 145-152] (in Bulgarian).
- Sutton, R. S.; Barto, A. G. (2018). *Reinforcement Learning: An Introduction*. Cambridge, MA: The MIT Press.
- Todorov, A. (2010). *Digitalna konvergentsiya: razvitie i ikonomicheski problemi*. Nauchna konferentsiya na Rusenski universitet „Angel Kanchev“, 29-30.10.2010, T. 49, seriya 5.1 Ikonomika i menidzhmant. Ruse, s. 183-187 [Тодоров, А. (2010). *Дигитална конвергенция: развитие и икономически проблеми*. Научна конференция на Русенски университет „Ангел Кънчев“, 29-30.10.2010, Т. 49, серия 5.1 Икономика и мениджмънт. Русе, с. 183-187] (in Bulgarian).
- Todorov, A. (2020). Algoritmite i konkurentniya ideal. V: *Ikonomicheska nauka, obrazovanie i realna ikonomika: razvitie i vzaimodeystviya v digitalnata epoha*. Varna: Nauka i ikonomika, s. 147-158 [Тодоров, А. (2020). Алгоритмите и конкурентния идеал. В: *Икономическа наука, образование и реална икономика: развитие и взаимодействия в дигиталната епоха*. Варна: Наука и икономика, с. 147-158] (in Bulgarian).
- Uytzel, S. (2018). Artificial Intelligence and Collusion: A Literature Overview. In: Corrales, M. et al. (eds.). *Robotics, AI and the Future of Law*. Singapore: Springer, pp. 155-182.
- Yordanova, St., Stefanova, K. (2017). Izvlichane na znaniya ot nestrukturirani dannii chrez analiz na mnenieto na potrebiteli. *Ikonomicheski i sotsialni alternativi*, No.1, s. 13-27. [Йорданова, Ст.; Стефанова, К. (2017). Извличане на знания от неструктурирани данни чрез анализ на мнението на потребители. *Икономически и социални алтернативи*, No.1, с. 13-27] (in Bulgarian).

Александър Б. Тодоров е доктор по икономика, главен асистент в катедра „Обща икономическа теория“ на Икономически университет – Варна, atodorov@ue-varna.bg

Aleksandar B. Todorov, PhD, is Chief Assistant Professor at the Department of General Economic Theory of the University of Economics – Varna, atodorov@ue-varna.bg

ALGORITHMIC PRICING AND CONCERTED BEHAVIOUR – COMPETITIVE CHALLENGES?

Aleksandar B. Todorov

Abstract: The application of advanced pricing algorithms is becoming an increasingly common practice in the real economy. On the one hand, this is associated with improvements in the efficiency of firms, but on the other hand, it may pose a threat to market competition and thus have undesirable consequences for consumers. This article keeps track of the current interdisciplinary discussion on the possibility of pricing algorithms to achieve colluding behaviour. This possibility seems not only theoretically possible but also ever more practically feasible. At the same time, policy instruments are, at least for the moment, limited and pose new challenges to competition authorities.

Keywords: digitalization; artificial intelligence; competition; coordination; collusion; cartel; algorithmic pricing

JEL codes: D18; D43; K21; L41