

Социални влияния върху потребителския избор

Антон Герунов*

Резюме: Статията разглежда влиянието на различни демографски, поведенчески и ситуационни фактори върху потребителски избор в условия на крайна несигурност. Използвани са данни от икономико-психологически експеримент със 127 участници, при който те са изложени на различни стимули докато вземат решения. Данните са изследвани с помощта на модел на рангомизирана класификационна гора, който показва значителни влияния на социалната среда върху икономическите решения. Статистически е обоснована важността както на рационалните, така и на емоционалните фактори при изследването на потребителското поведение.

Ключови думи: икономическо решение, потребителски избор, социално влияние.

JEL: D12, D81.

I. Въведение

Моделирането на потребителските избори е една естествено интересна тема от гледна точка не само на теоретичната икономика, но и от гледна точка на широките приложения в бизнес практиката. Начинът, по който агентите правят своя избор при потребление, се отразява ключово върху търсенето на определени стоки на пазарите, влияе върху постигането на техните равновесия и на макроикономическо ниво

* Антон Герунов е доктор по икономика и главен асистент в Стопанския факултет на Софийския университет „Св. Климент Охридски“, e-mail: gerunov@uni-sofia.bg

се отразява върху основни агрегати като общото ниво на потребление и оттам – върху съвкупното производство и растежа. На индивидуално фирмено ниво е от особена важност какво стимулира потребителите да изберат определена стока и какви са влиянията върху този процес. По-доброто му разбиране има потенциала да отключи продуктови иновации и по-успешни маркетингови усилия, които в крайна сметка да се отразят положително върху фирмените резултати.

В този смисъл не е изненадващо, че индивидуалният потребителски избор се разглежда от икономисти и управленци с особено внимание още от възникването на тези науки. Основни изводи от теорията на полезността, както и регулярни емпирични резултати от сферата на поведенческата икономика очертават важни фактори, които имат систематично влияние върху агентите в стопански контекст. В голяма част от изследванията се наблюдава върху продуктовете характеристики (цена, качество, бранд и др.) или върху индивидуалните особености на всеки потребител (пол, възраст, доходи и др.), формиращи определени пазарни сегменти. Последните години бележат и засилващ се интерес към контекста на вземане на потребителските решения и моделиране на ситуационните фактори за субекта. Като един важен такъв фактор можем да очертаем влиянието на околните (било директно или по линия на социална мрежа) върху потребителския избор.

Настоящата статия представя изследване върху социалните влияния при избор в

стопански контекст, като очертава тяхната относителна важност спрямо други продуктови и индивидуални характеристики. За целта анализираме резултати от икономико-психологически експеримент, проведен със 127 участника, които следва да изберат предпочитан от тях доставчик на определено благо. Поради размера на извадката и наличието на редица нелинейни връзки е удачно да се използва иновативен аналитичен метод – рандомизирана класификационна гора, която позволява по-прецизен и по-дълбочен анализ спрямо стандартно използваните в такива случаи модели на логистична регресия. Този авангарден метод позволява да отчетем относителната важност на социалните влияния върху потребителския избор и да изведем конкретни препоръки с практическа стойност.

Структурата на статията следва така описаната логика. Следващият раздел прави преглед на основни теоретични и емпирични резултати при моделиране на потребителския избор. Раздел трети описва използваните данни и представя повече детайли за инструментариума за моделиране. Раздел четвърти представя основните резултати и коментар върху тях, а последният раздел е заключителен.

II. Моделиране на потребителския избор

В икономическата теория се налага като основен подход за моделиране на потребителския избор парадигмата за рационалния избор, известна като Теория на полезността. Макар редица теоретици да разработват тези идеи, можем да кажем, че те достигат своята зрялост и пълнота в средата на двадесети век в работите на фон Нойман и Моргенщерн (von Neumann & Morgenstern, 1944). Теорията на полезността постулира, че потребителите имат ясно дефинирани предпочитания, изразими в математическа форма (тяхната функция на полезност), при което избират по такъв начин, че да получат мак-

симално удовлетворение в рамките на определени обективни ограничения (пр. ограничен бюджет). Ако означим крайната полезност на един индивид $u(x)$ като функция от i фактора x_i , всеки от които с вероятност p_i , то неявната форма на функцията на полезност би била:

$$u = u(x_i, p_i) \\ \frac{\partial u(x_i, p_i)}{\partial x_i} > 0 \quad (1)$$

Рационалният потребител би направил такъв избор, при който дадената функция на полезност достига максимум в рамките на множество от ограничения S , или:

$$\max_S u = \max_S u(x_i, p_i), i = 1 \dots n. \quad (2)$$

В крайна сметка можем да моделираме избора и като по-малко ограничаващ, твърдейки, че потребителят избира даден продукт или доставчик $y_i = 1$, така че полезността от този избор, намалена с разходите за него C , да е по-голяма отколкото полезността на втората най-добра алтернатива $y_i = 0$, или:

$$u(y_i = 1|x_i, p_i) - C > u(y_i = 0|x_i, p_i) \quad (3)$$

При подобна дефиниция на избора и ясноста за точната форма на потребителските предпочитания, въплътени във функцията на полезност, следва да бъде еднозначно ясно кой е най-оптималният избор за всеки индивид. На практика елегантността на теорията невинаги гарантира прецизни емпирични резултати. Още в десетилетието след публикуването на работата на фон Нойман и Моргенщерн други изследователи откриват, че потребителите не действат в пълно съответствие с теорията (Allais, 1953; Ellsberg, 1961). Това генерира поредица от парадокси, които стимулират и по-нататъшното развитие на тази проблематика.

През седемдесетте години на 20-и век започва интензивното включване на резултати от психологията в теориите за икономическия избор. Струва си особено да отбележим ролята на Канеман и Тверски (Kahneman & Tversky, 1972, 1979) и техните лабораторни

експерименти върху икономическия избор. Тази изследователска програма отчита редица систематични грешки във възприятието на индивида (пр. неправилно оценяване на риска) и наклонности (пр. навици и закомтяне на възприятия), които възпрепятстват постигането на пълна рационалност във всеки един случай. Те предлагат Теория на перспектите, която отчита, че агентите вземат решения не само въз основа на обективните дадености, но и на своите възприятия за тях. В този смисъл, вероятността за дадено събитие p_i се модифицира от субективната вероятност π_i , като и двете влияят върху крайното решение. Функцията на полезност в този случай добива следния вид:

$$u = u(x_i, p_i, \pi_i) \quad (4)$$

Добавянето на субективен елемент в моделирането на икономическите решения от една страна води до увеличена емпирична реалистичност на модела, но от друга води и до загуба на еднозначност при прогнозиране на избора. Изследванията в областта на поведенческата икономика продължават, като те позволяват да се прецизират систематичните отклонения на потребителя от рационалния избор и очертават различните влияния върху него (Samerger, 2003). Като особено ключово въздействие върху потребителския избор се налага и наличието на социални ефекти върху индивида. В рамките на редица изследвания е обосновано как поведението и оценките на другите модифицират избора на икономическите агенти и произвеждат важни от системна гледна точка ефекти на микроикономическо и на макроикономическо ниво (Diffy, 2008; Lix 2009), които понякога са наричани с общия термин „стадно поведение“.

Тук си струва в особена степен да отбележим поредицата от експерименти, проведени от Колин Камерер (Samerger, 2003), които разглеждат поведението на агентите в различни ситуации в контекста на Теорията на игрите. Експериментите показват, че

мисълта за другия (честност), доверието, ученето и координацията между агентите са често срещани и типични за контекста на вземането на решения фактори. В някои случаи тези социални влияния доминират над рационалните такива. Например, Lix (1995) показва как наличието на ефекти от средата може да доведе до стадно поведение и оттам – до неоптимално равновесие в икономическата система. Поставени в общоравновесна макроикономическа рамка, тези социални влияния могат да имат значително влияние върху динамиката на икономическата система, като създават и поддържат икономическия цикъл (Герунов, 2015).

Макар да има значителен напредък в дефинирането на реалистична психологически обусловена функция на полезност (вж. пр. Brock & Durlauf, 2001), която да включва и социалните влияния, то все още липсва консенсус за нейната точна математическа форма. Това води и до необходимостта от комбиниране на теоретичните постановки със статистически методи, така че да бъде постигната увеличена прогностична точност (Мензов, 2010). Традиционните статистически методи за моделиране на дискретен потребителския избор (пр. между различни доставчици, стоки, абонаментни планове и др.) са логистичната регресия и линейния дискриминантен анализ.

Един от най-ранните модели за прогнозиране на икономическия избор е предложен от Luce (1959) на базата на експериментални данни от психологически експерименти. Този модел свързва вероятността P за избор на определена алтернатива y_i в зависимост от множество характеристики x_i по следния начин:

$$P(y_i|x_i) = \frac{\exp(\beta x_i)}{\exp(\sum \beta x_i)} = \frac{e^{\beta x_i}}{\sum (e^{\beta x_i})} \quad (5)$$

В това уравнение с β е отбелязан параметър, отчитащ индивидуалните потребителски предпочитания, които може да бъде изчислен от наличните данни. Следвайки тази

логика, се дефинират и общите логит и пробит модели за прогнозиране на дискретни избори. Вероятността за определен избор $y_i = 1$, $P(y_i|x)$, тук отново зависи ключово от други параметри x_i , отчитащи индивидуални, продуктови или ситуационни характеристики:

$$P(y_i = 1|x_i) = P(y_i = 1|x_1, x_2, \dots, x_n) \quad (6)$$

При логит и пробит моделите тази вероятност (уравнение (6)) се изчислява с помощта на определена функция G, която заема стойности между 0 и 1, или:

$$P(y_i = 1|x_i) = G(\beta_0 + \beta_1 x_1 + \dots + \beta_n x_n) \quad (7)$$

В случай, че използваната функция е близката до представената в уравнение (5) логистична функция, то получаваме класическия модел на логистична регресия, използван изключително широко за моделиране на потребителския избор в емпиричен контекст (Cox, 1958; McFadden, 1981):

$$P(y_i = 1|x_i) = \frac{\exp(\beta_0 + \beta_1 x_1 + \dots + \beta_n x_n)}{1 + \exp(\beta_0 + \beta_1 x_1 + \dots + \beta_n x_n)}$$

$$= \frac{e^{\beta_0 + \beta_1 x_1 + \dots + \beta_n x_n}}{1 + e^{\beta_0 + \beta_1 x_1 + \dots + \beta_n x_n}} \quad (8)$$

При тази регресия бета коефициентите показват силата на връзката между независимите променливи (факторите, които определят решението) и зависимата променлива (самото решение), като промяната на даден фактор има вероятностна интерпретация, отчитаща как се променя вероятността за определен избор. Макар и първоначално разглеждана като модел на двоичен избор (да/не), логистичната регресия може да бъде разширена до многомерна логистична регресия и да моделира произволен брой дискретни избори. Поради своята устойчивост и стабилни резултати във времето, както и поради добре разработения инструментариум от спомагателни инструменти, логистичната регресия се използва в рамките на значителен набор от ситуации (вж. пр. Иванова и Лазаров, 2001). Тя често моделира избор между доставчици, продукти, канали, но и също така може да класифицира и сегментира потреби-

телската база за целите на риск мениджмънта (Нутан and Young, 2001; Akinci et al., 2007).

Един алтернативен метод, близък до логистичната регресия, е линейният дискриминантен анализ (Ripley, 1996, Глава 3). Целта на този метод е, като използва множество определители на решението, да конструира такава линейна комбинация от тях, която да позволи прецизна класификация и моделиране на потребителския избор. За конкретика разглеждаме случая, при който разполагаме с данни за избор y_i , определен от фактор x и техните условни вероятностни разпределения $P(y|x)$ и $P(x|y)$. За целите на класификацията допускате, че тези вероятности са нормално разпределени със средни от съответно μ_x , μ_y и еднакви ковариации, равни на σ_{yx} . При тези условия можем да използваме линейния дискриминантен анализ, за да прогнозираме потребителските решения спрямо следното условие:

$$(x - \mu_y)^T \sigma_{yx}^{-1} (x - \mu_y) - (x - \mu_x)^T \sigma_{yx}^{-1} (x - \mu_x) < T. \quad (9)$$

В уравнение (9) с T е означена определена прагова стойност, която дава максимално добра класификация предвид разполагаемите данни. По подобие на логистичната регресия, дискриминантния анализ първоначално е разработен за моделиране на двоичен избор, но може да бъде разширен и до повече на брой алтернативи. Поради това, че този метод е лесен за използване и интерпретация, както и сравнително ефективен от прогностична гледна точка, той продължава да бъде използван в ситуации, при които се моделира потребителският избор (Tregear & Ness, 2005; Hansen, 2005).

Ефектите на социалната среда върху потребителското решение са видими и в емпиричните модели на избор. Използвайки логистичен модел, McFerran et al. (2010) изследват влиянието на околните върху хранителните избори на индивида. Резултатите показват наличието на взаимодействия между ситуацията и групия индивид, което влияе върху избора на потребителя. По пого-

бен начин Paulsen & John (2002) очертават как социалният контекст и класата влияят върху избора на подходящо висше учебно заведение. В редица други изследвания също социалните ефекти могат да бъдат проследени в разглежданите емпирични данни.

Традиционните статистически методи са много подходящи за ситуации, при които наблюдаваме (сравнително) линейни връзки между разглежданите данни и разполагаме с ограничени по количество извадки, при което традиционните метрики като статистическа значимост имат смислена интерпретация. В специфичния случай на социални влияния върху потребителския избор в комплексна среда има по-висока вероятност за нелинейни връзки поради психологическите характеристики на агентите – закомтъване на решенията, потребителски навик, наличие на прагове на влияние и др. Допълнително в ерата на големите масиви от данни размерът на разглежданите извадки расте експоненциално. Тези фактори налагат моделирането на потребителския избор да се възползва от иновативен инструментариум от сферата на машинното учене. Един възможен подход – този на рандомизираната класификационна гора, е представен в следващия раздел.

III. Данни и методи

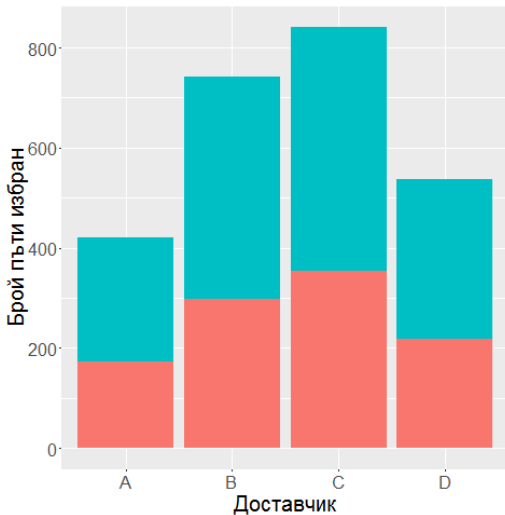
Данни за изследването са получени от проведен икономико-психологически експеримент в Стопанския факултет на Софийския университет, в който вземат участие 258 човека, предимно студенти по икономика, стопанско управление и психология. От тях 127 са изложени на експериментални условия със социално влияние, което и ограничава моделирането до тази група. Експериментът е такъв, че всеки участник възжда на монитора на компютър четири доставчика на определено благо „омниум бонум“ и тяхното обещано за доставка количество. Участникът следва да избере доставчик (A, B, C, D), като след това е информиран за реалното получено количество и оценява удовлетворението си от транзакцията.

Всеки играч има на разположение 20 рунда, като целта му е да постигне максимално количество от стоката в края на играта. За да стане това, той или тя се сблъсква с реалистични стимули, тъй като на края на експеримента количеството омниум се превръща в парична сума, която се изплаща на участниците. В различните условия те могат да виждат данни за развитието на симулираната икономика (общо производство и прогнозен ръст) или не, а средата им може да бъде такава на постоянен ръст на производството или на циклична динамика (ръст, последван от спад). В доставеното количество на всеки доставчик има програмно заложили определени тенденции (пр. доставчик C има най-високо математическо очакване на доставката), но също така има и случаен компонент. В резюме, експериментът симулира вземането на решения в условия на радикална несигурност.

В тези условия агентите имат информация за оценката на другите за определен доставчик. В момента, в който някой играч изрази удовлетворението си от някоя от четирите възможности, другите получават информация за тази оценка и могат да я вземат под внимание при формиране на собствените си потребителски избори. По този начин симулираме социалните влияния по линия на виртуалните мрежи, които съвременният потребител използва ежедневно.

Разглежданата база данни съдържа данни за следните характеристики на участниците: пол, възраст, рунд от играта, време за размисъл, удовлетворение от доставка в предходни периоди, разлика между доставено и обещано в предходни периоди, общо натрупано количество омниум, наличие на циклична икономическа динамика, наличие на информация за стопанската система, избор в предходни рундове на играта и средна репутация на доставчиците. Сред доставчиците с най-голяма популярност е доставчик C, следван от B (фигура 1). Подробни описателни статистики на експерименталните данни спрямо различ-

ните условия, както и модели на логистична регресия, са представени в Герунов (2016).



Фигура 1. Брой пъти всеки от доставчиците е избран в експеримента от мъже (синьо) и жени (червено)

Метод на анализ е рандомизираната класификационна гора. Тя позволява прецизно моделиране на нелинейни връзки, подходяща е за необработени данни и не предполага нормално разпределение на променливите (Hastie et al., 2011). По същество класификационната гора е сбор от дървета за вземане на решения. При тях се конструира диаграма с поредица от разклонения и на всяко разклонение се избира най-подходящата променлива, която може прецизно да класифицира зависимата променлива (решението). Гората е съвкупност от дървета за вземане на решения, която позволява да се постигне добра прогностична точност и в същото време да намалее дисперсията на резултатите. Следвайки Breiman (2001), ще представим кратко обобщение на алгоритъма за изграждане на класификационната гора.

Първоначално алгоритъмът избира случайна извадка от всички разглеждани данни и определен брой зависими променливи m от всичките възможни такива p , като $m = \text{sqrt}(p)$. Използвайки тези m променливи, се изгражда дърво за вземане на решения, като на всяко

разклонение се избира прагова стойност на някоя от променливите и така се класифицира икономическото решение. Примерно, на първото разклонение можем да разгледаме променливата предходна удовлетвореност и ако тя е с много висока стойност, то е вероятно участникът да повтори предишния си избор, т.е. при хипотетична стойност на удовлетвореността $\text{satis1} > 2$, то новият избор е просто повторение на предходния, а при $\text{satis1} < 2$, новият избор е различен. След това класификацията продължава по различни разклонения, като при всяко от тях се избира най-добрата променлива за целта. След като се изчерпат възможностите за разрастване на дървото или се достигне до предварително зададен брой крайни (терминални) разклонения, то това определено дърво за вземане на решения T_b е готово за моделиране на потребителския избор.

Този процес се повтаря от $b = 1$ до B пъти, което позволява разрастването на B индивидуални дървета за вземане на решения. Рандомизираната класификационна гора обединява тези B дървета в един общ модел $\{T_b\}_B^B$, който може да прогнозира индивидуалните решения при даден вектор от характеристики (или зависими променливи). В случай на продължителна зависима променлива, прогнозата f_k^B за определено наблюдение се задава със следното правило:

$$f_k^B = \frac{1}{B} \sum_{b=1}^B T_b(y). \quad (10)$$

Ако изборът е дискретен, както в представените тук експериментални данни, то класът на избора (доставчика) y_i се задава чрез „гласуване“ на мнозинството от тези дървета. Всяко от тях класифицира даденото решение и крайната класификация $C_k^B(y_i)$ на класификационната гора е тази, определена от най-голям брой дървета:

$$C_k^B(y_i) = \text{majority.vote}\{C_b(y_i)\}_1^B. \quad (11)$$

Макар и все още доста нов метод, подходът на рандомизираната класификацион-

на гора се налага като водеща алтернатива при моделирането на сложни потребителски проблеми. Извън ниските изисквания към предварителната структура на данните, този подход е лесен за използване и интерпретация, като в същото време осигурява отлична прогностична точност. Той вече се използва за моделиране на потребителските предпочитания (Vi, 2012), но и на индивидуалните решения (Kurrer et al., 2013). Моделиране на социалните влияния върху избора е естествено продължение на тези изследователски насоки.

IV. Резултати и дискусия

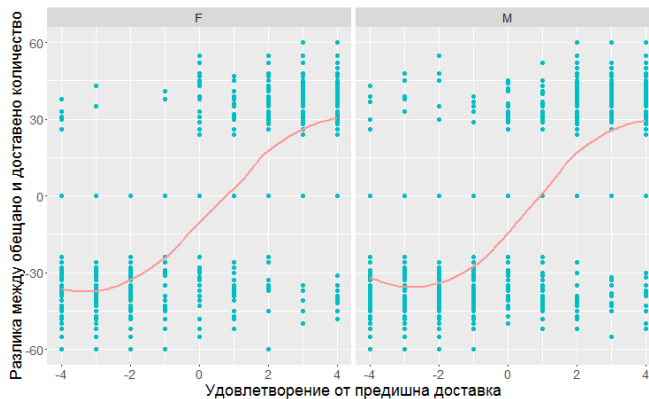
Прегледът на данните показва наличието на ясно изразени нелинейни влияния при вземането на стопански решения. Наблюдаваме наличието на прагови ефекти, които показват влиянието на емоцията върху икономическия избор. От особена важност е връзката между обещано и доставено количество и удовлетворението от доставката (субективна полезност), представена графично на фигура 2. Забелязва се положителна връзка между двете, като колкото е по-голямо доставеното от обещаното, толкова е по-положително субективното възприятие на агентите и обратното.

Това е очакваната връзка между обективна и субективна полезност, но също

така прави впечатление наличието на прагови ефекти при големи отклонения. След преминаването на определено ниво на отрицателно отклонение, удовлетвореността рязко спада до най-ниската си възможна стойност, като това е симетрично в случая на положителното отклонение. Този ефект е видим както при мъжете (панел „М“ на фигура 2), така и при жените (панел „F“ на фигура 2). Подобни прагови ефекти са близки по своя смисъл до предложената от Канеман и Тверски (Kahneman & Tversky, 1979) Теория на перспектите и отчитат разликата между субективна и обективна полезност. Тяжното наличие показва и силното влияние, което имат емоционалните фактори върху икономическия избор.

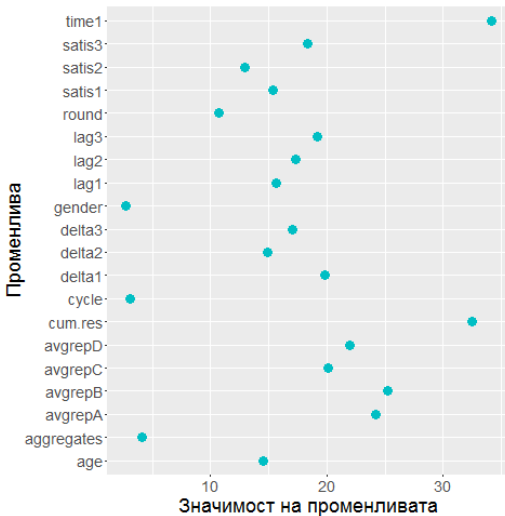
Можем да разгледаме важноста на всяко едно от влиянията при вземане на икономически решения, като дефинираме индивидуалния им принос към обобщения модел на класификационна гора. За целта дефинираме индекса на Джини $G(y|x)$ за прогностичната точност на модела. Означавайки с p_i вероятността определено наблюдение y да принадлежи към клас i при наличието на k класа, то индексът на Джини е от следния вид:

$$G(y_i|x) = \sum_{i=1}^k p_i(1 - p_i). \quad (12)$$



Фигура 2. Връзка между удовлетворението от доставката и разликата между обещано и доставено количество

Колкото по-значима е дадена променлива, толкова повече подобрява тя прогностичните качества на модела. Формално, това означава, че индексът на Джини (уравнение (12)) след добавянето на тази променлива е по-нисък от този преди добавянето ѝ. В този смисъл важноста на променливата може да се измери чрез средното намаление на Джини индекс при поредица от итерации на рандомизирания модел. Тези изчисления са представени графично на фигура 3, а таблица 1 съдържа техните първоначални и стандартизирани стойности.



Фигура 3. Значимост на променливите (средно намаление на Джини индекса) в модел на класификационна гора

Два от ефектите при вземане на решение са от особена важност – единият е времето за взимане на решение (time1), а другият – общият постигнат резултат (cum.res). Предполагаме, че тези променливи отчитат две типични евристики за такива ситуации – ефекта на когнитивното усилие и ефекта на богатството. Социалните влияния са от ключово значение за индивидуалните решения. Включването

на всяка от синтетичните променливи за средна репутация на доставчиците води до много по-добро моделиране на индивидуалните икономически избори. В този случай ефектите на средата работят по линия на постоянна обратна връзка от останалите участници за тяхната удовлетвореност в реално време, като по този начин се изгражда репутация, разпространяваща се в мрежата на експеримента. В този смисъл можем да кажем, че експерименталните условия наподобяват потребителите, изложени на влиянието на социални мрежи, което значително модулира техните предпочитания и избори.

Индивидуалните преживявания като предишно удовлетворение от доставката или предишно отклонение от обещаното количество също са важни фактори на решението, но в чувствително по-малка степен спрямо социалните влияния. Можем да кажем, че в присъствието на социални мрежи груповото преживяване допълва и понякога заменя индивидуалното такова и по този начин социалните влияния се превръщат в един от основните двигатели на потребителското поведение. Прави впечатление, че полът и възрастта имат по-ограничено влияние върху избора на участниците. Това потвърждава основен резултат в литературата, че ситуационните характеристики при потребителския избор са по-важни спрямо демографските такива.

Резултатите от проведения експеримент валидират основни изводи от сферата на поведенческата икономика, но и очертават нови закономерности при формиране на потребителския избор. Преди всичко отбелязваме връзката между обективна награда и субективна полезност, която е в основата на класическата Теория на полезността. Тази закономерност показва целенасоченото действие на агентите в опит да оптимизират своята собствена полза. Подобен тип поведение позволява агентите да бъдат моделирани като ограничено рационални.

Таблица 1. Абсолютна и относителна значимост на променливите

Променлива	Име на променливата	Средно намаление на Джини индекс	Относителна важност (от 100%)
Пол	gender	2.74	0.8%
Възраст	age	14.49	4.2%
Рунд от играта	round	10.75	3.1%
Време за размисъл	time1	34.18	9.9%
Удовлетворение от доставка в предходен рунд	satis1	15.32	4.5%
Удовлетворение от доставка в преди два рунда	satis2	12.91	3.8%
Удовлетворение от доставка в преди три рунда	satis3	18.31	5.3%
Разлика между доставено и обещано в предходен рунд	delta1	19.84	5.8%
Разлика между доставено и обещано преди два рунда	delta2	14.88	4.3%
Разлика между доставено и обещано преди три рунда	delta3	17.05	5.0%
Общо натрупано количество омниум	cum.res	32.48	9.4%
Наличие на циклична икономическа динамика	cycle	3.09	0.9%
Наличие на информация за стопанската система	aggregates	4.11	1.2%
Избор в предходен рунд	lag1	15.65	4.6%
Избор преди два рунда	lag2	17.35	5.0%
Избор преди три рунда	lag3	19.18	5.6%
Средна репутация на доставчик А	avgrepA	24.18	7.0%
Средна репутация на доставчик В	avgrepB	25.22	7.3%
Средна репутация на доставчик С	avgrepC	20.09	5.8%
Средна репутация на доставчик D	avgrepD	21.95	6.4%

Вторият основен извод е, че извън рационалните мотиви, често емоционални реакции влияят върху стопанските решения. Това е видимо както в нелинейността на наблюдаваните връзки, така и при важността на формираните навици и миналото удовлетворение при вземане на настоящи решения. В теорията на полезността тази информация би могла да се разглежда като невъзвращаеми разходи, които нямат отношение към настоящето. В невронния апарат на вземащия решения, обаче, това са важни променливи с ясно изразено влияние върху текущия избор.

На трето място отбелязваме важността на социалните влияния по линия на виртуални мрежи върху икономическите агенти. Осреднената групова удовлетвореност на множество от непознати участници в експеримента формира в реално време репутацията на всеки доставчик, която има значително влияние върху това дали потребителите ще предпочетат него или не. В рамките на методологическия индивидуализъм на рационалния избор мнението на

другите има малко значение. В реалния живот то е един от определящите фактори при икономическите решения.

Моделирането на стопански избор в подобна сложна обстановка, при която участниците преценяват стратегиите си в условия на радикална несигурност, е особено предизвикателство не само от теоретична, но и от методологическа гледна точка. Използването на традиционни подходи като логистичната регресия не дава винаги задоволителни резултати. В случая на разгледаните тук данни коефициентите на многомерна логистична регресия достигат статистическа значимост на нива пог 1%, което и затруднява прецизното определяне на тяхната важност.

От друга страна, прогностичните качества на логистичния модел не са така добри както на представената тук алтернатива. Моделът на рандомизирана класификационна гора описва добре данните, като отчита значимостта на отделните променливи и води до подобро разбиране

на разглеждания процес. С увеличаването на размера на извадките, предимствата на алгоритмите за машинно учене ще бъдат още по-очевидни, тъй като те позволяват обработка на големи масиви и паралелно изчисление – неща, които биха били ключови при моделиране на потребителските избори в реално време на база на голям масив от данни като информацията за реалните покупки на потребители в голяма търговска верига.

Тези резултати откриват и широко поле за приложение на класификационната гора в различни приложни полета в бизнеса и особено в сферата на маркетинга. Една от възможностите за това е представеният тук подход за моделиране на потребителските избори, което показва на фирмите кои са двигателите на потребителските предпочитания (пр. цена, качество, репутация, навик). Това познание позволява на звената по стратегически маркетинг ефективно да насочват разходите за реклама и комуникация към най-важните за клиентите характеристики на продукта, а развойните звена да фокусират усилията си върху тях. Втора потенциална възможност за използването на този метод е осъществяването на ефективни пазарни сегментации, при които даден бизнес може да определи кои клиенти да таргетира с определени кампании или промоции, така че да получи максимално добър резултат.

Като трета възможност за приложение на този метод е изготвянето на прогнози за нуждите на бизнес планирането. Методът не е обвързан задължително със статичната класификация, но при нужда моделът на рандомизирана класификационна гора може да генерира и прогнози за бъдещото развитие, избори или поведение на клиентите. В този смисъл резултатите могат да са в помощ на стратегическото управление. Поради широкото приложно поле на представения метод, бизнес приложенията на моделирането не са ограничени само в тези хипотези, но могат да бъдат намерени в много ситуации на избор или класификация.

Заклучение

Статията разглежда нови експериментални данни за икономическия избор, при които потребителите следва да изберат доставчик на определено благо в условия на крайна несигурност и комплексни стимули. За да се моделират подобни ситуации, е уместно да се използва иновативен статистически инструментариум като представения тук модел на рандомизирана класификационна гора. Този подход позволява не само прецизно моделиране на потребителските действия, но и може да бъде приложен към широк спектър от проблеми в статистиката, маркетинга, стратегическото планиране и управлението на риска.

Изследването на стопанските решения насочва към основните рационални, но и емоционални фактори, които влияят върху потребителите. Наблюдаваме влияние на когнитивното натоварване, на ефекта на богатството и на формираните потребителски навици. Особено ясно изразено е и влиянието на социалната среда върху участниците – мнението на другите предопределя индивидуалния избор на играчите по осезаем и значим начин. В среда на виртуална социална мрежа формираната репутация на всеки доставчик е един от факторите, определящи неговия успех. На фона на тези ефекти, класически гомографски променливи като пол и възраст са по-маловажни. Представените тук модели позволяват по-доброто разбиране на сложните процеси на потребителски избор и са една естествена първа стъпка към по-пълно очертаване на многото влияния върху него.

Цитирани източници:

- Герунов, А., 2015. Макроикономическо моделиране: съвременни подходи. София: Софийски университет „Св. Климент Охридски“.
(Gerunov, A., 2015. Makroikononicheskoto modelirane: savremenni podhodi. Sofia: Sofiyski universitet „Sveti Kliment Ohridski“)
- Герунов, А., 2016. Експериментално изследване на икономическите очаквания. Годуш-

- ник на Стопанския факултет на Софийския университет „Св. Климент Охридски“, том 16 (под печат).
- (Gerunov, A., 2016. Eksperimentalno izsledvane na ikonomicheskite ochakvania. Godishnik na Stopanska fakultet na Sofiyskia universitet „Sveti Kliment Ohridski“, том 16 (pod pechat)
- Иванова, П. & Лазаров, Д., 2001. Logit моделът и хипотезата за рационалните очаквания, *Икономическа мисъл*, 3, с. 46-58.
- (Ivanova, P. & Lazarov, D., 2001. Logit modelat i hipotezata za ratsionalnite ochakvania, *Икономическа мисъл*, 3, 46-58)
- Мензов, Г., 2010. Вземане на решения при риск и неопределеност, София, изд. „Жанет 45“.
- (Mengov, G., 2010. Vzemanе na reshenia pri risk i neopredelenost, Sofia, izd. „Zhanet 45“)
- Akinci, S., E. Kaynak, Atilgan, E., & Aksoy, S., 2007. Where does the logistic regression analysis stand in marketing literature? A comparison of the Market Positioning of Prominent Marketing Journals. *European Journal of Marketing*, 41(5/6), 537-567.
- Allais, M., 1953. 'Le comportement de l'homme rationnel devant le risque: critique des postulats et axiomes de l'Ecole Americaine', *Econometrica* 21(4), 503–546.
- Bi, J., 2012. A review of statistical methods for determination of relative importance of correlated predictors and identification of drivers of consumer liking. *Journal of Sensory Studies*, 27(2), 87-101.
- Bi, J., 2012. A review of statistical methods for determination of relative importance of correlated predictors and identification of drivers of consumer liking. *Journal of Sensory Studies*, 27(2), 87-101.
- Breiman L., Friedman J. H., Olshen R. A., and Stone, C. J. (1984). *Classification and Regression Trees*. Wadsworth.
- Brock, W. A., & Durlauf, S. N., 2001. Discrete choice with social interactions. *The Review of Economic Studies*, 68(2), 235-260.
- Camerer, C. F., 2003. Behavioral Game Theory: Experiments in Strategic Interaction, Princeton University Press.
- Duffy, J., 2008. Experimental Macroeconomics, New Palgrave Dictionary of Economics, Palgrave MacMillan.
- Ellsberg, D., 1961. Risk, Ambiguity, and the Savage Axioms, *Quarterly Journal of Economics* 75(4), 643–669.
- Hansen, T., 2005. Consumer adoption of online grocery buying: a discriminant analysis. *International Journal of Retail & Distribution Management*, 33(2), 101-121.
- Hastie, T., Tibshirani & Friedman, J., 2011. The Elements of Statistical Learning. NY: Springer.
- Hyman, M. R., & Yang, Z., 2001. International marketing serials: a retrospective. *International Marketing Review*, 18(6), 667-718.
- Kahneman, D. & Tversky, A., 1972. Subjective probability: A judgment of representativeness, *Cognitive Psychology* 3(3), 430–454.
- Kahneman, D. & Tversky, A., 1979. Prospect theory: An analysis of decisions under risk, *Econometrica* 47(2), 263–291.
- Kruppa, J., A. Schwarz, Arminger, G., & Ziegler, A., 2013. Consumer credit risk: Individual probability estimates using machine learning. *Expert Systems with Applications*, 40(13), 5125- 5131.
- Lux, T., 1995. Herd Behaviour, Bubbles and Crashes, *The Economic Journal* 105(431), 881-896.
- Lux, T., 2009. Rational forecasts or social opinion dynamics? Identification of interaction effects in a business climate survey, *Journal of Economic Behavior & Organization* 72, 638–655.
- McFerran, B., D. W. Dahl, Fitzsimons, G. J., & Morales, A. C., 2010. I'll have what she's having: Effects of social influence and body type on the food choices of others. *Journal of Consumer Research*, 36 (6), 915-929.
- Paulsen, M. B., & St John, E. P., 2002. Social class and college costs: Examining the financial nexus between college choice and persistence. *The Journal of Higher Education*, 73(2), 189-236.
- Tregear, A., & Ness, M., 2005. Discriminant analysis of consumer interest in buying locally produced foods. *Journal of Marketing management*, 21(1-2), 19-35.