

Znaczenie zmienności krańcowej użyteczności kosztu ponoszonego przez konsumenta dla wyceny dóbr nierynkowych

Wiktor Budziński*

Streszczenie

„Tłumienie kosztu” to zjawisko charakteryzujące się malejącą (w wartościach absolutnych) krańcową użytecznością ponoszonego przez konsumenta kosztu. Efekt ten został zaobserwowany w badaniach empirycznych, w których wykorzystano modele wyborów dyskretnych. Jego istnienie trudno pogodzić z neoklasyczną teorią ekonomii. W literaturze można znaleźć postulat, że tłumienie kosztu jest spowodowane błędną specyfikacją modelu – nieuwzględnieniem heterogeniczności preferencji. Przeprowadzona w tym artykule analiza pokazuje, że tak nie jest: w zależności od założeń dotyczących parametrycznego rozkładu preferencji w populacji, mimo zmian siły tego efektu, w każdym przypadku pozostaje on istotny statystycznie. Badanie zostało przeprowadzone w kontekście preferencji Polaków dotyczących zarządzania lasami państwowymi.

Słowa kluczowe: tłumienie kosztu, wycena dóbr nierynkowych, modelowanie preferencji konsumentów, metoda wyboru warunkowego, modele wyborów dyskretnych

Kody JEL: Q51, Q23

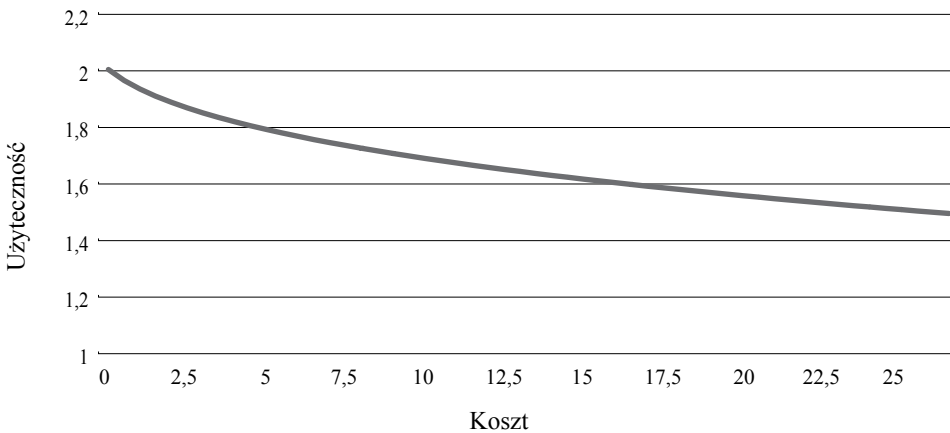
DOI: 10.17451/eko/43/2015/145

* Wydział Nauk Ekonomicznych, Uniwersytet Warszawski.

1. Wprowadzenie

Modele wyborów dyskretnych oparte na teorii użyteczności losowej (*Random Utility Theory*, McFadden 1974) są obecnie stosowane w wielu dziedzinach, takich jak np. ekonomia środowiska, ekonomia transportu lub marketing. Przez cztery dekady powstały różnego rodzaju uogólnienia tych modeli, a postęp technologiczny pozwolił na ich estymację w rozsądnym czasie.

Mimo szybkiego rozwoju metodologii i dużej liczby badań empirycznych ją wykorzystujących zdecydowana większość zastosowań wykorzystuje liniową specyfikację pośredniej funkcji użyteczności (*indirect utility function*). Zarówno w literaturze przedmiotu, jak i w zastosowaniach praktycznych (np. przez zagraniczne ministerstwa transportu) uwagę przyciągnęły nieliniowe transformacje zmiennej opisującej koszt, ponieważ zazwyczaj prowadzą one do polepszenia dopasowania modeli do danych oraz do rozsądniejszych wniosków (np. prognoz). Wykorzystywane przekształcenia implikują często nieliniowość funkcji użyteczności względem dochodu konsumenta (w badaniach posługujących się preferencjami deklarowanymi konsumentów efekt ten określany jest jako „tłumienie kosztu”, *cost damping*). Przykładowy kształt funkcji użyteczności obrazujący ten efekt przedstawiono na Rycinie 1.



Rycina 1. Przykładowy kształt funkcji użyteczności z występującym efektem tłumienia kosztu

Źródło: obliczenia własne.

Nieliniowy wpływ dochodu na użyteczność ma bardzo ograniczone uzasadnienie w teorii ekonomii, ograniczające się do występowania efektu dochodowego, który jednak nie wyjaśnia zjawiska tłumienia kosztu. Uzasadnienie tego efektu można znaleźć w ekonomii behawioralnej, a dokładnie w teorii perspektywy (*prospect theory*). Zgodnie z nią krańcowy wpływ straty danego dobra (w tym dochodu) maleje wraz z jej wzrostem (Tapley *et al.* 2006).

Niektórzy autorzy (np. Daly i Carrasco 2009) sugerują, że występowanie zjawiska tłumienia kosztu może być efektem pominięcia innych istotnych czynników w modelu, takich jak heteroskedastyczność lub heterogeniczność preferencji. W niniejszym artykule pokazano, że uwzględnienie postulowanych czynników nie pozwala w pełni wyjaśnić obserwowanego efektu. W tym celu do analizowanych danych zastosowany został mieszany logit (*Mixed Logit*, MXL), który pozwala na uwzględnienie heterogeniczności i heteroskedastyczności poprzez wykorzystanie parametrów losowych. Wyniki przeprowadzonej analizy wskazują na trzy istotne wnioski: (i) pomimo zastosowania bardziej zaawansowanego modelu, jakim jest MXL, efekt tłumienia kosztu wciąż jest silnie istotny, (ii) siła tego efektu jest istotnie różna w zależności od przyjętych założeń o rozkładzie preferencji w populacji oraz (iii) efekt ten ma istotne znaczenie dla oszacowań gotowości do zapłaty (*willingness to pay*, WTP).

Analiza została przeprowadzona w kontekście badania preferencji Polaków odnośnie do różnego rodzaju programów zarządzania lasami. Dane wykorzystane w empirycznej części artykułu pochodzą z ankiety zawierającej badanie wyboru warunkowego (*Discrete Choice Experiment*, DCE), które zostały już wcześniej wykorzystane w artykułach Czajkowskiego *et al.* (2014a; 2014b), lecz w żadnym z nich nie był analizowany efekt tłumienia kosztu.

Analizy takie jak ta przeprowadzona w niniejszym artykule zawsze są specyficzne dla danego zbioru danych. W konsekwencji wnioski z niej płynące nie są uniwersalne, tj. nie oznaczają, że dla każdego zbioru danych obecny będzie efekt tłumienia kosztu. Wskazują jednak, że taki efekt może występować pomimo uwzględnienia innych ważnych czynników w modelu. Przeprowadzona analiza dostarcza zatem ważnych wyników empirycznych, pokazujących, że nieuwzględnienie heteroskedastyczności i heterogeniczności preferencji nie pozwala na eliminację zjawiska tłumienia kosztu. Dodatkowo, skoro efekt ten może być powodem niedopasowania modeli, w których zastosowano liniową funkcję użyteczności, a jego występowanie ma wpływ na oszacowania miar dobrobytu, powinien on być formalnie testowany w pracach empirycznych.

Artykuł jest skonstruowany w następujący sposób: w następnej części opisano dotychczasową literaturę poruszającą tematykę tłumienia kosztu. W kolejnej części znajduje się opis metodologii, w tym opis wykorzystanego modelu ekonometrycznego oraz testowanych hipotez. Następnie przedstawiono informacje o wykorzystanych danych oraz przedstawiono wyniki uzyskane na podstawie analizy ekonometrycznej. W ostatniej części zawarto dyskusję uzyskanych wyników i wnioski z przeprowadzonej analizy.

2. Tłumienie kosztu w literaturze

Rosnąca liczba badaczy w dziedzinach wykorzystujących modele wyborów dyskretnych zaczyna zauważać, że założenie o liniowej specyfikacji funkcji użyteczności może nie mieć uzasadnienia. Wyniki empiryczne wydają się sugerować, że zastosowanie pewnych nieliniowych przekształceń może znacznie poprawić dopasowanie do danych i poprawić pewne właściwości modelu, takie jak prognozy, które model generuje. Ten efekt jest szczególnie zauważalny w pracach wykorzystujących nieliniowe specyfikacje kosztu, co często prowadzi do tzw. tłumienia kosztu (*cost damping*), rozumianego jako malejący (w wartościach absolutnych) krańcowy wpływ kosztu na pośrednią funkcję użyteczności.

Pomimo stosunkowo dużej liczby prac empirycznych, w których wykazano występowanie efektu tłumienia kosztu, mało badań skupia się na jego teoretycznych podstawach. Daly (2010) pokazuje, że teoria mikroekonomii nie jest w stanie wskazać na poprawność tezy o jego istnieniu. Jedynym założeniem, jakie jest przez nią wymagane, to ujemna pochodna pośredniej funkcji użyteczności względem kosztu. Tapley *et al.* (2006) przytaczają kilka powodów, które mogą wyjaśniać obserwowane w pracach empirycznych nieliniowości. Jak piszą, mogą one wynikać z istniejącej w badanej populacji heterogeniczności preferencji lub z wykorzystanej metody ujawnienia preferencji np. z braku wiarygodności lub konstrukcji (*framing*) wyborów przedstawionych respondentom. Jako uzasadnienie wynikające z teorii ekonomii Tapley *et al.* (2006) przedstawiają teorię malejącej krańcowej użyteczności (*diminishing marginal utility*, DMU), zgodnie z którą im większą ilość dobra osoba posiada, tym mniej będzie ceniła jego następne jednostki. Wynika to z tego, że kolejne jednostki będą wykorzystywane w mniej pilnych potrzebach. O ile ta teoria może wyjaśniać nieliniowości w różnych atrybutach dóbr nierynkowych, o tyle raczej zaprzecza ona efektowi tłumienia kosztu. Jako inne potencjalne wytłumaczenie Tapley *et al.* (2006) sugerują teorię preferencji zależnych od punktu odniesienia (*reference dependent preference*, RDP) proponowaną przez Tversky'ego i Kahnemana (1991), która jest częścią teorii perspektywy (*Prospect Theory*). Teoria ta zakłada, że w celu uproszczenia sytuacji wyboru jednostki postrzegają dostępne alternatywy przez pryzmat alternatywy referencyjnej. Wszystkie atrybuty dobra są wtedy postrzegane w kategorii zysków i strat w porównaniu z poziomem atrybutów w alternatywie referencyjnej. Teoria ta zakłada również, że straty są oceniane jako bardziej znaczące niż zyski, co określa się mianem awersji do straty (*loss aversion*). Co więcej, zgodnie z tą teorią krańcowa wartość zarówno zysków, jak i strat maleje wraz ze wzrostem odpowiednio zysku lub straty (Stathopoulos i Hess 2012). Teoria ta może więc stanowić wytłumaczenie obserwowanego efektu tłumienia kosztu, jako że wzrost kosztu jest równoznaczny ze stratą dochodu. Dodatkowo Blayac i Causse (2001) oraz Blayac (2003) przedstawiają teoretyczne uzasadnienie pewnych nieliniowych transformacji kosztu w pośredniej funkcji użyteczności.

Uwzględnianie nieliniowości kosztu w funkcji użyteczności jest często stosowane w ekonomii transportu, aby polepszyć dopasowanie modelu do danych i zapewnić bardziej prawdopodobne prognozy. Jak pisze Daly (2010) w swoim raporcie: „W praktycznych badaniach w Wielkiej Brytanii często niemożliwe jest otrzymanie rozsądnego zachowania prognoz bez zastosowania tłumienia kosztu” [tłum. – W.B.]. Tezę tę potwierdzono w wielu badaniach empirycznych wykorzystujących modele wyborów dyskretnych. Wczesne prace poruszające ten temat to m.in. Mandel *et al.* (1994) oraz Gunn (2001).

Najczęściej stosowanym przekształceniem wydaje się przekształcenie logarytmiczne, jednakże w literaturze można również znaleźć inne, np. Fox *et al.* (2009) stosują log-liniową specyfikację, tj. koszt wchodzi do modelu zarówno liniowo, jak i przekształcony logarytmicznie, Mabit *et al.* (2013) stosują transformację Boxa-Coxa, a Rotaris *et al.* (2012) testują różne formy funkcyjne, takie jak logarytmiczna, Boxa-Coxa, kwadratowa oraz krzywa łamana. We wszystkich tych badaniach transformacje te polepszają dopasowania modeli i znacznie zmieniają oszacowania gotowości do zapłaty za różne atrybuty.

Jak zostało już wspomniane, w kilku badaniach dokonano analizy efektu tłumienia kosztu w kontekście teorii wywodzących się z ekonomii behawioralnej, takich jak RDP. W tego typu badaniach zazwyczaj uwzględnia się zarówno nieliniowość atrybutów, jak i efekty specyficzne dla zysków i strat (w zależności od przyjętego punktu odniesienia), aby oddać efekt asymetrii preferencji. Warto zauważyć, że asymetria sama w sobie może być traktowana jako nieliniowość i może dostarczyć dodatkowych dowodów na istnienie efektu tłumienia kosztu. Tapley *et al.* (2006) wskazują, że efekt asymetrii jest istotny w praktycznie wszystkich zbiorach danych, które analizują, jednak dodatkowe efekty nieliniowe, które zostały przez nich uwzględnione, jedynie w 40–50% z nich (w zależności od wybranej transformacji). Stathopoulos i Hess (2012) pokazują, że na analizowanym zbiorze danych w modelach, w których nie jest uwzględniona asymetryczność kosztu względem punktu odniesienia, logarytmiczne przekształcenie zapewnia najlepsze dopasowanie. Modele z uwzględnioną asymetrycznością preferencji wskazują na przekształcenia charakteryzujące się malejącą krańcową użytecznością, ale mniej silną niż forma logarytmiczna. W Masiero i Hensher (2010) analizowana jest jedynie asymetria preferencji (bez nieliniowych przekształceń atrybutów). Wyniki badania wskazują na efekt przeciwny do tłumienia kosztu.

Równoległe z tymi rozważaniami niektórzy autorzy podjęli się analizy tego, co może wpływać na występowanie takich efektów jak tłumienie kosztu oraz jakie mogą być konsekwencje jego pominięcia. Daly i Carrasco (2009) testują w swojej pracy hipotezę, że lepsze dopasowanie logarytmicznej specyfikacji kosztu jest w rzeczywistości efektem pominięcia heteroskedastyczności i heterogeniczności preferencji. Jako że MXL pozwala na modelowanie obu tych zjawisk, estymują oni na trzech zbiorach danych modele, w których koszt wchodzi do funkcji uży-

teczności liniowo lub logarytmicznie oraz parametry przy koszcie i czasie podróży są stałe bądź losowe. Wyniki wskazują, że kiedy parametry są losowe, specyfikacja logarytmiczna nie jest istotnie lepsza od liniowej. Są to istotne wnioski, ponieważ we wszystkich przedstawionych wcześniej badaniach (poza Masiero i Hensher 2010) parametry losowe nie są uwzględniane.

Obciążenia oszacowań w przypadku pominięcia nieliniowości atrybutów są analizowane w pracach Orro *et al.* (2005) oraz Torres *et al.* (2011) za pomocą symulacji Monte Carlo. Wyniki tych badań wskazują, że pominięcie nieliniowości może prowadzić do większych obciążeń prognoz (Orro *et al.* 2005) oraz miar dobrobytu (Torres *et al.* 2011) niż np. pominięcie heterogeniczności. Dodatkowo ciekawym wynikiem w Orro *et al.* (2005) jest to, że w przypadku występowania nieliniowości i braku heterogeniczności założenie liniowej funkcji użyteczności z losowymi parametrami może prowadzić do identyfikacji heterogeniczności, która tak naprawdę nie występuje w populacji. Dowodzi to więc potrzeby testowania występowania nieliniowości nawet w modelach, w których heterogeniczność jest uwzględniona.

Ten przegląd literatury pokazuje, że efekt tłumienia kosztu jest często empirycznie obserwowalny. Mogą jednak istnieć inne przyczyny jego powstawania niż faktyczna zmienność krańcowej użyteczności dochodu, a zatem aby potwierdzić jego występowanie, należy np. uwzględnić możliwą heterogeniczność preferencji, czego w większości prac się nie robi. Niniejszy artykuł ma na celu uzupełnienie tej luki. Jego dodatkową wartością jest wykorzystanie w analizie danych dotyczących dóbr środowiskowych. Większość przytoczonych opracowań dotyczy zastosowań transportowych. Jedynym badaniem poruszającym inną tematykę, które udało się znaleźć autorowi, jest Lanz *et al.* (2009).

3. Hipotezy badawcze i metodologia

Na podstawie przeprowadzonego przeglądu literatury można wyciągnąć wniosek, że efekt tłumienia kosztu jest często obserwowany w empirycznych badaniach preferencji. Zidentyfikowano dwie hipotezy, których weryfikacja pozwoli na głębsze zrozumienie tego efektu. W szczególności skupiono się na jednoczesnym uwzględnieniu heterogeniczności preferencji oraz nieliniowego wpływu kosztu, ponieważ jak sugerują Tapley *et al.* (2006) oraz Daly i Carrasco (2009), może to być przyczyną badanego zjawiska. Hipotezy poddane weryfikacji w niniejszym artykule są następujące:

H1: W analizowanych danych występuje efekt tłumienia kosztu pomimo uwzględnienia heterogeniczności preferencji.

H2: Wybór rozkładów parametrów istotnie zmienia rozkład krańcowej użyteczności dochodu.

Weryfikacja hipotezy pierwszej pozwoli na sprawdzenie, czy postulaty przedstawiane w literaturze przedmiotu są uzasadnione. Zostanie ona przeprowadzona poprzez testowanie, czy poprawa dopasowania modelu do danych w wyniku uwzględnienia nieliniowych przekształceń kosztu jest statystycznie istotna. Dla modeli zagnieżdżonych hipoteza ta będzie testowana za pomocą testu ilorazu wiarygodności (*likelihood ratio test*), a dla modeli niezagnieżdżonych za pomocą testu Vounga (Voung 1989).

Weryfikacja hipotezy drugiej pozwoli na sprawdzenie, czy uzyskane wyniki zależą od przyjętych założeń dotyczących rozkładów parametrów. Jeśli okaże się, że faktycznie tak jest, to w skrajnych przypadkach może to oznaczać, iż można dobrać takie rozkłady parametrów, dla których tłumienie kosztu nie występuje, pomimo że przy innych specyfikacjach może on pozornie występować. Pokaże to, jak ważne jest sprawdzenie różnych specyfikacji, aby zapewnić wiarygodne oszacowania miar dobrobytu, które wynikają z wyestymowanych modeli. Niestety, weryfikacja tej hipotezy nie jest prosta, w tym sensie, że nie można jej przeprowadzić testem statystycznym. Aby porównać modele efektu tłumienia kosztu, należy porównać krańcowy wpływ kosztu (dochodu) na użyteczność tj. $\partial U/\partial c$. Ponieważ parametry modelu są losowe, to również ta pochodna jest zmienną losową – dodatkowo zależną od poziomu kosztu. Dlatego aby uprościć analizę porównane zostaną jedynie $\partial U/\partial c$ przy ustalonym koszcie oraz dla pewnych ustalonych poziomów parametru losowego (np. jego mediany). Oszacowania błędów standardowych odpowiednich wartości zostaną uzyskane z symulacji Monte Carlo, z wykorzystaniem właściwości estymatora największej wiarygodności, mówiącej, że oszacowania parametrów modelu mają asymptotyczny rozkład normalny. Symulację przeprowadzono, używając 100'000 losowań z wielowymiarowego rozkładu normalnego.

Do analizy danych i estymacji modeli pozwalających na weryfikację hipotez wykorzystano model mieszanego logitu (*Mixed Logit*, MXL), który ma wiele przewag nad prostszymi modelami, takimi jak np. wielomianowy logit. Między innymi, jak piszą McFadden i Train (2000), dla odpowiednio dobranych rozkładów parametrów jest on w stanie przybliżyć prawdopodobieństwo dowolnego modelu użyteczności losowej. W tym modelu zakładamy, że funkcja pośredniej użyteczności z *i-tej* alternatywy dla *n-tego* respondenta, w *j-tej* sytuacji wyboru ma następującą postać¹:

$$U_{ijn} = V_{ijn} + \varepsilon_{ijn} = \beta_n^{non-cost} \cdot \mathbf{X}_{ijn}^{non-cost} - \beta_n^{cost} c_{ijn}^* + \varepsilon_{ijn} \quad (1)$$

gdzie $\mathbf{X}_{ijn}^{non-cost}$ to wektor atrybutów danej alternatywy niezawierający kosztu, o składniku losowym ε_{ijn} zakłada się, że ma rozkład Gumbela oraz, że jest niezależny i ma taki sam rozkład między alternatywami, sytuacjami wyboru oraz re-

¹ $i \in \{1, \dots, I\}, j \in \{1, \dots, J\}, n \in \{1, \dots, N\}$

spondentami, natomiast o parametrach modelu $(\beta_n^{non-cost}, \beta_n^{cost})$ zakłada się, że są specyficzne dla każdego respondenta (stąd indeksowanie po n) oraz, że pochodzą z pewnego rozkładu parametrycznego zdefiniowanego przez badacza (potencjalnie wielowymiarowego). c_{ijn}^* to przekształcony koszt, w niniejszym artykule rozpatrywane są dwie transformacje: liniowa oraz Boxa-Coxa². W specyfikacji liniowej zachodzi po prostu równość $c_{ijn}^* = c_{ijn}$, w specyfikacji Boxa-Coxa przekształcenie jest zdefiniowane jako:

$$c_{ijn}^* = \begin{cases} \frac{c_{ijn}^\lambda - 1}{\lambda} & \lambda \neq 0 \\ \log(c_{ijn}) & \lambda = 0 \end{cases} \quad (2)$$

gdzie λ jest dodatkowym parametrem do oszacowania³. Gotowość do zapłaty można policzyć na podstawie równania (1) według wzoru:

$$WTP_{ijn} = \frac{\partial U_{ijn} / \partial X_{ijn}^A}{\partial U_{ijn} / \partial c_{ijn}} = \frac{\beta_{A,n}^{non-cost}}{\beta_n^{cost}} c_{ijn}^{1-\lambda} \quad (3)$$

Dla specyfikacji liniowej ($\lambda = 1$) jest to po prostu iloraz odpowiednich współczynników.

Jeśli zdefiniujemy zmienną binarną y_{ijn} , która przyjmuje 1, gdy n -ty respondent wybierze i -tą alternatywę w j -tej sytuacji wyboru oraz 0 w przeciwnym wypadku, to zakładając, że respondent, podejmując decyzję, maksymalizuje swoją użyteczność, prawdopodobieństwo tego, że $y_{ijn} = 1$ może zostać wyrażone jako:

$$P(y_{ijn} = 1 | \Lambda) = P(U_{ijn} = \max_k \{U_{kjn}\} | \Lambda) = P(U_{kjn} - U_{ijn} < 0 \forall_{k \neq i} | \Lambda) = \frac{\exp(V_{ijn})}{\sum_k \exp(V_{kjn})} \quad (4)$$

gdzie $\Lambda = (\beta_n^{non-cost}, \beta_n^{cost}, \lambda, \forall_i X_{ijn}^{non-cost}, \forall_i c_{ijn}^*)$ to obiekt zawierający parametry n -tego respondenta oraz atrybuty wszystkich alternatyw, którymi powyższe prawdopodobieństwo jest warunkowane. Jak widać, powyższa specyfikacja sprowadza się do wzoru na wielomianowy logit, co wynika ze znanego faktu, że różnica dwóch niezależnych zmiennych o rozkładzie Gumbela ma rozkład logistyczny.

² Przetestowano również przekształcenie krzywej łamanej ze wszystkimi współczynnikami losowymi, jednak specyfikacja ta okazała się nieistotnie lepiej dopasowana do danych w porównaniu z przekształceniem Boxa-Coxa. Wyniki dla tej specyfikacji mogą zostać udostępnione na życzenie przez autora artykułu.

³ Ponieważ w analizowanym zbiorze danych koszt może przyjmować wartość 0, dodano do niego stałą 10^{-5} , aby uniknąć problemów przy estymacji.

Prawdopodobieństwo to jest jednak warunkowane parametrami indywidualnymi danego respondenta, które w praktyce są dla badacza nieobserwowalne. Z tego powodu należy je wycałkować, aby otrzymać wzór na prawdopodobieństwo bezwarunkowe dla *n-tego* respondenta:

$$L_n(\Omega) = \iint \prod_j \sum_i y_{ijn} P(y_{ijn} = 1 | \Lambda) f(\beta_n^{non-cost}, \beta_n^{cost} | \Omega) d\beta_n^{non-cost} d\beta_n^{cost} \quad (5)$$

gdzie $f(\beta_n^{non-cost}, \beta_n^{cost} | \Omega)$ jest to gęstość parametrów losowych, a Ω to macierz zawierająca parametry tego rozkładu⁴. Całka przedstawiona w równaniu (5) nie posiada analitycznego rozwiązania, dlatego w praktyce stosuje się metody Monte Carlo bądź quasi-Monte Carlo, aby oszacować jej wartość⁵. W niniejszym artykule zastosowano tę drugą metodę, wykorzystując 2000 losowań z ciągu Sobola (*Scrambled Sobol sequence with random drift*). Przykłady zastosowania ciągu Sobola do estymacji MXL można znaleźć np. w Garrido (2003) oraz Munger *et al.* (2012).

Przyjęto również, że wszystkie parametry modelu będą losowe, dodatkowo pozwolono na ich pełną korelację. Założenie o braku korelacji bądź przyjęcie, że któryś parametr jest stały, jest jednoznaczne z przyjęciem założenia o stałości wariancji składnika losowego, które zostało uznane za mało realistyczne. Postanowiono również przedstawić wyniki dla trzech różnych specyfikacji rozkładów parametrów losowych. Pozwoli to na sprawdzenie odporności wyciągniętych wniosków na przyjęte założenia (hipoteza druga). W pierwszej specyfikacji wszystkie atrybuty będą miały rozkład normalny (w dalszej części artykułu ta specyfikacja będzie nazywana Modelem I), w drugiej jeden atrybut będzie miał rozkład normalny, a reszta logarytmicznie normalny (Model II)⁶, w trzeciej model zostanie wyestymowany w tzw. przestrzeni pieniężnej (Model III)⁷ opisanej równaniem:

$$U_{ijn} = \beta_n^{cost} \left(\frac{\beta_n^{non-cost}}{\beta_n^{cost}} \cdot \mathbf{X}_{ijn}^{non-cost} - \mathbf{c}_{ijn}^* \right) + \varepsilon_{ijn} = \beta_n^{cost} (\boldsymbol{\alpha}_n \cdot \mathbf{X}_{ijn}^{non-cost} - \mathbf{c}_{ijn}^*) + \varepsilon_{ijn} \quad (6)$$

W tej specyfikacji założone zostało, że parametr kosztu ma rozkład log-normalny, natomiast $\boldsymbol{\alpha}_n$ normalny. Warto zwrócić uwagę, że w tej specyfikacji $\boldsymbol{\alpha}_n$ może być bezpośrednio interpretowane jako WTP⁸. Podsumowanie wykorzystanych rozkładów parametrów w poszczególnych modelach przedstawiono w Tabeli 1.

⁴ Np. jeżeli $(\beta_n^{non-cost}, \beta_n^{cost})$ mają rozkład wielowymiarowy normalny, to Ω może zawierać wektor średnich oraz macierz kowariancji.

⁵ Estymator największej wiarygodności, w którym funkcja wiarygodności jest symulowana w literaturze, jest określany jako estymator największej symulowanej wiarygodności.

⁶ Ponieważ wstępna analiza pokazała, że te rozkłady zapewniają dobre dopasowanie do danych.

⁷ Więcej szczegółów odnośnie do przestrzeni pieniężnej (WTP-space) można znaleźć np. w Train i Weeks (2005).

⁸ Dla modelu z transformacją Boxa-Coxa parametry te mogą być interpretowane jako WTP dla kosztu równego 1 (zob. równanie (3)).

Tabela 1. Opis wykorzystanych specyfikacji parametrów losowych

	Model I	Model II	Model III
Rozkład parametrów funkcji użyteczności (przestrzeń preferencji)	Wszystkie parametry mają rozkłady normalne	Jeden parametr ma rozkład normalny, reszta (w tym koszt) log-normalny	Parametr przy koszcie ma rozkład log-normalny. Parametry przy reszcie atrybutów mają rozkłady iloczynu dwóch zmiennych o rozkładach log-normalnym i normalnym
Rozkład WTP (przestrzeń pieniężna)	Wszystkie WTP mają rozkład ilorazu dwóch zmiennych o rozkładach normalnych	WTP za jeden z atrybutów ma rozkład ilorazu zmiennej o rozkładzie normalnym i zmiennej o rozkładzie log-normalnym. WTP za resztę atrybutów mają rozkłady log-normalne	WTP za każdy z atrybutów mają rozkłady normalne

Źródło: opracowanie własne.

4. Analiza empiryczna

4.1. Zbiór danych

Zbiór danych wykorzystany w poniższym badaniu był również analizowany w artykułach Czajkowskiego *et al.* (2014a; 2014b). Dane zostały zebrane w formie ankiety zrealizowanej w 2010 roku, w ramach realizacji projektu POLFOREX⁹. Celem ankiety było znalezienie i skwantyfikowanie atrybutów polskich lasów, związanych z jakością rekreacji oraz ochroną bioróżnorodności, które są ważne dla społeczeństwa polskiego. Analiza jakościowa pozwoliła na wskazanie trzech najbardziej liczących się atrybutów:




- Ochrona lasów o największej wartości przyrodniczej

W Polsce z około 90 tys. km² powierzchni lasów około 3% stanowią lasy o największej wartości przyrodniczej. Klasyfikacja lasów została przeprowadzona na podstawie inicjatywy *BirdLife International*, która przedstawiła na mapach wszystkie ekologicznie ważne lasy w Europie. Jako „las o największej wartości przyrodniczej” zostały wybrane te, które spełniały łącznie cztery warunki: (i) znikomy lub całkowity brak śladów działalności człowieka, (ii) duża ilość martwego drewna różnego typu oraz bogata flora grzybów rozkładających drewno, (iii) spójne bloki lasów o powierzchni większej niż 100 ha nie przecięte przez większą drogę oraz (iv) obecność bardzo starych drzew. Z 3% lasów zgodnych z powyższą definicją, jedynie około połowa jest obecnie chroniona

⁹ „Forests as a Public Good. Evaluation of Social and Environmental Benefits of Forests in Poland to Improve Management Efficiency”, POLFOREX – EEA and Norway Grants.

biernie w postaci parków narodowych lub rezerwatów przyrody. Pierwszy atrybut wykorzystany w Metodzie Wyboru Warunkowego ma trzy poziomy, które zostały przedstawione w Tabeli 2 wraz z kodowaniem zmiennych.




Tabela 2. Poziomy atrybutu związanego z ochroną bierną lasów o największej wartości przyrodniczej

NAT_0	 [czerwony]	Status quo Ochrona bierna 50% lasów o największej wartości przyrodniczej (1,5% wszystkich lasów)
NAT_1	 [żółty]	Częściowa poprawa Ochrona bierna 75% lasów o największej wartości przyrodniczej (2,25% wszystkich lasów)
NAT_2	 [zielony]	Znaczna poprawa Ochrona bierna 100% lasów o największej wartości przyrodniczej (3% wszystkich lasów)

Źródło: Czajkowski *et al.* (2014a). W oryginalnym badaniu rysunki były kolorowe, w tym miejscu kolory zaznaczono pod rysunkami.

- Zmniejszenie ilości śmieci w lasach
Śmieci w lasach mogą zostać pozostawione tam przez turystów lub mogą być efektem wykorzystywania lasów do nielegalnego składowania odpadów. Duża ilość śmieci może zmniejszyć jakość rekreacji oraz zagrażać innym usługom ekosystemowym zapewnianym przez lasy. Przykładowo może prowadzić do wycieku szkodliwych substancji, pożarów lasów oraz stanowić zagrożenie dla obecnych tam zwierząt i roślin. W ankiecie uwzględniono trzy poziomy tego atrybutu, które przedstawiono w Tabeli 3.




Tabela 3. Poziomy atrybutu związanego z ilością śmieci w lasach

TRA_0	 [czerwony]	Status quo Brak zmian w ilości śmieci
TRA_1	 [żółty]	Częściowa poprawa Zmniejszenie ilości śmieci o 50%
TRA_2	 [zielony]	Znaczna poprawa Zmniejszenie ilości śmieci o 90%

Źródło: Czajkowski *et al.* (2014a). W oryginalnym badaniu rysunki były kolorowe, w tym miejscu kolory zaznaczono pod rysunkami.

- Polepszenie jakości infrastruktury wykorzystywanej do rekreacji
Również infrastruktura turystyczna jest ważnym elementem dla mieszkańców Polski. W tym ogólnym pojęciu może się zawierać wiele rzeczy takich jak: drogi ułatwiające dostęp do lasów, miejsca parkingowe przy lasach, wyznaczone ścieżki dla turystów lub toalety. W scenariuszach wykorzystanych w Metodzie Wyboru Warunkowego uwzględniono trzy poziomy tego atrybutu. W ankiecie zapewniono respondentów, że taka infrastruktura zostanie zbudowana tylko jeżeli będzie możliwe zrobienie tego, nie szkodząc środowisku. Poziomy tego atrybutu przedstawiono w Tabeli 4.

Tabela 4. Poziomy atrybutu związanego z infrastrukturą turystyczną

INF_0	 [czerwony]	Status quo Brak zmian w infrastrukturze
INF_1	 [żółty]	Częściowa poprawa Odpowiednia infrastruktura w 50% więcej lasów
INF_2	 [zielony]	Znaczna poprawa Odpowiednia infrastruktura w 100% (dwukrotnie) więcej lasów

Źródło: Czajkowski *et al.* (2014a). W oryginalnym badaniu rysunki były kolorowe, w tym miejscu kolory zaznaczono pod rysunkami.

Jako ostatni atrybut w badaniu uwzględniono koszt danego programu zarządzania lasami (oznaczany dalej jako COST) w postaci zwiększonego podatku dochodowego. Poziomy tego atrybutu to 0, 10, 25, 50, 100 PLN. W niniejszym artykule atrybut kosztu został przewalutowany na EUR¹⁰, aby zapewnić porównywalność uzyskanych wyników z poprzednimi pracami, w których te dane zostały wykorzystane. Przykładowa karta wyboru została przedstawiona w Załączniku A. Ankieta została przeprowadzona na 1001 respondentach, z których każdy wypełnił 26 kart wyboru (łącznie 26'026 obserwacji), składających się z czterech alternatyw, w tym jednej *Status Quo*.

Karty wyboru zostały przygotowane w sposób minimalizujący wyznacznik asymptotycznej macierzy wariancji-kowariancji oszacowań modelu, przy założeniu Bayesowskich oszacowań pierwotnych uzyskanych na podstawie badania pilotażowego (*Bayesian D-efficient design*; zob. Ferrini i Scarpa 2007).

¹⁰ Przyjęto kurs 1 EUR = 4 PLN.

4.2. Wyniki estymacji – modele liniowe

W Tabeli 5 przedstawiono wyniki mieszanego logitu w trzech specyfikacjach. Poza atrybutami, które zostały opisane powyżej, uwzględniono zmienną binarną *status quo* (SQ), która przyjmuje wartość 1, jeżeli alternatywą jest *status quo* i 0 w pozostałych przypadkach. Dodatkowo, zamiast atrybutu COST w modelu uwzględniono $(-1)*COST$, aby zapewnić odpowiedni znak parametru przy tym atrybucie, kiedy jego wybrany rozkład jest log-normalny.

Pomimo że w każdym z modeli wszystkie parametry są silnie istotne, to przedstawione wyniki mogą być trudne do interpretacji ze względu na to, że w przypadku parametrów o rozkładzie log-normalnym podane są parametry ukrytego rozkładu normalnego. Ponadto Model III jest wyestymowany w przestrzeni pieniężnej, przez co nie można go bezpośrednio porównywać z pozostałymi. Oczywiście same parametry funkcji użyteczności i tak nie mają żadnej ilościowej interpretacji – można jedynie zinterpretować znak parametru oraz sprawdzić, który atrybut ma największe znaczenie w populacji. Aby zinterpretować parametry modelu w jednostkach pieniężnych, należy policzyć WTP. Jako że parametry modeli są losowe, to również WTP są zmiennymi losowymi. Ich odpowiednie charakterystyki zostały więc policzone za pomocą symulacji Monte Carlo – zakładając, że oszacowania średnich i macierzy kowariancji z modeli MXL są dokładne¹¹, wylosowano 100'000 wektorów z odpowiednich wielowymiarowych rozkładów dla każdego z modeli, a następnie dla Modeli I i II podzielono realizacje parametrów losowych przy poszczególnych atrybutach przez realizacje parametru przy koszcie (zgodnie ze wzorem (3)). Dla tak zasymulowanych WTP (dla Modelu III parametry nie wymagały dodatkowych przekształceń, ponieważ model jest już w przestrzeni pieniężnej; opisy rozkładów WTP dla poszczególnych modeli można znaleźć w Tabeli 1) policzono ich wybrane charakterystyki. Wyniki zostały zaraportowane w Tabeli 6.

W interpretacji WTP skupię się głównie na medianie rozkładów. Wynika to z dwóch przesłanek. Po pierwsze, dla Modelu I żadne momenty (w tym średnia) rozkładu WTP nie istnieją¹² (Daly *et al.* 2012). Po drugie, w przestrzeni preferencji w przypadku, kiedy parametr przy koszcie ma rozkład log-normalny, średnia (oraz wariancja) rozkładu WTP jest zazwyczaj nierealistycznie wysoka, co można zaobserwować dla Modelu II. Fakt ten jest już udokumentowany w literaturze (np. Giergiczny *et al.* 2012), ale próba jego ominięcia nie jest przedmiotem tego badania. Ponadto niektórzy autorzy twierdzą, że mediana jest dużo lepszą charakterystyką WTP dla polityki publicznej (Freeman 2003).

¹¹ Tzn. nie uwzględniono tego, że np. średnie są parametrami modelu, a co za tym idzie, mają jakieś błędy standardowe.

¹² Z tego powodu w Tabeli 6 w niektórych komórkach znajduje się NaN (*not a number*) zamiast liczby.

Na podstawie Tabeli 6 można wyciągnąć następujący wniosek: dla Modeli II i III mediany rozkładów WTP są bardzo do siebie zbliżone, a Model I ma ją w każdym przypadku niższą (dla SQ odpowiednio wyższą), co zapewne wynika z niezgodnego z teorią ekonomii założenia o rozkładzie parametru przy koszcie. Dokładną analizę Tabeli 6 zacznę od stałej SQ. WTP dla niej ma ujemną medianę dla każdego z modeli. Oznacza to, że przeciętnie jednostki w populacji uzyskują dodatkową użyteczność ze zmian w programie zarządzania lasami państwowymi nie wytłumaczoną przez pozostałe atrybuty. Ponieważ w każdym przypadku rozkład WTP za SQ jest nieograniczony, część populacji byłaby skłonna zapłacić za niewprowadzanie żadnych zmian – czasem znaczącą sumę, np. zgodnie z Modelem I 5% populacji byłoby skłonne zapłacić ponad 120 EUR.

Jak można zauważyć, ilość śmieci jest najważniejszym atrybutem dla respondentów, a tym samym ma najwyższą medianę WTP. W przypadku Modeli II i III zmniejszenie ilości śmieci o 50% jest warte 11–14 EUR, natomiast o 90% około 18–20,5 EUR. W przypadku Modelu I te wartości wynoszą 6,6 oraz 9,8 EUR odpowiednio, czyli około dwukrotnie mniej.

WTP za zwiększenie obszaru ochrony biernej lasów o największej wartości przyrodniczej do 75% jest warte około 9 EUR dla Modeli II i III oraz 5,4 EUR dla Modelu I. Objęcie 100% tych lasów ochroną bierną jest natomiast warte przeciętnie dla respondentów 13,3 EUR, biorąc pod uwagę wyniki z Modeli II i III oraz 7,2 EUR dla Modelu I.

Wyniki wskazują, że polepszenie infrastruktury jest najmniej istotne dla badanej populacji. Zainstalowanie odpowiedniej infrastruktury w 50% większej liczbie lasów jest przeciętnie warte dla respondentów 6,2–6,6 EUR według Modeli II i III oraz jedynie 3,6 EUR według Modelu I. Znaczna poprawa w infrastrukturze jest odpowiednio warta 9–9,9 EUR dla Modeli II i III oraz 5 EUR według Modelu I.

Tabela 5. Wyniki estymacji dla modeli liniowych

	Model I		Model II		Model III	
	Średnia	Odch. Std.	Średnia	Odch. Std.	Średnia	Odch. Std.
SQ	-2,6584 ***	5,4286 ***	-3,2286 ***	6,7116 ***	-14,3531 ***	29,2672 ***
	(0,2038)	(0,2644)	(0,2436)	(0,3135)	(0,7014)	(1,2438)
NAT ₁	1,6134 ***	1,4562 ***	0,1291 **	1,1782 ***	9,7969 ***	11,43 ***
	(0,054)	(0,0533)	(0,0504)	(0,047)	(0,2487)	(0,3909)
NAT ₂	2,2064 ***	2,2414 ***	0,5173 ***	1,123 ***	13,286 ***	16,8577 ***
	(0,0719)	(0,0717)	(0,0413)	(0,0399)	(0,3493)	(0,5468)
TRA ₁	1,9589 ***	1,4467 ***	0,5311 ***	0,8876 ***	11,7196 ***	12,2223 ***
	(0,0537)	(0,066)	(0,0358)	(0,037)	(0,304)	(0,491)
TRA ₂	2,928 ***	2,3309 ***	0,9379 ***	0,8742 ***	18,0826 ***	20,0625 ***
	(0,0775)	(0,0917)	(0,0318)	(0,031)	(0,421)	(0,6715)
INF ₁	1,0267 ***	0,8681 ***	-0,2653 ***	0,8491 ***	6,6139 ***	5,926 ***
	(0,0515)	(0,0518)	(0,0584)	(0,047)	(0,2522)	(0,3014)
INF ₂	1,4651 ***	1,2147 ***	0,2114 ***	0,8178 ***	8,9371 ***	8,418 ***
	(0,0527)	(0,0588)	(0,0384)	(0,0359)	(0,3036)	(0,3698)
(-1)*COST	0,1945 ***	0,1849 ***	-2,0842 ***	1,468 ***	-1,5899 ***	1,0562 ***
	(0,0061)	(0,0054)	(0,0503)	(0,0404)	(0,0279)	(0,0324)

Charakterystyki modeli

Log-likelihood tylko ze stałą	-36045,4			-36045,4			-36045,4
Log-likelihood	-16920,2			-16686,0			-17182,4
McFadden R2	0,5306			0,5371			0,5233
AIC	1,3036			1,2856			1,3238
Liczba obserwacji	26026			26026			26026
Liczba parametrów	44			44			44

Źródło: obliczenia własne; „***” oznacza p-value na poziomie < 1%, „**” oznacza p-value w przedziale [1%, 5%), „*” oznacza p-value w przedziale [5%, 10%]; błędy standardowe w nawiasach.

Tabela 6. Charakterystyki rozkładu WTP dla modeli liniowych

		Rozkład	5% per- centyl	Średnia	Mediana	Odch. Std.	95% percentyl
SQ	Model I	Normalny/ Normalny	-145,9909	NaN	-6,0783	NaN	120,4668
	Model II	Normalny/ Log-Nor- malny	-710,8746	-154,9943	-16,5577	729,6001	62,5738
	Model III	Normalny	-62,4920	-14,3852	-14,4623	29,3729	33,8406
NAT ₁	Model I	Normalny/ Normalny	-36,7612	NaN	5,4189	NaN	51,1294
	Model II	Log-Nor- malny	0,5922	35,2872	9,0261	118,7115	136,9492
	Model III	Normalny	-9,0080	9,8188	9,8283	11,4618	28,5644
NAT ₂	Model I	Normalny/ Normalny	-54,3831	NaN	7,1949	NaN	74,5914
	Model II	Log-Nor- malny	0,8890	51,5177	13,3318	175,1731	199,7397
	Model III	Normalny	-14,4506	13,3184	13,3388	16,9080	41,0098
TRA ₁	Model I	Normalny/ Normalny	-44,5030	NaN	6,5937	NaN	61,0580
	Model II	Log-Nor- malny	0,9898	47,5170	13,6228	147,3428	184,5358
	Model III	Normalny	-8,5396	11,7329	11,7416	12,2859	31,9210
TRA ₂	Model I	Normalny/ Normalny	-66,6294	NaN	9,8485	NaN	92,2288
	Model II	Log-Nor- malny	1,4502	73,2978	20,5129	230,9833	285,6366
	Model III	Normalny	-15,2085	18,1041	18,1453	20,1657	51,1189
INF ₁	Model I	Normalny/ Normalny	-20,8437	NaN	3,6612	NaN	29,8808
	Model II	Log-Nor- malny	0,5212	18,7228	6,1599	50,7563	72,1084
	Model III	Normalny	-3,0885	6,6221	6,6465	5,9176	16,3516
INF ₂	Model I	Normalny/ Normalny	-31,7865	NaN	5,0314	NaN	44,4981
	Model II	Log-Nor- malny	0,8639	29,3477	9,9167	76,3256	112,3855
	Model III	Normalny	-4,8874	8,9459	8,9616	8,4276	22,8176

Źródło: obliczenia własne.

4.3. Wyniki estymacji – modele z przekształceniem Boxa-Coxa

Wyniki dla modeli, w których koszt jest transformowany przy użyciu przekształcenia Boxa-Coxa, znajdują się w Tabeli 7. Dla każdego z modeli parametr transformacji λ jest istotny oraz mieści się w przedziale (0,1), co wskazuje na występowanie efektu tłumienia kosztu. Tak samo jak w przypadku Tabeli 6, modele są trudne do porównania ze względu na różne rozkłady parametrów wykorzystane w różnych specyfikacjach. Z tego powodu przeprowadzono symulacje Monte Carlo w analogiczny sposób jak w poprzedniej sekcji. W przypadku występowania tłumienia kosztu WTP jest oczywiście różne dla różnych poziomów kosztu. W tej symulacji WTP zostało oszacowane dla kosztu równego 1 EUR (czyli zgodnie ze wzorem (3) jest to po prostu iloraz parametrów losowych przy atrybutach oraz przy koszcie).

Ponieważ wnioski wynikające z przeprowadzonych symulacji są bardzo zbliżone do tych wyciągniętych dla modeli liniowych, uznano, że dla oszczędności miejsca nie będą one powtórzone. Tabela analogiczna do Tabeli 6 została umieszczona w Załączniku B. Oczywiście ilościowe interpretacje dla modeli z transformacjami Boxa-Coxa będą się różniły od tych dla modeli liniowych, jednak ogólne zależności dla rozkładów parametrów i WTP, takie jak np. ocena, który atrybut jest najwięcej wart dla badanej populacji lub który model cechuje się największą wariancją rozkładów parametrów, pozostały niezmienione. Jedyną zauważalną różnicą jest, że mediany WTP dla Modeli II i III wydają się bardziej różnić w porównaniu z tym, co można było zaobserwować w Tabeli 6.

W celu głębszej analizy nieliniowego efektu kosztu przeprowadzono analizę graficzną. Na Rycinie 2 przedstawiono $\partial U/\partial c$, czyli krańcową użyteczność dochodu. Parametr przy koszcie przyjęto na poziomie mediany. Dla porównania na wykresie przedstawiono również krańcowy wpływ kosztu w modelach liniowych.

Tabela 7. Wyniki estymacji dla modeli z przekształceniem Boxa-Coxa. Błędy standardowe w nawiasach

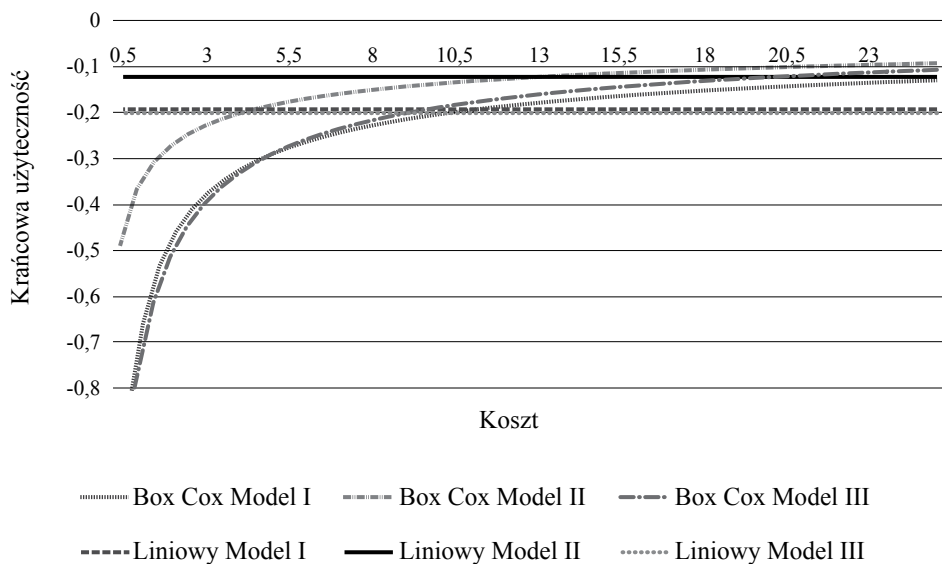
	Model I		Model II		Model III	
	Średnia	Odch. Std.	Średnia	Odch. Std.	Średnia	Odch. Std.
SQ	-4,0125 ***	5,0679 ***	-3,8682 ***	5,1695 ***	-6,7313 ***	7,3261 ***
	(0,2708)	(0,2363)	(0,2717)	(0,2487)	(0,1502)	(0,5687)
NAT ₁	1,5172 ***	1,4629 ***	0,0976 **	1,1939 ***	2,3967 ***	2,6596 ***
	(0,0548)	(0,0555)	(0,0473)	(0,0441)	(0,1715)	(0,1994)
NAT ₂	2,1404 ***	2,2539 ***	0,4852 ***	1,1784 ***	3,3494 ***	3,9463 ***
	(0,0743)	(0,0726)	(0,0404)	(0,0379)	(0,2326)	(0,3016)
TRA ₁	1,893 ***	1,4671 ***	0,5433 ***	0,9698 ***	2,9726 ***	2,8774 ***
	(0,0545)	(0,0684)	(0,0366)	(0,0394)	(0,2055)	(0,2226)

	Model I			Model II			Model III		
	Średnia	Odch. Std.		Średnia	Odch. Std.		Średnia	Odch. Std.	
TRA_2	2,8589 ***	2,369 ***		0,9442 ***	0,973 ***		4,5734 ***	4,7706 ***	
	(0,0812)	(0,0927)		(0,0345)	(0,0323)		(0,3114)	(0,3598)	
INF_1	0,9291 ***	0,8214 ***		-0,2788 ***	0,9072 ***		1,5215 ***	1,5326 ***	
	(0,0476)	(0,0508)		(0,0598)	(0,0478)		(0,1267)	(0,117)	
INF_2	1,3954 ***	1,1901 ***		0,1954 ***	0,907 ***		2,0958 ***	2,1498 ***	
	(0,0517)	(0,0551)		(0,0413)	(0,0381)		(0,1552)	(0,1645)	
$(-1)*COST$	0,6539 ***	0,5732 ***		-1,0143 ***	1,4943 ***		-0,2447 ***	0,9939 ***	
	(0,0347)	(0,0236)		(0,0747)	(0,0513)		(0,0677)	(0,0315)	
λ	0,4671 ***			0,5811 ***			0,3868 ***		
	(0,0197)			(0,0247)			(0,0307)		

Charakterystyki modeli

Log-likelihood tylko ze stałą		-36045,4				-36045,4				-36045,4
Log-likelihood		-16809,3				-16646,4				-17044,7
McFadden R2		0,5337				0,5382				0,5271
AIC		1,2952				1,2827				1,3133
Liczba obserwacji		26026				26026				26026
Liczba parametrów		45				45				45

Źródło: obliczenia własne; „***” oznacza p-value na poziomie < 1%, „**” oznacza p-value w przedziale [1%, 5%), „*” oznacza p-value w przedziale [5%, 10%).



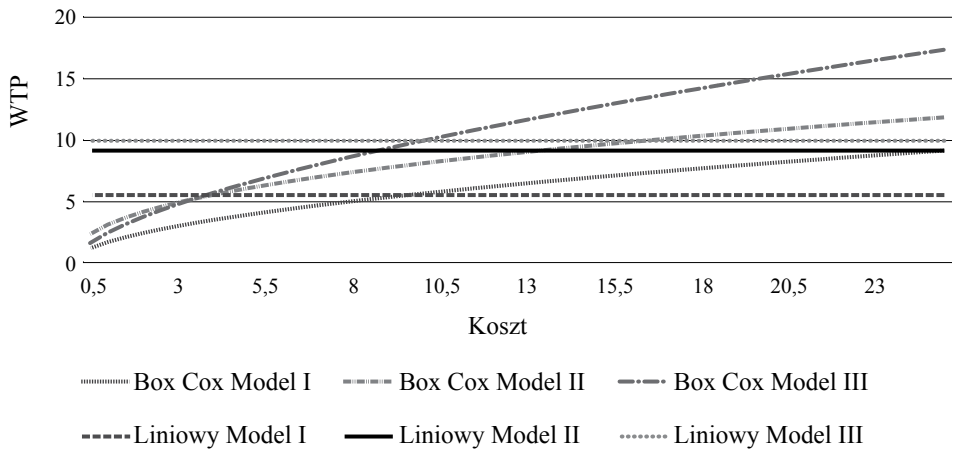
Rycina 2. Wykres krańcowej użyteczności względem kosztu

Źródło: obliczenia własne.

Jak widać na Rycinie 2, dla wysokiego poziomu kosztu krańcowa użyteczność dla wszystkich modeli Boxa-Coxa jest bliska tej dla Modelu II z liniową specyfikacją. Dla niskich poziomów krańcowa użyteczność jest jednak dużo niższa. Szczególnie widoczne jest to dla Modeli I i III, które mają bardzo podobne wykresy krańcowej użyteczności – znacznie odstające jednak od lepiej dopasowanego do danych Modelu II.

Istotny efekt malejącej krańcowej użyteczności dochodu powoduje, że oszacowania WTP zależą od poziomu kosztu atrybutu. W dalszej części analizy przeprowadzono graficzne porównanie tych zależności. Ponieważ WTP jest zmienną losową, która dodatkowo zmienia się zależnie od poziomu kosztu, wykresy przedstawione poniżej zostały przygotowane z wykorzystaniem mediany β_A/β_C ¹³, gdzie β_A to parametr losowy przy danych atrybucie, a β_C to parametr losowy przy koszcie.

Na Rycinie 3 przedstawiono WTP dla atrybutu NAT_1 . WTP różnią się między poszczególnymi modelami, jednak w sposób zgodny z tym, co można było zaobserwować dla modeli liniowych: Model I ma stosunkowo niższe WTP, natomiast Modele II i III wyższe, bardziej zbliżone do siebie. Wykres ten pokazuje, że założenie o liniowości kosztu powoduje, że WTP jest przeszacowane w przypadku niskiego kosztu oraz niedoszacowane w przeciwnym przypadku. Widać też, że założenia o rozkładzie parametrów są tu bardzo istotne i mogą powodować błędy we wnioskowaniu. Jako że Model II jest najlepiej dopasowany do danych (co zostanie formalnie potwierdzone w sekcji 4.4), można go uznać za najbardziej wiarygodny. Co za tym idzie, Model III znacznie przeszacowuje WTP dla wysokiego kosztu, np. dla kosztu równego 20 EUR WTP jest przeszacowane o 4,3 EUR oraz lekko nie doszacowuje WTP dla niskich poziomów kosztu (mniejszych niż 3 EUR). Z drugiej strony Model I nie doszacowuje WTP dla każdego poziomu kosztu podobnie jak w przypadku modeli liniowych.



Rycina 3. Wykres WTP za zwiększenie ochrony biernej lasów o największej wartości przyrodniczej do 75% (NAT_1)

Źródło: obliczenia własne.

¹³ Są to wartości zaprezentowane w Tabeli B1 w Załączniku B, w kolumnie „mediana”.

Wykresy dla pozostałych atrybutów wyglądają podobnie, oczywiście pewne właściwości, takie jak np. wysokość kosztu, dla której WTP dla Modeli II i III z przekształceniem Boxa-Coxa się przecinają, albo odległości między prostymi mogą być różne, ale ogólne zależności są jednak zachowane. W celu oszczędzenia miejsca analogiczne wykresy WTP dla pozostałych atrybutów zostały umieszczone w Załączniku C.

4.4. Weryfikacja hipotez i dyskusja uzyskanych wyników

W Tabeli 8 przedstawiono wyniki przeprowadzonych testów Vounga i Ilorazu Wiarygodności, mających na celu weryfikację hipotezy pierwszej przedstawionej w sekcji 3. Tabelę należy czytać w następujący sposób: statystyka w wierszu x i kolumnie y testuje hipotezę, że model w wierszu x nie jest istotnie lepiej dopasowany do danych niż model w kolumnie y¹⁴.

Tabela 8. Statystyki Ilorazu Wiarygodności i Vounga¹⁵

	Liniowy Model I	Liniowy Model II	Liniowy Model III	Box-Cox Model I	Box-Cox Model II
Box-Cox Model III	-2,8340***	-7,6625***	275,2531***	-5,7370***	-8,6933***
Box-Cox Model II	6,3365***	79,3310***	10,0177***	4,2447***	
Box-Cox Model I	221,9578***	-3,1445***	7,7519***		
Liniowy Model III	-5,8532***	-9,8490***			
Liniowy Model II	5,7818***				

Źródło: obliczenia własne, „***” oznacza p-value na poziomie < 1%, „**” oznaczają p-value w przedziale [1%, 5%), „*” oznacza p-value w przedziale [5%, 10%).

Przeprowadzone testy wskazują, że najlepiej dopasowany do danych jest Model II z przekształceniem Boxa-Coxa. Dodatkowo pozwalają one na zweryfikowanie hipotezy postawionej w sekcji 3 tego artykułu. Pierwsza z nich dotyczy występowania efektu tłumienia kosztu pomimo uwzględnienia heterogeniczności preferencji. Hipoteza ta może być zweryfikowana za pomocą testu Ilorazu Wiarygodności dla porównania modeli z transformacją Boxa-Coxa z ich liniowym odpowiednikiem. Ich statystyki wyniosły 221,96, 79,33 i 275,25, odpowiednio dla Modeli I, II i III. Wszystkie one są zdecydowanie większe od 1% wartości krytycznej rozkładu χ^2

¹⁴ Bardziej precyzyjnie: test Vounga testuje hipotezę, że oba modele są tak samo blisko modelu prawdziwego, natomiast test LR testuje hipotezę, że ograniczenia nałożone na model x, aby sprowadzić go do modelu y, nie pogarszają dopasowania.

¹⁵ Pola na szaro oznaczają komórki, w których porównywane są modele zagnieżdżone – dla tych przypadków podano wyniki testu ilorazu wiarygodności.

z jednym stopniem swobody¹⁶, należy więc odrzucić hipotezę zerową o tym, że nałożone ograniczenie nie pogarsza dopasowania modelu, na rzecz hipotezy alternatywnej. Efekt tłumienia kosztu jest więc statystycznie istotny, niezależnie od tego, jaką specyfikację modelu wybierzemy. Uzyskane wyniki mogą oczywiście być specyficzne dla wykorzystanego zbioru danych, jednak jest to nie do uniknięcia przy tego typu badaniach. Mimo to uzyskane wyniki pokazują, że testowanie efektu tłumienia kosztu powinno być przeprowadzane w badaniach wyceny dóbr publicznych, aby zapewnić, że oszacowane miary dobrobytu są prawidłowe.

Druga hipoteza postawiona w tym artykule dotyczy analizy tego, czy założenie o rozkładach parametrów losowych może wpłynąć na efekt tłumienia kosztu. Testowanie hipotezy drugiej nie jest zadaniem prostym. Z jednej strony można analizować oszacowania parametrów λ z Tabeli 7 i sprawdzić, czy są one istotnie od siebie różne. W Tabeli 9 zaraportowane są te oszacowania wraz z 95% przedziałami ufności¹⁷. Jak widać, żaden z przedziałów ufności nie zawiera oszacowania parametru λ z innego modelu, jednak przedziały ufności dla Modeli I i III na siebie nachodzą.

Tabela 9. Oszacowania i 95% przedziały ufności parametrów transformacji Boxa-Coxa

	Model I	Model II	Model III
λ	0,4671	0,5811	0,3868
	[0,4285–0,5057]	[0,5327–0,6295]	[0,3266–0,4470]

Źródło: obliczenia własne.

Nie do końca można jednak uznać ten wynik za argument za analizowaną hipotezą lub przeciwko niej. Poprzez tłumienie kosztu rozumiemy malejący (w wartościach absolutnych) krańcowy wpływ kosztu na użyteczność. Zgodnie z tym, co zostało napisane w sekcji 3, interesują nas różnice w $\partial U/\partial c$ między modelami. Ponieważ jednak w funkcji użyteczności parametr przy koszcie jest losowy, to również ta pochodna jest zmienną losową, dodatkowo zależną od poziomu kosztu. Dlatego, aby uprościć weryfikację tej hipotezy, przetestowane zostaną wybrane percentyle rozkładów parametrów wraz z wybranymi poziomami kosztu. Aby to zrobić, przeprowadzona została symulacja opisana w sekcji 3. W Tabeli 10 przedstawiono jej wyniki.

Przeprowadzona analiza wskazuje na statystycznie istotne różnice w krańcowej użyteczności między modelami dla różnych percentyli oraz poziomów kosztu. Dla 5% percentylu na żadnym poziomie kosztu 95% przedziały ufności się nie pokrywają dla żadnej pary modeli. Na 25% percentylu można zaobserwować

¹⁶ Ponieważ testowane jest jedno ograniczenie: $\lambda = 1$.

¹⁷ Oszacowania przedziałów ufności bazują na asymptotycznym rozkładzie normalnym parametrów.

małe zazębenia przedziałów ufności dla Modeli I i III dla kilku poziomów kosztów. Dla mediany efekt ten jest nawet wyraźniejszy, co można było zaobserwować już wcześniej na Rycinie 2. Dla percentyli 75% i 95% dużo częściej można zaobserwować jednak zazębenia przedziałów ufności dla Modeli II i III, natomiast Model I ma niższe krańcowe użyteczności.

Wyniki te, choć nie w pełni formalne, pokazują, że wybór rozkładu ma wpływ na krańcową użyteczność kosztu. Dodatkowo widać, że znaczenie ma nie tylko założenie o rozkładzie parametru bezpośrednio przy koszcie, ale również przy pozostałych atrybutach¹⁸. Wynik ten może sugerować, że w pewnych przypadkach zły wybór rozkładu może prowadzić do ukrycia efektu tłumienia kosztu bądź wręcz odwrotnie: może prowadzić do zidentyfikowania efektu, którego w rzeczywistości nie ma. Oczywiście te wnioski nie różnią się od tych dla modeli liniowych – w nich również zła specyfikacja rozkładów parametrów może prowadzić do błędnego wnioskowania (zob. np. Colombo *et al.* 2011).

Tabela 10. Krańcowa użyteczność kosztu dla różnych percentyli parametrów losowych oraz poziomów kosztu. 95% przedziały ufności zostały zaraportowane w nawiasach kwadratowych¹⁹

Percentyl/ Koszt		2,5 EUR	5 EUR	10 EUR	15 EUR	20 EUR	30 EUR
5%	Model I	0,181	0,125	0,086	0,070	0,060	0,048
		[0,139- 0,224]	[0,095- 0,156]	[0,065- 0,109]	[0,052- 0,089]	[0,045- 0,076]	[0,036- 0,062]
	Model II	-0,021	-0,016	-0,012	-0,010	-0,009	-0,007
		[-0,027-- 0,016]	[-0,020-- 0,012]	[-0,015-- 0,009]	[-0,012-- 0,008]	[-0,011-- 0,007]	[-0,009-- 0,006]
	Model III	-0,086	-0,056	-0,037	-0,029	-0,024	-0,019
		[-0,099-- 0,075]	[-0,064-- 0,050]	[-0,042-- 0,033]	[-0,033-- 0,025]	[-0,027-- 0,021]	[-0,022-- 0,016]
25%	Model I	-0,164	-0,113	-0,078	-0,063	-0,054	-0,044
		[-0,194-- 0,132]	[-0,133-- 0,093]	[-0,091-- 0,065]	[-0,073-- 0,052]	[-0,063-- 0,045]	[-0,051-- 0,036]
	Model II	-0,090	-0,068	-0,051	-0,043	-0,038	-0,032
		[-0,107-- 0,076]	[-0,078-- 0,058]	[-0,058-- 0,044]	[-0,048-- 0,037]	[-0,043-- 0,033]	[-0,036-- 0,028]
	Model III	-0,229	-0,149	-0,098	-0,076	-0,064	-0,050
		[-0,252-- 0,207]	[-0,161-- 0,138]	[-0,105-- 0,091]	[-0,083-- 0,070]	[-0,070-- 0,058]	[-0,055-- 0,045]

¹⁸ Jako że w obu Modelach II i III parametr przy koszcie ma rozkład log-normalny.

¹⁹ Wyniki dla mediany (50% percentyl) mogą się do końca nie zgadzać z tym, co znajduje się na Rycinie 2 ze względu na inną symulację. Są one jednak bardzo podobne.

Percentyl/ Koszt		2,5 EUR	5 EUR	10 EUR	15 EUR	20 EUR	30 EUR
50%	Model I	-0,401	-0,277	-0,192	-0,154	-0,132	-0,107
		[-0,431-- 0,370]	[-0,293-- 0,260]	[-0,202-- 0,181]	[-0,163-- 0,146]	[-0,141-- 0,124]	[-0,114-- 0,099]
	Model II	-0,247	-0,185	-0,138	-0,117	-0,104	-0,087
		[-0,277-- 0,220]	[-0,204-- 0,168]	[-0,151-- 0,126]	[-0,128-- 0,106]	[-0,114-- 0,094]	[-0,097-- 0,079]
	Model III	-0,447	-0,292	-0,191	-0,149	-0,125	-0,097
		[-0,486-- 0,410]	[-0,310-- 0,275]	[-0,202-- 0,180]	[-0,160-- 0,139]	[-0,135-- 0,115]	[-0,108-- 0,088]
75%	Model I	-0,638	-0,441	-0,305	-0,246	-0,211	-0,170
		[-0,674-- 0,601]	[-0,459-- 0,422]	[-0,318-- 0,292]	[-0,258-- 0,234]	[-0,223-- 0,199]	[-0,182-- 0,159]
	Model II	-0,678	-0,507	-0,379	-0,320	-0,284	-0,240
		[-0,734-- 0,624]	[-0,546-- 0,470]	[-0,412-- 0,349]	[-0,352-- 0,291]	[-0,315-- 0,256]	[-0,269-- 0,213]
	Model III	-0,874	-0,571	-0,373	-0,291	-0,244	-0,190
		[-0,957-- 0,796]	[-0,612-- 0,532]	[-0,400-- 0,348]	[-0,315-- 0,268]	[-0,267-- 0,223]	[-0,212-- 0,170]
95%	Model I	-0,983	-0,679	-0,469	-0,378	-0,325	-0,262
		[-1,034-- 0,930]	[-0,707-- 0,651]	[-0,491-- 0,449]	[-0,399-- 0,358]	[-0,345-- 0,305]	[-0,281-- 0,243]
	Model II	-2,934	-2,196	-1,644	-1,388	-1,231	-1,039
		[-3,293-- 2,611]	[-2,494-- 1,928]	[-1,903-- 1,415]	[-1,628-- 1,178]	[-1,458-- 1,033]	[-1,249-- 0,858]
	Model III	-2,316	-1,513	-0,989	-0,772	-0,647	-0,505
		[-2,626-- 2,035]	[-1,694-- 1,350]	[-1,108-- 0,880]	[-0,871-- 0,681]	[-0,736-- 0,567]	[-0,581-- 0,436]

Źródło: obliczenia własne.

5. Podsumowanie

W niniejszym artykule przeanalizowano występowanie efektu tłumienia kosztu w kontekście preferencji Polaków dotyczących programów zarządzania lasami państwowymi. Uzyskane wyniki wskazują, że wbrew pojawiającym się w literaturze postulatom zjawiska tego nie można wyjaśnić brakiem uwzględnienia w modelu heteroskedastyczności lub heterogeniczności preferencji – przynajmniej dla wykorzystanego zbioru danych. We wszystkich specyfikacjach, które zostały podane analizie, efekt ten jest silnie istotny i uwzględnienie go zdecydowanie polepsza dopasowanie modelu do danych. Trzeba jednak zauważyć, że analiza pokazała również, że choć efektu nie udało się wyeliminować, to założenia dotyczące parametrycznych rozkładów preferencji konsumentów mogą mieć znaczący wpływ na jego siłę.

Nieliniowa specyfikacja kosztu pozostaje aktualnym i ważnym tematem rozważanym przez środowisko akademickie. Na podstawie przeprowadzonego przeglądu literatury można ocenić, że jest to problem dostrzegany zwłaszcza w ekonomii transportu, a w ekonomii środowiska, zdrowia czy marketingu zagadnienie to jest niemal nieobecne. Niniejszy artykuł pokazuje, że również w tych zastosowaniach efekt tłumienia kosztu występuje i ma istotne znaczenie dla uzyskiwanych oszacowań zmian dobrobytu, a co za tym idzie – wyceny dóbr publicznych. Sugeruje to, że zjawisko to powinno być przedmiotem dalszych badań. Szczególnie palącym problemem wydaje mi się ustalenie, czy oszacowania miar dobrobytu uzyskane z uwzględnieniem efektu tłumienia kosztu są faktycznie bardziej wiarygodne.

Na zakończenie warto wskazać inne kierunki badawcze, mogące prowadzić do wyjaśnienia przyczyn powstawania tego zjawiska. Wydaje się, że tłumienie kosztu może być spowodowane także innymi błędami w specyfikacji, które mogą być źródłem obciążenia wyników dającego obserwowany efekt. Niniejszy artykuł, choć dostarcza cennych wskazówek empirycznych, nie wyczerpuje tematu – analiza innych specyfikacji, takich jak modele wyborów z multiplikatywnym błędem, modele z heterogenicznością skali, modele wielokrotnie zagnieżdżone itp., mogłyby potencjalnie rzucić więcej światła na analizowany problem. Innym kierunkiem badawczym mogłoby być uwzględnianie poziomu dochodu (lub majątku) konsumenta w jego funkcji użyteczności, nie zaś jedynie poziomu kosztu, co może mieć uzasadnienie tylko w przypadku jej liniowej specyfikacji. Wymaga to jednak rozwiązania problemu często występujących braków danych. Ostatnim sugerowanym kierunkiem badań może być uwzględnienie poprawności motywacyjnej konstrukcji badań metodą wyboru warunkowego, w tym wiarygodności przedstawionych alternatyw – mimo że zjawisko tłumienia kosztu obserwowano także w przypadku preferencji ujawnionych, to warunki poprawności motywacyjnej są ostatnio z powodzeniem wykorzystywane do wyjaśnienia wielu anomalii obserwowanych w badaniach wyceny nierynkowej.

Jak pokazałem, występowanie efektu tłumienia kosztu ma duże znaczenie dla uzyskanych oszacowań miar zmian dobrobytu. Jego występowanie jest równoznaczne z tym, że gotowość do zapłaty za dany program zarządzania lasami rośnie wraz ze wzrostem kosztu stosowanego w badaniu. W porównaniu ze specyfikacją liniową uwzględnienie nieliniowego wpływu kosztu daje niższe oszacowania gotowości do zapłaty dla niskich poziomów kosztu i wyższe dla wysokich poziomów kosztu. Przeprowadzone badanie pokazuje, że różnice te mogą być znaczące, co może w istotny sposób zmieniać konkluzje analizy kosztów i korzyści, w której oszacowania uzyskiwane na podstawie tego typu badań są zwykle stosowane.

Bibliografia

- Blayac, Thierry. 2003. „Value of travel time: a theoretical legitimization of some Box-Cox transformations in discrete choice models”. *Journées de Microéconomie Appliquée* 20.
- Blayac, Thierry i Anne Causse. 2001. „Value of travel time: a theoretical legitimization of some nonlinear representative utility in discrete choice models”. *Transportation Research Part B: Methodological* 35 (4): 391–400.
- Colombo, Sergio, Nicholas Hanley i Cati Torres. 2011. *Incorrectly accounting for taste heterogeneity in choice experiments: Does it really matter for welfare measurement?* University of Stirling, Division of Economics.
- Czajkowski, Mikołaj, Marek Giergiczny i William H. Greene. 2014a. „Learning and fatigue effects revisited: investigating the effects of accounting for unobservable preference and scale heterogeneity”. *Land Economics* 90 (2): 324–351.
- Czajkowski, Mikołaj, Anna Bartzczak, Marek Giergiczny, Stale Navrud i Tomasz Żylicz. 2014b. „Providing preference-based support for forest ecosystem service management”. *Forest Policy and Economics* 39:1–12.
- Daly, Andrew. 2010. *Cost Damping in Travel Demand Models*. W: *Technical Reports*: RAND Corporation.
- Daly, Andrew i Juan Carrasco. 2009. *The influence of trip length on marginal time and money values*. Tekst przedstawiony na International Conference on Travel Behaviour Research.
- Daly, Andrew, Stephane Hess i Kenneth Train. 2012. „Assuring finite moments for willingness to pay in random coefficient models”. *Transportation* 39 (1): 19–31.
- Ferrini, Silvia i Riccardo Scarpa. 2007. „Designs with a priori information for nonmarket valuation with choice experiments: A Monte Carlo study”. *Journal of Environmental Economics and Management* 53 (3): 342–363.
- Fox, James, Andrew Daly i B. Patruni. 2009. *Improving the treatment of cost in large scale models*. Tekst przedstawiony na European Transport Conference.
- Freeman III, A. Myrick, Joseph A. Herriges i Catherine L. Kling. 2014. *The Measurement of Environmental and Resource Values: Theory and Methods*. London: Routledge.
- Garrido, Rodrigo A. 2003. *Estimation performance of low discrepancy sequences in stated preferences*. Tekst przedstawiony na 10th International Conference on Travel Behaviour Research.
- Giergiczny, Marek, Sviataslau Valasiuk, Mikołaj Czajkowski, Maria De Salvo i Giovanni Signorello. 2012. „Including cost income ratio into utility function as a way of dealing with ‘exploding’ implicit prices in mixed logit models”. *Journal of Forest Economics* 18 (4): 370–380.
- Gunn, Hugh. 2001. „Spatial and temporal transferability of relationships between travel demand, trip cost and travel time”. *Transportation Research Part E: Logistics and Transportation Review* 37 (2–3): 163–189.













- Hoyos, David. 2010. „The state of the art of environmental valuation with discrete choice experiments”. *Ecological Economics* 69 (8): 1595–1603.
- Lanz, Bruno, Allan Provins, I. Bateman, Riccardo Scarpa, Kenneth G Willis i Ece Ozdemiroglu. 2009. *Investigating willingness to pay-willingness to accept asymmetry in choice experiments*. Tekst przedstawiony na International Choice Modelling Conference, Harrogate, England.
- Mabit, Stefan L., Jeppe Rich, Peter Burge i Dimitris Potoglou. 2013. „Valuation of travel time for international long-distance travel – results from the Fehmarn Belt stated choice experiment”. *Journal of Transport Geography* 33:153–161.
- Mandel, Benedikt, Marc Gaudry i Werner Rothengatter. 1994. „Linear or nonlinear utility functions in logit models? The impact on German high-speed rail demand forecasts”. *Transportation Research Part B: Methodological* 28 (2): 91–101.
- Masiero, Lorenzo, and David A. Hensher. 2010. „Analyzing loss aversion and diminishing sensitivity in a freight transport stated choice experiment”. *Transportation Research Part A: Policy and Practice* 44 (5): 349–358.
- McFadden, Daniel. 1974. „Conditional Logit Analysis of Qualitative Choice Behavior”. W: *Frontiers in Econometrics*, red. P. Zarembka, 105–142. New York: Academic Press.
- McFadden, Daniel i Kenneth Train. 2000. „Mixed MNL models for discrete response”. *Journal of Applied Econometrics* 15 (5): 447–470.
- Munger, D., P. L'Ecuyer, F. Bastin, C. Cirillo i B. Tuffin. 2012. „Estimation of the mixed logit likelihood function by randomized quasi-Monte Carlo”. *Transportation Research Part B: Methodological* 46 (2): 305–320.
- Orro, Alfonso, Margarita Novales i Francisco G. Benitez. 2005. *Nonlinearity and taste heterogeneity influence on discrete choice model forecasts*. Tekst przedstawiony na European Transport Conference, Strasbourg, France.
- Rotaris, Lucia, Romeo Danielis, Igor Sarman i Edoardo Marcucci. 2012. „Testing for nonlinearity in the choice of a freight transport service”. *European Transport \ Trasporti Europei* 50.
- Stathopoulos, Amanda, i Stephane Hess. 2012. „Revisiting reference point formation, gains–losses asymmetry and non-linear sensitivities with an emphasis on attribute specific treatment”. *Transportation Research Part A: Policy and Practice* 46 (10): 1673–1689.
- Tapley, Nigel, Mark Wardman i Gerard Whelan. 2006. *Nonlinearities in discrete choice attribute valuations*. Wystąpienie na European Transport Conference, Strasbourg, France.
- Torres, Cati, Nick Hanley i Antoni Riera. 2011. „How wrong can you be? Implications of incorrect utility function specification for welfare measurement in choice experiments”. *Journal of Environmental Economics and Management* 62 (1): 111–121.
- Train, Kenneth i Melvyn Weeks. 2005. „Discrete Choice Models in Preference Space and Willingness-to-Pay Space”. W: *Applications of Simulation Methods in Environmental and Resource Economics*, red. Riccardo Scarpa i Anna Alberini, 1–16. Amsterdam: Springer.

Tversky, Amos i Daniel Kahneman. 1991. „Loss aversion in riskless choice: a reference-dependent model”. *The Quarterly Journal of Economics* 106 (4): 1039–1061.

Vuong, Quang H. 1989. „Likelihood ratio tests for model selection and non-nested hypotheses”. *Econometrica* 57 (2): 307–333.

Załącznik A

Tabela A1. Karta wyboru wykorzystana w badaniu wyboru warunkowego

	Alternatywa 1	Alternatywa 2	Alternatywa 3	Alternatywa 4
Ochrona lasów o największej wartości ekologicznej	 [czerwony] Status quo Ochrona bierna 50% lasów o największej wartości ekologicznej (1,5% wszystkich lasów)	 [czerwony] Status quo Ochrona bierna 50% lasów o największej wartości ekologicznej (1,5% wszystkich lasów)	 [czerwony] Status quo Ochrona bierna 50% lasów o największej wartości ekologicznej (1,5% wszystkich lasów)	 [zielony] Znaczna poprawa Ochrona bierna 100% lasów o największej wartości ekologicznej (3% wszystkich lasów)
Śmieci w lasach	 [czerwony] Status quo Brak zmian w ilości śmieci	 [żółty] Częściowa poprawa Zmniejszenie ilości śmieci o 50%	 [czerwony] Status quo Brak zmian w ilości śmieci	 [żółty] Częściowa poprawa Zmniejszenie ilości śmieci o 50%
Infrastruktura	 [czerwony] Status quo Brak zmian w infrastrukturze	 [czerwony] Status quo Brak zmian w infrastrukturze	 [żółty] Częściowa poprawa Odpowiednia infrastruktura w 50% więcej lasów	 [zielony] Znaczna poprawa Odpowiednia infrastruktura w 100% (dwukrotnie) więcej lasów
Koszt	0 PLN	10 PLN	25 PLN	100 PLN

Źródło: Czajkowski *et al.* (2014a). W oryginalnym badaniu rysunki były kolorowe, w tym miejscu kolory zaznaczono pod rysunkami.

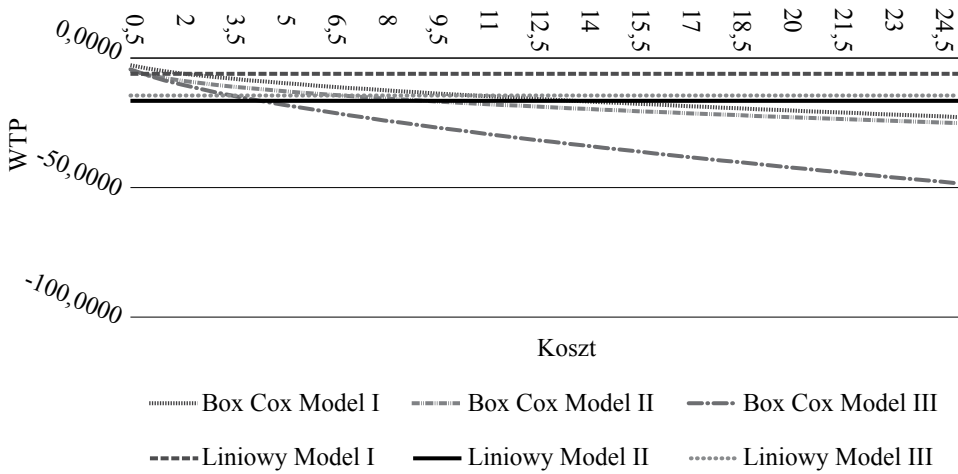
Załącznik B

Tabela B1. Charakterystyki rozkładów WTP w badanej populacji dla modeli z transformacją Boxa-Coxa

		Rozkład	5% percentyl	Średnia	Mediana	Odch. Std.	95% percentyl
SQ	Model I	Normalny/ Normalny	-45,3039	NaN	-4,1024	NaN	30,7203
	Model II	Normalny/ Log- -Normalny	-152,6031	-29,8898	-6,5120	185,9394	23,8011
	Model III	Normalny	-18,7621	-6,7295	-6,7198	7,3093	5,3132
NAT ₁	Model I	Normalny/ Normalny	-9,9038	NaN	1,6247	NaN	14,7244
	Model II	Log- -Normalny	0,1393	17,7202	3,0464	85,6774	66,7950
	Model III	Normalny	-1,9653	2,3902	2,3919	2,6561	6,7928
NAT ₂	Model I	Normalny/ Normalny	-14,4721	NaN	2,2857	NaN	21,7212
	Model II	Log- -Normalny	0,2119	25,2199	4,4906	118,9095	95,6966
	Model III	Normalny	-3,1233	3,3398	3,3421	3,9417	9,8736
TRA ₁	Model I	Normalny/ Normalny	-12,0738	NaN	2,0362	NaN	17,6807
	Model II	Log- -Normalny	0,2961	19,6159	4,7701	78,5179	76,0124
	Model III	Normalny	-1,7550	2,9655	2,9519	2,8729	7,7059
TRA ₂	Model I	Normalny/ Normalny	-18,8214	NaN	3,0253	NaN	27,5159
	Model II	Log- -Normalny	0,4315	30,1570	7,1030	129,4199	115,9352
	Model III	Normalny	-3,2853	4,5605	4,5389	4,7665	12,3978
INF ₁	Model I	Normalny/ Normalny	-5,6391	NaN	1,0162	NaN	8,4413
	Model II	Log- -Normalny	0,1480	7,4964	2,0826	24,4004	29,0788
	Model III	Normalny	-0,9795	1,5221	1,5253	1,5230	4,0274
INF ₂	Model I	Normalny/ Normalny	-8,6219	NaN	1,5118	NaN	12,7791
	Model II	Log- -Normalny	0,2475	11,7133	3,3527	37,7152	45,5851
	Model III	Normalny	-1,4192	2,0973	2,1027	2,1409	5,6109

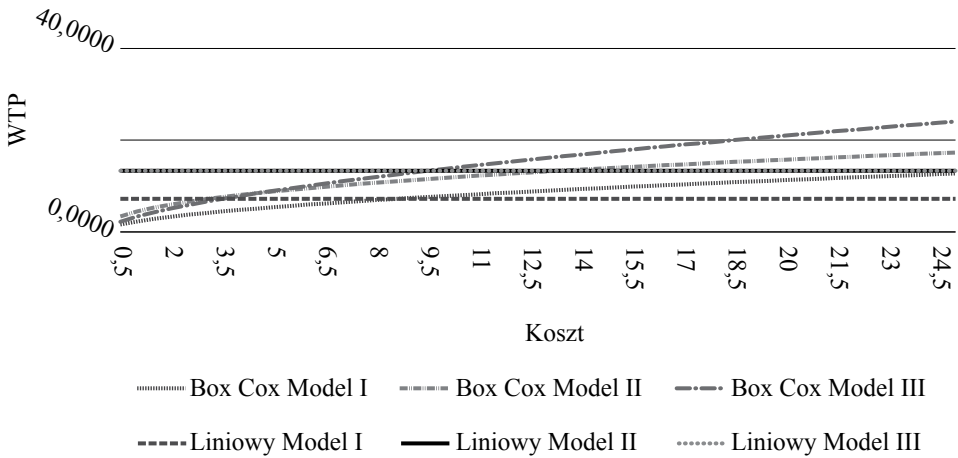
Źródło: obliczenia własne.

Załącznik C

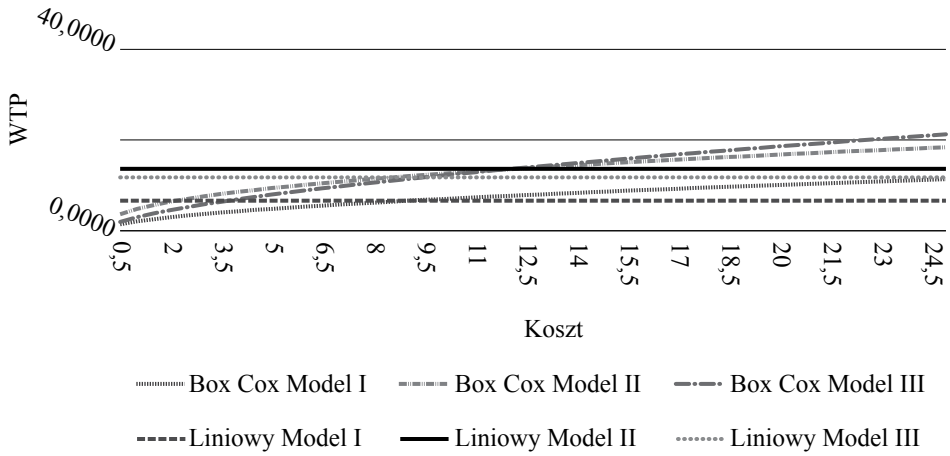


Rycina C1. Wykres WTP za niewprowadzanie żadnych zmian (SQ)

Źródło: obliczenia własne.

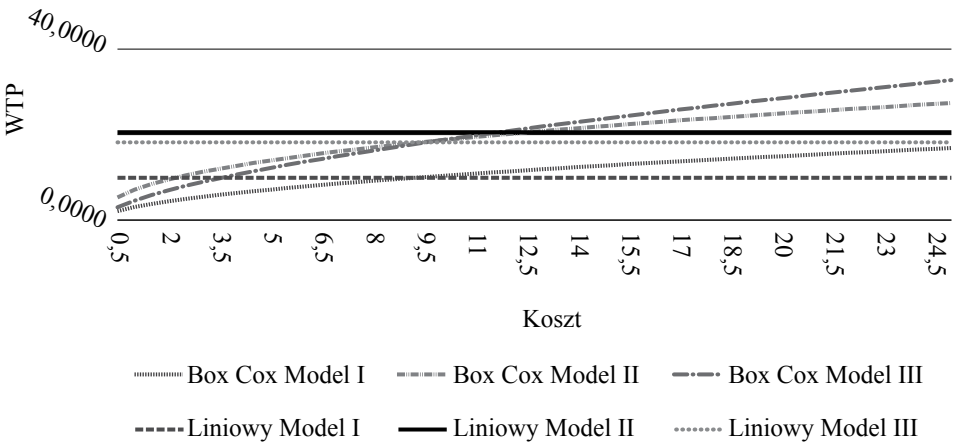
Rycina C2. Wykres WTP za zwiększenie ochrony biernej lasów o największej wartości ekologicznej do 100% (NAT_2)

Źródło: obliczenia własne.



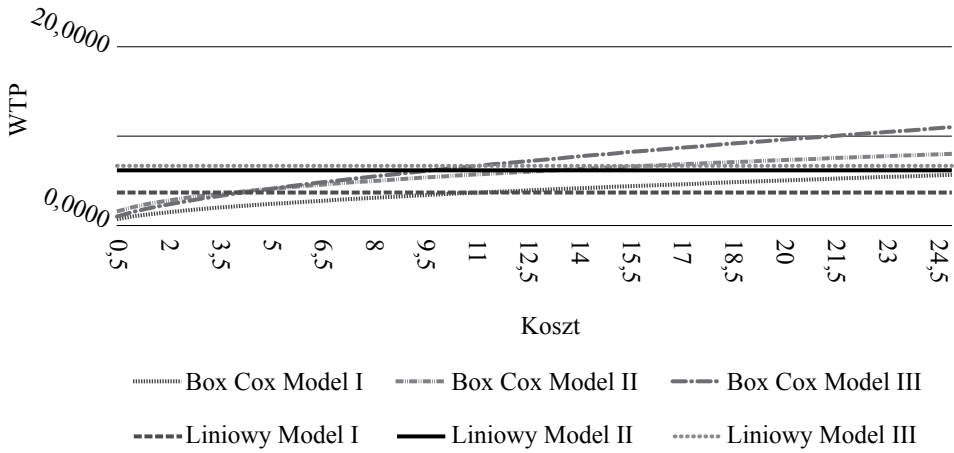
Rycina C3. Wykres WTP za zmniejszenie ilości śmieci w lasach o 90% (TRA_1)

Źródło: obliczenia własne.



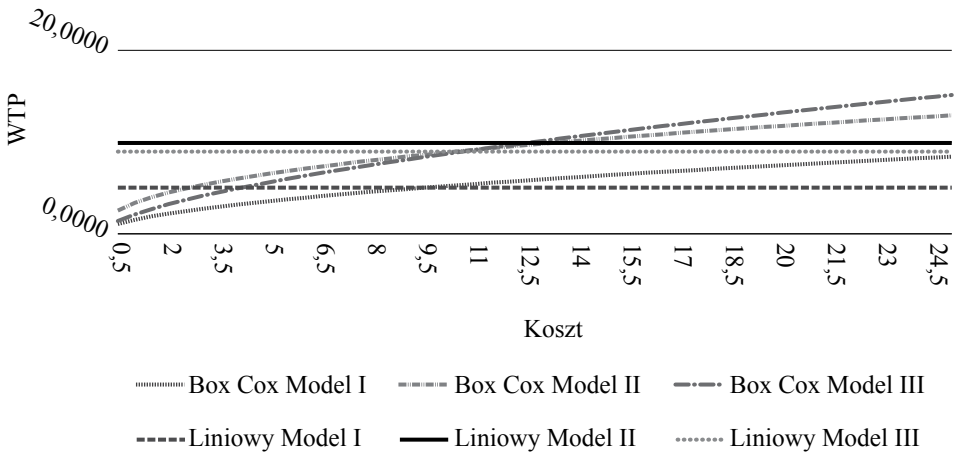
Rycina C4. Wykres WTP za zmniejszenie ilości śmieci w lasach o 90% (TRA_2)

Źródło: obliczenia własne.



Rycina C5. Wykres WTP za zainstalowanie odpowiedniej infrastruktury w 50% więcej lasach (INF_1)

Źródło: obliczenia własne.



Rycina C6. Wykres WTP za zainstalowanie odpowiedniej infrastruktury w 100% więcej lasach (INF_2)

Źródło: obliczenia własne.

The effects of non-constant marginal utility of cost for public goods valuation

Abstract

The paper investigates the importance of the so called ‘cost damping’ effect, understood as decreasing (in absolute terms) marginal utility of cost incurred by consumers. The effect was observed in many empirical studies applying discrete choice models, however, its presence is difficult to justify in the light of neoclassical economic theory. It has been proposed that cost damping can occur due to model misspecification in the form of not accounting for preference heterogeneity. My analysis suggest otherwise – although the strength of the effect differs with respect to the assumptions regarding the functional form of the distribution of preferences in the population, the effect itself remains statistically significant. The analysis was conducted in the context of preferences regarding public forests management programs in Poland.

Keywords: cost damping, non-market goods valuation, modelling consumer preferences, discrete choice experiment, discrete choice models

JEL Codes: Q51, Q23

DOI: 10.17451/eko/43/2015/145