

Прикладная эконометрика, 2024, т. 75, с. 33–53.

Applied Econometrics, 2024, v. 75, pp. 33–53.

DOI: 10.22394/1993-7601-2024-75-33-53

Г.Е. Бесстремянная, Е.Е. Ганага, Р. Дашер¹

Неоднородность потребителей и использование безналичных платежей в Японии в 2007–2020 гг.: модели с латентными классами

В работе применяется логистическая модель упорядоченного выбора с латентными классами для анализа использования безналичных платежей в Японии в 2007–2020 гг. в предположении о ненаблюдаемой неоднородности потребителей. Исследование основано на данных Опроса о финансовом поведении домохозяйств Японии и касается покупок разной стоимости. Для каждой из категорий покупок удалось разделить покупателей на два класса: более часто и менее часто пользующихся безналичными платежами (в дальнейшем: «более частые пользователи» и «менее частые пользователи»). Принадлежность к классу более частых пользователей положительно связана с фактом использования мер по защите финансовых активов. Наблюдается различное влияние социально-демографических характеристик (пол, возраст, доход, факт занятости, образование, число членов домохозяйства), факта проживания в крупном городе и столичном регионе, а также 2019 и 2020 гг. на распространенность безналичных платежей в двух классах.

Ключевые слова: безналичные платежи; ненаблюдаемая неоднородность; латентные классы; смесь распределений; модели упорядоченного выбора.

JEL classification: C10; C25; D12; E41; G50.

1. Введение

Безналичные платежи широко распространены во многих развитых экономиках. Так, в Швеции, Австралии и Южной Корее инструменты безналичной оплаты практически полностью вытеснили наличность из кошельков потребителей. В то же время в Японии на долю безналичных платежей в 2015 г. приходилось лишь 17% операций, а комплекс правительственных мер в сочетании с эффектом ковид-пандемии привели к росту этого показателя только до 30–32% (Cashless Promotion Council, 2021; Gorshkov, 2021).

¹ Бесстремянная Галина Евгеньевна — Национальный исследовательский университет «Высшая школа экономики», Москва; gbesstremyannaya@hse.ru.

Ганага Егор Евгеньевич — Национальный исследовательский университет «Высшая школа экономики», Москва; ganagaegor@gmail.com.

Дашер Ричард — США.

Поэтому вопрос о повышении распространенности безналичных платежей в Японии привлекает как академических исследователей, так и государственные регулирующие органы.

При изучении потребительского решения об использовании безналичных платежей чаще всего делается акцент на взаимосвязях, характерных в среднем для всей выборки респондентов. Показано, что молодой возраст, высокий доход и высокий уровень образования, а также проживание в густонаселенных районах связаны с более частым использованием безналичных платежей (Kumar, O'Brien, 2019; Fujiki, 2019; Cohen, Rysman, 2013). Важен и размер транзакции: потребители чаще используют безналичные платежи для оплаты покупок с большей стоимостью (Bagnall et al., 2014; Bounie, François, 2006; Kumar, O'Brien, 2019).

В то же время необходимо помнить, что экономические агенты различаются по своим экономическим, социальным, психологическим и другим характеристикам, и эти различия влияют на решения агентов (Browning et al., 1999; Blundell, Stoker, 2007; Heathcote et al., 2009), включая выбор того или иного метода платежа (Fujiki, 2023a; Baudat, Henchoz, 2023; Shimizu et al., 2020; Świecka et al., 2023; Cwynar et al., 2022). Среди характеристик, связанных с формированием групп потребителей, более или менее склонных к использованию безналичных платежей в Японии и других странах, можно упомянуть: субъективное восприятие полезности электронных платежей (Takemura et al., 2018; Machauer, Morgner, 2001; Lawson, Todd, 2003); субъективное восприятие риска, финансовую самоуверенность и влияние социальной среды (Takemura, 2019; Fujiki, 2023a; Harrison, 1994); знания об инфраструктуре безналичных платежей, а также использование Интернета в рамках ежедневной активности (Baudat, Henchoz, 2023)².

Перечисленные выше характеристики, объясняющие склонность к более частому использованию безналичных платежей, чаще всего сложно верифицировать, т.к. подобного рода данные обычно не собираются в рамках традиционных опросов о финансовом поведении респондентов. Поэтому становится невозможным точно разделить потребителей на группы и выявить межгрупповые различия при выборе метода оплаты покупок. Однако развиваемые в последние годы модели с вероятностными (латентными) классами (latent class models) позволяют преодолеть проблему отсутствия точных детерминант сегментации потребителей по отношению к методу платежа. В связи с тем, что классы в этом случае напрямую не наблюдаемы, такой инструментальный рассматривается как способ, позволяющий учесть ненаблюдаемую неоднородность агентов (unobserved heterogeneity), см. (Baudat, Henchoz, 2023) о молодежи в Швейцарии и (Cwynar et al., 2022) о взрослых потребителях Польши.

Данный подход, называемый также моделью с конечной смесью распределений (finite mixture models, FMM), основан на предположении, что существует конечное число групп потребителей по отношению к их предпочтениям о методе оплаты покупок. Подтверждение этого предположения можно найти в работах, анализирующих сегментацию респондентов при выборе наличных или безналичных платежей (Lawson, Todd, 2003, p. 74)³.

Методология моделей с латентными классами обладает следующими преимуществами по сравнению с обычной МНК регрессией. Можно, во-первых, оценить разный эффект ковариат на зависимую переменную в каждом из классов, во-вторых, моделировать вероятность

² Так, в Японии среди причин, по которым потребители предпочитают использовать наличные, можно выделить недостаточную осведомленность о технологиях безналичных платежей, опасения по поводу безопасности и время, которое уходит на совершение транзакции (Cashless Promotion Council, 2021).

³ «Payments methods were viewed quite discretely and ... there were few strong overlaps in preferences».

принадлежности к классам на основе наблюдаемых переменных и, в-третьих, получить разные прогнозные значения зависимой переменной (частота использования того или иного способа платежа) для каждого класса.

Среди работ, посвященных моделям с латентными классами для Японии, авторам известна только статья (Fujiki, 2023a), где для каждого из способов оплаты (наличные, кредитные карты, электронные деньги, интернет-платежи) исследуется вероятность того, что этот способ наиболее предпочтителен среди остальных. Среди ограничений исследования можно указать тот факт, что в число объясняющих переменных основного уравнения модели не включены социально-демографические показатели или временные эффекты.

В настоящей статье предпринята попытка выявить различные детерминанты потребительского выбора безналичных платежей в Японии в 2007–2020 гг. с учетом ненаблюдаемой неоднородности потребителей. С этой целью в работе используется логистическая модель упорядоченного выбора с латентными классами.

Новизной исследования является, во-первых, включение широкого набора социально-демографических характеристик и иных переменных в основное уравнение модели. Это позволило выявить статистически разный эффект объясняющих переменных в разных классах. Во-вторых, использована самая объемная и последняя доступная выборка Опроса о финансовом поведении домохозяйств за 2007–2020 гг., данные позволяют исследовать временные эффекты. В-третьих, в работе оценивается влияние социально-демографических и иных переменных на предпочтения для покупок разной величины.

Что касается прокси переменных для принадлежности к классам, в данной работе установлено, что домохозяйства, которые предпринимают любые меры по защите своих активов, с большей вероятностью выберут для своих покупок безналичные инструменты, нежели те, кто не предпринимает никаких мер.

2. Развитие сферы безналичных платежей в Японии

История безналичных платежей насчитывает несколько веков, начиная с времен, когда стали использоваться чеки и векселя. США стали первой страной, в которой в 1950-е гг. возникли средства безналичной оплаты, не подразумевающие бумажный носитель — кредитные карты. Вскоре после появления кредитных карт в США, они стали использоваться и в Японии: первые аналоги стали доступны клиентам торговых компаний Маруи и Сэйбу начиная с 1960 г. В том же году в Японии появились первые пластиковые карты американской платежной системы Diner's Club. Годом позднее было основано Японское кредитное бюро, которое ныне известно как международная платежная система JCB. В 1980-х гг. международные системы Visa и MasterCard вошли и на японский рынок.

Прототипы дебетовых карт появились в Японии в 1970-е гг. Их можно было использовать лишь для снятия наличных в банкоматах. Лишь в начале 2000-х гг., благодаря инициативе финансовых и телекоммуникационных компаний, дебетовые карты стали в Японии полноценным платежным инструментом. Дебетовые карты международной системы Visa стали доступны японским потребителям в 2006 г.

С конца 2000-х гг. электронные деньги получили в Японии значительное распространение. Отметим, что в настоящее время электронные деньги используются во многих экономиках, в том числе в США, ЕС, Японии, Китае, России (Kolesnikov, 2015). Самой

быстро растущей сферой электронных денег считаются QR-платежи, впервые появившиеся в Японии в 2017 г.

Существует принципиальная разница между кредитными картами и электронными деньгами. Согласно определению Банка Японии, под электронными деньгами понимаются платежно-расчетные инструменты, представляющие собой предоплаченные потребителем обязательства эмитента, хранящиеся на электронном устройстве. При этом постоплатные электронные платежные инструменты рассматриваются Банком Японии в качестве разновидности кредитных карт.

Для повышения распространенности безбумажных платежей в 2018 г. правительством Японии была объявлена программа «Безналичное мировоззрение» (Cashless vision) (Ministry..., 2018). Комплекс мер, введенных в действие с 2019 г., был направлен на стимулирование потребителей и компаний, а также включал госинвестиции для развития инфраструктуры безналичных платежей. В частности, для покупателей программа предусматривала кешбэк и скидки за безналичные платежи, обучение удобству и безопасности «электронных кошельков» и мобильных приложений, а также повышение финансовой грамотности. Поддержка компаний состояла в обеспечении налоговых каникул фирмам, внедряющим систему электронных платежей. Малым и средним предприятиям предоставлялись субсидии для компенсации части транзакционных издержек и покрытия расходов по обеспечению безналичной инфраструктуры (Sekine et al., 2021). Кроме того, были выделены государственные инвестиции для увеличения числа терминалов безналичной оплаты. Результатом программы стало значительное увеличение доли безналичных платежей в числе всех транзакций начиная с 2019 г. (Nishimura, 2019).

В научных работах о безналичных платежах в Японии показано, что распространенность этой формы оплаты выше среди потребителей с высоким доходом и уровнем образования, а также жителей крупных городов (Nakata, 2011; Fujiki, Tanaka, 2017; Fujiki, 2020a, 2020b).

Следует отметить, что исследования можно разделить на два направления. Первое основано на анализе авторских опросов об использовании безналичных платежей (Nakata, 2011; Takemura, 2019) или специальных общенациональных опросов и баз данных крупных организаций (Fujiki, 2023b, 2020a, 2020b). Такие работы делают акцент на различных аспектах теории поведенческих финансов или финансовой грамотности. Анализ ограничивается лишь одной категорией покупок либо не делает различий между ними.

Второе направление исследований использует лонгитюдные данные Опроса о финансовом поведении домохозяйств для покупок разного размера (Fujiki, Tanaka, 2017; Fujiki, 2019, Fujiki, 2020b). Работы применяют модель множественного выбора и концентрируются на средней тенденции для всех респондентов, не анализируя возможно различную взаимосвязь между детерминантами потребительского выбора в разных группах респондентов.

3. Методология

3.1. Порядковые зависимые переменные

Переменная Y обозначает способ платежа, предпочитаемый респондентом, и определяется следующим образом:

3 — только кредитные карты / электронные деньги;

2 — кредитные карты / электронные деньги или наличные / иные методы оплаты;

1 — только наличные / иные методы оплаты (не кредитные карты / электронные деньги).

Выбор способа платежа зависит от ненаблюдаемой переменной Y^* (интерпретируемой как склонность респондента к безналичным платежам):

$$Y = \begin{cases} 1, & \text{если } Y^* \leq c_1, \\ 2, & \text{если } c_1 < Y^* \leq c_2, \\ 3, & \text{если } Y^* > c_2, \end{cases}$$

где c_1, c_2, c_3 — пороговые значения (cutoff points).

Ненаблюдаемая переменная Y^* описывается уравнением (12.4) из (Magnus et al., 2021), см. также (Greene, 2012b, p. E-787):

$$Y^* = X'\beta + \varepsilon, \quad \varepsilon | X \sim F(\cdot), \quad (1)$$

где $F(\cdot)$ — заданная функция распределения ошибки ε . Здесь рассматривается логистическая функция распределения $F(\varepsilon) = 1/(1 + \exp(-\varepsilon))$ и, соответственно, логистическая модель упорядоченного выбора — наиболее распространенная модель в современной литературе с дискретными зависимыми переменными (см. обзор в (Brooks, 2019)).

Модель упорядоченного выбора может быть представлена следующим образом (Magnus et al., 2021, (12.17)–(12.18); Greene, 2012b, E36.1, p. E-787):

$$P(Y = k | X = x) = P(c_{k-1} < Y^* \leq c_k | X = x) = F(c_k - x'\beta) - F(c_{k-1} - x'\beta),$$

где $k = 1, 2, 3$, c_k — пороги (для удобства полагаем $c_0 = -\infty$, $c_3 = +\infty$), а $F(\cdot)$ имеет тот же смысл, что и в уравнении (1).

Параметры модели оцениваются с помощью метода максимального правдоподобия по случайной выборке $(x_1, y_1), \dots, (x_n, y_n)$. Функция правдоподобия при этом следующая:

$$L(x_1, \dots, x_n, y_1, \dots, y_n, \beta, c) = \prod_{i=1}^n P(Y = y_i | X = x_i) = \prod_{i=1}^n [F(c_{y_i} - x_i'\beta) - F(c_{y_i-1} - x_i'\beta)].$$

Логистическая модель упорядоченного выбора представляет собой пример нелинейной модели, где коэффициенты не отражают предельный эффект объясняющей переменной на зависимую. Поэтому для каждого исхода (в нашем случае $k \in \{1, 2, 3\}$) для каждого наблюдения i оцениваются предельные эффекты (Magnus et al., 2021; Greene, 2007), которые в случае не очень больших выборок рекомендуется усреднять по выборке $i = 1, \dots, n$. Для полученных таким образом средних предельных эффектов объясняющих переменных на вероятность исхода $k \in \{1, 2, 3\}$ условные стандартные ошибки оцениваются с помощью дельта-метода. По определению, сумма предельных эффектов и, соответственно, средних предельных эффектов для всех исходов равна нулю.

3.2. Модель упорядоченного выбора с конечной смесью распределений (модель с латентными классами)

Модели с конечной смесью распределений предполагают, что наблюдения зависимой и объясняющих переменных для агента i берутся из смеси конечного числа C ненаблюдаемых классов (часто также называемых компонентами) и π_j — априорные вероятности принадлежности агента к каждому ненаблюдаемому (латентному) классу j , сумма которых равна единице:

$$\sum_{j=1}^C \pi_j = 1, \text{ где } \pi_j > 0, j = 1, \dots, C. \quad (2)$$

Такая методология применяется в математике и статистике с 1980-х гг. (Clogg, 1981; Everitt, Hand, 1981), а в конце 1990-х и начале 2000-х этот инструментарий стал использоваться в микроэконометрике (McLachlan, Peel, 2000; Hagenaars, McCutcheon, 2002; Wedel, DeSarbo, 2002; Compiani, Kitamura, 2016). Инструментарий постепенно начинает применяться в других отраслях экономики⁴ и с 2010-х гг. находит отражение в учебниках по эконометрике (Greene, 2012a; Cameron, Trivedi, 2013). В самом авторитетном справочнике по эконометрике, *Handbook of Econometrics*, в 2020 г. появилась глава о моделях со смесями распределений (Schennach, 2020). Использование моделей с латентными классами для анализа разных аспектов поведения японских потребителей см. в работах (Fujiki, 2023a; Liu et al., 2018; Besstremyannaya, 2017, 2015; Ishigaki et al., 2011).

Расширяя описанный выше подход (2), предполагаем, что априорные вероятности принадлежности к каждому классу зависят от характеристик агента Z и могут быть представлены в виде логистической модели множественного выбора, которая сводится к логистической модели при $C = 2$ (Greene, 2012c, p. R-643):

$$\pi_j(Z) = \frac{\exp(Z' \gamma_j)}{\sum_{l=1}^C \exp(Z' \gamma_l)}, \quad \gamma_1 = 0.$$

Модель упорядоченного выбора для случая ненаблюдаемых (латентных) классов приводится ниже согласно (Greene, 2012b, E36.5; Greene, 2012c, R.25). Для каждого класса j в задаче выбора способа платежа существуют ненаблюдаемые переменные Y_j^* и пороги $c_{k,j}$. Аналогично (1),

$$Y_j^* = X' \beta_j + \varepsilon_j, \quad \varepsilon_j | X, Z \sim F(\cdot). \quad (3)$$

По формуле полной вероятности (Greene, 2012b, p. E-817)

$$\begin{aligned} P(Y = k | X = x, Z = z) &= \sum_{j=1}^C \pi_j(z) P(Y = k | X = x, Z = z, j) = \\ &= \sum_{j=1}^C \pi_j(z) P(c_{k-1,j} < Y_j^* \leq c_{k,j} | X = x, Z = z, j) = \sum_{j=1}^C \pi_j(z) [F(c_{k-1,j} - x' \beta_j) - F(c_{k,j} - x' \beta_j)]. \end{aligned} \quad (4)$$

⁴ См., например, обзор литературы для моделей с целочисленными (дискретными) зависимыми переменными в (Cameron, Trivedi, 2013; Deb, Trivedi, 1997; Silva, Windmeijer, 2001).

Модель (3)–(4) оценивается методом максимального правдоподобия по случайной выборке $(x_1, y_1, z_1), \dots, (x_n, y_n, z_n)$. Функция правдоподобия при этом следующая:

$$L(x_1, \dots, x_n, z_1, \dots, z_n, y_1, \dots, y_n, \gamma_1, \dots, \gamma_C, \beta_1, \dots, \beta_C, c_1, \dots, c_C) = \\ = \prod_{i=1}^n P(Y = y_i | X = x_i, Z = z_i) = \prod_{i=1}^n \left(\sum_{j=1}^C \frac{\exp(z_i' \gamma_j)}{\sum_{l=1}^C \exp(z_i' \gamma_l)} [F(c_{y_i, j} - x_i' \beta_j) - F(c_{y_i-1, j} - x_i' \beta_j)] \right).$$

Далее, по формуле Байеса можно оценить апостериорные вероятности принадлежности индивидуума i к каждому классу (Greene, 2012с, р. R-646):

$$P(i \in j) = \frac{\pi_j(z_i) P(Y = y_i | X = x_i, Z = z_i, j)}{\sum_{l=1}^C \pi_l(z_i) P(Y = y_i | X = x_i, Z = z_i, l)}.$$

Наиболее вероятный класс определяется как

$$j^*(i) = \operatorname{argmax} \{P(i \in j), j = 1, \dots, C\}.$$

Однако следует помнить, что классы являются вероятностными, и агенты не могут быть разделены на группы с абсолютной точностью. Выбор числа классов C и анализ качества подгонки обычно основан на сравнении информационных критериев (AIC, BIC) и значении функции максимального правдоподобия (Cameron, Trivedi, 2013; Greene, 2007).

В рамках данного подхода различные коэффициенты и средние предельные эффекты для объясняющих переменных могут быть получены для каждого класса. Экономическая интерпретация полученных оценок становится возможной вследствие того, что классы можно упорядочить по условному математическому ожиданию зависимой переменной.

Для каждого i, j можно оценить вероятность исхода $k \in \{1, 2, 3\}$ для индивидуума i при условии принадлежности его классу j . Усредняя полученные прогнозные вероятности исходов 1, 2, 3 для фиксированного класса j по выборке $i = 1, \dots, n$, можно получить среднюю вероятность соответствующего исхода для класса j .

Предельные эффекты объясняющих переменных на вероятность исхода $k \in \{1, 2, 3\}$ для индивидуума i рассчитываются при условии принадлежности классу j (то есть на основе вектора полученных коэффициентов β_j). Усредняя найденные предельные эффекты по выборке $i = 1, \dots, n$, получаем средние предельные эффекты объясняющих переменных на вероятность исхода $k \in \{1, 2, 3\}$ для класса j (Bago d'Uva, 2005; Jones et al., 2007). Условные стандартные ошибки для средних предельных эффектов в каждом классе и для разности между средними предельными эффектами в двух классах при этом оцениваются с помощью дельта-метода.

В данной работе основные расчеты произведены в рамках модуля *gsem* (generalized structural equation models) пакета Stata 17.

4. Данные и переменные

Источником данных для нашего исследования является Опрос о финансовом поведении домохозяйств (Survey of Household Finance, SHF)⁵ — ежегодный мониторинг, проводимый Центральным советом по финансовой информации Японии с 2007 г. Цель опроса заключается в сборе информации о финансовом положении и поведении домохозяйств в Японии. Последние доступные данные опроса относятся к 2020 г.

SHF представляет собой ежегодный кросс-секционный набор данных, т.к. каждый год для опроса создается новая выборка домохозяйств⁶.

Репрезентативная выборка домохозяйств строится каждый год случайным образом, и полноценную панель по данным отдельных раундов составить невозможно. Поэтому в настоящей работе используется совокупный кросс-секционный набор данных (pooled данные за отдельные годы).

Зависимая переменная сконструирована на основе вопроса SHF о предпочитаемом методе оплаты для покупок, совершенных за предыдущий год. Опрос предлагает четыре варианта ответа: наличные (включая чеки), кредитная карта, электронные деньги (в т.ч. дебетовая карта⁷) и иное. Респонденты могут выбрать до двух вариантов ответа о предпочитаемом способе платежа для каждой из пяти категорий покупок: «до 1000 иен» (эквивалентно покупкам до 600 рублей по курсу на август 2024 г.), «1000–5000 иен», «5000–10000 иен», «10000–50000 иен», «свыше 50000 иен». В данной работе рассматриваются только покупки свыше 1000 иен, поскольку мелкие покупки практически полностью оплачиваются наличными как в Японии, так и в других странах (Kumar, O'Brien, 2019).

Для каждой из четырех категорий покупок («1000–5000 иен», «5000–10000 иен», «10000–50000 иен», «свыше 50000 иен») была создана отдельная зависимая переменная (табл. 1)⁸, которая принимает одно из трех значений (исходов):

- 3, если респондент выбрал в качестве предпочитаемого метода оплаты для данной категории покупок только кредитные карты / электронные деньги;
- 2, если респондент выбрал кредитные карты / электронные деньги и наличные / иные способы оплаты;
- 1, если респондент выбрал исключительно наличные / иные способы оплаты.

Следуя традиционным подходам работ о Японии и других странах, в качестве объясняющих переменных рассматриваются: пол респондента — главы домохозяйства; бинарная переменная для возраста меньше 60 лет (Swiecka et al., 2021; Cwynar et al., 2022); бинарная переменная для работающих респондентов; подушевой доход и число членов домохозяйства (Stavins, 2018; Cwynar et al., 2022; Rysman, 2007); наличие высшего образования

⁵ См. <https://www.shiruporuto.jp/public/document/container/yoron/tanshin/>.

⁶ SHF использует двухступенчатую стратифицированную выборку для домохозяйств из двух и более человек. Вся страна делится на 500 опросных районов, в каждом из которых случайным образом выбираются 16 домохозяйств, что в итоге дает 8000 домохозяйств, которым по почте рассылается опросник. Каждый год от 3200 до 4000 домохозяйств отправляют свои ответы. Таким образом, доля ответивших составляет 40–50%. Однако в 2020 г. в опросе приняло участие всего 2052 домохозяйства из-за ограничений, связанных с пандемией коронавируса.

⁷ Составители опроса рассматривают все предоплаченные платежные инструменты как разновидности одного и того же метода оплаты, поэтому группируют дебетовые карты с электронными деньгами.

⁸ Все таблицы приведены в Приложении.

у главы домохозяйства (Fujiki, 2020b; Bagnal et al., 2014; Koulayev et al., 2016); факт проживания в крупном городе и столичной префектуре (Fujiki, 2022a, 2022b, 2023a).

Кроме того, использована группа переменных, кодирующих меры для защиты финансовых активов (поиск информации о методах финансовой защиты, хранение активов в надежной финансовой организации, диверсификация активов по типам и финансовым организациям, страхование финансовых инструментов, перевод активов в ликвидные формы и хранение наличных).

Для объяснения априорной вероятности принадлежности к латентным классам используется бинарная переменная, принимающая значение единица, если респондент использует хотя бы одну из вышеперечисленных мер защиты своих финансовых активов. Отметим, что подобные переменные используются в работах по моделированию ненаблюдаемой гетерогенности потребителей в Японии и других странах (Fujiki, 2023a; Swynar et al., 2022)⁹.

В целом, факт защиты финансовых активов рассматривается в литературе как одна из составляющих финансовой грамотности (Lawson, Todd, 2003; Huston, 2010), в отношении которой большинство эмпирических исследований, включая работы с латентными классами и моделированием вероятности принадлежности к таким классам, придерживаются предположения о причинно-следственной взаимосвязи в направлении от финансовой грамотности к склонности прибегать к безбумажным платежам (Fujiki, 2023a; Baudat, Henchoz, 2023; Swynar et al., 2022). В пользу данного предположения свидетельствует и социологическая литература: опросы потребителей Японии и других стран показывают, что беспокойство по поводу безопасности платежей, в том числе вследствие отсутствия должного уровня финансовой грамотности, является препятствием для использования безналичных платежей (Lawson, Todd, 2003; Mallat, 2007; Fujiki, 2020a; Cashless Promotion Council, 2021).

Общий объем данных Опроса составляет 49272 наблюдения за период 2007–2020 гг. После исключения неполных данных по объясняющим переменным объем выборки составил 41589 наблюдений.

Респонденты, не выбравшие ни одного варианта ответа о предпочитаемом способе платежа для соответствующей категории покупок, были исключены из анализа. Поэтому итоговые выборки для каждой из четырех категорий покупок несколько различаются — от 38763 до 39028 человек с данными по зависимой и объясняющим переменным. Описательные статистики для объясняющих переменных близки для каждой из четырех выборок, поэтому приводится соответствующая таблица только для самой крупной выборки из 39028 наблюдений (табл. 2).

5. Результаты

Для каждой из категорий покупок были оценены логистические модели упорядоченного выбора без латентных классов (обозначаются FMM-1) и с двумя латентными классами (FMM-2). Модели с большим числом классов оказались непригодными из-за отсутствия сходимости, несмотря на перебор начальных значений параметров. Результаты анализа приведены в таблицах 3 и 5 для категории покупок от 10 до 50 тыс. иен¹⁰.

⁹ “Safe cashless behavior” в (Swynar et al., 2022), “sources of knowledge and information to help choose financial products” в (Fujiki, 2023a).

¹⁰ Результаты для других категорий покупок доступны по запросу у автора.

Для каждой из категорий покупок модель с двумя латентными классами оказалась более предпочтительной, чем модель без латентных классов, с точки зрения информационных критериев AIC и BIC. Отметим, что выделение только двух классов соответствует результатам исследования (Fujiki, 2023a), где использовалась модель упорядоченного выбора способа платежа¹¹.

В данной работе для каждой из четырех категорий покупок были выделены два латентных класса: предпочитающих наличные (класс 1) и предпочитающих не только наличные, но и различные формы безналичной оплаты (класс 2). Вероятность принадлежности к классу наиболее частых пользователей безналичных платежей положительно связана с фактом использования мер по защите финансовых активов, что соответствует анализу в работе (Fujiki, 2023a). Как было отмечено в разделе 4, моделирование априорной вероятности принадлежности к классу осуществлено в предположении об отсутствии обратной связи между фактом защиты финансовых активов и склонности к безналичным платежам.

Для класса 1 предсказанная вероятность выбора наличных и иных форм (не безналичной) оплаты варьирует от 0.603 (стандартная ошибка 0.017) для покупок свыше 50 тыс. иен до 0.872 (стандартная ошибка 0.027) для покупок от 1 до 5 тыс. иен. В классе 2 оценка вероятности выбора только безналичных форм оплаты выше 0.5 только для покупок свыше 10 тыс. иен. Для более мелких покупок даже в классе 2 достаточно распространены наличные или смешанные формы оплаты (табл. 4).

Коэффициенты в модели и средние предельные эффекты для исхода 3 (только безналичные платежи) в каждом классе положительны для всех объясняющих переменных, кроме пола. Как видно из таблиц 3 и 5, почти всегда наблюдается значимость средних предельных эффектов, если значим соответствующий коэффициент.

Для исхода 1 (только наличные) средние предельные эффекты для всех объясняющих переменных в каждом классе отрицательны, что согласуется с результатами, полученными для исхода 3 (см. таблицы 3 и 5).

Особенный интерес представляют знаки средних предельных эффектов для исхода 2 (смешанные формы оплаты): для покупок от 10 тыс. иен знаки эффектов всех объясняющих переменных, кроме пола, противоположны в двух классах (табл. 5).

Что касается эффекта объясняющих переменных, результаты указывают на значимость оцененных коэффициентов и предельных эффектов (для любого из трех исходов) у всех ковариат (кроме пола) как в моделях без латентных классов для любой категории покупок, так и в каждом из латентных классов для покупок на сумму свыше 10 тыс. иен. Коэффициент и средний предельный эффект пола значимы в классе более частых пользователей безналичных платежей (класс 2) для любой категории покупок для любого из трех исходов.

Наблюдаются статистически разные средние предельные эффекты в двух латентных классах для более половины типов покупок (т.е. для двух, трех или всех четырех типов покупок, сгруппированных в данной работе по их стоимости) и для не менее двух из трех способов оплаты. Например, в случае переменной «возраст» статистически разные значения выявлены для платежей только кредитными картами (исход 2) и кредитными картами или наличными (исход 3) за покупки стоимости от 5 до 10 тыс. иен, от 10 до 50 тыс. иен

¹¹ Больше число групп (3 класса) можно ожидать при оценивании моделей множественного выбора (Bhatnagar, Ghose, 2004; Lawson, Todd, 2003).

и свыше 50 тыс. иен (три типа покупок из четырех анализируемых). Более подробные результаты перечислены ниже и представлены в таблицах в Приложении.

<i>Возраст</i>	Покупки свыше 5 тыс. иен, исходы 2 и 3
<i>Пол</i>	Любая категория покупок, исходы 1 и 3
<i>Доход</i>	Покупки от 5 до 50 тыс. иен, исходы 2 и 3; свыше 50 тыс. иен, исходы 1 и 2
<i>Образование</i>	Покупки от 1 до 50 тыс. иен, исходы 2 и 3; свыше 50 тыс. иен, исходы 1 и 2
<i>Занятость</i>	Покупки от 5 до 10 тыс. иен, исходы 2 и 3; от 10 до 50 тыс. иен, исходы 1 и 2; свыше 50 тыс. иен, исход 2
<i>Размер домохозяйства</i>	Покупки от 5 до 10 тыс. иен, исход 3; от 10 до 50 тыс. иен, исходы 2 и 3; свыше 50 тыс. иен, исходы 1 и 2
<i>Проживание в крупном городе</i>	Покупки от 5 тыс. иен, исходы 2 и 3
<i>Проживание в столичном регионе</i>	Покупки от 1 до 10 тыс. иен, исходы 1, 2 и 3; свыше 10 тыс. иен, исходы 2 и 3
<i>Фиктивные переменные 2019 и 2020 гг.</i>	Покупки от 1 до 10 тыс. иен, исходы 1, 2 и 3; от 10 до 50 тыс. иен, исход 2; свыше 50 тыс. иен, исходы 1 и 2

Анализ средних предельных временных эффектов показал, что вероятность предпочтения домохозяйствами безналичных платежей (исходы 2 и 3) выросла в 2019–2020 гг. Можно предположить, что это является результатом пандемии коронавируса в сочетании с начатыми незадолго до нее мерами правительства по стимулированию безналичных платежей¹².

6. Ограничения исследования

Использование данных Опроса о финансовом поведении домохозяйств связано с рядом ограничений проведенного анализа. Во-первых, покупки сгруппированы лишь по стоимости, поэтому невозможно учесть их другие важные характеристики, влияющие на способ оплаты, такие как тип товара и место приобретения (Bounie, François, 2006), прежняя история покупок респондента (Shimizu et al., 2020). Во-вторых, отсутствие панельной структуры данных не позволяет включить в анализ «формирование привычек» и другие моменты, связанные с индивидуальными особенностями изменения поведения во времени. Наличие панельных данных позволило бы избавиться от проблемы одновременности и опасений относительно обратной связи между зависимой переменной и переменной, объясняющей вероятность принадлежности к латентному классу (можно было бы использовать лаги переменной, кодирующей факт защиты финансовых активов, для моделирования склонности к более частому использованию безналичных платежей). В-третьих, в опросе отсутствуют подробные вопросы о различных составляющих финансовой грамотности, финансовой

¹² Более детальный анализ с панельными данными и оценкой эффекта воздействия пандемии и государственной программы см. в (Fujiki, 2023b).

самоуверенности и использовании Интернета. Наличие таких вопросов позволяло бы исследователям осуществить более детальную классификацию респондентов — например, выделить до четырех классов в работах о швейцарской молодежи (Baudat, Henchoz, 2023).

7. Обсуждение результатов

Выявление разного влияния социально-демографических и иных характеристик на действия различных групп потребителей является важной частью современной прикладной эконометрики. Подобного рода исследования о «потребительской неоднородности (гетерогенности)» дают возможность не только более точно предсказать значение зависимой переменной, но и исследовать исключительно актуальные вопросы о неравенстве доступа к определенным продуктам и услугам и, как следствие, о дифференцированной государственной политике для разных групп.

В данной работе на примере выбора японскими потребителями способа платежа и использования моделей с латентными классами показано, что социально-демографические характеристики, в том числе возраст, доход и пол главы домохозяйства оказывают статистически разный эффект на выбор безналичных платежей в классах более частых и менее частых пользователей этого метода оплаты для покупок определенного размера. Поэтому, например, государственные программы, направленные на пожилых людей, будут более результативными (с точки зрения повышения частоты безналичных платежей) в классе более частых пользователей (класс 2)¹³. Подобным же образом меры, направленные на жителей крупных городов, приведут к большему эффекту для более частых пользователей безналичных платежей (в классе 2 средний предельный эффект для исхода 3 выше, чем в классе 1 для покупок свыше 5 тыс. иен).

Настоящее исследование о дифференциации японских потребителей по отношению к выбору безналичных платежей может рассматриваться как продолжение более ранних исследований о сегментации потребительских предпочтений в сфере финансового поведения и выбора способа платежа (Lawson, Todd, 2003; Bhatnagar, Ghose, 2004). Выявление различного эффекта объясняющих переменных в двух классах может быть полезно не только для осуществления мер государственной политики, но и для успешного маркетинга со стороны банков и компаний, предоставляющих кредитные карты (Lawson, Todd, 2003; Shimizu et al., 2020).

8. Заключение

Япония до сих пор является страной, где наличные являются преобладающим методом оплаты (Shimizu et al., 2020). В данной работе проведен эмпирический анализ взаимосвязи между социально-демографическими и иными характеристиками респондента и выбором безналичных инструментов оплаты в предположении о ненаблюдаемой неоднородности японских потребителей.

Для выявления различных детерминант потребительского выбора безналичных платежей в Японии в работе использована модель упорядоченной логистической регрессии

¹³ В этом классе коэффициент при переменной «возраст до 60 лет» выше, чем в классе 1.

с латентными классами. Анализ основан на данных Опроса о финансовом поведении домохозяйств в 2007–2020 гг. и касается групп покупок разной стоимости.

В ходе анализа в рамках стандартной модели упорядоченного выбора были подтверждены выводы предыдущих исследований о том, что уровень образования, молодой возраст, доход главы домохозяйства, размер населенного пункта и столичный регион положительно связаны с вероятностью предпочтения безналичных платежей. Анализ временных эффектов позволяет предположить, что государственная политика, направленная на стимулирование безналичных платежей с 2019 г., а также пандемия коронавируса в 2019–2020 гг. оказали положительное воздействие на вероятность предпочтения домохозяйствами безналичных платежей, а также смешанной формы наличных и безналичных платежей.

Для каждой из категорий покупок удалось выделить ненаблюдаемые (латентные) классы более частых и менее частых пользователей безналичных платежей. Принадлежность к классу более частых пользователей положительно связана с фактом использования мер по защите финансовых активов. Наблюдается различное влияние ряда социально-демографических характеристик (пол, возраст, образование, занятость главы домохозяйства, число членов домохозяйства и доход), факта проживания в крупном городе и столичном регионе, а также 2019 и 2020 гг. на распространенность безналичных платежей в двух классах. Выводы работы соответствуют результатам исследований о дифференциации потребителей европейских стран и Японии по отношению к выбору метода оплаты, и как следствие, могут быть использованы в качестве аргумента в пользу дифференцированных мер государственной политики для разных групп потребителей (Baudat, Henchoz, 2023; Fujiki, 2023a).

Благодарности. Исследование осуществлено в рамках Программы фундаментальных исследований НИУ ВШЭ. Авторы благодарят А. А. Пересецкого, М. Ю. Афанасьева, редакцию журнала и анонимного рецензента, а также участников семинаров департамента прикладной экономики НИУ ВШЭ в 2022–2023 гг. и участников секции по прикладной эконометрике Российского экономического конгресса 2023 г. за полезные комментарии.

Благодарим Банк Японии за предоставление микро-данных Опроса о финансовом поведении домохозяйств за 2007–2020 гг.

References

- Bagnall J., Bounie D., Huynh K. P., Kosse A., Schmidt T., Schuh S. D., Stix H. (2014). Consumer cash usage: A cross-country comparison with payment diary survey data. *De Nederlandsche Bank Working Paper* No. 422. DOI: 10.2139/ssrn.2446786.
- Bago d’Uva T. (2005). Latent class models for use of primary care: Evidence from a British panel. *Health Economics*, 14 (9), 873–892. DOI: 10.1002/hec.1047.
- Baudat S., Henchoz C. (2023). Money in one click: Inequalities in digital financial practices and digital skills among emerging adults in Switzerland. *Journal of Family and Economic Issues*, 44, 602–618. DOI: 10.1007/s10834-022-09854-z.
- Besstremyannaya G. (2015). Heterogeneous effect of coinsurance rate on healthcare expenditure: Generalized finite mixtures and matching estimators. *Applied Economics*, 47 (58), 6331–6361. DOI: 10.1080/00036846.2015.1071470.
- Besstremyannaya G. (2017). Measuring income equity in the demand for healthcare with finite mixture models. *Applied Econometrics*, 46 (2), 5–29.

- Bhatnagar A., Ghose S. (2004). A latent class segmentation analysis of e-shoppers. *Journal of Business Research*, 57 (7), 758–767. DOI: 10.1016/S0148-2963(02)00357-0.
- Blundell R., Stoker T. M. (2007). Models of aggregate economic relationships that account for heterogeneity. In: Heckman J. J. and Leamer E. E. (eds.), *Handbook of Econometrics*, vol. 6, 4609–4666. Elsevier, Amsterdam. DOI: 10.1016/S1573-4412(07)06068-0.
- Bounie D., François A. (2006). Cash, check or bank card? The effects of transaction characteristics on the use of payment instruments. *Telecom Paris Economics and Social Sciences Working Paper* No. ESS-06-05. DOI: 10.2139/ssrn.891791.
- Brooks C. (2019). *Introductory econometrics for finance*. Cambridge University Press, Cambridge, UK. DOI: 10.1017/9781108524872.
- Browning M., Hansen L. P., Heckman J. J. (1999). Micro data and general equilibrium models. In: Taylor J. B. and Woodford M. (eds.), *Handbook of Macroeconomics*, vol. 1, 543–633. Elsevier, Amsterdam. DOI: 10.1016/S1574-0048(99)01011-3.
- Cameron A. C., Trivedi P. K. (2013). *Regression analysis of count data. 2nd ed.* Cambridge University Press, Cambridge, UK. DOI: 10.1017/CBO9781139013567.
- Cashless Promotion Council (2021). Kyasshuresu rōdomappu 2021 (Cashless roadmap 2021). Payments Japan Publication. <https://paymentsjapan.or.jp/wp-content/uploads/2022/02/roadmap2021.pdf> (in Japanese).
- Clogg C. C. (1981). Latent structure models of mobility. *American Journal of Sociology*, 86 (4), 836–868. DOI: 10.1086/227319.
- Cohen M. A., Rysman M. (2013). Payment choice with consumer panel data. *FRB of Boston Working Paper* No. 13–6. DOI: 10.2139/ssrn.2308121.
- Compiani G., Kitamura Y. (2016). Using mixtures in econometric models: A brief review and some new results. *The Econometrics Journal*, 19 (3), C95–C127. DOI: 10.1111/ectj.12068.
- Cwynar A., Świecka B., Filipek K., Porzak R. (2022). Consumers' knowledge of cashless payments: Development, validation, and usability of a measurement scale. *Journal of Consumer Affairs*, 56 (2), 640–665. DOI: 10.1111/joca.12424.
- Deb P., Trivedi P. K. (1997). Demand for medical care by the elderly: A finite mixture approach. *Journal of Applied Econometrics*, 12 (3), 313–336. DOI: 10.1002/(SICI)1099-1255(199705)12:3<313::AID-JAE440>3.0.CO;2-G.
- Everitt B., Hand D. (1981). *Mixtures of discrete distributions*. Springer Netherlands, Dordrecht. DOI: 10.1007/978-94-009-5897-5.
- Fujiki H. (2019). How do we choose to pay using evolving retail payment technologies? Some additional results from Japan. *TCER Working Paper Series* No. E-135. Tokyo Center for Economic Research. <https://www.tcer.or.jp/wp/pdf/e135.pdf>.
- Fujiki H. (2020a). Cash demand and financial literacy: A case study using Japanese survey data. *Japan and the World Economy*, 54, 100998. DOI: 10.1016/j.japwor.2020.100998.
- Fujiki H. (2020b). The use of noncash payment methods for regular payments and the household demand for cash: Evidence from Japan. *The Japanese Economic Review*, 71 (4), 719–765. DOI: 10.1007/s42973-020-00049-5.
- Fujiki H. (2022a). Household financial services, financial literacy, and COVID-19 pandemic. *Applied Economics Letters*, 29 (7), 615–618. DOI: 10.1080/13504851.2021.187809.

- Fujiki H. (2022b). Will the widespread use of cashless payments reduce the frequency of the use of cash payments? *Review of Economic Analysis*, 14 (1), 89–120. DOI: 10.15353/rea.v13i3.4522.
- Fujiki H. (2023a). Attributes needed for Japan's central bank digital currency. *The Japanese Economic Review*, 74 (1), 117–175. DOI: 10.1007/s42973-021-00106-7.
- Fujiki H. (2023b). Cashless payment methods and COVID-19: Evidence from Japanese consumer panel data. *The Japanese Economic Review*, 10. DOI: 10.1007/s42973-023-00141-6.
- Fujiki H., Tanaka M. (2017). Choice of payment instrument for low-value transactions in Japan. In: *International Cash Conference 2017 — War on Cash: Is There a Future for Cash? 25–27 April 2017, Island of Mainau*. <https://www.econstor.eu/handle/10419/162909>.
- Gorshkov V.A. (2021). The specificity of Japan's cashless payments and the impact of the COVID-19 pandemic. *Regionalistika*, 8 (5), 44–56. DOI: 10.14530/reg.2021.5.44.
- Greene W.H. (2007). *LIMDEP 9.0. Econometric modeling guide*. Econometric Software, Inc., Plainview, NY.
- Greene W.H. (2012a). *Econometric analysis. 7th ed.* Pearson Education, Edinburgh Gate, Harlow, UK.
- Greene W.H. (2012b). *LIMDEP 10. Econometric modeling guide*. Econometric Software, Inc., Plainview, NY.
- Greene W.H. (2012c). *LIMDEP 10. Reference guide*. Econometric Software, Inc., Plainview, NY.
- Hagenaars J.A., McCutcheon A.L. (eds.) (2002). *Applied latent class analysis*. Cambridge University Press, Cambridge, UK. DOI: 10.1017/CBO9780511499531.
- Harrison T.S. (1994). Mapping customer segments for personal financial services. *International Journal of Bank Marketing*, 12 (8), 17–25. DOI: 10.1108/02652329410069010.
- Heathcote J., Storesletten K., Violante G.L. (2009). Quantitative macroeconomics with heterogeneous households. *NBER Working Paper w14768*. https://www.nber.org/system/files/working_papers/w14768/w14768.pdf.
- Huston S.J. (2010). Measuring financial literacy. *Journal of Consumer Affairs*, 44 (2), 296–316. DOI: 10.1111/j.1745-6606.2010.01170.x.
- Ishigaki T., Takenaka T., Motomura Y. (2011). Nichijō kōbai kōdō ni kansuru ōkibo dēta no yūgō ni yoru kokyaku kōdō yosoku shisutemu (Customer behavior prediction system based on the fusion of large-scale data on daily purchasing behavior). *Journal of the Society for Artificial Intelligence*, 26 (6), 670–681. DOI: 10.1527/tjsai.26.670 (in Japanese).
- Jones A.M., Rice N., d'Uva T. B., Balia S. (2007). *Applied health economics*. Routledge, London, New York. DOI: 10.4324/9780203972304.
- Kolesnikov Y. (2015). Ponyatiye elektronnykh deneg po zakonodatel'stvu Rossii i zarubezhnykh stran (Concept of electronic money in legislation in Russia and foreign countries). *Probely v rossiyskom zakonodatel'stve. Yuridicheskiy zhurnal*, 2, 187–191 (in Russian).
- Koulayev S., Rysman M., Schuh S., Stavins J. (2016). Explaining adoption and use of payment instruments by US consumers. *The RAND Journal of Economics*, 47 (2), 293–325. DOI: 10.1111/1756-2171.12129.
- Kumar R., O'Brien S. (2019). 2019 findings from the diary of consumer payment choice. Federal Reserve Bank of San Francisco. <https://www.frbsf.org/cash/publications/fed-notes/2019/june/2019-findings-from-the-diary-of-consumer-payment-choice/>.
- Lawson R., Todd S. (2003). Consumer preferences for payment methods: A segmentation analysis. *International Journal of Bank Marketing*, 21 (2), 72–79. DOI: 10.1108/02652320310461456.

- Liu P., Yamashita H., Iwanaga J., Taruishi M., Goto M. (2018). Gurumesābisu ni okeru resutoran suisen tōkō e no riakushon-sū zōka o mokuteki to shita senzai kurasu moderu bunseki (An analysis model based on latent class models to increase reactions to restaurant recommendation on social gourmet service). *Journal of the Information Processing Society of Japan*, 59 (1), 211–226. <http://id.nii.ac.jp/1001/00185285/> (in Japanese).
- Machauer A., Morgner S. (2001). Segmentation of bank customers by expected benefits and attitudes. *International Journal of Bank Marketing*, 19 (1), 6–18. DOI: 10.1108/02652320110366472.
- Magnus J. R., Katyshev P., Peresetsky A. (2021). *Ekonometrika. Nachal'nyi kurs (Econometrics. A first course)*. 9th ed. Delo, Moscow (in Russian).
- Mallat N. (2007). Exploring consumer adoption of mobile payments — A qualitative study. *The Journal of Strategic Information Systems*, 16 (4), 413–432. DOI: 10.1016/j.jsis.2007.08.001.
- McLachlan G., Peel D. (2000). *Finite mixture models*. Wiley, New York. DOI: 10.1002/0471721182.
- Ministry of Economy, Trade and Industry (2018). Kyasshuresu bijon (Cashless vision). METI Policy Paper. https://www.hkd.meti.go.jp/hokir/cashless/data/cl_vision.pdf (in Japanese).
- Nakata M. (2011). Shōgaku kessai shudan no sentaku yōin: Shōhisha-muke paneruankēto chōsa ni yoru jishhō bunseki (Factors for selecting small payment methods: Empirical analysis using a consumer panel survey). *Kyushu University Discussion Paper Series*, 7 (3). DOI: 10.15017/19505 (in Japanese).
- Nishimura Y. (2019). *Kyasshuresu Kokka “Chūgoku Shin Keizai” No Hikatokage (Cashless Nation: Lights and Shadows of “China’s New Economy”)*. Bungeishunju, Tokyo (in Japanese).
- Rysman M. (2007). An empirical analysis of payment card usage. *The Journal of Industrial Economics*, 55 (1), 1–36. DOI: 10.1111/j.1467-6451.2007.00301.x.
- Schennach S. M. (2020). Mismeasured and unobserved variables. In: Durlauf S. N., Hansen L. P., Heckman J. J., and Matzkin R. L. (eds.), *Handbook of Econometrics*, vol. 7, 487–565. Elsevier, Amsterdam. DOI: 10.1016/bs.hoe.2020.07.001.
- Sekine T., Shoji T., Watanabe T. (2021). Going cashless: Evidence from Japan’s point reward program. *Working Papers on Central Bank Communication 036*. University of Tokyo, Graduate School of Economics. <https://ideas.repec.org/p/upd/utmpwp/036.html>.
- Shimizu R., Yamashita H., Ueda M., Tanaka R., Tachibana T., Goto M. (2020). Latent variable models for integrated analysis of credit and point usage history data on rewards credit card system. *International Business Research*, 13 (3), 106–117. DOI: 10.5539/ibr.v13n3p106.
- Silva J. M. S., Windmeijer F. (2001). Two-part multiple spell models for health care demand. *Journal of Econometrics*, 104 (1), 67–89. DOI: 10.1016/S0304-4076(01)00059-8.
- Stavins J. (2018). Consumer preferences for payment methods: Role of discounts and surcharges. *Journal of Banking and Finance*, 94, 35–53. DOI: 10.1016/j.jbankfin.2018.06.013.
- Świecka B., Terefenko P., Wiśniewski T., Xiao J. (2021). Consumer financial knowledge and cashless payment behavior for sustainable development in Poland. *Sustainability*, 13 (11), 6401. DOI: 10.3390/su13116401.
- Takemura T. (2019). Nihon ni okeru shōhisha no kyasshuresu-ka ni kansuru jishhō kenkyū (Empirical research on consumer cashless payments in Japan). In: *Japan Post Asset Research: Collection of Research Grant Papers*, vol. 26, 125–155. <https://www.yu-cho-f.jp/wp-content/uploads/6takemura2019.pdf> (in Japanese).
- Takemura T., Kozu T., Takeda K., Suehiro T. (2018). Analysis on spread of fintech service by areas in Japan and generation: Case of QR code settlement service. *Saga University Working Paper* No. FY2018–01. http://www.eco.saga-u.ac.jp/file/CRES-WP_FY2018–01.pdf.

Wedel M., DeSarbo W. (2002). Mixture regression models. In: Hagenaars J. A. and McCutcheon A. L. (eds.), *Applied Latent Class Analysis*, 366–370. Cambridge University Press. DOI: 10.1017/CBO9780511499531.014.

Received 05.10.2023; accepted 22.11.2023.

Приложение

Таблица 1. Частота предпочитаемого использования различных способов оплаты для разных категорий покупок (зависимая переменная)

Предпочитаемый способ оплаты	Размер покупки (тыс. иен)			
	от 1 до 5	от 5 до 10	от 10 до 50	свыше 50
3 — только кредитные карты или электронные деньги	0.107	0.193	0.370	0.476
2 — кредитные карты, электронные деньги, наличные или иные методы	0.171	0.175	0.185	0.144
1 — только наличные или иные методы	0.722	0.632	0.445	0.380
Число наблюдений	38766	38833	39028	38763

Таблица 2. Объясняющие переменные и описательные статистики для выборки, используемой для анализа покупок от 10 до 50 тыс. иен. Число наблюдений — 39028

Переменная	Определение	Среднее	Станд. отклонение	Минимум	Максимум
Финансовые показатели					
<i>finprotection</i>	=1, если домохозяйство предпринимает меры по защите своих финансовых активов	0.312	0.46	0	1
Социо-демографические показатели					
<i>log income</i>	Логарифм подушевого дохода домохозяйства за прошедший год за вычетом налогов	4.976	0.58	1.61	7.96
<i>age less than 60</i>	=1, если возраст главы домохозяйства меньше 60	0.584	0.49	0	1
<i>sex is male</i>	=1, если глава домохозяйства мужчина	0.927	0.26	0	1
<i>higher education</i>	=1, если глава домохозяйства имеет высшее образование	0.383	0.49	0	1
<i>employed</i>	=1, если глава домохозяйства работает в настоящее время	0.777	0.42	0	1
<i>household size</i>	число членов домохозяйства	3.282	1.24	2	7
<i>designated city</i>	=1, если домохозяйство проживает в крупном городе с особым статусом (21 город в Японии)	0.240	0.43	0	1
<i>Kanto region</i>	=1, если домохозяйство проживает в столичном регионе Канто	0.270	0.44	0	1

Таблица 3. Результаты оценивания логистической модели упорядоченного выбора для покупок размера от 10 до 50 тыс. иен. Зависимая переменная — способ оплаты

Переменная	FMM-1		FMM-2				
	Коэффициент	Пред.эфф.	Латентный класс 1		Латентный класс 2		Разность
Коэффициент			Пред.эфф.	Коэффициент	Пред.эфф.	Пред.эфф.	
<i>age less than 60</i>	0.692*** (0.026)	0.142*** (0.005)	0.924*** (0.076)	0.078*** (0.013)	1.000*** (0.115)	0.190*** (0.012)	−0.112*** (0.016)
<i>sex is male</i>	−0.031 (0.040)	−0.006 (0.008)	0.245** (0.123)	0.021*** (0.009)	−0.213*** (0.092)	−0.041*** (0.017)	0.061*** (0.021)
<i>log income</i>	0.415*** (0.020)	0.085*** (0.004)	0.699*** (0.074)	0.059*** (0.008)	0.447*** (0.056)	0.085*** (0.009)	−0.026* (0.014)
<i>higher education</i>	0.655*** (0.021)	0.134*** (0.004)	0.958*** (0.059)	0.081*** (0.013)	0.828*** (0.087)	0.158*** (0.011)	−0.077*** (0.020)
<i>employed</i>	0.265*** (0.031)	0.054*** (0.006)	0.443*** (0.093)	0.037*** (0.009)	0.278*** (0.060)	0.053*** (0.012)	−0.015 (0.017)
<i>household size</i>	0.087*** (0.010)	0.018*** (0.002)	0.116*** (0.023)	0.010*** (0.002)	0.120*** (0.026)	0.023*** (0.005)	−0.013** (0.006)
<i>designated city</i>	0.329*** (0.024)	0.067*** (0.005)	0.446*** (0.056)	0.038*** (0.007)	0.496*** (0.083)	0.094*** (0.013)	−0.057*** (0.015)
<i>Kanto region</i>	0.262*** (0.023)	0.054*** (0.005)	0.295*** (0.053)	0.025*** (0.006)	0.442*** (0.085)	0.084*** (0.013)	−0.059*** (0.014)
<i>year2019</i>	0.503*** (0.040)	0.103*** (0.008)	0.790*** (0.097)	0.067*** (0.014)	0.565*** (0.121)	0.108*** (0.025)	−0.041 (0.035)
<i>year2020</i>	1.089*** (0.058)	0.223*** (0.012)	1.399*** (0.120)	0.118*** (0.024)	1.875*** (0.346)	0.357*** (0.058)	−0.239*** (0.065)
<i>cut1</i>	3.170*** (0.113)	—	6.315*** (0.610)	—	2.540*** (0.275)	—	—
<i>cut2</i>	4.028*** (0.113)	—	8.186*** (0.780)	—	3.177*** (0.278)	—	—
<i>finprotection</i>	—	—	—	—	0.339*** (0.045)	—	—
<i>константа</i>	—	—	—	—	−0.127 (0.264)	—	—
<i>Вероятность класса</i>	—	—	0.505*** (0.067)	—	0.495*** (0.067)	—	—
Набл. в классе	39028	—	23435	—	15593	—	—
Наблюдения	39028	—	—	39028	—	—	—
Log функции правдоподобия	−37711.4	—	—	−37463.0	—	—	—
AIC	75446.7	—	—	74978.1	—	—	—
BIC	75549.6	—	—	75200.9	—	—	—

Примечание. *** означает значимость на 1%-ном уровне, в скобках — стандартные ошибки.

«Пред. эфф.» — средний предельный эффект для исхода 3.

FMM-1 обозначает модель без латентных классов, FMM-2 — модель с двумя латентными классами.

Столбец «Разность» содержит разности соответствующих средних предельных эффектов между классами 1 и 2.

Вероятность класса — средняя априорная вероятность принадлежности соответствующему классу.

Число наблюдений в классе указано согласно апостериорному отнесению каждого наблюдения к наиболее вероятному латентному классу.

Таблица 4. Прогнозные вероятности выбора разных способов оплаты для покупок разного размера

FMM-1			FMM-2			
			Латентный класс 1		Латентный класс 2	
От 1 до 5 тыс. иен						
Вероятность 3	0.107***	(0.002)	0.036***	(0.014)	0.134***	(0.009)
Вероятность 2	0.171***	(0.002)	0.092***	(0.016)	0.201***	(0.010)
Вероятность 1	0.723***	(0.002)	0.872***	(0.027)	0.665***	(0.018)
От 5 до 10 тыс. иен						
Вероятность 3	0.191***	(0.002)	0.028*	(0.015)	0.323***	(0.037)
Вероятность 2	0.174***	(0.002)	0.151***	(0.010)	0.194***	(0.007)
Вероятность 1	0.635***	(0.002)	0.821***	(0.022)	0.483***	(0.039)
От 10 до 50 тыс. иен						
Вероятность 3	0.365***	(0.002)	0.108***	(0.023)	0.636***	(0.050)
Вероятность 2	0.185***	(0.002)	0.257***	(0.009)	0.112***	(0.017)
Вероятность 1	0.450***	(0.002)	0.635***	(0.020)	0.251***	(0.036)
Свыше 50 тыс. иен						
Вероятность 3	0.471***	(0.002)	0.166***	(0.022)	0.735***	(0.034)
Вероятность 2	0.145***	(0.002)	0.231***	(0.009)	0.072***	(0.010)
Вероятность 1	0.384***	(0.002)	0.603***	(0.017)	0.193***	(0.026)

Примечание. Вероятность 3 — только кредитные карты или электронные деньги, 2 — кредитные карты, электронные деньги, наличные и иные методы, 1 — только наличные и иные методы.

*** означает значимость на 1%-ном уровне. В скобках — стандартные ошибки.

Таблица 5. Предельные эффекты для покупок размером от 10 до 50 тыс. иен

Переменная	Исход 3			Исход 2			Исход 1		
	FMM-1	Класс 1	Разность	FMM-1	Класс 1	Разность	FMM-1	Класс 1	Разность
<i>age less than 60</i>	0.142*** (0.005)	0.078*** (0.013)	0.190*** (0.012)	0.009*** (0.001)	0.092*** (0.013)	0.123*** (0.010)	-0.151*** (0.005)	-0.171*** (0.012)	-0.160*** (0.010)
<i>sex is male</i>	-0.006 (0.008)	0.021*** (0.009)	-0.041*** (0.017)	-0.000 (0.001)	0.024* (0.014)	0.018 (0.014)	0.007 (0.009)	-0.045** (0.022)	0.034*** (0.014)
<i>log income</i>	0.085*** (0.004)	0.059*** (0.008)	0.085*** (0.009)	0.005*** (0.000)	0.070*** (0.013)	0.083*** (0.011)	-0.091*** (0.004)	-0.129*** (0.011)	-0.071*** (0.008)
<i>higher education</i>	0.134*** (0.004)	0.081*** (0.013)	0.158*** (0.011)	0.009*** (0.001)	0.096*** (0.012)	0.121*** (0.010)	-0.143*** (0.004)	-0.177*** (0.008)	-0.132*** (0.011)
<i>employed</i>	0.054*** (0.006)	0.037*** (0.009)	0.053*** (0.012)	0.003*** (0.000)	0.044*** (0.011)	0.053*** (0.010)	-0.058*** (0.007)	-0.082*** (0.016)	-0.044*** (0.010)
<i>household size</i>	0.018*** (0.002)	0.010*** (0.002)	0.023*** (0.005)	0.001*** (0.000)	0.012*** (0.003)	0.015*** (0.002)	-0.019*** (0.002)	-0.021*** (0.004)	-0.019*** (0.004)
<i>designated city</i>	0.067*** (0.005)	0.038*** (0.007)	0.094*** (0.013)	0.004*** (0.000)	0.045*** (0.008)	0.060*** (0.006)	-0.072*** (0.005)	-0.082*** (0.010)	-0.079*** (0.010)
<i>Kanto region</i>	0.054*** (0.005)	0.025*** (0.006)	0.084*** (0.013)	0.003*** (0.000)	0.029*** (0.006)	0.043*** (0.005)	-0.057*** (0.005)	-0.054*** (0.009)	-0.071*** (0.010)
<i>year2019</i>	0.103*** (0.008)	0.067*** (0.014)	0.108*** (0.025)	0.007*** (0.001)	0.079*** (0.012)	0.096*** (0.012)	-0.110*** (0.009)	-0.146*** (0.018)	-0.090*** (0.022)
<i>year2020</i>	0.223*** (0.012)	0.118*** (0.024)	0.357*** (0.058)	0.014*** (0.001)	0.140*** (0.017)	0.197*** (0.015)	-0.237*** (0.013)	-0.258*** (0.023)	-0.300*** (0.049)

Примечание. *, ** и *** означают значимость на 10, 5 и 1%-ном уровне, в скобках — стандартные ошибки.

Столбцы FMM-2 (Класс 1), FMM-2 (Класс 2) содержат средние предельные эффекты для класса 1 и класса 2 соответственно.

Столбец FMM-2 (Разность) содержит разности соответствующих средних предельных эффектов между классами 1 и 2.

Besstremyannaya G., Dasher R., Ganaga E. Consumer heterogeneity and the use of cashless payments in Japan in 2007–2020: A latent class approach. *Applied Econometrics*, 2024, v. 75, pp. 33–53.

DOI: 10.22394/1993-7601-2024-75-33-53

Galina Besstremyannaya

HSE University, Moscow, Russian Federation;
gbesstremyannaya@hse.ru

Richard Dasher

USA

Egor Ganaga

HSE University, Moscow, Russian Federation;
ganagaegor@gmail.com

Consumer heterogeneity and the use of cashless payments in Japan in 2007–2020: a latent class approach

The paper exploits ordered choice logit models with latent classes to account for unobservable consumer heterogeneity in analyzing the preferences for cashless payments in Japan for purchases of different sizes. Using the data of the Survey of Household Finance (2007–2020), we discover that consumers separate into classes of more and less frequent users of cashless payments for each category of purchases. The probability of belonging to the former class is positively related to the fact of consumer taking measures for the protection of their financial assets. The results reveal a statistically different effect of consumer socio-demographic characteristics (sex, age, income, employment, education, household size), the binary variable for residence in a large city and Kanto region, and the dummies for 2019 and 2020 on the choice of cashless payments in the two latent classes.

Keywords: cashless payments; unobservable heterogeneity; latent classes; finite mixture; ordered choice models.

JEL classification: C10; C25; D12; E41; G50.

Acknowledgments. The article was prepared within the framework of the Basic Research program at HSE University. The cooperation of Bank of Japan in providing the microdata of Survey of Household Finance is gratefully acknowledged. We thank A. A. Peresetsky, M. Yu. Afanasyev, the editors of the journal and the anonymous reviewer, participants in the seminars of the Department of Applied Economics of the HSE University in 2022–2023, and participants in the applied econometrics section of the Russian Economic Congress 2023 for helpful comments.