

社会生活基本調査を用いた デジタルゲームの需要行動に関するコー ホートの視点からの基礎的分析

早稲田大学大学院 経済学研究科 博士後期課程
仲村 敏隆

謝辞

本研究において利用したデータの一部に、総務省統計局「社会生活基本調査」の調査票情報を独自に集計したものが含まれます。データの集計および提供にあたり、総務省統計局ならびに統計センターの方々には多大なお世話をいただきました。深く感謝申し上げます。

0. 報告の流れ

1. はじめに
2. データ
3. モデル
4. 結果
5. おわりに

1. はじめに

1. はじめに

ゲームを取りまく環境

- ・デジタルゲームが普及してから40年ほど経過
- ・国内外において競争力のある産業に成長
- ・わが国のデジタルゲーム*の市場規模(Gzbrain 2018)
(*家庭用ゲーム機、ソフトウェア、オンラインゲーム)

2017年:1兆5686億円

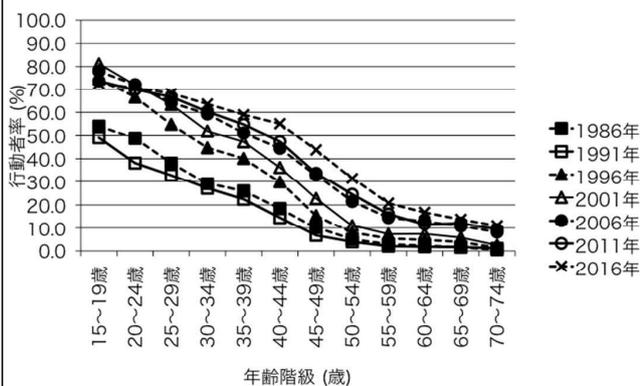
2016年:1兆3826億円

2012年: 9777億円

- ・これはデジタルゲームをする人の増加も意味
- ・総務省「社会生活基本調査」(図1-1、図1-2)
→ 男女ともにデジタルゲームの行動者率が徐々に上昇

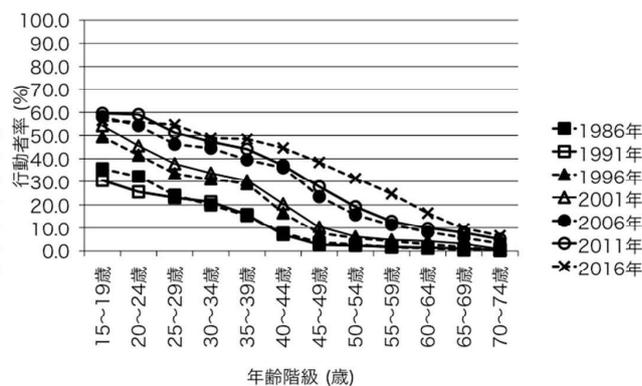
5

図1-1 1986年～2016年における年齢別
デジタルゲーム行動者率の推移(男性)



資料:総務省「社会生活基本調査」

図1-2 1986年～2016年における年齢別
デジタルゲーム行動者率の推移(女性)



資料:総務省「社会生活基本調査」

6

1. はじめに

ゲームに関する先行研究

デジタルゲームの普及とともに幅広い分野で数多く研究

例: 医学、心理学、情報学、デザイン学、
経済学、経営学、社会学、教育学、芸術学など

経済学における研究の多くは、供給側からの分析

例: 販売数、価格、売上げ等の分析

一方、需要側から分析した研究は今のところ少ない

例: デジタルゲームの参加・観賞行動の分析

Harada (2007)、仲村 (2017)

Borowiecki and Prieto-Rodriguez (2015)

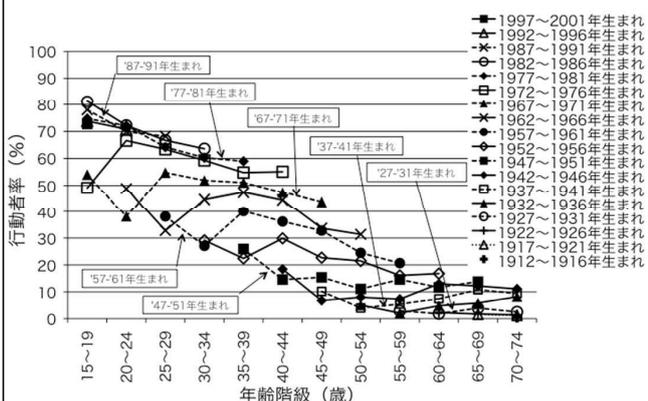
7

1. はじめに

仲村 (2017)

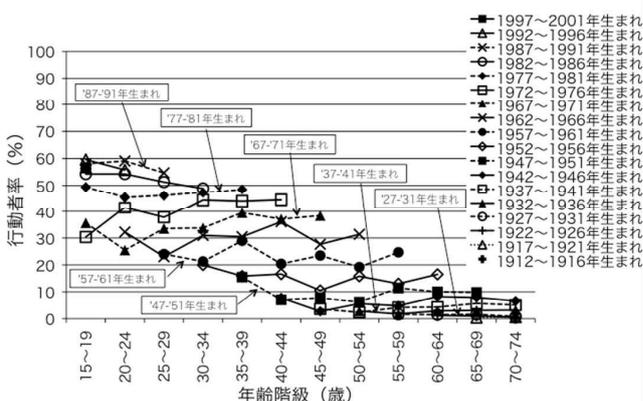
→ デジタルゲームに及ぼすコーホート効果の重要性を指摘

図1-3 1986年～2016年におけるコーホート別
デジタルゲーム行動者率の推移(男性)



資料: 総務省「社会生活基本調査」

図1-4 1986年～2016年におけるコーホート別
デジタルゲーム行動者率の推移(女性)



資料: 総務省「社会生活基本調査」

8

1. はじめに

本日報告する研究は

文化・芸術に含まれるデジタルゲームの需要に
年齢・時代・コーホート(世代)が及ぼす影響を

マイクロデータによる分析の予備的研究として、
総務省「社会生活基本調査」の集計量データを用いて分析することが目的

9

1. はじめに

とくに、男女それぞれについて

- ・コントロール変数をどの程度の含めた推定が可能か探った
- ・学歴・就業状況をコントロールした後も
年齢・時代・コーホートの効果がみられるか
分析した
- ・分析に必要な集計量データが公表されていない
一部の調査年については
マイクロデータの再集計を試みた

10

1. はじめに

具体的な方法として

- ① 男女それぞれの1996年～2016年の集計量データ
(一般に公表されている)について
学歴・就業状況をコントロールした後も
年齢・時代・コーホートの効果が見られるか分析
- ② 男女それぞれの1986年～2016年の集計量データ
(1986年はオンサイト施設で再集計したもの)について、
①と同様に分析

1. はじめに

結果

- ・① ② のいずれも

男女ともに、学歴・就業状況をコントロール後も
年齢・時代・コーホートの効果がみられた

男性の年齢の影響 > 女性の年齢の影響
男性の世代の影響 < 女性の世代の影響

- ・② は

男女ともに、年齢の影響がわずかに小さくなり
世代の影響がわずかに大きくなった

2. データ

13

2. データ

- ・わが国のデジタルゲームの行動者数・行動者率のデータは、総務省「社会生活基本調査」に蓄積
- ・現時点では
1986年(昭和61年)～2016年(平成28年)に
実施された7回分のデータが存在
- ・行動者数は
過去1年間にゲームを「した」と回答した人の数
- ・行動者率は
行動者数と人口の比率

14

2. データ

- ・本研究で対象とする「デジタルゲーム」は社会生活基本調査で対象とする「テレビゲーム、パソコンゲーム(家庭で行うもの 携帯用を含む)」とする
- ・ただし、調査年により調査項目名は若干異なる調査項目に含まれるゲームの範囲も多少異なる(表2-1)
- ・個人で所有するデジタルゲームを用いた行動を捉えるほぼ同一の調査項目と判断して利用した

15

2. データ

表2-1 総務省「社会生活基本調査」におけるデジタルゲームに関する調査項目名の変遷

1986年 (昭和61年)	「テレビゲーム」
1991年 (平成3年)	「テレビゲーム (携帯用を含む)」
1996年 (平成8年)	「テレビゲーム (家庭で行うもの 携帯用を含む)」
2001年 (平成13年)	「テレビゲーム (家庭で行うもの 携帯用を含む)」
2006年 (平成18年)	「テレビゲーム、パソコンゲーム (家庭で行うもの 携帯用を含む)」
2011年 (平成23年)	「テレビゲーム、パソコンゲーム (家庭で行うもの 携帯用を含む)」
2016年 (平成28年)	「テレビゲーム・パソコンゲーム (家庭で行うもの、携帯用を含む)」

16

3. モデル

17

3. モデル

本研究では

Bayesian hierarchical age-period-cohort model
(Bayesian hierarchical APC model) をあてはめて

デジタルゲームの行動者率に及ぼす
年齢 (Age)・時代 (Period)・コーホート (Cohort) の各効果を
推定

18

3. モデル

- APCモデルは、
継続的な調査データを用いて社会の構造や変化を捉えるとともに将来を予測するモデル
- データを時系列的に比較するだけでなく、
コーホートの視点からデータ全体を分析
- なお、
年齢効果: 加齢が及ぼす影響
時代効果: 社会全体に共通する時代が及ぼす影響
コーホート効果: 生まれ育った世代の違いが及ぼす影響

19

3. モデル

- 3つの効果のあいだに

$$\text{Cohort} = \text{Period} - \text{Age}$$

という線形従属の関係が存在

(いわゆる識別問題、identification problem)

(例: Mason et al., 1973; Glenn, 1977; Fienberg and Mason, 1979; Yang and Land, 2006, 2013; O'Brien, 2014)

そのため通常の方法を用いたパラメータ推定ができない

- そこで、ベイズ型のAPCモデルとMCMC法を用いて、
制約を課したうえで推定した

20

3. モデル

- ・本稿で用いるAPCモデルは、はじめに事前分布として2項分布を仮定する。

$$y_{ij} \sim B(n_{ij}, p_{ij}) \quad \dots (1)$$

y : ゲームをする行動者数

$B(n_{ij}, p_{ij})$: パラメータ n と p をもつ二項分布

n : 人口のサイズ

p : ゲームをする確率

i, j : それぞれ年齢階級、時代の添字

3. モデル

- ・つぎに、(2)式のように、ゲームをする確率のロジットを、年齢効果・時代効果・コーホート効果の3つの要因に分解するかたちで表す

$$\eta_{ij} = \log \{ p_{ij} / (1 - p_{ij}) \} = \mu + A_i + P_j + C_k + x \delta \quad \dots (2)$$

$$k = I - i + j, \quad K = I - 1 + J$$

$$i = 1, \dots, I, \quad j = 1, \dots, J, \quad k = 1, \dots, K$$

η : ロジット、 μ : 定数項、

A : 年齢効果、 P : 時代効果、 C : コーホート効果

$x \delta$: コントロール変数群の略記

k : コーホートの添字

3. モデル

- ・ここでパラメータの推定にあたり(3)の条件を課す。

$$\sum A_i = \sum P_j = \sum C_k = 0 \quad \dots (3)$$

- ・さらに、隣接する各パラメータ A_i P_j C_k が滑らかに変化するように、ランダムウォーク(RW : random walk)タイプの事前分布を仮定
- ・ランダムウォークタイプの事前分布は、図1-3と図1-4にみられる変化をうまく表現できる
- ・たとえば、年齢効果 A_i は、1つ前の年齢効果 A_{i-1} の影響を受けるとともに、RW1の事前分布におけるランダムな効果の影響も受けると考える

23

3. モデル

- ・一般に、 A_i のRW1タイプの事前分布は、 A_1 をフラットな事前分布(一様分布など)とにおいて、 A_i を

$$A_i \mid A_{i-1} \sim N(A_{i-1}, \tau^{-1}) \quad \dots (4)$$

$i = 2, \dots, I$ とする

- ・RW2タイプの事前分布は、 A_1 と A_2 をフラットな事前分布とにおいて、 A_i を

$$A_i \mid A_{i-1}, A_{i-2} \sim N(2A_{i-1} - A_{i-2}, \tau^{-1}) \quad \dots (5)$$

$i = 3, \dots, I$ とする

24

3. モデル

- τ は超パラメータ (hyper parameter)
- 隣接するパラメータがスムーズに変化する程度を表す
- τ の値が大きいほどパラメータはスムーズに推定される
- すなわち、
 - (4)において1階の階差 ΔA_i の
 - (5)において2階の階差 $\Delta^2 A_i$ の各制約を課している (赤井・渋谷, 1985)
- いずれも(2)式によって推定可能

25

3. モデル

- A、P、Cの事後分布はMCMC法により推定
- 統計ソフトRと
ギブスサンプリングによる階層ベイズモデル用プログラム
JAGS (Just Another Gibbs Sampler) の
組み合わせによって推定
- burn-in = 10,000
iteration = 100,000
number of chains = 10

26

4. 結果

27

4. 結果

- ・グラフは年齢・時代・コーホートの事後推定値
- ・中央値と95%信用区間(95% credible interval)をグラフ化しており、2.5%、50%、97.5% 点の推定値が示されている
- ・ゼロ和の制約(3)によって、各効果の縦軸方向の値の総和は0
- ・ランダムウォークタイプの事前分布(4)を用いたことで年齢・時代・コーホートの推定値が滑らかに現れている

28

4. 結果

- ・事後推定値は、+(-)方向へ上昇(下降)しているときにその効果は+(-)の傾向を示す
- ・このときデジタルゲームの行動者率に+(-)の影響を及ぼしていることになる
- ・事後推定値の最大値と最小値の差で定義される

レンジ(range)

幅が大きいほどゲームの行動者率の変化に及ぼす影響が大きいことを表す

29

4. 結果

そして

- ・コントロール変数(最終学歴と就業状況)を含むAPCモデルを
 - ① 1996年から2016年の社会生活基本調査のデータ
 - ② 1986年から2016年の社会生活基本調査のデータ

にそれぞれあてはめて
年齢効果、時代効果、コーホート効果を推定した

30

4. 結果

その結果

- ・① ② のいずれも

男女ともに、学歴・就業状況をコントロール後も
年齢・時代・コーホートの効果がみられる

男性の年齢の影響 > 女性の年齢の影響
男性の世代の影響 < 女性の世代の影響

- ・② は

男女ともに、年齢の影響がわずかに小さくなり
世代の影響がわずかに大きくなった

4. 結果

① 1996年～2016年の集計量データに対する 推定結果

図4-1 1996～2016年における
年齢効果の推定結果(男性)

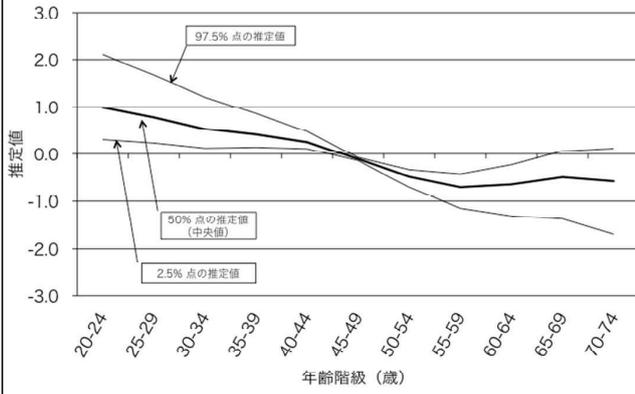


図4-6 1996～2016年における
年齢効果の推定結果(女性)

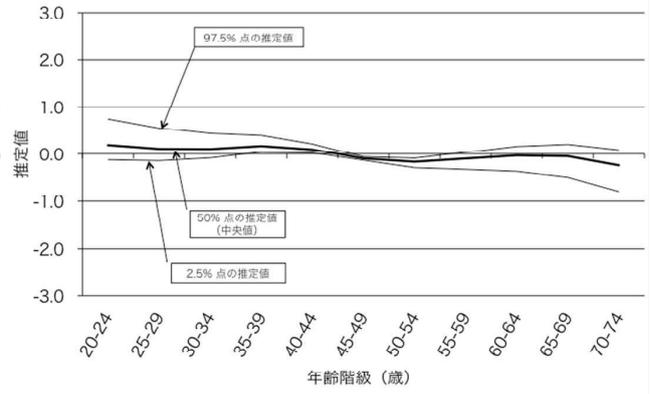


図4-2 1996～2016年における
時代効果の推定結果(男性)

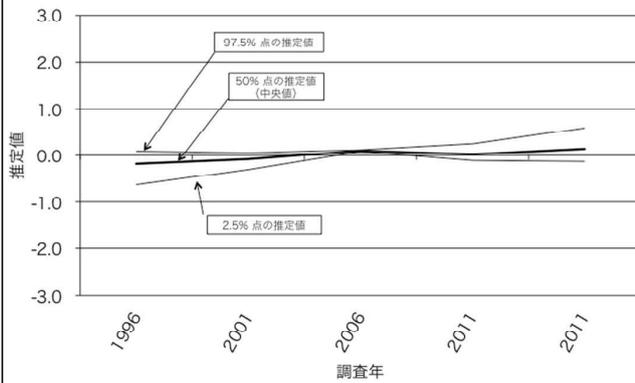


図4-7 1996～2016年における
時代効果の推定結果(女性)

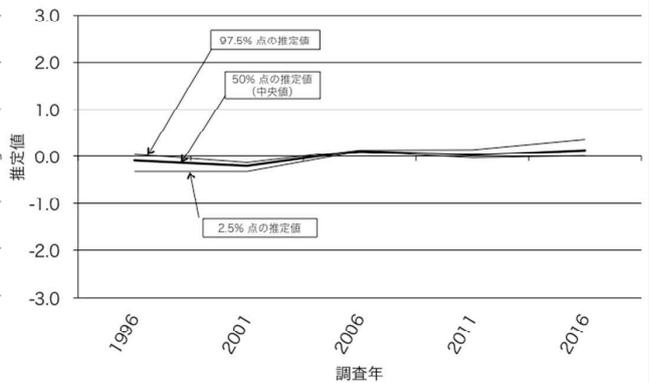


図4-3 1996～2016年における
コーホート効果の推定結果(男性)

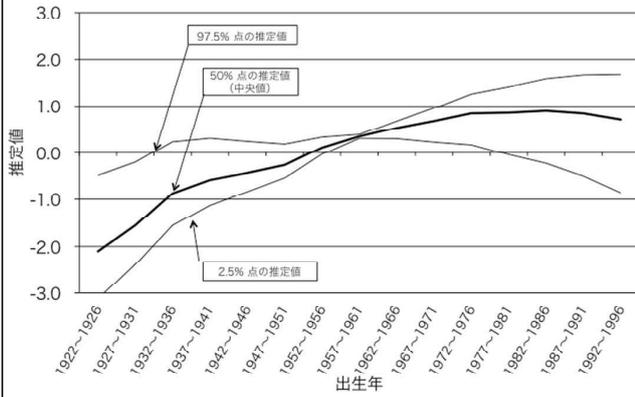


図4-8 1996～2016年における
コーホート効果の推定結果(女性)

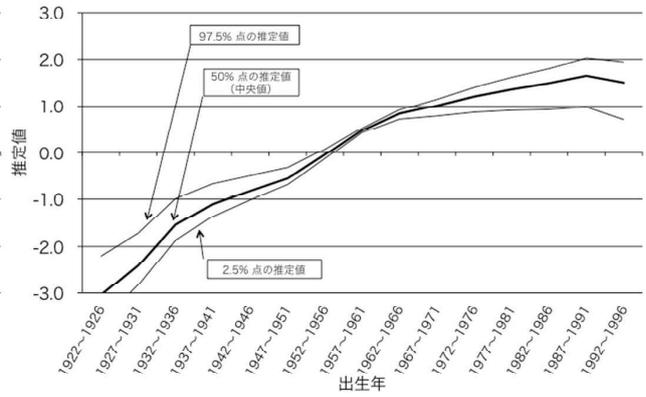


図4-4 1996～2016年における
最終学歴が及ぼす効果の推定結果(男性)

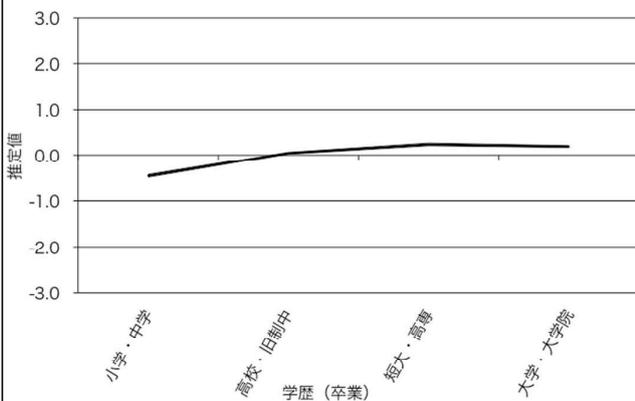


図4-9 1996～2016年における
最終学歴が及ぼす効果の推定結果(女性)

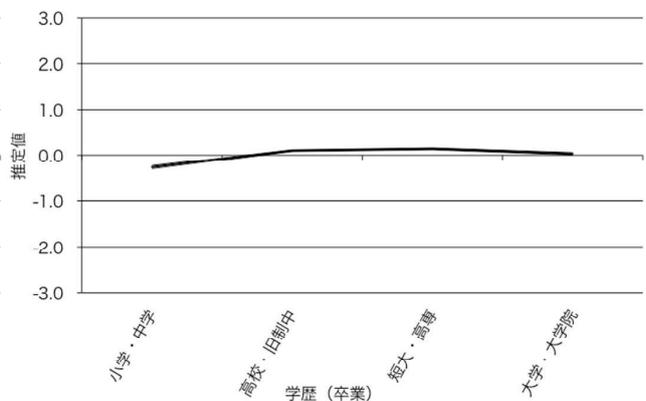


図4-5 1996～2016年における
就業状況が及ぼす効果の推定結果(男性)

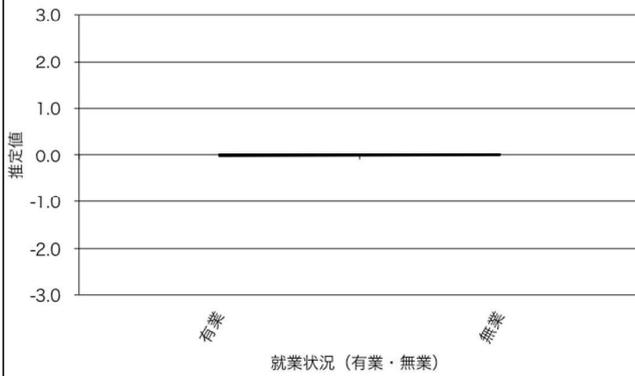
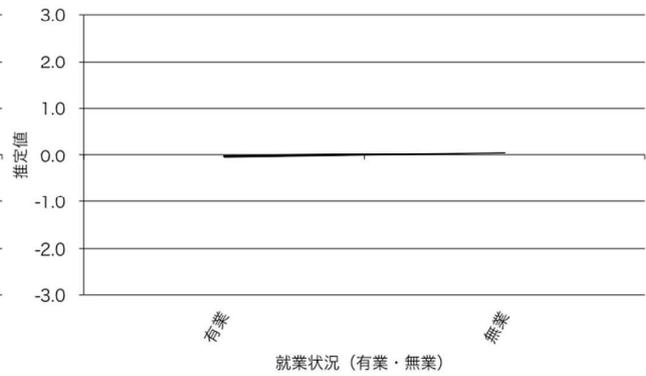


図4-10 1996～2016年における
就業状況が及ぼす効果の推定結果(女性)



4. 結果

②1986年～2016年の集計量データに対する 推定結果

図4-11 1986～2016年における
年齢効果の推定結果(男性)

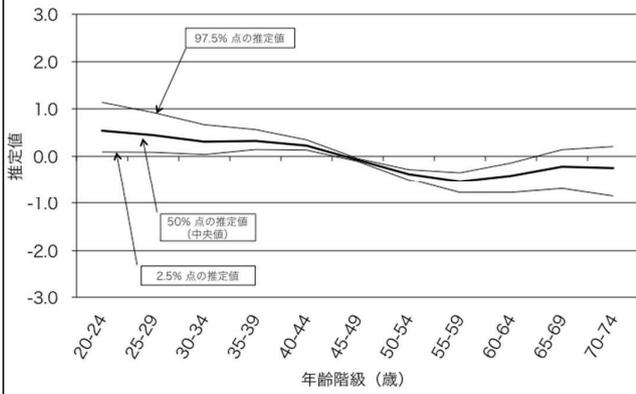


図4-16 1986～2016年における
年齢効果の推定結果(女性)

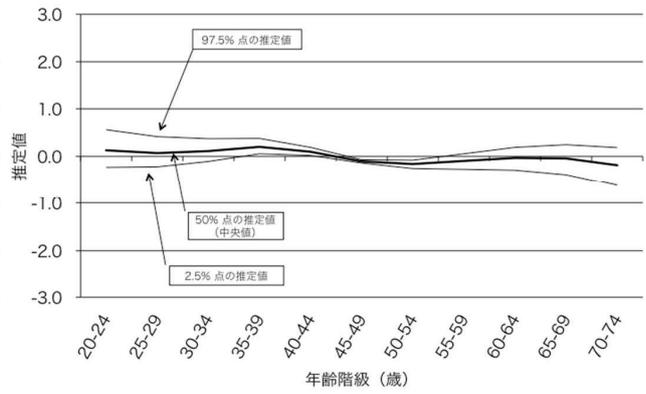


図4-12 1986～2016年における
時代効果の推定結果(男性)

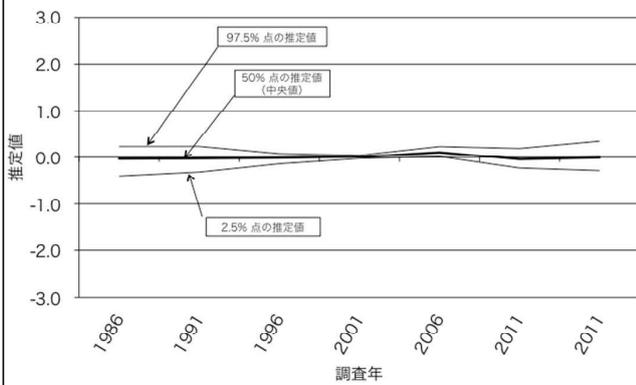


図4-17 1986～2016年における
時代効果の推定結果(女性)

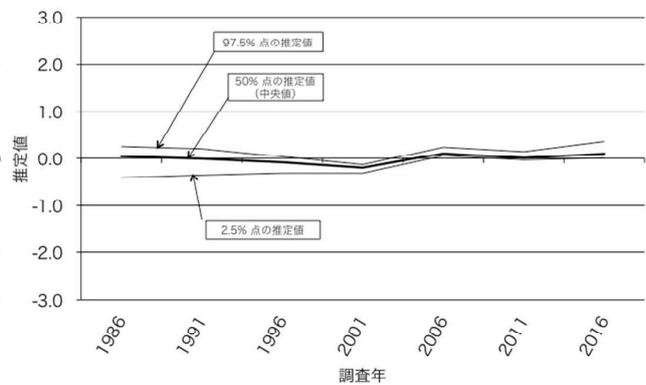


図4-13 1986～2016年における
コーホート効果の推定結果(男性)

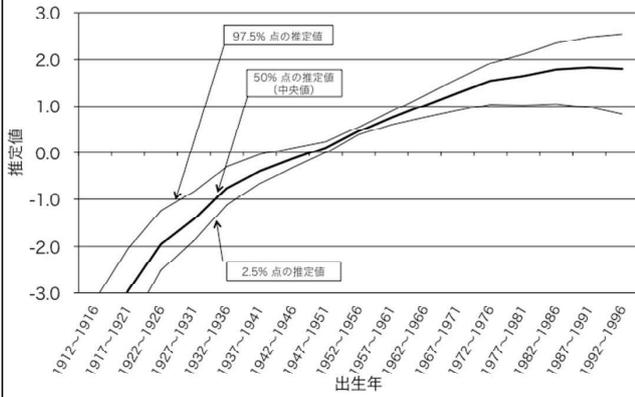


図4-18 1986～2016年における
コーホート効果の推定結果(女性)

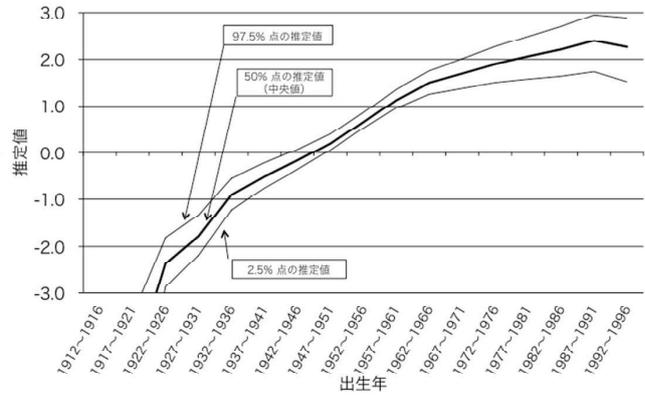


図4-14 1986～2016年における
最終学歴が及ぼす効果の推定結果(男性)

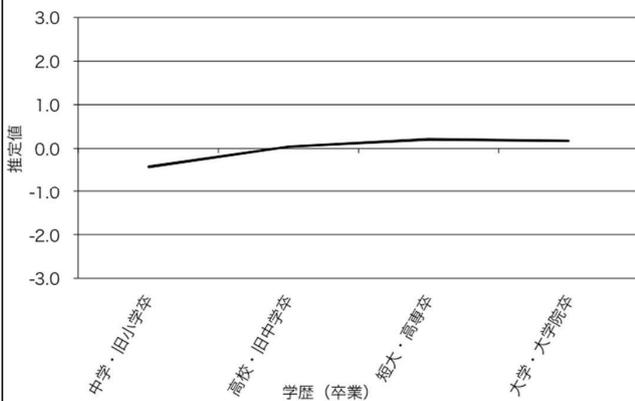


図4-19 1986～2016年における
最終学歴が及ぼす効果の推定結果(女性)

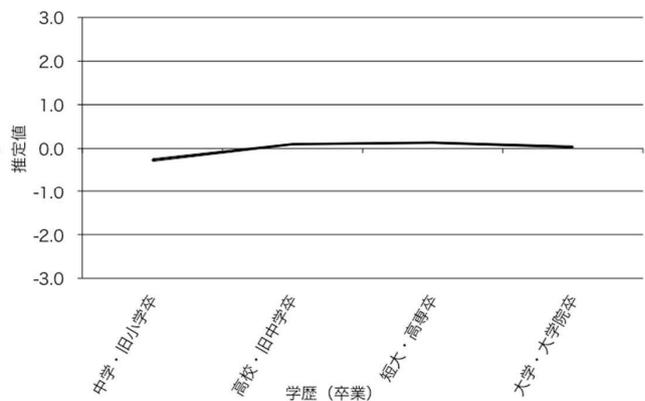


図4-15 1986～2016年における
就業状況が及ぼす効果の推定結果(男性)

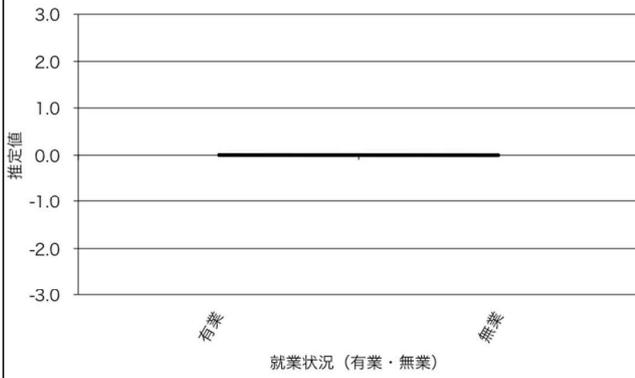
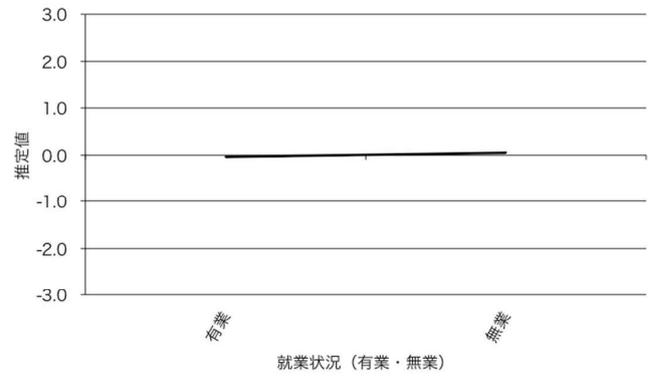


図4-20 1986～2016年における
就業状況が及ぼす効果の推定結果(女性)



5. おわりに

5. おわりに

- 本研究では、
マイクロデータを用いた分析をおこなう事前準備として、
社会生活基本調査の集計量データを用いて分析
- 具体的には、
男女別に最終学歴と就業状況をコントロールした後も
デジタルゲームの行動者率に年齢・時代・コーホートが
影響を及ぼすか確認
- その結果、
学歴・就業状況をコントロールした後も
男女ともにデジタルゲームの行動者率に
年齢・時代・コーホートが影響を及ぼすことを確認

45

5. おわりに

- 今後の課題は
マイクロデータに対してコントロール変数を含むAPCモデル
をあてはめて推定すること
- その際に用いるマイクロデータは次のいずれかが考えられる
調査票情報
1986～2016年の7回分を利用可能
7回分をプールしたサイズは150万人程度
如何にして推定？ 計算機は？ 推定に何日要する？
匿名データ
利用可能なデータは1991、1996、2001、2006年の4回分
しかし、分析の実行可能性は比較的高いと思われる
- これらの点は今後の検討課題

46