

動画視聴ユーザを対象とした画質変化の前後における 認知バイアスのモデル化

西澤 夏実[†] 大歳 達也^{††} 村田 正幸[†]

[†] 大阪大学大学院情報科学研究科

〒565-0871 大阪府吹田市山田丘 1-5

^{††} 大阪大学大学院経済学研究科

〒560-0043 大阪府豊中市待兼山町 1-7

E-mail: †{n-nishizawa,t-otoshi,murata}@ist.osaka-u.ac.jp

あらまし ネットワークを介した動画像コンテンツなどの配信サービスを提供するにあたり、ユーザの満足度向上は重要な課題である。ユーザの視点に基づいたサービス品質の最適化には、ユーザの体感品質 (Quality of Experience : QoE) を考慮したネットワーク制御が有効であると考えられる。ユーザの QoE を推定するにあたり、ネットワーク品質等を用いた QoE モデルの研究が進められている。しかし、QoE はネットワーク品質のみならず、人の感情および認知の過程で生じるバイアスによって変動するため、人の心理的効果を取り入れた QoE モデルが必要である。認知バイアスをモデル化する手法として、近年量子意思決定が注目されている。そこで、本稿では量子意思決定を用いた認知バイアスを含む QoE モデルを提案する。そして、動画データを用いて構築したモデルによるシミュレーションを行い、量子意思決定を用いた QoE モデルによってユーザの認知バイアスとその時間変化が表現可能であることを示す。

キーワード 量子意思決定, QoE, 動画ストリーミング, MPEG-DASH

Modeling of Cognitive Bias before and after Image Quality Change for Video Viewing Users

Natsumi NISHIZAWA[†], Tatsuya OTOSHI^{††}, and Masayuki MURATA[†]

[†] Graduate School of Information Science and Technology, Osaka University

1-5 Yamadaoka, Suita, Osaka, 565-0871, Japan

^{††} Graduate School of Economics, Osaka University

1-7 Machikaneyama, Toyonaka, Osaka, 560-0043, Japan

E-mail: †{n-nishizawa,t-otoshi,murata}@ist.osaka-u.ac.jp

Abstract Improving user satisfaction is an important issue in providing video content delivery services over the network. The network control that considers the quality of experience (QoE) of users is effective to optimize the service performance from the user's point of view. Studies on QoE models using network quality and other factors have been carried out to estimate the QoE of users. However, since QoE is affected by not only network quality but also by human emotions and cognitive biases, a QoE model that includes human psychological effects is necessary. In recent years, quantum decision making has been attracting attention as a method to model cognitive biases. In this paper, we propose a QoE model that includes cognitive biases using quantum decision-making. Then, we simulate the QoE model using video data and show that the user's cognitive bias and its temporal change can be represented by the QoE model with quantum decision making.

Key words Quantum Decision Making, QoE, Video Streaming, MPEG-DASH

1. はじめに

近年、インターネット上を流れる動画像コンテンツのトラフィック量が増大しており、仮想現実や拡張現実などへの関心の高まりからこうした傾向が継続すると予測されている [1]。トラフィックの増大は輻輳の原因となり、スループットなどのネットワーク品質に影響する。一方、動画ストリーミングサービスに代表されるように、インターネット上で動画像コンテンツを扱うサービスが展開されている。サービスの利用を促進するため、サービスに対するユーザの満足度向上はサービス提供者にとって重要な課題である。また、ユーザの満足度はネットワークの品質に影響されるため、品質を測定し、適切にネットワークを制御する必要がある。しかし、サービスに対する満足度は、ネットワーク品質だけでなく各人のもつ感情やアプリケーションの操作性などサービス体験に関わる要素によって変動する。サービス体験に対するユーザの主観的な評価を表す指標として、体感品質 (Quality of Experience : QoE) がある。QoE はネットワークそのものの品質だけでなく、アプリケーションやハードウェアの操作性、ユーザ自身の感情などサービス体験に関する全ての要素から決定される。QoE を最適化するため、これらの各要素から QoE を予測するモデルの研究が進められている [2], [3]。

一方、QoE はユーザの主観に依存し、その判断はユーザの感覚に委ねられている。しかし、人間は自らの価値観や経験または情報の与えられ方によって統計学的な誤りや記憶の誤りを含む非合理的な意思決定を行う場合がある。認知科学の分野では、このような非合理的な意思決定を認知バイアスという。動画視聴ユーザにおける認知バイアスの例として、文献 [4] では、同じ画質の動画像コンテンツであってもユーザ自身が配信画質を選択したか否かによって体感品質が異なることが示されている。この事象は、認知的不協和によって引き起こされる。認知的不協和とは、認知した内容において矛盾する要素があるとき、その矛盾を避けるようなバイアスがかかる事象である。このように、動画視聴ユーザにおける認知バイアスの存在が指摘されており、認知バイアスを含む QoE モデルの構築によってより正確な QoE 推定が可能となる。

認知バイアスをモデル化する方法として、近年量子意思決定が注目されている。量子意思決定とは、人間の心理状態を量子論における量子状態と対応付けることによりモデル化する手法であり、様々な認知バイアスを包括的に表すことができる利点がある。例えば、文献 [5] では量子意思決定による順序効果のモデルを提案している。順序効果とは、意思決定者に対して情報を提示する順番を変えることにより最終的な意思決定に差異が生じる認知バイアスである。このような背景から、我々の研究グループではこれまで量子意思決定による動画視聴ユーザのモデル化について検討してきた [6]。

しかし、量子意思決定では、人間が新たな情報を受け取ることによる状態の時間発展が十分に議論されていないという問題点がある。また、文献 [6] では実際の QoE データへのフィッティングが行われていない。フィッティングを行うためには

ユーザが動画を視聴している間の認知状態の変化を表現する必要がある、状態の時間発展について議論が必要である。時間発展を伴う認知状態変化の例として、アンカリング効果がある。アンカリング効果とは、ある事柄に対して意思決定を行う際、直前に与えられた情報と比較することにより、意思決定がその情報の影響を強く受ける現象である [7]。文献 [8] ではテレビを題材として動画視聴ユーザにおけるアンカリング効果について述べられており、動画像コンテンツの視聴中にアンカリング効果が生じることが示されている。そこで、本稿では文献 [6] のモデルを拡張し、アンカリング効果を取り入れることによってユーザの認知状態変化を表現する。

また、モデル化の対象とする認知バイアスとして、画質変化の前後におけるバイアスを取り上げる。図 1 に、このバイアスの模式図を示す。このバイアスは、動画の再生中に一時的なビットレート (実線) の変化が発生した場合、ユーザの QoE (破線) は画質が低下する前よりも画質の回復後において高くなる現象である。実際の動画視聴ユーザのふるまいを調べた結果、画質変化の前後においてこのようなバイアスの発生が多数確認された。本稿では、アンカリング効果に加えてこの認知バイア

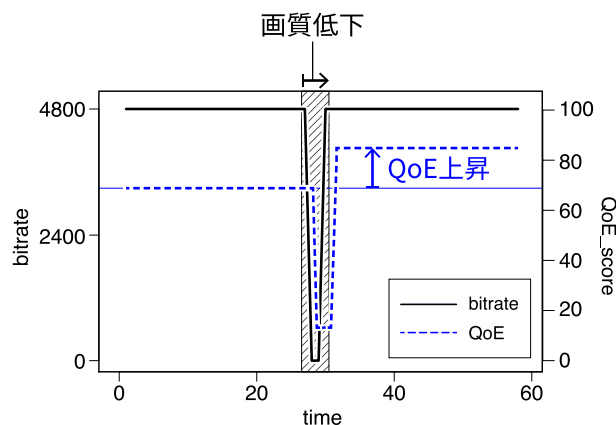


図 1 画質変化の前後における認知バイアスの模式図

スを QoE モデルに組み込む。また、このモデルを用いて動画視聴ユーザが示す QoE のシミュレーションを行い、ユーザの認知バイアスとその時間変化が表現可能であることを示す。

2. 関連研究

2.1 既存の QoE モデル

近年、ネットワークを通じた動画配信アプリケーションの評価指標として QoE が注目されており、QoE モデルの研究が進められている。既存の QoE モデルでは、主にパケット損失率やジッタ、ネットワーク遅延などネットワーク品質 (Quality of Service : QoS) に関わる指標が用いられている [2], [3]。しかし、QoE は主観的な指標であるという性質上、人間が QoE を認知する過程において生じる認知バイアスにも左右される。よって、QoE モデルを構築するにあたって認知バイアスを考慮する必要があると考えられる。このような背景から、文献 [9] では Memory Effect という認知バイアスを考慮した QoE モデルを提案している。ただし、Memory Effect とは過去の経

験が QoE に及ぼす影響である。しかし、文献 [9] のモデルは Memory Effect にのみ適用が可能であり、他の認知バイアスも含めて包括的に扱うことができないという問題点がある。

この問題を解決する方法として、量子意思決定の応用が考えられる。量子意思決定は、様々な認知バイアスを包括的に扱うことができるモデルとして近年注目されている。そのため、本稿では量子意思決定を用いて認知バイアスを表現した QoE モデルを提案する。

2.2 バイアスに関わる認知状態の時間発展

情報の獲得と時間の経過に伴う認知状態の変化を含む認知バイアスの例として、アンカリング効果がある。アンカリング効果とは、意思決定を行う際、直前にその意思決定と関わる情報を与えられると、与えられた情報が意思決定に対して強く影響するバイアスである [7]。また、ここで与えられる情報をアンカーとよぶ。

文献 [10] では、アンカリング効果を数理的にモデル化している。本稿では、この数理モデルをベースに量子意思決定を用いた時間発展を伴う認知状態変化を含むモデルを提案する。以下、文献 [10] の数理モデルについて述べる。

モデル化は、認知状態の更新を推定対象 x に対する推定値 \hat{x} の更新として表している。

$$x_{t+1} = x_t + \delta \text{ (if } P(x_t + \delta|K) > P(x_t|K))$$

ここで、 δ はサンプル点のランダムな変異、 K は推定対象 x に関する全知識を表す。このモデルにおいて、十分な時間をかけて認知状態の更新を行った場合には、推定結果は全知識の元での推定結果 $P(x|K)$ と一致する。しかし、推定対象 x に関する全知識を得る前に状態更新を打ち切った場合、推定結果はサンプルの初期値 x_0 に影響される。この初期値 $x_0 = a$ がアンカーとなり、アンカリング効果が生じる。意思決定を行う時間 t は、推定誤差と所要時間の重み付き和の最小化として次式のように決定される。

$$t^* = \arg \min_t E[\text{cost}(\hat{x}, x) + \gamma t]$$

ここで、 γ は所要時間の重み、 cost は誤差の大きさを表す。これにより推定誤差が最小となる前に意思決定が行われるため、アンカーの影響が残った意思決定が行われ、アンカリング効果が生じる。

2.3 量子意思決定

量子意思決定とは、人間の心理状態を量子状態と対応付けて表すモデルである。このモデルでは、量子が従う確率論によって、人間の意思決定をモデル化しており、古典的な確率との振る舞いのずれによって認知バイアスを表現する。そこで、本稿では文献 [6] のモデルを拡張し、前項に挙げたアンカリング効果の数理モデルをベースとして、量子意思決定を用いて認知状態の時間発展を含めた QoE モデルを提案する。また、画質変動の前後におけるバイアスを量子意思決定によってモデル化し、QoE モデルに組み込む。

以降の本章では、時間発展を含まない既存の量子意思決定における認知状態と意思決定の数理的なモデルについて述べる。

2.3.1 量子状態と認知状態の対応

量子意思決定では、認知状態を量子状態によって表す。量子状態は、ヒルベルト空間上の元 $|\psi\rangle \in \mathcal{H}$ で表される。また、量子状態 $|\psi\rangle$ は特定の選択肢に対する確率的な選択を表す。例として、2つの異なる選択肢 $i (i = 1, 2)$ の存在する意思決定問題を考える。どちらの選択肢を選ぶか定まっていない認知状態は、 $|\pi_i\rangle$ を基底として

$$|\psi\rangle = p_1|\pi_1\rangle + p_2|\pi_2\rangle \quad (1)$$

と表される。ただし、 p_1, p_2 は確率振幅である。

また、式 1 が成立するとき、量子状態 $|\psi\rangle$ を $|\pi_1\rangle$ と $|\pi_2\rangle$ の重ね合わせ状態という。これは、選択肢 π_1 を $|p_1|^2$ の確率で選択し、選択肢 π_2 を $|p_2|^2$ の確率で選択する認知状態に対応する。

2.3.2 意思決定と認知状態の変化

量子論において、量子状態が式 1 のような重ね合わせ状態である場合、その系の物理量は定まっていない。観測者が特定の物理量に対して観測を行うと、重ね合わせ状態が解消されその物理量が定まる。量子意思決定においても、認知状態に対して“観測”を行うことによって、どの選択肢を選ぶか定まっていない状態から特定の選択肢を選択する状態へ更新される。このような認知状態の更新を“意思決定”という。ただし、量子意思決定における“観測”とは、意思決定のきっかけとなる事象を指す。“観測”の例としては、意思決定者に対する質問、あるいは意思決定者による自問がある。

以下、このような認知状態の更新を表す数理モデルについて述べる。このモデルにおいて、意思決定はヒルベルト空間 \mathcal{H} 上のエルミート演算子 \hat{A} で表される。そして、 \hat{A} の固有ベクトル $|a_1\rangle, |a_2\rangle, \dots, |a_n\rangle$ は、それぞれ選択肢 a_1, a_2, \dots, a_n を選択する認知状態に対応する。

また、認知状態 $|\psi\rangle$ において、選択肢 a_i を選ぶ確率 $P(a_i)$ は

$$P(a_i) = \|\langle a_i | \psi \rangle\|^2 \quad (2)$$

で表される。ただし、 $\langle x |$ は $|x\rangle$ の転置複素共役、 $|x\rangle = \sqrt{\langle x | x \rangle}$ はヒルベルト空間上のノルムを表す。

ここで、ある認知状態 $|\pi_i\rangle$ において \hat{A} で表される意思決定を行う場合を考える。意思決定 \hat{A} によって選択肢 a_i が選択されると、認知状態 $|\psi\rangle$ は不連続に $|a_i\rangle$ へ変化する。つまり、意思決定が行われることによって認知状態 $|\pi_i\rangle$ は次式の通りに更新される。

$$|\psi\rangle \rightarrow |a_i\rangle \text{ with probability } P(a_i) \quad (3)$$

また、 $|a_1\rangle, |a_2\rangle, \dots, |a_n\rangle$ とは異なる $|b\rangle$ に対して、 $P(b)$ は古典的な確率 $p(b) = \sum p_i p(b|a_i)$ と異なる。このずれ $P(b) - p(b)$ を干渉項といい、量子的な認知バイアスを表す。

3. 量子意思決定を用いたバイアスのモデル化

本稿では、動画視聴中のユーザの認知バイアスを量子意思決定によって表現するモデルを提案する。以降の本章において、3.1 節では、2.2 節に挙げたアンカリング効果の数理モデルをベースとした時間発展を伴う認知状態変化のモデル化について

述べる。3.2節では、画質変化の前後における認知バイアスのモデル化について述べる。

3.1 時間発展を含む量子意思決定モデル

量子意思決定によるアンカリング効果のモデル化では、量子状態における時間発展をアンカリング効果と対応付けている。量子状態における時間発展は、以下のシュレディンガー方程式によって表される。

$$i\hbar \frac{d}{dt}|x(t)\rangle = \hat{H}|x(t)\rangle \quad (4)$$

ただし、 \hat{H} は系のエネルギーの定めるハミルトニアン演算子、 i は虚数単位、 \hbar はディラック定数を表す。

本稿の量子意思決定モデルでは、以下のハミルトニアン演算子で認知状態の更新を表す。

$$\hat{H} = \begin{pmatrix} b & -a \\ -a & b \end{pmatrix} \quad (5)$$

また、微小な時間間隔 τ について、式4に示したシュレディンガー方程式の解を $|x_{t+1}^*\rangle = |x(t+\tau)\rangle$ とする。状態の更新は、次式のようにサンプルを更新することによって行う。

$$|x_{t+1}\rangle = |x_{t+1}^*\rangle \quad (\text{if } P(|x_{t+1}^*|K) > P(|x_t|K)) \quad (6)$$

この状態更新を繰り返し行うことで、全知識 K を得たもとの認知状態 $|x\rangle$ に近づく。ここで、アンカリング効果は、全知識 K を得たもとの認知状態と十分に状態更新が行われていない段階における認知状態の差である。そのため、時間の経過に伴ってアンカリング効果が認知状態に及ぼす影響は弱くなる。

3.2 量子意思決定を用いた QoE モデル

動画視聴ユーザの QoE は、視聴している動画の画質によって変動すると考えられる。そのため、画質をアンカーとしてアンカリング効果が発生すると仮定する。

また、QoE のモデル化にあたり、QoE が良い状態 $|g\rangle$ と悪い状態 $|b\rangle$ の2状態を定義し、QoE が良い状態 $|g\rangle$ を選ぶ確率 $P(g)$ で表す。 $P(g)$ は、既存の量子意思決定モデルと同様に式2によって表される。ここで、 $P(g)$ は干渉項を含まないベースの確率である。したがって、この値からのずれにより干渉項の大きさを推量することができる。また、本稿のシミュレーションでは $P(g)$ を正規化した $P(g)'$ を使用する。 $P(g)'$ は、ある動画内の実際の QoE スコアを Q とすると次式で表される。

$$P(g)' = \frac{P(g) - \min P(g)}{\max P(g) - \min P(g)} (\max Q - \min Q) + \min Q \quad (7)$$

式6で示した状態更新における $P(x_t|K)$ は、時刻 t における動画のビットレートによって図2のような正規分布で与えられると仮定する。すなわち、 r を時刻 t におけるビットレートとすると $P(x|r)$ は以下の式8で与えられる。ただし、全知識 K はある動画の開始から終了までのビットレート情報である。

$$P(x|r) \sim N(\mu(r), \sigma^2) \quad (8)$$

正規分布の平均はビットレート r に対する単調増加関数 $\mu(r)$ で与えられ、 $\mu(r)$ は式9で表される。

$$\mu(r) = \frac{r}{R} \quad (9)$$

ただし、 R は規格化定数であり、ある動画におけるビットレートの最大値とする。また、本稿におけるシミュレーションでは分散を $\sigma^2 = 0.17$ と設定した。

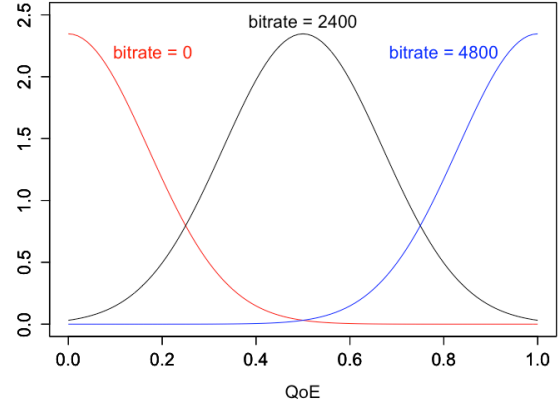


図2 ビットレートと QoE の分布の例

3.3 ビットレートに依存したハミルトニアン

量子意思決定モデルを導入するメリットとして、ビットレートが一度低くなったあとに再度上昇すると QoE が高くなる現象を順序効果というバイアスによって再現可能であることが挙げられる。

量子意思決定において、順序効果は演算子の非可換性として表現されるため、ハミルトニアンにその時刻におけるビットレートへの依存性を持たせた。具体的には、式5において以下のようにパラメータ bitrate_par を追加した。

$$\hat{H} = \begin{pmatrix} b & -(a + \text{bitrate_par}(t)) \\ -(a + \text{bitrate_par}(t)) & b \end{pmatrix} \quad (10)$$

また、このパラメータはその時刻のビットレートによって変化させる。時刻 t におけるパラメータ bitrate_par の値は以下の式で決定される。

$$\text{bitrate_par}(t) = \frac{\text{bitrate}(t) - N_1}{N_2} \quad (11)$$

($\text{bitrate}(t)$): 時刻 t におけるビットレート,

N_1 : QoE が良い状態 $|g\rangle$ と悪い状態 $|b\rangle$ の閾値となるビットレート

N_2 : 規格化定数)

4. シミュレーション

前章で提案したモデルのふるまいを調べるため、このモデルを用いて動画視聴ユーザの QoE をシミュレーションした。シミュレーションでは、動画と QoE スコアを含むデータセットを使用した。データセットには、複数の動画データとそれに対応するビットレートの値、実際の動画視聴ユーザから取得した QoE スコアが1秒ごとに記録されている。本稿では、データ

セットに含まれるビットレートの値を入力として 3.2 節で定義した確率 $P(g)'$ を計算した。また、得られた $P(g)'$ をデータセットに含まれる実際の QoE スコアと比較し、その再現性を評価した。

4.1 シミュレーション環境

本稿では、動画と QoE スコアのデータセットとして LFOVIA Video QoE Database [11] を用いた。このデータセットには、36 本の動画データとそれに対応するビットレートの値、実際の動画視聴ユーザから取得した QoE スコアが 1 秒ごとに記録されている。データセットの動画は、ビットレートの低下と上昇を含むように加工されている。ビットレートの低下は一定周期ごとに一定時間発生し、その周期と時間は動画ごとに異なる。以後、ビットレート低下の発生する周期を f 、低下時間を t と表す。ただし、周期は 1 分間あたりのビットレート低下回数である。例えば「TV01(FHD, 30fps), $f = 1, d = 7$ 」は、フル HD 画質でフレームレートが 30 フレーム/秒であり、1 分間に 1 回、7 秒間のビットレート低下が起こる動画を表す。QoE スコアについては、21 人の被験者が実際に動画を視聴した上で自己申告した値を平均したものである。QoE スコアは $[0, 100]$ の範囲内で表され、0 が最低の QoE、100 が最高の QoE を表す。

シミュレーションでは、ビットレートの値を入力として 3.2 節で定義した確率 $P(g)'$ を計算した。また、得られた $P(g)'$ をデータセットに含まれる実際の QoE スコアと比較し、提案モデルによる QoE 推定精度を評価した。

また、式 10 に示したハミルトニアンのパラメータについて、本シミュレーションでは $a = 55$ と設定した。 $bitrate_par(t)$ に含まれる定数 N_1 については、多くの動画においてビットレートが 600 以下の場合に画質の悪化を明確に知覚可能であったため $N_1 = 600$ に設定した。 N_2 については、データセットに含まれるそれぞれの動画に対して最適な値を使用した。

4.2 シミュレーション結果の概要

前章で提案したモデルを用いたシミュレーションによって得られた $P(g)'$ の値と LFOVIA Video QoE Database [11] に含まれる実際の QoE 計測データを比較して評価した。評価指標として、相関係数 (Pearson's Correlation Coefficient : PCC) と二乗平均誤差 (Root Mean Squared Error : RMSE) を用いた。

LFOVIA Video QoE Database に含まれる 36 本の動画すべてに対してシミュレーションを行った結果の平均を表 1 に示す。なお、量子意思決定モデルとの比較として、2.1 節で挙げた Memory Effect モデル [9] によるシミュレーションの結果を併せて示している。

| | PCC | RMSE |
|-----------------------|--------|--------|
| 量子意思決定モデル | 0.8241 | 6.3269 |
| Memory Effect モデル [9] | 0.7664 | 4.6538 |

表 1 LFOVIA Video QoE Database に対するシミュレーション結果の平均

表 1 より、量子意思決定モデルでは、Memory Effect モデルと比較して平均的に高い相関を得られている。このことから、

量子意思決定モデルによって実際の動画視聴ユーザが示す QoE の推移を高精度で推定可能であることがわかる。RMSE については、中間的なビットレートの値に対する予測値が正しくないことが多いため、Memory Effect を導入したモデルと比較して誤差が大きくなっている。

以降の本章では、個別の動画におけるシミュレーション結果の例を示し、考察する。

4.3 画質変動の前後におけるバイアスが存在する動画でのシミュレーション結果例

LFOVIA Video QoE Database において、36 本中 22 本の動画で画質変化の前後における認知バイアスがみられた。この節では、画質変化の前後における認知バイアスが存在しない動画に対して順序効果を含むモデルでシミュレーションを行った結果の例として、「TV08(FHD,24fps) $f = 3, t = 7$ 」に対するシミュレーション結果を示す。この動画のビットレート推移を図 3、シミュレーション結果を図 4 に示す。この動画では、30 秒以降のビットレート変動において、ビットレート回復後に QoE が高くなるバイアスが存在する。シミュレーション結果をみると、60 秒以降ではバイアスを再現できているが、それ以前の小さなビットレート変動ではバイアスを再現できていない。このように、大きなビットレート変動は QoE に与える影響が大きく、これをモデルにより捉えられることでビットレート制御に活用可能であると考えられる。一方、小さなビットレート変動は QoE に与える影響が限定的であるが、変化の初動を捉えるために重要と考えられるため、原因の究明が課題である。

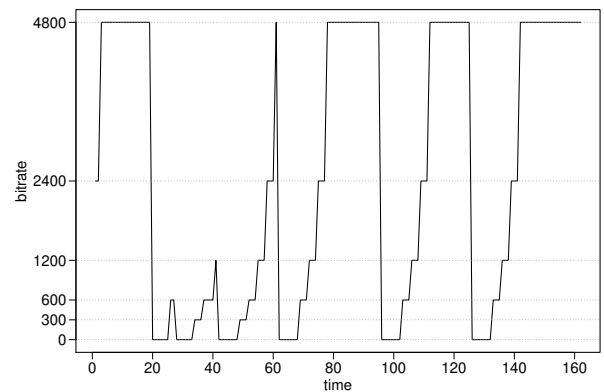


図 3 TV08(FHD,24fps) $f = 3, t = 7$ のビットレート

4.4 画質変動の前後におけるバイアスが存在しない動画でのシミュレーション結果例

この項では、画質変化の前後における認知バイアスが存在しない動画に対して順序効果を含むモデルでシミュレーションを行った結果の例として、「TV18(UHD,30fps) $f = 1, t = 2$ 」に対するシミュレーション結果を示す。

この動画のビットレート推移を図 5 に示す。また、順序効果を含むモデルによるシミュレーション結果を図 6 に示す。この動画では、2 回の画質低下ならびに回復の動きがみられる。提案モデルによって推定された $P(g)'$ の値は、画質低下が発生する前と比較してほとんど同じ値に回復していることがわかる。

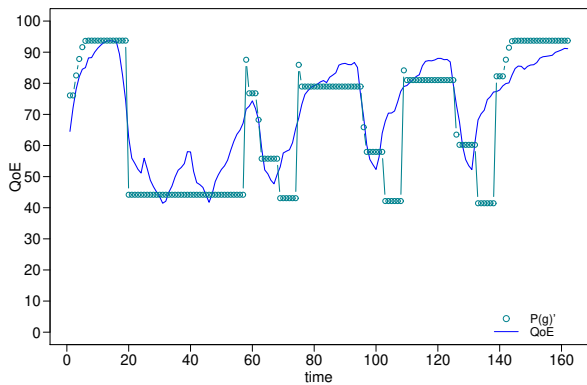


図4 TV08(FHD,24fps) $f = 3, t = 7$ のQoE実データと順序効果を含むモデルによるQoE予測値

このように、画質変動の前後でQoEが上昇しない場合についても、式10の N_2 を調整することにより、画質変動の前後でQoEがほとんど同じ値に回復するようにすることで対応が可能である。一方で、すべての動画に対して一律に N_2 を調整する手法を確立できておらず、 N_2 の調整手法が今後の課題である。

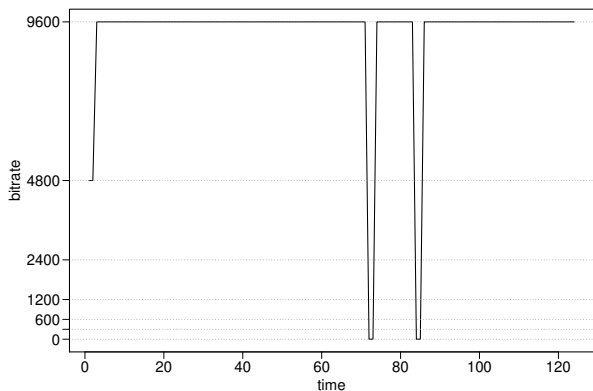


図5 TV18(UHD,30fps) $f = 1, t = 2$ のビットレート

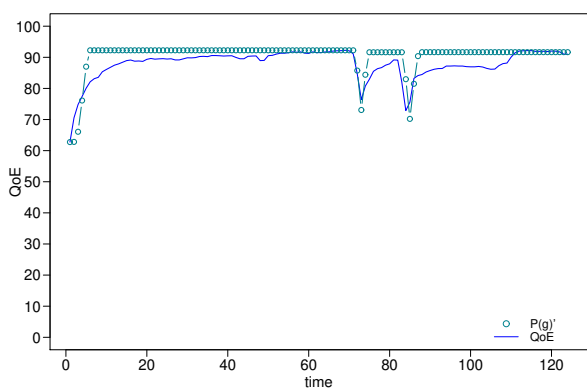


図6 TV18(UHD,30fps) $f = 1, t = 2$ のQoE実データと順序効果を含むモデルによるQoE予測値

5. まとめ

動画視聴ユーザのQoEは認知バイアスによる影響を受ける

ため、認知バイアスを含むQoEモデルの構築が必要である。本稿では、画質変動の前後に現れる認知バイアスを対象として、量子意思決定を用いて認知バイアスを含むQoEモデルを構築した。そして、構築したモデルに基づいて実際の動画画像コンテンツを用いたシミュレーションを行い、時系列で動画視聴ユーザの示すQoEを推定した。その結果、量子意思決定モデルで動画視聴ユーザに現れるバイアスを再現することができた。また、量子意思決定モデルによって実際の動画視聴ユーザから取得したQoEの推移を推定可能であることを示した。一方で、ビットレートの変動幅が小さい場合にバイアスを再現できない、また動画によって個別に最適なパラメータを設定する必要があるという課題もあった。今後は、より小さなビットレート変化でもバイアスを再現できるようなモデルの調整を行う必要があると考えられる。

文献

- [1] Cisco Systems G.K, “Cisco visual networking index: Forecast and trends, 2017-2022 white paper - cisco,” <https://www.cisco.com/c/en/us/solutions/collateral/service-provider/visual-networking-index-vni/white-paper-c11-741490.html>, February 2019. (Accessed on 01/29/2020).
- [2] S. Aroussi, T. Bouabana-Tebibel, and A. Mellouk, “Empirical QoE/QoS correlation model based on multiple parameters for vod flows,” 2012 IEEE Global Communications Conference (GLOBECOM), pp.1963–1968, Dec. 2012.
- [3] H.J. Kim, D.G. Yun, H.-S. Kim, K.S. Cho, and S.G. Choi, “QoE assessment model for video streaming service using QoS parameters in wired-wireless network,” 2012 14th International Conference on Advanced Communication Technology (ICACT), pp.459–464, February 2012.
- [4] A. Sackl, P. Zwickl, S. Egger-Lampl, and P. Reichl, “The role of cognitive dissonance for QoE evaluation of multimedia services,” 2012 IEEE Globecom Workshops, GC Wkshps 2012, pp.1352–1356, February 2012.
- [5] J.S. Trueblood and J.R. Busemeyer, “A quantum probability account of order effects in inference,” *Cognitive science*, vol.35, pp.1518–52, Sept. 2011.
- [6] 大歳達也, 村田正幸, “量子意思決定によるユーザーの動画ストーリーミング視聴時の画質選択のモデル化,” *電子情報通信学会技術研究報告*, vol.117, no.460, pp.201–206, March 2018.
- [7] A. Tversky and D. Kahneman, “Judgment under uncertainty: Heuristics and biases,” *Science*, vol.185, no.4157, pp.1124–1131, Sept. 1974.
- [8] A.K. Ma and J. Ahn, “The correlation between online comments before broadcasting and television content viewers’ behavior pattern: The anchoring effect perspective,” *KSII Transactions on Internet and Information Systems*, vol.13, pp.3023–3036, June 2019.
- [9] T. Duc, C. Tran, T. Phan Xuan, and E. Kamioka, “Modeling of cumulative QoE in on-demand video services: Role of memory effect and degree of interest,” *Future Internet*, vol.11, no.8, Aug. 2019.
- [10] F. Lieder, T.L. Griffiths, Q.J. M. Huys, and N.D. Goodman, “The anchoring bias reflects rational use of cognitive resources,” *Psychonomic Bulletin & Review*, vol.25, no.1, pp.322–349, February 2018. <https://doi.org/10.3758/s13423-017-1286-8>
- [11] N. Eswara, K. Manasa, A. Kommineni, S. Chakraborty, H.P. Sethuram, K. Kuchi, A. Kumar, and S.S. Channappayya, “A continuous QoE evaluation framework for video streaming over HTTP,” *IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology*, vol.28, no.11, pp.3236–3250, Nov. 2018.