

特別研究報告

題目

量子意思決定モデルに基づく動画視聴ユーザを対象とした
時間発展を伴う認知バイアスのモデル化と評価

指導教員

村田 正幸 教授

報告者

西澤夏実

2020年2月10日

大阪大学 基礎工学部 情報科学科

量子意思決定モデルに基づく動画視聴ユーザを対象とした
時間発展を伴う認知バイアスのモデル化と評価

西澤夏実

内容梗概

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。

QoE はサービスに対するユーザの主観的な満足度を表す指標であり、主にネットワーク品質やユーザ自身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。そのため、ネットワーク品質などの客観的要素だけでなく認知バイアスを含めた QoE モデルが必要である。近年、このような人の認知バイアスをモデル化する手法として、量子意思決定が注目されている。一方で、量子意思決定の課題として、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ことが挙げられる。従って、動画視聴中に変化するユーザーの認知状態を量子意思決定によってモデル化することは自明ではない。

認知科学の分野では、時間発展を伴う認知バイアスの研究も進められており、その数理的なモデルも提案されつつある。そこで、本報告では、量子意思決定モデルと認知バイアスの時間発展を説明するモデルを統合することで、時々刻々と変化する動画視聴ユーザーの認知状態の変化を表現するモデルを提案する。具体的には、時間発展を伴う代表的な認知バイアスの一つであるアンカリング効果の数理モデルの枠組みで、量子意思決定の時間発展を扱うモデルを構築した。そして、実際の動画視聴ユーザーの QoE の時系列データに対して構築したモデルの当てはめを行った。その結果、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が示された。また、モデルの振る舞いをシミュレートした結果から、高いビットレートでの動画配信が困難な場合に低いビットレートでも一定値に保つ制御や瞬間的な輻輳によるビットレートの低下時に瞬時に元のビットレートに回復するように制御を行うことで、認知バイアスの存在下でも QoE の向上が可能であることが明らかになった。

主な用語

量子意思決定、QoE 推定、アンカリング効果、動画ストリーミング配信

目次

1	はじめに	5
2	関連研究	7
2.1	既存の QoE モデル	7
2.2	量子意思決定	7
2.3	バイアスに関わる認知状態の時間発展	8
3	動画視聴ユーザーの認知バイアスの時間変化モデル	10
3.1	時間発展を含まない量子意思決定モデル	10
3.1.1	量子状態と認知状態の対応	10
3.1.2	意思決定と認知状態の変化	10
3.2	時間発展を含む量子意思決定モデル	11
3.2.1	モデル	11
3.2.2	数値例	12
3.3	量子意思決定による動画視聴ユーザー QoE のモデル化	13
4	評価	15
4.1	シミュレーション環境	15
4.1.1	概要	15
4.1.2	データセット	15
4.2	シミュレーション結果	16
4.2.1	中間的に安定したビットレートを含む場合	18
4.2.2	瞬間的なビットレート低下を含む場合	20
4.2.3	コンテンツの内容に起因した QoE の変化を含む場合	22
5	QoE 制御への応用に向けた考察	24
6	おわりに	27
	謝辞	28
	参考文献	29

目 次

1	量子意思決定モデルにおける時間発展の数値例	12
2	アンカリング効果の数理モデルによる時間発展の数値例	13
3	ビットレートと QoE の分布の例	14
4	TV01(FHD, 30fps), $f = 1, d = 7$ のビットレート推移	17
5	TV01(FHD, 30fps), $f = 1, d = 7$ の予測 QoE と実際の QoE	18
6	TV03(FHD, 30fps), $f = 2, d = 9$ のビットレート推移	19
7	TV03(FHD, 30fps), $f = 2, d = 9$ の予測 QoE と実際の QoE	19
8	TV14(UHD, 30fps) $f = 4, t = 1$ のビットレート推移	21
9	TV14(UHD, 30fps) $f = 4, t = 1$ の予測 QoE と実際の QoE	21
10	TV10(UHD, 30fps) $f = 0.5, t = 1$ のビットレート推移	23
11	TV10(UHD, 30fps) $f = 0.5, t = 1$ の予測 QoE と実際の QoE	23
12	調整後のビットレートと QoE	24
13	TV03(FHD, 30fps) $f = 2, t = 9$ の予測 QoE と実際の QoE(正規分布の平均 値の調整後)	25
14	TV14(UHD, 30fps) $f = 4, t = 1$ の予測 QoE と実際の QoE(ビットレートの 移動平均を用いた結果)	26

表 目 次

- 1 量子意思決定と Memory Effect を用いたモデルによるシミュレーション結果 16

1 はじめに

近年、インターネット上を流れる動画コンテンツのトラフィック量が增大しており、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]。ネットワークを介して動画コンテンツの送受信を含むサービスを提供する際、ネットワークの輻輳によってサービス品質が低下する場合がある。一方、サービスの利用を促進するため、サービス品質に対する満足度の向上はサービス提供者にとって重要な課題である。これを達成するためには、ネットワークの通信状況によって決まる Quality of Service(QoS) に基づいたサービス品質の最適化が有効であると考えられてきた。しかし、同じネットワーク品質であっても、知覚されるサービス品質はその時々各人のもつ感情やアプリケーションの操作性などによって異なる。そのため、ネットワーク品質だけでなく、ユーザ自身の主観的な評価を指標として用いることで、各人に対して適切なサービス品質の最適化が可能になると考えられる。

このような背景より、ユーザの主観的なサービス品質に対する評価指標として、近年体感品質 (Quality of Experience : QoE) が注目されている。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を含むサービス体験に関する全ての要素から決定される。また、QoE の最適化を行うために、各要素から QoE を予測するモデルの研究も行われている。例えば、先行研究ではネットワーク遅延やパケット損失率などの QoS 指標を用いた QoE モデルが提案されている [2, 3]。

しかし、ユーザの主観に依存するという性質から、QoE は人間の認知の過程で生じる様々なバイアスにも影響される。人間が物事を認知する過程では、基礎的な統計学に基づく合理的な意思決定に反するような判断が起こりうる。認知科学の分野では、このようなバイアスを総称して認知バイアスという。近年認知バイアスに関する研究が進められており、文献 [4] では、同じ画質の動画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満足度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ている。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、動画コンテンツの視聴中に認知バイアスが発生することが既に示されている。従って、認知バイアスを含んだ動画視聴ユーザの QoE モデルが必要である。

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る。量子意思決定を用いた認知バイアスのモデル化の一例として、文献 [5] では順序効果をモデル化している。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。

このような背景より、我々の研究グループでは、これまで認知バイアスを含んだ動画視聴ユーザのモデル化について検討してきた。文献 [6] では、量子意思決定を用いた動画視聴ユーザの QoE モデルを提案している。

しかし、量子意思決定における課題として、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ことが挙げられる。すなわち、動画視聴ユーザの例では、ユーザが動画を視聴している間の認知状態の変化について十分な議論がなされていない。そのため、時間発展を含む動画視聴ユーザのモデル化について議論が必要である。

時間発展を伴う認知状態の変化の例として、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]。ここで、直前に与えられた情報のことをアンカーという。また、文献 [8] では、テレビを題材として動画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。このように、動画視聴ユーザにおいてもアンカリング効果が生じることが示されている。文献 [9] では、アンカリング効果を表現する数理モデルが提案されている。

そこで、本報告では認知科学で検討されてきた認知状態の時間発展を量子意思決定に組み込み、時間発展を含んだ量子意思決定モデルにより動画視聴ユーザの QoE をモデル化する。具体的には、文献 [6] のモデルを拡張し、文献 [9] で提案されているアンカリング効果の数理的なモデルをベースに量子意思決定における時間発展を伴う認知状態のモデルを提案する。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。そして、シミュレーション結果から認知バイアスの存在下でも QoE の向上を可能にする要因を明らかにする。

本報告の構成は以下の通りである。まず、2章では既存の QoE モデルや量子意思決定、バイアスに関わる認知状態の時間発展についての関連研究を説明する。3章では、本報告で提案する動画視聴ユーザの認知バイアスの時間変化モデルについて述べる。4章では、3章に述べたモデルを用いた動画視聴ユーザのシミュレーションと QoE 推定精度の評価を行う。5章では、シミュレーション結果をもとに QoE 制御への応用に向けた考察を行う。最後に、6章で結論と今後の課題について述べる。

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、既存研究において QoE モデルが数多く提案されている。例として、文献 [2,3] ではパケット損失率やジッタ、ネットワーク遅延などの指標と QoE の相関モデルが提案されている。このように、QoE を決定付ける要素として主にネットワーク品質 (Quality of Service : QoS) に関わる客観的指標を用いた研究が行われてきた。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 [10] 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。文献 [10] において、Memory Effect とは過去の経験が QoE に及ぼす影響を総称的に指す。Memory Effect には複数の認知バイアスが含まれ、中でも Primacy Effect と Recency Effect は文献 [11–13] でも研究されている代表的なものである。

Primacy Effect とは、最初に提示された事実や出来事が記憶に残りやすいという認知バイアスである。また、Recency Effect とは直近で起こった出来事が記憶に残りやすいという認知バイアスである。そこで、文献 [10] では Primacy Effect と Recency Effect が QoE に与える影響を考察し、累積 QoE のモデルを提案している。ここで、累積 QoE のモデルとは、ユーザの過去の経験が認知にどのように影響するかを定量化するものとして定義されている。

しかし、文献 [10] 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、本報告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 量子意思決定

本報告では、動画視聴ユーザを表現するために量子意思決定を用いる。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。

これまでに量子意思決定を用いて様々な認知バイアスをモデル化する研究が行われている。その一例として、文献 [5] では順序効果をモデル化している。また、文献 [14–16] では、

量子意思決定を用いてエルズバークのパラドックスという思考実験のモデル化を行っている。エルズバークのパラドックスとは、人間が意思決定を行う際に不確実性を回避しようとしやすいという性質を示したものである [17]。他にも、文献 [18] ではホットハンドの誤謬やギャンブラーの誤謬についてモデル化を行っている。ホットハンドの誤謬とは、ある事象が連続して起こると、その後の試行でも同じ事象の発生確率が高くなると信じてしまうという誤謬である。ギャンブラーの誤謬は、ある事象が連続して起こったあと、その後の試行では同じ事象の発生確率が低くなると信じてしまうという誤謬である [7]。このように、量子意思決定は様々な認知バイアスの表現に用いることが可能であるため、認知バイアスの包括的なモデルとして期待されている。

一方、量子意思決定の問題点として、時間の経過に伴い人間が新たな情報を受け取ることによって認知状態が変化するという事象を含めた議論が十分でないことが挙げられる。また、文献 [6] では QoE モデルへの量子意思決定の応用が提案されているが、実際の動画視聴ユーザから得た QoE データにはフィッティングされていない。実際の QoE データにフィッティングするためには、上記に挙げた認知状態の時間発展を考慮する必要がある。そこで、本報告では文献 [6] のモデルを拡張し、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、このモデルを用いて動画視聴ユーザをシミュレーションし、実際に動画視聴中のユーザから計測した QoE スコアのデータセットと比較して評価する。

2.3 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って認知状態が変化するという事象を含んだ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に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というバイアスを指す [7]。また、ここで与えられる情報をアンカーとよぶ。

文献 [9] では、アンカリング効果を数理的にモデル化している。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。

このようにアンカリング効果のモデル化が可能であるが、このモデルはアンカリング効果という単一の心理的効果のみを扱うものである。実際のユーザーの意思決定には様々な認知バイアスが生じ得るため、より包括的に認知バイアスを扱うことのできるモデルが望まれる。そこで、本報告では、量子における時間発展とアンカリング効果を対応付けることにより時間の経過に伴う認知状態の変化を取り入れた QoE モデルを提案する。

3 動画視聴ユーザーの認知バイアスの時間変化モデル

本報告では、動画視聴中のユーザー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。3.1節では、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。3.2節では、認知バイアスの時間発展を表す例であるアンカリング効果の数理モデルとの対応付けにより、量子意思決定における時間発展を表すモデルを提案する。3.3節では、提案した時間発展モデルにより動画視聴中のユーザーのQoEのモデル化を行う。

3.1 時間発展を含まない量子意思決定モデル

3.1.1 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 $|\psi\rangle$ は特定の選択枝に対する確率的な選択を表す。例として、2つの異なる選択枝 $i(i = 1, 2)$ の存在する意思決定問題を考える。どちらの選択枝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、選択枝 π_1 を $|p_1|^2$ の確率で選択し、選択枝 π_2 を $|p_2|^2$ の確率で選択する認知状態に対応する。

3.1.2 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、どの選択枝を選ぶか定まっていない状態から特定の選択枝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、それぞれ選択枝 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。

3.2 時間発展を含む量子意思決定モデル

3.2.1 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。

本報告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 $|x_{t+\tau}^*\rangle = x(t+\tau)$ 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。

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

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。

3.2.2 数値例

提案したモデルの時間発展を数値例として示す。アンカリング効果と同様の時間変化を行うことを確認するため、3.2節のモデルと2.3節に挙げた文献 [9] のモデルを用いて意思決定問題のシミュレーションを行った。このシミュレーションでは、選択肢 (A, B) のうちどちらか1つを選択する意思決定問題を想定している。この問題において、初期状態では B を選択しやすく、情報を受け取ったあとは A を選択しやすくなるようなアンカーを設定すると、初期状態では B を選択しやすい認知状態であり、時間の経過に伴って A を選択しやすい認知状態に変化する。つまり、このシミュレーションでは、時間の経過に伴って選択肢 B を選ぶ確率が高い認知状態から選択肢 A を選ぶ確率が高い認知状態に推移することを確認している。

図 1、2 は状態更新による各選択肢の選択確率の変化を表しており、図 1 では 3.2 節のモデル、図 2 では 2.3 節に挙げた文献 [9] のモデルを用いている。ただし、3.2 節のモデルを用いたシミュレーションにおいて、式 5 のパラメータは $(a, b) = (0, 0.1)$ と設定した。

どちらのモデルを用いた場合でも、初期状態からの時間経過が短い場合には選択肢 B を選ぶ確率が高い状態であるが、長時間が経過すると認知状態の更新に伴って選択肢 A を選ぶ確率が高い状態に遷移している。したがって、文献 [9] と同様の状態更新によって、量子意思決定でもアンカリング効果が生じることがわかる。図 1 に示した量子意思決定によるシミュレーションにおいて、図 2 に示した文献 [9] のモデルによるシミュレーションと比較して状態の変化が滑らかである理由は、文献 [9] では乱数でサンプルが更新されるのに対して量子意思決定では式 5 のハミルトニアンに従ってサンプルが確定的に更新されるためである。

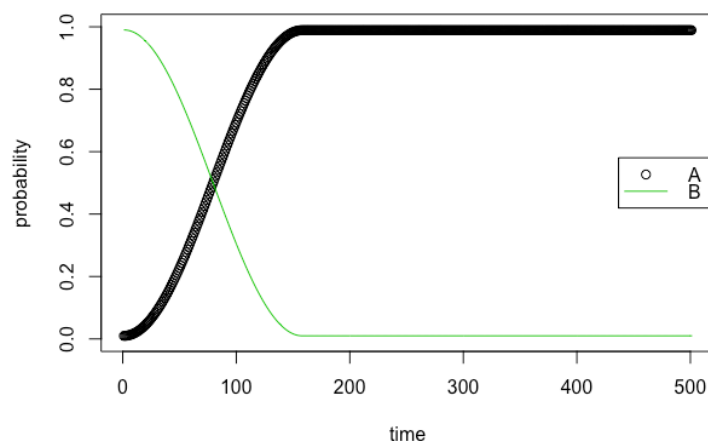


図 1: 量子意思決定モデルにおける時間発展の数値例

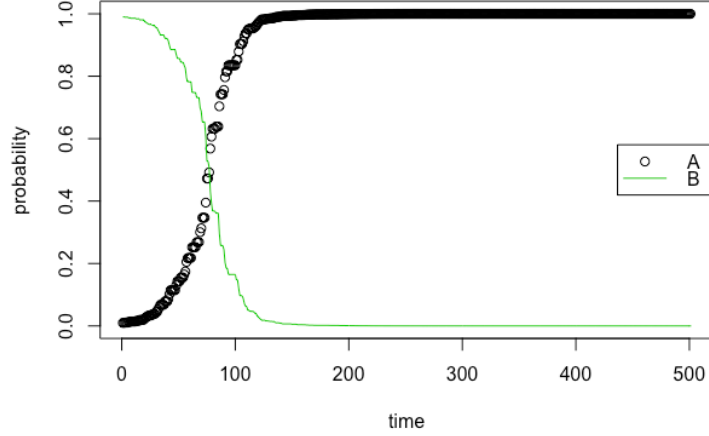


図 2: アンカリング効果の数理モデルによる時間発展の数値例

3.3 量子意思決定による動画視聴ユーザー QoE のモデル化

動画視聴ユーザーの 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、本報告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 3 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、本報告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。

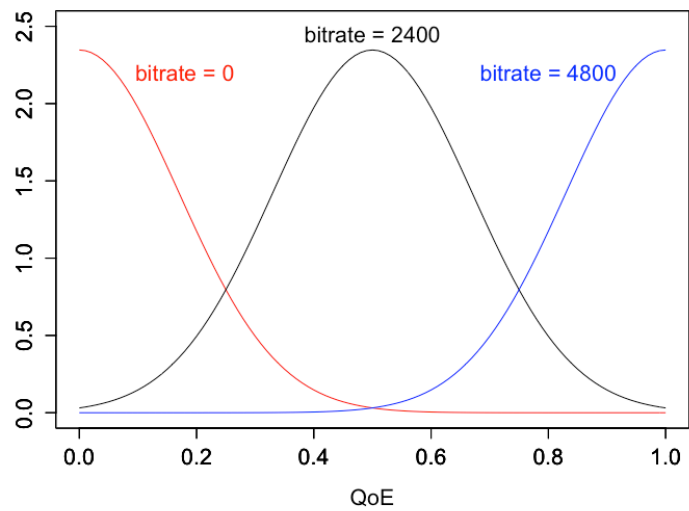


図 3: ビットレートと QoE の分布の例

4 評価

4.1 シミュレーション環境

4.1.1 概要

3.3節のモデルを用いて動画視聴ユーザのシミュレーションを行った。そして、シミュレーションから得られた QoE スコアと実際の動画視聴ユーザから取得した QoE スコアを比較して評価した。

本シミュレーションでは、動画と QoE スコアのデータセットとして LFOVIA Video QoE Database [19] を用いた。このデータセットには、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。シミュレーションでは、ビットレートの値を入力として3.3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。

4.1.2 データセット

このシミュレーションでは、データセットとして LFOVIA Video QoE Database [19] を用いる。このデータセットには、54本の動画とそれぞれの動画に対するビットレートや QoE のデータが含まれている。

54本の動画のうち、18本は Reference Videos とよばれるデータである。Reference Videos はそれぞれ2分から3分程度の動画であり、フル HD 画質 (Full High Definition : FHD) の動画とウルトラ HD 画質 (Ultra High Definition : UHD) の動画を9個ずつ含む。また、Reference Videos に含まれる動画については、それぞれ開始から終了まで一定のビットレートであり、ビットレートの低下や上昇を含まない。

残りの36本は、Test Videos とよばれる動画である。Test Videos に含まれる動画は、Reference Videos をビットレートの低下と上昇を含むように加工したデータである。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。

また、Reference Videos と Test Videos に含まれる動画すべてに対してビットレートと QoE スコアが1秒ごとに時系列で記録されている。ただし、QoE スコアは21人の被験者が

実際に Reference Videos と Test Videos 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。

本シミュレーションでは、54 本の動画のうち、ビットレートの変化を加える加工が施された Test Videos に含まれる動画のビットレートと QoE スコアデータを使用した。

4.2 シミュレーション結果

シミュレーションによって得られた $P(g)$ の予測値と LFOVIA Video QoE Database [19] に含まれる実際の QoE 計測データを比較して評価した。評価の指標には相関係数 (Pearson's Correlation Coefficient : PCC) と二乗平均誤差 (Root Mean Squared Error : RMSE) を用いた。ここで、PCC はシミュレーションによって得られた $P(g)$ とデータセットの QoE スコアの相関を表す。また、RMSE は 3.3 節で定義した $P(g)'$ とデータセットの QoE スコアの誤差を表す。評価結果を表 1 に示す。

Test Videos に含まれる全ての動画について、式 5 における a の値を調整しながらシミュレーションを行った。表 1 において、 $P(g)$ (一様なモデル) は、全ての動画に対して同じ a を適用した場合の平均値である。また、 $P(g)$ (個別のモデル) は、それぞれの動画に対して最適な a を適用した場合の平均値である。さらに、量子意思決定モデルとの比較として、Memory Effect という認知バイアスを導入した QoE モデル [10] を用いたシミュレーション結果を示している。

表 1 より、それぞれの動画に対して最適な a を適用した場合には、Memory Effect を導入したモデル [10] と比較して高い相関が得られていることがわかる。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。

	PCC	RMSE
$P(g)$ (一様なモデル)	0.6727	7.2482
$P(g)$ (個別のモデル)	0.7944	5.6665
Memory Effect	0.7664	

表 1: 量子意思決定と Memory Effect を用いたモデルによるシミュレーション結果

本シミュレーションでは、Test Videos のうち 29 本の動画で $PCC = 0.7$ 以上の高い相関を得た。従って、提案手法により多くのデータにおいて高い精度で QoE の予測ができたことがわかる。高い精度で QoE を予測できた動画の一例について、図 4 にビットレートの推移を示す。また、この動画のビットレートデータを用いた $P(g)$ の予測値と実際の QoE の推

移を図5に示す。この動画を用いたシミュレーションでは、 $P(g)$ と実際の QoE スコアの間に $PCC = 0.90$ の高い相関が得られた。

図4と図5を比較すると、概ねビットレートの変動に追従して実際の QoE スコアが変動していることがわかる。このように、ビットレートの変動に追従して QoE スコアが変動している動画では、 $P(g)$ と実際の QoE スコアに高い相関がみられた。

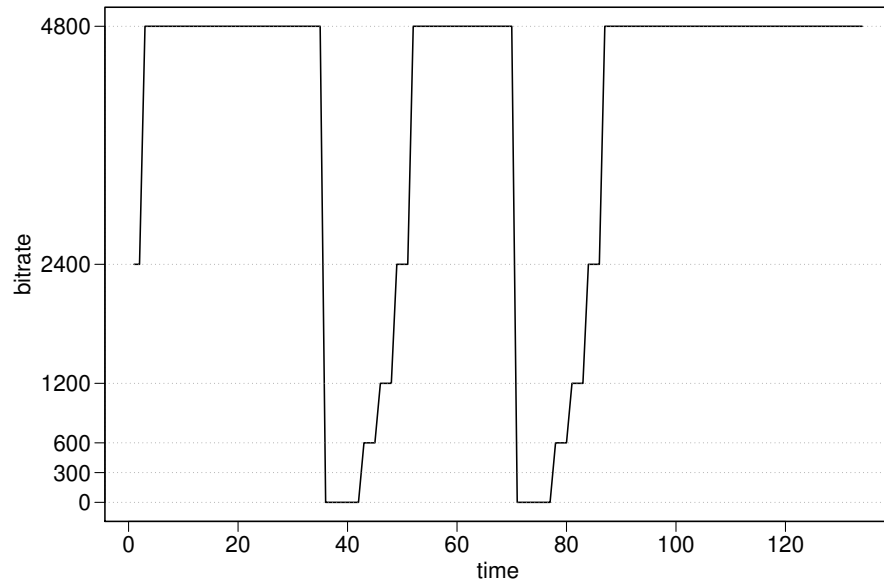


図 4: TV01(FHD, 30fps), $f = 1, d = 7$ のビットレート推移

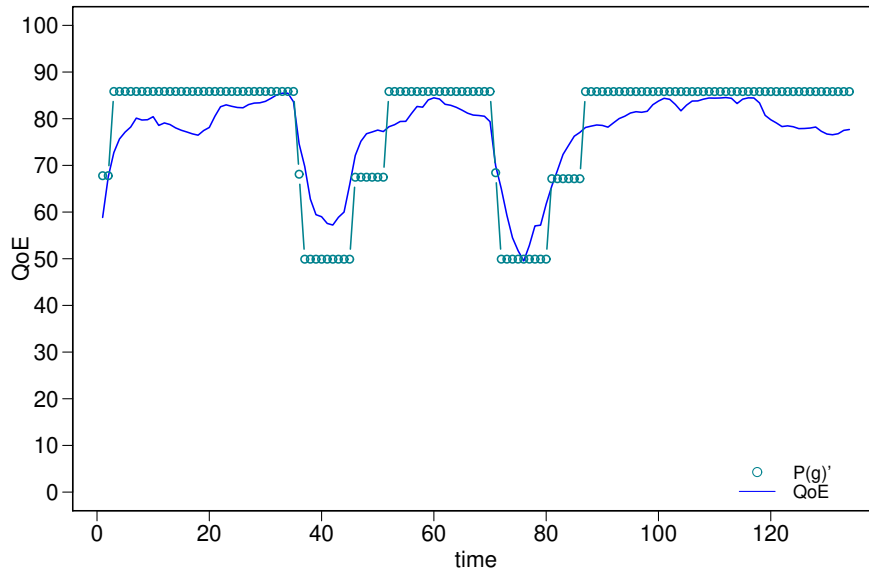


図 5: TV01(FHD, 30fps), $f = 1, d = 7$ の予測 QoE と実際の QoE

しかし、個別の動画では、モデルから予測される $P(g)$ と実際の QoE に大きなずれが発生する場合があることが確認された。 $P(g)$ からのずれは量子意思決定における干渉項に相当するものと考えられる。そこで、それぞれの動画に対するシミュレーション結果について、生じているバイアスを考察する。

4.2.1 中間的に安定したビットレートを含む場合

ビットレートが長時間にわたって比較的低い値で保たれている動画でのシミュレーション結果について述べる。このような傾向をもつデータとして、図 6 に示す例がある。このようにビットレートが推移する動画を用いたシミュレーションでは、モデルから予測された $P(g)$ と実際の QoE の間に $PCC = 0.59$ の比較的低い相関が得られた。図 7 は、予測された $P(g)$ と実際の QoE の推移である。この動画には、40 秒付近から 120 秒付近にかけてビットレートが 1200 程度の低い値で推移するという特徴がある。そのため、提案手法によるシミュレーションでは該当の区間において $P(g)$ が低く予測されている。しかし、実際は該当の区間の QoE スコアが 80 から 90 程度で推移しているため、推定誤差が生じている。このように、実際には中程度のビットレートであっても QoE が高くなるというバイアスが $P(g)$ からのずれとして現れている。

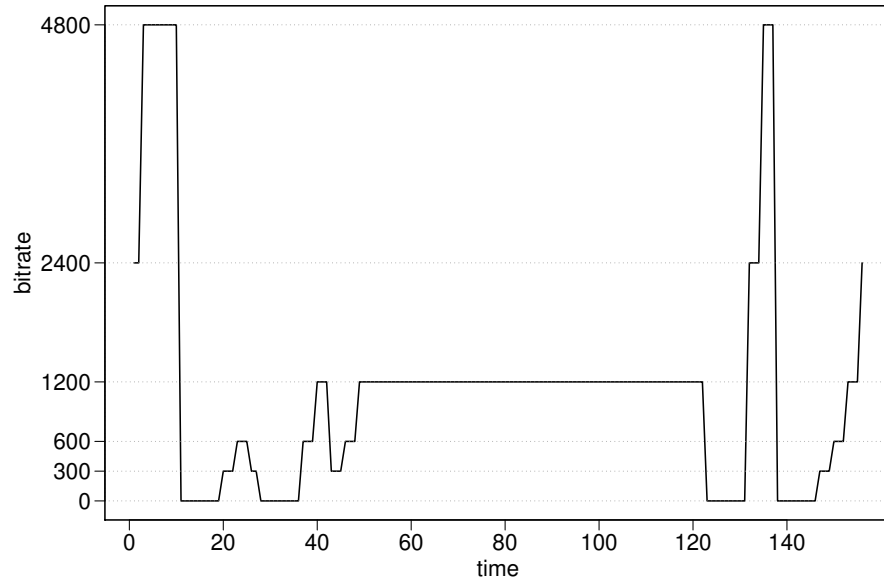


図 6: TV03(FHD, 30fps), $f = 2, d = 9$ のビットレート推移

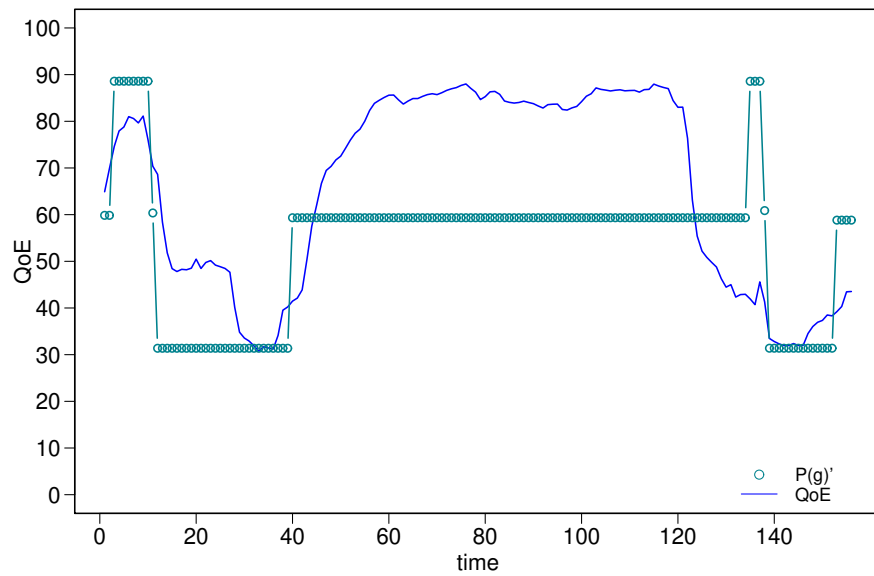


図 7: TV03(FHD, 30fps), $f = 2, d = 9$ の予測 QoE と実際の QoE

4.2.2 瞬間的なビットレート低下を含む場合

ビットレートが急速な低下と上昇を繰り返す動画では、予測される $P(g)$ からのずれがみられた。このような傾向は、Test Videos のうち 5 本の動画においてみられた。その一例を図 8 に示す。この動画を用いたシミュレーションでは、図 9 に示した $P(g)$ と実際の QoE スコアの間に $PCC = 0.51$ の低い相関を得た。

この動画では、1 秒間のビットレート低下が繰り返し発生するという特徴がある。しかし、図 9 に示すように、ビットレートが大きく変動するのに対して実際の QoE スコアはわずかな変動にとどまっている。提案手法によるシミュレーションでは、ビットレート変動に追従して QoE が大きく変動すると予測されるため、実際の QoE との間に誤差が生じている。このように、短時間のビットレート低下が起こっても QoE はあまり低下しないというバイアスが $P(g)$ からのずれとして現れている。

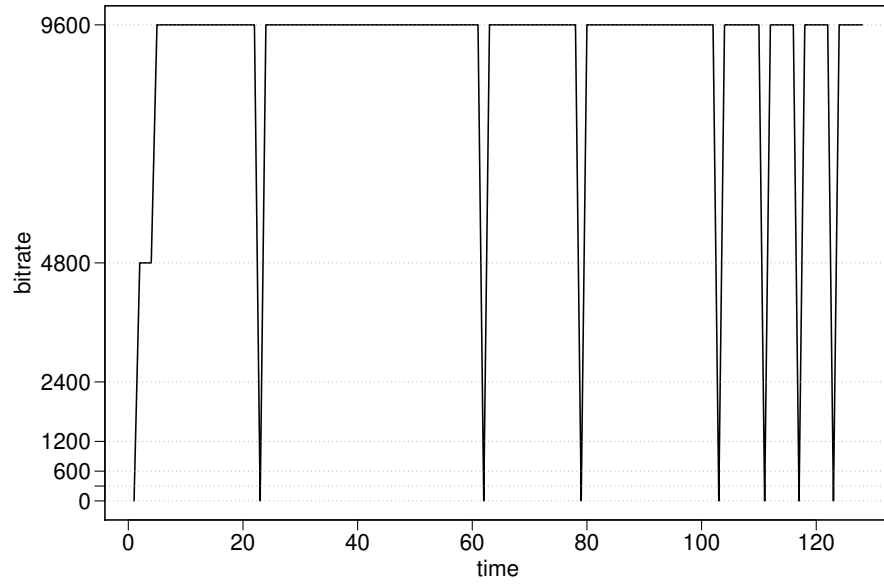


図 8: TV14(UHD, 30fps) $f = 4, t = 1$ のビットレート推移

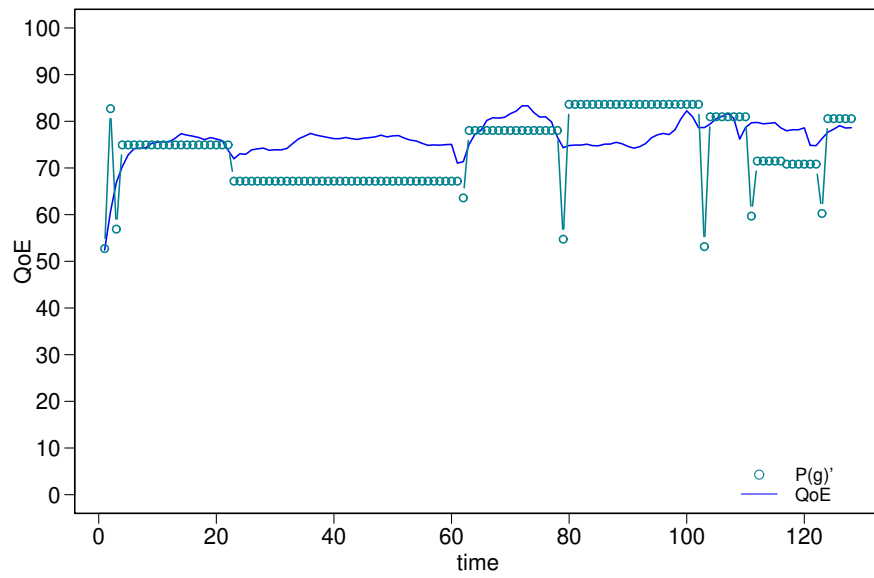


図 9: TV14(UHD, 30fps) $f = 4, t = 1$ の予測 QoE と実際の QoE

4.2.3 コンテンツの内容に起因した QoE の変化を含む場合

Test Videos のうち 1 本の動画では、動画像コンテンツの内容そのものに起因した QoE の変化が生じており、予測される $P(g)$ からのずれが見られた。該当の動画について、ビットレートの推移を図 10 に示す。

図 10 の通り、この動画では 20 秒付近でごく短い時間のビットレート低下が発生している。しかし、図 11 に示す通り、実際の QoE スコアはビットレート低下の前後でほとんど変動していない。これは 4.2.2 節で見られたビットレートの瞬間的な低下に対する QoE の変化と同様である。

一方で、ビットレートの低下が発生していない 65 秒付近で大幅な QoE の上昇がみられる。この動画では、開始時から 65 秒付近まで同じ場所から撮影された映像が続き、65 秒付近で異なる場所から撮影された映像に切り替わる。そのため、65 秒付近での QoE 変動は場面転換によるものと考えられる。提案手法ではコンテンツの内容の違いによる影響を考慮していないため、このような場合には予測される QoE が実際の QoE からずれる。

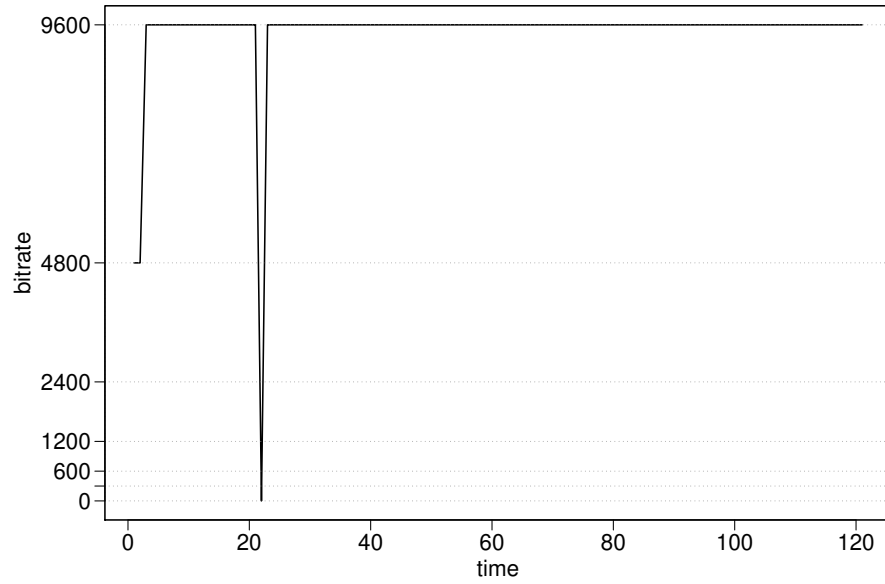


図 10: TV10(UHD, 30fps) $f = 0.5, t = 1$ のビットレート推移

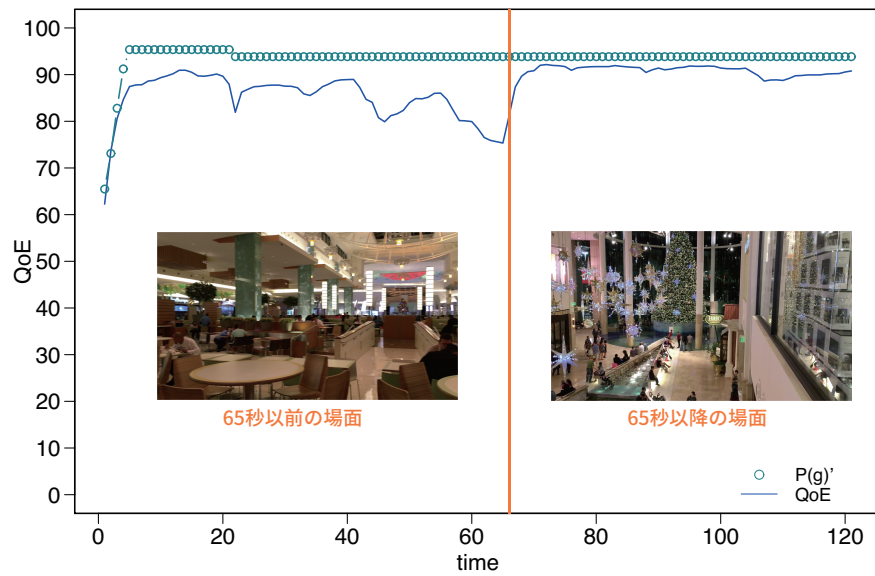


図 11: TV10(UHD, 30fps) $f = 0.5, t = 1$ の予測 QoE と実際の QoE

5 QoE 制御への応用に向けた考察

前章で述べた通り、提案手法によるシミュレーションを行った結果、認知バイアスによって生じたと考えられる $P(g)$ の予測値と実際の QoE データのずれが確認された。本章では、これらの動画データにおいて、アンカリング効果以外のバイアスが発生している可能性やそれに基づく QoE 制御について述べる。

まず、図 7 に挙げた中間的なビットレートが続くデータについては、40 秒から 120 秒付近の区間において $P(g)$ が実際の QoE より低く予測されている。このデータの場合、40 秒から 120 秒付近の区間において、ビットレートが 1200 という比較的低い値であるにもかかわらず、実際の QoE スコアが 80 から 90 という高い値を保っているという特徴がある。そのため、予測された $P(g)$ と実際の QoE に誤差が生じている。

これは、ビットレートの値と QoE の値は必ずしも線形関係にならないことが原因であると考えられる。そのため、LFOVIA Video QoE Database [19] におけるビットレートと QoE の関係を二次関数に近似し、それに従って式 9 に示した $\mu(r)$ の算出方法を以下のように変更した。

$$\begin{aligned}\mu(r) &= c_2 r^2 + c_1 r + c_0 \\ c_2 &= -1.099789 \cdot 10^{-6} \\ c_1 &= 1.256604 \cdot 10^{-2} \\ c_0 &= 45.77288\end{aligned}$$

その結果、ビットレートに対して QoE は図 12 のように与えられるよう変更された。

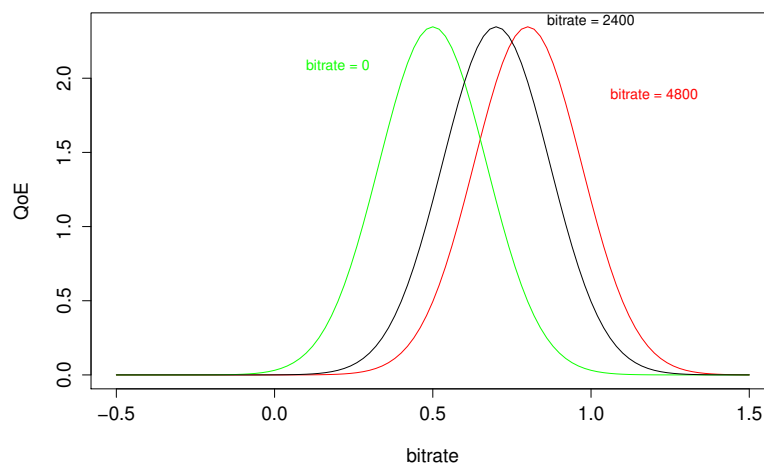


図 12: 調整後のビットレートと QoE

調整後のシミュレーション結果を図 13 に示す。正規分布を調整した結果、 $P(g)$ と実際の QoE の相関係数は $PCC = 0.67$ 程度にまで改善した。

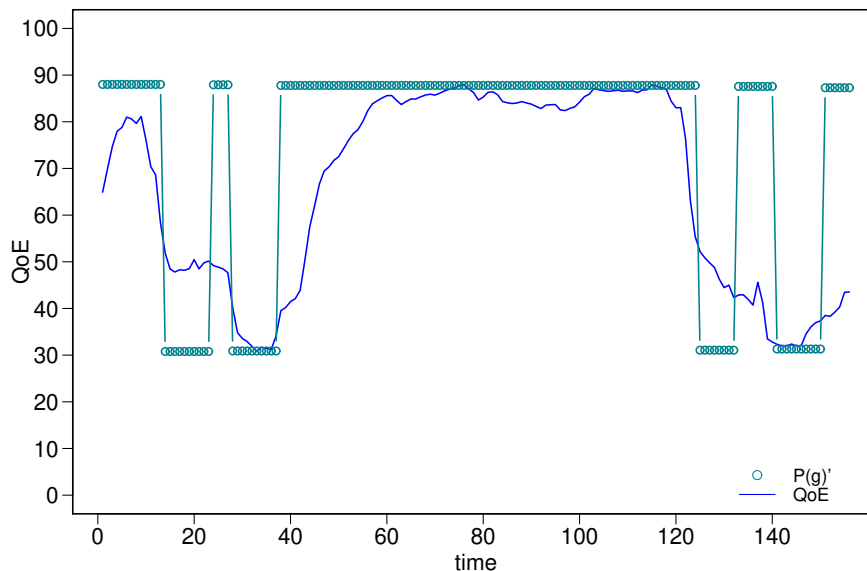


図 13: TV03(FHD, 30fps) $f = 2, t = 9$ の予測 QoE と実際の QoE(正規分布の平均値の調整後)

このことから、人間が QoE を認知するにあたって、ビットレートの値が低くても、長時間同じビットレートが保たれている状況では QoE が高く認知されるというバイアスがある可能性が示唆される。よって、ネットワークの輻輳などにより安定的に高いビットレートで動画を配信するのが難しい場合は、多少低い値であっても安定的に提供できる値に調整すること QoE が向上できる可能性がある。

次に、瞬間的なビットレート変動のあるデータについて述べる。

図 9 の場合、動画内でビットレートが急速に低下するタイミングでは、一時的に少し QoE が下がることはあるものの、大幅な QoE の低下はみられない。従って、ビットレートが急速に変動してまた元に戻る場合、QoE は瞬間的なビットレートの変動よりも変動前の高いビットレートの影響を受けているため、結果的に QoE はほとんど変動しないというバイアスが存在していることが考えられる。

このような場合は、急速なビットレート変動に対して QoE が過剰に影響を受けないう、直前のビットレートだけでなく数秒前のビットレートを含めた移動平均から QoE を予測するという方法が考えられる。そのため、図 9 のデータについて、ビットレートの移動平均を用いてシミュレーションを行った。ビットレートの移動平均は次式のように表される。

$$\overline{r(t)} = (1 - \alpha)\overline{r(t-1)} + \alpha r(t) \quad (10)$$

ただし、本シミュレーションでは $\alpha = 0.6$ とした。その結果、QoE の予測精度は $PCC = 0.70$ 程度にまで改善した。ビットレートの移動平均を用いたシミュレーション結果を図 14 に示す。

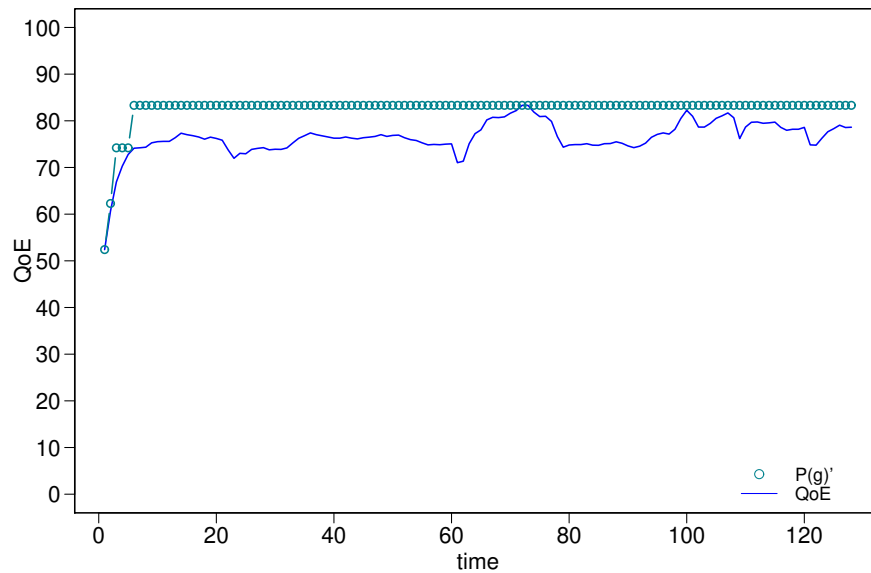


図 14: TV14(UHD, 30fps) $f = 4, t = 1$ の予測 QoE と実際の QoE(ビットレートの移動平均を用いた結果)

以上のことから、瞬間的なネットワークの輻輳などにより一時的に高いビットレートを保つのが困難である場合にも、すぐに輻輳が解消されるのであれば、段階的にビットレートを上昇させるのではなく、すぐに元のビットレートへ回復させることで QoE の向上が可能であると考えられる。

6 おわりに

動画コンテンツの配信を行うサービスを提供するにあたり、サービス提供者にとってユーザの体感品質 (QoE) の向上は大きな課題である。QoE の制御を行うためには、逐次変化するユーザの認知状態を反映するモデルが必要となるため、本報告では、認知状態の時間発展を反映した認知バイアスの例としてアンカリング効果を取り入れた QoE モデルを提案した。そして、提案したモデルに基づいて実際の動画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 を予測した。動画コンテンツのデータセットとしては、LFOVIA Video QoE Database [19] を用いた。LFOVIA Video QoE Database には複数の動画データとそれに対応する QoE スコアが時系列に記録されている。そのため、本報告ではシミュレーションによって予測した QoE と LFOVIA Video QoE Database に含まれる実際の QoE スコアを比較し、提案手法によるスコアの再現性を評価した。その結果、多数の動画データにおいて高い精度で QoE を予測することができた。一方で、一部の動画データでは、アンカリング効果以外のバイアスとみられる QoE の動きが見られた。これらの動画を詳細に調べた結果、ビットレートの値が低くても、長時間同じビットレートが保たれている状態では、QoE が高く認知されていた。そのため、ビットレートを高く保つことが難しい場合に、低い値で安定的に提供することで QoE を向上できる可能性がある。また、瞬間的なビットレートの低下に対して、QoE が大幅に低下することがないため、ビットレートの低下を瞬時に回復する QoE 制御が必要となると考えられる。今後の課題として、アンカリング効果以外のバイアスについても直接モデルに組み入れた QoE モデルを構築することで、さらに QoE の予測精度を向上させることが考えられる。

謝辞

本報告を終えるにあたり、日頃より懇切にご指導くださいました大阪大学大学院情報科学研究科の村田正幸教授に深謝いたします。ならびに、本報告の作成に際して、終始多大なるご指導をいただきました大阪大学大学院情報科学研究科の大歳達也特任助教に心よりお礼申し上げます。また、平素よりご指導くださいました大阪大学大学院情報科学研究科の荒川伸一准教授、大阪大学先導的学際研究機構の大下裕一准教授と大阪大学大学院経済学研究科の小南大智助教に深く感謝いたします。最後に、日頃より様々な面で支えてくださいました村田研究室の皆様に感謝の意を表して謝辞とさせていただきます。

参考文献

- [1] Cisco Systems G.K, “Cisco visual networking index: Forecast and trends, 20172022 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,” in *2012 IEEE Global Communications Conference (GLOBECOM)*, pp. 1963–1968, December 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,” in *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,” in *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, September 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, pp. 201–206, March 2018.
- [7] A. Tversky and D. Kahneman, “Judgment under uncertainty: Heuristics and biases,” *Science*, vol. 185, pp. 1124–1131, September 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] 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, pp. 322–349, February 2018.
- [10] 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, August 2019.
- [11] C. G. Bampis, Z. Li, and A. C. Bovik, “Continuous prediction of streaming video QoE using dynamic networks,” *IEEE Signal Processing Letters*, vol. 24, pp. 1083–1087, July 2017.
- [12] D. Ghadiyaram, J. Pan, and A. C. Bovik, “Learning a continuous-time streaming video QoE model,” *IEEE Transactions on Image Processing*, vol. 27, pp. 2257–2271, May 2018.
- [13] N. Eswara, S. Ashique, A. Panchbhai, S. Chakraborty, H. P. Sethuram, K. Kuchi, A. Kumar, and S. S. Channappayya, “Streaming video QoE modeling and prediction: A long short-term memory approach,” *IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology*, January 2019.
- [14] D. Aerts, B. D’Hooghe, and S. Sozzo, “A quantum cognition analysis of the ellberg paradox,” *Lecture Notes in Computer Science*, pp. 95–104, April 2011.
- [15] D. Aerts, S. Sozzo, and J. Tapia, “A quantum model for the ellberg and machina paradoxes,” in *Quantum Interaction*, pp. 48–59, August 2012.
- [16] D. Aerts and S. Sozzo, “A contextual risk model for the ellberg paradox,” *Journal of Engineering Science and Technology Review*, vol. 4, pp. 246–250, May 2011.
- [17] D. Ellsberg, “Risk, ambiguity, and the savage axioms,” *The Quarterly Journal of Economics*, vol. 75, pp. 643–669, November 1961.
- [18] R. Franco, “Belief revision in quantum decision theory: gambler’s and hot hand fallacies,” Tech. Rep. arXiv:0801.4472, January 2008.
- [19] 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, pp. 3236–3250, November 2018.