

## 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

大阪大学大学院情報科学研究科  
情報ネットワーク学専攻 村田研究室  
西澤夏実

### ストリーミング配信の普及と QoE

- 動画ストリーミング配信サービスの普及
  - ・ トラフィックに占める動画コンテンツの割合が増加
  - ・ 例: YouTube / Netflix
- 各ユーザに合わせたサービス品質最適化への取り組み
  - ・ 同じネットワーク品質でもサービスに対する満足度は様々
  - ・ ユーザの感情やコンテンツ内容に依存
- 体感品質(QoE: Quality of Experience)の活用
  - ・ QoE: ユーザの主観的なサービス品質に対する評価
    - サービス体験にかかわるすべての要素によって変動
    - 定量化してネットワーク制御へ応用
  - ・ モデルによる QoE の推定が必要

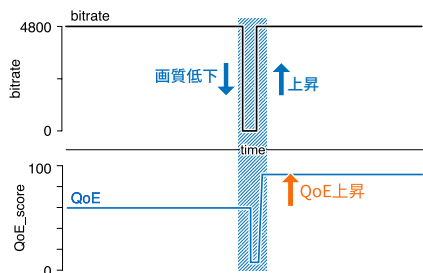
### 高精度な QoE 推定に向けて

- 認知バイアスを組み入れた QoE モデルが必要
  - ・ 認知バイアス: 人が物事を認知する上で生じるバイアス
  - ・ 動画視聴時に生じる認知バイアスの例
    - 同じ画質でも、ユーザ自身が配信画質を選択したかによって QoE が異なる[1]
    - 認知的不協和: 認知した内容に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
- 従来の QoE モデル
  - ・ ネットワーク品質 (QoS) に回帰
  - ・ ユーザの認知バイアスを考慮していない

[1] A. Sacki, 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.

### 動画視聴時に現れる認知バイアス

- 画質変化の前後に現れる認知バイアス
  - ・ 短時間の画質低下後、再び元の画質に回復する場合 QoE は画質が低下する前よりも高くなる



### 研究の目的とアプローチ

#### 目的

動画視聴ユーザの QoE モデルにて  
画質変化の前後における認知バイアスを表現

#### アプローチ

- 量子意思決定により認知バイアスを含む QoE モデルを構築
  - ・ 量子意思決定による画質選択モデル<sup>[2]</sup>を拡張
  - 時間発展に関する知見を導入
  - 画質変化の前後における認知バイアスをモデル化
- シミュレーションによる提案モデルの評価
  - ・ 動画, ビットレート, QoE スコアを含むデータセットを使用
  - ・ データセットの QoE スコアと比較

[2] 大澤隆也, 村田正幸, "量子意思決定によるユーザへの動画スト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.

### 量子意思決定

- 人間の心理状態を量子状態と対応させてモデル化
  - ・ 従来の意思決定理論
    - 意思決定における不合理や曖昧さ, 誤りを説明できない
    - 例: 合理的選択理論, 期待効用仮説
  - ・ 量子意思決定
    - 量子理論の数学的構造によって矛盾や不合理を表現可能
- 認知状態に応じた確率的な意思決定
  - ・ 意思が未決定の認知状態から特定の選択肢を選択する認知状態へ確率的に推移
  - ・ 文脈に依存した意思決定の不確実性を表現
    - さまざまな認知バイアスを包括的にモデル化可能
    - 例: 順序効果<sup>[3]</sup> / ギャンブラーの誤謬<sup>[4]</sup>

[3] Trueblood, J.S. and Busemeyer, J.R. (2011). A Quantum Probability Account of Order Effects in Inference. Cognitive Science, 35: 1518-1552.

[4] Franco, R. (2006). Belief revision in quantum decision theory: Gambler's and not hand fallacies. arXiv preprint arXiv:0802.4472.

### 量子状態

- 量子状態の表し方
  - ヒルベルト空間上の元  $|\psi\rangle \in \mathcal{H}$
- 状態の重ね合わせと解消
  - 重ね合わせ状態
    - $|\psi\rangle: |\psi_1\rangle$  と  $|\psi_2\rangle$  の線形結合
    - $|\psi\rangle = p_1|\psi_1\rangle + p_2|\psi_2\rangle$   $p_1, p_2$ : 確率振幅
  - 重ね合わせの解消
    - 観測により  $|\psi_1\rangle$  と  $|\psi_2\rangle$  のどちらかに確定
    - 観測: 人の目による物理量の観測

### 認知状態のモデル化

- 選択肢  $\{A, B\}$  のいずれかを選択する意思決定を仮定
- 量子状態と認知状態
  - どちらが選択されるか未決定の認知状態: 重ね合わせ状態
    - 選択肢  $A$  を  $|p_1|^2$  の確率, 選択肢  $B$  を  $|p_2|^2$  の確率で選択
    - $|\psi\rangle = p_1|A\rangle + p_2|B\rangle$
  - 質問 (選択を決定するきっかけとなる動作): 観測
  - 特定の選択肢を選択: 重ね合わせ状態の解消

### 動画視聴ユーザの QoE モデル

- 動画視聴ユーザの QoE モデルへの応用
  - ユーザの QoE が良い状態  $|g\rangle$  と悪い状態  $|b\rangle$  を定義
  - 動画視聴ユーザの認知状態:  $|g\rangle, |b\rangle$  のいずれかを確率的に選択する状態
  - $|\psi\rangle = p_1|g\rangle + p_2|b\rangle$   $p_1, p_2$ : 確率振幅
- 認知状態のモデル
  - 選択肢  $A$  を  $|p_1|^2$  の確率, 選択肢  $B$  を  $|p_2|^2$  の確率で選択する状態
  - $|\psi\rangle = p_1|A\rangle + p_2|B\rangle$
- QoE:  $|g\rangle$  を選択する確率  $P(g)$ 
  - $P(g)$  は  $[0,1]$  の数値
  - 評価の際は QoE の実データの範囲に合うよう正規化して使用

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

$Q$ : ある動画内の実際の QoE スコア

### 時間発展を伴う認知状態変化の表現

- 量子意思決定を動画視聴ユーザに応用する際の課題
  - 新たな情報を受け取ることによる状態の時間発展
    - 動画視聴中に認知状態は刻々と変化
    - 時間の経過に伴う認知状態の変化を考慮したモデルが必要
- 時間変化を含む認知バイアスを QoE モデルに導入
  - アンカリング効果
    - 意思決定を行う際、直前に与えられた情報の影響を強く受ける現象
    - 数理モデル  $S$  をもとに量子意思決定によるモデルを構築

time

[5] Lieber, F., Griffiths, T.L., M. Huys, G.J. et al. The anchoring bias reflects rational use of cognitive resources. Psychon Bull Rev 25, 322–349 (2018).

### アンカリング効果の数理モデル

- 認知状態の更新
  - 推定対象  $x$  に対する推定値  $\hat{x}$  の更新として表現
  - $x_{t+1} = x_t + \delta$  (if  $P(x_t + \delta|K) > P(x_t|K)$ )
  - $\delta$ : サンプル点のランダムな変異
  - $K$ : 推定対象  $x$  に関する全知識
- 十分な時間をかけて認知状態の更新を行った場合
  - 推定結果は全知識  $K$  の元での推定結果  $P(x|K)$  と一致
- アンカリング効果の発生
  - 全知識  $K$  を得る前に状態更新を打ち切ると、推定結果はサンプルの初期値  $x_0$  に影響される
  - 初期値  $x_0$  がアンカーとなりアンカリング効果が発生
    - アンカー: 直前に与えられる情報

### 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
  - 量子状態における時間発展: シュレディンガー方程式
  - $i\hbar \frac{d}{dt}x(t) = \hat{H}x(t)$   $\hbar$ : ハミルトニアン  
 $i$ : 虚数単位  
 $\hat{H}$ : ディラック定数
- アンカリング効果の数理モデル
  - 推定対象  $x$  に対する推定値  $\hat{x}$  の更新として表現
  - $x_{t+1} = x_t + \delta$  (if  $P(x_t + \delta|K) > P(x_t|K)$ )
- 認知状態の更新
  - $\hat{H} = \begin{pmatrix} b & -a \\ -a & b \end{pmatrix}$
- QoE は正規分布に従うと仮定
  - $P(x|r) \sim N(\mu(r), \sigma^2)$
  - 平均: ビットレートの単調増加関数  $\mu(r) = \frac{r}{R}$
  - $r$ : 時刻  $t$  におけるビットレート
  - $R$ : ある動画におけるビットレートの最大値

### 画質変化の前後におけるバイアスのモデル化

- 画質変化の前後におけるバイアス
  - いったん画質が低下し、上昇すると QoE が元の値より高くなる
  - 順序効果のモデル化により表現
    - 順序効果：情報を提示する順番を変えると、意思決定に差異が生じる
- 量子意思決定による順序効果のモデル化
  - 状態更新のハミルトニアンをその時刻におけるビットレートに依存させる
  - パラメータ  $bitrate\_par$  を導入
 
$$\hat{H} = \begin{pmatrix} b & -(a + bitrate\_par) \\ -(a + bitrate\_par) & b \end{pmatrix}$$

$$bitrate\_par(t) = \frac{bitrate(t) - N_1}{N_2}$$

$bitrate(t)$ : 時刻  $t$  におけるビットレート  
 $N_1$ : QoE が良い状態 ( $g$ ) と悪い状態 ( $b$ ) の間値となるビットレート  
 $N_2$ : 規格化定数

### シミュレーションによる提案モデルの評価

- 評価対象
  - 提案モデルによる画質変化の前後における認知バイアスの再現性
  - 提案モデルによる QoE 推定精度
    - 提案モデルによる QoE 推測値  $P(g)'$  と QoE 実データの相関
    - $P(g)'$  と QoE 実データの二乗平均誤差
- 評価方法
  - 提案モデルに基づいたシミュレーションを行い、QoE スコアを計算
    - モデルへビットレートを入力
    - 1 秒ごとの QoE スコアを時系列に計算、出力
  - テストデータ, データセットを用いてシミュレーション
    - データセット: LFOVIA Video QoE Database[6]

[6] N. Eswara et al., "A Continuous QoE Evaluation Framework for Video Streaming Over HTTP," in IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology, vol. 28, no. 11, pp. 2236-2250, Nov. 2018.

### シミュレーション環境

- テストデータを用いたシミュレーション
  - ビットレート (数値列)
    - 1 秒ごとに時系列で記録
    - 人工的なデータで短時間の画質低下と回復を再現
- データセットを用いたシミュレーション
  - 動画 (mp4 形式, 36 本)
    - 周期的なビットレートの低下や上昇を含むように加工
    - 周期は動画ごとに異なる
  - ビットレート (数値列)
    - 1 秒ごとに時系列で記録
  - QoE スコア (数値列)
    - 被験者 21 人が実際に 36 本の動画を視聴して報告した QoE スコアの平均
    - 1 秒ごとに時系列で記録
    - [0,100] の値で表され、0 が最低、100 が最高の QoE

動画の例

### テストデータを用いた評価

- 画質変化の前後における認知バイアス
  - 30 秒付近で発生するようにビットレートデータを作成
- モデルによるバイアスの再現
  - ビットレート回復後に QoE 上昇
  - 提案手法の動作を確認

### データセットを用いた評価結果の概要

- 画質変化の前後における認知バイアスの表現が可能
  - 適切なパラメータ設定の場合
- 認知バイアスを導入した既存の QoE モデル[7]と比較
  - Memory Effect: 時間発展を伴う認知バイアス
  - 提案手法によって Memory Effect 導入モデルより高い相関を得た
  - 二乗平均誤差は Memory Effect モデルより大きい
    - 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

指標	量子意思決定モデル	Memory Effect モデル
相関係数	0.8241	0.7664
二乗平均誤差	6.3269	4.6538

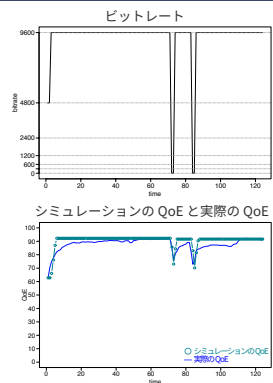
[7] Duc, Tho Nguyen et al., "Modelling of Cumulative QoE in On-Demand Video Services: Role of Memory Effect and Degree of Interest," Future Internet 11 (2019): 171.

### 評価結果1: バイアスのあるデータ

- 画質変動の前後における認知バイアス
  - 30 秒以降において、ビットレート回復後に QoE が高くなるバイアスが存在
- モデルによるバイアスの再現
  - 大きなビットレート変動では再現できている
    - 60 秒以降のビットレート変動
  - 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
    - 30 秒付近のビットレート変動
    - 変動幅が小さい場合の挙動が課題

## 評価結果2：バイアスのないデータ

- 画質変化の前後における認知バイアス
  - 含まれていない
  - 2回の画質低下ならびに回復
  - QoEは画質低下前とほとんど同じ
- シミュレーション結果
  - 提案手法による推定値  $P(g)$  は画質低下が発生する前とほとんど同じ値に回復
  - 実データの QoE に近い値を提案手法によって推定可能



## まとめと今後の課題

- まとめ
  - 画質変化の前後におけるバイアスを組み入れた QoE モデルを構築
  - 時間発展に関する知見を量子意思決定に導入
  - 画質変化の前後における認知バイアスをモデル化
  - 動画データセットを用いてシミュレーション
  - 多数の動画データにおいて高い精度で QoE を推定可能
  - 画質変化の前後におけるバイアスを表現可能
  - 小さなビットレート変動は捉えられない場合もある
- 今後の課題
  - QoE 推定精度の向上
  - 小さなビットレート変動への対応
  - 適切なパラメータ設定方法の構築
  - 提案モデルを活用した QoE 制御