飲酒状態を予測・可視化するスマートコースタの検討

戸嶋 将幹* 坂本 大介*

概要. 本稿では、飲酒行動を自動で検知し、将来の酩酊リスクを予測して可視化するスマートコースタを提案する. ロードセルを用いてグラスの重量変化を計測し、カメラ画像からグラスの種類を識別することで飲料のアルコール度数を推定し、摂取エタノール重量を算出する. 得られたデータを Norberg 改良モデルに基づいて解析し、現時点の血中アルコール濃度(blood alcohol concentration ; BAC)だけでなく、これ以上飲まない場合の予測ピーク BAC 値と到達時刻を推定する. 本システムは、予測ピーク BAC 値に応じて LED を緑・黄・赤に変化させ、ユーザに視覚的なフィードバックを提供する.

1 はじめに

飲酒は社会的に広く受容される一方、過剰摂取は健康被害や事故リスクを高めるなど社会的・個人的に深刻な影響を及ぼす [1]. 人は酩酊の進行に伴い自己評価が不正確になり、とくに血中アルコール濃度 (BAC) が 0.15%を超えると酩酊度を過小評価しやすいことが報告されている [2]. このため、主観に頼らず、客観的かつ連続的に酔いの進行を把握できる支援技術が求められる.

近年、HCI 分野では飲酒行動のセンシングや行動変容支援を目的とした研究が進んでいる [3][4].これらの手法は、スマートフォン操作時のタッチパターンや加速度変化などから血中アルコール濃度(BAC)を算出し、酩酊の程度をリアルタイムに評価するものである.しかし、操作を伴わない場合(映画鑑賞時など)ではデータが得られず、また推定は「現在の状態」に留まるため、将来的な酩酊リスクを予測することはできない.一方、Jungらは [5] はロボットによる飲酒ペース介入を報告するが、実際の摂取量やBACの定量検知に基づく動的制御は備えていない.

このように既存研究は、酩酊の「現在推定」や「行動介入」のいずれかにとどまり、実飲データに基づいて将来の酩酊リスクを予測し、リアルタイムに提示する試みは少ない.一方、Zekanら[6]は吸収・分布・代謝を3コンパートメントで記述するNorberg改良モデルを示し、時間経過に伴うBAC変化を高い整合性で再現できることから、未来BAC予測への適用可能性を持つ.

そこで本研究では、ロードセルおよびカメラにより飲酒行動を自動的に検知し、摂取エタノール重量を推定して Norberg 改良モデルに入力することで、現時点の BAC だけでなく将来のピーク BAC と到

Copyright is held by the author(s). This paper is non-refereed and non-archival. Hence it may later appear in any journals, conferences, symposia, etc.

達時刻を予測するスマートコースタを提案する. 予測結果は LED (緑・黄・赤)で提示し,ユーザは操作不要で酩酊リスクを直感的に把握できる. また,将来的にはスマートフォンアプリとの連携により,予測結果の詳細可視化や飲酒履歴の提示を行う拡張も想定している. 本研究の特徴は,(1)実飲行動に対する受動センシング設計,(2)予測 BAC に基づくLED フィードバックによる即時的行動介入にある.

2 実装

本システムは、飲酒行動をリアルタイムに計測し、将来の血中アルコール濃度(BAC)を予測・可視化するスマートコースタである。図 1 に外観を示す。コースタ内蔵のロードセルでグラス重量を取得し、USB カメラ画像からグラスの種類を識別する。飲酒シーンではグラス形状と飲料のアルコール度数に相関があると仮定し(例:タンブラー5%、ロックグラス40%),重量変化と推定度数から**摂取エタノール量**を算出する。この値を Norberg 改良モデルに入力して BAC 変化を数値解析し、現時点および**予測ピーク BAC** 値と到達時刻を推定する。結果は LED の色(緑/黄/赤)で提示され、ユーザは自然な形で飲酒状態を確認できる。



図 1. スマートコースタの外観

^{*} 北海道大学

2.1 ハードウェア構成

マイコンには Elegoo UNO R3 (Arduino UNO 互換) を用い、ロードセル (2 kg 級、HX711 接続) で重量を計測した。フィードバックには WS2812B アドレッサブル LED テープを用い、カメラは HD 1080pの USB ウェブカメラを使用した。 筐体は 3D プリンタで PETG 材により作製した。

2.2 ソフトウェア構成

PC 側は Python 実装 (OpenCV, TensorFlow Lite, PyGame, pySerial) である. Arduino 側は HX711 読取りと NeoPixel 制御を行う. 処理パイプラインを以下に示す.

- 1. 画像認識:Google Teachable Machine で学習した3クラス(beer/whisky/none)モデルをTFLiteで推論する. 持ち上げ(lift)中のフレームについて, noneを投票対象から除外した多数決でラベルを決定し, グラスを台上に戻した瞬間(台上復帰時)に確定する.
- 2. 重量推定: HX711 から取得した重量を移動安定化し, 閾値で「持ち上げ/台上」を判定. 台上復帰時に基準重量との差分から**摂取量**(g)を算出.
- 3. エタノール換算:確定ラベルに対応する ABV (アルコール度数; beer=5%, whisky=40%) を用い、台上復帰時の重量差 Δw から摂取エタノール量を EtOH [g] $= \Delta w$ [g] \times (ABV /100) \times 0.8 と計
 - EtOH [g] = Δw [g] × (ABV/100) × 0.8 と計算する. ここで Δw は飲料の減少量 (g), 0.8 はエタノールの密度 (約 0.8 g/mL) である.
- 4. BAC 推定とピーク予測: 過去の摂取イベント列 (時刻・EtOH[g]) を入力として Norberg 改良モデルを数値積分し、現在 BAC と「これ以上飲まない」条件での**将来ピーク BAC** と到達時刻を予測.
- 5. フィードバック: 予測ピーク BAC が < 0.05% のとき緑, $0.05\% \le \mathrm{BAC}_{\mathrm{peak}} < 0.10\%$ のとき黄, $\ge 0.10\%$ のとき赤となるように LED 色を決定する.切替には $\pm 0.003\%$ のヒステリシスを設ける.

2.3 Norberg 改良モデル

Zekan らの Norberg 三コンパートメント改良モデル [6] を実装した. 胃腸(消化管),血液コンパートメント,末梢(肝臓連結)を時定数と分配容積で表し,肝での代謝は Michaelis—Menten 式とした. 本実装では体重 $62 \, \mathrm{kg}$ を既定値とし,主な既定パラメータは k_a =0.081/min, f_2 =0.51, v_{max} =0.087 g/min, K_M =0.02(いずれも文献の若年成人平均に準拠)である. 摂取スケジュール(時刻 t_i ,エタノール量

 D_i)を与えると,t に対する血中濃度 $C_b(t)$ を数値的に解き,現時点の C_b (% 換算で BAC)と,今後 6 h 以内の**最大値(ピーク BAC)**を求める.

2.4 閾値とキャリブレーション

重量が ONTABLE_MIN= $40\,\mathrm{g}$ 以上を「台上」,LIFTED_MAX= $20\,\mathrm{g}$ 未満を「持ち上げ」とし,台上復帰時の重量差から消費($\geq 2\,\mathrm{g}$)と注ぎ足し($\geq 80\,\mathrm{g}$)を判定する.画像ラベルは持ち上げ中フレームのうち信頼度 ≥ 0.80 のものを多数決し,none は除外する(不足時は直近の有効予測を使用).LED は予測ピーク BAC に対して 0.003% のヒステリシスを設け,<0.05% を緑,0.05-0.10% を黄, $\geq 0.10\%$ を赤で表示する.初回起動時は空荷状態でオフセットを 30 回平均して推定し,必要に応じて t コマンドでテアを行う.LED は起動直後に緑を点灯し,1s の切替クールダウンを設けた.カメラは中心正方切り出し後にリサイズし,約 $30\,\mathrm{fps}$ で推論を実施する.重量は $2\,\mathrm{Hz}$ で更新し,微振動対策として $5\,\mathrm{th}$ カ・ $\pm 10\,\mathrm{g}$ の安定化バッファを用いる.

2.5 動作のまとめと精度

本システムは、ロードセルで「持ち上げ/台上」を判定し、台上復帰時の重量減少から一口量を算出する.カメラ画像を学習モデルで解析し、グラス種(ビール/ウイスキー/なし)を推定して想定アルコール度数を割り当てる.得られた摂取時刻とエタノール量の時系列データをNorberg 改良モデルに入力し、現時点のBACと以後の摂取がない場合の予測ピークBACおよび到達時刻をリアルタイムに推定する.LEDは予測ピークBACに応じて<0.05%を緑、0.05-0.10%を黄、>0.10%を赤に点灯する.

精度について JIS 規格の電子秤で計測したものを真の値として、本デバイスで 10 回計測したところ平均誤差は 0g であった (小数第 1 位以下は四捨五入した.). また、画像認識の認識精度は各状態 (beer, whysky, none) はそれぞれ 10 回判定させたところ誤判定は 0 回であった. なお、低照度環境や異なる画角を考慮した場合、精度が低下する場合が考えられるので今後の研究において検討する. また、Norberg 改良モデルは実測 BAC 環境が得られず、精度検証は未実施とした.

3 まとめ

本研究では、ロードセルとカメラを用いて飲酒行動を自動検知し、Norberg 改良モデルにより将来のBACを予測するスマートコースタを提案した. LEDの色変化(緑・黄・赤)により予測ピークBACを提示し、酩酊リスクを可視化できる. 今後はスマートフォン連携や個人差補正を通じて、行動変容を促すインタラクション設計を検討する.

参考文献

- [1] Jürgen Rehm. The risks associated with alcohol use and alcoholism. *Alcohol Research & Health*, 34(2):135, 2011.
- [2] Lauren A. Monds, Benjamin C. Riordan, Jayde A. M. Flett, Tamlin S. Conner, Paul Haber, and Damian Scarf. How intoxicated are you? investigating self and observer intoxication ratings in relation to blood alcohol concentration. *Drug and Alcohol Review*, 40(7):1173–1177, January 2021.
- [3] Alex Mariakakis, Sayna Parsi, Shwetak N. Patel, and Jacob O. Wobbrock. Drunk user interfaces: Determining blood alcohol level through every-day smartphone tasks. In *Proceedings of the 2018 CHI Conference on Human Factors in Computing Systems*, CHI '18, page 1–13. ACM, April 2018.
- [4] Hansoo Lee, Auk Kim, SangWon Bae, and Uichin Lee. S-adl: Exploring smartphone-based activities of daily living to detect blood alcohol concentration in a controlled environment. In *Proceedings of the CHI Conference on Human Factors in Computing Systems*, CHI '24, page 1–25. ACM, May 2024.
- [5] Yugyeong Jung, Gyuwon Jung, Sooyeon Jeong, Chaewon Kim, Woontack Woo, Hwajung Hong, and Uichin Lee. "enjoy, but moderately!": Designing a social companion robot for social engagement and behavior moderation in solitary drinking context. Proceedings of the ACM on Human-Computer Interaction, 7(CSCW2):1–24, September 2023.
- [6] Paulo Zekan, Neven Ljubičić, Vladimir Blagaić, Ivan Dolanc, Antonija Jonjić, Miran Čoklo, and Alenka Boban Blagaić. Pharmacokinetic analysis of ethanol in a human study: New modification of mathematic model. *Toxics*, 11(9):793, September 2023.