音響的類似度を用いた照明演出映像の生成手法

Synthesizing Directed Lighting Videos Using Acoustic Similarity

坂尾 南 帆[†], 正会員 土 橋 宜 典[†]Naho Sakao[†] and Yoshinori Dobashi[†]

あらまし コンサートや音楽ライブの演出において照明は欠かせない要素である。また、インターネット配信を利用した仮想的な興行も普及しており、個人レベルで照明の演出を必要とする機会が増加している。しかし、効果的な照明演出を設計するには専門的な知識や経験が必要で、初心者が初めから演出を作り上げるのは困難である。本研究ではこの問題に着目し、効果的な照明演出の設計を支援するための照明演出動画を生成する手法を提案する。提案法では、照明演出を撮影した短いビデオクリップからなるデータベースを用意しておく。そして、データベースから最適なビデオクリップを複数選択して結合することで、入力として与えられる音楽波形に調和した照明演出動画を生成する。ビデオクリップの選択においては、入力波形とデータベースの各ビデオクリップに付随する音楽波形の音響的類似度を考慮する。

キーワード：ビデオ合成、音響的類似度、ステージ照明

1. ま え が き

音楽ライブやコンサートにおいて、照明は楽曲に応じた演出を施す要素として欠かせない。しかし、照明演出には、深い知識や経験が必要で、誰もが簡単に効果的な演出を作り出すことはできず、多くの場合、専門家が行っている。本研究では、照明演出について知識と経験を持たないユーザのために、効果的な照明演出を生成する上での補助となる演出動画を生成する手法を提案する。

照明演出は音楽の雰囲気や元を元に設計されるため、似た雰囲気を持つ音楽同士では照明においても類似性があると考えられる。提案法はこの考え方に基づいている。まず、事前に様々な楽曲に対して照明演出を施した映像をビデオデータベースとして用意する。そして、新たに照明映像を付与したい楽曲を入力し、データベースの楽曲との音響的な類似度を算出する。そして、類似した楽曲に対応する映像を合成し、照明演出動画を生成する。

ビデオデータベースを用いて、与えられた楽曲に適したビデオ映像を合成する手法はいくつか提案されている^{1)~5)}。しかし、それらの手法は照明演出を対象としたものではない。本稿では、既存手法を参考に、照明演出のための手法を提案する。技術的には、データベースからのビデオ映像の選択を、音響特徴量に基づくグラフマッチング問題として定式化し、最適解を求めている点に新規性がある。提案法の有効性を確認するため、照明演出

における重要な要素である明度の変化を用いた客観評価およびユーザスタディに基づく客観評価を行う。

2. 関 連 研 究

合志らは、音楽の感性自動推定技術を用いて自動的に照明演出を設計するシステムを開発している¹⁾。この手法では、照明色の決定や色配置のための楽曲の区切りを決定するために事前にユーザ評価実験を必要とする。的場らは、音楽の情報として楽曲の繰り返し区間、拍情報、盛り上がり度合いを使用し照明点灯パターンの作成を行っている²⁾。しかし、この方法では、照明の色は各区間に一色のみで、複数色の組み合わせからなる複雑な照明演出には対応できない。また、これらの研究は照明器具の直接操作を目指したもので、ビデオ映像の合成はできない。

Abe らは映像中で視覚的にリズムのあるセグメントを抽出し、楽曲に合わせたダンスパフォーマンス動画を生成する手法を提案している³⁾。Ohya らは既存のダンス動画から音響特徴と動画特徴を抽出し、音楽に適したビデオ映像を生成する手法を提案している⁴⁾。Shin らは感情情報を用いて音楽特徴からミュージックビデオを自動生成する手法を提案している⁵⁾。しかし、これらの研究は照明演出動画を対象としたものではない。

映像と音楽の調和度に関して、西山らは音響特徴量から映像に対する意味的調和と時間的調和を計算する手法を提案している⁶⁾。また、意味的調和に使用されている音響特徴量に関連して、山崎らは音響信号を元にアニメ

2021年3月20日受付, 2021年9月21日再受付, 2021年11月24日採録

[†] 北海道大学 大学院情報科学院

(〒060-0814 札幌市北区北14条西9丁目)

図 1: 提案法の概要

ソングに対する公開年代の自動生成推定を行っている⁷⁾。このとき、音響特徴量は、山田らによる特徴量と音楽的意味についての報告⁸⁾に基づいている。本研究でもこれらの研究で使用されている音響特徴量を用いる。

3. 提案法の概要

提案法の概要を図 1 に示す。提案法では、楽曲を照明演出が変化する区間に分割する。以後、この分割した楽曲の単位を「セグメント」と呼ぶ。分割された楽曲のセグメントに対応する映像を「ビデオクリップ」と呼ぶ。また、ユーザにより与えられる照明演出動画を作成したい楽曲をターゲット楽曲と呼ぶ。

まず、ビデオデータベースとターゲット楽曲を手動でセグメントに分割し、セグメント毎に後述する 11 個の音響特徴量を算出する。次に、データベースの楽曲とターゲット楽曲を合わせた全てのセグメントに対して主成分分析 (PCA) を適用し、11 次元の特徴量ベクトルを 3 次元に圧縮する。これにより、各セグメントは 3 次元の特徴空間内にマッピングされる。この特徴空間におけるセグメント間のユークリッド距離をセグメント間の類似度として用いる。ターゲット楽曲のセグメントとビデオデータベースのセグメントとの間での割り当て問題を解く。この問題は、重み付き最大二部マッチング問題として定式化でき、最小費用流問題に帰結して最適解を求めることができる。ターゲット楽曲に対するビデオクリップの割り当てが決定した後、選択されたビデオクリップをセグメント長に合わせて連結することで、照明演出映像を生成する。

割り当て問題は以下のように定式化できる。ユーザの入力したターゲット楽曲の i 番目のセグメントから計算した特徴ベクトルを $s_i^u (i = 1, \dots, n)$ とする。 n はセグメント数を現す。また、データベース内のビデオクリップ j に対

表 1: データベース動画で使用されている楽曲

楽曲	アーティスト
Eat The Rich	Aerosmith
Something Just Like This	The Chainsmokers & Coldplay
Heavy Is the Head	Zac Brown Band
Move	Saint Motel
Life In Color	OneRepublic
It Ain't Me	Kygo, Selena Gomez
m.A.A.d city	Kendrick Lamar
All Time Low	Jon Bellion
Can't Stop	Red Hot Chili Peppers
GDFR	Flo Rida
Good Times Roll	GRiZ & Big Gigantic
Another way to die	Alicia Keys & Jack White
Skyfall	Adele
King Is Born	Aloe Blacc
HUMBLE.	Kendrick Lamar
HUMBLE	Skrillex, Kendrick Lamar
Going Down/ Love In An Elevator	Aerosmith
For You	Liam Payne—Rita Ora
Hot Damn!	The Shadowboxers
'Til It's Over	Anderson .Paak
Sax	Fleur East

応する音楽波形から求めた特徴ベクトルを $s_j^d (j = 1, \dots, m)$ で表す。 m はデータベース内のビデオクリップの数とする。提案法では、以下に示す最小化問題を解くことで、ターゲット楽曲の各セグメント i に割り付けるデータベース内のビデオクリップ番号 $\sigma(i)$ を算出する。

$$\min_{\sigma(1), \dots, \sigma(n)} \sum_{i=1}^n r(s_i^u, s_{\sigma(i)}^d) \quad (1)$$

ただし、 $\sigma(i)$ は全て異なる値、すなわち、割り当てには重複はないものとする。また、 r は二つの楽曲セグメント間の特徴空間における距離を表す。

なお、多くの楽曲では、同じ旋律を有するセグメントが繰り返し現れる。このとき、それらのセグメントには同一の照明演出が施される場合が多い。そこで、本研究では、そのようなセグメントは、ユーザによりあらかじめグループ化し、そのうちの一つのセグメントのみを計算に使用する。これにより、繰り返し現れるセグメントには同一の照明演出動画が割り当てられる。

4. 音響特徴量と距離計算

本節では、データベースとターゲット楽曲の準備およびデータベースとターゲット楽曲の距離算出手法を説明する。

4.1 データベースとターゲット楽曲の準備

データベースとして、照明演出に関する世界的な展示会 Prolight + Sound 2017 と 2018 に出展された GLP 社 (German Light Products) による演出映像⁹⁾¹⁰⁾を使用する。表 1 の楽曲に対して照明演出が施されている。図 2 に演出映像の例を示す。

ビデオデータベースの作成は以下のように行う。データベースに使用する動画を「A メロ」や「サビ」などの

図 2: ビデオデータベースの一部. GLP(German Light Products) 社提供.

楽曲の構造的な区切りおよび照明演出の変化によって分割し、ビデオクリップと楽曲セグメントを組にして保存する. 本実験では 21 曲分の映像を分割し、1 秒以下の短いセグメントや照明のないセグメントを除外した 72 個の要素からなるビデオデータベースを作成した. なお、ビデオクリップについては、照明に繰り返しのパターンが含まれる場合、後述のビデオ生成のために繰り返しパターンの単位で分割しておく. また、各ビデオクリップに付随する楽曲の音量はその最大値が指定した値となるよう正規化した. データベースの作成は、事前に一度だけ行っておく.

ターゲット楽曲に対しても同様にセグメントに分割する. ただし、楽曲の構造の区切りに加え、ユーザが照明演出を変化させたい位置において分割する. このとき、前述したように、楽曲内の繰り返しなど、異なるセグメントに同じ照明演出を施したい場合には重複するセグメントは除外して計算に使用する.

4.2 音響特徴量と主成分分析

本節では音響特徴量の計算と主成分分析による特徴量ベクトルの圧縮について説明する.

(1) 音響特徴量の算出

データベース楽曲、ターゲット楽曲の各セグメント毎に、音量、スペクトル重心、スペクトルフラックス、スペクトルロールオフ、バンド幅のそれぞれに対し、平均と標準偏差を求め、それらに加え、1 分間あたりの拍の数を表す BPM(Beats Per Minute) を合わせた 11 の特徴量を算出する. 全ての特徴量の算出において、楽曲のサンプリング周波数は 22050Hz、フレーム長は 2048 点、シフト長は 512 点とした. BPM については、曲中で BPM の変化がある場合には正しく算出できない場合がある. そこで、対象楽曲の楽譜が入手できる場合など、楽曲に対して正確な BPM の情報が分かる場合にはそちらの値を使用した.

(2) 主成分分析 (PCA)

データベース内の楽曲に対して PCA を行った場合、第 3 主成分までで寄与率が 80 % を超えており、また、本稿で実験したターゲット楽曲を加えて計算を行った場合も全て同様の基準に達したため、第一から第三主成分までを音響の合成特徴量として使用する.

表 2: 主成分負荷量.

データベース楽曲のみ			
音響特徴量	第 1 主成分	第 2 主成分	第 3 主成分
音量の平均	-0.2054	-0.1399	0.6434
音量の標準偏差	-0.1681	-0.1450	0.6626
スペクトル重心の平均	-0.1822	-0.4414	-0.2434
スペクトル重心の標準偏差	0.3534	-0.3068	-0.0205
バンド幅の平均	-0.2046	-0.4675	-0.1084
バンド幅の標準偏差	0.4367	-0.0349	0.0865
スペクトルロールオフの平均	-0.2149	-0.4613	-0.1716
スペクトルロールオフの標準偏差	0.4332	0.0909	0.1165
スペクトルフラックスの平均	0.3289	-0.3356	0.0552
スペクトルフラックスの標準偏差	0.3717	-0.1640	0.0138
BPM	0.2423	-0.3001	0.1476

第三主成分までの各主成分に対する主成分負荷量を表 2 に示す. 小数点第 4 位で四捨五入を行った. 表から、第 1 主成分においては特にスペクトルのバンド幅とスペクトルロールオフの標準偏差、第 2 主成分においてはスペクトル重心、バンド幅、ロールオフの平均値、第 3 主成分においては音量の平均と標準偏差が大きく影響していることが分かる. ターゲット楽曲によって主成分負荷量は一定ではないが、どの楽曲の場合でも上記と同様の傾向が見られた.

5. 映像の生成

5.1 ビデオクリップの割り当て

前節で述べた手法により、ターゲット楽曲の各セグメントとデータベース内の全てのセグメントとの特徴空間における距離を算出することができる. 本節では、それらの間の最適割り当てを決定する方法について述べる.

最も単純な方法は、楽曲のセグメント間の距離が最小であるビデオクリップを割り当てる方法であるが、異なるセグメントに同一のビデオクリップが重複して選択されてしまう可能性がある. そこで、本研究では、できるだけ楽曲間の音響的距離が小さくなるように、かつ、全てのターゲット楽曲のセグメントに対して異なるビデオクリップを割り当てる. この問題は、ターゲット楽曲のセグメントとデータベース楽曲のセグメントをノードとする完全二部グラフを考えたとき、楽曲セグメント間の距離を重みとする最小重み完全マッチング問題とみなすことができる (図 3 参照).

この問題は、図 3 に示すように、二部グラフの始点と終点に仮想ノード S と T を加えることで最小費用流問題として解くことができる¹⁵⁾. S はターゲット楽曲の各セグメントを表す全てのノードに接続し、 T はデータベースの各ビデオクリップを表す全てのノードに接続する. そして、各辺にはコストとして前節で算出した音響特徴量によるセグメント間の距離 r_{ij} を割り当て、辺の最大容量を 1 とする. ただし、仮想ノード S および T に接続する辺のコストは一定とする. このグラフについて、ノード S からノード T への最小費用流問題を解くことで、最

図 3: 最小費用流問題への帰結

適な割り当てが求まる。

5.2 ビデオクリップの連結

データベース楽曲とターゲット楽曲の BPM の比率からビデオクリップのフレームレートを変更する。また、ビデオクリップがターゲット楽曲のセグメント長より短い場合は繰り返し再生し、そうでない場合は途中でカットする。最後に各セグメント毎に生成された映像の fps を一定に統一して結合することで、ビデオ映像を生成する。

6. 実験

提案法を適用して生成した照明演出映像について、正解例がある場合での客観評価実験と指定された楽曲に対して生成したビデオに対する主観評価実験を行った。本節では、実験方法と実験結果を示し、詳しい分析と考察は次節で述べる。

6.1 客観評価実験

提案法の有効性を確認するため、楽曲に対して専門家により照明演出が施されたビデオ映像を正解例として、提案法により生成したビデオ映像と比較を行った。提案法により割り当てを行った映像に加え、ランダムに割り当てを行った映像との比較を行う。本実験では、正解例として、データベース作成に用いたうちの 10 曲を使用し、この 10 曲を除いたビデオ映像によりデータベースを作成し、提案法によりビデオ合成した結果と比較した。

照明演出の効果は、照明全体の明るさの変化や点滅、動きのパターンが明度の時間変化に現れる。そこで、演出映像の類似度の指標の一つとしてこれを用いる。各動画のフレーム毎に明度の平均値を算出し、その時間変化を比較する。評価値として、正解例との明度時間変化の零平均正規化相互相関の値を計算した。この値の範囲は-1 から 1 で、1 に近いほど似た変化を示しており、-1 に近い場合は逆の変化をする。図 4 に結果を示す。

図 5a は Kygo, Selena Gomez の楽曲「It Ain't Me」に

図 4: 正規化相互相関の比較

対する照明演出映像の明度の時間変化波形を示している。ただし、明度の最小値および最大値がそれぞれ 0 および 1 となるよう正規化を行っている。上段および下段は、それぞれ、正解例および提案法による結果である。この楽曲は 3 つのセグメントから構成されており、明度が低く大きな変化の少ない 1 つ目のセグメントから、平均明度が高く変化の大きい 2 つ目のセグメントに変わり、最後のセグメントで少し明度が下がるという点で類似している。また、図 5b は、同様に、Flo Rida の楽曲「GDFR」に対する結果を示している。この例では、提案法による正規化相関値は 0.029 と低い(図 4 参照)、約 0.6 秒 (37 フレーム) 波形を平行移動するとその値が 0.233 へと上昇する。これは、開始時点の消灯区間の位置や最後の明度が大きくなるアクセントの位置がずれていることが影響していると考えられる。提案法ではビデオの合成において、音楽におけるアクセントと映像におけるアクセントの位置の一致は考慮されていない。時間方向の波形の類似性を考慮してビデオを合成することで、より視覚的に調和した映像を作成できると考えられる。

6.2 主観評価実験

ターゲット楽曲として、以下の 5 曲を使用してユーザスタディを行った (カッコ内はアーティスト名)。

- (A) bad guy(Billie Eilish)
- (B) Dynamite(BTS)
- (C) Poker Face(Lady Gaga)
- (D) Viva La Vida(Coldplay)
- (E) Wasted Nights(ONE OK ROCK)

また、比較対象としてランダムに選択されたビデオクリップを割り当てた映像を用意する。提案法による動画生成にかかった時間は 1 曲あたり約 1 分であった。

ユーザスタディの方法について説明する。ユーザは提案法により生成した映像とランダム割り当てにより生成した映像を閲覧し、ターゲット楽曲全体および各セグメント毎に楽曲へ調和度の評価を行う。二つの映像のどちらが提案法であるのかはユーザには知らせていない。評価項目は、照明の明るさ、動き (点滅のパターンや振り上げなど)、照明の色、そして雰囲気的一致度である。楽

図 5: 提案法と元のビデオの明度の時間変化

曲に対してよく合っていると感じた場合には3点、合っている場合は2点、あまり合っていない場合は1点、全く合っていないと感じた場合には0点のスコアをそれぞれ与える。9名のユーザーに対して実験を行った。以下に実験結果を示す。

図 6a は、ターゲット楽曲全体に対する9人の評価結果の分布をバイオリン図にしたものである。各図における左側の青い分布が提案法による結果、右側のオレンジの分布がランダム割り当てによる動画の結果を示す。楽曲 E に対する (4) 雰囲気の評価では、提案法において回答者全員が3点を回答したため図のように線で表記されている。

図 6b はセグメント毎の評価結果である。楽曲ごとにセグメントに対してユーザーの付与した点数全ての分布を表している。ランダムな生成の場合に比べて、提案法ではより高い評価値（概ね2点以上）となっていることが分かる。楽曲 D では、特に色合いに関する項目での分布が低い点数にも広がっており、雰囲気の項目でも他の曲に比べると低スコアの分布が広がっている。

7. 考 察

前節で示した実験結果に対する分析と考察について述べる。

正解例を用いた客観評価実験では、正解例との明度の時間変化を比較した。提案法による映像はランダム割り当てに比べて、10個中6個ほど高い相関値を得ている(図4参照)。全楽曲についての相関値の平均値は、提案法お

図 6: ユーザ評価の分布. (A) から (E) は、実験に使用した5つの楽曲に対応する。

表 3: 主観評価実験の分析結果

項目	明るさ	照明の動き	色合い	雰囲気
p 値	0.37%	3.2%	41%	2.7%

よびランダム割り当てについて、それぞれ、0.14 および 0.0093 であった。 t 検定により相関値の平均が0であるかどうか(すなわち、無相関であるかどうか)を検定した。提案法およびランダム割り当ての場合の p 値は、それぞれ、6%および44%であった。この場合、 p 値は平均値が0である可能性の高さを示している。

ユーザスタディに基づく主観評価実験では、全般的にランダムな合成の場合に比べて高スコアが得られる傾向があった。図 7 に、楽曲全体に対する各項目のスコアの平均を示す。すべての項目について、提案法が高いスコアを得ていることが分かる。また、各項目について、両者の平均が等しいかどうかを t 検定を用いて検定した。 p 値を表 3 に示す。この場合の p 値は両者が等しい可能性の高さを示している。色合い以外は差があると認められる。

これらのことから提案法は与えられた楽曲に一致する映像を生成できていることがわかる。ただし、一方で、正解例との類似性が低い映像や音楽と一致していない映像が作成されている場合もあった。この原因の一つとして、ターゲット楽曲のセグメントと類似したセグメントがデータベース内に存在しないということが考えられる。

図 7: 全楽曲の評価値の平均

この場合、データベースの楽曲データが増えて多様化することでより楽曲に調和した映像を作成できると考えられる。また、比較的距離に近いセグメントが割り当てられている場合でも雰囲気が合致しない場合もあった。これは、提案法で使用した特徴量だけでは反映できない雰囲気に関わる楽曲の特徴が他にあることが考えられる。例えば、現在の手法では楽曲の雰囲気に関わる長調や短調の違いを考慮することは出来ない。この問題に対する解決策の一つとして、大量のビデオ映像を用意して深層学習などを利用することが考えられる。また、色合いについてはランダム割り当ての場合と有意な差が見られないため、マッチングコストに含める必要はないと思われる。

このほか、主観評価実験において、セグメント間の繋がりに違和感を覚えるという意見があった。現在はセグメント毎に割り当てた映像を単純に連結しているため、楽曲と割り当てられた映像の楽曲での小節のずれが生じる場合がある。また、一般に盛り上がるパートと静かなパートが楽曲内に存在するが、提案法ではこの点については考慮されていない。楽曲中での盛り上がりの変化に対応するセグメントの位置づけや楽曲と映像のリズムを一致させることでより楽曲に調和した映像が生成されることが考えられる。

最後に、セグメントとビデオクリップの長さの相違について述べる。提案法では、与えられたセグメントと極端に長さが異なるビデオクリップが割り当てられる可能性がある。この場合、ビデオクリップの再生速度が極端に速くなる、あるいは、短時間のビデオクリップが何度も繰り返されるなど、不自然な映像が生成されてしまう。この問題は、セグメントとビデオクリップの長さの差を類似度に含めることで改善されることが考えられる。

8. む す び

本研究では、既存の照明演出映像を使用し音響的に似ている映像を選択し楽曲に割り当てることで照明演出映像を生成する手法について提案した。算出された音響特徴量を主成分分析により合成し、楽曲間の距離とするこ

とでターゲット楽曲との類似性を調べ、最大マッチングを行い楽曲に映像を重複のない割り当てを行った。この手法によって、楽曲に対して雰囲気の合う可能性の高い照明演出の一例を簡単に得ることができ、照明に関する知識のないユーザが演出を考える上での補助ができる。

今後の課題としては、ユーザの好みの反映や機械学習の利用が挙げられる。

〔文 献〕

- 1) 合志 和洋, 清田 公保, 三好 正純, 古賀 広昭, "音楽の印象に合わせた照明表現システムの研究開発", 熊本電波工業高等専門学校研究紀要 (2008)
- 2) 的場 達矢, "音楽音響信号の音楽的な情報に基づく照明パターン自動生成手法の提案", 同志社大学理工学部インテリジェント情報工学科知のシステムデザイン研究室 2011 年度卒業論文発表会 (2012)
- 3) Abe Davis, Maneesh Agrawala, "Visual rhythm and beat", *ACM Transactions on Graphics*, **37**, 4, 122:1-11 (2018)
- 4) H. Ohya and S. Morishima, "Automatic Mash Up Music Video Generation System by Remixing Existing Video Content," *2013 International Conference on Culture and Computing, Kyoto, 2013*, pp. 157-158, doi: 10.1109/CultureComputing.2013.44.(2013)
- 5) Ki-Ho Shin, Hye-Rin Kim and I. Lee, "Automated music video generation using emotion synchronization," *IEEE International Conference on Systems, Man, and Cybernetics (SMC), Budapest, 2016*, pp. 002594-002597, doi:10.1109/SMC.2016.7844629.(2016)
- 6) 西山正統, 北原 鉄朗, 駒谷 和範, 尾形 哲也, 奥乃 博, "マルチメディアコンテンツにおける音楽と映像の調和度計算モデル", 情報処理学会研究報告. MUS, [音楽情報科学], **69**, 31-36 (2007)
- 7) 山崎瑞己, 櫻井美緒, 三浦雅展, "音楽音響信号を対象としたアニメソングに対する公開年代の自動推定", 日本音響学会誌, **72**, 4, pp.182-189 (2016)
- 8) 山田真司, 三浦雅展, "音楽情報処理で用いられる音響パラメータによる音楽理解の可能性", 日本音響学会誌, **70**, 8, pp.440-445 (2014)
- 9) <https://www.youtube.com/watch?v=HAFVJAKpzFk&t=1s>(最終検索日:2021/2/1)
- 10) <https://www.youtube.com/watch?v=NZz2ksOmbuQ>(最終検索日:2021/2/1)
- 11) <https://librosa.org/doc/latest/index.html>(最終検索日:2021/1/28)
- 12) 加納学,"主成分分析", 初心者向けテキスト 第 2 版 (2002)
- 13) 秋庭伸也, 杉山阿聖, 寺田学, 加藤 公一 (監修), "見て試してわかる機械学習アルゴリズムの仕組み 機械学習図鑑", 翔泳社 第 1 版 (2019)
- 14) <https://scikit-learn.org/stable/modules/generated/sklearn.decomposition.PCA.html>(最終検索日:2021/1/28)
- 15) B. コルテ, J. フィーゲン著; 浅野孝夫, 平田富夫, 小野孝男, 浅野泰仁訳, "組合せ最適化—理論とアルゴリズム (第 2 版)", 丸善出版 (2012)
- 16) <https://developers.google.com/optimization/flow/mincostflow>(最終検索日:2021/2/17)
- 17) 慶祐俊文, 高藤大介, 田岡智志, 渡辺敏正, "最小費用流問題アルゴリズムに対する実験的性能評価" 情報処理学会研究報告. AL, アルゴリズム研究会報告, **104**, 67-74, 一般社団法人情報処理学会 (2006)
- 18) <https://ffmpeg.org/>(最終検索日:2021/1/29)

さかお なほ
坂尾 南帆 2019 年, 北海道大学工学部卒業. 2019 年, 同大学情報科学院に入学. 画像処理に関する研究に従事.

どばし よしのり
土橋 宜典 1992 年, 広島大学工学部卒業. 1994 年, 同大学院工学研究科博士課程前期修了. 1997 年, 同大博士課程後期修了. 同年, 広島市立大学情報科学部助手. 2000 年, 北海道大学大学院工学研究科助教授. 2004 年, 同大学院情報科学研究科助教授. 2008 年, 同大学院情報科学研究科准教授. 2020 年, 同大学院情報科学研究科教授. 工学博士. 主としてコンピュータグラフィックスに関する研究に従事. 正会員.