

画像伝送を目的とした品質保証型セマンティック通信に関する研究

代表研究者 久野大介 大阪大学 大学院工学研究科 助教

1 はじめに

本報告書は、無線環境下で画像を高品質かつ低遅延に伝送するための Deep Joint Source-Channel Coding (DeepJSCC) に関する研究成果を、研究助成金の成果報告として整理したものである。中心となる成果は、PSNR 保証型可変圧縮 DeepJSCC、チャネル方向マスク型レートレス DeepJSCC、FPGA 実装および 5G リアルタイム実証の 3 件である。3 件はいずれも DeepJSCC を基盤とするが、解決しようとする課題は段階的に異なる。1 件目は画像ごとに必要な圧縮率を変えて所望品質を満たすアルゴリズム、2 件目は単一モデルで伝送レートを柔軟に変える学習構造、3 件目はそのような DeepJSCC を実際の 5G・エッジ環境で動かすためのハードウェア実装である。どれもが品質を保証するために必須の機能であり、実証実験まで行うことができたため、ここにまとめる。

2 研究の目的

近年、5G および Beyond 5G/6G の利用拡大に伴い、監視、遠隔制御、災害対応、スマートファクトリ、医療・介護支援など、多様な場面で画像・映像データを無線でリアルタイムに伝送する必要性が高まっている。一方で、実環境の無線リンクでは、利用可能帯域、受信信号強度、端末数、遮蔽や反射によるフェージングが時間的・空間的に変動する。従来の通信方式では、画像圧縮などのソース符号化と、誤り訂正などのチャネル符号化を別々に設計し、さらに通信路状態に応じて変調・符号化率を切り替える。この分離型設計は理論的に重要であり、長いブロック長では優れた性能を示すが、短パケット伝送や低 SNR 環境、低遅延処理が求められるエッジ応用では、クリフ効果が問題となる。特に JPEG や BPG などの圧縮データでは、ヘッダや重要ビットの誤りが画像全体の破綻につながることがあり、視覚品質を滑らかに保つことが難しい。

本研究の目的は、この課題に対して、DeepJSCC を用いた画像伝送を、単なるシミュレーションにとどめず、品質要求に応じて圧縮率を制御でき、入力画像サイズや通信資源の変動にも対応でき、さらに 5G 実機および低消費電力なエッジハードウェア上でリアルタイム動作可能な技術として具体化することである。DeepJSCC は、送信側のエンコーダと受信側のデコーダをニューラルネットワークとして一体的に学習し、画像特徴を直接 I/Q シンボルに変換する。これにより、ビット列への明示的な変換を介さず、通信路の劣化を学習過程に含めて最適化できる。そのため低 SNR でも画質が急激に破綻しにくく、分離型方式に比べて滑らかな品質劣化を示すことが期待される。

本研究では、DeepJSCC に関する研究として、主に 3 つのテーマに取り組んだ。第 1 に、多くのモデルは固定圧縮率で学習されるため、画像が単純な場合には過剰に通信資源を使い、複雑な画像では品質が不足する。このため、DeepJSCC の可変レート対応に着手した。第 2 に、可変レート型の DeepJSCC であっても、潜在ベクトルの次元や入力画像サイズに制約が残り、高解像度画像や可変サイズ入力へ自然に拡張しにくい。可変レート方式の中でも、比較的対応が容易な Rateless 型の DeepJSCC に対して、可変サイズ対応となる DeepJSCC を検討した。第 3 に、ニューラルネットワークを GPU 上で実行するだけでは、消費電力、処理時間の揺らぎ、装置サイズの観点から、ローカル 5G やエッジ端末への常時実装に限界がある。このため、FPGA によるリアルタイム実装に着手した。これらについて報告する。

3 研究方法および成果

3-1 PSNR 保証型可変圧縮 DeepJSCC

本研究では、DeepJSCC においてユーザが指定した PSNR を満たすことを目的に、画像ごとに圧縮率を選択する方式を提案した。従来の DeepJSCC は、最終畳み込み層の出力チャネル数 c を固定して学習することが多い。この c は送信される I/Q シンボル数、すなわち圧縮率を直接左右する。 c を小さくすれば通信資源は節約できるが復元品質は下がり、 c を大きくすれば品質は向上するが通信量は増える。しかし、画像ごとに

必要な情報量は異なるため、固定 c では、単純な画像に対しては過剰伝送、複雑な画像に対しては品質不足が起こりうる。そこで本研究では、複数の c に対応する事前学習済み DeepJSCC モデルを用意し、送信前に対象画像を評価して最適な c を選ぶ外部モジュールを導入した。

提案方式（図 1）の特徴は、DeepJSCC のエンコーダ・デコーダ本体を大きく変更せず、圧縮率選択器を外付けする点にある。送信側は、入力画像を複数の候補 c でエンコードし、仮想通信路を通した後、デコーダで復元した画像の PSNR を計算する。その結果に基づき、ユーザーが指定する目標 PSNR に最も適した c を決定する。論文では 2 つの選択規則を検討した。方法 1 は、復元 PSNR が目標値に最も近い c を選択する。方法 2 は、目標 PSNR 以上を満たす候補のうち最小限に近い c を選び、満たす候補がない場合のみ最も近い c を選ぶ。方法 2 は通信資源の節約と品質保証の両立をより明確に狙う設計であり、実験でも達成率の観点で優れた傾向を示した。決定された c の情報はメタデータとして受信側へ送るが、これは非常に小さい情報量であり、BPSK や強い誤り訂正を用いれば全体効率への影響は限定的である。

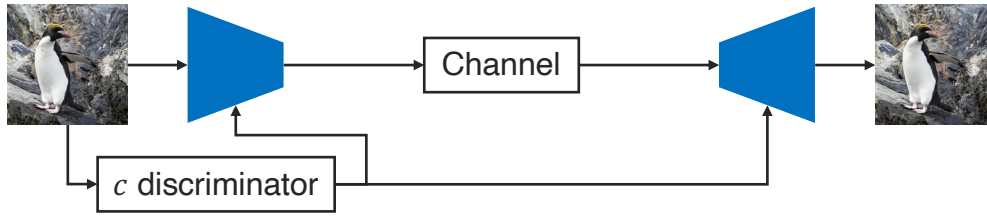
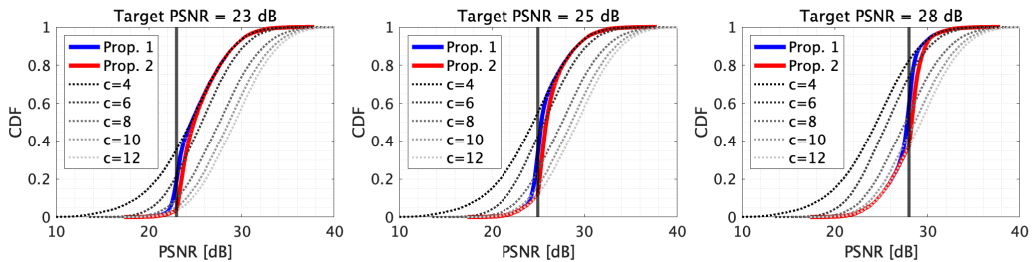
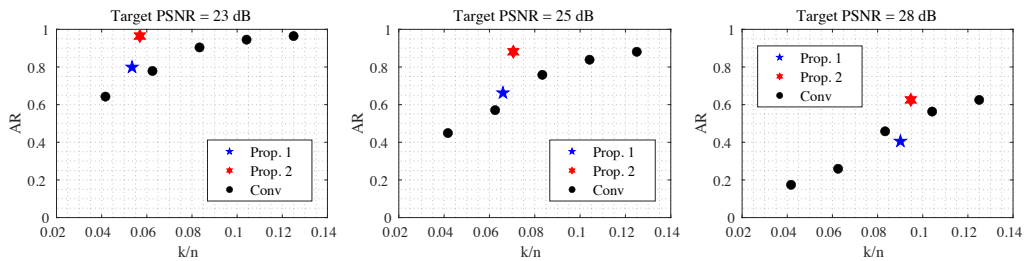


図 1 提案手法の概要©IEEE

シミュレーションでは、ImageNet 画像を用いて、目標 PSNR を 23 dB、25 dB、28 dB に設定した。モデルは CIFAR-10 で事前学習し、ImageNet でファインチューニングした。候補となる最終層チャネル数は $c=4, 6, 8, 10, 12$ であり、学習 SNR は 6 dB および 13 dB で評価した。評価指標としては、復元画像 PSNR の累積分布に加え、指定 PSNR を満たした画像の割合である達成率を用いた。結果として、提案方式では PSNR 分布が目標値近傍に集中し、固定圧縮率 DeepJSCC よりも高い圧縮効率で目標品質を満たせることが確認できた。特に方法 2 は、達成率と圧縮率の関係において、従来法の単純なトレードオフ線を上回る点を多く示した。さらに、 c の選択分布を見ると、多くの画像では小さい c が選択され、複雑な画像に限って大きい c が選択される傾向があった。これは、画像内容に応じて通信資源を配分するという提案方式の狙いが実際に働いていることを示している。図 2 には学習 SNR が 6 dB のときの代表的なシミュレーション結果を示す。



(a) PSNR の CDF



(b) 品質保証達成率

図 2 シミュレーション結果（学習 SNR=6 dB）©IEEE

さらに本研究では、提案方式をシミュレーションに留めず、屋外 5G 実験で検証した点が重要である。実験は大阪大学吹田キャンパスで行われ、商用 5G 基地局 (gNB) およびユーザ装置 (UE) を改造して任意の I/Q 信号を送受信できるようにした。測定点は、120 m の見通し環境である地点 A と、40 m の非見通し環境である地点 B である。中心周波数は 4649.98 MHz、システム帯域は 100 MHz、サブキャリア間隔は 30 kHz であり、地点 A の RSSI は -65 dBm、地点 B の RSSI は -72 dBm であった。地点 A は QPSK と LDPC 符号化率 1/2 程度を支えられる限界に近い環境であり、地点 B は受信条件がより厳しい環境であった。

屋外実験の結果、見通し環境では提案方式が固定圧縮率 DeepJSCC に対して明確な有効性を示した。目標 PSNR に対する達成率と圧縮率のバランスが改善し、方法 2 は品質を満たす方向に安定して働いた。非見通し環境では通信路の変動が大きく、提案方式による大幅な改善は限定的であったが、従来法と同等程度の性能を保ち、不利な結果にはならなかった。これは、品質保証型の圧縮率選択が、良好な通信条件では資源効率を高め、厳しい条件でも性能を大きく損なわないことを意味する。計算時間については、RTX 4090 GPU 上で 1 画像あたりおよそ 35 から 41 ms の処理時間となり、24 から 28 fps 程度の動作が見込まれた。全探索を含む方式でありながらリアルタイム画像伝送へ適用可能な範囲にあることが示された。

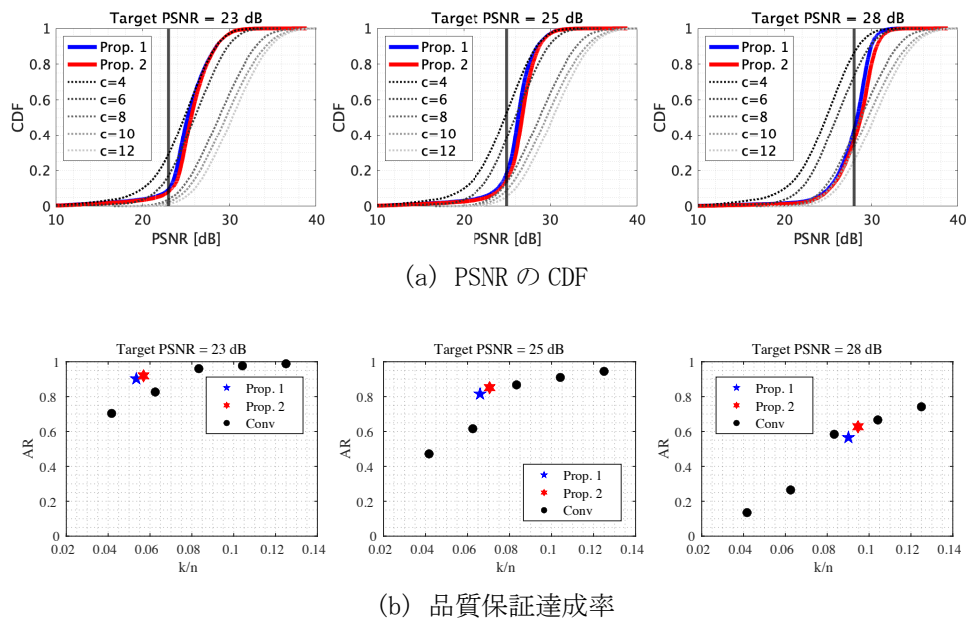


図 3 見通し環境における実験結果 (学習 SNR=6 dB) ©IEEE

3-2 チャネル方向マスクによるレートレス DeepJSCC

本研究では、DeepJSCC の圧縮率を単一モデルで柔軟に変えるため、最終畳み込み層のチャンネル方向にマスクを適用するレートレス DeepJSCC を提案した。ここでの問題意識は、一つ目の論文のように複数モデルから品質を満たす圧縮率を選ぶ方法とは少し異なる。無線リンクの帯域や要求品質が時間的に変化する場合、毎回異なる固定圧縮率モデルを切り替えたり、複数モデルを保持したりすることは効率的でない。1 つのモデルが、利用可能な通信資源に応じて送信する特徴量を増減できれば、運用上の柔軟性は大きく高まる。

既存のレートレス DeepJSCC では、エンコーダの出力を平坦化した潜在ベクトルに対してドロップアウトやマスクを適用する方法が用いられてきた。しかし、この方法では潜在ベクトルの長さが入力画像サイズに依存し、固定サイズ入力を前提とする設計になりやすい。これに対して本研究では、平坦化の前、すなわち最終 Conv2D 層の出力チャンネルそのものにマスクをかける。CNN の畳み込み構造は本来、画像サイズに対して比較的柔軟であるため、チャンネル方向で送信量を調整すれば、入力画像サイズに依存しないレート制御を実現しやすい。学習時には確率的マスクを用い、チャンネルに重要度順の役割を獲得させる。推論時には、利用可能帯域や目標品質に応じて先頭側のチャンネルだけを送信し、受信側は部分的な潜在表現から画像を復元する。

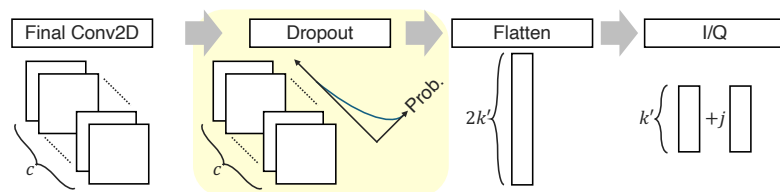


図4 提案手法の概要©IEEE

評価は2段階で行われた。第1の評価ではCIFAR-10を用い、従来の潜在ベクトルマスク型レートレスDeepJSCCと提案手法を比較した。学習 SNR は 8 dB および 13 dB であり、6000 エポックの学習を行い、最小 MSE となるモデルを評価に用いた。確率的マスクの形状を決めるパラメータ β は、短時間学習と黄金分割探索により事前に調整された。評価指標は PSNR と SSIM であり、横軸には1画素あたりの送信シンボル数 SPP を用いた。提案手法はチャンネル単位で送信量を変えるため SPP の刻みは従来法より粗くなるが、低 SPP 領域では PSNR と SSIM の両方でより安定し、従来法より良好な傾向を示した。高 SPP 領域では両者の差は小さくなり、概ね同等の性能となった。

この結果の意味は、単に PSNR が上がったという点に留まらない。提案手法は、画像の空間サイズに依存しにくい CNN 構造を保ちながら、重要な情報を優先的に低番号チャンネルへ集約する。したがって、送信できるチャンネル数が少ない場合でも、視覚的に重要な特徴が先に伝送され、画質が急激に破綻しにくくなる。論文中の SNR と SPP に対する等高線評価では、低 SNR および低レート条件で、提案手法がより滑らかな品質劣化を示すことが確認された。これは、通信路条件が変動する実環境で、固定レートモデルよりも安定した品質を得る上で重要である。

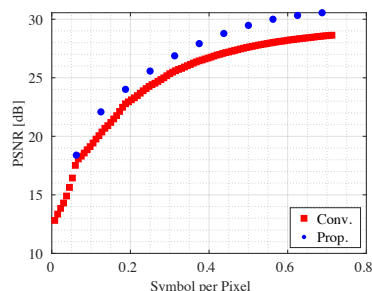


図5 シミュレーション結果 (CIFAR-10 を使用し、学習 SNR を 8 dB としたとき) ©IEEE

第2の評価では、より高解像度な自然画像を含む DIV2K データセットを用いた。学習時には 256×256 のランダムクロップを用い、推論時には DIV2K 画像を 256×256 にリサイズして評価した。比較対象は、個別に学習した固定圧縮率 DeepJSCC である。SNR=13 dB の条件では、通信路雑音の影響が小さいため固定レートモデルが一部で高い性能を示したが、高 SPP 領域では固定モデルの訓練が不安定になる場面も見られた。一方、SNR=8 dB では、提案するレートレスモデルが固定モデルと同等程度の PSNR・SSIM を達成した。つまり提案手法は、複数の固定レートモデルを用意することなく、低 SNR 環境でも実用上十分な品質に到達できる。本研究の成果は、DeepJSCC を実際の通信システムへ組み込む際のモデル管理を大きく簡素化する点にある。一つ目の研究では品質要求に合わせて複数の c 候補から選択する外部制御が有効であることを示したが、本研究では、単一モデル内で送信チャンネル数を調整する方向を示した。この二つは競合するものではなく、むしろ補完的である。すなわち、品質保証型の外部制御と、チャンネル重要度を学習したレートレスモデルを組み合わせることで、将来的により細かな品質制御と低いモデル管理コストを同時に実現できる可能性がある。

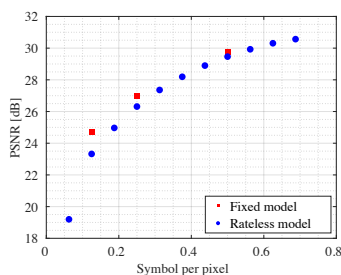


図6 シミュレーション結果 (DIV2K を使用し、学習 SNR を 8 dB としたとき) ©IEEE

3-3 FPGA 実装によるリアルタイム 5G 画像伝送

本研究では、DeepJSCC を実際の 5G 画像伝送システムとして動作させるため、CNN ベースの DeepJSCC エンコーダおよびデコーダを FPGA 上に実装した。DeepJSCC は低 SNR でも画像品質が滑らかに劣化するという利点を持つが、ニューラルネットワーク推論を GPU で実行する場合、消費電力が大きく、処理遅延のジッタも発生しやすい。監視カメラ、ローカル 5G、災害時通信、工場内のエッジ AI などでは、装置サイズや電力制約が厳しく、GPU を常時稼働させる構成は適さないことが多い。そこで本研究では、低消費電力かつ決定的な処理時間が期待できる FPGA を用い、DeepJSCC をリアルタイム画像伝送に適用できる形へ落とし込んだ。実装対象は、Conv2D、BatchNorm、PReLU を含むエンコーダと、TransConv2D、BatchNorm、PReLU および出力 Sigmoid を含むデコーダである。最終畳み込み層の出力チャンネル数は $c=8$ に固定され、 256×256 画素の DIV2K 画像パッチで学習・評価された。FPGA 実装に向けて、TensorFlow で学習したモデルに対し、TensorFlow Lite による post-training quantization を適用し、32 ビット浮動小数点演算を INT8 演算に変換した。量子化によりメモリ使用量と演算量は大きく削減され、組み込み向けの小規模乗算器でも推論しやすくなる。一方で、評価では最大約 3 dB の PSNR 低下が観測された。ただし、復元画像の全体構造や視覚的特徴は概ね保たれており、リアルタイム実装に必要な速度・メモリ効率とのトレードオフとして許容できる範囲であると整理できる。(なお、2025 年 12 月の発表では PSNR の大幅低下が観測されたが、2026 年 3 月段階で改善の目処が立っている。)

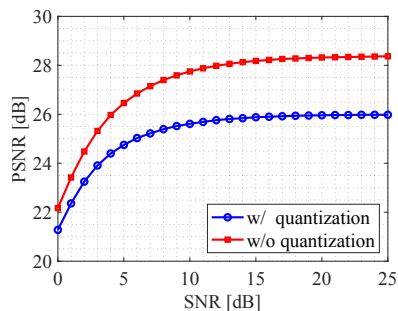


図 7 量子化適用後の PSNR©IEEE

FPGA アーキテクチャでは、DeepJSCC の計算ボトルネックである畳み込み層に着目し、C/C++ベースの高位合成 (HLS) を用いてタイル処理とループアンローリングを組み合わせた。出力チャンネル方向の並列度 U_o と、水平方向画素の並列度 U_x を設定し、タイル内で $U_o \times U_x$ 個の積和演算を並列に実行する。さらに内側ループをパイプライン化し、2 クロックに 1 回新しい計算ブロックを開始できるようにした。たとえばクロック 200 MHz、 $U_o=16$ 、 $U_x=8$ の場合、理論スループットは 12.8 GMAC/s となり、1 サイクル 1 演算の単純設計と比べて約 64 倍のスループットに相当する。

Xilinx ZCU111 評価ボード上での実装結果では、エンコーダとデコーダの BRAM 使用率がそれぞれ 96.16% および 93.66% と高くなった。これは中間データをオンチップメモリに保持し、外部メモリアクセスによる遅延を避ける設計方針による。一方、DSP 使用率はエンコーダ 37.38%、デコーダ 20.46% であり、演算資源は過剰に使われていない。LUT や FF の使用率も比較的低く、制御ロジックは軽量に保たれた。消費電力はエンコーダ 7.757 W、デコーダ 5.689 W であり、GPU に比べてエッジ機器へ組み込みやすい範囲に収まっている。これらの結果は、DeepJSCC のニューラルネットワーク処理が、適切な量子化と HLS 設計により、無線エッジ機器上で実用的に動作し得ることを示している。

さらに本研究では、FPGA 単体の推論性能に加えて、商用 5G 基地局および UE との結合実験を行った。使用した 5G 装置は Magna Wireless の商用 gNB および UE であり、外部機器から入力された I/Q シンボルを特定の物理リソースブロックへ直接マッピングし、UE 側で等化およびリソースエレメントデマッピングを行って I/Q シンボルを取り出せるように改造された。送信側では、PC から Zynq SoC の処理システムへ画像を送り、DMA 経由でプログラマブルロジック上の DeepJSCC エンコーダへ入力する。生成された I/Q シンボルは Ethernet フレームとして gNB へ送られ、5G システムを通過する。受信側では、UE から受け取った I/Q シンボルを FPGA 上のデコーダへ入力し、復元画像を生成した後、PSNR を計算した。

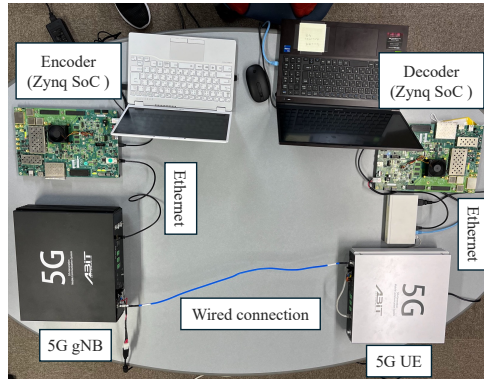


図 8 5G 基地局を用いた実験系©IEEE

処理時間の評価では、エンコーダの中央値が 39.596 ms、デコーダの中央値が 52.89 ms、5G システムの伝送遅延中央値が 10.07 ms であり、合計のエンドツーエンド遅延は約 102.56 ms であった。エンコーダのジッタは約 229.5 μ s で、主に処理システム側のソフトウェア処理に起因すると考えられる。デコーダはアップサンプリング処理を含むためエンコーダより遅延が大きく、5G システム側の遅延は OFDM ベースのスケジューリング周期に応じて変動した。連続動作試験では約 11 分間にわたり画像伝送を行い、フレームレートはおおむね 33 fps で安定していた。PSNR も大きく変動せず、復元品質が継続的に維持されることが確認された。

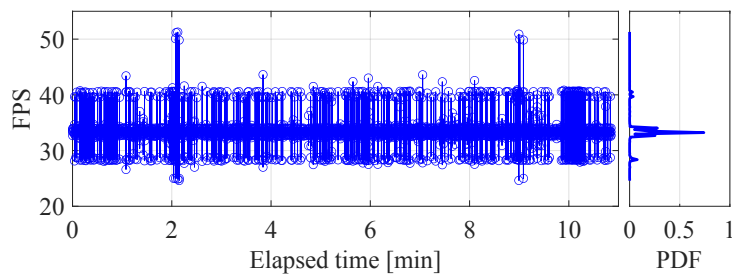


図 9 実験結果。フレームレート 33 fps 付近で推移してる様子が確認できる©IEEE

4 まとめ

一つ目の論文では、通信資源を固定的に使うのではなく、入力画像の内容と目標 PSNR に応じて圧縮率を選択することで、品質保証と効率化を両立できることを示した。二つ目の論文では、単一 CNN モデルの内部にレートレス性を組み込み、送信可能なチャネル数が増減しても入力画像サイズ非依存に動作する枠組みを示した。三つ目の論文では、これらの DeepJSCC 技術を机上の検討に終わらず、FPGA と商用 5G 装置を接続したリアルタイム画像伝送として実証した。

従来の分離型方式では、通信路が悪化すると復号に失敗して画像が大きく崩れることがあり、適応変調や再送制御を組み合わせる必要があった。DeepJSCC は、画像情報を通信路へ直接写像することで、通信路劣化に対して滑らかな画質劣化を実現する可能性を持つ。しかし実用上は、単に平均 PSNR が高いだけでは不十分であり、用途ごとの品質要求を満たすこと、帯域の変動に応じて送信量を変えられること、実機上で一定時間安定して処理できることが必要である。本研究は、これらの条件に対して具体的な設計と実験結果を与えた。

特に、5G 屋外実験および FPGA 接続実験を含む点は、本研究の説得力を高めている。DeepJSCC 研究はシミュレーションでの性能比較に留まることが多いが、無線画像伝送では、I/Q インタフェース、基地局・端末の制約、処理遅延、ジッタ、消費電力といった実装上の要素が最終性能を左右する。一つ目の論文では屋外 LoS/NLoS 環境で品質保証型制御を評価し、三つ目の論文では FPGA と 5G 装置を接続して約 33 fps の連続動作を示した。これにより、DeepJSCC が将来のローカル 5G、災害時臨時通信、遠隔監視、移動体画像伝送などへ展開可能であることを実験的に示した。

〈発 表 資 料〉

題 名	掲載誌・学会名等	発表年月
Experimental Demonstration of Deep Joint Source-Channel Coding for Robust Image Transmission over Underwater VLC	The 51th European Conference and Exhibition on Optical Communication (ECOC 2025)	2025/9
Outdoor Experiment of Deep Joint Source-Channel Coding Using FFT-Enabled Convolutional Neural Network for Image Transmission	2025 Asia Pacific Signal and Information Processing Association Annual Summit and Conference (APSIPA ASC)	2025/10
FPGA-Based Deep Joint Source-Channel Coding for Real-Time 5G Image Transmission	IEEE Global Communications Conference (GLOBECOM)	2025/12
5G Demonstration of PSNR-Guaranteed Deep Joint Source-Channel Coding for Image Transmission	IEEE Global Communications Conference (GLOBECOM)	2025/12
Channel-Wise Masked Deep Joint Source-Channel Coding for Rateless Size-Independent Image Transmission	IEEE 23rd Annual Consumer Communications & Networking Conference (CCNC)	2026/1
5G システムを用いたリアルタイム画像伝送に向けた Deep Joint Source-Channel Coding 方式の FPGA 実装	電子情報通信学会コミュニケーションシステム研究会	2025/7
画像品質保証型 Deep Joint Source-Channel Coding における 5G 屋外実証実験	電子情報通信学会コミュニケーションシステム研究会	2025/7
〔依頼講演〕5G セルラー基地局を用いた Deep Joint Source-Channel Coding 伝送実験	電子情報通信学会 RISING 研究会	2025/8
画像サイズに依存しない Rateless Deep Joint Source-Channel Coding の検討	電子情報通信学会コミュニケーションシステム研究会	2025/11
PSNR 指標に基づく Deep Joint Source-Channel Coding の LUT 参照型適応圧縮率制御	電子情報通信学会コミュニケーションシステム研究会	2026/1
ニューラルネットワークによる圧縮率決定機を導入した圧縮率可変型 Deep Joint Source-Channel Coding	電子情報通信学会ソサイエティ大会	2025/9
セマンティック水中光無線通信における判定帰還型等化適用時の画像品質影響調査	電子情報通信学会総合大会	2026/3