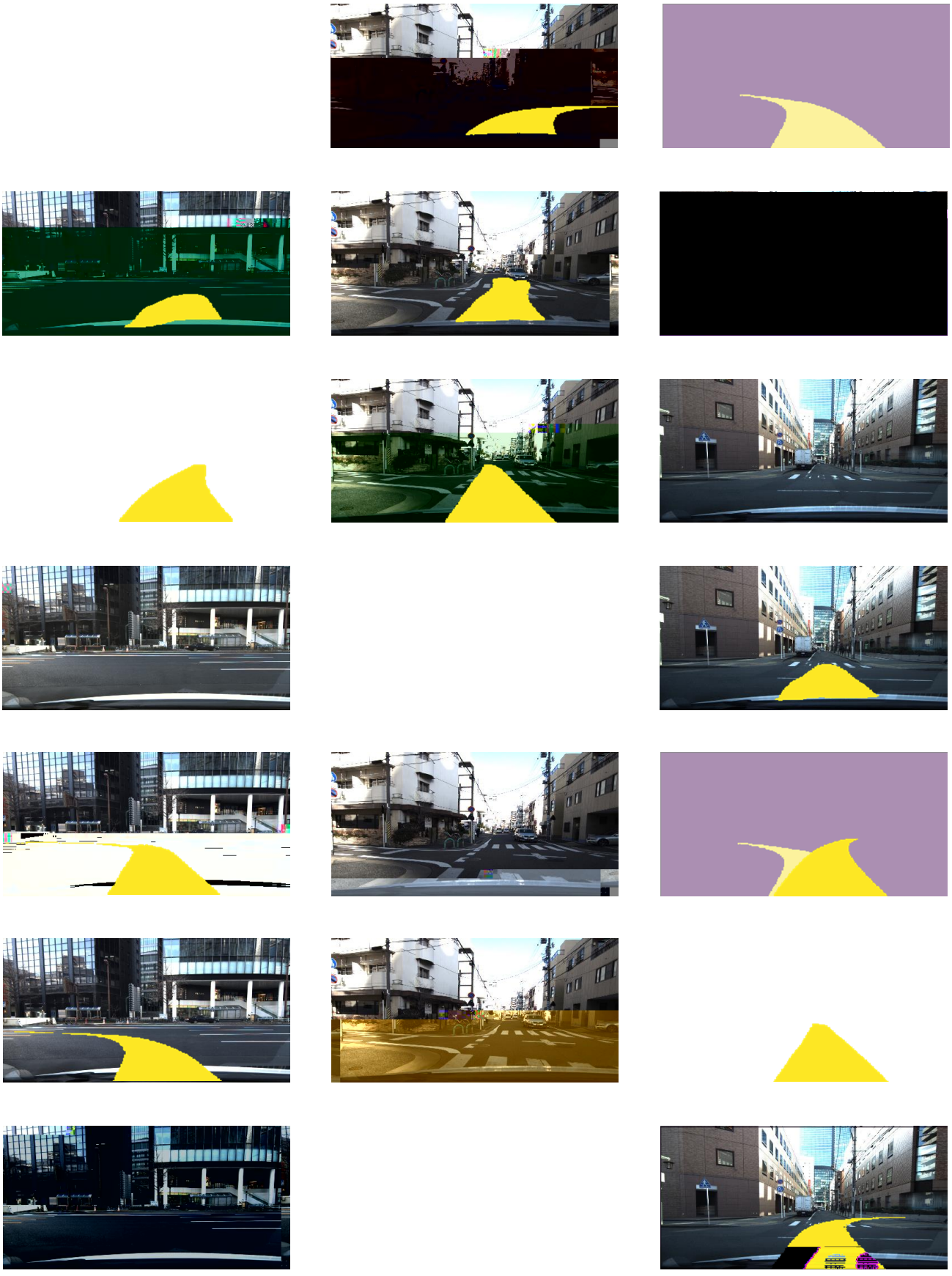

図 4　各手法による進路別の状況適応型走路推定結果.

表 1　各推定器による推定結果.

推定器	出力形式	Condition 層	L_{env}	L_{guid}	適合率 [%]	再現率 [%]	F 値 [%]	IoU [%]
比較 1	走路＋周囲環境	-	-	-	69.2	67.1	68.1	51.7
比較 2	走路のみ	-	-	-	75.0	72.8	73.9	58.6
提案 1	走路＋周囲環境	✓	-	-	74.1	71.3	72.7	57.0
提案 2	走路のみ	✓	-	-	82.2	82.9	82.6	70.3
提案 3	走路のみ	✓	✓	-	86.1	82.7	84.4	73.0
提案 4	走路のみ	✓	✓	✓	**86.2**	**83.5**	**84.8**	**73.6**

応型走路を同時に推定する推定器を構築した．そして，比較手法と提案手法の合計 6 手法を用いた状況適応型走路推定器をそれぞれ構築し，精度を比較した．推定精度の評価には走路領域の適合率，再現率，F 値，IoU を用いた．

4.2　実験結果および考察

表 1 に各推定器の推定精度を，図 4 に走路の真値および進路別の状況適応型走路の推定結果例を示す．表 1 から，進路情報を条件として用いることに加えて，全ての損失関数を追加した提案手法 4 が，IoU において最も高精度であることを確認した．特に，状況適応型走路のみを推定する比較手法 2 と比較した場合，提案手法 4 は 15.0%の IoU の向上を実現した．

また，図 4 の右折時の車載カメラ画像に対し，比較手法 2 では直進する走路を推定したが，右折の進路情報を付与した提案手法 2〜4 では右折する走路を推定できた．これらの結果から，交差点における状況適応型走路推定において，進路情報の付与が有効であることを確認した．

さらに，図 4 の直進時の車載カメラ画像に対し，提案手法 2 は歩道に乗り上げる走路を推定したが，提案手法 3 では周囲環境情報を用いて推定精度向上を図る Environmental loss の導入により正しい走路を推定できた．これは，Environmental loss が歩道領域への走路の推定を制御できたためであると考えられる．したがって，歩道や他車両などの周囲環境情報が状況適応型走路推定において有効であることを確認した．

一方，Guided loss を導入しなかった提案手法 3 と比べて，導入した提案手法 4 での IoU の向上は僅かであった．これは進路情報の学習において，Condition 層の導入が十分機能していたことを示している．

また比較手法，提案手法ともに，状況適応型走路のみを推定した方が，状況適応型走路以外の情報を同時に推定した場合に比べ，より高精度に推定可能であった．図 4 のように，交差点は通常の直進路に比べ道路構造が複雑であるため，歩行者や他車両，構造物などの領域推定の失敗が生じやすい．このような失敗は，状況適応型走路推定そのものに悪影響を与えるため，状況適応型走路のみの推定の方が有効であったと考えられる．

5　むすび

本発表では，交差点における進路情報の付与による高精度な状況適応型走路推定手法を提案した．また，評価のため進路別のデータセットを作成し，状況適応型走路推定器を構築した．この推定器による状況適応型走路推定精度を評価した結果，比較手法より 15.0%高精度に推定可能であることを確認した．今後の課題として，周囲環境情報の有効利用によるさらなる推定精度向上が挙げられる．

謝辞　本研究の一部は JST 未来社会創造事業（JPMJMI17C6），科学研究費補助金（17H00745）による．

参考文献

[1] 交通事故総合分析センター，“交通統計 平成 29 年版，” https://www.itarda.or.jp/materials/traffic/free/，July 2019.（2019/1/12 参照）

[2] 胡振程，宮平聡，内村圭一，“道路領域自動抽出法の提案，” 情報処理学会第 54 回全国大会講演論文集，vol.2，pp.415–416，Mar. 1997.

[3] D. Barnes, W. Maddern, and I. Posner, “Find your own way: Weakly-supervised segmentation of

path proposals for urban autonomy," Proc. 2018 IEEE Int. Conf. on Robotics and Automation, pp.203–210, Oct. 2018.

[4] W. Zhou, S. Worrall, A. Zyner, and E. Nebot, "Automated process for incorporating drivable path into real-time semantic segmentation," Proc. 2018 IEEE Int. Conf. on Robotics and Automation, pp.6039–6044, May 2018.

[5] I. J. Goodfellow, J. Pouget-Abadie, M. Mirza, B. Xu, D. Warde-Farley, S. Ozair, and Y. Bengio, "Generative adversarial nets," Proc. 2014 IEEE Int. Conf. on Neural Information Processing Systems, pp.2672–2680, Dec. 2014.

[6] M. Mirza and S. Osindero, "Conditional generative adversarial nets," Computing Research Repository, arXiv:1411.1784, 2014.

[7] P. Isola, J. Zhu, T. Zhou, and A. A. Efros, "Image-to-image translation with conditional adversarial networks," Proc. 2018 IEEE Conf. on Computer Vision and Pattern Recognition, pp.5967–5976, July 2017.

[8] **外井哲志, 大塚康司, "道路案内標識とカーナビゲーションに関する運転者の利用実態の変化, " 土木計画学研究発表会講演集,** vol.45**,** no.380**,** June 2012**.**

[9] R. Caruana, "Multitask learning," Machine Learning, vol.28, no.1, pp.41–75, Sep. 1997.