ネットワーク制御に関する研究開発動向

東北大学 大学院情報科学研究科 教授
電気通信研究機構 機構長
加藤 寧

本日の講演内容

- 第1章
  - はじめに
- 第2章
  - D2D通信の実用化に向けた取り組み
    ～スマホdeリレー～
- 第3章
  - UAV通信の未来
- 第4章
  - AIでネットワークを制御する可能性

第1章

はじめに

研究室のメンバー紹介

- 教授陣

加藤教授

西山准教授

ズバイル准教授

川本助教

- JSPS 研究員

須藤研究員

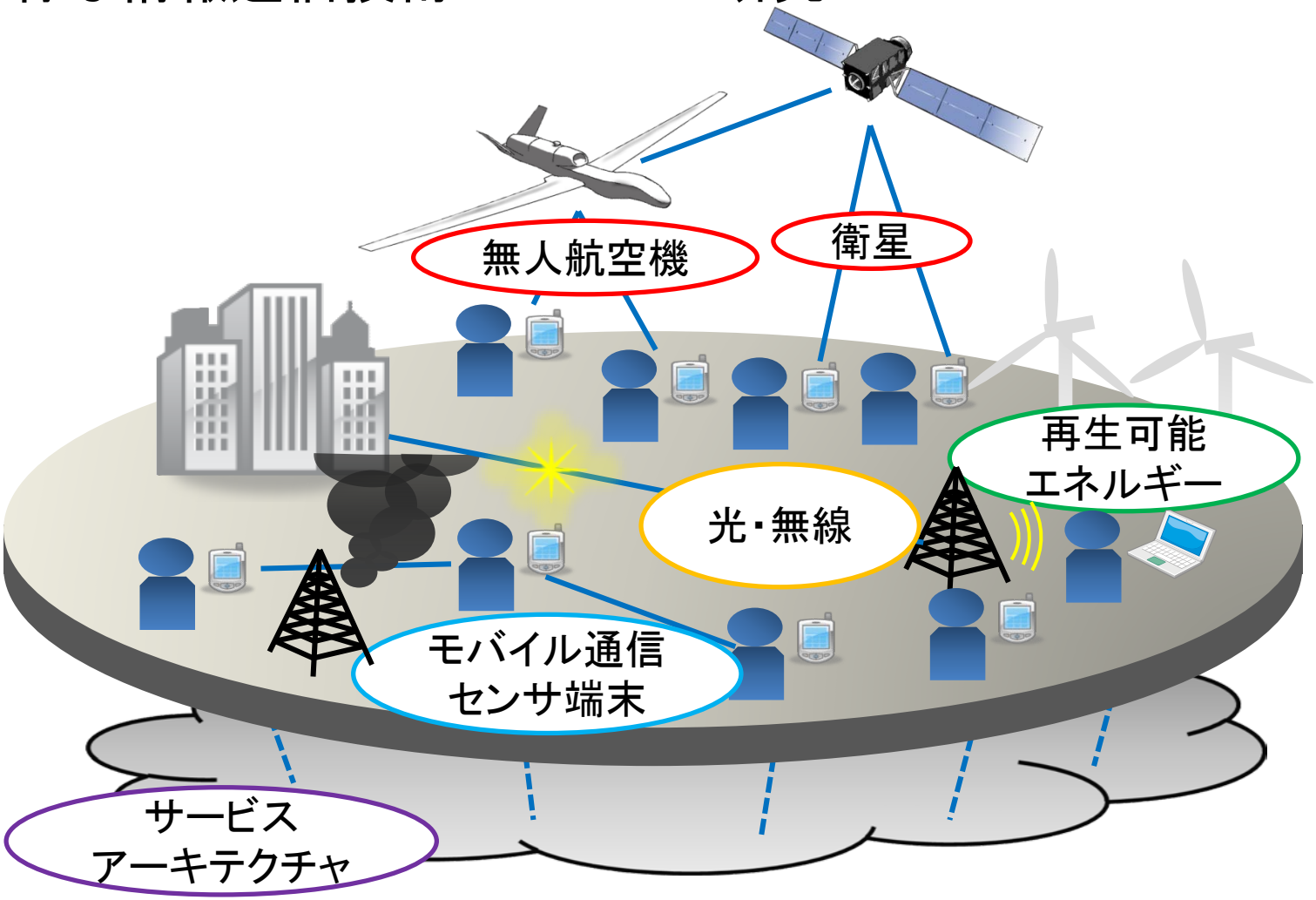
高石研究員

金子研究員

- 研究室のメンバー: 29
  - 後期博士課程:8
  - 前期博士課程:12
  - 学士課程:5
- 出身国
  - 日本, 中国, 韓国, インド, ブラジル バングラデシュ パキスタン

研究室の研究領域

- 多様な情報通信技術についての研究



2017年 THE 世界大学ランキング日本版

ホーム | 大学ランキング | トピックス | 大学事例 | 高校事例 | 特集

総合ランキング

総合ランキング | 分野別ランキング | エリア別ランキング

【表記】 「=4」：同率４位
「101-110」：総合101位～110位
「46.5-48.0」：総合101位～110位のスコア
「151＋」：総合151位以下
「-」：各分野における順位が151位以下のためスコアは非表示

【使い方】 エリア・学問系統・大学名での絞り込み、総合順位・分野別スコアでの並び替えが可能

エリア　学問系統　大学名検索　検索

現在の表示：**総合**　検索条件をクリア

総合順位	大学名・所在地	総合	教育リソース	教育満足度	教育成果	国際性
1	東京大学 東京都 大学プロフィールを見る	88.5	87.8	99.8	97.1	61.0
2	東北大学 宮城県 大学プロフィールを見る	87.4	83.6	99.7	96.8	64.8
3	京都大学 京都府 大学プロフィールを見る	86.8	84.2	99.7	97.0	59.2
= 4	名古屋大学 愛知県 大学プロフィールを見る	86.3	80.1	98.4	96.2	68.9
= 4	東京工業大学 東京都 大学プロフィールを見る	86.3	82.2	98.8	96.0	63.7

個人成績

Nei Kato(IEEE Fellow, IEICE Fellow) - Google Scholar Citations https://scholar.google.co.jp/citations?user=LfLfZXEAAAAJ&hl=ja

Nei Kato(IEEE Fellow, IEICE Fellow)

Professor, Graduate School of Information Sciences,
Tohoku University
, Japan
Wireless networking

自分のプロフィールを作成

	すべて	2012 年以来
引用	8602	6655
h 指標	47	42
i10 指標	144	115

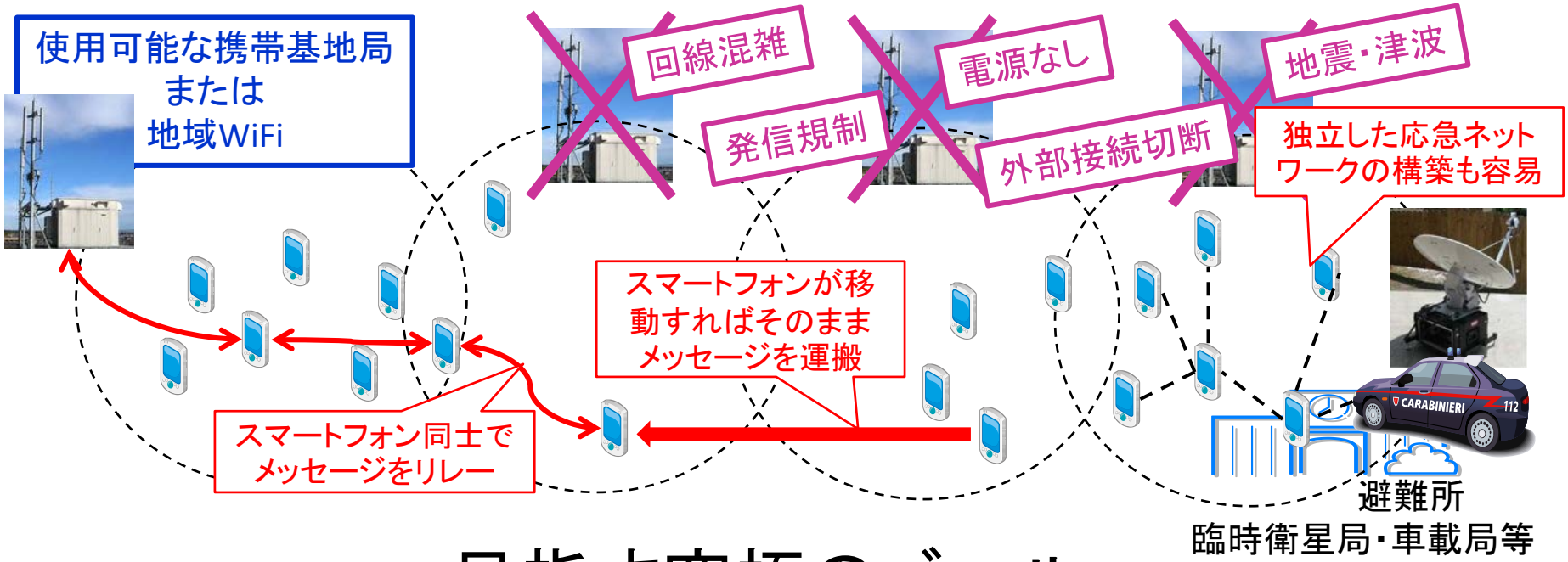
タイトル	引用先	年
A survey of routing attacks in mobile ad hoc networks B Kannhavong, H Nakayama, Y Nemoto, N Kato, A Jamalipour IEEE Wireless communications 14 (5)	503	2007
Detecting blackhole attack on AODV-based mobile ad hoc networks by dynamic learning method. S Kurosawa, H Nakayama, N Kato, A Jamalipour, Y Nemoto IJ Network Security 5 (3), 338-346	496	2007
Toward intelligent machine-to-machine communications in smart grid ZM Fadlullah, MM Fouda, N Kato, A Takeuchi, N Iwasaki, Y Nozaki IEEE Communications Magazine 49 (4)	439	2011
A stable routing protocol to support ITS services in VANET networks T Taleb, E Sakhaee, A Jamalipour, K Hashimoto, N Kato, Y Nemoto IEEE Transactions on Vehicular technology 56 (6), 3337-3347	380	2007
A handwritten character recognition system using directional element feature and asymmetric Mahalanobis distance N Kato, M Suzuki, S Omachi, H Aso, Y Nemoto IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence 21 (3), 258-262	275	1999
A lightweight message authentication scheme for smart grid communications MM Fouda, ZM Fadlullah, N Kato, R Lu, XS Shen IEEE Transactions on Smart Grid 2 (4), 675-685	236	2011
Introduction T Ruggeri, M Sugiyama Rational Extended Thermodynamics beyond the Monatomic Gas, 1-32	228	2015
Relay-by-smartphone: realizing multihop device-to-device communications H Nishiyama, M Ito, N Kato IEEE Communications Magazine 52 (4), 56-65	173	2014
SAGE: a strong privacy-preserving scheme against global eavesdropping for ehealth systems X Liu, R Lu, Y Chen, X Nemoto, N Kato	168	2009

第2章

D2D通信の実用化に向けた取り組み
～スマホDEリレー～

次世代のD2D通信技術

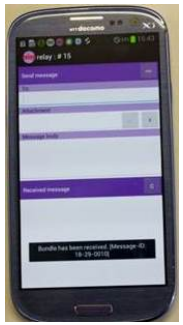
- 当面の目的
  携帯電話が圏外でもメッセージ送信を可能にする



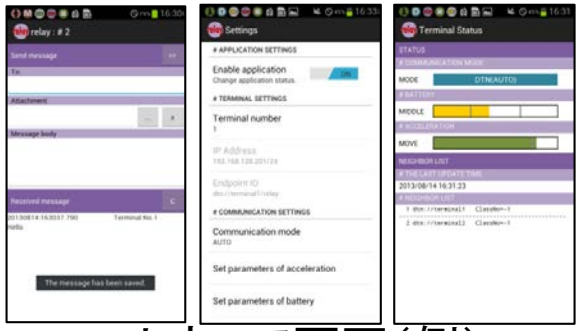
目指す究極のゴール

「いつでも、どこでも、誰とでも、
簡単自由に<u>つくれる</u>ネットワーク」

端末間通信技術（スマホdeリレー）



試作機



ソフトウェア画面（例）

- 市販のスマホのソフトウェアだけを改造（ハードウェアの改造は一切なし）
- WiFiによるメールリレー機能を搭載（ファイルの添付可能）
- メールリレー機能は省電力設計

移動中でも，一時孤立してもリレーを継続（メール蓄積機能）

携帯電話のエリアと無関係に利用可能（携帯の電波を利用しない）

1. Hiroki Nishiyama, Masaya Ito, and Nei Kato, "Relay-by-Smartphone: Realizing Multihop Device-to-Device Communications," IEEE Communications, vol. 52, no. 4, pp. 56-65, Apr. 2014.
2. Hiroki Nishiyama, Asato Takahashi, Nei Kato, Katsuya Nakahira, and Takatoshi Sugiyama, "Dynamic Replication and Forwarding Control Based on Node Surroundings in Cooperative Delay-Tolerant Networks," IEEE Transactions on Parallel and Distributed Systems, Accepted.
3. "Promising technologies and use cases - Part I, II and III," ITU-T Focus Group on Disaster Relief Systems, Network Resiliency and Recovery (FG-DR&NRR) Technical Reports, pp. 9-10, May 2014.
4. "Promising technologies and use cases - Part IV and V," ITU-T FG-DR&NRR Technical Reports, pp.99-103, May 2014.

仙台市内におけるスマホdeリレー検証実験

- WiFiのアクセスポイントやスマートフォンが溢れている市街地において、プロトタイプによるメッセージリレーが可能であることを確認
- どのような場所でリレーに成功したのか？
  - A) 大通り・交差点・オフィス街
  - B) 商店街アーケード（平日約4万人・休日約5万人の往来）
  - C) 公園

スマホdeリレーに関する一般報道

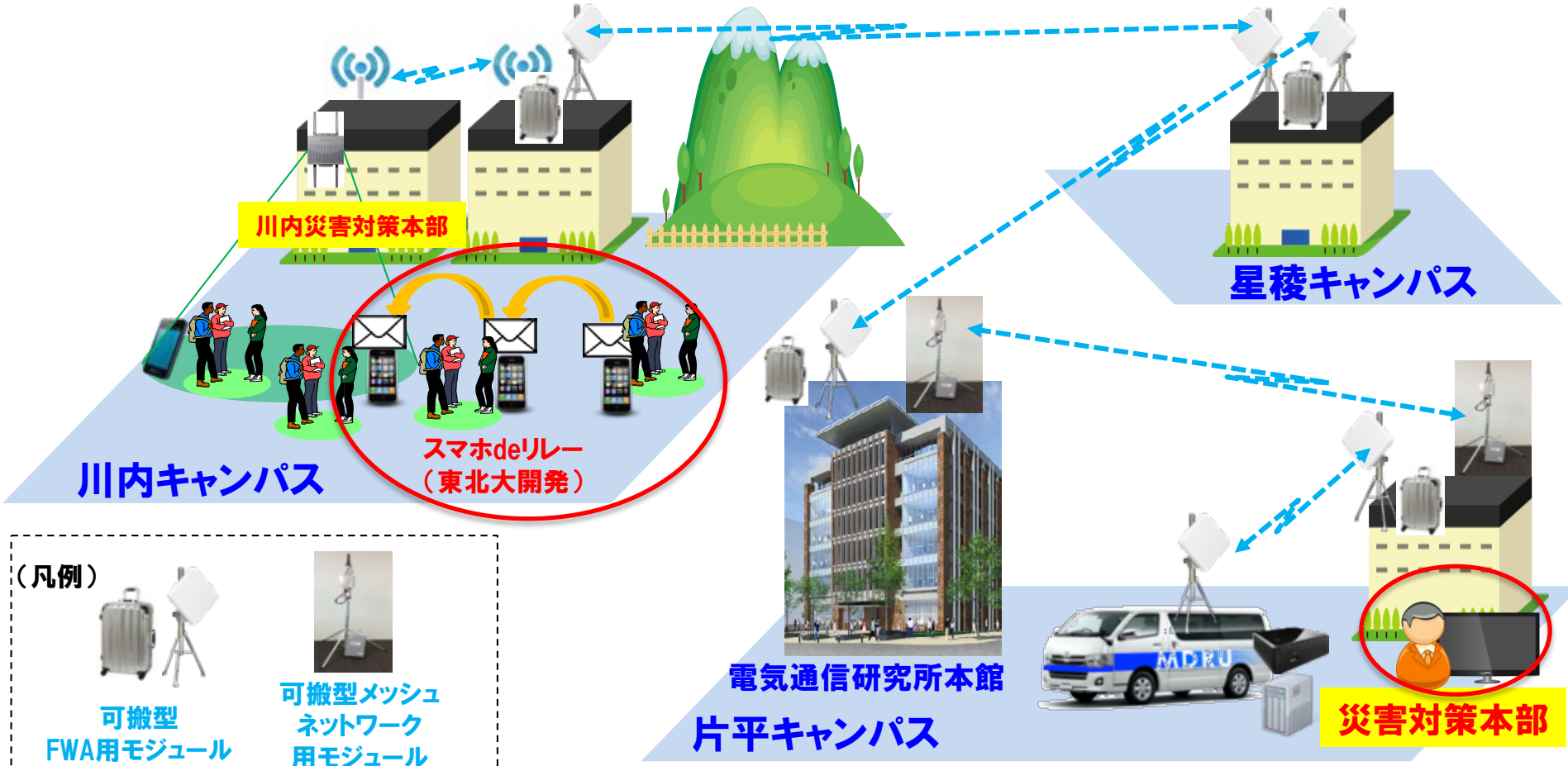
- TV・新聞報道
  - 仙台放送（H26年3月3日）
  - 河北新報（H25年2月19日15面）
  - 読売新聞（H25年2月22日38面）
  - 日経産業新聞（H25年8月29日11面）
  - 電波タイムズ（H25年9月4日1面）
  - 東京新聞（H25年9月5日夕刊8面）
  - 山陽新聞（H25年9月6日朝刊9面）
  - 中国新聞（H25年9月6日夕刊4面）
  - 宮崎日日新聞（H25年9月6日朝刊8面）
  - 茨城新聞（H25年9月12日朝刊8面）

- オンライン報道
  - ハザードラボ，インターネットウォッチ，Yahoo!JAPANニュースなど多数
- ウェブ公開
  - HP：http://www.it.ecei.tohoku.ac.jp/innovation/01/
  - Youtube: http://youtu.be/4_d7lJDzYt0
  - Youtube: http://youtu.be/2VJbWl_rEsI

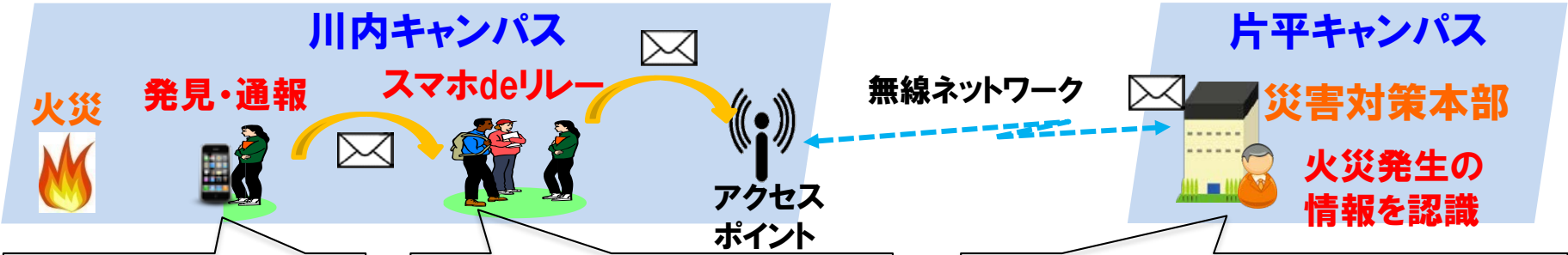
東北大学本部防災訓練
「スマホdeリレー」の実証実験

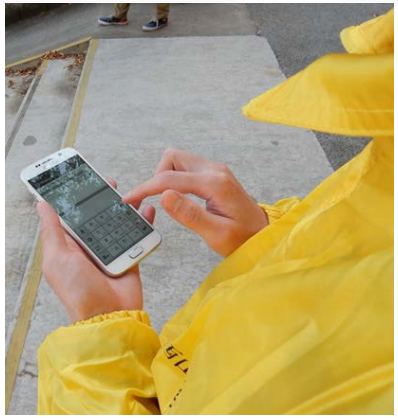
本部防災訓練での位置づけ

- 社会実装に向け、**商用化が進む耐災害ICT技術**の実証実験を実施。
- 「スマホdeリレー」を用いて、地震発生直後の川内キャンパスの状況を片平キャンパスの災害対策本部に伝達（キャンパス間の通信は、NTT、NICTが構築した無線ネットワークを利用）。



実証実験の様子





アプリで通報

スマホ間で情報をリレー（自動）

通報を受信

←写真の例

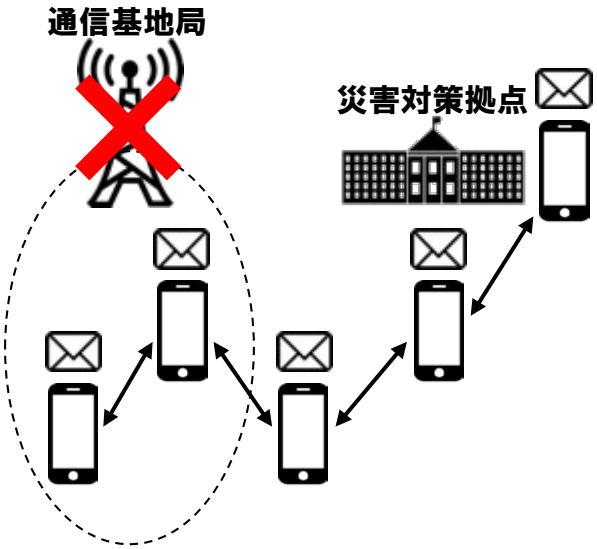
メールの例↓

「実験棟にて火災発生」
「水道が止まってます」
「停電が発生しました」

訓練時間内に
テキストメール675通と
写真44枚を受信

スマホdeリレー

- 大規模災害時、携帯電話等の通信基地局が不通または混雑した際にも、スマートフォン間で情報を送受信することで、災害対策拠点等にメールを転送。
- 平時における通信圏外地域（山間部・通信インフラ未整備の発展途上国等）での情報伝達、一定エリア内（工事現場・工場・倉庫）での情報共有、アウトドア施設や商業エリアでの情報配信にも活用。



テキストメッセージに加え、音声ファイル、写真画像、動画ファイルなども送信可能

メッセージ送信画面

- 東北大学の独自研究開発技術

- 第29回 独創性を拓く 先端技術大賞特別賞受賞
- 東北大学、株式会社構造計画研究所、株式会社NTTドコモの三者による共同受賞

- 国内特許出願済
- 国際特許出願準備中
- 国際標準化に寄与

- １年以内に商用化の見込み

今後の展開

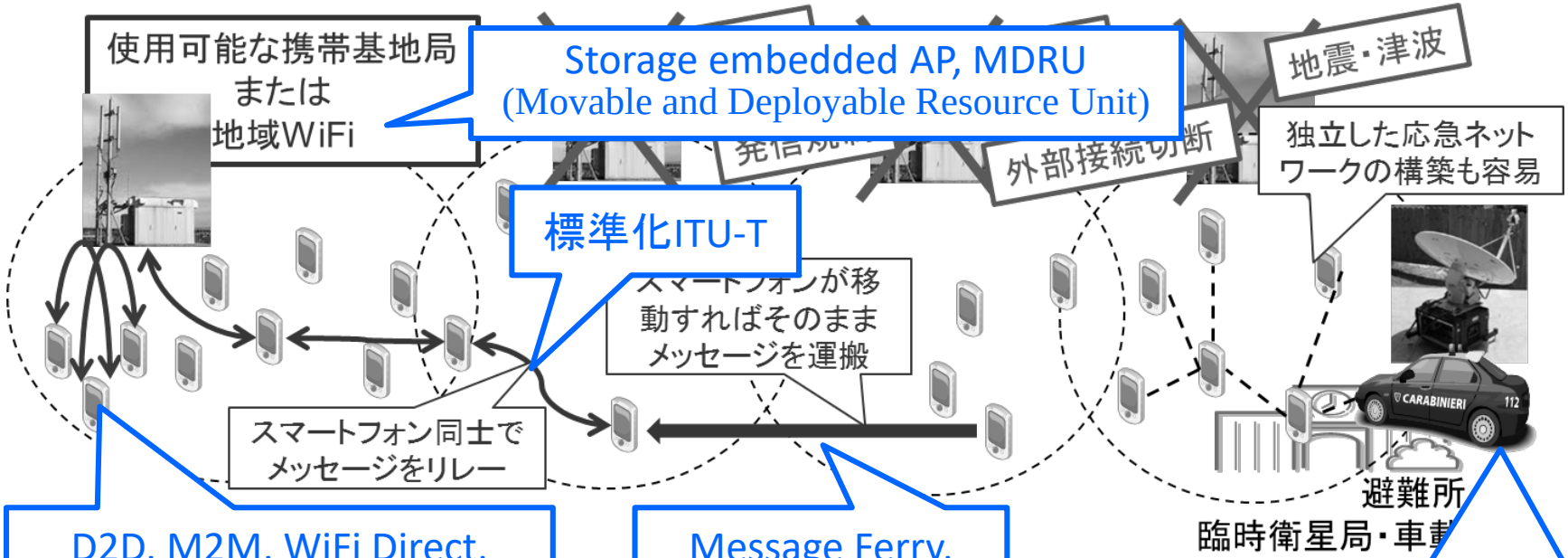
- SNS用アプリケーションとしての開発
- AndroidやiOSなど、対応機種の拡大
- ドローンなどロボットとの通信に応用

Relay スマホdeリレー

大学発の技術を構造計画研究所に移転して、共同で商用化開発を実施

Relay ドローンdeリレー

新たなイノベーションに成り得るか？



D2D, M2M, WiFi Direct,
LTE-Direct, 標準化3GPP

Message Ferry,
Mobile Sink, UAV

衛星, UAV, ITS, 防災無線,
デジタルサイネージ

理論・方式には既に10年以上の蓄積・歴史がある

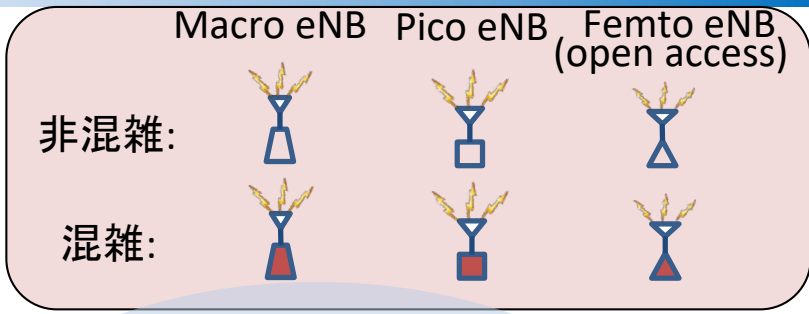
目指す究極のゴール

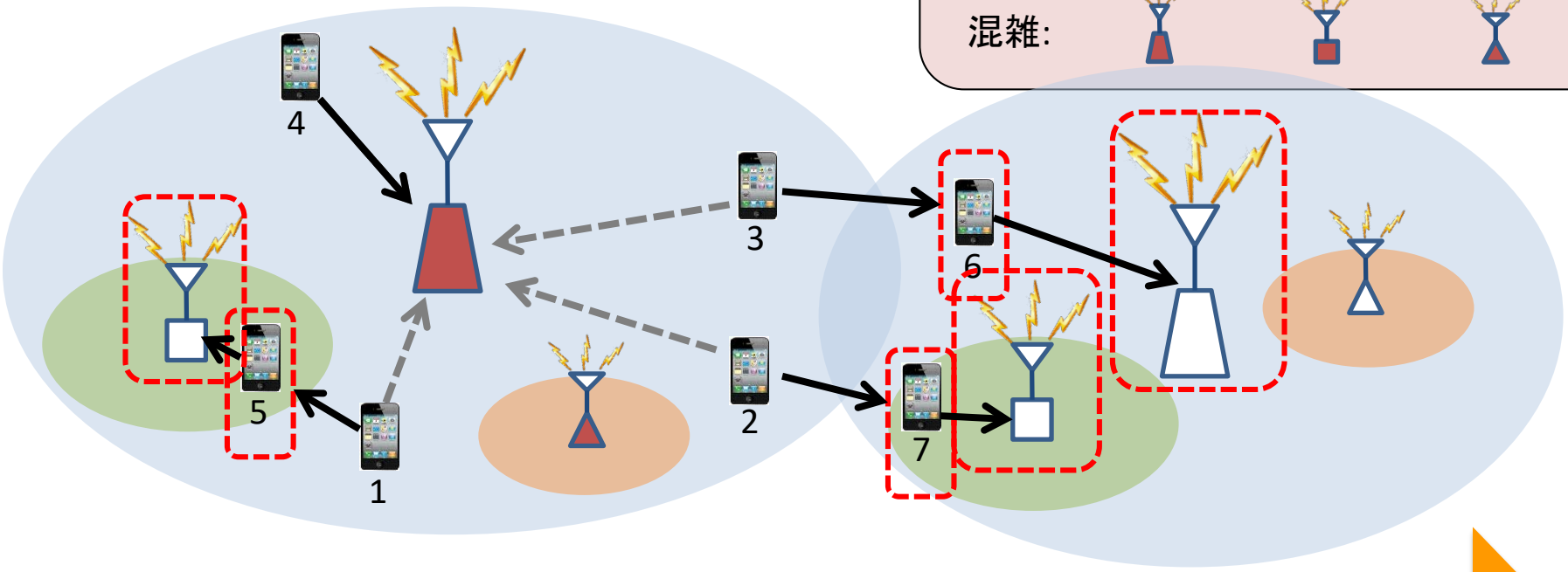
「いつでも、どこでも、誰とでも、簡単自由につくれるネットワーク」

**つながる
から
つくる
時代へ**

トラヒックのオフローディング

<u>接続要求の</u>UEを混まないeNBへ誘導





UE 1-4 接続要求
macro eNB内で混雑が発生

非混雑 eNBを探索

中継可能な端末を探索

非混雑eNBへのトラヒック中継

第3章

UAV通信の未来

UASとは

Unmanned Aircraft System: 無人航空機システム

＝無人航空機（UAV）、ペイロード、無線リンク、地上局、
自律飛行・運用ソフトウェア等からなるシステム全体を指す。

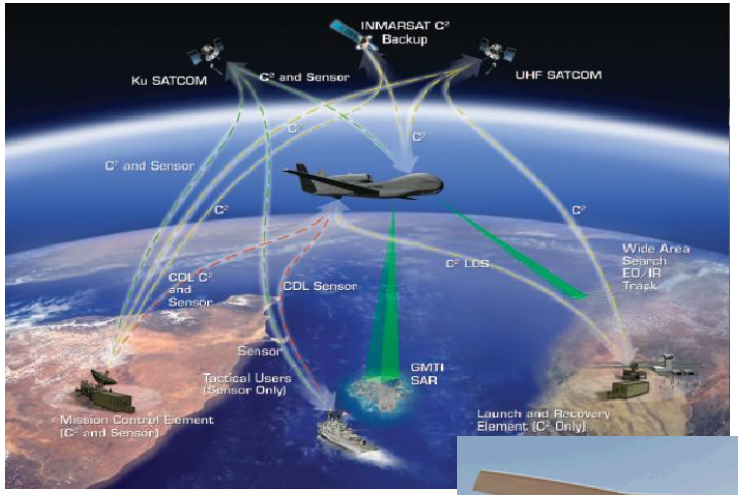
Global Hawk（米Northrop Grumman）
翼長：34.5m、航続距離：12,000km
ターボファン、価格：1000万ドル／システム

B-II（富士インバック）
翼長：3.2m、航続距離：500km
レシプロエンジン
価格：1000～2000万円／システム

UAS地上管制システムの例
（中～大型UAS）

- ✓ 地上端末画面上に設定されたウェイポイントに沿い，自律プログラム飛行
- ✓ 飛行経路は飛行中に随時変更可能
- ✓ パイロットは，地上にてモニタを見ながらジョイスティックを握る
- ✓ 機体情報（位置，高度，速度，残燃料等）はリアルタイムでダウンリンク
- ✓ 途中で無線リンクが切れても，自動的に設定された着陸ポイントへ帰還

従来の主なペイロード



グローバルホークによる軍事偵察活動

福島第1原子力発電所の被害状況撮影例

- ✓ 紛争地域での安全な偵察（可視，赤外，SAR），追尾および無人攻撃
- ✓ ミサイル発射の検知（早期警戒）
- ✓ 放射線・毒ガス検知
- ✓ 原発事故等の危険な状況での情報収集

背景・課題

無人航空機システム（UAS）をセンサノード、無線中継ノードとして用いた場合の有効性や災害時等におけるネットワーク構築の迅速性、および産業化への関心の高まり

米国FCC（連邦通信委員会）の動き

- 被災地における「迅速展開型航空通信アーキテクチャ（DACA）」に関するRequest for Comments発行（2011.1）
- 非常時通信におけるDACAの役割に関するホワイトペーパを発行（2011.9）

WRCの動き

- UAS・地上間非ペイロード用バンドとして5GHz帯が使用可能として合意
- UAS・衛星間リンクのための周波数分配が議題に設定（WRC-15）
- 上記バンドはいずれも既存業務との共用促進が普及のカギ

我が国では携帯電話の周波数がひっ迫し、特に災害時等における輻輳、通信規制、停電、故障で周波数利用効率の著しい低下が発生

災害対策の動き

- 地上ネットワークの重層化（携帯・Wi-Fiメッシュ・WiMAX・ITS・衛星）で耐災害性を強化
- 携帯電話網の耐災害性を強化（ボイスメール、バッテリ増強、ネットワーク制御強化）

ネットワーク構築の迅速性に課題

ネットワーク孤立地域の救済に課題

UASに関する国内動向

- UASの国内市場（機体、サービスを含む）
  - 2020年に1136億円の市場を形成（2016年度の約5倍）[1]
  - ➔ 近傍空域内で運用されるUASの数が増加
- 無人移動体のための新たな周波数帯（2016年）
  - 無線局免許が必要
  - 最大5kmの画像・映像伝送を想定

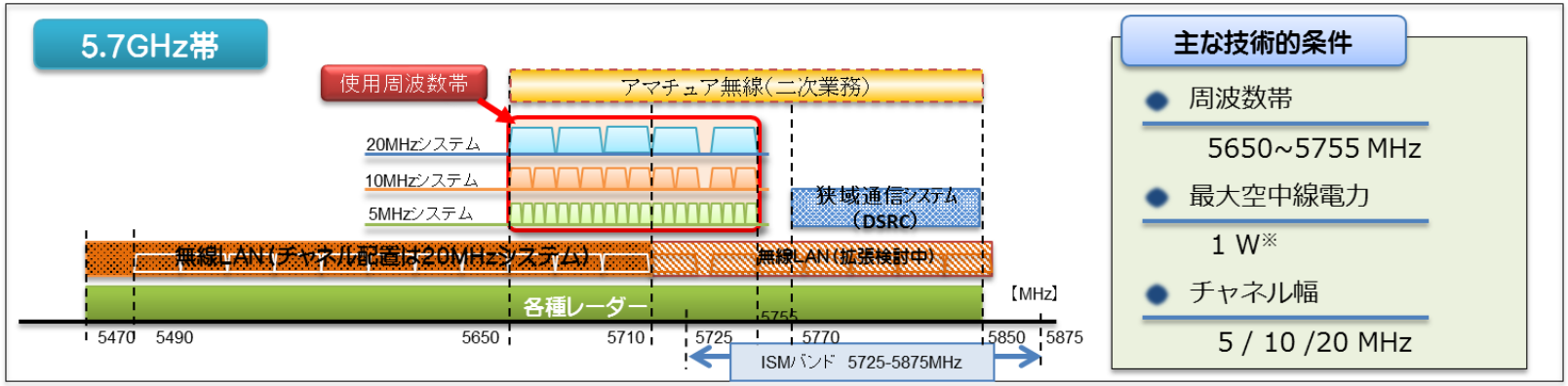


図. 無人移動体画像伝送用周波数帯域（5.7GHz）
出展：総務省電波利用ホームページ、ドローン等に用いられる無線設備について

UASで使用する周波数帯域の効率的利用が必要

[1]春原春原久徳、“ドローンビジネス調査報告書2017、”インプレス総合研究所、2017年.

UASで使用されている周波数帯域

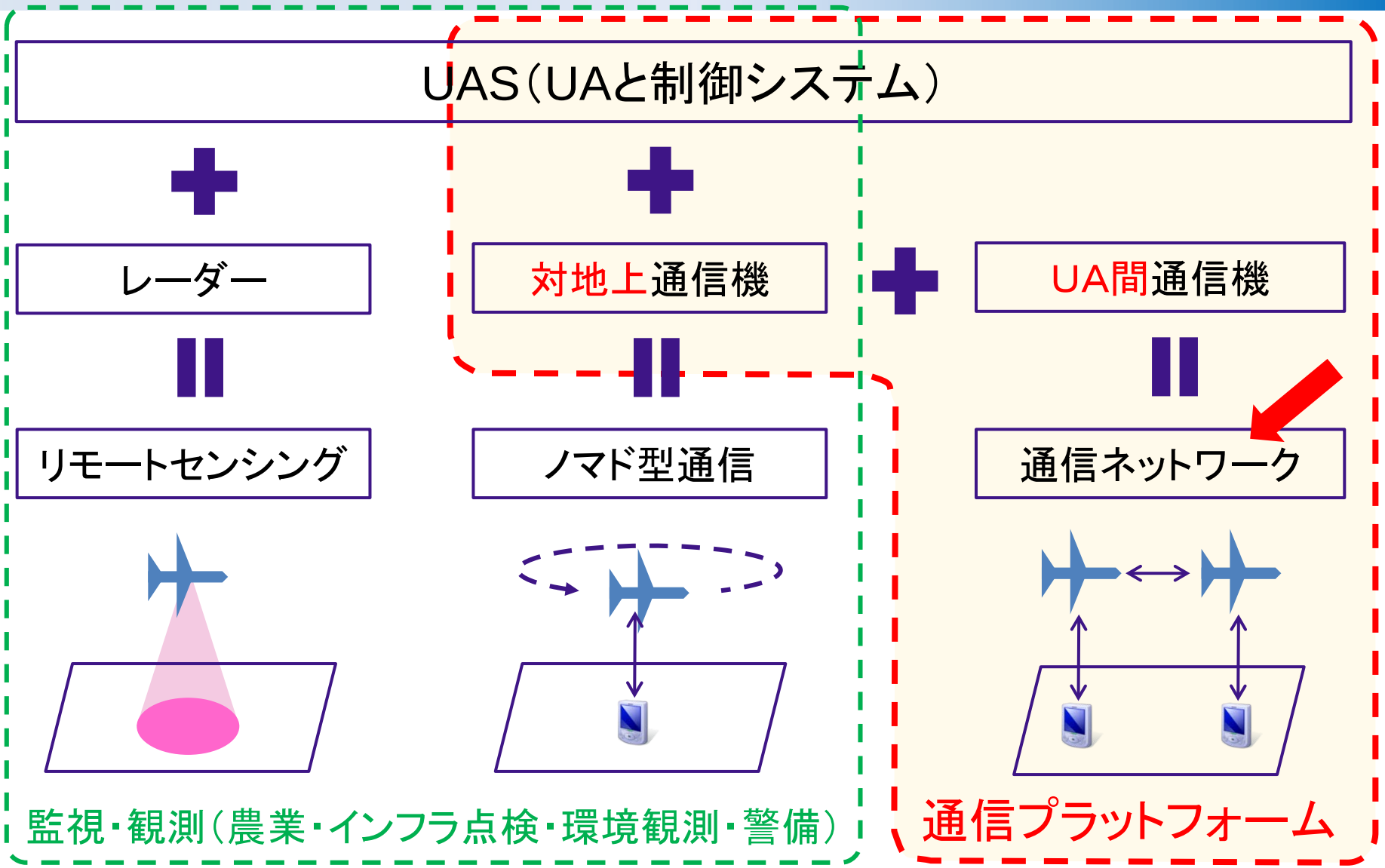
- 日本
  - コマンド、テレメトリー
    - 73MHz、920MHz、2.4GHz、5.7GHz
  - 映像伝送

表. 映像伝送で使用されている周波数帯域

用途	周波数帯域	無線局免許
ホビー用ドローン等	2.4GHz帯ISM	不要
産業用UAS （操縦支援用の映像伝送）	1.2GHz帯 （アナログ伝送）	必要
測量、計測などのための 映像伝送	169MHz、2.4GHz、5.7GHz帯	必要

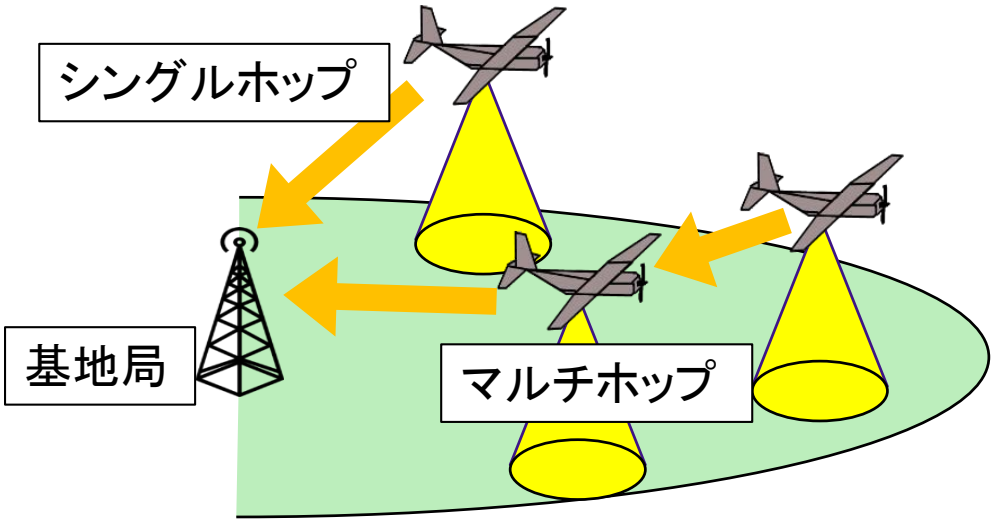
- 欧州
  - アメリカ
    - 映像伝送：900MHz、1.2GHz、2.4GHz、5.8GHz
  - ヨーロッパ
    - 映像伝送：2.5GHz、5.8GHz 等

UASを利用する応用システムの分類



群制御モデル

- 収集したデータをリアルタイムで基地局へ送信
  - 収集におけるデータレートは一定
    ➔常に一定以上のリンク容量が必要
  - シングルホップ通信またはマルチホップ通信を実行

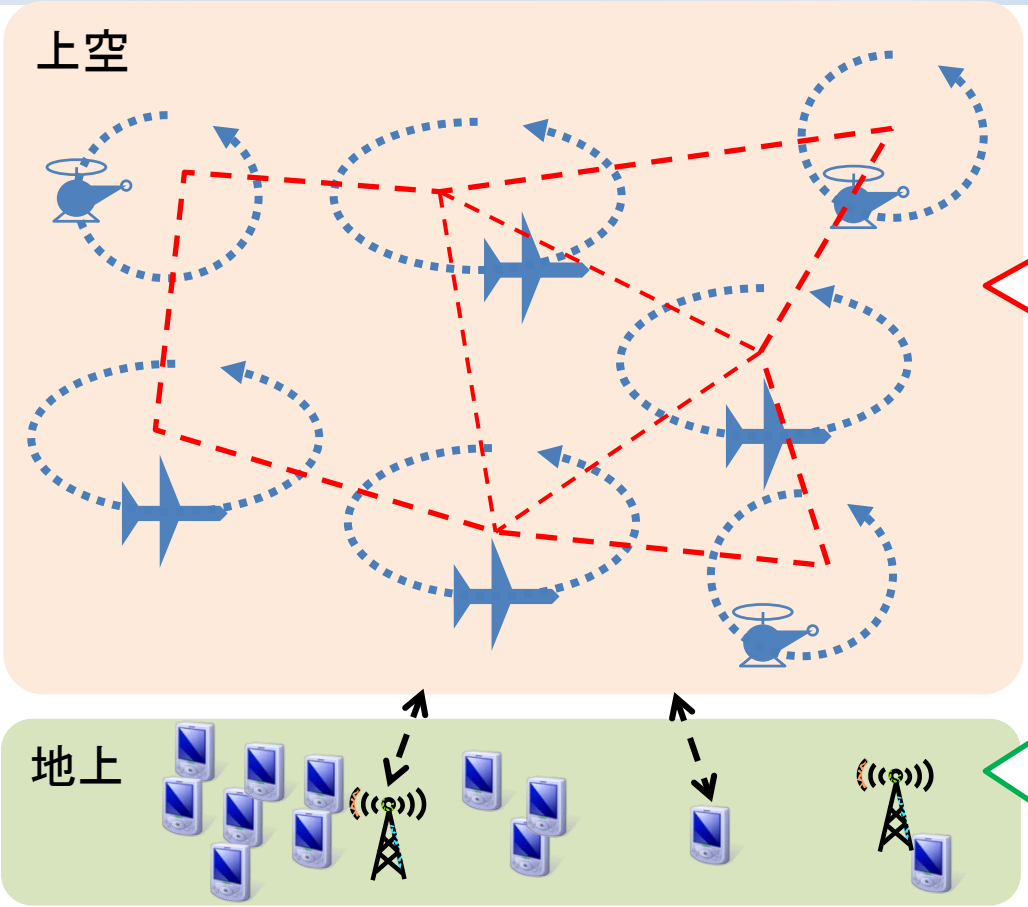


桜島の地形を撮影する小型UAV[1]

UAVによる西之島上空からの空中写真[2]

[1]2014.12.10 西日本新聞経済 (http://headlines.yahoo.co.jp/hl?a=20141210-00010000-qbiz-bus_all)
[2]2014.4.14 国土地理院 (http://www.gsi.go.jp/kenkyukanri/kenkyukanri60006.html)

UAネットワークのモデル化が目標



モデルの主要パラメータ

- 利用可能なUAの台数
- UAの飛行性能
- UAに搭載される通信機の性能
- ネットワークの性能評価軸

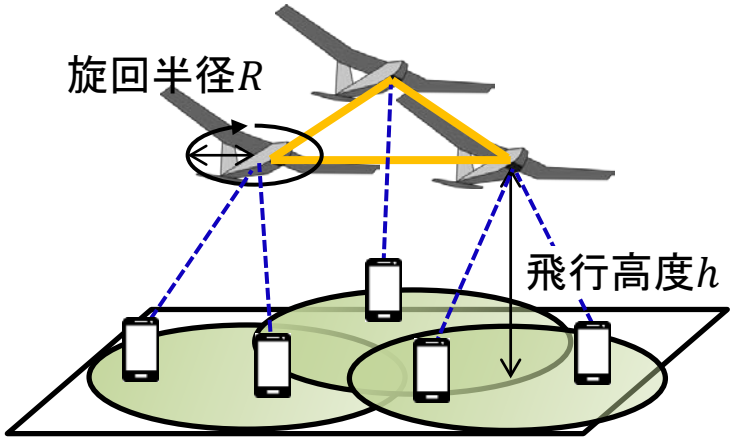
検討すべき地上通信端末の特性

- 粗密の変動
- 孤立エリアの存在
- 利用可能な地上局の有無
  （UAとの直接通信の可否）
- 端末間連携の可否

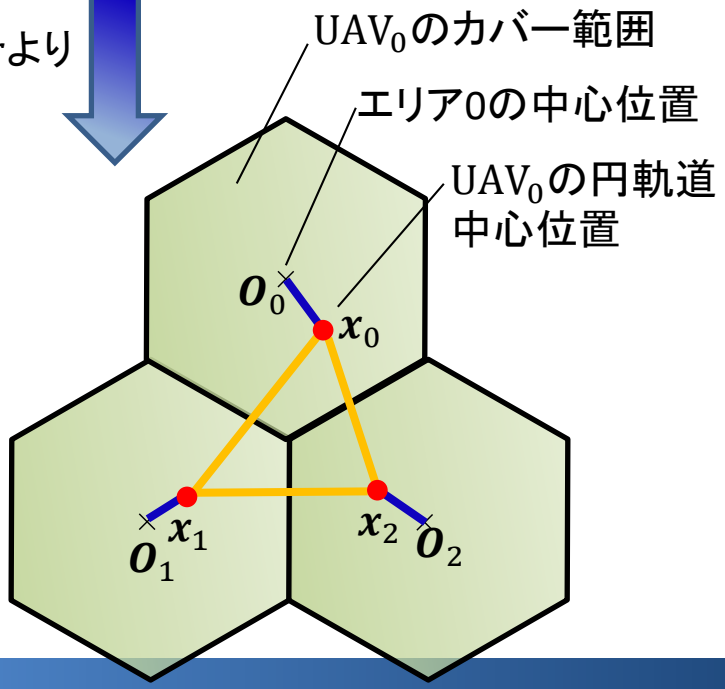
複数UAによって構成されるUAネットワークの
最適構成・最適状態を導出可能なネットワークモデルの確立

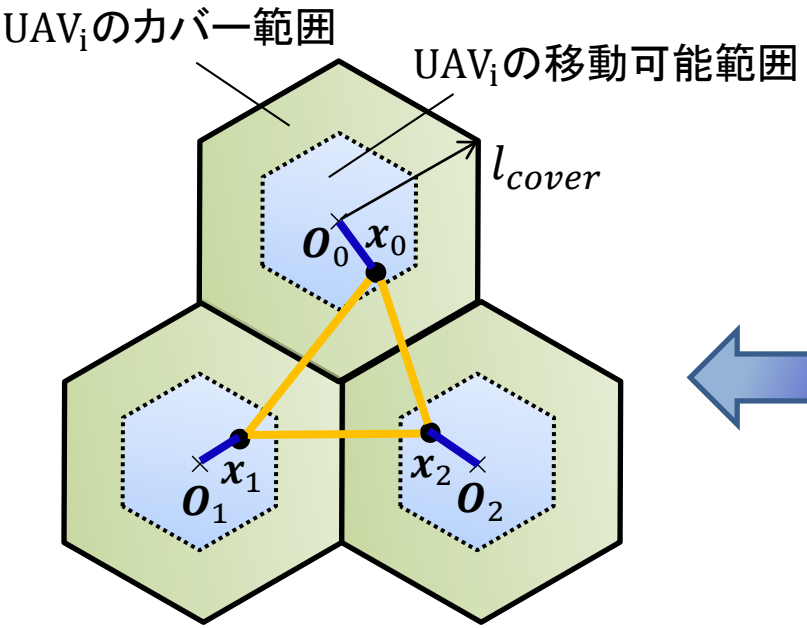
アンカーポイントモデル

- 想定する通信
  - 地上ユーザ間のリアルタイム通信の中継
- UAV
  - 3台
  - 飛行軌道は円形
    - 旋回半径:100m程度
    - 通信距離:10km程度



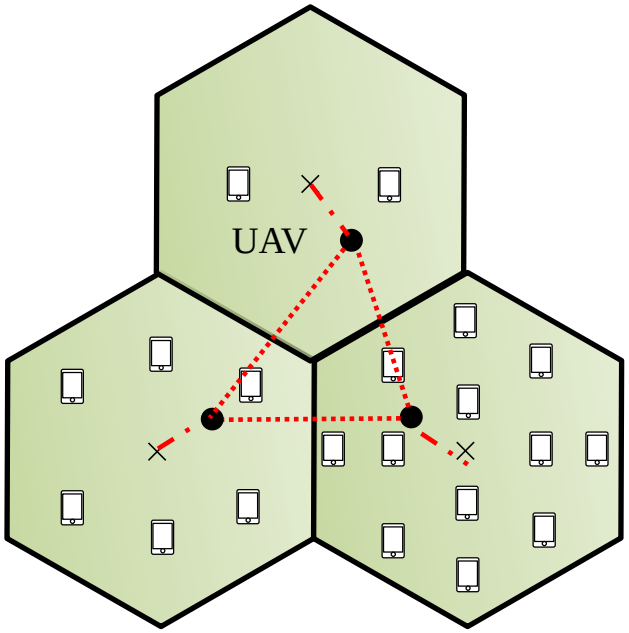
$R \ll r, h \ll r$より





アンカーポイントモデル

- 中心位置の制御における課題
  - リンク容量間のトレードオフ
    - 地上-UAV間の通信リンク容量
    - UAV-UAV間の通信リンク容量



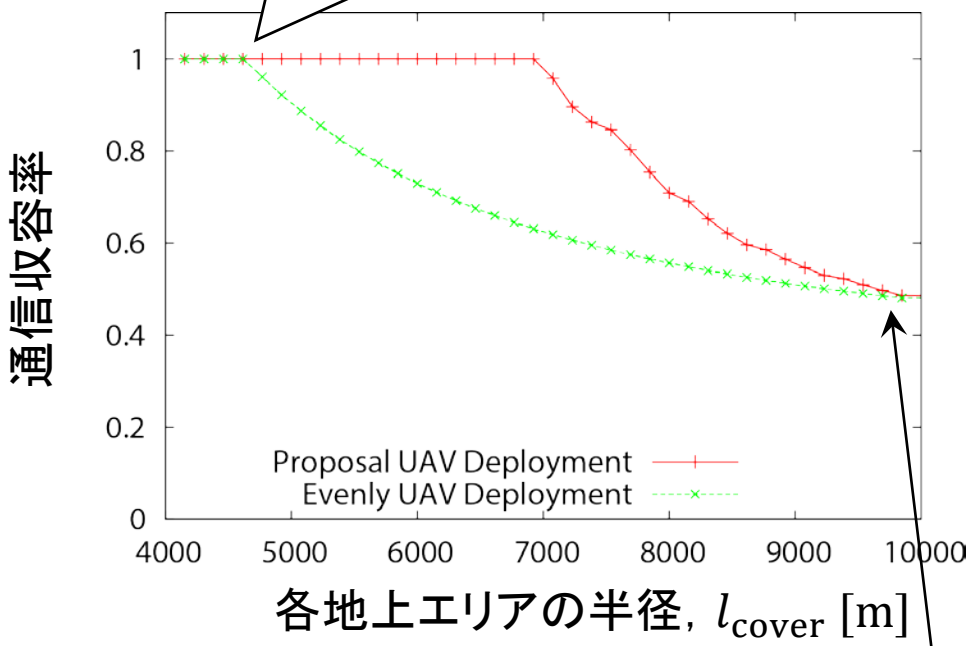
発生している通信需要に応じた飛行軌道の最適化

アンカーポイントモデル

- 評価結果の一例

UAV数	3
最大通信範囲 r[m]	10,000
帯域幅 B[Hz]	22M
電波伝搬係数α	2.0
エリア間の通信レート[bps]	5M
エリア内のユーザ分布	均一

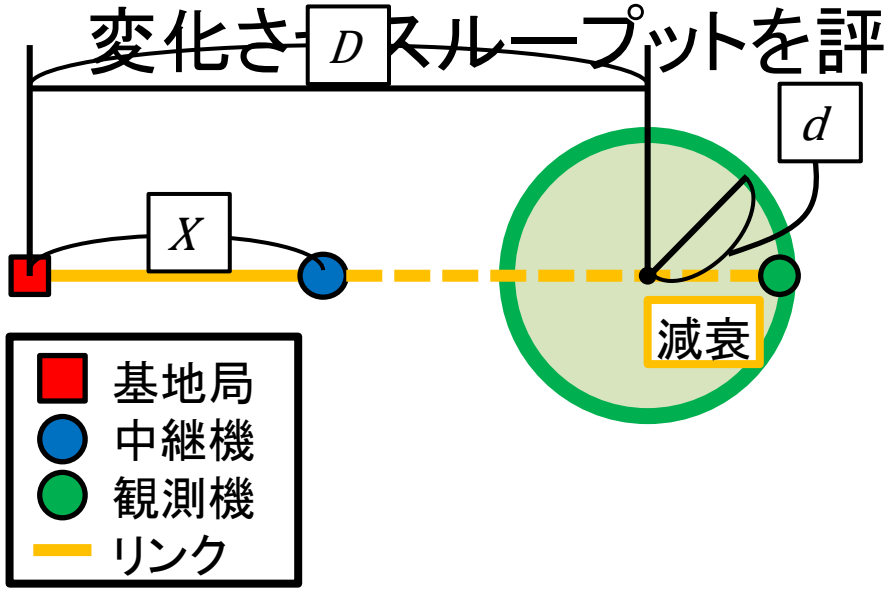
UAV-UAV間リンクにおいて
帯域不足により収容率の低下

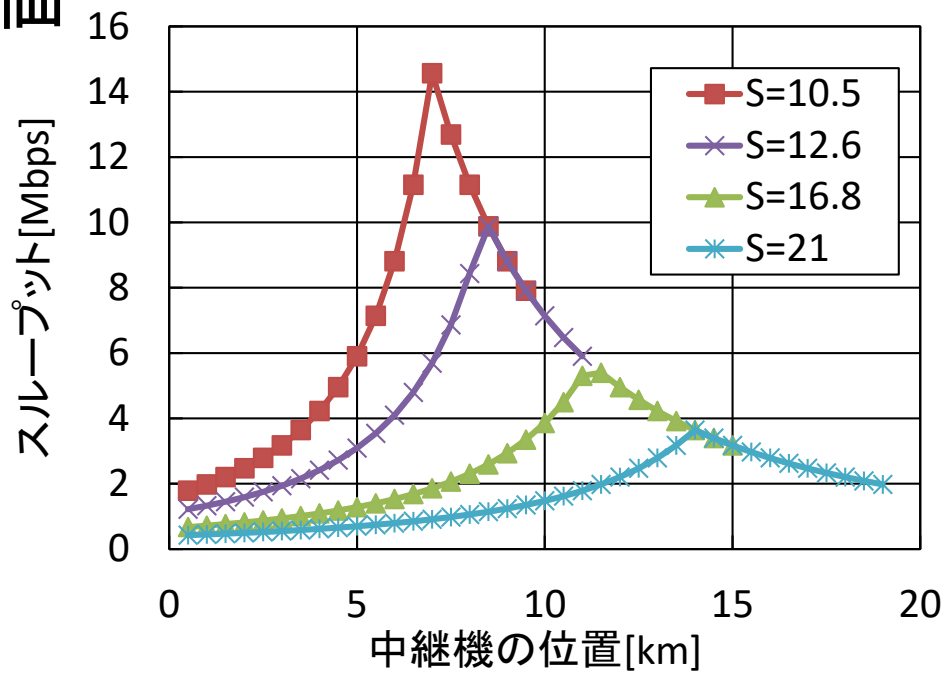


通信半径＝地上エリア半径より，エリア全域をカバーするためにはUAVの位置はエリア中心となる（比較手法と同じ位置となる）

群制御モデル

- 基地局—観測エリア間の距離Dと観測エリアの半径dの和Sを変化さ~~せ~~スループットを評価





D: 基地局—観測エリア間の距離[m]
d: 観測エリアの半径[m]
X: 中継機—基地局間の距離[m]

Sが増加すると全体の通信距離が長くなるため
最適な中継機の位置が基地局から離れ、スループットが低下

東北大学での実証実験

[実証実験]2013.7.30@東北大学

孤立エリアとのUAを介したメール送受信

【スマホdeリレー】
孤立地域内のスマホで簡単に
応急ネットワークを構築可能

＋

【小型無人飛行機中継システム】
広範囲に点在する孤立地域を
外部地域と接続可能

＝

災害による孤立地域等において
一般ユーザが外部に向けて
簡単に情報発信できる

※実証実験は、総務省受託研究事業「無人航空機を活用した無線中継システムと地上ネットワークとの連携及び共用技術の研究開発」の一環として、情報通信研究機構耐災害ICT研究センターの協力を受けて実施しました。

[実証実験]2014.3.7@東北大学

上空での遅延許容リレー通信

マルチコプターBの飛行エリア

マルチコプターAの飛行エリア

上空約100mを自律飛行

安全地域

孤立地域

寄与分書番号：AWG16/INP-54
会合名：The 16th meeting of APT wireless group (AWG-16)
開催日時・場所：18-21 March 2014, Pattaya, Thailand
文書題目：Propose modification to working document towards preliminary draft new report of the possible radio services and applications onboard aircraft and vessels

※実証実験は、総務省受託研究事業「無人航空機を活用した無線中継システムと地上ネットワークとの連携及び共用技術の研究開発」の一環として実施しました。

[実証実験]2014.07.30@東北大学

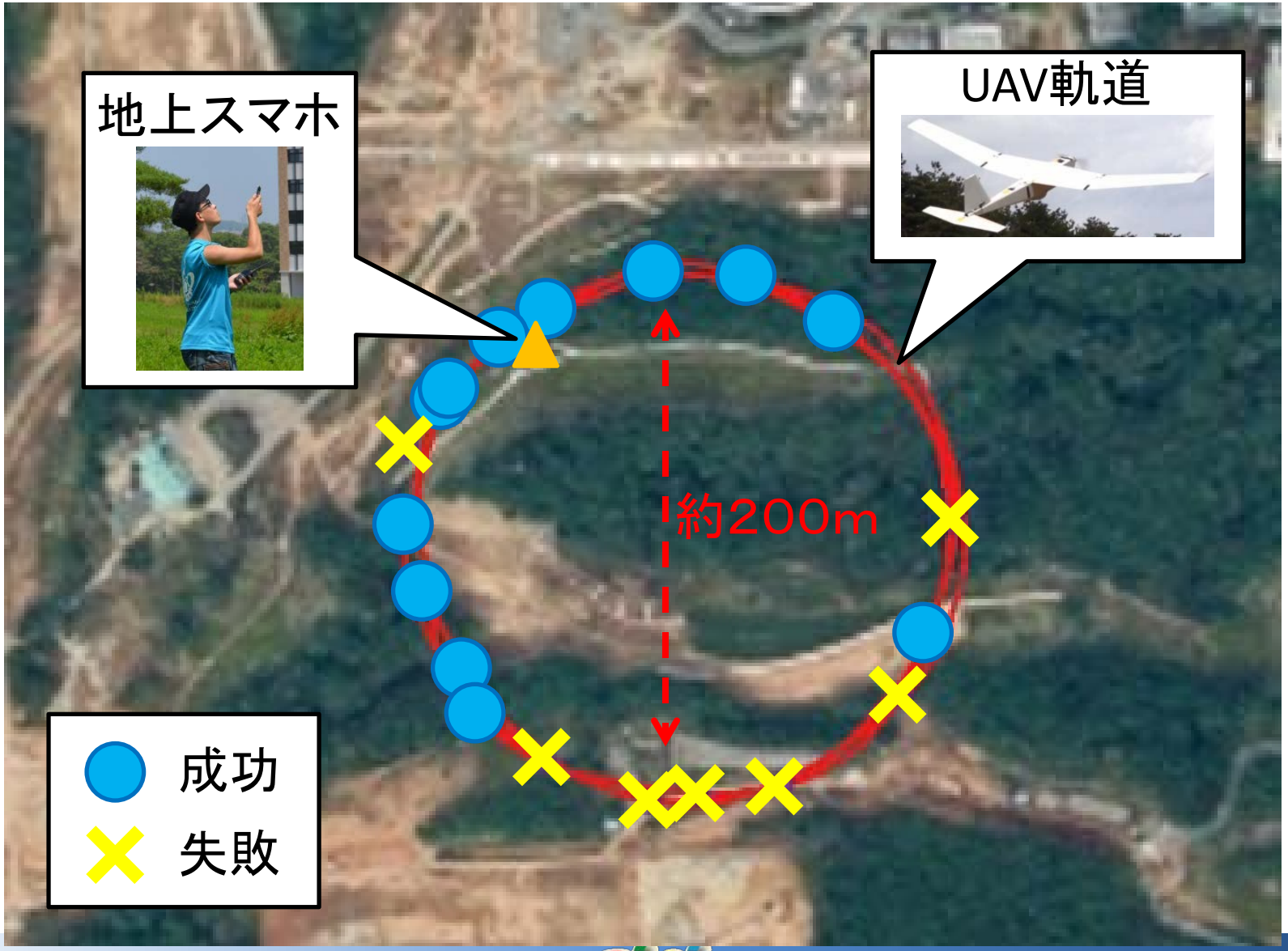
UAと地上の直接通信実験(スマホWiFi)

対地約100m上空で定点旋回

※実証実験は、総務省受託研究事業「無人航空機を活用した無線中継システムと地上ネットワークとの連携及び共用技術の研究開発」の一環として、情報通信研究機構耐災害ICT研究センターの協力を受けて実施しました。

[実証実験]2014.07.30@東北大学

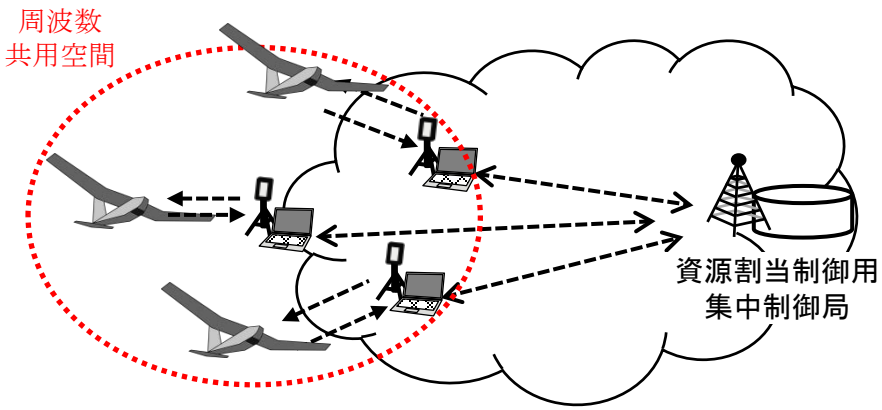
UAと地上の直接通信実験(スマホWiFi)



研究プロジェクト

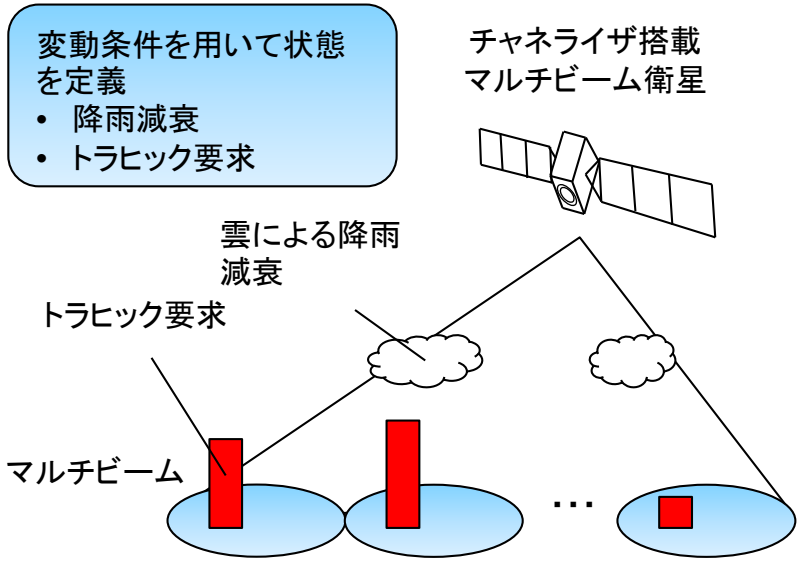
- 2つの総務省委託研究
  - ***無人航空機システム***の周波数効率利用のための通信ネットワーク技術の研究開発
  - ニーズに合わせて通信容量や利用地域を柔軟に変更可能なハイスループット***衛星通信システム***技術の研究開発

3以上のUASが1の周波数を共用して通信することを可能とする効率的資源割当制御アルゴリズムの実現



周波数共有空間と制御局の空間的位置関係に依存しない適用柔軟性に優れたアルゴリズムの設計（図は集中制御局ありの例）

ニーズに合わせた柔軟なリソース配分に関する周波数フレキシビリティ性の有効性評価



周波数フレキシビリティ性を理論的に定量評価可能な解析モデルを構築

UAVネットワーク実現の課題

- 回線の大容量化
  - 小型機になるほど搭載できるアンテナに著しい制約
    ➡アンテナの小型化と通信回線の大容量化が必要
  - 小型機の回線大容量化
    - マルチホップに縛られず，柔軟な航行が可能
    - より広範なビッグデータの観測・収集
    - 操縦地点（固定点）などからの完全遠隔制御の実現

- リアルタイム性の考慮
  - その時点での情報をフィードバックさせたデータ収集
  - インタラクティブなペイロード制御
    - 特に撮影などでは一瞬の機会を逃したくない状況が発生

第4章

AIでネットワークを制御する可能性

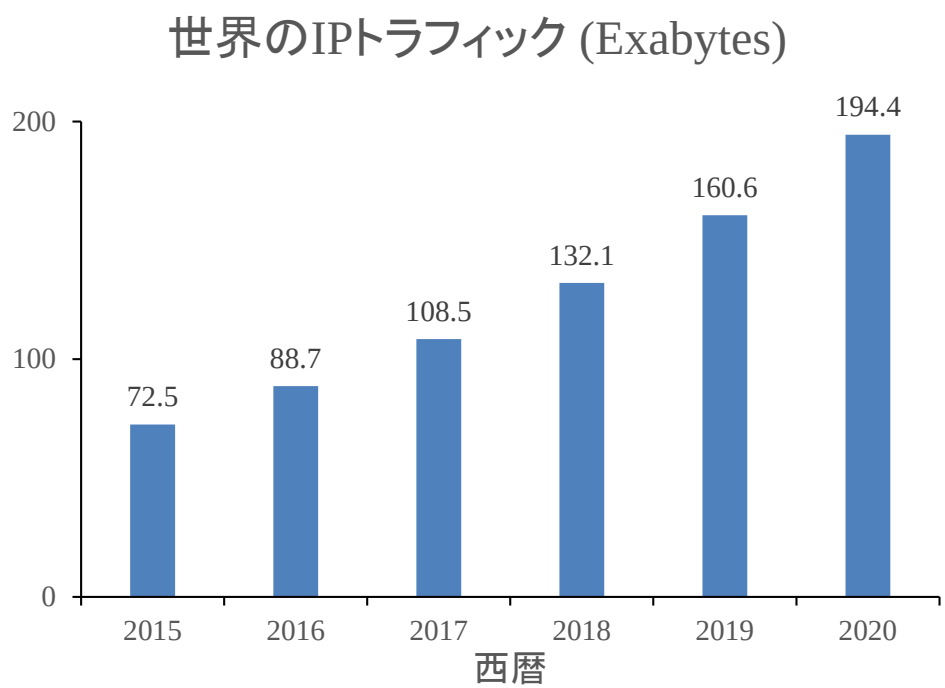
ディープラーニング(DL)の研究背景 (1/3)

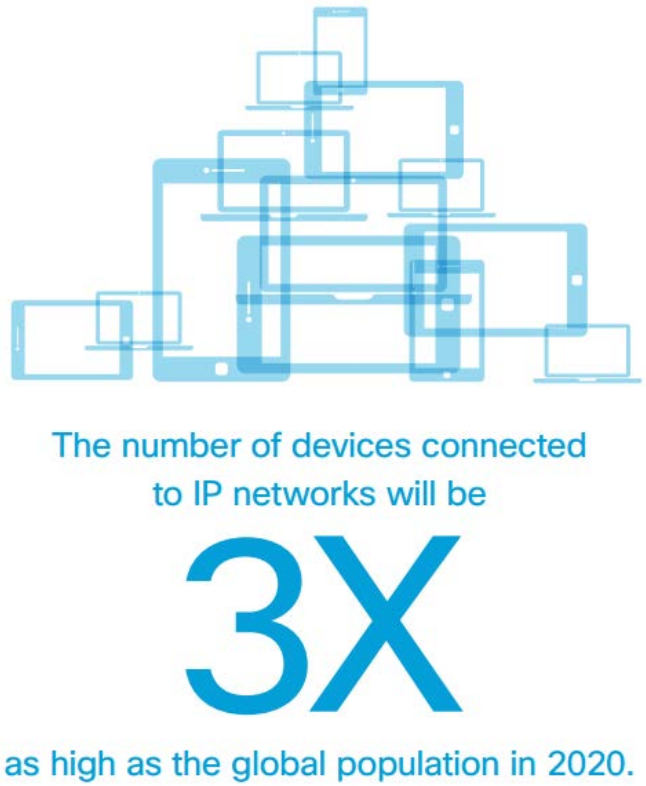
人工知能 VS 人類

- 2016年3月，Google DeepMindが開発したAlphaGoがイ・セドルと囲碁で対戦．3対1で勝利
- AlphaGoはニューラルネットワークで事前に学習
- 新バージョンAlphaGo Zeroはルールのみ教えられ数週間で習得

囲碁の習得に用いたディープラニング（DL）を
ネットワークトラヒック制御に利用

ディープラーニング(DL)の研究背景(2/3)

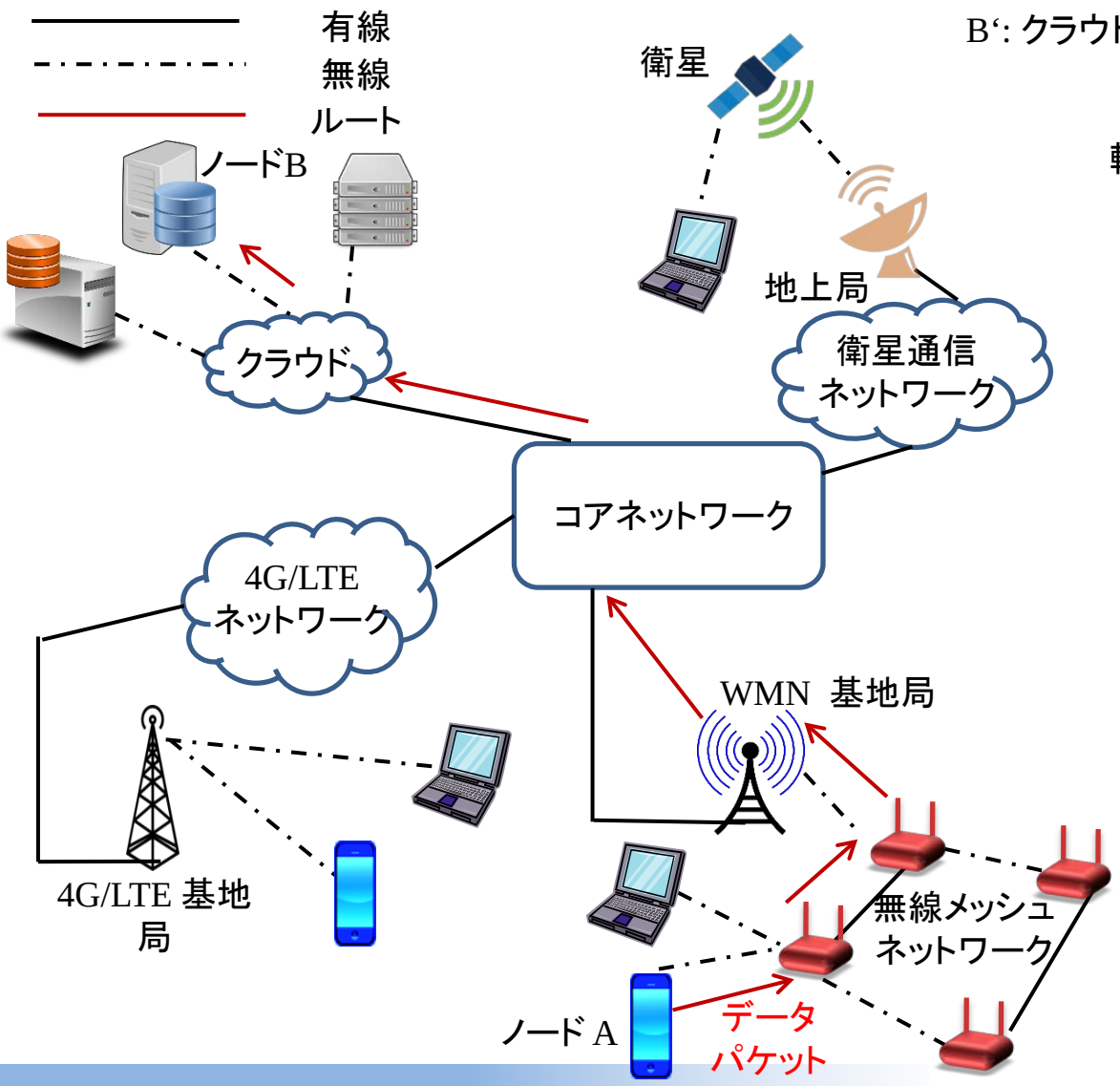


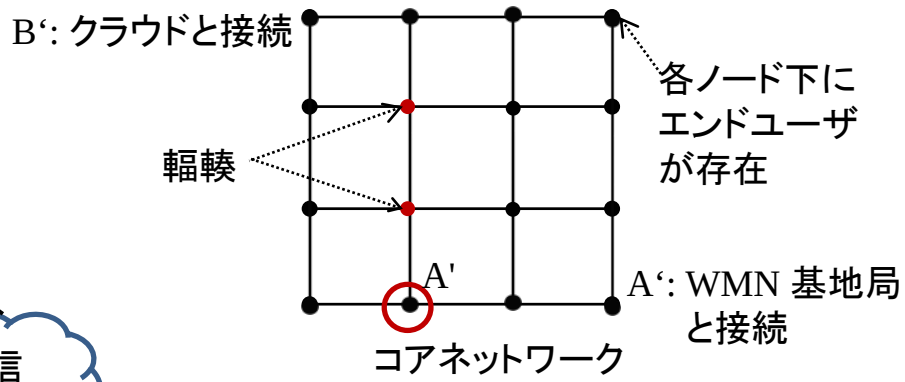


※Cisco Systems予測

将来的なトラヒックの急増
→ディープラーニングを経路選択に応用

ディープラーニング(DL)の研究背景(3/3)





ユーザAからユーザBへの経路計算

従来手法: IS-ISまたはOSPF

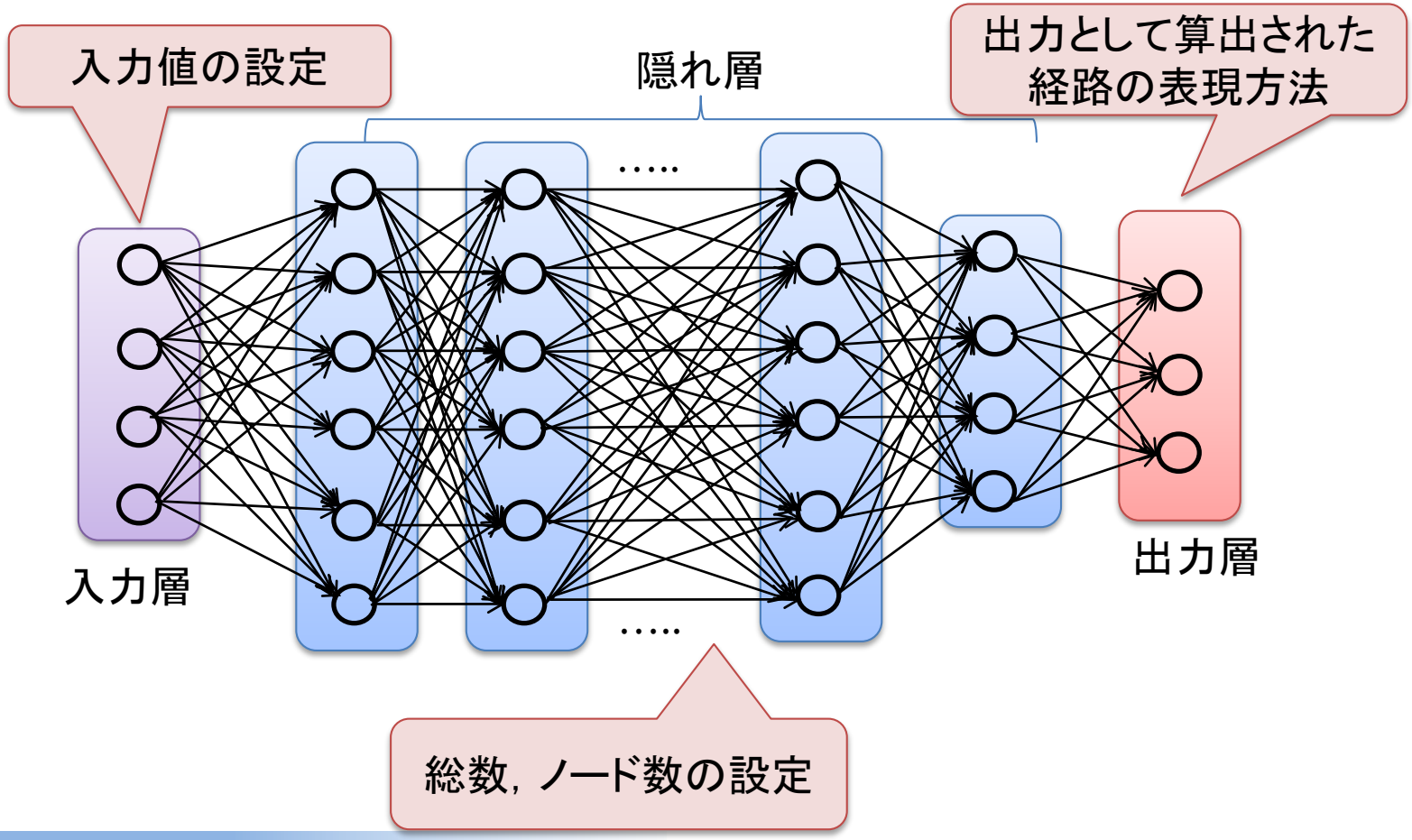
(1) 新たな通信要求の発生毎，
ルータ間で大量の信号を交換

(2) トラヒック，経路制御を集中制御

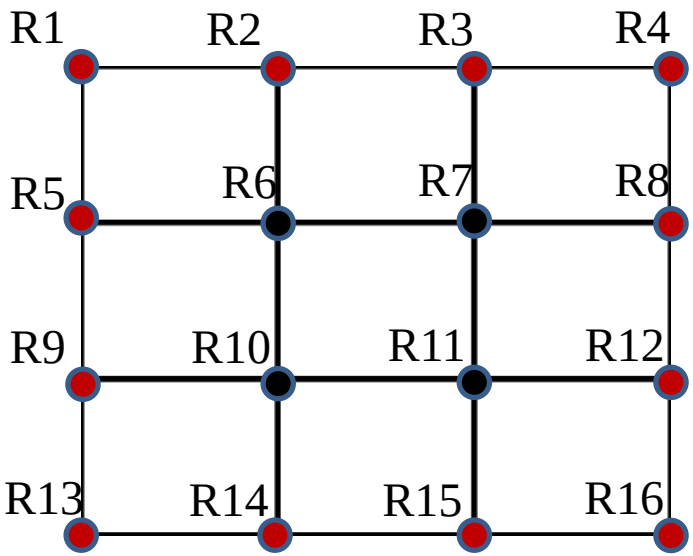
高効率な経路選択を行う
ディープラーニングによる
分散システムの構築の検討

経路計算へのDLの利用– 構成

ディープラーニング(DL)を利用した
経路計算システムの構成



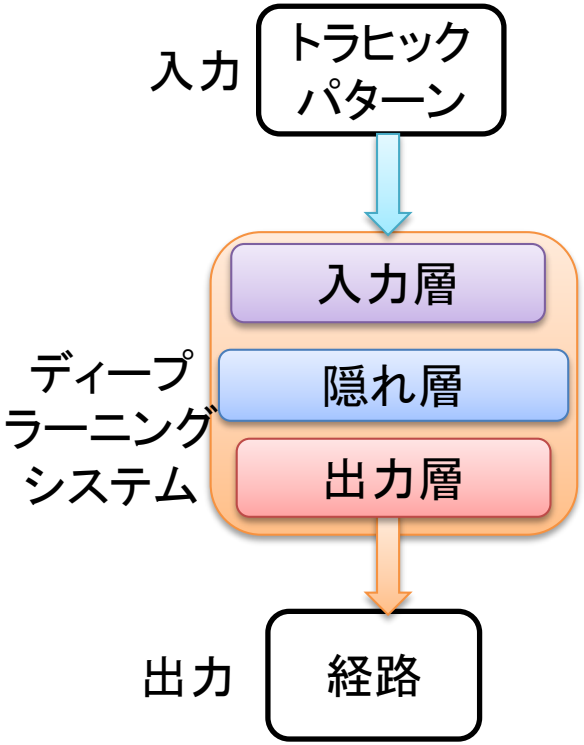
DLの構成: 入力 (1/2)

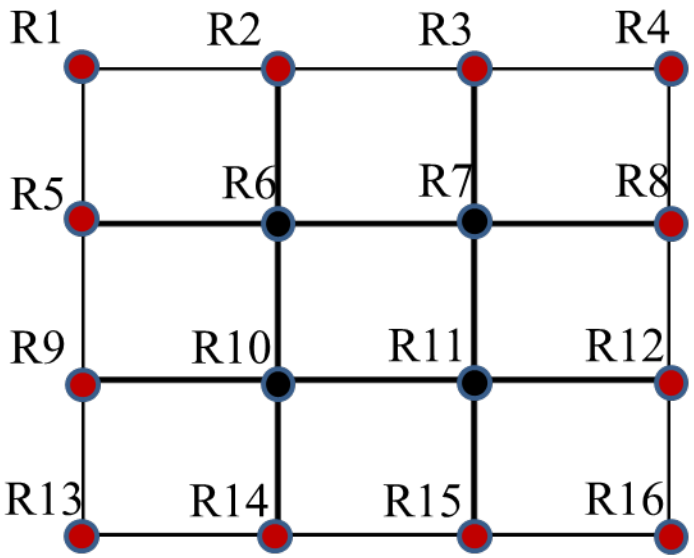


コアネットワークの構成

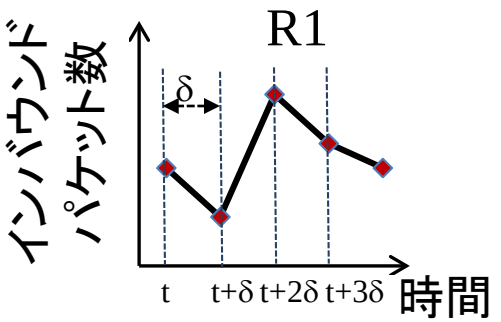
1. 現在のトラヒック状況の表現にルータ毎のトラヒックパターンを利用
2. コアネットワークではメッセージ送信の始点または終点となるのはエッジルータ（赤）のみインナールータ（黒）はメッセージの受け渡しを実行

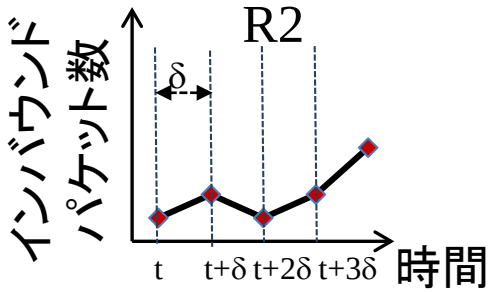
DLの構成: 入力 (2/2)





コアネットワークの構成





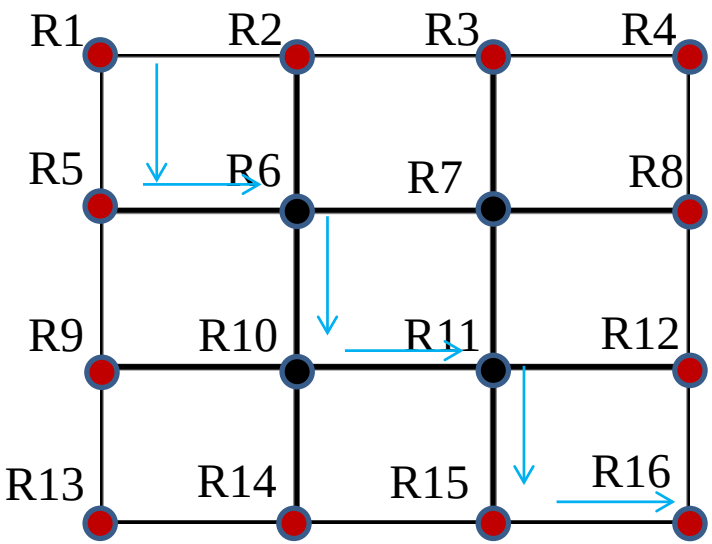
⋮

トラヒックパターン

入力: トラヒックパターン
各ルータのインバウンドパケットを利用

DLの構成: 出力 (1/3)

出力: 始点ルータから終点ルータへの経路
16×16行列を利用し経路全体を表現



R_1 から R_{16} への経路

R1→R5→R6→R10→R11→R15→R16

ルータ　　経路中のi番目のルータ

	1	2	3	4	5	6	7	…	16
1	1	0	0	0	0	0	0	…	0
2	0	0	0	0	0	0	0	…	0
…	…	…	…	…	…	…	…	…	…
5	0	1	0	0	0	0	0	…	0
6	0	0	1	0	0	0	0	…	0
…	…	…	…	…	…	…	…	…	…
10	0	0	0	1	0	0	0	…	0
11	0	0	0	0	1	0	0	…	0
…	…	…	…	…	…	…	…	…	…
15	0	0	0	0	0	1	0	…	0
16	0	0	0	0	0	0	1	…	0

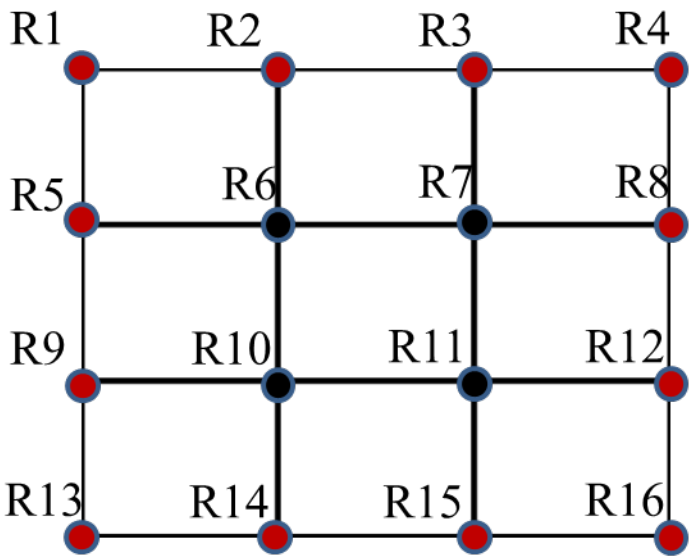
R_1 から R_{16} への経路を表す行列

DLの構成: 出力 (2/3)

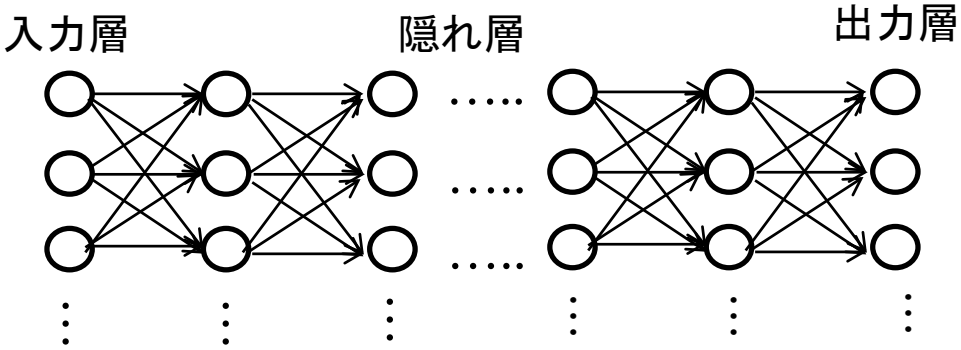
集中制御方式の場合

集中制御装置がディープラーニングシステムを利用して経路計算を実行

中央制御



コアネットワークの構成



DLネットワークの構成

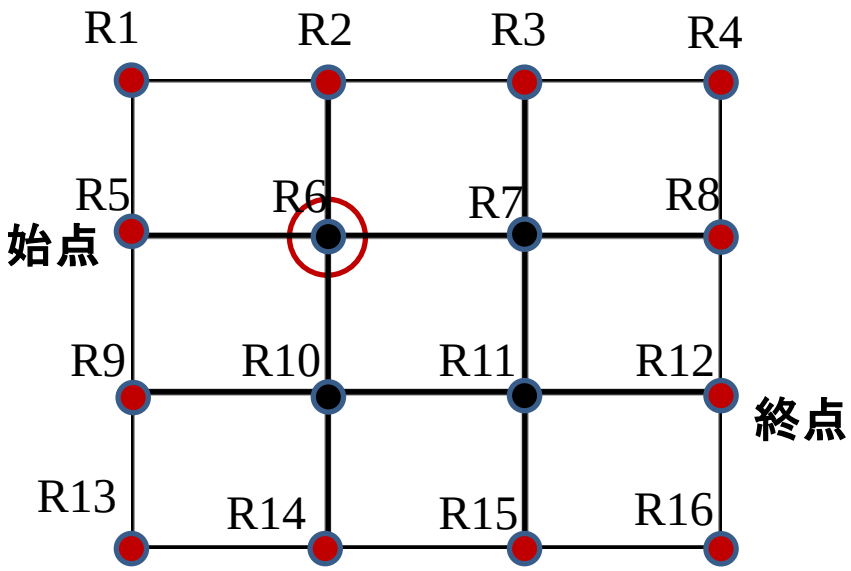
システム構成:
入力層: ノード数 16
出力層: ノード数 3379

膨大な計算と時間が必要

DLの構成: 出力 (3/3)

分散制御方式の場合

1. 各ルータがDLプログラムを所持
2. 各ルータのDLプログラムは経路全体ではなく，次のルータのみを計算
3. DLプログラムは1回の経路計算につき1回実行され，複数回実行することで学習



コアネットワークの構成

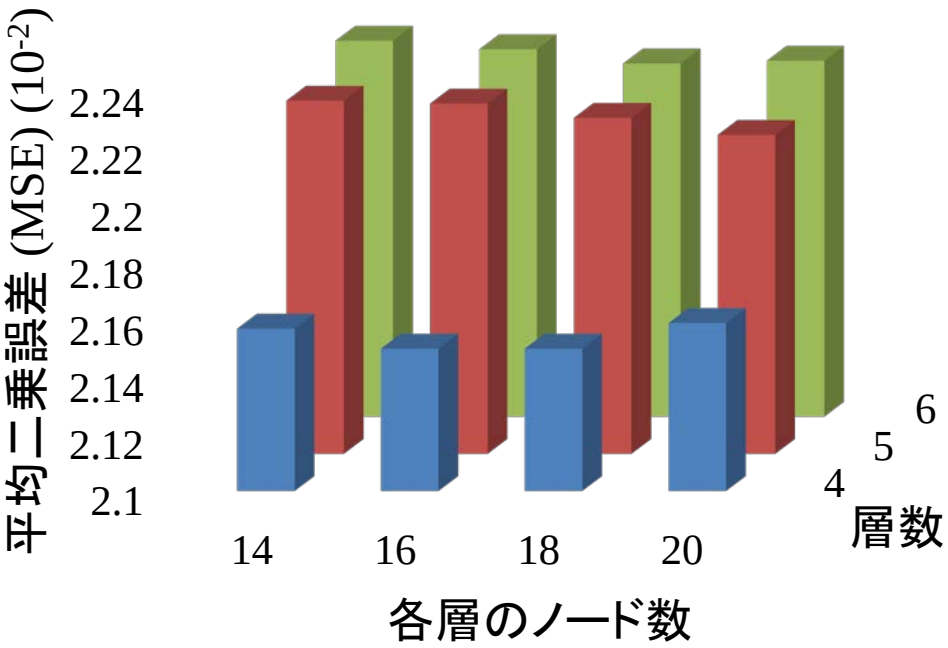
次のルータがR6の場合のDLの出力:
(0, 0, 0, 0, 0, 1, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0)

DLの構成:
層数 4
各層のノード数 16

利点:
簡潔な表現
正確な計算

DLの構造– 隠れ層

隠れ層の構造の違いによる平均二乗誤差(MSE)の比較



MSEが最小となる構造:
- 隠れ層数 4, 各層のノード数 16,
- 隠れ層数 4, 各層のノード数 18

層数・ノード数の増加に伴い
構造は複雑化

今回の16個のルータから構成された
コアネットワークの最適な隠れ層の構造:
隠れ層数 4, 各層のノード数16

DLの構造: 比較

DLの構造による比較

入力層のノード数	出力層のノード数	出力値	誤り率
16	33792	経路全体	-
16	256	経路全体	70%
16	16	経路全体	45%
16	***16***	***次ルータ***	***5%***
48	16	次ルータ	5%

表中の太字の構造を
提案方式として採用

誤り率、構造の単純さから判断し
”入力層のノード数 16、出力層のノード 16”の構造を採用

従来のニューラルネットワークとディープニューラルネットワークの相違点

従来のニューラルネットワーク:
1. 重みの初期値の設定はランダム
2. 重みの学習にバックプロパゲーションを利用

ディープラーニング
1. 重みの初期値の設定にGreedy Layer-Wise Trainingを利用
2. 重みの調整にバックプロパゲーションを利用

ディープラーニングは多層のニューラルネットワークにより構築
従来のニューラルネットワークの問題点
1. 大量のデータが必要
2. 局所最適化
3. 勾配拡散

問題点の解決:
Greedy Layer-Wise Trainingを利用し、重みの初期値を設定
その後微調整を実行

http://ufldl.stanford.edu/wiki/index.php/Deep_Networks:_Overview

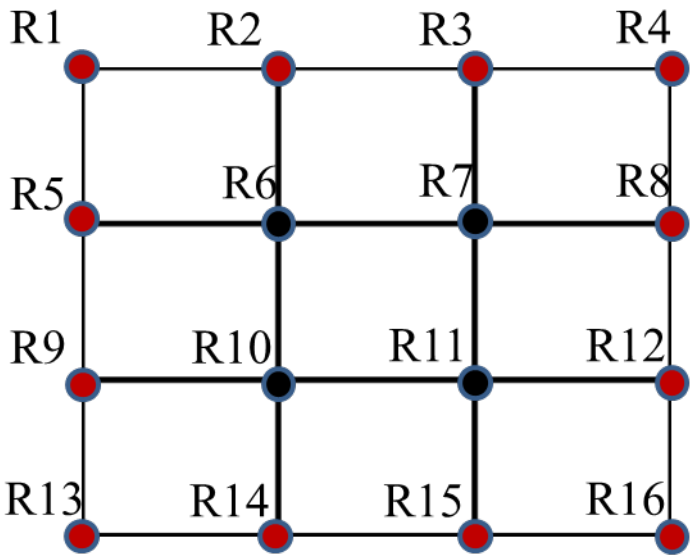
ディープラーニングの工程

ディープラーニングでの経路計算は3工程で実行:
初期段階, 学習段階, 実行段階

初期段階

目標: 訓練データの取得
方法:

1. 従来のOSPFを使用して通信のシミュレーションを実行
   トラヒックパターンと経路を記録
2. CAIDA のデータセット
3. その他手法

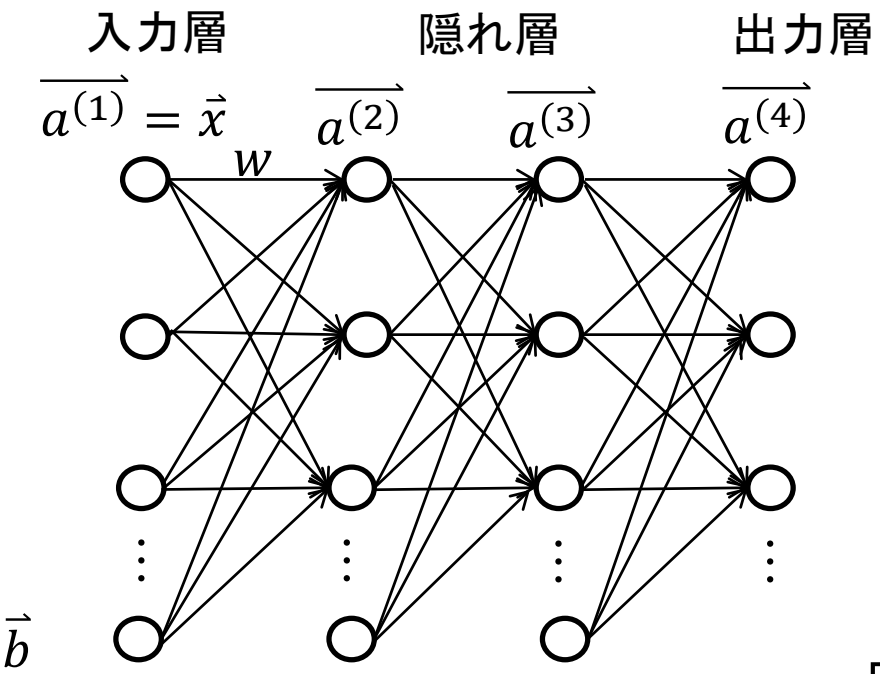


コアネットワークの構成

学習段階 (1/2)

教師あり学習

訓練データセット: $(\vec{x} \quad \vec{y})$ (ラベルデータ)



ニューラルネットワークの構造

$$\overrightarrow{a^{(1)}} = \vec{x}$$

$$a_i^{(l+1)} = \sigma\left(\sum_{j=1}^{16} W_{ij}^{(l)} a_j^{(l)} + b_i^{(l)}\right), l = 1,2,3$$

$\overrightarrow{a^{(l)}}$: l番目の層のベクトル

$a_i^{(l)}$: $\overrightarrow{a^{(l)}}$のi番目の要素

$W_{ij}^{(l)}$: $a_j^{(l)}$-$a_i^{(l+1)}$間の重み

$b_i^{(l)}$: $a_i^{(l+1)}$のバイアス

$\sigma(x)$: シグモイド関数

目標:

重み $\mathrm{W}_{ij}^{(l)}$とバイアス$b_i^{(l)}$ の最適化

問題点: $\mathrm{W}_{ij}^{(l)}$ と $b_i^{(l)}$の最適化方法

学習段階 (2/2)

教師あり学習
訓練データセット: $(\vec{x} \quad \vec{y})$ (ラベルデータ)

学習段階は**2工程**から構成:

1. ***Greedy Layer-Wise Training***を利用した ニューラルネットワークの初期化
2. **バックプロパゲーション**を利用した重みやバイアスの調整

学習後，重み行列を記録

Hinton, Geoffrey E., Simon Osindero, and Yee-Whye Teh. "A fast learning algorithm for deep belief nets." *Neural computation* 18.7 (2006): 1527-1554.

学習段階では, ルータ毎の各DL構造の重み行列を記録

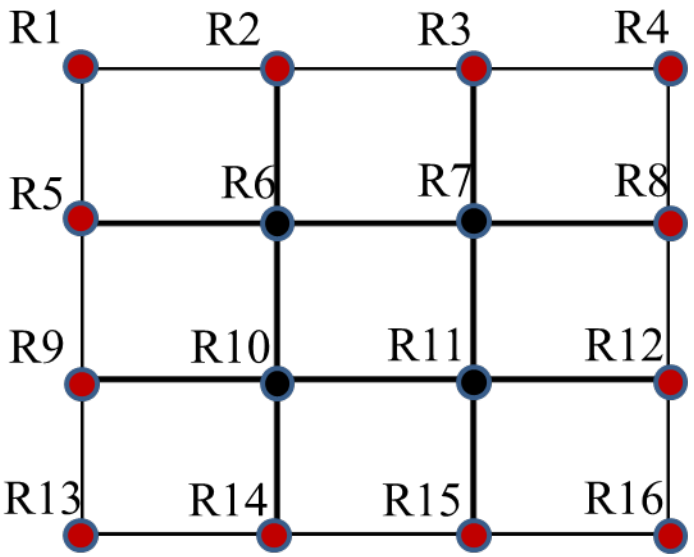
重み行列の共有

NN_{ij}: ルータRiからエッジルータRjへの
ニューラルネットワーク
WM_{ij}: NN_{ij}の重み行列
ただし，i=1,2…16,
j=1,2,3,4,5,8,9,12,13,14,15,16

R6からの送信先エッジルータRjは12通り

NN_{6j} → WM_{6j}

j= 1,2,3,4,5,8,9,12,13,14,15,16



コアネットワークの構成

ルータ同士は重み行列WM_{ij}を交換

ルータは送信先毎重み行列を交換
各ルータが全ルータの重み行列を取得

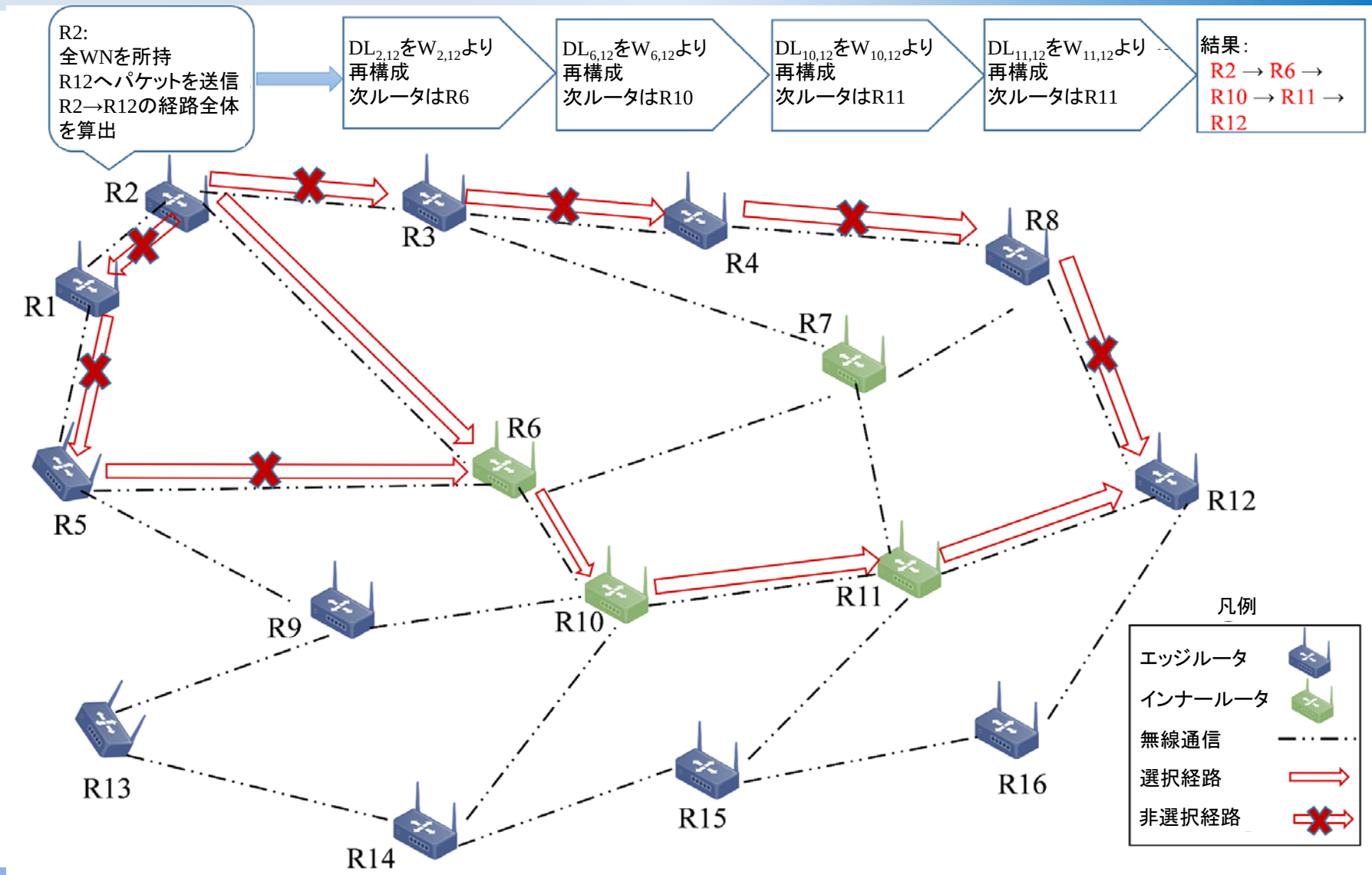
実行段階 (1/2)

工程:

1. 全ルータは周辺のルータとトラヒックパターンを交換
2. 各エッジルータはトラヒックパターンと重み行列を利用し全エッジルータへの経路を算出
3. エッジルータはパケットに経路情報を付加して送信

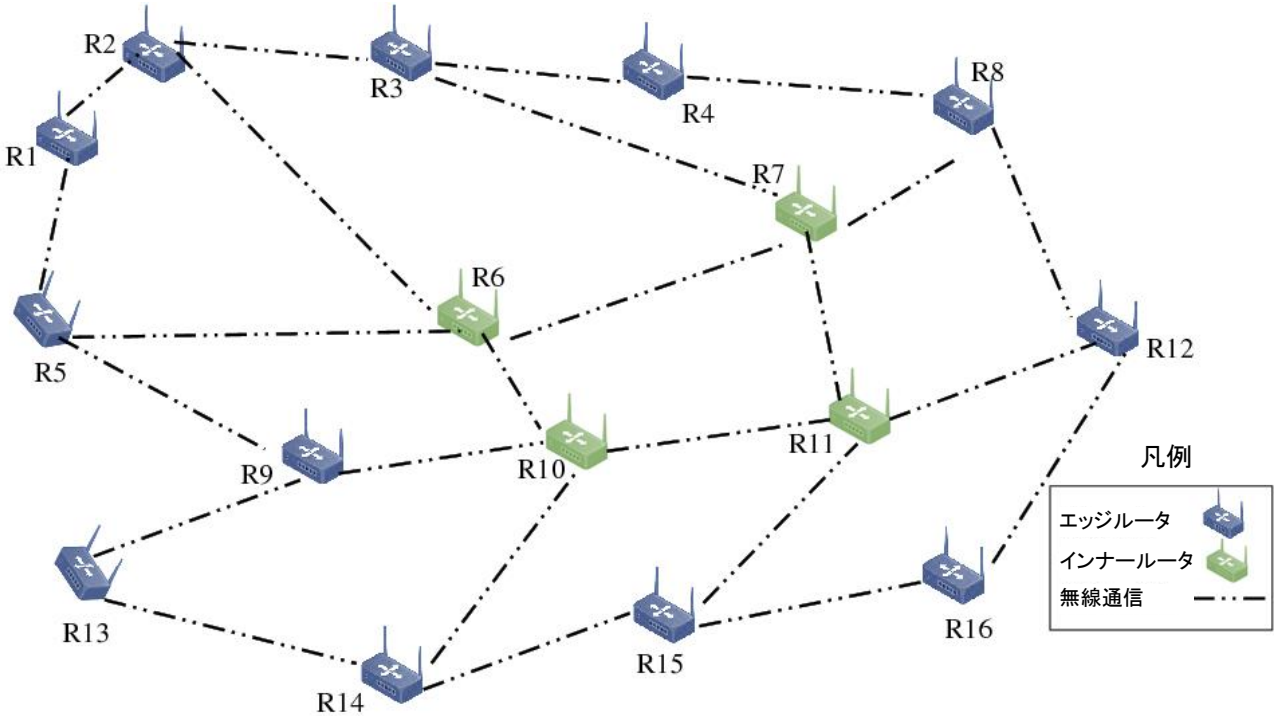
各エッジルータは重み行列を利用し
他のエッジルータへの経路全体を算出

実行段階 (2/2)


R2:
全WNを所持
R12へパケットを送信
R2→R12の経路全体を算出
$DL_{2,12}$を$W_{2,12}$より再構成
次ルータはR6
$DL_{6,12}$を$W_{6,12}$より再構成
次ルータはR10
$DL_{10,12}$を$W_{10,12}$より再構成
次ルータはR11
$DL_{11,12}$を$W_{11,12}$より再構成
次ルータはR11
結果：
R2 → R6 →
R10 → R11 →
R12
R1
R2
R3
R4
R5
R6
R7
R8
R9
R10
R11
R12
R13
R14
R15
R16
凡例
エッジルータ
インナールータ
無線通信
選択経路
非選択経路

性能評価

ネットワーク: 中規模無線メッシュコアネットワーク
比較対象: OSPF
主なパラメータ:
パケットサイズ: 1kb
帯域幅: 8Mbps
信号間隔: 0.25s
パケット生成速度:
16.32Mbps.



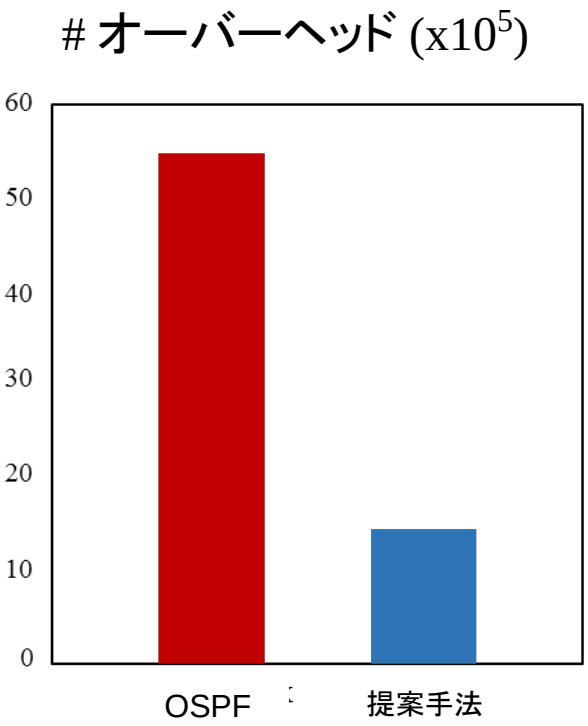
性能を以下の3項目で比較:

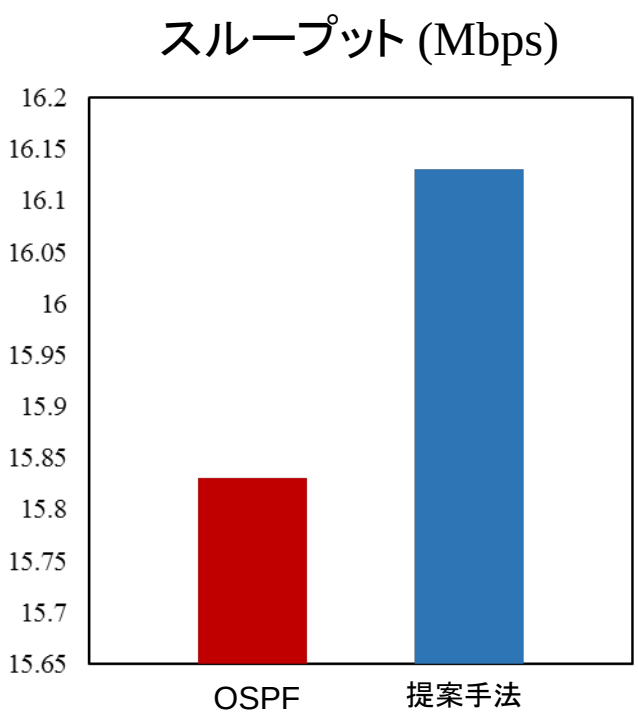
オーバーヘッド

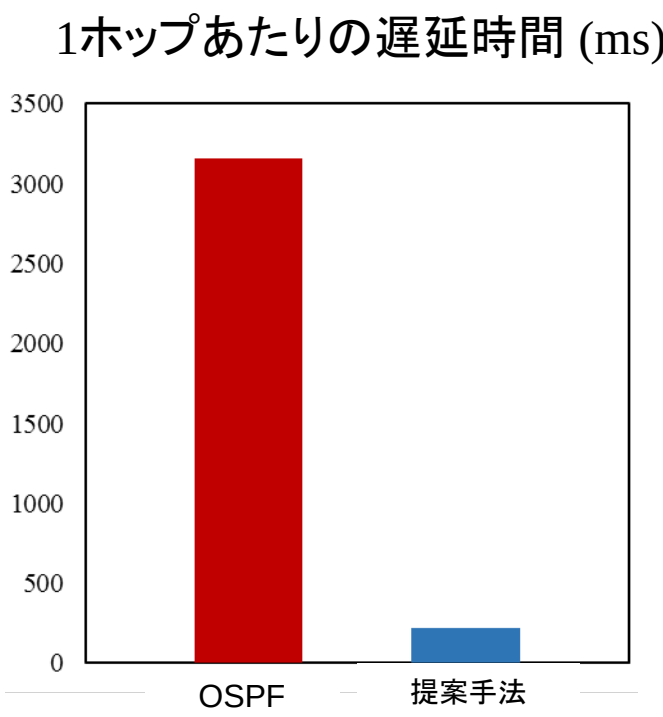
平均通信時間

スループット

性能評価: 予備的結果



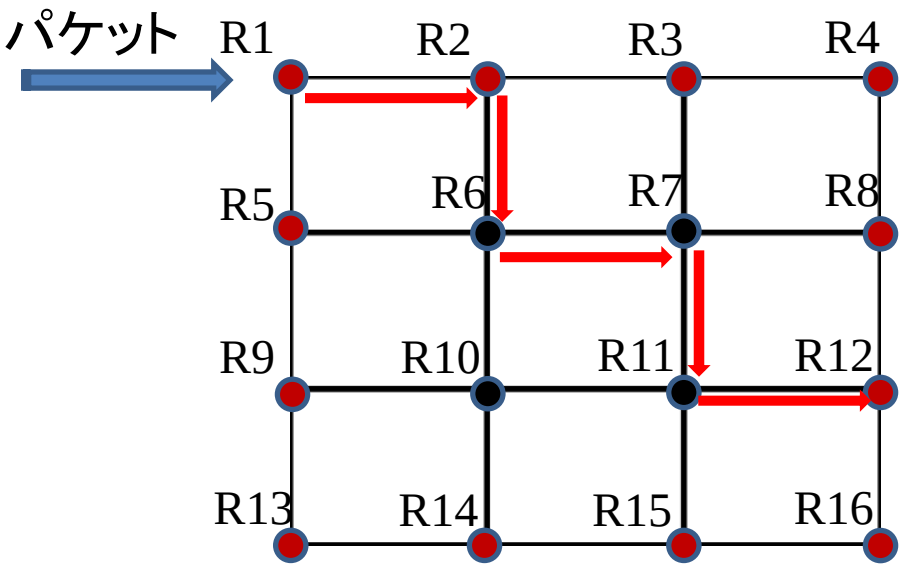




データ生成速度≈16.32Mbps

オーバーヘッド, スループット、平均通信速度
全項目においてOSPFより提案手法が優位

OSPFの動作



最短経路を算出

↓

計算には各経路の重みが必要

↓

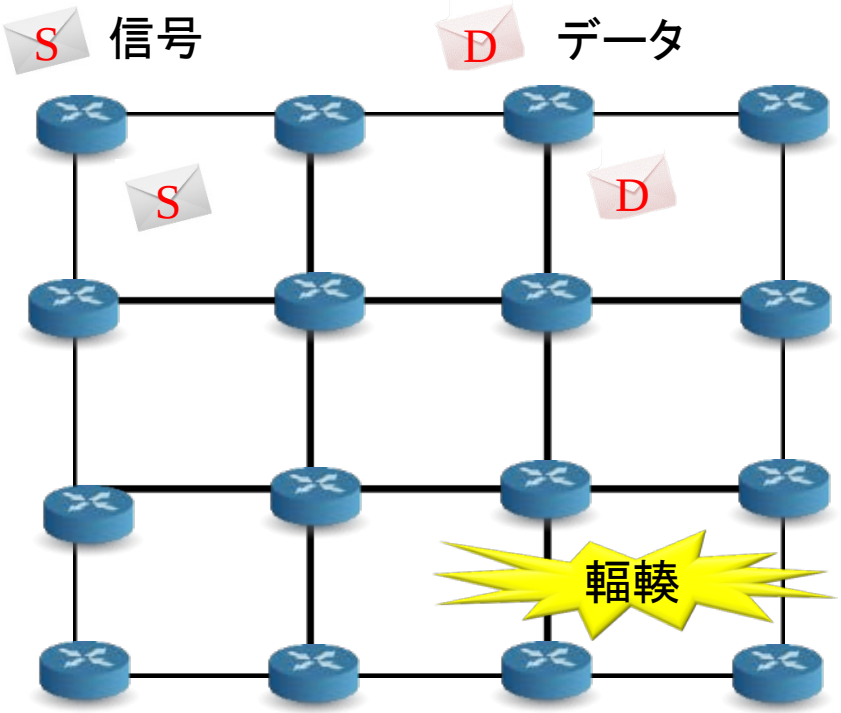
各ルータは全ルータの情報が必要

↓

各ルータは全ルータへ信号を送信

従来のネットワークではルーティングテーブル
作成のための膨大な信号交換が必要

OSPFの欠点



一定間隔で各ルータが信号を送信

↓

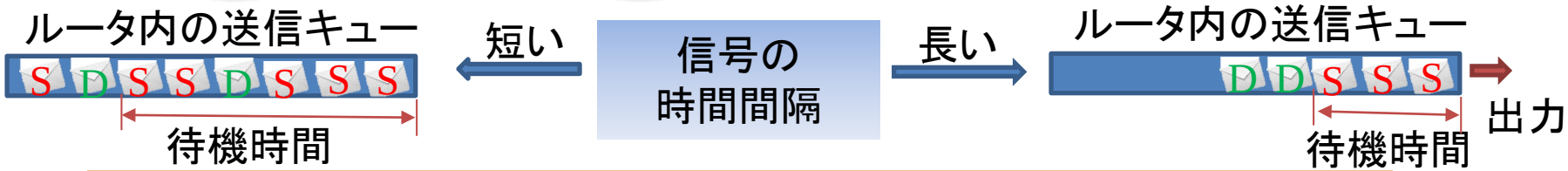
大量の信号を交換

↓

待機時間の増加

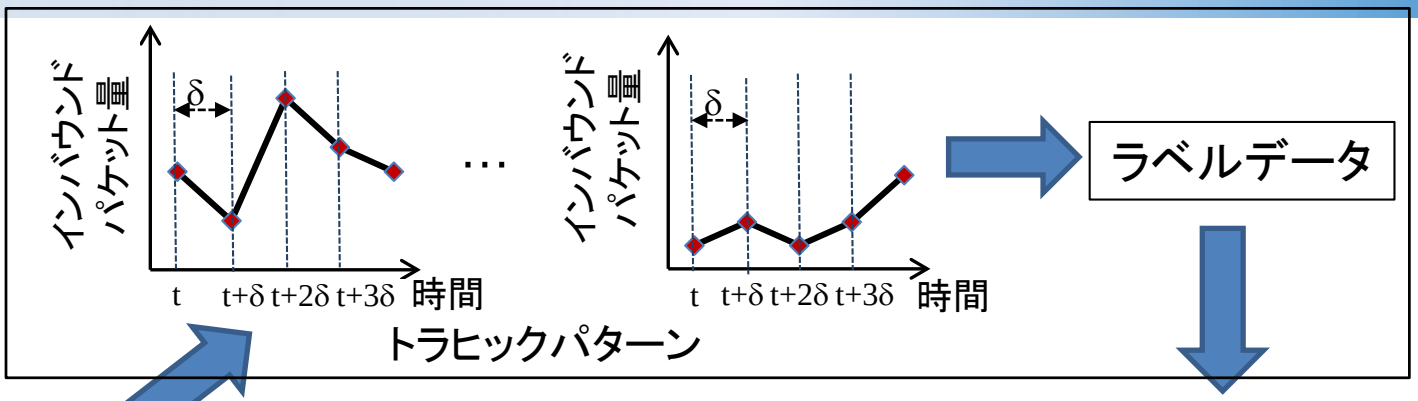
↓

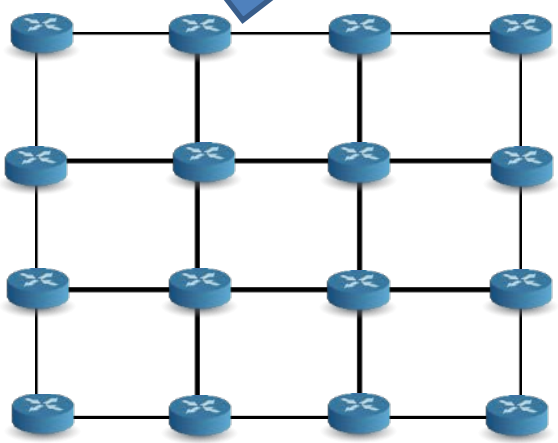
遅延の増加



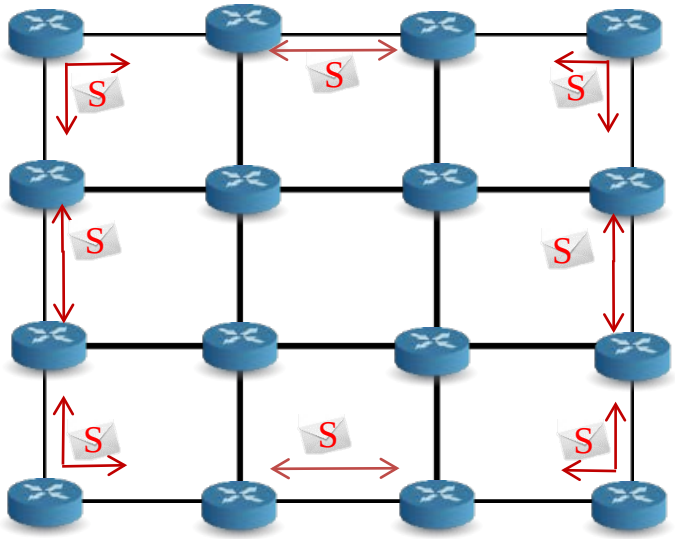
信号によりネットワークの負荷が増加
トラヒック遅延を誘発

ディープラーニングの経路計算へ利用



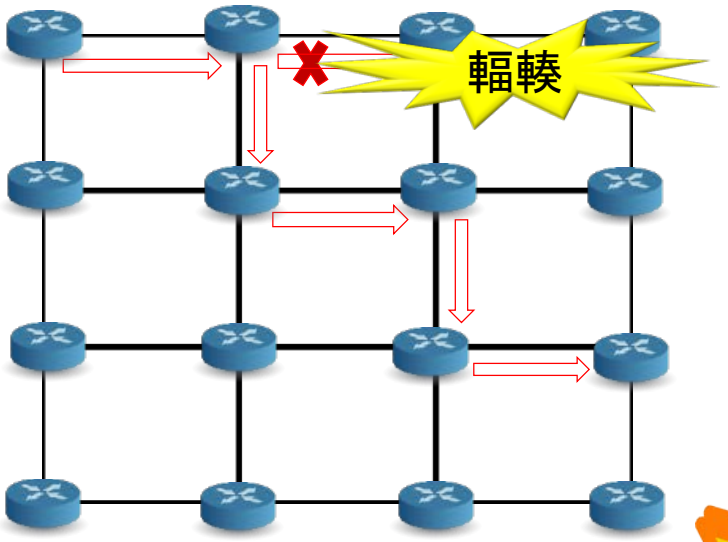


OSPFによるパケット送信

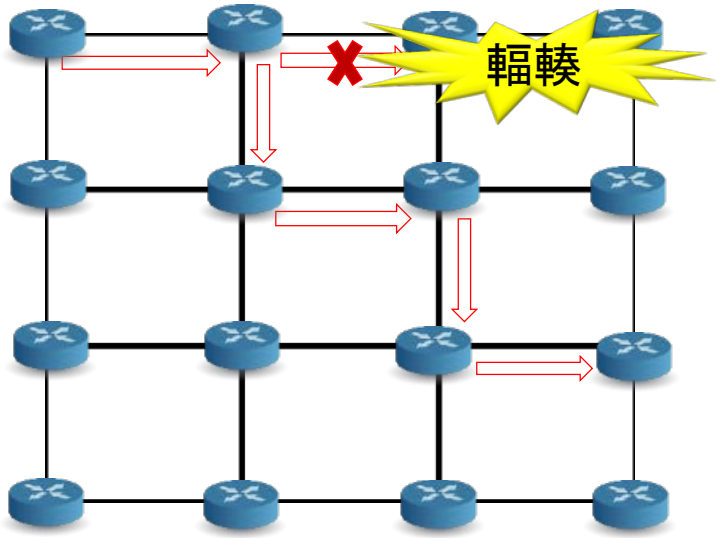


OSPFのデータをディープラーニングによる
経路計算システムの学習に利用

各アルゴリズムの同経路の算出方法



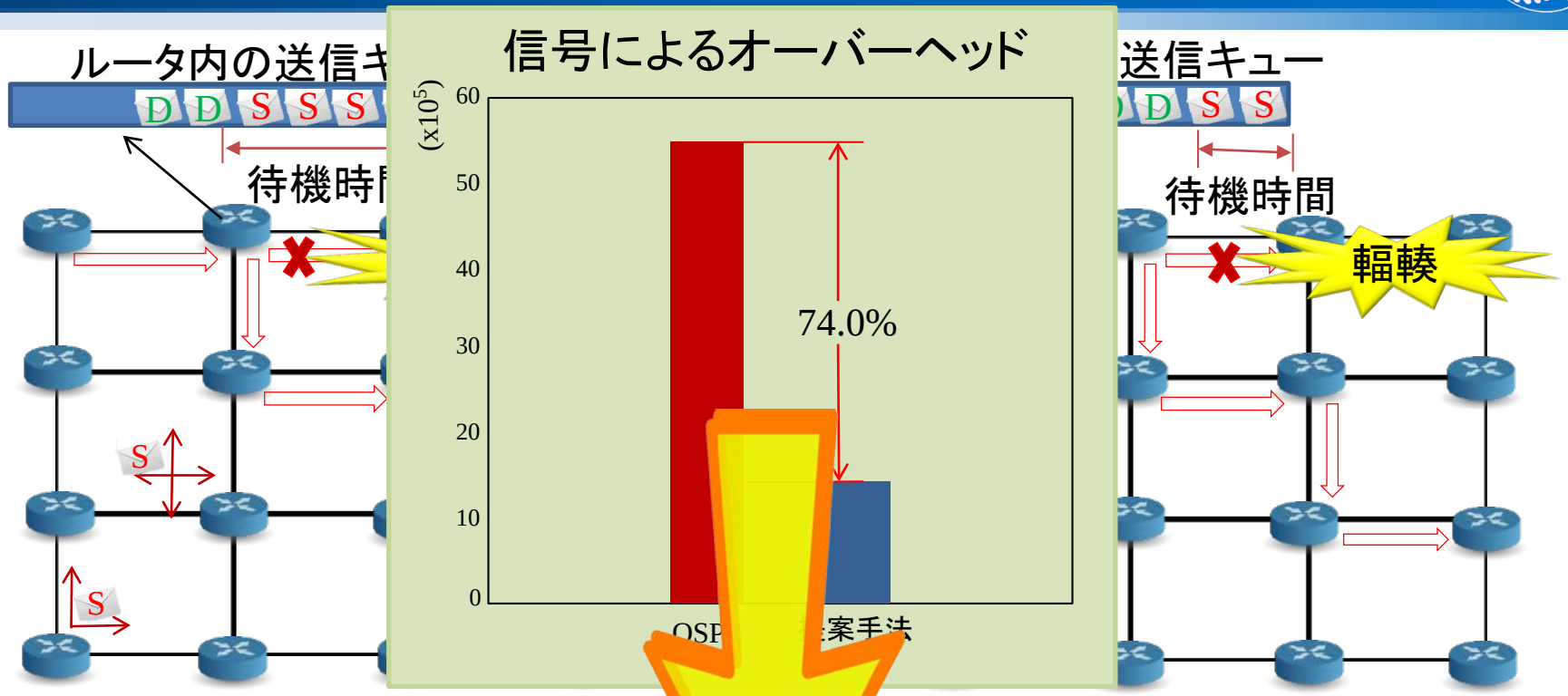
OSPFではリンクごとの重みを比較し
経路選択を実行，輻輳を回避



ディープラーニングではOSPFのデータから
学習して経路を算出，輻輳を回避

ディープラーニングはOSPFのラベルデータから
学習し，OSPFと同様に経路を算出

信号送信過程の比較

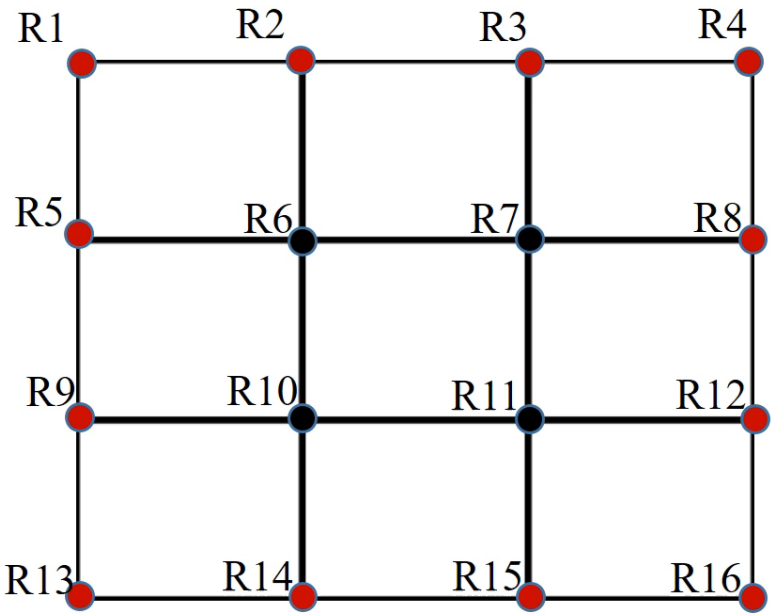


OSPFでは各ルータが
全ルータからの信号が必要

提案手法ではエッジルータが
他エッジルータからの信号のみ必要

提案手法では交換する信号量が減少
待機時間を短縮

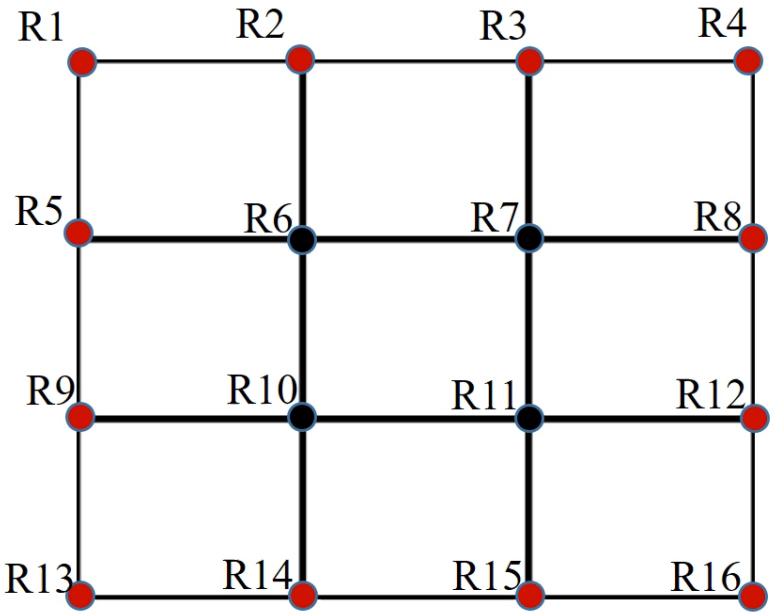
信号送信過程の比較



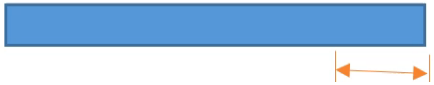
ルータ内の送信キュー

待機時間

OSPFの信号



ルータ内の送信キュー



待機時間

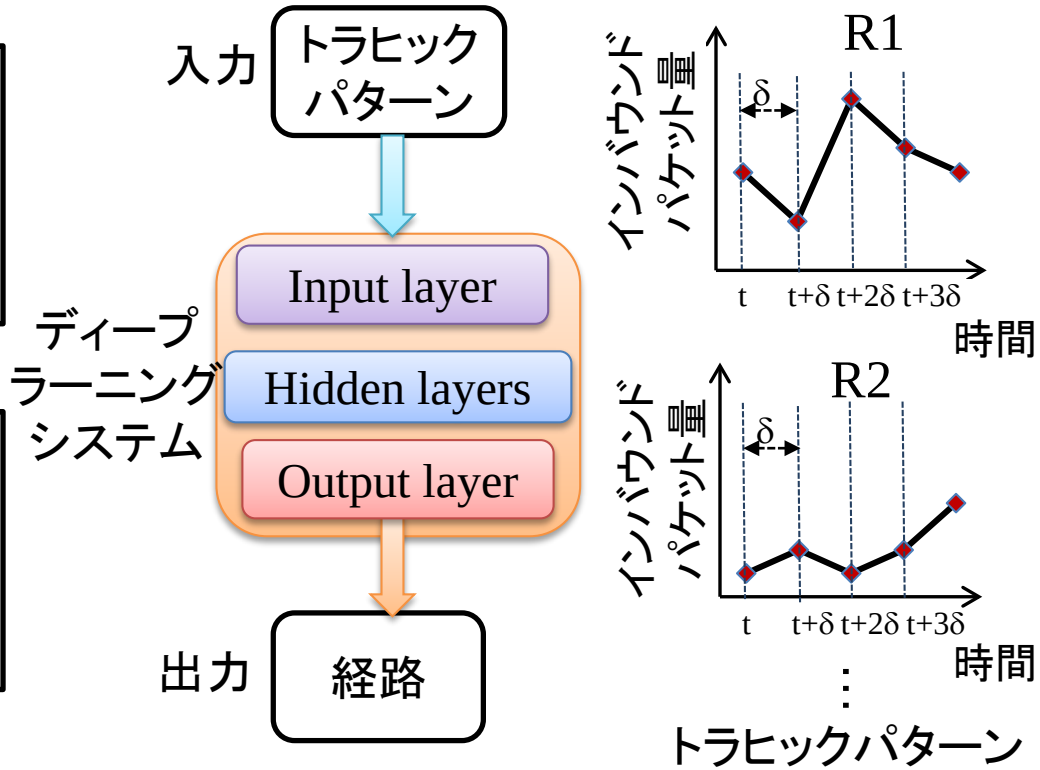
提案手法の信号

他ルーティングプロトコルの影響の除去

ディープラーニングを利用した
トラヒック制御システムは従来の
ルーティングプロトコルのデータを
利用して教師あり学習を実行

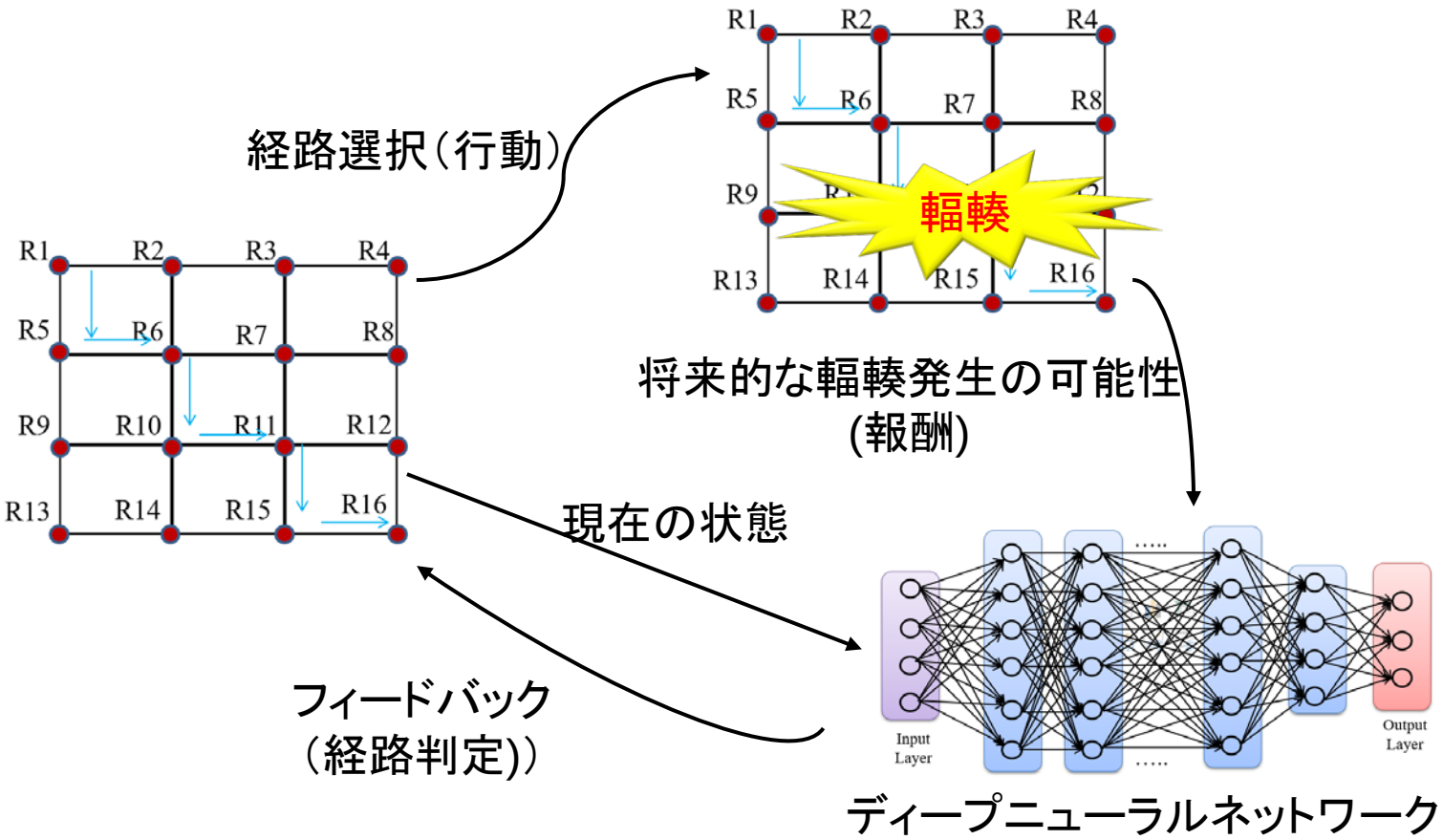
⇩

・データセットの使用には価格や
信頼性、入手が困難などの問題
・使用可能な場合も, 学習した手法
の性能による制限の可能性



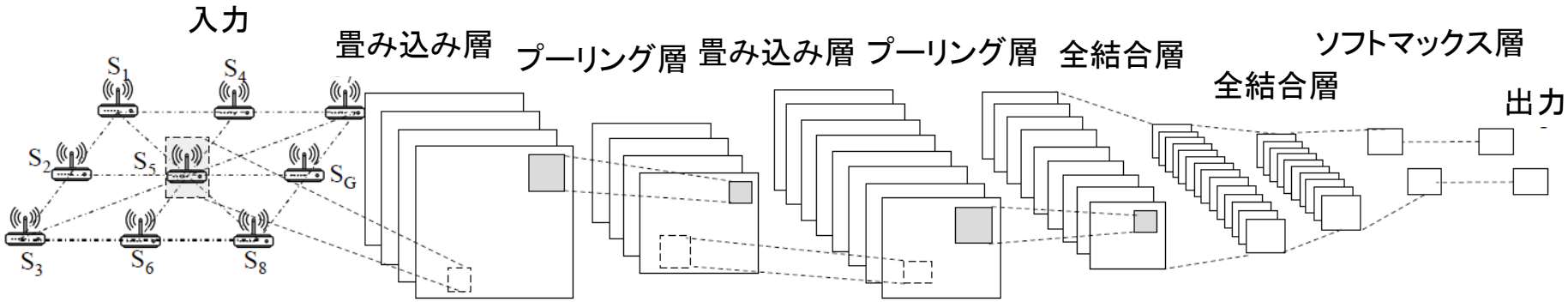
トレーニングデータを利用せず他手法性能の影響のない
自身の学習のみによる新たなトラヒック制御システムの構築が必要

教師なし学習による新たな解決



他手法の訓練データや人間の指示なしで
報酬とフィードバックの過程の学習を実行

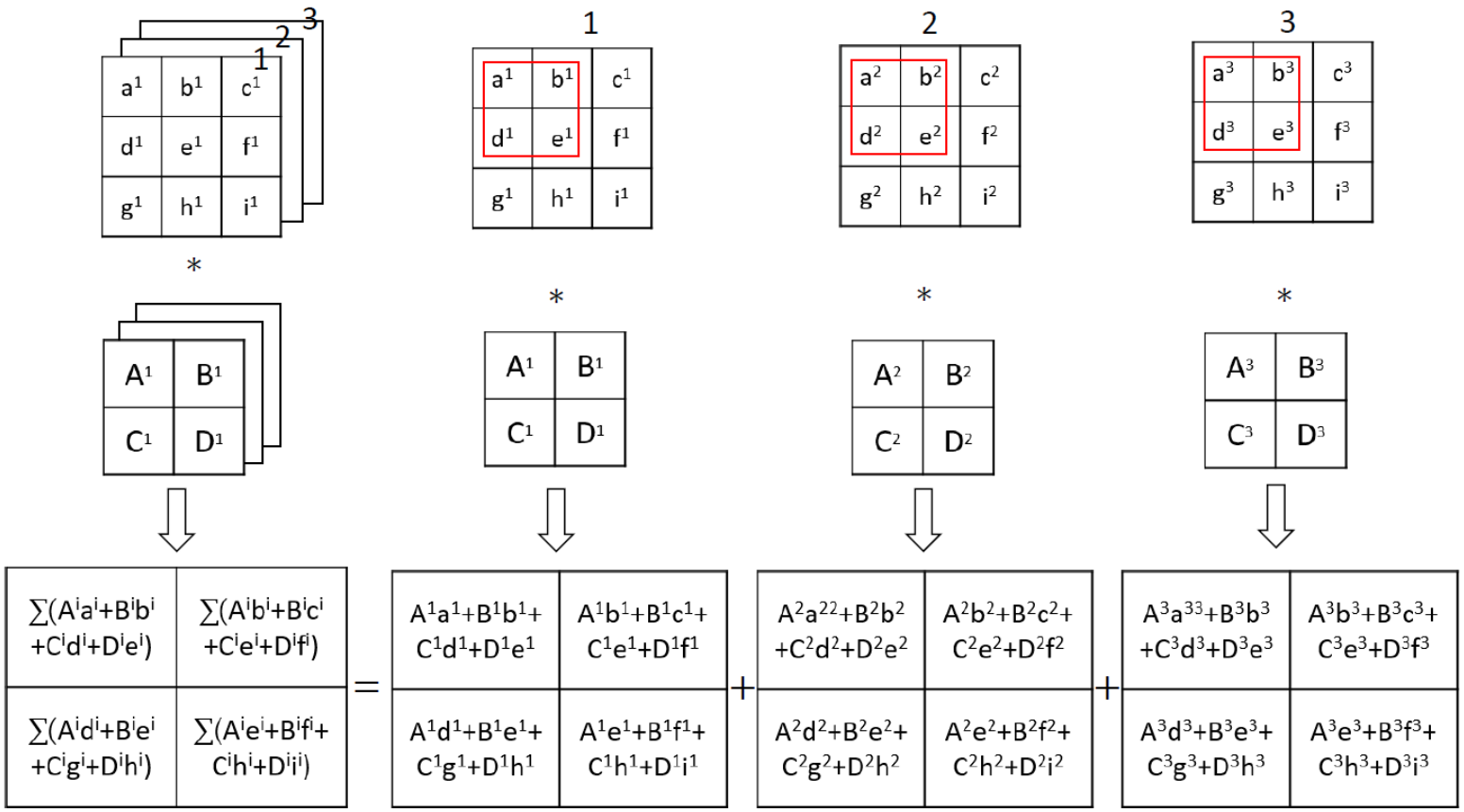
Deep CNNの利用



Deep CNNを利用する理由

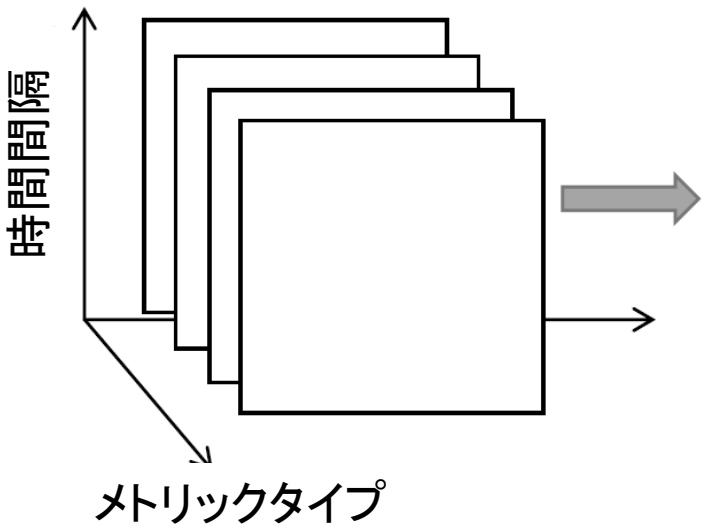
1. CNNでは複雑（高次元）な入力の処理が可能
2. CNNは特徴抽出に適切（画像認識に広く利用）
3. CNNでは畳み込み層とプーリング層を利用し，
4. 膨大な入力データの効率的な処理が可能

畳み込み過程



ネットワークの特徴の処理に最適なCNN入力の構造の検討

入力の構造



パケット生成速度

5	16	…	20
8	15	…	6
…	…	…	…
14	3	…	34

残りバッファサイズ

10	31	…	65
22	54	…	34
…	…	…	…
14	22	…	33

- CNNは主に画像認識に利用
- 入力のトラヒックパターンを画像とみなし，画像の特徴によって異なるチャネルとして処理
- ルータID，時間間隔，トラヒックパターンの特徴の違いを3次元で表現

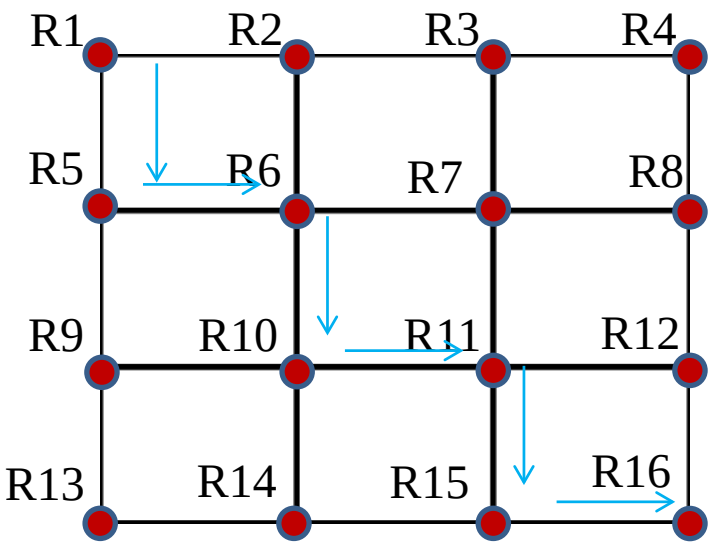
特徴的な行列は学習過程で入力$\vec{x}$として利用

行動戦略: 経路の表現方法

表現方法:

ルータr_iから他ルータr_jへの経路: $p_{f,i,j}$

行列を用いて経路全体を表現



R_1からR_{16}への経路

R1→R5→R6→R10→R11→R15→R16

ルータ

経路中のi番目のルータ

↓	1	2	3	4	5	6	7	…	16
1	1	0	0	0	0	0	0	…	0
2	0	0	0	0	0	0	0	…	0
…	…	…	…	…	…	…	…	…	…
5	0	1	0	0	0	0	0	…	0
6	0	0	1	0	0	0	0	…	0
…	…	…	…	…	…	…	…	…	…
10	0	0	0	1	0	0	0	…	0
11	0	0	0	0	1	0	0	…	0
…	…	…	…	…	…	…	…	…	…
15	0	0	0	0	0	1	0	…	0
16	0	0	0	0	0	0	1	…	0

R_1からR_{16}への経路を表す行列

行動戦略: 経路選択

始点r_iから終点r_jへの経路を$p_{f,i,j}$で表現
ここで，$f(< n)$は経路の長さ，nは最長経路の長さを表現

P_l はとりうる$p_{f,i,j}$の全組合せを表現
4次元行列$P = \{P_1, P_2, \cdots, P_{N-1}, P_N\}$として表現

経路の組合せの輻輳状態は$\{y|(1, 0)(0, 1)\}$で表現
輻輳の場合(1, 0)，それ以外は(0, 1)

経路組合せ	輻輳状態
P_1	(1, 0)
P_2	(0, 1)
P_3	(1, 0)
⋮	⋮
P_{N-1}	(1, 0)
P_N	(1, 0)

P_lを選択した場合，ネットワークの
将来的な輻輳状態の判断方法

行動への報酬: 強化学習

ネットワークの輻輳レベルの判定を実行するための行動（経路組合せ）の報酬関数

$$f(p_{loss}, p_{delay}, p_{througput}) = \alpha p_{loss} + \beta p_{delay} + \gamma p_{throughput}$$

p_{delay}は次のタイムスロットの平均パケット遅延時間の指標，p_{loss}はパケット損失率，$p_{throughput}$はスループットの指標．ここで，$\alpha + \beta + \gamma = 1$

閾値h_tは全ピリオドの最大・最小値から算出し調整され，ネットワークが輻輳状態か否かの判断へ利用．
輻輳状態を示すy_{out}は次のように算出

$$y_{out} = \begin{cases} (0,1), & f(p_{loss}, p_{delay}, p_{throughput}) < h_t \\ (1,0), & f(p_{loss}, p_{delay}, p_{throughput}) > h_t \end{cases}$$

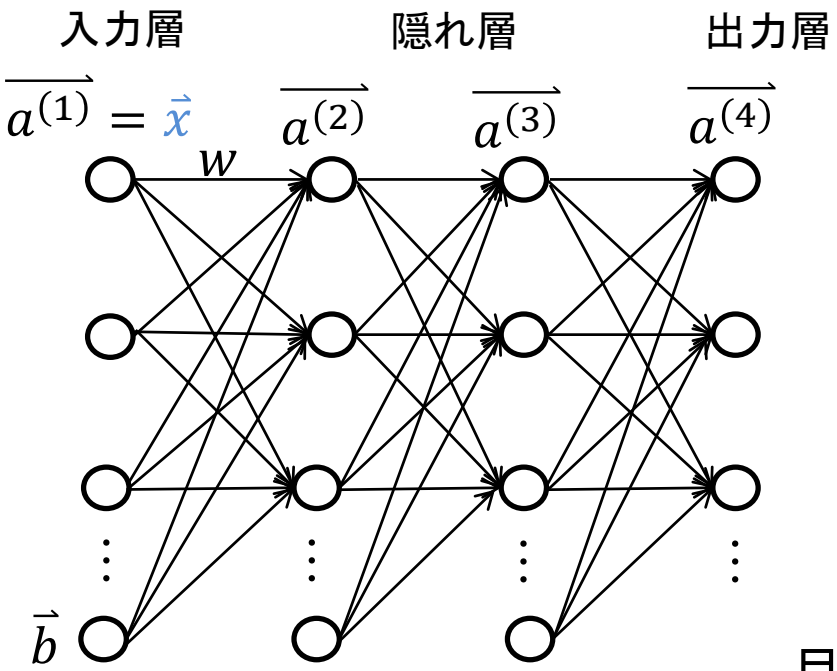
行動y_{out}は毎スロット算出

y_{out} は学習過程の出力として利用

学習段階 (1/2)

ニューラルネットワークの学習過程

訓練データセット: $(\vec{x} \quad \vec{y}_{out})$



ニューラルネットワークの構造

$$\overrightarrow{a^{(1)}} = \vec{x}$$

$$a_i^{(l+1)} = \sigma\left(\sum_{j=1}^{16} W_{ij}^{(l)} a_j^{(l)} + b_i^{(l)}\right), l = 1,2,3$$

$\overrightarrow{a^{(l)}}$: l番目の層のベクトル

$a_i^{(l)}$: $\overrightarrow{a^{(l)}}$のi番目の要素

$W_{ij}^{(l)}$: $a_j^{(l)}$ - $a_i^{(l+1)}$間の重み

$b_i^{(l)}$: $a_i^{(l+1)}$のバイアス

$\sigma(x)$: シグモイド関数

目標:

重み $W_{ij}^{(l)}$ とバイアス$b_i^{(l)}$ の最適化

問題点 : $W_{ij}^{(l)}$と$b_i^{(l)}$の最適化方法

学習段階(2/2)

CNN の学習過程
訓練データセット:($\vec{x}$　$\vec{y}_{out}$)

学習段階は***3工程***から構成

1. ***畳み込み層***で特徴抽出
2. ***フォワードプロパゲーション***で出力に活性化関数を適用
3. ***バックプロパゲーション***で構造全体の調整

学習後, CNNの重み行列を記録

ネットワーク状況の変化に応じて自動で学習させる方法

経路判定と経路選択

- コントローラは全経路の組合せP_jを一つずつ降順に確認
- 各経路の判定のために，経路毎のCNN_iに入力$\vec{x}$としてトラヒックパターンを利用し，フィードフォワードプロパゲーションを実行
- この確認工程はP_jが輻輳状態(0，1)であると判断されるまで実行

CNN_i	経路組合せ	混雑状態
CNN_1	P_1	(1，0)
CNN_2	P_2	(0，1)
CNN_3	P_3	(1，0)
⋮	⋮	⋮
CNN_{N-1}	P_{N-1}	(1，0)
CNN_N	P_N	(1，0)

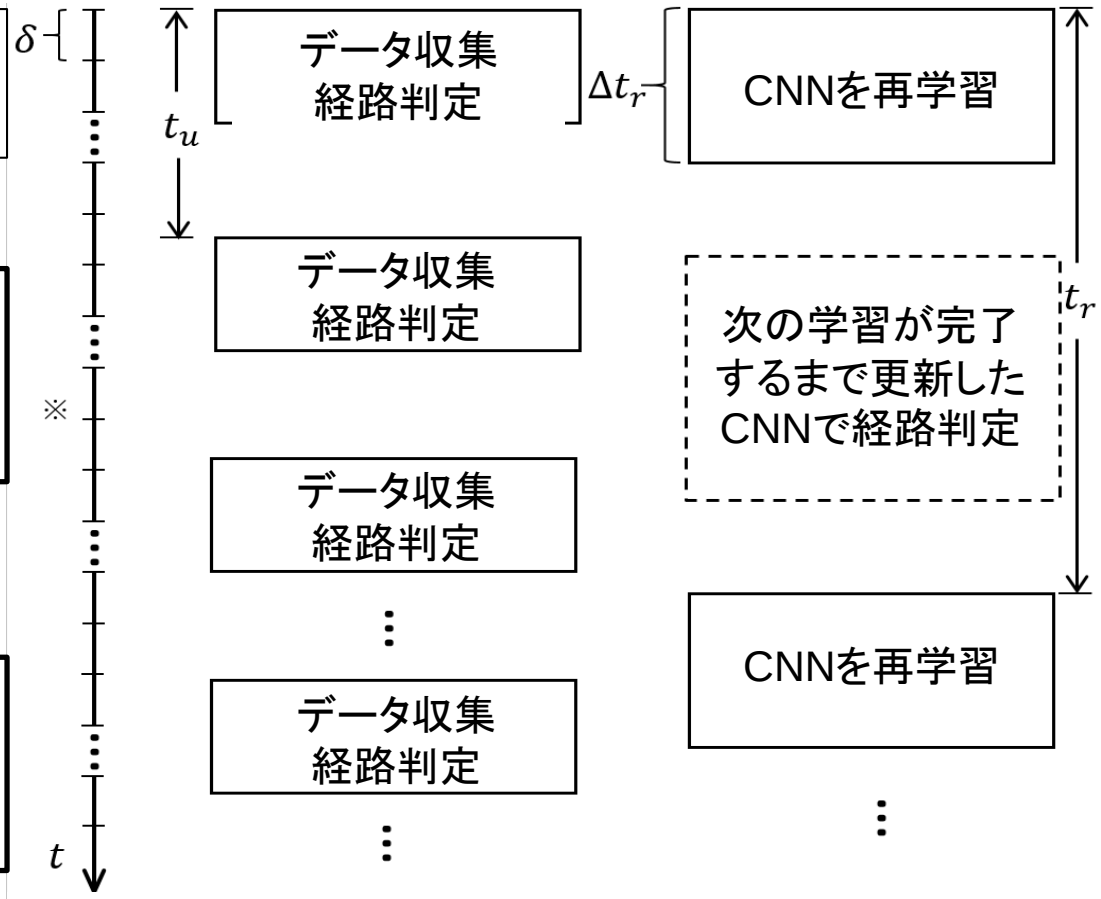
ネットワーク状況の変化に応じて自動で学習させる方法

オンライン学習: リアルタイムでの調整

全ルータがタイムスロットt_u毎にデータを収集

コントローラはタイムスロットt_r間に収集した新たなデータでネットワークを再学習

全ルータはタイムスロットt_u毎更新されたCNNを利用して経路判定と選択

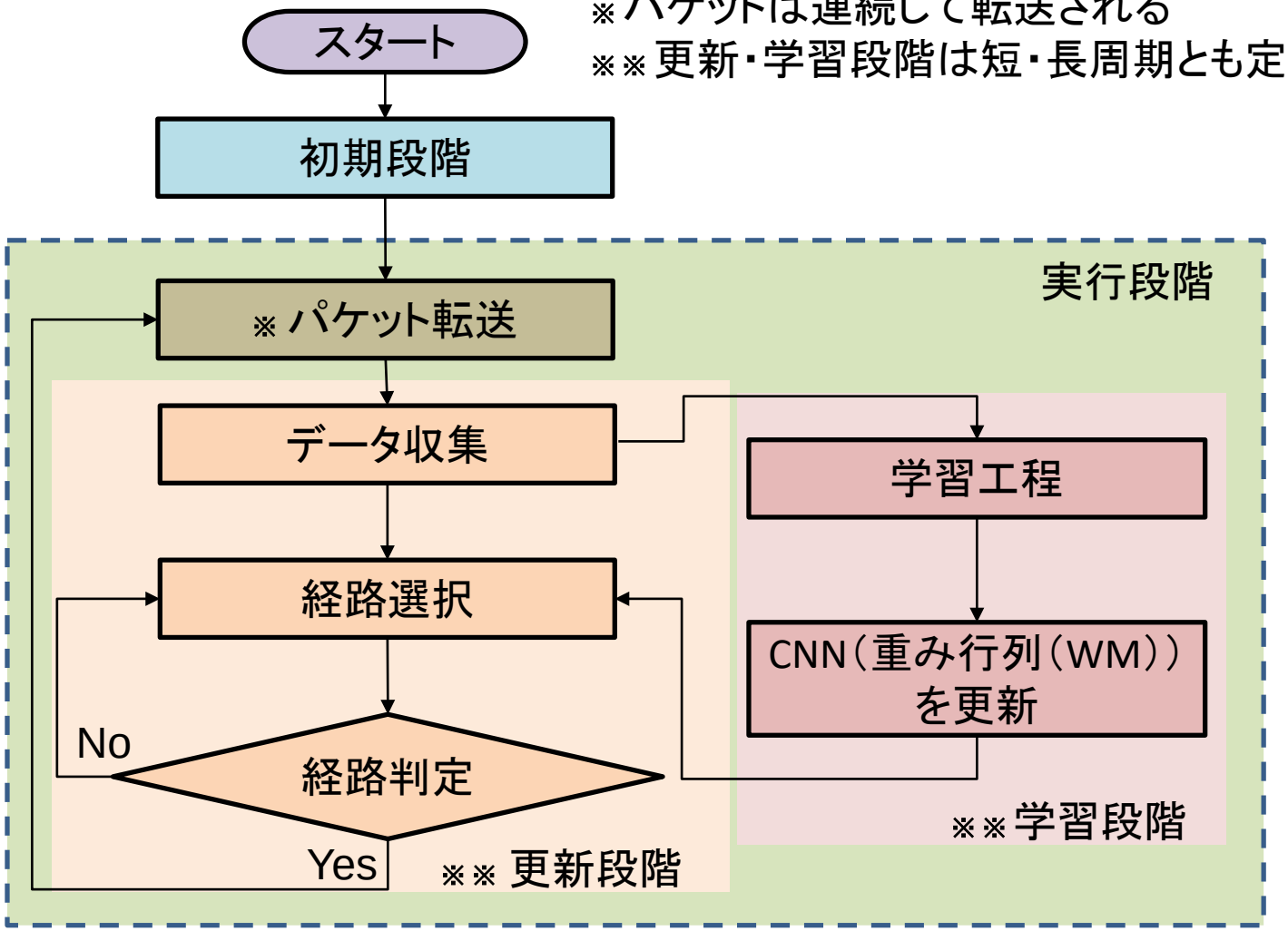


※パケット転送とデータの記録をスイッチで継続的に実行

ネットワークはオンライン学習で常に学習

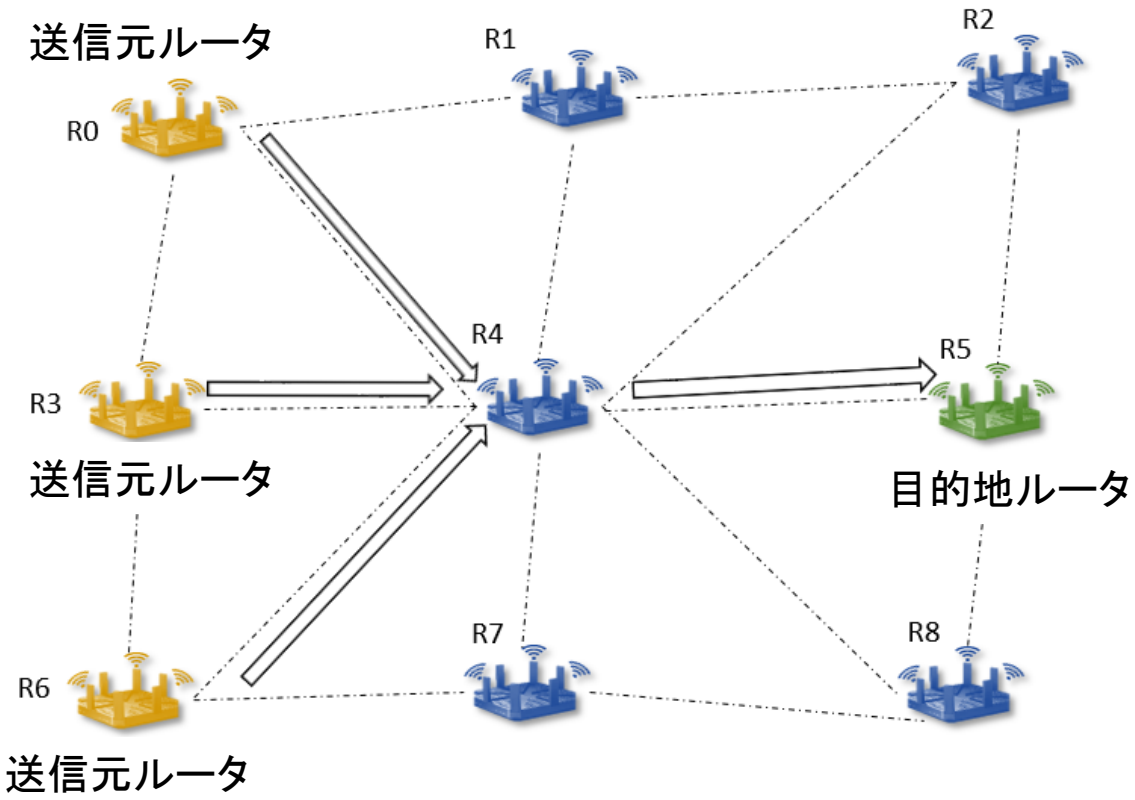
全体の流れ

※パケットは連続して転送される
※※更新・学習段階は短・長周期とも定期的に実行



性能評価

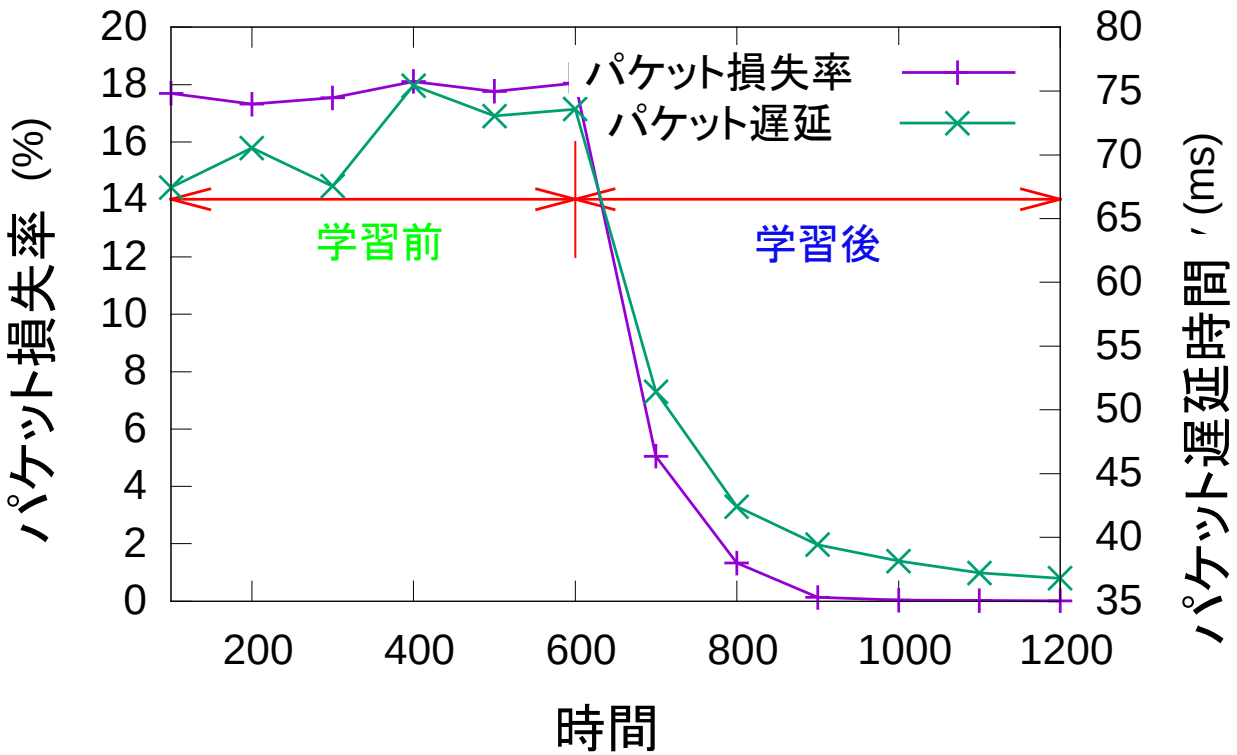
ネットワーク: 無線ネットワーク
比較対象: OSPF, IS-IS, RIP
主なパラメータ:
パケットサイズ: 1kb
帯域幅: 480 Mb/s



性能を以下の２項目で比較:
平均パケット損失率
平均エンドツーエンド遅延

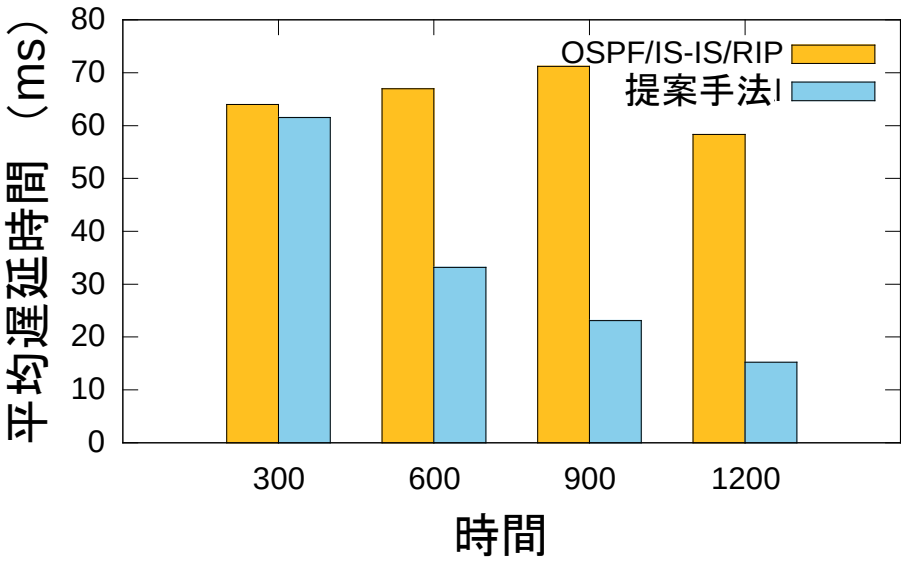
性能評価

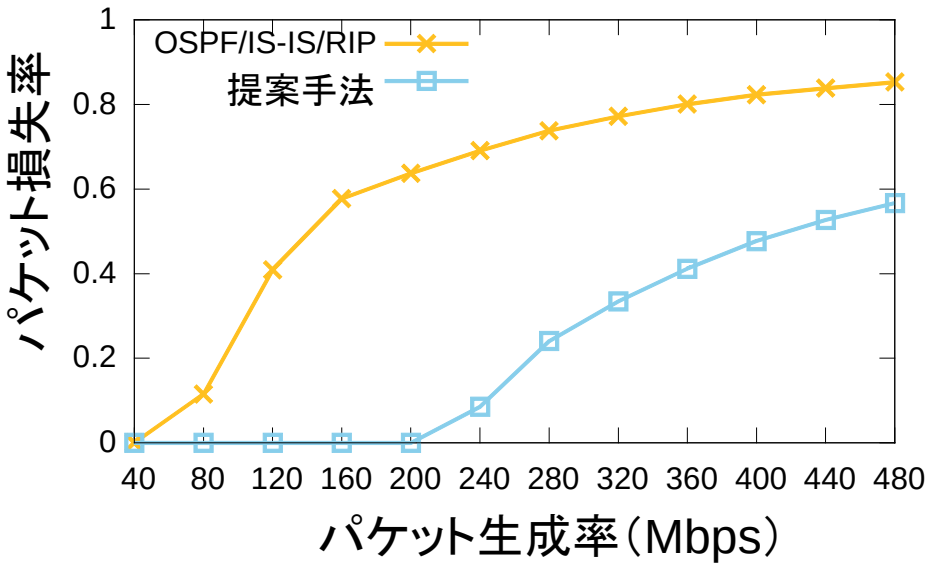
平均パケット生成速度は180Mbps
データ生成はポアソン過程（平均値=2）による



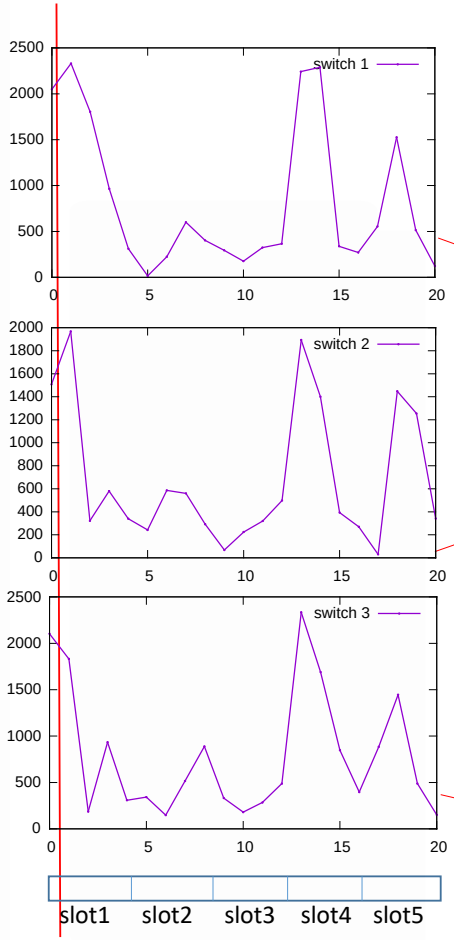
提案手法による学習前後の
パケット損失率と平均パケット遅延

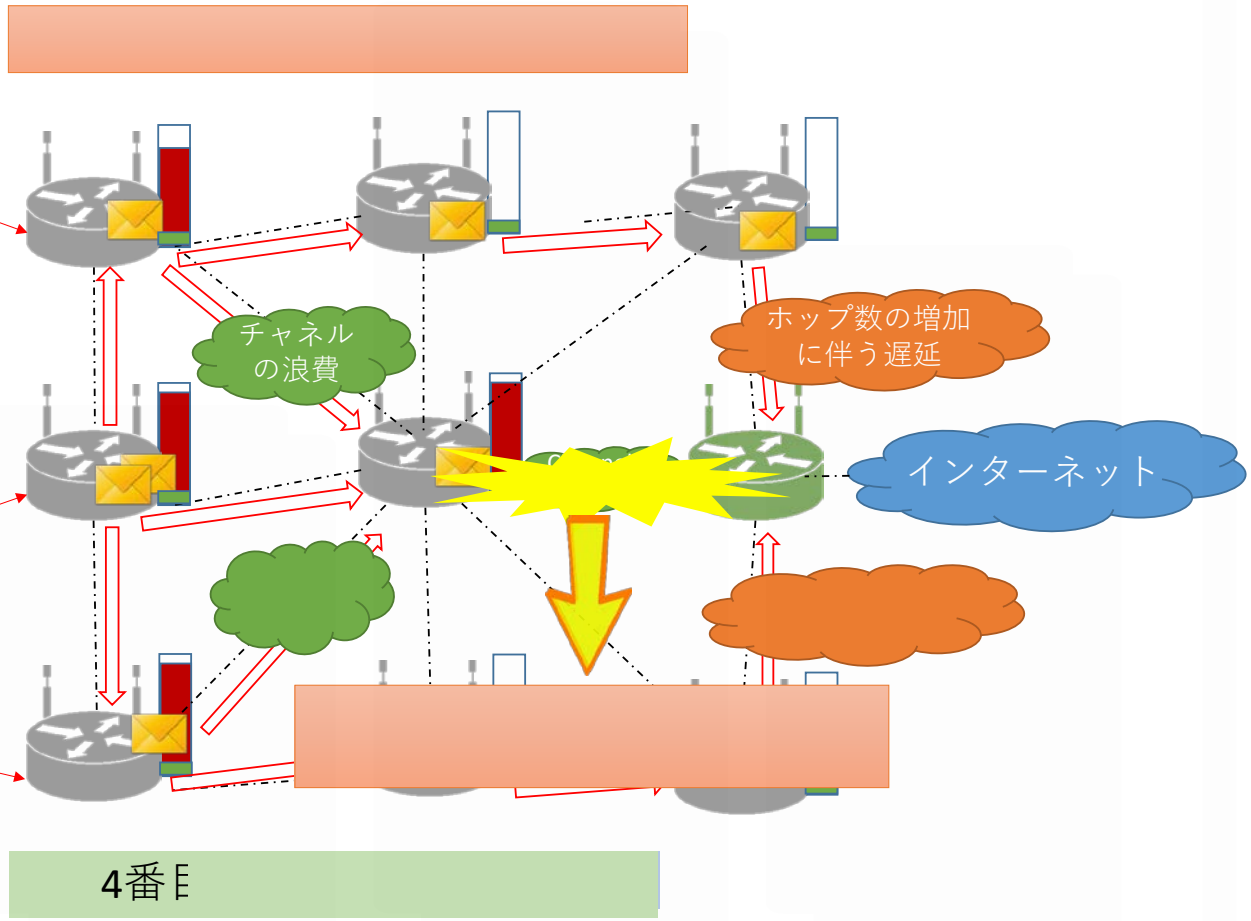
性能評価





従来のルーティングプロトコルと比較して
提案手法では平均遅延時間，パケット損失率とも大幅に改善


switch 1
switch 2
switch 3
slot1
slot2
slot3
slot4
slot5


チャネル
の浪費
ホップ数の増加
に伴う遅延
インターネット
4番目

結論と今後の研究

結論

ディープラーニングをネットワークトラヒック制御に利用しネットワーク性能が向上

参考文献

1. Nei Kato, Zubair Md. Fadlullah, Bomin Mao, Fengxiao Tang, Osamu Akashi, Takeru Inoue, and Kimihiro Mizutani, "The Deep Learning Vision for Heterogeneous Network Traffic Control – Proposal, Challenges, and Future Perspective –," IEEE Wireless Communications, 2017, Page(s):146-153.
2. Zubair Md. Fadlullah, Fengxiao Tang, Bomin Mao, Nei Kato, Osamu Akashi, Takeru Inoue, and Kimihiro Mizutani, "State-of-the-Art Deep Learning: Evolving Machine Intelligence Toward Tomorrow's Intelligent Network Traffic Control Systems," IEEE Communications Surveys and Tutorials.DOI: 10.1109/COMST.2017.2707140.
3. Bomin Mao, Zubair Md. Fadlullah, Fengxiao Tang, Nei Kato, Osamu Akashi, Takeru Inoue, and Kimihiro Mizutani, "Routing or Computing? The Paradigm Shift Towards Intelligent Computer Network Packet Transmission Based on Deep Learning," IEEE Transactions on Computers. DOI : 10.1109/TC.2017.2709742
4. Fengxiao Tang, Bomin Mao, Zubair Md. Fadlullah, Nei Kato, Osamu Akashi, Takeru Inoue, and Kimihiro Mizutani, "On Removing Routing Protocol from Future Wireless Networks: A Real-time Deep Learning Approach for Intelligent Traffic Control," IEEE Wireless Magazine. DOI : 10.1109/MWC.2017.1700244

論文ダウンロードランキング（2017年）

N. Kato, ZM. Fadlullah, B. Mao, F. Tang, O. Akashi, T. Inoue, and K. Mizutani "The Deep Learning Vision for Heterogeneous Network Traffic Control – Proposal, Challenges, and Future Perspective –“
IEEE Wireless Communications

月	6	7	8	9	10	11	12
順位	19	9	7	17	5	8	9

ZM. Fadlullah, F. Tang, B. Mao, N. Kato, O. Akashi, T. Inoue, and K. Mizutani "State-of-the-Art Deep Learning: Evolving Machine Intelligence Toward Tomorrow’s Intelligent Network Traffic Control Systems“
IEEE Communications Surveys and Tutorials

月	6	7	8	9	10	11	12
順位	21	30	-	44	50	11	5

Thank You

補足

ディープラーニングと従来のニューラルネットワークの比較:
http://ufldl.stanford.edu/wiki/index.php/Deep_Networks:_Overview
書籍:
http://www.deeplearningbook.org/