

日鉄エンジニアリング株式会社，西日本工業大学，九州工業大学

電力需要予測のための 気象データ活用

ひびきのAI社会実装研究会

西日本工業大学 亀井 圭史

西日本工業大学 大沢 和暉

九州工業大学 石川 眞澄

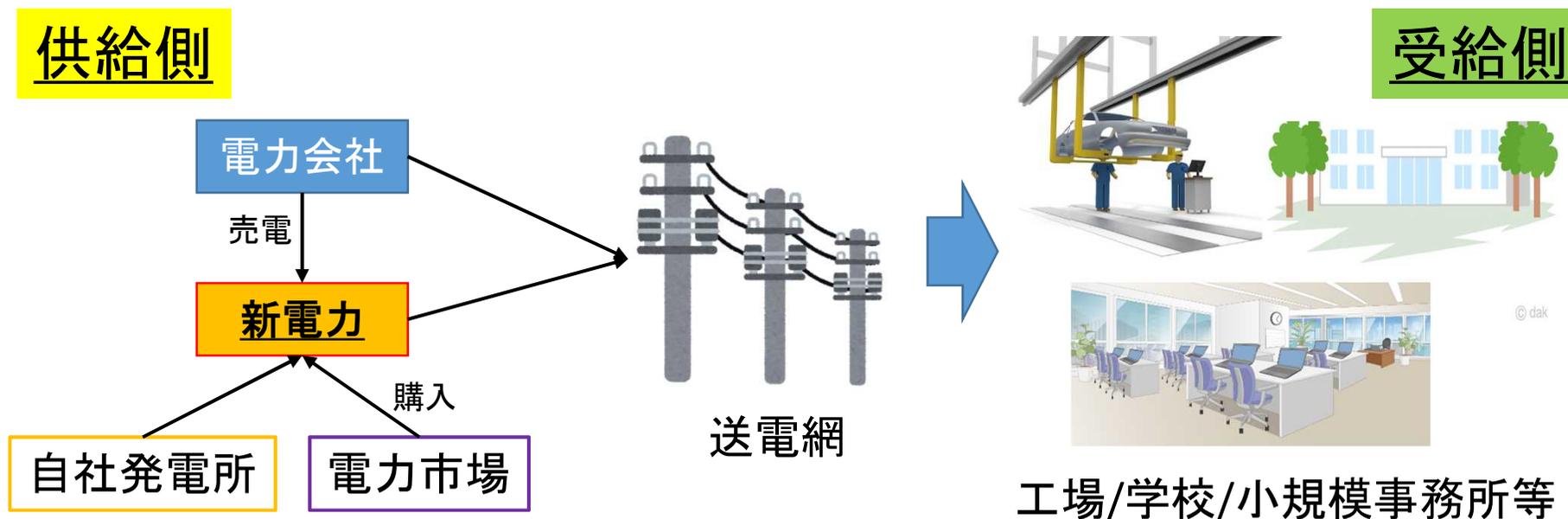
日鉄エンジニアリング 高田 寛

Contents

- 背景
 - 電力小売り自由化の波： 新電力会社の登場
 - 電力需要予測の実用性： 新電力会社の売電形態
 - 新電力会社「北九州パワー」： 年間需要分析(日鉄エンジニアリング様より)
 - 需要変動要因「気象」： 時間天気予報XMLデータ
- 人工知能（AI）： 推定と回帰・予測
- 電力需要予測とその結果： 人工知能手法
 - 西日本工業大学 / 九州工業大学
 - リカレントニューラルネットワーク（RNN）と時系列予測
 - スパースモデリングによる予測に重要な気象パラメータ同定
- おわりに
- Appendix： 日鉄エンジニアリングの機械学習手法

背景1 ～ 電力小売り自由化（新電力） ～

- 電気事業法改正（2000年）
売電：九電等大規模事業者のみ ⇒ 特定規模事業者も可
- 電気事業法改正（2016年）
電力小売り完全自由化：大口需要家 ⇒ 小口売電も可



背景2 ～ 新電力での需要予測 ～

• 新電力での需要変動原因

- ✓各電力需要家と直接的な契約
 - ➡電力需要家の特性に需要が左右される。
- ✓絶対的な需要家総数の小ささ
 - ➡一つの需要家の影響が全需要に波及する。
- ✓売電地域のローカル性
 - ➡局所的地域への売電による需要変動が大きい。

• 電力需要変動への2つの対応方法

1. スポット市場： 前日入札価格での電力購入/売電
2. 時間前市場： 当日の時間前価格での電力購入/売電

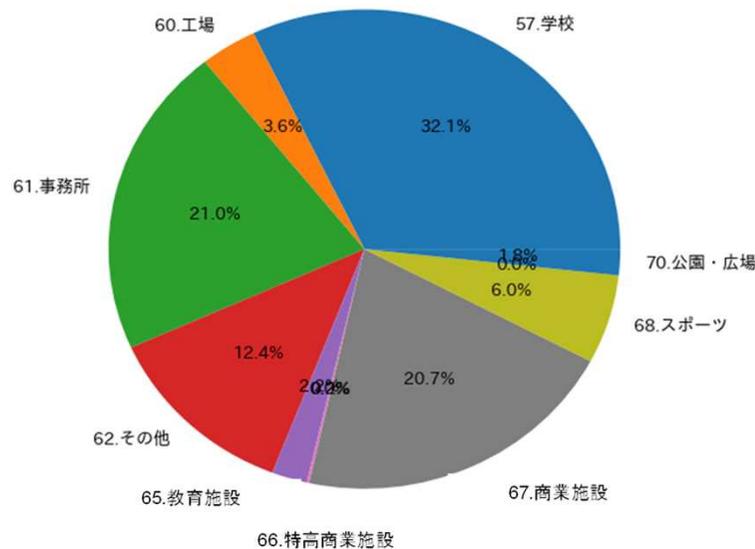
スポット市場価格が一般的には安価

➡ **需要を予測してスポット市場での購入が重要**

背景3 ～ 新電力会社 ～

北九州市を拠点とする新電力「北九州パワー」

- 需要家総数：470件（2018年7月時点）
- 需要家例：学校，事務所，工場など
- 発電 / 売電：ゴミ発電（ベース電力）+ **市場売買**



主要グループ：

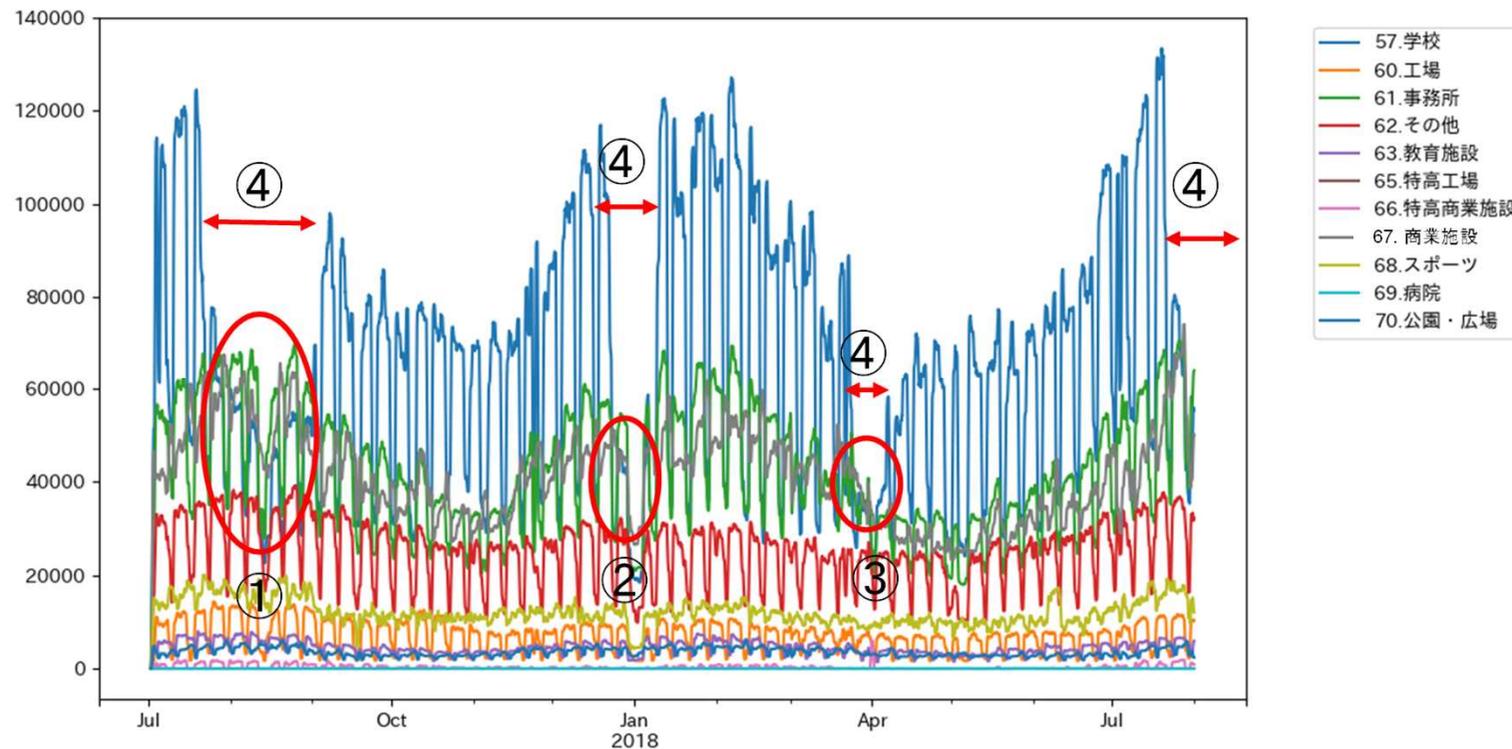
- ① 学校：32.1%
 - ② 事務所：21.0%
 - ③ 商業施設：20.7%
 - ④ スポーツ：6%
- (日鉄エンジ様より，2018年7月期)

24時間を30分単位での需要予測が必要 / 不足時は時間前市場購入

電力需要家特徴

日鉄エンジニアリング様の分析に依る

- 需要家分類ごとの電力需要(24時間移動平均合計)



特殊期間： ①.お盆休み、 ②.正月休み ③.GW ④.学校休み
上記期間での予測は特別扱いで処理する必要がある。

気象予報活用：天気 ≡ 需要変動要因

- 電力需要変動
 - ➡ 学校エアコン皆設置等による需要増 + 季節
- 電力需要予測 = 未来予測： **気象予報の活用がカギ**

```
- <Headline>
  <Text/>
</Headline>
</Head>
- <Body xmlns="http://xml.kishou.go.jp/jmaxml1/body/meteorology1/" xmlns:jmx_eb="http://xml.kishou.go.jp/jmaxml1/elementBasis1/">
  - <MeteorologicalInfos type="区域予報">
    - <TimeSeriesInfo>
      - <TimeDefines>
        - <TimeDefine timeId="1">
          <DateTime>2018-07-31T11:00:00+09:00</DateTime>
          <Duration>PT13H</Duration>
          <Name>今日</Name>
        </TimeDefine>
        - <TimeDefine timeId="2">
          <DateTime>2018-08-01T00:00:00+09:00</DateTime>
          <Duration>P1D</Duration>
          <Name>明日</Name>
        </TimeDefine>
        - <TimeDefine timeId="3">
          <DateTime>2018-08-02T00:00:00+09:00</DateTime>
          <Duration>P1D</Duration>
          <Name>明後日</Name>
        </TimeDefine>
      </TimeDefines>
    </item>
    - <Kind>
      - <Property>
        <Type>天気</Type>
        - <DetailForecast>
          - <WeatherForecastPart refID="1">
            <Sentence>晴れ</Sentence>
            - <Base>
              <jmx_eb:Weather type="天気">晴れ</jmx_eb:Weather>
            </Base>
          </WeatherForecastPart>
          - <WeatherForecastPart refID="2">
            <Sentence>晴れ</Sentence>
            - <Base>
              <jmx_eb:Weather type="天気">晴れ</jmx_eb:Weather>
            </Base>
          </WeatherForecastPart>
        </DetailForecast>
      </Property>
    </Kind>
  </item>
</Body>
```

タイムスタンプ

予報データ

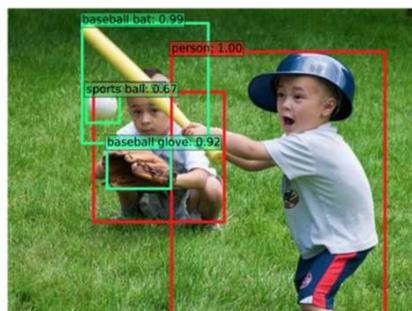
福岡管区気象台より提供された予報XMLデータ例

人工知能（AI）：分類と回帰・予測

■分類 = “何なのか”

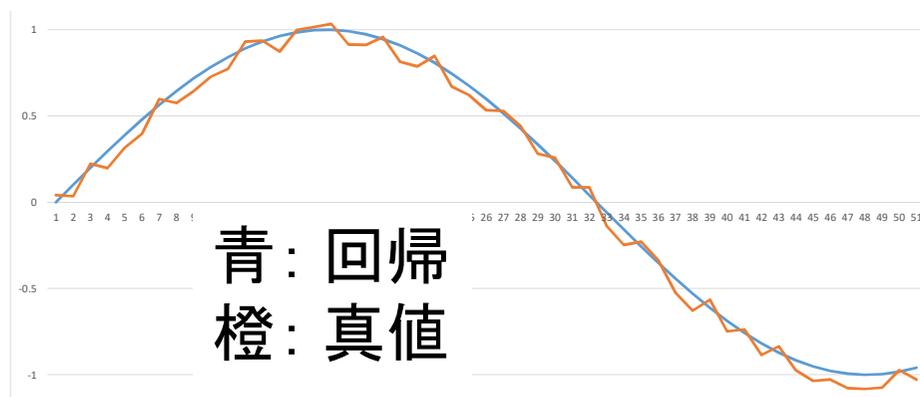
- 例) CNN：文字認識，物体カテゴリ認識

物体カテゴリ認識



- 画像内の物体が何かを確率などにより表現
- 複数候補から1つ選択

■回帰 = “具体的な数値：真値”

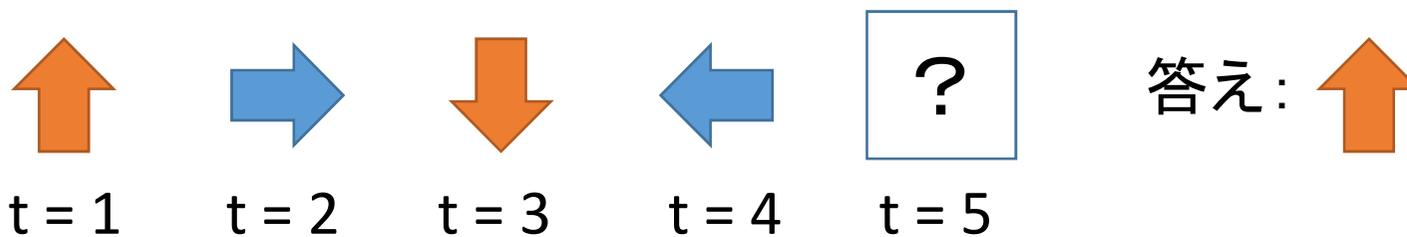


- 真値の値を出力するように結合を更新
- 候補は無く，連続出力
- **真値との一致率が重要**

人工知能 (AI) : 分類と回帰・予測

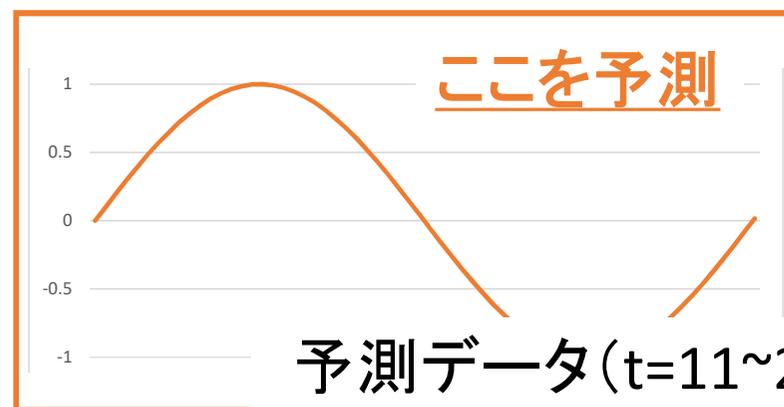
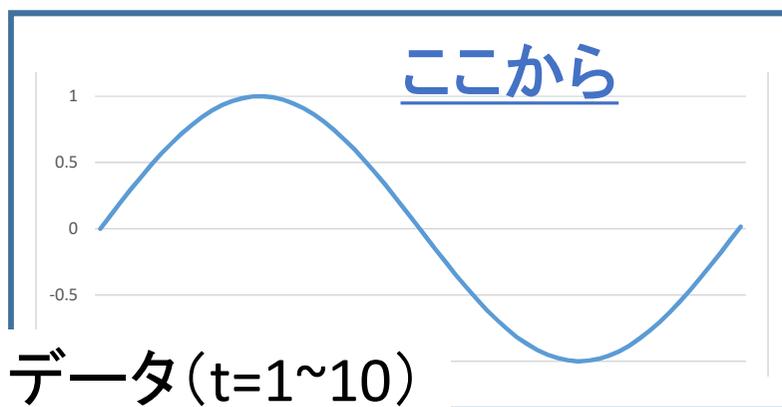
■予測 “今後どうなるか”を示すこと

- 予測例：時間依存で変化するデータの予測, ...
「？」に入る記号は？



■回帰予測：回帰と予測の組合せ = 真値予測

例)



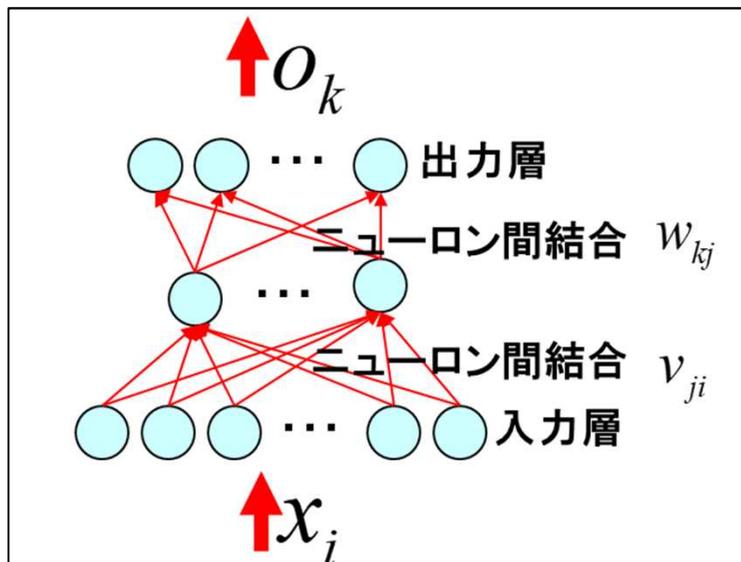
階層型ニューラルネットワーク

- Feed-Forward型ニューラルネットワーク
 - 甘利らによる誤差逆伝播学習（BP）が有名
 - 超多層化（深層学習）法が開発され劇的に性能向上
 - 物体カテゴリ認識など時間非依存“推定”問題へ対応
- Feed-Back型ニューラルネットワーク
 - リカレントニューラルネットワーク（RNN）
 - 現在の学習情報をFeed-Backする構造
 - WilliamsによるBack Propagation Through Timeが有名
 - BPTT：過去の情報を保存するBPアルゴリズム改良
 - 時系列に依存するデータなどの“予測”問題へ対応

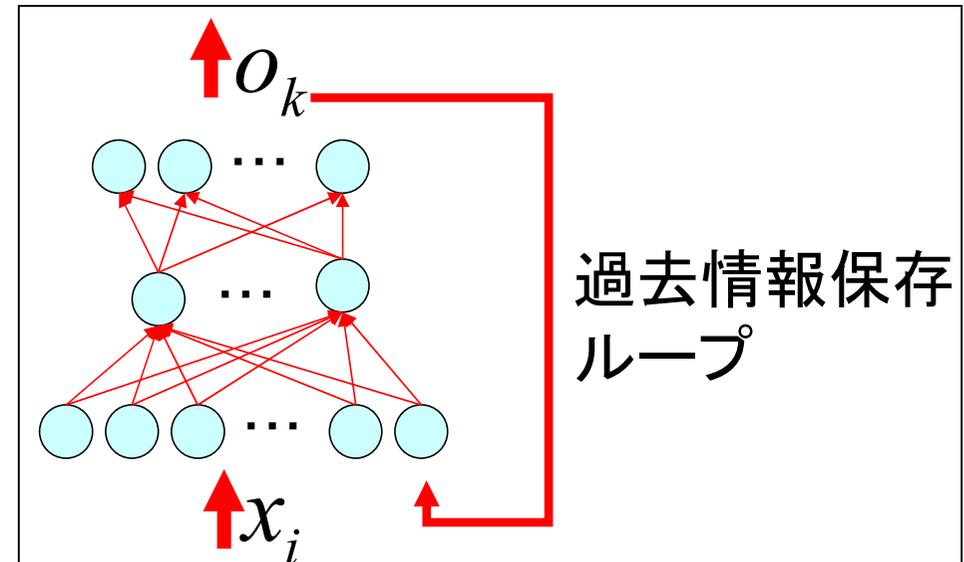
AI予測：リカレントニューラルネットワーク

■RNN：Recurrent（回帰性）Neural Networks

- 一般的な人工知能は“**入力 ⇒ 出力**”のみ
- RNNは“**過去の情報を保存する**”回帰性結合を持つ



一般的な階層型AI

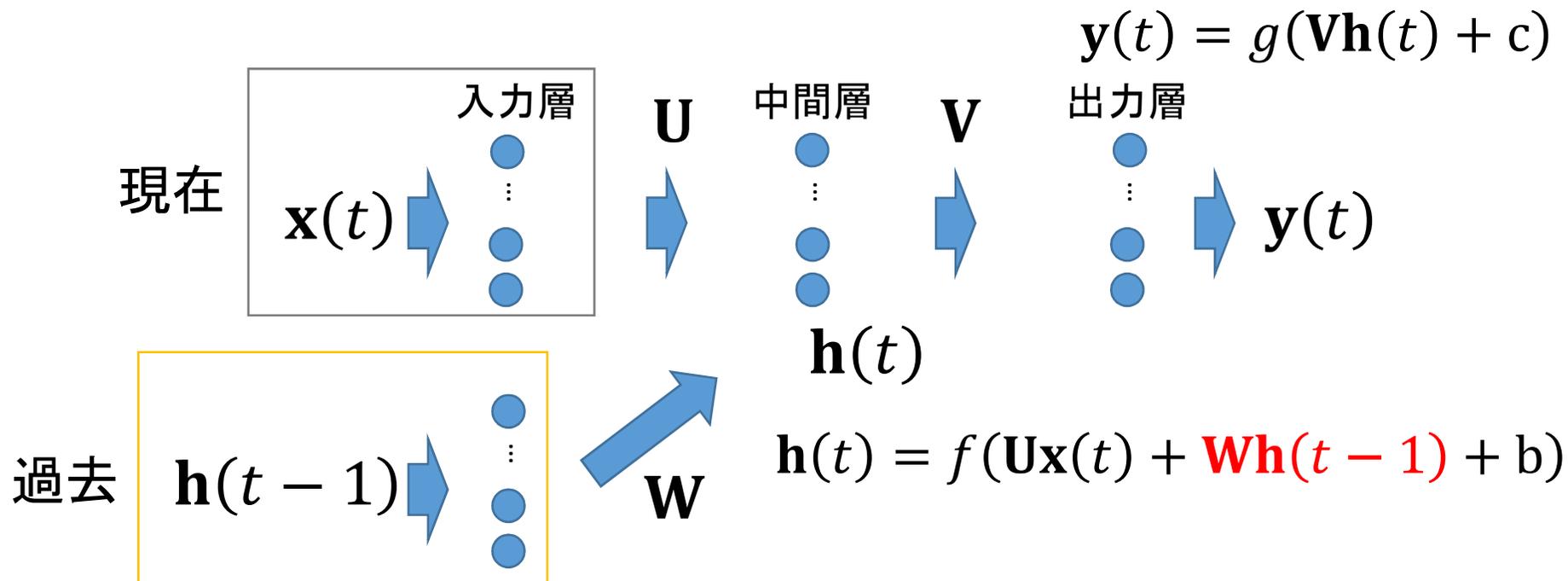


時系列予測AIの例

過去の情報を利用することで、時間情報を保持

RNN: Backpropagation Through Time

- RNNの一種“BPTT”を応用

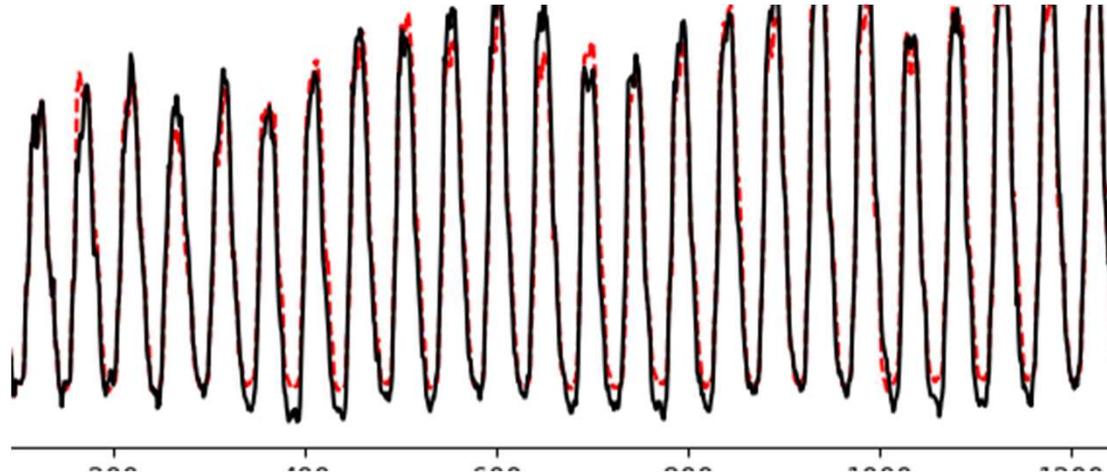


現在の入力に加えて過去の間層出力に関する
入力と結合を加えることで、時系列を保存

一般的なBPTTによる回帰予測結果

- 実験1: 学習/推定データ (2017年7月)
電力需要値, 日時, **実気温, 3時間予報, 当日最高気温予報, 翌日日中最高気温予報**
- 全データを利用して, 電力需要を予測

30分後の需要予測を電力需要の真値を用いずに予測値を用いる方法



最大37%の予測誤差 ⇒ 需要真値を利用せず, 予測値を次の予測に利用する方法が原因

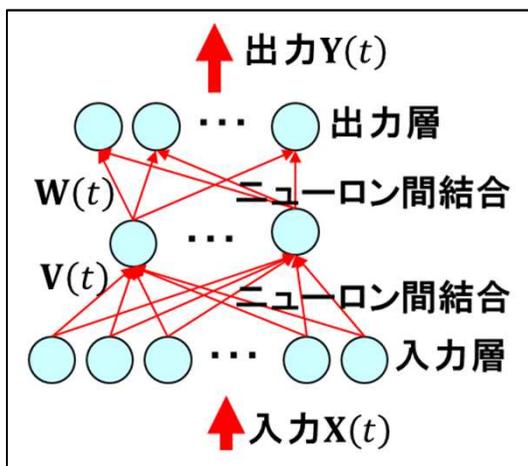
スパースモデリング：スパース化とは

■“スパース = 疎”化

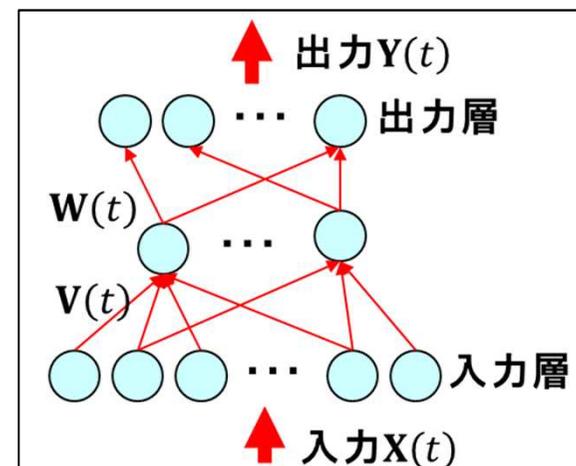
- AIの「結合」を適切に減衰させて“疎結合”なAIを構築

{ 「結合」が大きいパラメータ = 強く影響
{ 「結合」が小さいパラメータ = 弱く影響

➔ **電力需要予測に重要なパラメータの同定**



➔ スパース化



一般的なAI:

どの結合も残る = どの入力も重要か不明

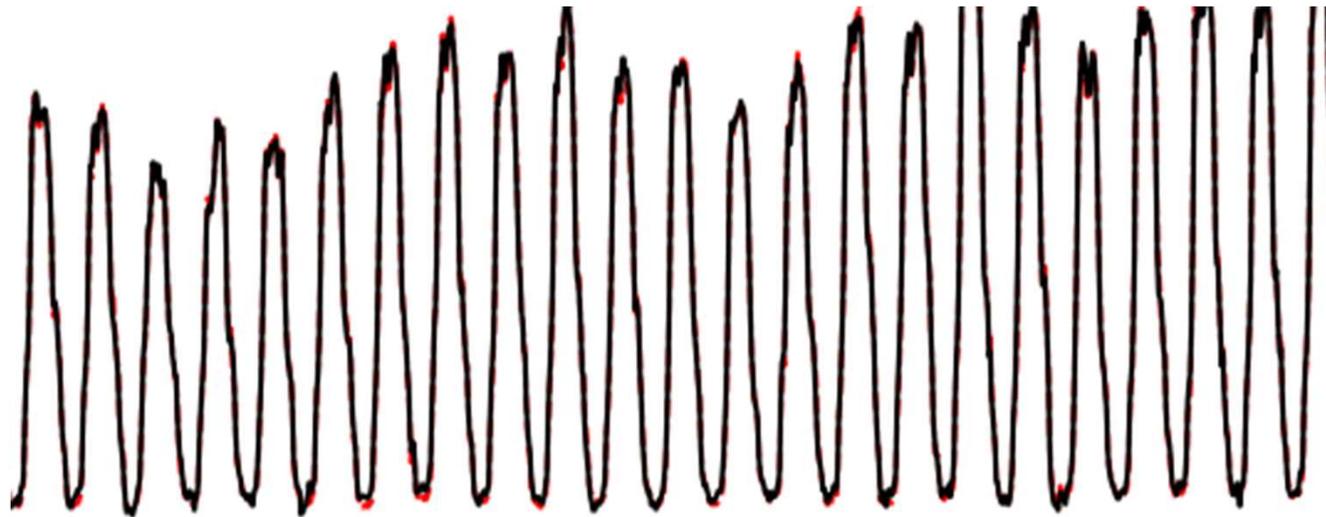
スパース化AI:

疎結合化 = 重要な入力のみ残る

疎化AIによる予測：2017年7月

- 実験2：回帰予測データ / 回帰予測結果

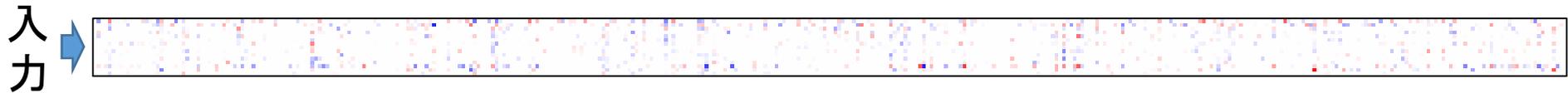
15個の入力：電力需要値, 24時間コード, 平日データ, 土曜日データ, 休日・祝日データ, **実気温, 実湿度, 露点温度, 蒸気圧, 3時間予想気温, 当日予想最高気温, 翌日日中最高気温, 日照時間, 降雨量, 風速**



最大16%, 平均1.9%の回帰予測誤差 ⇒ 概ね予測に成功

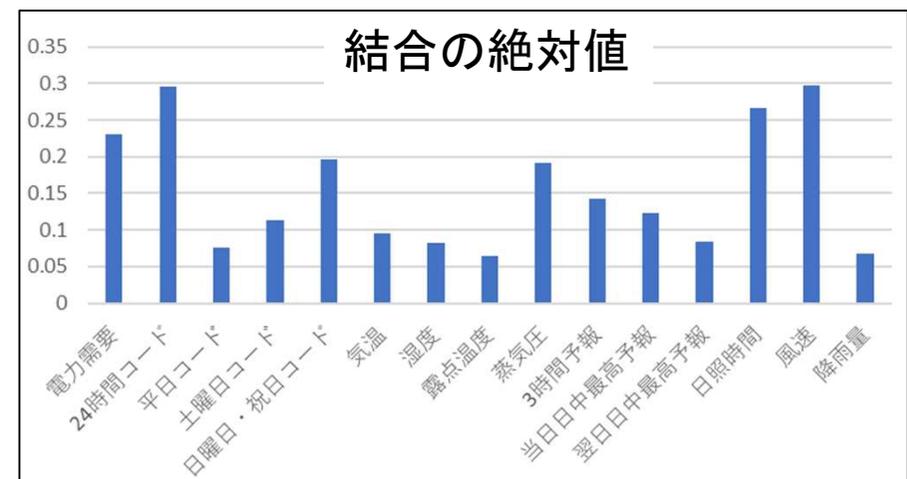
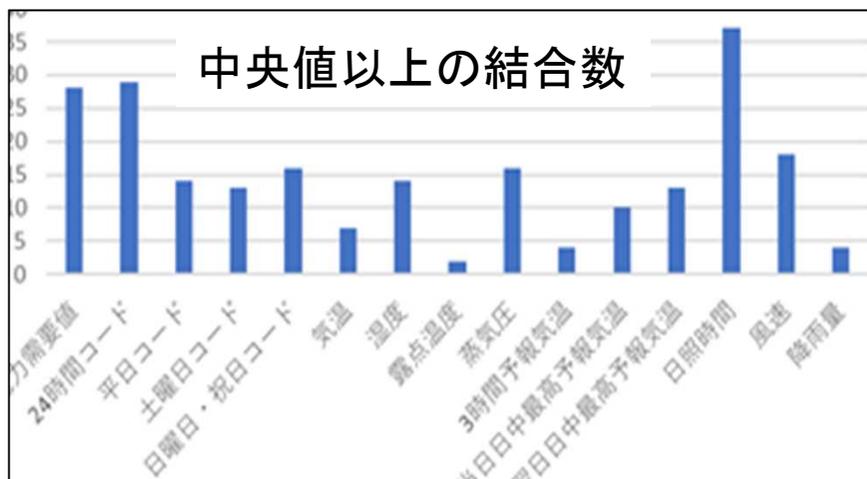
2017年7月における重要な入力の見直し

- 入力からの結合の強さの可視化結果



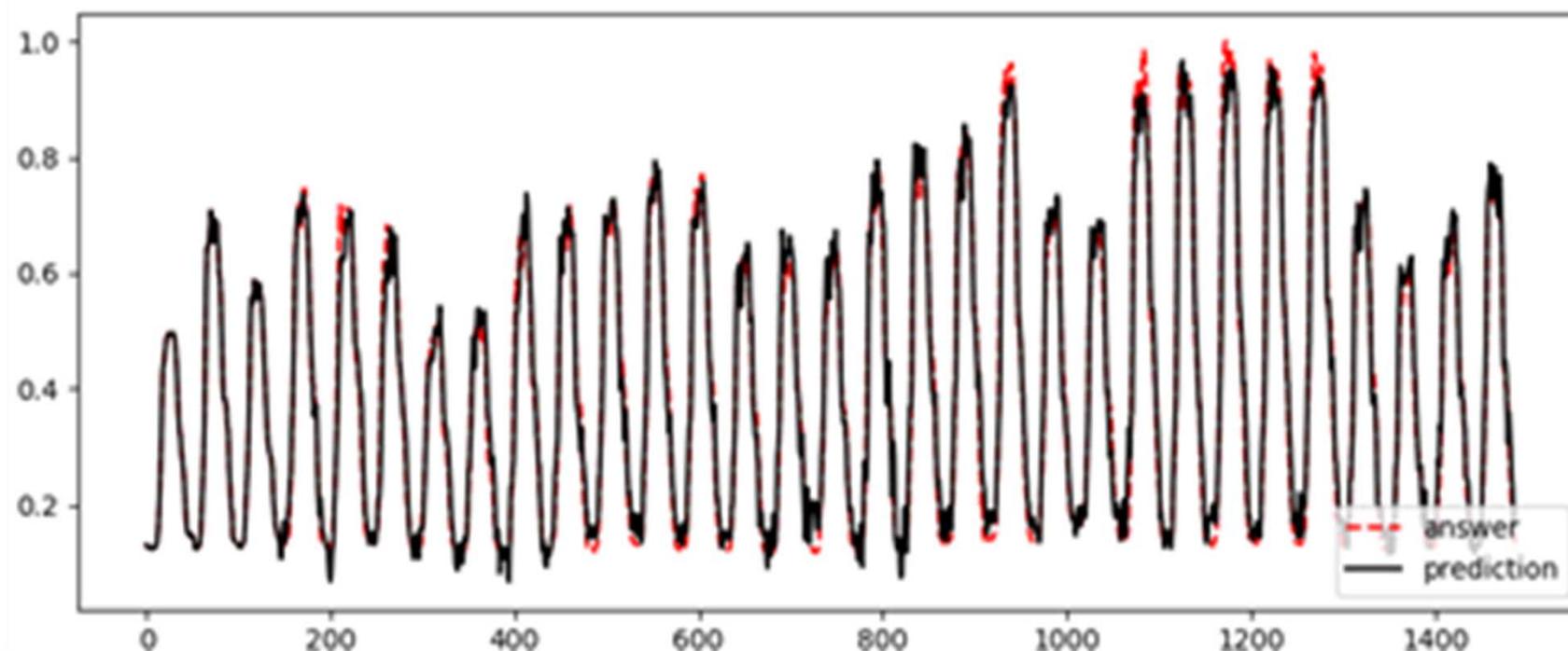
- ◆ 赤/青 が色濃く残っているものが重要な入力 赤:-1 青:+1 白:0
- ◆ 色が薄く, 白に近いほど影響が小さい入力

- 入力/隠れ層間結合の結合強度が中央値以上の結合数, 結合の絶対値比較



疎化AIによる予測：2018年7月の予測1

- 実験2：2017年のAI学習結果を2018年に適用

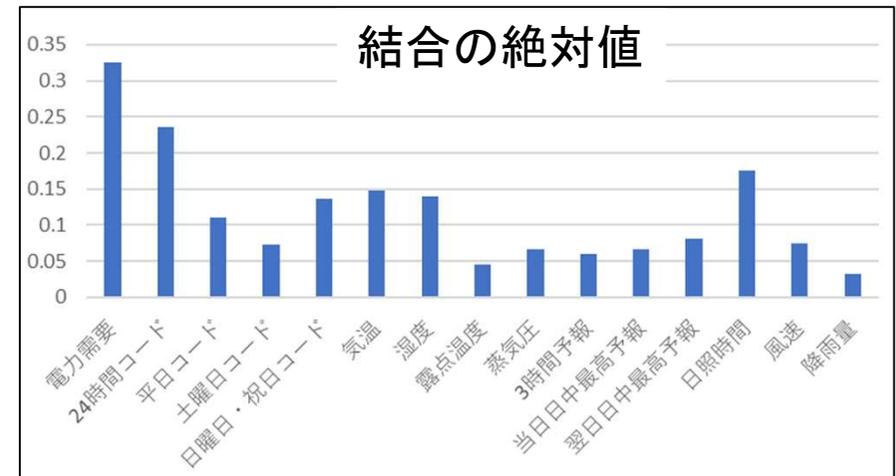
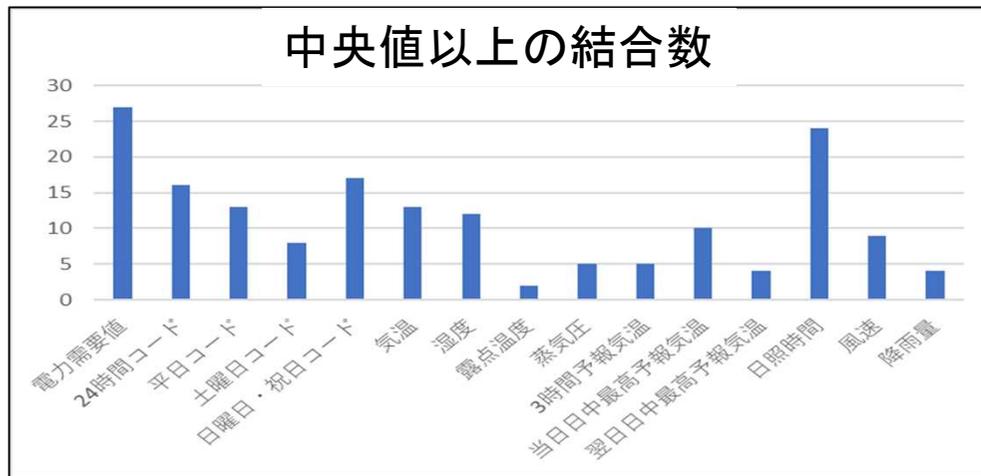


最大73.4%，平均9.5%の予測誤差 ⇒ 予測誤差大

疎化AIによる予測：2018年7月の予測2

■2017年7月で2018年7月が予測困難な原因究明

1. 2018年でのスパースモデリング ⇒ 重要な入力を同定
 2. 2017年のスパースモデリングとの比較
- 入力/隠れ層間結合の結合強度が中央値以上の結合数, 結合の絶対値比較



2017年と2018年で重要な入力が異なる

2017年と2018年の重要な入力の比較

■2017年7月の重要な入力

- **重要**：電力需要値，24時間コード，**日照時間**，**風速**
- **補助**：平日コード，土曜日コード，日曜日・祝日コード，**実気温**，**実湿度**，**蒸気圧**，**3時間予報気温**，**当日日中最高予報気温**，**翌日日中最高予報気温**
- **弱影響**：**露点温度**，**降雨量**

■2018年7月の重要な入力

- **重要**：電力需要値，日曜・祝日コード，24時間コード，**日照時間**
- **補助**：平日コード，土曜日コード，**実気温**，**実湿度**，**蒸気圧**，**3時間予報気温**，**当日日中最高予報気温**，**翌日日中最高予報気温**
- **弱影響**：**露点温度**，**降雨量**

2017年と2018年の重要な入力の比較

■2017年7月の重要な入力

- **重要**：電力需要値，24時間コード，**日照時間**，**風速**
- **補助**：平日コード，土曜日コード，日曜日・祝日コード，
空有泪 空泪座 芝有丘 つ味明又和空泪 当口口市皇古

月ごとの予測AIを作成することは困難

⇒ 似た気象状況のAI予測器作成が重要！

日照時間

- **補助**：平日コード，土曜日コード，**実気温**，**実湿度**，**蒸気圧**，**3時間予報気温**，**当日日中最高予報気温**，**翌日日中最高予報気温**
- **弱影響**：**露点温度**，**降雨量**

おわりに

- 電力需要予測

- 電気事業法改正による小売り自由化

{ 新電力の登場によるローカルな売電
{ 小さな需要家の集まりから受給変動が大きい

➡ 機械学習 / 人工知能による高精度な予測

- 高精度な予測のために、気象データを活用

- 西日本工業大学/九州工業大学：RNN + スパース化

- RNN予測：概ね成功，影響の大きいパラメータ不明

- スパースモデリング：影響の大きいパラメータ同定成功

- 今後の予定

- 似た気象などのデータ集合化：AIの一種SOMの利用