

寒冷地住宅のコージェネレーションシステム利用に向けた 電力・給湯需要予測と評価

今野陽子^{†1} 武田清賢^{†2} 横川誠^{†2} 鈴木恵二^{†3} 川村秀憲^{†1}

概要: 住宅向けガスコージェネレーションシステムは、家庭で発電して電気をつくり、同時発生する熱を回収して給湯、暖房などに利用する。消費量に合わせた学習運転機能を有し、家庭の日々の電力と給湯を予測して発電する。しかし現在の学習運転機能は、寒冷地の需要に対し最適化されていない。本研究では、コージェネレーションシステムの寒冷地での利用に向けて、電力と給湯の需要予測手法について ANN を用いて検討し、システムの運転効率を評価する。

キーワード: コージェネレーション, エネルギー需要予測, 人工ニューラルネットワーク

Electricity and Hot Water Load Prediction Method and Evaluation for Cogeneration System Applied to Cold Region Households

YOHKO KONNO^{†1} KIYOTAKA TAKEDA^{†2} MAKOTO YOKOGAWA^{†2}
KEIJI SUZUKI^{†3} HIDENORI KAWAAMURA^{†1}

Abstract: A residential cogeneration system (CGS) has attracted attention for its high energy saving and environmental performance, and systems using fuel cells have recently been introduced into the market in Japan. It is useful for reductions of CO2 emission because the total efficiency of CGSs can reach about 80%. This CGS system generates electricity at household. It collects heat to coincide with generation of electricity and make hot-water and the hot-water is stocked in the tank. The system determines an optimal operation time everyday for saving energy. For this control, the system has a function to predict the daily load of electricity and hot-water, and generates electricity according to the prediction. However, the prediction method is not optimized for cold region. This study examines the prediction method of load of electricity and hot-water supply by applying an artificial neural network (ANN) for 20 households in Hokkaido. Then it evaluates the operating performance by using CGS operating simulator.

Keywords: Cogeneration, Energy load prediction, Artificial neural network

1. はじめに

近年の電力需給を取り巻く環境の最適化を意図する電力システムの概念をスマートグリッドと呼ぶ[1][2]。送配電網の制御、再生可能エネルギーを取り込むエネルギーネットワークの構築と電力市場の構成、個々の電力消費量のモニタリングデータの活用、スマートオフィスの環境整備など、スマートグリッドは様々な概念を創出して注目を集める。スマートグリッドにおける電力技術の革新的部分は、従来供給側が主体となって行ってきた電力需給バランスの調整を、今後は需要側も分散エネルギーを扱う主体となり能動的に管理していく点である[3]。産業革命以来、エネルギー源は石炭から石油、原子力への流れを辿った。しかしその過程では、地下資源の有限性と地球温暖化問題が生じた(Fig.1)。近年、再生可能エネルギーや熱利用へのシフトが注目され、分散制御に対するニーズが高まっている。「持続

可能な低炭素社会」の形成は、近年の各都市計画、各地域計画において、共通した実現目標として掲げられる。2011年3月11日の東日本大震災と東京電力福島第一原子力発電所の事故後、東京電力管内において10日間の計画停電が実施された[4]。想定する電力需要量に対して供給量の不足を招き、電力需給のバランスを欠いたためである。原子力発

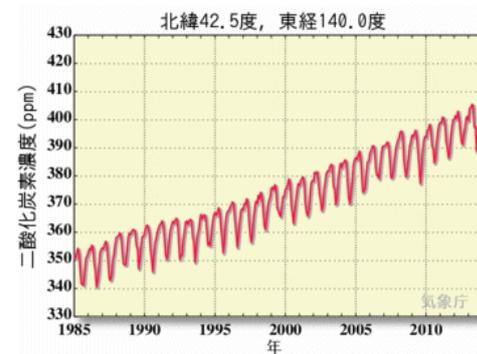


Figure 1. 月平均二酸化炭素濃度の経年変化 (季節変化を繰り返しながら増加傾向にある:気象庁ホームページよりデータ取得:1985年~2015年,札幌市近郊地点[6])

^{†1} 北海道大学
Hokkaido University
^{†2} (株)北海道ガス 技術開発研究所
Hokkaido Gas Co.,Ltd
^{†3} はこだて未来大学
Future University Hakodate

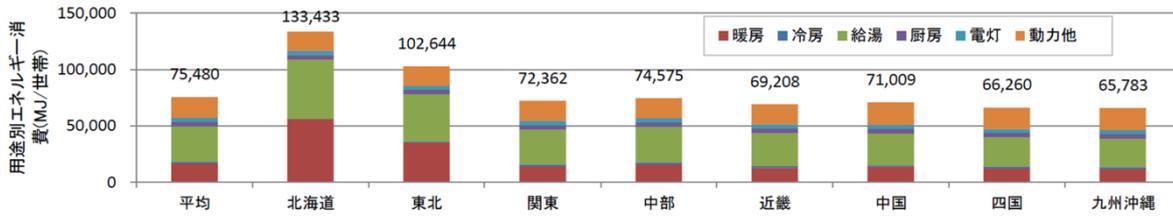


Figure 2. 家庭部門におけるエネルギー消費の比較
(参考：資源エネルギー庁：民生部門エネルギー実態調査，平成 24 年度の全国平均と八地方の比較[5])

電，原燃料の海外依存，地球温暖化，この3つのリスクを総合的に軽減する施策として，再生可能エネルギーと省エネルギーが挙げられる[7]。太陽光や風力，バイオマス，地熱，水力に代表される再生可能エネルギーは，持続可能性の期待とともに，地域にとっては資源の地産地消により，温暖化対策を図りながらエネルギー自給率を高める効果がある。しかしながら再生可能エネルギーは，季節と時間に基づく周期的な変動と，設置場所の気候に左右される不規則な変動を有する[1]。発電量が不安定で，電力出力制御が不可能という不利な側面がある。再生可能エネルギー発電の増加は，受給バランスの調整力低下の要因となる。北海道は再生可能エネルギーの資源賦存量が日本全体の 1/4 を占め，特に風力発電の適地は陸上，洋上ともにポテンシャルが高く，再生可能エネルギー開発利用の将来への展望を示すことが期待されている[7]。一方で環境問題への配慮や光熱費の抑制に対する社会的要請があるなか，民生部門のエネルギー消費量は増加傾向にあり，家庭における需要側の省エネルギーの対応にも注目が集まっている[8][9]。とくに寒冷地にある北海道では，その気候の影響から家庭における一人当たりのエネルギー使用量が全国平均を上回る (Fig.2)。

このような状況を背景に，住宅向けの分散型発電として天然ガス等から発電するコージェネレーションが注目される。このコージェネレーションシステムは，家庭で発電することによって同時に発生する熱を回収して有効利用することが可能で，エネルギー回収率を 4 割から 7~8 割へ高めることができる。環境面と経済面において優れた分散電源として，現在，個別住宅や集合住宅において普及が進んでいる[5][10]。また将来的には電力市場の自由化，およびエネルギーネットワークの形成に向けて，再生可能エネルギーや蓄電池と組み合わせて使用することで，電力システムの安定化と効率化に資する可能性を持っていると期待されている[10][11][12] (Fig.3)。このような大規模なエネルギーネットワークの中核には需要と供給の制御が必要であり，その基盤に観測と予測の技術が求められる。

本研究ではコージェネレーションを有効活用するための基盤技術として，日々の電力，給湯の需要の予測手法を開発した。予測手法には人工ニューラルネットワーク (Artificial Neural Network : ANN) を適用し，前日の 1 時間ごとの消費量の時系列データから，当日の 1 時間ごとの需要を予測した。ANN の学習には，札幌市近郊の 20 世帯における 2 年間の観測データを利用した。さらに予測精度の改善を図るため，生活習慣の観点から平日と休日，季節変動の観点から最高気温と最低気温を入力情報に追加した。検証実験において，比較手法として前日の消費量をそのまま予測値として用いた場合の結果と比較して，ANN による予測の有効性を確認した。予測結果を用いて，コージェネレーションシステムの運転効率改善効果の評価を行った。

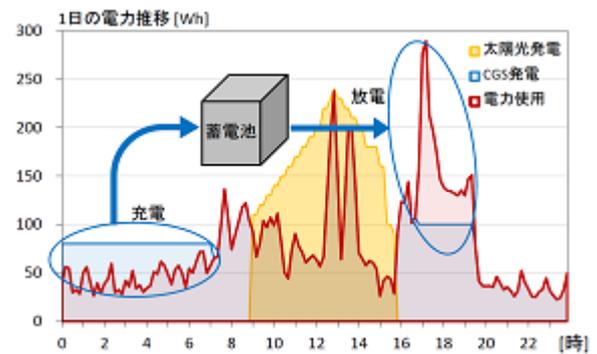


Figure 3. コージェネレーション・蓄電池・再生可能エネルギーの 3 電池組合せ制御 (使用が少ない深夜に蓄電池し夜間に放電，熱の暖房利用により発電効率向上：日中は太陽電池を併用[12])

2. コージェネレーション利用の課題

住宅向けコージェネレーションシステムは，発電による排熱を給湯と暖房に利用するため，予め使用時間帯を見越して湯を貯湯する。コージェネレーションを効率的に運用するためには，実際にどの時間帯に需要があるかを過去の実績から算出して，それに合わせて運転計画を最適化する

必要がある。現在、北海道で市販化されている燃料電池の
コージェネレーションシステムは、全国平均の気候をモデル
ケースとして各メーカーにより設計されたものであり、
寒冷地に最適化されていない。寒冷地にある北海道では、
外気温度の条件が非寒冷地とは異なり、札幌における最低
外気温度は約-15℃、0℃未満の時間帯は年間で約 2000 時間
である[9] (Fig.4)。そのため年間の月別電力需要実績も全国
平均と異なり、夏季に低く冬季に高くなる傾向にある(Fig.5,
Fig.6)。また、北海道の家庭部門における一人当たりのエネ
ルギー使用量は全国平均の約 1.5 倍程度となる[5][9]。また
1 日の電力消費量の 1 時間ごとの推移を、月別に比較する
と、消費が多い時間帯は各月ともに大体似た傾向にある
(Fig.6)。同様に給湯消費量の 1 日の推移も、時間帯による
周期的変動があることがわかる(Fig.7)。省エネ機器として
は設置環境に応じた稼働が必要となる。北海道でのコージ
ェネレーション運転効率化のために、有効な需要予測技術
の開発が課題となっている。

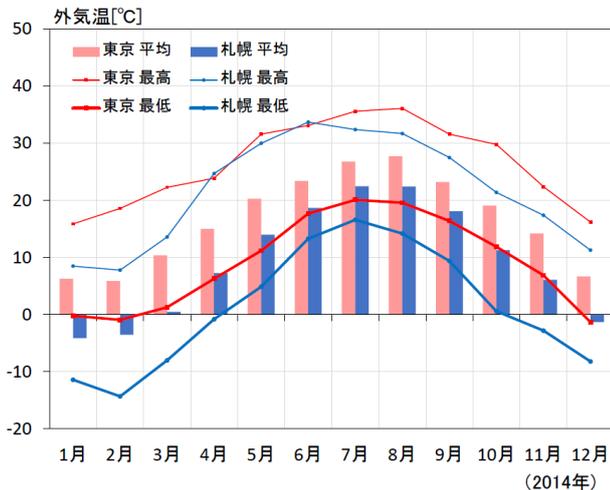


Figure 4. 東京と札幌の 2014 年の月別外気温の比較(気象
庁ホームページよりデータ取得 [13])

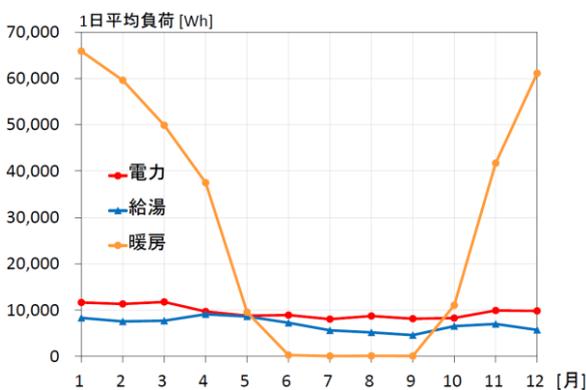


Figure 5. 札幌の一世帯の月別一日平均電力・給湯・暖房
負消費量の例

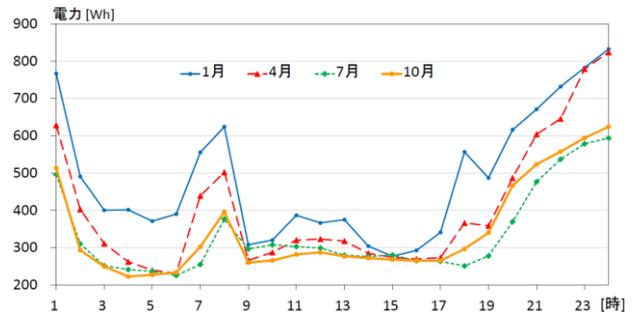


Figure 6. 札幌の一世帯の月別一日平均電力消費量の推移
の例 (1 月, 4 月, 7 月, 10 月)

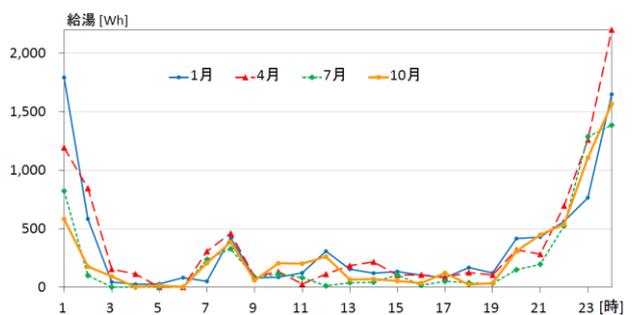


Figure 7. 札幌の一世帯の月別一日平均給湯消費量の推移
の例 (1 月, 4 月, 7 月, 10 月)

3. コージェネレーションの仕組み

家庭向けのコージェネレーションシステム、すなわち家
庭用熱電併給 (Combined Heat and Power : CHP) システム
として、ガスエンジン (Gas Engine : GE) や燃料電池 (Fuel
Cell : FC) などを用いたものが開発されている[9]。本研究
が対象とする PEFC-CHP は、固体高分子形燃料電池
(Polymer Electrolyte Fuel Cell : PEFC) を利用したシステム
であり、商用電源系統と連系した家庭用 PEFC-CHP が普及
している。このシステムは PEFC 発電ユニットと排熱利用
給湯・暖房ユニットから構成される(Fig.8, Fig.9)。発電時に
電力はリアルタイムに消費され、発生する熱によって湯を
作り貯湯タンクに貯める。発電の起動/停止が 1 日 1 回と
いう制約があるため、運転計画は過去の消費量に基づいて
24 時間先までの消費パターンを予測して、稼働する時間帯が
分かると良い。住宅の電力負荷が発電ユニットの最大出力
より高い時、または発電していない時に不足電力を系統から
賄う。システムは需要予測に従って必要であると判断する
時間帯に発電する(Fig.10)。予測が外れて貯湯タンクの湯
が不足した場合にはボイラが稼働して補い、逆に余剰分は
次に使用される時間まで繰り越される。本研究では排熱を

暖房に使用しないシステムを想定しており、電力と給湯の時刻別消費量を予測する。システムの運転効率の評価は、一次エネルギー削減量を指標とする。

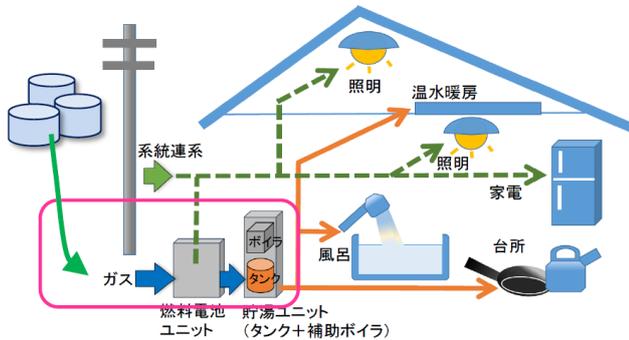


Figure 8. 家庭向けコージェネレーションの概念図 [9]

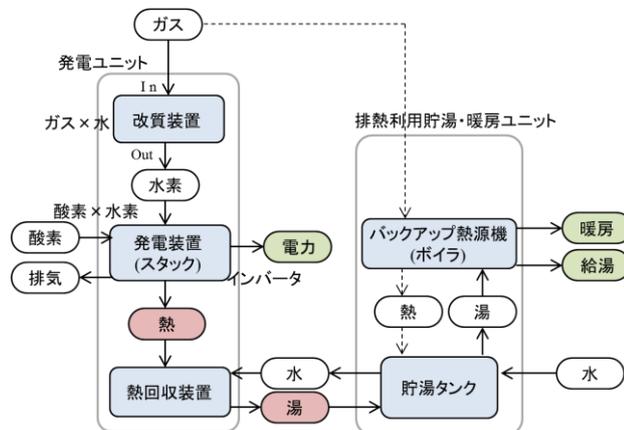


Figure 9. コージェネレーションシステムの構成 [14]

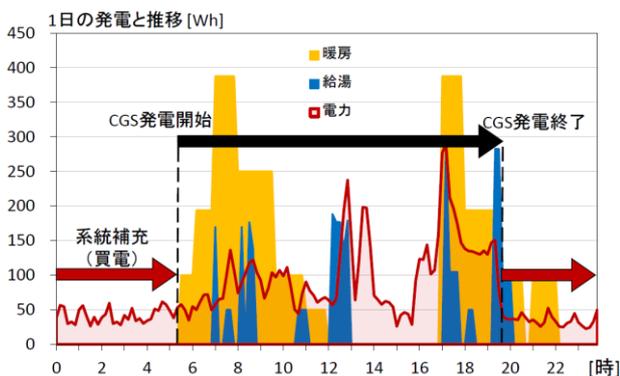


Figure 10. 一日の電力・給湯・暖房負荷の推移の例

4. 電力と給湯の予測アルゴリズム

コージェネレーションシステムは、24時間先までの電力と給湯の予測負荷に従って起動時間を算出し、発電中はリ

アルタイムに電力を供給する。その際の排熱を用いて、給湯の利用時間帯と量を見越して予め湯を貯める。これらを踏まえ、1日の電力、給湯の消費量と消費時刻の予測手法について検討する。本研究では、特徴抽出を内部的に自動化しながら予測結果を出力するアルゴリズムを備えたANNに着目し、予め個別世帯の電力の消費パターンを学習して需要予測を行う。ANNの構成は3層として学習は誤差逆伝播法(Backpropagation:BP)を用いる。

4.1 負荷データ

本研究では、札幌市とその近郊の戸建住宅20世帯を対象に観測した負荷データを採用する。それぞれの世帯において、2年分の電力、給湯の消費量を1時間間隔で記録した時系列の負荷データである。1日の電力と給湯の需要を予測する手法を開発するにあたり、ANNは世帯1軒ごとに対象となる各世帯の時系列負荷データを用い、電力、給湯ごとに学習と予測を行う。

4.2 予測の枠組みと比較手法

Table 1に、本研究で採用する4種類の予測手法を示す。予測手法1.前日予測は、前提として「今日の消費量は昨日の消費量に近くなる」という仮説のもと、予測したい日の前日の1時間ごと(計24時間)の負荷を、そのまま予測値として予測日当日24時間へ移行する、単純なベース手法を用意する。これを入力と出力のデータのペアで捉えると、入力=前日1時間間隔の負荷、出力=前日の1時間間隔の負荷がそのまま返る。次に予測手法2は、予測手法1に対してANNを導入して予測精度の改善を図る。予測手法2.ANN_24の入力は、予測したい日の前日の1時間ごと(計24時間)の負荷を用いる[15]。出力は予測日当日の1時間ごとの負荷をANNにより算出する。さらに予測手法3.ANN_24WTでは、生活習慣の観点から予測日当日の休日(土日祝日)と平日とを見分ける区分を追加する[16]。また、季節変動の観点から予測日当日の気象データ(天気予報)から最高気温と最低気温を入力情報に追加する。出力は、予測手法2と同様に予測日当日の1時間ごとの負荷を予測する。予測手法4.ANN_24WTDには、予測手法3の情報に加えて1日の総負荷を入出力の両方に追加して、総量の調整を図る。

4.3 ANNの構成

Fig.11に、前述で述べた予測手法2~4のANNの構成を示す。電力、給湯それぞれにおいて、入力には、予測日の前日の1時間ごと(計24時間)の負荷を設定する。出力は、予測日当日の1時間ごと(計24時間)の負荷の予測結果が得られる。休日と平日の区分は、平日=0/土日祝日=1の離散値として扱う。また、最低気温と最高気温は、2年間の最大値の2倍をMAXとして正規化する。各負荷も、全世帯の最大値の2倍の値から正規化してANNに入力する。ANNの学習に係る活性化関数にはシグモイド関数を使い、学習係数は0.1とする。中間層の数は22とし、これは、あ

らかじめ本データにより予測手法 2, ANN_24 を用いた予備実験を行って決定した。

$$u = \sum_i x_i \cdot w_i - v$$

$x_1 \sim x_n$: 入力
 $w_1 \sim w_n$: 結合荷重
 v : しきい値

Table 1. 電力・給湯の 4 つの予測手法

予測手法1	前日予測	入出力	前日の負荷をそのまま当日の予測値とする
予測手法2	ANN_24	入力層 出力層	前日の1時間ごと(計24時間)の負荷 当日の1時間ごと(計24時間)の負荷
予測手法3	ANN_24 WT	入力層 出力層	1 前日の1時間ごと(計24時間)の負荷 2 平日/休日区分 3 最高気温, 最低気温 当日の1時間ごと(計24時間)の負荷
予測手法4	ANN_24 WTD	入力層 出力層	1 前日の1時間ごと(計24時間)の負荷 2 平日/休日区分 3 最高気温, 最低気温, 4 1日の総負荷 1 当日の1時間ごと(計24時間)の負荷 2 1日の総負荷

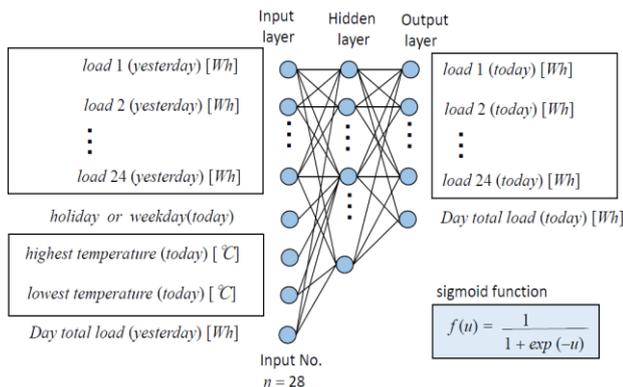


Figure 11. 電力・給湯の前日負荷から需要予測する ANN の構成

4.4 ANN の学習の枠組み

Fig.12 に, ANN の学習と予測に使用するデータセットについて示す. 1 世帯ごとに電力と給湯の 2 年間分の観測データを用意するが, この 2 年に対して, ある 1 週間を 1 セットとして, 10 週間 (=70 日, 約 10%) をランダムに選択して予測日の集合 Pday_set とする. 残りの約 90% (閏年を含む場合は 661 日) を学習日の集合 Lday_set (=2 年間 - Pday_set) とし, 該当の日の負荷を学習データとして用いる.

最低気温と最高気温については, 本来の予測のためには当日の天気予報を用いる必要があるが, 本研究では過去の観測データに基づく予測を行うことから, 天気予報ではな

く既知の気象データの外気温を採用する (気象庁ホームページよりデータを取得[13]).

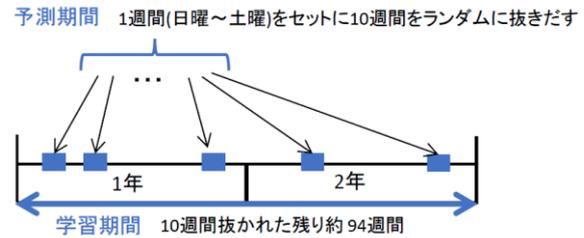


Figure 12. ANN の学習と予測のデータセット

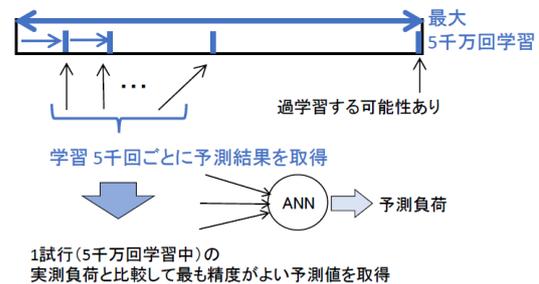


Figure 13. ANN の学習後の予測値の取得

5. 予測の検証実験

Fig.13 に, ANN の検証実験における予測結果の取得方法を示す. これは過学習した ANN から予測結果を得ることを防ぐためである. 本研究では, ANN の学習に際し, 学習期間 Lday_set から最大学習回数 5 千万回のランダムサンプリングにより学習日 Lday を選び, 教師データとした. 5 千万回の学習の繰り返しのなかで, 5 千回の学習ごとに, 予測結果を算出した. 5 千万回の全学習中, 最も精度が良いタイミング (5 千回スパン) の予測負荷を取得した. 精度の計算は, 実負荷と予測負荷の誤差の絶対値とした. この一連の学習と予測を 10 回試行して, 10 回の平均値を, 対象の世帯の最終的な ANN の予測精度の結果とした. 20 世帯の電力, 給湯に対して, 本実験を行った.

Table 2 に, 20 世帯の 4 種類の予測手法の検証結果から, 最も予測精度の高い世帯の誤差率(実負荷と比較した誤差), および予測手法 1.前日予測に対する誤差率の改善度を示す. ここで予測精度の評価対象とする誤差は 2 種類あり, 1 時間ごとの誤差の絶対値の累計 (= $\sum |1 \text{ 時間の実負荷} - 1 \text{ 時間の予測負荷}|$), および 24 時間の負荷総計の誤差の絶対値 (= $|1 \text{ 日の実負荷} - 1 \text{ 日の予測負荷}|$) を算出した. いずれの誤差についても, 前日予測に対して各 ANN 手法による予測の改善度を比較したところ, 最も改善度が高い手法は ANN_24WT であった. 土日祝日と外気温を指標とす

る ANN の有効性が明らかとなった。ANN_24WTD については、1 日の負荷の総計を ANN に入力した場合に、給湯の 1 日総計の誤差の底上げに寄与する可能性が示された。しかしながら、給湯の需要予測は、1 時間間隔の使用量について時間帯を一致させて予測することが難しいという課題が顕著に表れた。

Table 2. 電力・給湯（20 世帯）の 3 予測方法による精度の比較

		電力			給湯		
		Average	Best	Worst	Average	Best	Worst
1 時間毎 誤差累計	前日予測	28.1%	20.6%	40.2%	129.2%	90.5%	155.3%
	ANN_24	22.7%	17.1%	33.2%	108.4%	75.9%	136.4%
	ANN_24WT	22.0%	16.4%	32.2%	105.8%	69.4%	135.6%
	ANN_24WTD	22.6%	17.6%	32.9%	107.2%	71.3%	136.1%
(改善度)	ANN_24	19.4%	16.7%	17.4%	16.1%	16.2%	12.2%
	ANN_24WT	21.7%	20.2%	19.9%	18.1%	23.4%	12.7%
	ANN_24WTD	19.8%	14.5%	18.2%	17.0%	21.3%	12.4%
1 日総計 誤差	前日予測	11.4%	8.0%	21.0%	43.0%	20.3%	59.7%
	ANN_24	10.3%	7.4%	18.1%	34.4%	19.3%	48.4%
	ANN_24WT	9.5%	5.9%	17.5%	32.5%	17.1%	45.7%
	ANN_24WTD	9.9%	6.7%	18.6%	32.7%	18.0%	44.1%
(改善度)	ANN_24	9.7%	7.4%	13.7%	20.0%	5.0%	19.0%
	ANN_24WT	16.9%	26.8%	16.6%	24.3%	15.7%	23.5%
	ANN_24WTD	13.0%	16.6%	11.4%	23.8%	11.4%	26.2%

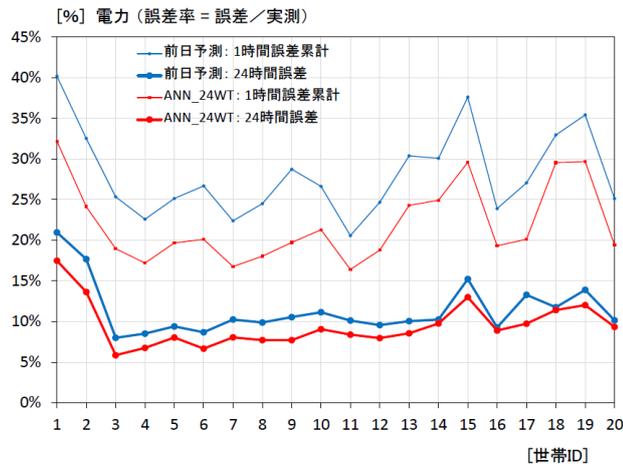


Figure 14. 20 世帯の電力の 2 手法の誤差率（前日予測と ANN_24WT の比較：1 時間誤差の累計，一日総計の誤差）

Fig.14 と Fig.15 に、20 世帯の前日予測と ANN_24WT の誤差率について、電力、給湯それぞれのグラフを示す。各世帯に共通して、前日予測より ANN_24WT のほうが誤差は抑えられた。一方で、予測し難い傾向を持つ世帯があることが推測できる。電力、給湯の誤差率を比較すると、誤差率が高い傾向を持つ世帯は、必ずしも電力と給湯に共通してはいない。

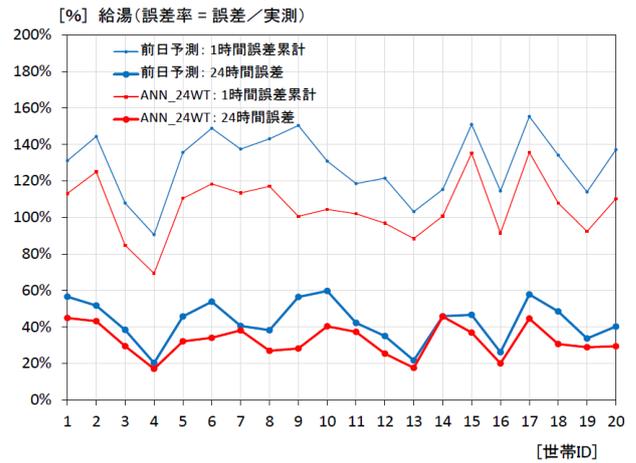


Figure 15. 20 世帯の給湯の 2 手法の誤差率（前日予測と ANN_24WT の比較：1 時間誤差の累計，一日総計の誤差）

6. 一日の予測値と実際の消費量の推移の比較

Fig.16 に、一世帯の 9 月と 2 月の金曜日における実負荷と予測負荷の 1 日の推移のグラフを示す。予測負荷は ANN_24WT により得られた 1 時間ごとの予測値である。5 章の実験で評価した 1 時間ごとの誤差の絶対値の累計とは、実負荷と予測負荷の推移の差分の面積に相当する。9 月と 2 月のグラフを比較すると、異なる月にも関わらず、朝 6 時から 9 時の間に電力が高くなり、夜間の 24 時頃までの使用量が多いという似た特性が表れている。また ANN は小刻みな使用量の揺らぎを読み取ることは難しく、この部分は誤差を招く。

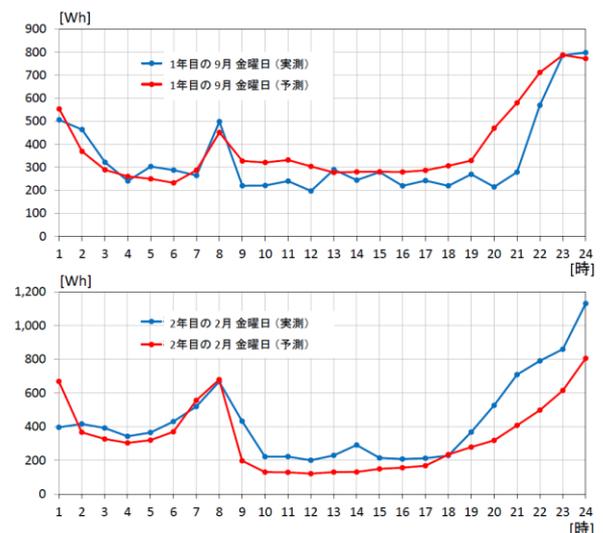


Figure 16. 一世帯の実負荷・予測負荷の一日の推移（上→電力：下→給湯：9 月と 2 月の金曜）

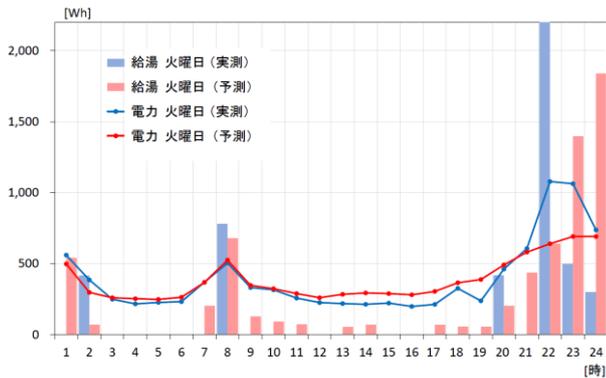


Figure 17. 一世帯の電力・給湯の実負荷・予測負荷の一日の推移

Fig.17 に、一世帯の電力と給湯の実負荷、および予測負荷の1日の推移のグラフを示す。予測負荷は前述と同様に ANN_24WT により得られた1時間ごとの予測値である。給湯の需要予測について、ANN は実際に使用されない時間帯にも需要があると判断する傾向がみられる。実際の給湯利用は、生活習慣の観点から考えると、日によって時間帯が前後にずれる可能性があるかと推測される。コージェネレーション機器運用の観点から、短時間の予想のずれは、貯湯タンクのバッファにより、機器のエネルギー削減効果にほとんど影響を及ぼさないこともある。しかし、長時間のずれや需要量の大幅な誤差は、貯湯タンクの湯の有効利用を阻害し、湯余りや補助ボイラの必要以上の稼働を招く。

7. コージェネレーションシステムの評価

4章、5章における前日予測、および ANN_24WT の手法により得られた時刻別の予測負荷を用いて、コージェネレーションの運転効率を評価する。この検証にあたり、20世帯の2年間の負荷データから算出する10週間分の予測負荷を入力データとして、一次エネルギー消費量を試算するシミュレーションを導入する。本シミュレーションにおいてコージェネレーションの運転時間は、予想された負荷に対して最も一次エネルギー消費量が少なくなるように決定した。

7.1 検証データ

コージェネレーションシステムの運転効率の評価にあたり、前日予測、ANN_24WT の予測手法を用いて、電力、給湯の10週間分の予測データを用意する。この10週間は、季節の偏りを回避するために、予測月を固定し、各年の{1月、2月、5月、8月、12月}から1週間ずつ指定する(5カ月あるため全部で5週間)。また、前日予測、ANN_24WT、および実際の負荷、いずれも同じ検証期間に統一して比較検証を行う。

7.2 コージェネレーションシステムの運転の評価方法

コージェネレーションシステムは、一日一回の発電の起動と停止を行う必要があるため、一次エネルギー削減量が最も高くなる最適な運転時間を算出する。シミュレーションに用いる機器の仕様について Table.3 に示す。運転シミュレーションでは、予測によって得られた時刻別の電力・給湯の負荷を、一週間単位で入力し、日々の発電時間を一時間単位で探索する。この計算の際に、貯湯タンクの熱のロスを考慮する。20世帯それぞれの評価結果について、1日あたりの平均の一次エネルギー削減量を算出する。

Table 3. PEFC-CHP 機器仕様

PEFC発電ユニット	発電出力	0.25~0.75 kW
	定格発電熱効率 (HHV, LHV)	36%, 40%
	定格排熱回収熱効率 (HHV, LHV)	45%, 50%
排熱利用貯湯ユニット	タンク容量	147 L
	給湯ボイラ効率	95%
	貯湯温度	約 60 °C

発電熱効率(Higher Heating Value: HHV 基準, Lower Heating Value: LHV 基準)

Table 4. 前日予測負荷に対する ANN 予測負荷と実負荷の一次エネルギー削減量の比較 (20世帯)

前日予測に対する削減(改善)量 [kWh/年]	一次エネルギー削減量		
	Average	Best	Worst
実負荷	152.72	384.73	10.31
ANN_24WT	130.08	522.62	-102.42

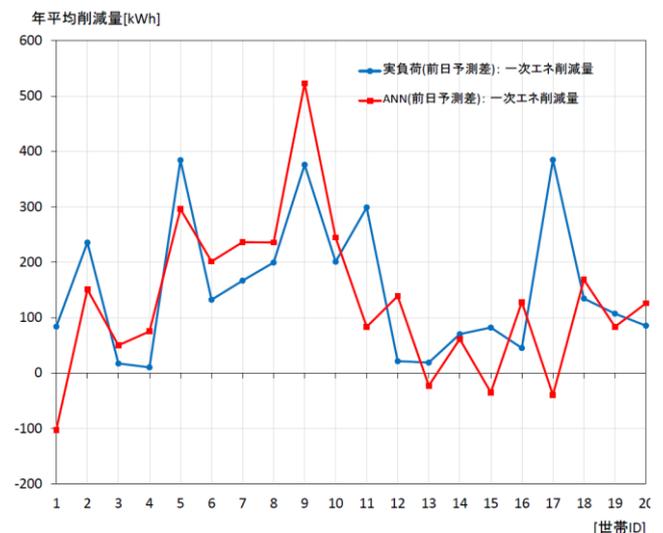


Figure 18. 20世帯の前日予測負荷に対する ANN 予測負荷と実負荷の一次エネルギー削減量

7.3 評価結果

Table.4 は、20世帯の評価結果の平均、最良値、最悪値である。実負荷(事前に負荷が完璧に予想できた場合)にお

ける一次エネルギー削減量は、平均で 152.7kWh/年となった。これは予測手法の改善による削減効果の限界値を示す。ANN_24WT では、前日予測に対し 130.1kWh/年の削減効果を示しており、上述の限界値に近い値となった。

Fig.18 に、20 世帯の前日予測負荷に対する ANN 予測負荷と実負荷の一次エネルギー削減量について示す。20 世帯中 16 世帯において ANN の予測結果は、前日予測よりも改善することができた。

8. まとめ

北海道におけるコージェネレーションの利用を目的として、戸建住宅の電力、給湯の需要予測に ANN を適用して検証を行った。また、予測結果について、コージェネレーションシステムの運転時の一次エネルギーの削減量を指標に評価を行った。

- (1) 家庭用分散電源として普及が進むコージェネレーションシステム利用に向けて、寒冷地特有の運転が求められる。
- (2) 1 日の電力、給湯の需要予測手法として、前日の消費実績から導く ANN の開発を行い、実際の使用量との比較検証を行った。
- (3) 平日と休日、気温を指標とする ANN の有効性を示した。
- (4) ANN による電力、給湯の予測結果から、誤差の要因について考察した。
- (5) ANN 予測値を用いて、コージェネレーションシステムの運転の一次エネルギー削減量について評価し、ANN の有効性を示した。

参考文献

- [1] United States Department of Energy: Smart Grid System Report (2014).
- [2] 荻本和彦, 池田裕一. エネルギーシステムの発展とスマートグリッド. オペレーションズ・リサーチ 経営の科学, 56(7), pp.369-374 (2011).
- [3] 荻本和彦. 再生可能エネルギーの大規模導入を支えるスマートグリッドの展開. 第 38 回ガスタービン定期講演会講演論文集, pp.1-6 (2010).
- [4] 池上貴志, 片岡和人, 岩船由美子, 荻本和彦. 分散エネルギーマネジメントシステムによる機器の最適運転計画. オペレーションズ・リサーチ 経営の科学, 56(7), pp.381-387 (2011).
- [5] 資源エネルギー庁: 分散型エネルギーについて.
http://www.enecho.meti.go.jp/committee/council/basic_policy_sub_committee/mitoshi/006/pdf/006_05.pdf
- [6] 気象庁: 各種データ, 資料 二酸化炭素分布情報.
http://ds.data.jma.go.jp/ghg/kanshi/info_kanshi.html
- [7] 吉田文和, 新井眞一, 佐野郁夫. 持続可能な未来のために II. 北海道大学出版会 pp.75-100 (2014).
- [8] 佐野雅彦, 浅野良晴, 高村英紀. 寒冷地における家庭用燃料電池コージェネレーション性能評価に関する研究. 日本建築学会学術講演, pp.1045-1046 (2012).
- [9] 武田清賢, 濱田靖弘. 寒冷地における家庭用燃料電池システムの稼働特性と性能評価に関する研究. エネルギー資源学会

- 誌, Vol.35, No.4, pp.1-6 (2014).
- [10] 進士誉夫. スマートエネルギーネットワークとエネルギー最適化, オペレーションズ・リサーチ 経営の科学, 56(7), pp.395-399 (2011).
- [11] 川村秀憲, 車谷浩一, 大内東: コージェネレーションの普及が電力市場の価格形成に与える影響に関するマルチエージェント分析, 電気学会論文誌 C, Vol.125, No.6, pp.956-966, (2005).
- [12] 大阪ガス株式会社ホームページ: エネルギーシステム実験, 再生可能エネルギーとの組み合わせ.
<http://www.osakagas.co.jp/company/efforts/next21/system/system6.html>
- [13] 気象庁: 過去の気象データ・ダウンロード.
<http://www.data.jma.go.jp/gmd/risk/obsdl/index.php>
- [14] 北海道ガス株式会社ホームページ: エネファーム.
<http://eco.hokkaido-gas.co.jp/enefirm/index.html>
- [15] 小柳秀光, 崔錦舟. ニューラルネットワークを使用した時刻別電力・冷暖房負荷予測手法における予測精度向上を目的とした学習期間決定手法の提案と検証. 日本建築学会環境系論文集, Vol.79, No.706, pp.1049-1059, (2014).
- [16] 飯塚達也, 松井哲郎, 福山良和. 構造化ニューラルネットワークの新しい学習法と最大電力需要予測への適用. 電気学会論文誌 B, Vol.124, No.3, pp.956-966, (2004).