

5 サプライチェーンの各段階における気候情報活用に関する調査

5.1 調査概要

2016年度からこれまでの分析の中で、清涼飲料分野における多くの品目の販売数に気温との関係が認められ、販売計画の検討に気候情報を活用すれば販売機会ロスの削減などに効果があることが示された。販売機会ロスの削減には、消費者との接点において在庫が用意されている必要があり、そのためには、販売だけでなく商品の配送や生産までの一連のサプライチェーンにおいて商品の適正な手配や準備の必要がある。

本章では、生産から販売にかけての一連のサプライチェーンで総合的に気候情報を活用する方法と有用性を分析、整理する。

最初に、参画企業に対するヒアリングによって、清涼飲料分野のサプライチェーンにおける現行の業務内容とリードタイム、活用可能な気候情報及び、気候情報への要望や期待をまとめる。

次に、ヒアリング結果に基づいて、実際の配送センターでの出荷数データと気象との関係を分析し、気候情報活用の有用性と実際のオペレーションでの活用手順について示す。

5.2 参画企業に対するヒアリング結果

現状、清涼飲料分野における一般的なサプライチェーンの各段階での役割と業務内容、リードタイムと活用可能な気候情報は第 5.2-1 図のとおりである。サプライチェーンの各段階によって、業務の意思決定や現場で実現されるまでのリードタイムが異なるため、活用可能な気候情報も変わってくる。



第 5.2-1 図 清涼飲料分野における一般的なサプライチェーンの各段階での役割など

また、気候情報への要望や期待として、以下のような意見が出された。

- 気象庁が発表している長期予報(1 か月予報、3 か月予報、暖候期予報・寒候期予報)は、確率表現が分かりづらく活用が難しい。確率表現でなく、具体的な気温の予測値が示されていれば需要予測の自動計算や物流や配送の段階等でも活用可能。
- 気象予報の精度が上がり A I の需給予測の精度も上がってくることを期待。
- 目先の気温変化が、一時的なものか、ある程度の期間継続するものか、判断できる情報が欲しい。
- 長期予報の精度が上がれば、需要期の配送トラック及びドライバーの手配に先手が打てる。
- 梅雨入り、梅雨明けのタイミングを事前に知りたい。

予報精度向上に関する内容が多かったが、1 つ目の意見である気温の予測値の活用については、長期予報の確率表現の元となる数値データがあり、検証が可能である。このため、この数値データを用いて物流や配送への利活用可能性を調査した。

5.3 配送センターからの出荷データを用いた調査

東京都を対象として、サプライチェーンの段階のうち、物流や配送での気候情報活用の可能性について調査を行った。第 5.2-1 図のとおり、工場で製造された製品はまず配送センターに送られ、その後配送センターから各営業所に分配される。参画企業からのヒアリングで、工場ごとに製造される品目が異なり、工場から配送センターに製品が送られる周期もばらばらである場合が多いという意見があったため、工場から配送センターへの出荷データではなく、気象データとの関係性がより強いと考えられる配送センターから営業所への出荷数データを用いて分析を行った。その分析結果から、気候情報を用いた出荷数予測モデルを構築し、その出荷数予測によってどれだけの効果が期待できるかを推算した。

5.3.1 利用データ

本調査には、参画企業からいただいた第 5.2-1 図で示す配送センターから営業所への出荷数データを用いた。なお、出荷数データについては東京都内への出荷数データを、気象データについては、東京都を対象とするものを用いた。

(1) 清涼飲料出荷数データ、在庫数データ

本調査で用いた清涼飲料出荷数データ、在庫数データの категория、期間及び地域は第 5.3.1-1 表のとおりである。

第 5.3.1-1 表 調査に用いた出荷数、在庫数

カテゴリー	スポーツ飲料等
内容	出荷数データ：配送センターから営業所に送られた数 在庫数データ：営業所内の在庫数
期間	2016 年 4 月 4 日～2016 年 7 月 31 日 2017 年 4 月 3 日～2017 年 8 月 6 日 2018 年 4 月 2 日～2018 年 8 月 5 日
地域	全国に複数ある配送センターからの出荷数のうち、東京都内に所在する営業所あてのもの

(2) 気象観測データ

本調査で用いた気象観測データの要素、期間及び地域は第 5.3.1-2 表のとおりである。

第 5.3.1-2 表 調査に用いた気象観測データ

要素	平均気温 最高気温 最低気温
期間	2016 年 4 月 4 日～2016 年 7 月 31 日 2017 年 4 月 3 日～2017 年 8 月 6 日 2018 年 4 月 2 日～2018 年 8 月 5 日
地域	東京(東京都)

(3) 気象予報データ

本調査では、サプライチェーンの各段階をカバーする 3 か月予報に加え、調査検討会にて、増産減産の指示に利用できないかという意見をいただいた 2 週間気温予報を利用した調査を行った。気象庁が提供する 1 か月以上先を予報する季節予報には、数値予報 GPV、ガイダンス、発表予報の 3 種類がある。それぞれの特徴について、第 5.3.1-3 表 に簡潔に記載する（詳細については付録 C 参照）

。第 5.3.1-3 表 2 週～3 か月先までの予報資料とその特徴

予報種類	情報内容	特徴
3 か月予報 (発表予報)	一般向けに発表される向こう 3 か月の予報で、北海道、東北など、気象庁の規定する 11 の地方単位に、向こう 3 か月間の 1 か月ずつの気温及び降水量の傾向を「低い(少ない)」「平年並」「高い(多い)」の 3 段階で予想する。	気象庁ホームページ内で閲覧することができる。それぞれの気温予想の確率は、以下に示した 3 か月予報に関する元資料から予報官によって決定される。
3 か月予報ガイダンス	向こう 3 か月間の 1 か月ずつの予測値で、要素は気温平年差、降水量平年比、日照時間平年比、晴れ日数平年差、降水日数平年差、雨日数平年差、降雪量平年比。気象庁が 3 か月予報を行なう地方予報区とその細分地域の 34 地域単位に計算されている。	3 か月予報アンサンブル格子点値は約 250km メッシュ単位で出力されるが、個々のメッシュでの細かい地形の状況等は加味されていない。本データは各地域の該当メッシュでの予報モデルの出力結果との実際の気温傾向の系統的な違いを勘案し、補正した予報を作成している。
3 か月予報アンサンブル格子点値 (※図中の凡例では「GPV」と表現する)	気象庁の開発した長期予報モデルの、51 パターンの出力結果。向こう 120 日先までの日別の予測値で、気温、風、相対湿度などの要素があり、地上だけでなく上空の予測値の計算も行っている。計算結果は地球を約 250km 四方のメッシュに区切りそのメッシュ単位で出力され、特定向けに配信される。	一般に予報は、予報対象期間が延びれば延びるほど、先の予測値の実際の気温との差が大きくなる。最初にモデルに代入する値を少しずつずらしたモデルを合計 51 パターン計算させることで、モデルの出力結果のばらつき具合等を参考に、最終的な発表予報を決定している。
2 週間気温予報ガイダンス	気象官署の地域(34 地域)平均及び気象官署等の地点約 150 地点における日平均気温の平年差、累積確率、各階級の確率で、週 2 回計算される。 (※2019 年 6 月より毎日計算)	数値予報モデルの結果を統計処理し、特定の地点・地域の気温の予測値に落とし込んだもの。過去 30 年程度の予測実験から系統的な誤差を取り除き、最適化されている。0.1℃単位での気温到達累積確率も計算されている。

本調査で用いた気候情報の種類と期間、地域は第 5.3.1-4 表のとおりである。

第 5.3.1-4 表 調査に用いた気候情報

予報種類	3 か月予報(発表予報) 3 か月予報ガイダンス 3 か月予報アンサンブル格子点値 2 週間気温予報ガイダンス
期間	3 か月予報(発表予報)：2018 年 4 月 25 日発表、5 月 25 日発表、6 月 25 日発表 3 か月予報ガイダンス：2018 年 4 月 25 日発表、5 月 25 日発表、6 月 25 日発表 3 か月予報アンサンブル格子点値：2018 年 6 月中旬発表 2 週間気温予報：2018 年 5 月 21 日初期値以降
地域	東京(関東甲信地方)

各種の気候情報は情報量が多くなればなるほど処理が難しくなるため、メリット、デメリットを踏まえ、活用データを検討する必要がある。予報資料活用上の注意点は付録 C 参照。

(4) 気象平年値データ

本調査で用いた気象平年値データの要素、期間及び地域は第 5.3.1-5 表のとおりである。平年値とは、現在の気候を表す値として定義されたもので、具体的には、1981～2010 年の 30 年間の平均値である。

第 5.3.1-5 表 調査に用いた気象平年値データ

要素	平均気温
期間	4 月 4 日～8 月 5 日
地域	東京(東京都)

5.3.2 調査方法

(1) 前処理

出荷数データ・在庫数データについては、気象以外の要因を除去するため、第 5.3.2-1 表の要領によって、前処理を行った。

第 5.3.2-1 表 出荷数データ・在庫数データの前処理内容とその根拠

前処理内容	根拠
複数の営業所で集計したデータに加工した上で分析	営業所の中には、出荷数がある程度長い期間 0 となるところがあるため、個々の営業所を用いた分析からは気象との関係を見だしにくい。
出荷数は週次の合計値とした上で分析	日次では出荷していない日が存在するため、月曜日から日曜日を区切りとした週内の合計とした。
在庫数は週内の最終在庫数とした上で分析	在庫数は日々変化しているため週次データとして見る場合 7 日間の平均値をとる方法もあるが、在庫数を見積もる際には、予想される翌 4 週間分の出荷数の合計値より推計するとの参画企業からのコメントがあったため、週の中での最終在庫数を当週の在庫数とした。

気象観測データは出荷数データ、在庫数データと整合を取るため、月曜日から日曜日を区切りとする週平均値データとした。気象平年データは同様に同じ期間での 7 日間平均値とした。気象予報データのうち、3 か月予報アンサンブル格子点値は、地上ではなく上空約 1,500m 付近の気温の予測値として発表されるため、地上付近の気温に換算する処理を行った(付録 C 参照)。

(2) 出荷数予測モデル構築、出荷数・在庫数シミュレーション

出荷数の増減と平均気温の関係を定量的に見積もるため、以下の手順で分析を行った。

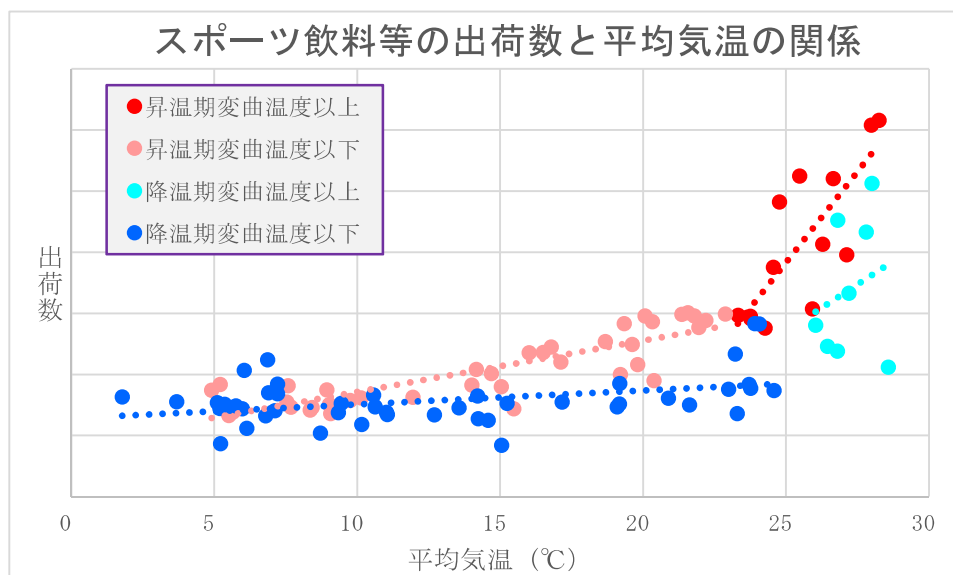
- ① 出荷数が大きく増加・減少する閾値となる平均気温を散布図により分析
- ② 出荷数と平均気温の関係を相関係数や回帰式によって定量的に分析
- ③ 2016 年 4～7 月及び 2017 年 4～7 月の出荷実績データをもとに出荷数予測モデルを構築
- ④ 第 5.3.1 章に示した利用データのうち、気象観測データ、気象予報データ、気象平年値データの各気温を出荷数予測モデルに代入し、出荷数及び在庫数のシミュレーションを行い検証

※なお、在庫数は、予想される翌 4 週間分の出荷数の合計値より推計

5.3.3 調査結果

(1) 出荷数データと気温との関係

予測気温を用いた出荷数予測モデルの構築可能性を検証するため、スポーツ飲料等の出荷数データと観測データの平均気温の関係を分析した。その結果を第 5.3.3-1 図に示す。ここで求めた線形回帰式(出荷数=気温×係数+定数)を出荷数予測モデルと定義した。



第 5.3.3-1 図 スポーツ飲料等の出荷数と平均気温の関係

縦軸は出荷数、横軸は平均気温(°C)。昇温期(2~7月)、降温期(8~1月)ともに、変曲温度の高温側(赤色・水色)、低温側(桃色・青色)でモデルを分けて構築している。

(2) 2018 年の予報内容の振り返り

参考として、2018 年 6~7 月にはどのような予報が発表されていたのか、活用した予報の種類別に示す(第 5.3.3-2 図参照)。

例えば、2018 年 4 月 25 日には、5、6、7 月の天候を対象とする 3 か月予報が発表され、6 月の気温は平年より低くなる確率 30%、平年並みとなる確率 30%、平年より高くなる確率 40%と予想されていた。まだ同時に発表されていた 3 か月予報ガイダンスでは 6 月の気温が平年差±0.0°Cとなると予想されていた。

第 5.3.2-2 表 2018 年 6~7 月を対象期間とした予報の履歴

予報内容の数字は、3 か月予報発表予報が平年より低くなる確率：平年並みの確率：平年より高くなる確率を示し、それ以外は、予想気温の平年値との差を示す。

予報種類	発表日	対象期間	予報内容	
			6 月	7 月
3 か月予報 発表予報	4 月 25 日	5、6、7 月	6 月	7 月
			30 : 30 : 40	20 : 30 : 50
	5 月 25 日	6、7、8 月	6 月	7 月
			30 : 30 : 40	20 : 30 : 50
3 か月予報 ガイダンス	4 月 25 日	5、6、7 月	6 月	7 月
			±0.0℃	+0.4℃
	5 月 25 日	6、7、8 月	6 月	7 月
			-0.2℃	+0.4℃
2 週間気温 予報	5 月 24 日	6 月 2 日~6 月 8 日	+0.2℃	
	5 月 31 日	6 月 9 日~6 月 15 日	+0.9℃	
	6 月 7 日	6 月 16 日~6 月 22 日	-0.2℃	
	6 月 14 日	6 月 23 日~6 月 29 日	+0.4℃	
	6 月 21 日	6 月 30 日~7 月 6 日	+1.4℃	
	6 月 28 日	7 月 7 日~7 月 13 日	+1.4℃	
	7 月 5 日	7 月 14 日~7 月 20 日	+1.0℃	
	7 月 12 日	7 月 21 日~7 月 27 日	+1.6℃	
	7 月 19 日	7 月 28 日~8 月 3 日	+1.3℃	

(3) 出荷数及び在庫数のシミュレーション

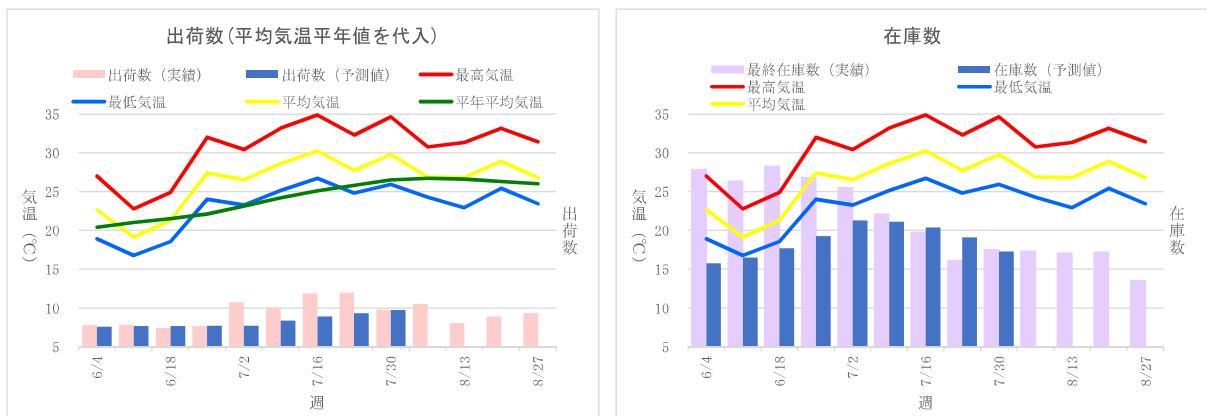
出荷数予測モデルに平年値気温データと 3 か月予報ガイダンスの気温を用いて出荷数及び在庫数のシミュレーション及び実績値との比較を行った。

グラフ中、気候データは緑色の折れ線で示している。また、比較のため、2018 年の実際の出荷数と在庫数の推移も示す。

① 平均気温の平年値によるシミュレーション

初めにその時期の標準的な気候を表す平年値の平均気温を用いてシミュレーションを行った(第 5.3.3-2 図)。

2018 年夏季は 6 月中旬頃を除いて、気温が平年を上回る状態が継続しており、出荷数の予測値及び必要となる在庫数の予測ともにほとんどの週で実績値を下回った。

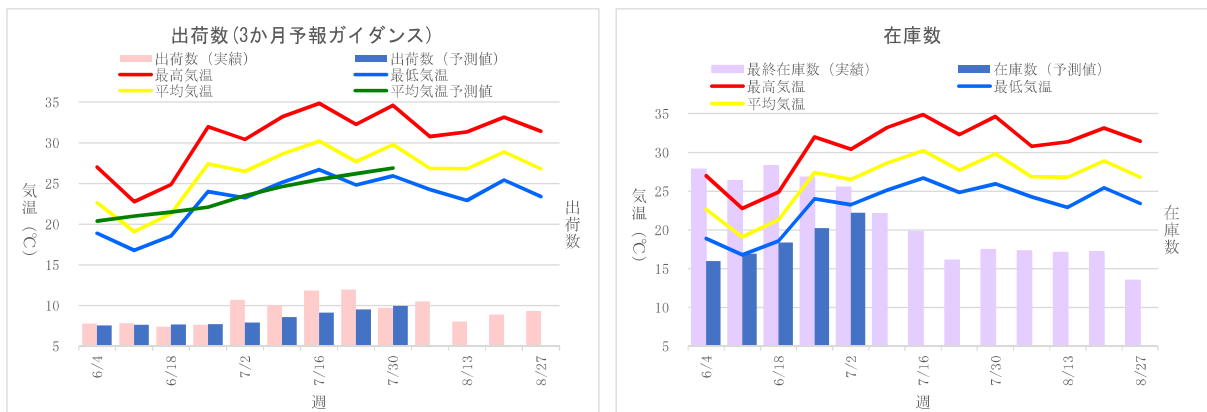


第 5.3.3-2 図 平年値に基づく出荷数予測値(左)と在庫数推計(右)

② 3 か月予報ガイダンスの予想気温に基づくシミュレーション

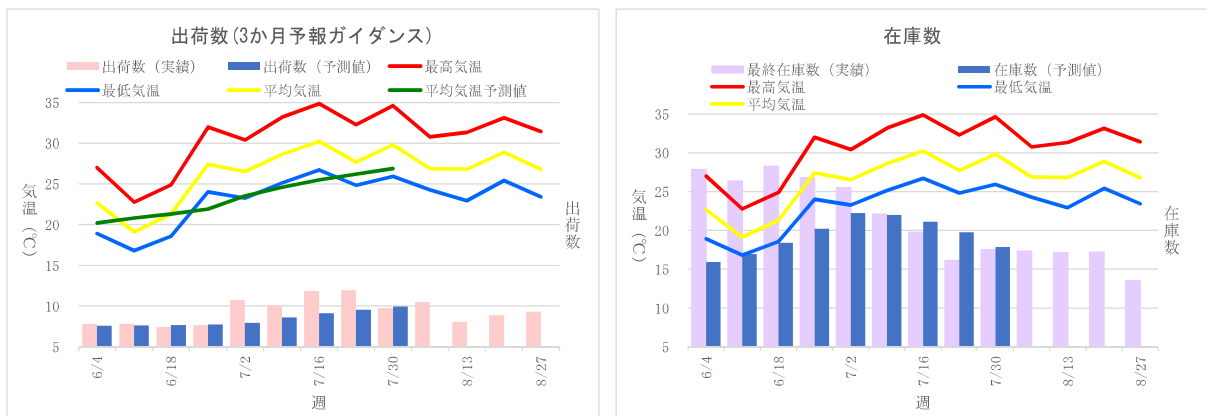
続いて、2018 年 6～7 月を予報の対象とする、2018 年 4 月 25 日発表の 3 か月予報ガイダンスと、2018 年 5 月 25 日発表の 3 か月予報ガイダンスを用いてシミュレーションを行った。

第 5.3.3-3 図は、2018 年 4 月 25 日発表の 3 か月予報ガイダンスの予想気温に基づく出荷数及び在庫数の予測推移である。6 月 25 日の週までは、出荷数の予測値と実績値がほぼ一致しているが、7 月 2 日の週以降は、予測値と実績値の差が大きい週が多い。



第 5.3.3-3 図 3 か月予報ガイダンスに基づく出荷数予測値(左)と在庫数推計(右)

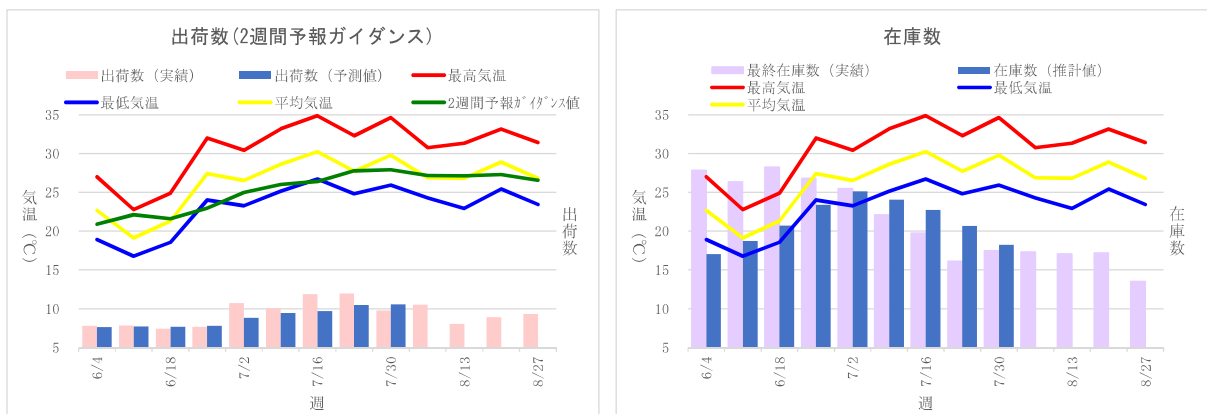
第 5.3.3-4 図は、2018 年 5 月 25 日発表の 3 か月予報ガイダンスの予想気温に基づく出荷数及び在庫数の予測推移である。実際には、4 月 25 日発表の 3 か月予報ガイダンスの 7 月の値と全く同じだったため、7 月に関しては、出荷数、在庫数の予測は同じになる。



第 5.3.3-4 図 3 か月予報ガイダンスに基づく出荷数予測値(左)と在庫数推計(右)

③ 2 週間気温予報ガイダンスに基づくシミュレーション

3 か月予報ガイダンスは広い領域を対象とした予報であるのに対し、2 週間気温予報ガイダンスでは地点に対しての予報となっており、より精度よく出荷数・在庫数予測ができると考えられる。2 週間気温予報ガイダンスが 2018 年 6 月を予報対象とする 2018 年 5 月 24 日以降の 2 週間気温予報ガイダンスの 2 週目に該当する 5 日間平均気温を 6~7 月にかけて 2 か月間つなぎ合わせたときの出荷数予測値及び在庫数推定を示した結果を第 5.3.3-5 図に示す。3 か月予報ガイダンスを用いる場合に比べればより実際の出荷数に近い結果となっているが、それでも 2018 年 7 月は出荷数実績値との予測値との乖離が大きい。

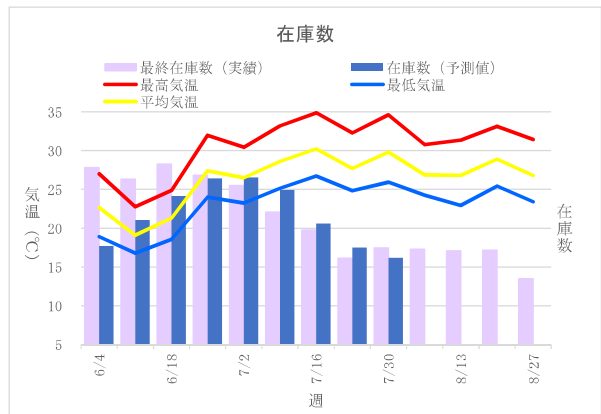
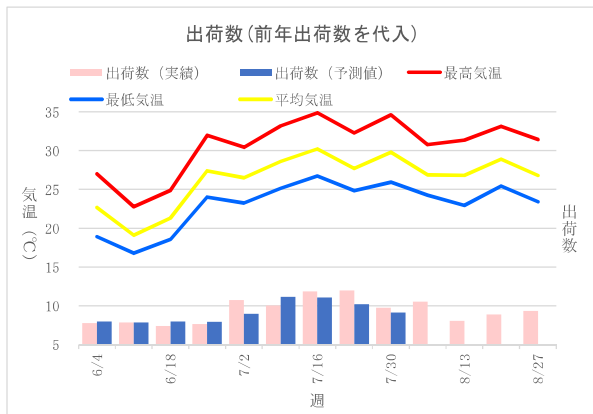


第 5.3.3-5 図 2 週間気温予報ガイダンスに基づき予測される出荷数(左)と在庫数推計(右)

④ 前年(2017 年)出荷数を想定したシミュレーション

参画企業へのヒアリングでは、前年の出荷数及び在庫数から当年の計画を立てるといった意見が多かったため、気象データを活用せず、前年同週の出荷数実績値をそのまま当てはめた場合の、2018 年の出荷数実績値との比較も行った(第 5.3.3-6 図)。

今回の例では、6 月~7 月に関して、前年 2017 年同様顕著な高温な時期が多かったため、出荷数も 2017 年と 2018 年は比較的近い値となっている。



第 5.3.3-6 図 前年(2017年)出荷数と2018年の出荷数予測値(左)と在庫数推計(右)

5.3.4 各シミュレーションのまとめ

出荷数予測モデルの変数に様々な指標を代入して出荷数を予測した結果を第 5.3.4-1 表にまとめる。ここでは、実際の 2018 年 6 月、7 月 1 か月間の出荷数実績値を 100%としたときの割合で示している(付録 D では、他に実施した結果も掲載)。

第 5.3.4-1 表 気候情報を活用した出荷数予測の効果検証表

出荷数予測に用いた代入した条件		6 月	7 月
2018 年の出荷数実績値		100%	100%
平均気温平年値を代入した場合		100.43%	68.05%
3 か月予報ガイダンスの平均気温を活用した場合	4 月 25 日発表	100.43%	72.10%
	5 月 25 日発表	99.80%	72.10%
2 週間気温予報ガイダンスの平均気温を活用した場合	5 月 24 日発表以降	101.45%	81.61%
気温データを使わず前年(2017 年)の出荷数を代入した場合		110.29%	86.98%

2018 年 6 月及び 7 月の東京の観測気温は、6 月中旬に気温が平年を下回る期間があった以外、気温が平年を上回る時期が多くあった。参画企業からのヒアリングによるとこの期間、常に生産工場では最大の生産能力での稼働を続け、それまでの最大出荷数だった 2010 年同時期の実績値を上回る出荷を行った。それでも在庫数は 7 月に入って減少し、計画を上回る需要があったことが分かる。最も在庫数水準が低かった 7 月下旬は、営業所から配送センターに対して出荷要請があってもそれに対応するだけの出荷ができないほど在庫が不足していたとのことである。気候情報を活用することで、その需要を事前に把握し、対応した出荷が可能であるかが、検証のポイントとなる。

第 5.3.4-1 表によると、4 月 25 日及び 5 月 25 日の 3 か月予報ガイダンス発表時点での出荷数予測値は、2018 年 6 月の出荷数実績値に対してほぼ 100%で、予測と実績がほぼ一致していた。

一方、4 月 25 日及び 5 月 25 日の 3 か月予報ガイダンス発表時点での 2018 年 7 月の出荷数予測値は、2018 年 7 月の出荷数実績値に対して 72.10%と過少の予測となった。これは、4 月 25 日及び 5 月 25 日発表の 3 か月予報ガイダンスの気温の予測値がそれぞれ平年差+0.4℃(第 5.3.3-2 図参照)だったのに対して実際の 7 月の気温は平年差+3.3℃高くなったことが原因と考えられる。

5.3.5 気候情報の活用について

このように、予報対象期間が先になればなるほど予報は難しくなるため、長期予報を決定論的な予報を前提としたシミュレーションへ適用する際には注意が必要となる。

2018年における気候情報の活用について考える。4月25日発表の3か月予報は、気温が平年より低い確率が20%、平年並みの確率が30%、平年より高い確率が50%であり、3か月前の時点で7月が高温となる可能性が高い傾向となることは予想ができていた。しかし、3か月予報からはどの程度の高温となるかは不明であり、3か月予報ガイダンスでも実況ほどの高温は予想されなかった。どの程度の高温となるかの把握には、予報やガイダンスの元となっている3か月予報アンサンブル格子点値を参照する必要がある。アンサンブル予報では、複数の初期状態のパターンを用意し数値計算を行っており、そのパターンの中の最大値を確認することでどの程度の高温になりうるかの参考にすることができる。

実際に、6月25日発表予報の元となる3か月予報アンサンブル格子点値の最大値としては、7月の顕著な高温を捉えており、それに基づき出荷数の予測を行うと実績の値を上回る結果であった。常に最大値、最小値に備えた対応を取るとは現実的ではないが、早い時期からリスクの範囲を認識できることは非常に重要である。

本調査では3か月予報ガイダンスが出荷数予測に有効だった事例と有効ではなかった事例と両方を認識することができた。それを踏まえてサプライチェーンの各業務において気候情報をより効果的に活用するにあたっては、例えば以下のような気候情報活用の手順をとることが考えられる。

- Step1 3か月予報の発表予報を参照し、平年より低い確率、平年並みの確率、平年より高い確率のそれぞれの数値をチェックする。
- Step2 Step1のそれぞれの確率を見たとき、平年より高い確率(あるいは低い確率)が、例えば40%以下だった場合は3か月予報ガイダンスの予測値を出荷数予測モデルに代入して出荷あるいはそれに合わせた生産・配送計画を立てる。
- Step3 Step1のそれぞれの確率を見たとき、平年より高い確率(あるいは低い確率)が例えば50%以上と予測された際は、3か月予報アンサンブル格子点値を用いて予測される気温の上限値・下限値を把握し、それらを出荷数予測モデルに代入して、想定出荷数の最大値及び最小値を把握してリスク対策に備える。

Step3の手順で予測された出荷数の振れ幅が非常に大きい場合、企業としてどのレベルまで対応できる体制を組むかは企業の判断となる。一方、出荷数の予測精度をさらに高めるためには、長期予報ガイダンスや3か月予報アンサンブル格子点値に関する詳しい知見のある気象予報士あるいは民間気象会社と連携することも有効な方法であると考えられる。