

資料1 「天候リスクマネジメントへのアンサンブル予報の活用委員会」委員一覧

五十音順・敬称略

委員長

刈屋 武昭 京都大学経済研究所教授 金融工学研究センター長

副委員長

木村 龍治 東京大学海洋研究所教授

委員

伊東 祐次 三井住友海上火災保険株式会社
ファイナンシャルソリューション部次長兼 ART グループ長

内野 和夫 株式会社ジーンズメイト取締役商品部部長

北澤 英理子 東京ガス株式会社総合企画部技術企画グループ課長

佐藤 勉 経済産業省経済産業政策局産業資金課課長補佐

佐藤 政行 株式会社セブン-イレブン・ジャパン
情報システム本部営業システム部総括マネージャー

寺内 克佳 株式会社伊藤園営業企画部営業企画課

仲田 洋治 株式会社CRCソリューションズ応用気象解析部長

中村 禎史 株式会社コスモ総合研究所経済調査部課長代理

花枝 英樹 一橋大学大学院商学研究科教授

横手 嘉二 気象庁総務部産業気象課課長補佐

事務局

みずほ第一フィナンシャルテクノロジー株式会社

財団法人日本気象協会

資料2 中長期予報を活用するにあたっての基礎事項

1. 予報の利用にあたっての基礎的事項

一口に気象予報といっても対象とする期間や予報の手法によって、特性の異なる予報が存在する。本来利用者は各種の予報の特性を理解した上で、目的に応じた利用方法を探る必要がある。

気象庁から提供される予報には、大きく分けて次のような種類がある(表 2-1)。

表 2-1：予報の種類と特徴

予報の種類	予測手法	対象期間	時間解像度	空間解像度	更新頻度	その他
短時間予報	数値予報	6 時間後	1 時間	~ 20km	1 時間	
短期間予報	数値予報	2 日後	6 時間	数 10km	6 ~ 12 時間	
週間予報	数値予報	7 日後	1 日	~ 100km	1 日	アンサンブル予報
1 か月予報	数値予報	34 日後	7 日程度	~ 300km	7 日	アンサンブル予報
3 か月予報	統計的手法、 数値予報 *1	3 か月	1 か月程度	~ 300km	1 か月	アンサンブル予報 *1
暖寒候期予報	統計的手法 数値予報 *2	6 か月	3 か月程度	~ 300km	6 か月 *3	アンサンブル予報 *2

*1 平成 15 年 3 月 ~、GPV 配信は 15 年度中に開始予定

*2 平成 15 年度中に導入予定

*3 暖候期予報は平成 16 年から 2 月、寒候期予報は 9 月に発表

それぞれの予報で対象期間や解像度が異なり、例えば 1 か月予報ではおおよそ関東甲信地方の 7 日間の平均的な状態がどのようになるか、という情報が得られる。言い換えると、1 か月予報では、ある都市の 15 日後の気温がどうなるか、といった詳しい情報を得るには精度が不足している、ということになる。

そのため予報を利用する際には、各予報の違いや予報間の関係を理解して利用することが重要である。

2. 長期予報 (1 か月予報、3 か月予報、暖・寒候期予報)

気象庁では平成 15 年 3 月から 3 か月予報について予測手法を変更し、これまでの統計的な手法に加えて、数値予報モデルを利用した力学的手法を導入することになった。これにより各地域について、気温、降水量の 3 か月平均及び 1 か月ごとの確率的な予報が提供される。また平成 15 年度中には数値予報計算結果のデータ(格子点データ、GPV=Grid Point Value)が提供される予定で、3 か月予報についても数値情報が得られ

ることになる。また力学的手法では複数の予報結果が得られるアンサンブル予報という手法を使っているため、予測の幅や時間変化の傾向なども表わすことができる。

これで週間予報、1か月予報に加えて、3か月予報にも力学的手法が用いられることになった。そこで長期予報を有効利用するという観点からは、今後の長期予報の中心的な技術となる数値予報について、その内容を理解した上で利用方法を考えることが必要になる。

力学的な手法では、あらかじめ大気の運動が従う物理法則を数式で表現した数値モデルをスーパーコンピュータに組み込み、これに世界中から送られてくる予測開始時点の気温、風などの気象要素の観測値を入力して、コンピュータによってその後の変化を順次計算していくことで、将来の大気の状態を予測する。こうした数値予報では、地球を水平/鉛直方向に細かく区切った格子毎に気温、風、湿度などの物理量の計算結果が出力される。

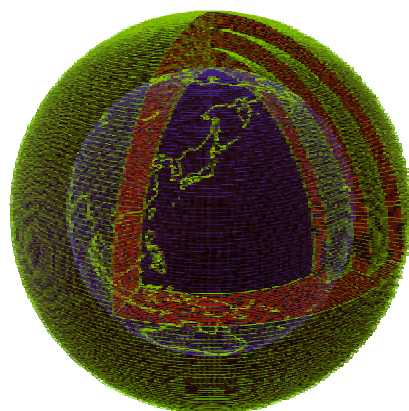


図 2-1：数値予報と格子点値(GPV=Grid Point Value)の概念図

数値予報では地球を細かく区切った格子での物理量が出力される。

大気の状態を予測するためには、初期の状態を正確に把握していることが重要だが、観測や解析の段階で発生する誤差は避けることができない。この段階で含まれるわずかな誤差が、予測計算において次第に大きくなり、ある時間が経過した段階で決定論的な予測が不可能あるいは意味を持たなくなる場合がある。

そこで誤差を考慮し、初期の状態にわずかなばらつきを与え、複数の数値予報を行う。このように計算した多数の数値予報結果を処理することによって、有効な情報を取り出そうというのがアンサンブル予報の考え方である。例えば、多数の数値予報の結果(それぞれをアンサンブルメンバーという)の平均をとれば、個々の数値予報結果の誤差が打ち消しあって、平均的な大気の状態の予報精度を上げることができる。また各アンサンブルメンバーのばらつき具合を調べることで、予報結果自体の信頼性を評価することができる。更に、各アンサンブルメンバーの予測を処理して確率的な予測情報を作成す

るといった使い方も可能になる(図 2-2)。

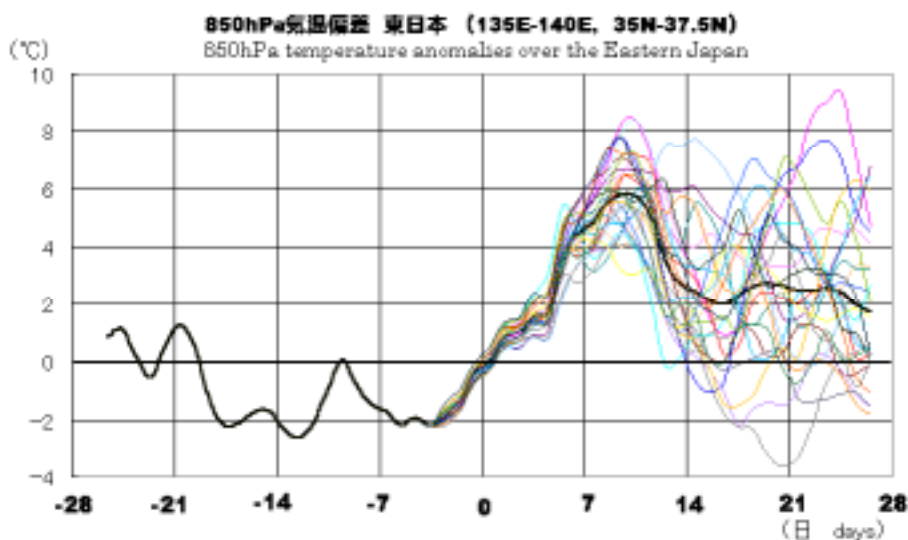


図 2-2 : 1 か月アンサンブル予報の例

東日本の上空約 1500m の気温年偏差の 7 日移動平均。
細線が各アンサンブルメンバー、黒太線がアンサンブル平均値

図 2-2 の例では、向こう 1 か月は前半は顕著な高温になり、後半もやや気温が下がるものの平年よりも高めに経過することが予想されている。また、後半は前半に比べて各アンサンブルメンバーのばらつきが大きく、決定論的な予測が困難であることがわかる。この図には、ただ平年並みか高い/低いといった情報だけでなく、時間変化や変動の大きさの程度、予報のばらつきの程度といった情報が含まれている。

すなわちアンサンブル予報の利点として、

- 数値計算により明確な数値情報が得られるため、予報を用いた分析などに利用しやすい
- アンサンブル平均をとることにより、平均的な大気の状態の予報精度をあげることができる
- 予報のばらつき具合や確率など多くの情報が得られる

等を挙げることができる。

一方、1 か月予報では、5 ~ 7 日間の平均的な状態を予測する精度しか持ちえていないため、日々の状態を予測することは難しい。例えば図 2-2 から 14 日後の気温は平年より 2 高い、と判断するのは適切でなく、10 ~ 15 日後の気温は平年よりも 2 ~ 4 ほど高めになる、と考えるほうが良い。このように予報データを利用する際には、予報の持つ精度や特徴などを理解して利用することが必要である。

なお、現在気象庁より配信されている 1 か月アンサンブル予報では、地球を $2.5^{\circ} \times$

2.5°ごとに区切ったGPVデータが提供されている。

表 2-2 : 1 か月アンサンブル予報 GPV の概要

<提供間隔>	週 1 回 (毎週金曜)
<提供内容>	格子点数値データ (GPV データ)
初期値	: 水曜 12UTC、木曜 12UTC
予報時間	: 34 日間 (1 日間隔)
格子間隔	: 緯度×経度 2.5° × 2.5°
領域	: 全球
気圧面物理量	
- 地上	: 海面更正気圧、積算降水量
- 850hPa (高度約 1500m)	: 高度、風、気温、相対湿度
- 500hPa (高度約 5000m)	: 高度、風、気温
- 200hPa (高度約 12000m)	: 高度、風、気温
100hPa (高度約 16000m)	: 高度
メンバー数	26 メンバー
	(水曜、木曜の初期値ごとに 13 メンバーずつ)

また気象庁からは GPV だけでなく、地域毎の気温平年差や降水量平年比を予測したガイダンスデータや確率予報、数値予報天気図類が提供される。

予報ガイダンスはアンサンブル予報 GPV から、地域毎の気温平年差や降水量平年比を予測したデータ(表 2-3、表 2-4)で、各地域の予報を発表する資料として利用しており、その内容は FAX や電文として一般にも提供されている。ガイダンスは、気温、降水量、日照時間、降雪量などの平年差または平年比を目的変数、数値予報モデルより得られた高度、温度、風、可降水量などの GPV 値や各種指数を説明変数として重回帰式を作成し、各アンサンブルメンバーについて計算が行われる。そして各メンバーについてのガイダンス値を元に気温平年差や降水量平年比などの出現確率などを算出し、予報資料として利用される。

なお、気象庁では、1971 年から 2000 年の 30 年間の平均を平年値としている。

	気温 (℃)	確率/出現率 (%)		
		低	並	高
北日本	-0.3 低	24	32	44
	-0.3 低	54	35	12
北日本日本海側	0	57	43	
	-0.3 並 +0.3 高	46	42	12
北日本太平洋側	-0.4 低	23	27	50
	-0.4 低	63	15	22
東日本	-0.9 低	50	42	8
	-0.9 低	50	31	19
東日本日本海側	-0.9 低	87	1	12
	-0.9 低	81	19	0
東日本太平洋側	-1.0 低	65	35	0
	-0.8 低	78	0	22
東日本太平洋側	-1.0 低	92	8	0
	-1.0 低	62	38	0
東日本太平洋側	-0.9 低	87	7	6
	-1.0 低	92	8	0
東日本太平洋側	-0.9 低	81	19	0
	-1.0 低	81	19	0

図 2-3 : 1 か月予報ガイダンスの例

北日本と東日本の 4 週平均気温平年差 / 階級の出現確率

表 2-3： 1 か月予報ガイダンスの内容

ガイダンスの内容	
1.	基本 4 要素 (気温、降水量、日照時間、降雪量) の平年差または平年比
2.	天気日数 (晴れ日数、降水日数、雨日数)
3.	基本 4 要素の各階級(低い<少ない>/平年並/高い<多い>)の生起確率

表 2-4： 1 か月予報ガイダンス作成領域

広域区分	北日本日本海側	地方予報区	北海道
	北日本太平洋側		東北
	東日本日本海側		関東甲信
	東日本太平洋側		北陸
	西日本日本海側		東海
	西日本太平洋側		近畿
	南西諸島		中国
			四国
	九州北部		
	九州南部		
	南西諸島		

確率予報では月別や週別に確率を用いた表現で発表される。図 2-4 は 1 か月予報の確率のイメージで、気温、降水量、日照時間、(地域により降雪量が含まれる)が、平年より低い(少ない)/平年並/平年より高い(多い)、になる確率で表現される。

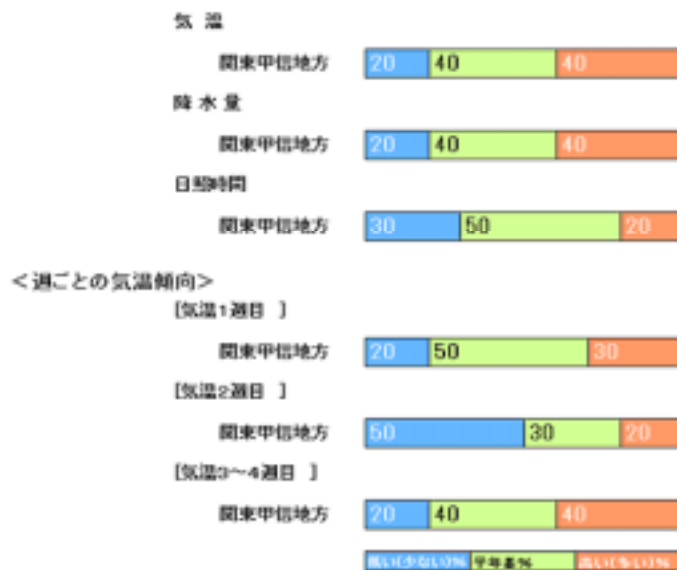


図 2-4： 1 か月予報の例

3か月予報についても、力学的手法を導入する平成15年3月からは確率表現による予報の対象が広がり、これまで3か月平均気温の予報のみを確率で表現していたが、新たに月平均気温や3か月降水量、月降水量、3か月降雪量についても確率による表現となる。また予報資料としてガイダンスデータなどが提供される。更に平成15年度中には、3か月アンサンブル予報のGPVデータが順次提供される予定となっている。

また平成15年度中には、暖寒候期予報の作成にも力学的手法を導入し、予報の改善が図られる予定である。

参考に3か月予報に利用される季節予報モデルと1か月予報モデルの比較を表2-5にあげる。

表 2-5：季節予報モデルと1か月予報モデル

		季節予報モデル (3か月予報)	1か月予報モデル
予報時間		120日	34日
分解能	水平	1.875°(約180km)	1.125°(約110km)
	鉛直	0.4hPaまで40層	0.4hPaまで40層
更新頻度		約1か月	7日
メンバー数		31メンバー	26メンバー
計算方法		31メンバー同時に計算 計算に3日かかる	水曜、木曜に 13メンバーずつ計算

資料3 天候リスク分析への格子点値（G P V）の活用方法

企業の天候リスク評価のためには、天候の変動に起因する売上や収益の変動に関する将来予測が必要になる。

気象がそれぞれの企業に与える影響は、事業内容や地理的な条件などによって多様なものとなるので、中長期予報を企業の天候リスク管理に利用するため、まず個々の企業において事業に影響を与える気象要素を抽出し、事業活動と気象の関連を定量的に分析することが必要である。

また多くの場合においては、売上や損失に関連する気象は極めて局地的、個別的な要素となることが予想される。しかし現在のアンサンブル予報は、格子点の予測データという限定された情報であるため、G P Vデータを個別の気象要素に変換する必要がある。

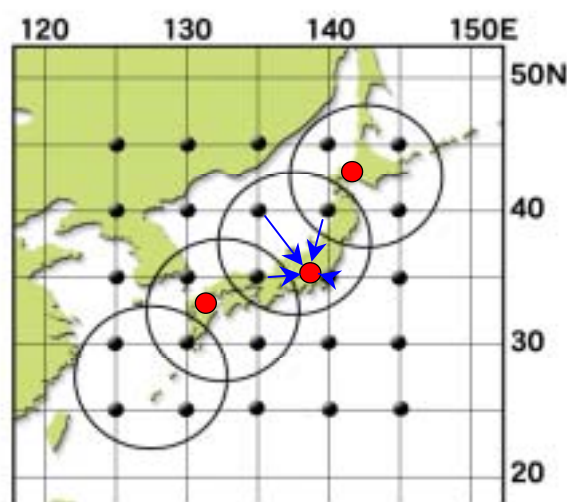


図 3-1：格子点値(G P V)と地点/地域値の関係概念図

黒点がアンサンブル格子点値、赤丸が地点/地域値。

すなわち、あるユーザについて、売上/損失等の指数を Y 、 Y の変動に影響する気象要素を X 、アンサンブル予報データを F とすると、過去データなどを利用して、

1. Y と X の関連を分析して、 $Y = Y(X)$ を確定する (もちろん X は複数の場合もある)
2. X と F の関係を分析して、 $X = X(F)$ を確定する

という2つの作業を行う(図 3-2)。これにより Y 、 X 、 F の関係は $Y = Y(X(F))$ となり、オペレーション時に、アンサンブル予報値 F からユーザ指数 Y を求めることができる。また、分析の際には、できるだけ長期間のデータで分析すること、企業活動の時間空間的な広がりや気象データの時間空間の広がりが、一致していること、運用の際に分析に利用した気象要素が利用できること、などに注意しなくてはならない。

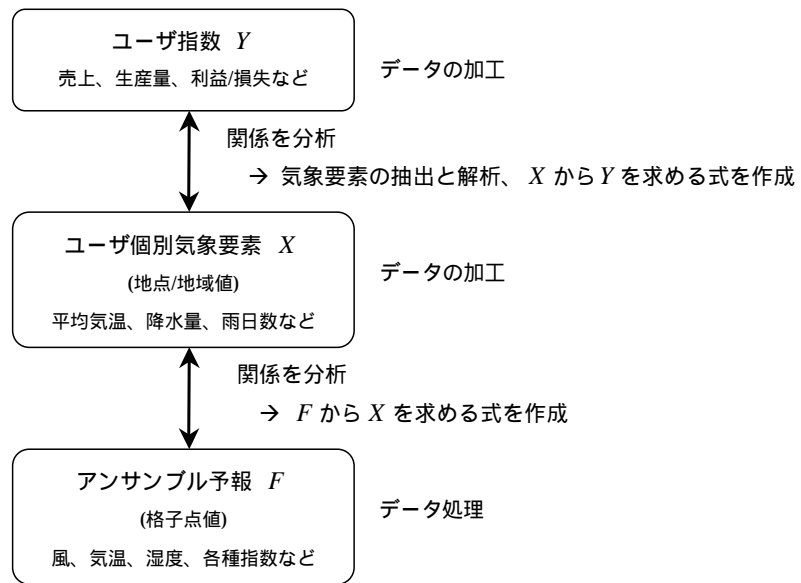


図 3-2：天候リスク評価 分析イメージ

なお、気象庁ではアンサンブル予報の格子点値を用いて、地域毎の気温平年差や降水量平年比を予測したガイダンスデータを作成し、各地域毎の予報を発表する資料として利用しており、その内容は FAX や電文として一般にも提供されている。この予報ガイダンスを、ユーザ個別気象要素 X として利用することも可能である。

また、GPVデータの扱いに慣れた利用者ならば、アンサンブル予報GPVデータ F を利用して、この F とユーザ指数 Y の関係を直接分析することも可能である。すなわち $Y = Y(F)$ となる関係式を導くのである(図 3-3)。このようにすれば、事前の解析の手順を一つ減らせ、またユーザ個別気象要素 X を求める際の誤差を無くすることができるため、ユーザ指数 Y の予測精度が向上する可能性がある。

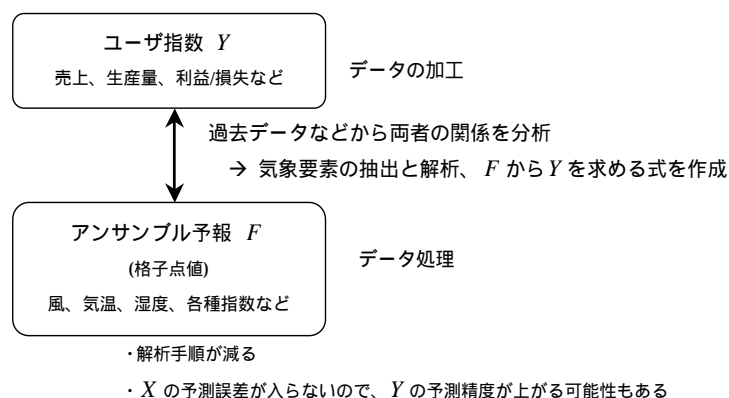


図 3-3：天候リスク評価 分析イメージ (その 2)

ユーザ個別気象要素の解析を省き、直接アンサンブル予報 GPV とユーザ指数の関係を分析する場合

次に、分析結果を元にオペレーションをするイメージを表したのが、図 3-4 である。オペレーション時には、アンサンブル予報値 F から必要な地点/地域の気象要素の予測値 X を算出し、予測値 X から必要なユーザ予測要素 Y を求める。そして得られた Y を利用して、意思決定や対策を行うこととなる。

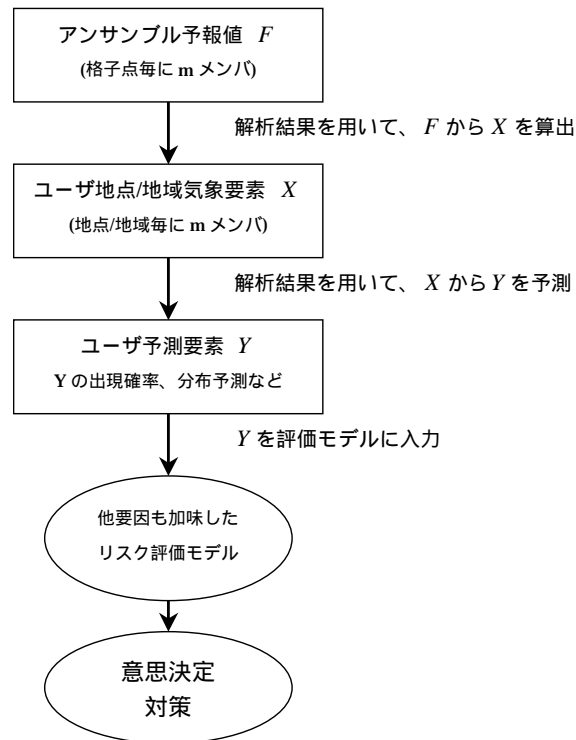


図 3-4：天候リスク評価 オペレーションイメージ

1 か月予報には 26 メンバー、3 か月予報には 31 メンバーの予報があるため、気象要素も 26 または 31 通りの予測値が得られる。これを用いてユーザー予測要素を求める。

なお図 3-3 のように、アンサンブル予報値 F とユーザ指数 Y の関係を直接分析した結果がある場合には、地点/地域気象要素 X を求める手順を省くことができる。

資料4 アンサンブル予報による気温予測等の確率分布の算出方法

アンサンブル予報ではG P Vやガイダンスなどから、格子点値、時間による変化傾向、予報のばらつきの程度や信頼性、事象の出現確率など様々な情報が得られる。その中で、天候リスク評価に特に有用と考えられるのが、確率分布である。図4-1はアンサンブル予報から得られた、ある地域の4週平均気温平年差予測値の確率分布である。

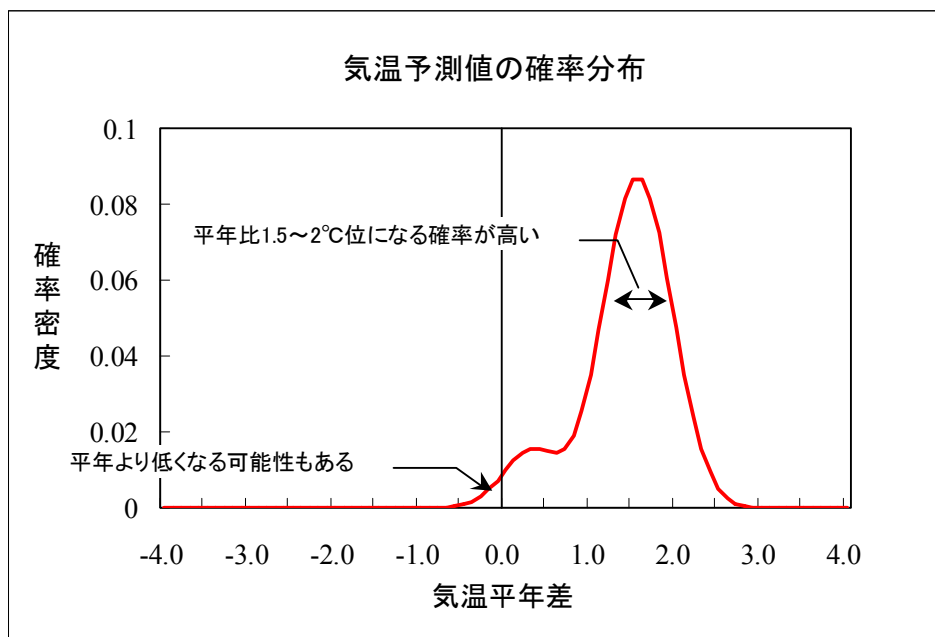


図4-1：気温平年差予測値の確率分布の例

この図からは、

- ・向こう4週間の気温は平年より高く経過する可能性が大きい
- ・平年よりも1.5～2位高くなる可能性が最も大きい
- ・わずかながら平年よりも低くなる可能性もある

などが読み取れる。このデータは具体的な数字を持った定量的なデータであるので、この情報を仕入れ量や売上、収益の予測などに用いたり、天候変化のリスクをヘッジするための基礎データとして利用したりすることができる。

そこで、ここでは利用者自身がアンサンブル予報を用いて予測値の確率分布を算出する手順を述べる。この手順は、気象庁が3か月予報の確率ガイダンスを作成する際の手順と同様である。

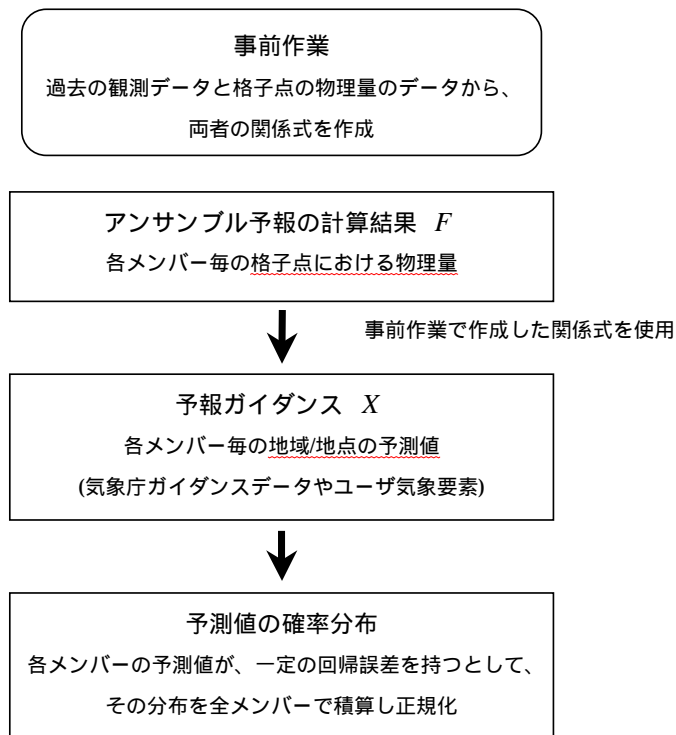


図 4-2：アンサンブル予報から予測値の確率分布を求めるフロー

1. 観測データと予報モデルの格子点における物理量(GPV)の関係を解析 (事前作業)

あらかじめ、リスク評価に必要な地域/地点の過去の気象観測データ(X 、気温や降水量など)と、数値予報モデルの格子点における各種の物理量(F 、上空 1500m の気温、風向風速など)との統計的な関係を調べ、線形重回帰式

$$X = {}_1F_1 + {}_2F_2 + \Lambda + {}_nF_n +$$

を作成する。このとき F は必ずしも一つである必要はない。

2. アンサンブル予報の計算結果から、地域/地点の予報値を計算

1. で求めた式を用いて、アンサンブル予報の各メンバーの物理量 F_i (格子点値) から、地域/地点の予報値 X_i (ガイダンス値) を計算する

3. ガイダンス値から確率分布を算出する

ふつう 1. で求めた式は必ずしも F と X の関係を 100% 説明できるものではないため、2. で求めた各メンバーのガイダンス値については回帰式に起因する誤差が含まれる。そこで 1. で求めた式で説明できない誤差の大きさは、ガイダンス作成式の回帰誤差を標準偏差 とするガウス分布

$$\frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} e^{-\frac{(\bar{X}_i - X'_i)^2}{2\sigma^2}}$$

(\bar{X}_i はアンサンプルメンバー i の予測値、 X'_i は予測値からのずれ)

になると仮定し、各メンバーの予測確率分布を求める(図 4-3、図 4-4)。なお、ここでは、予測値を「気温平年差」としている。

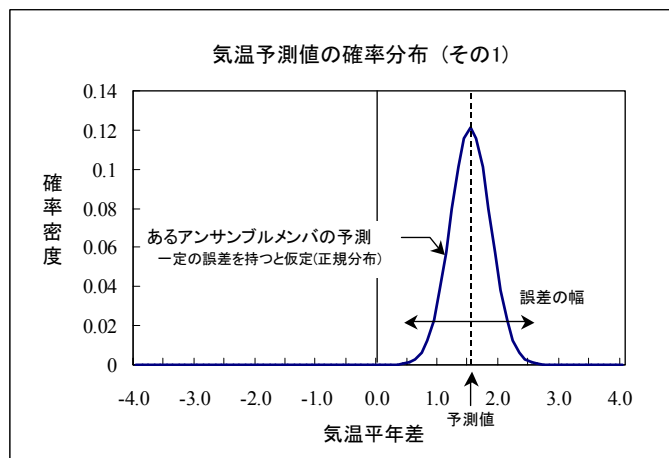


図 4-3：アンサンプルメンバー i の気温ガイダンス確率分布

誤差の幅は作成された関係式によって異なる。式の精度が良ければ幅は狭く、悪ければ幅は広くなる

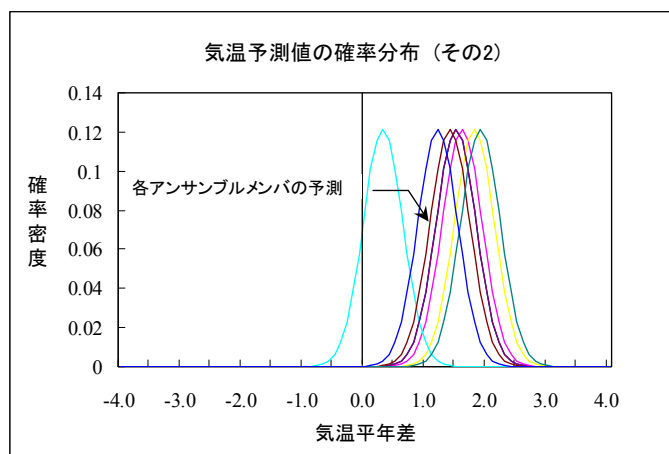


図 4-4：各アンサンプルメンバーの気温ガイダンス確率分布

アンサンプルメンバー数は、便宜的に 8 にしてある。

更に算出された各メンバーの予測確率分布を平均する(図 4-5)。こうして求められた確率分布には、アンサンブル予報自体のばらつきと、ガイダンス作成式の誤差が含まれる。

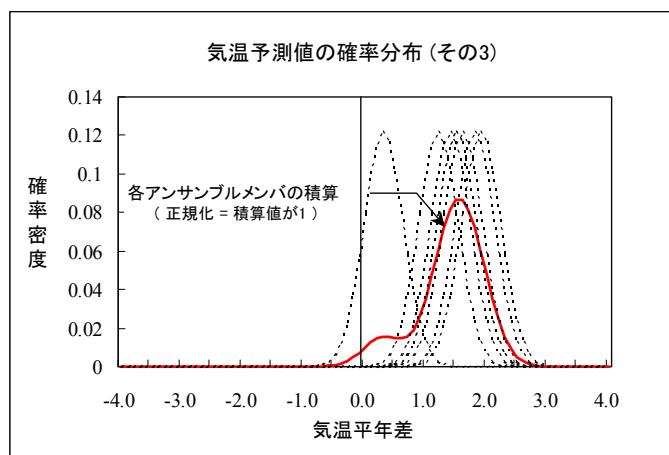
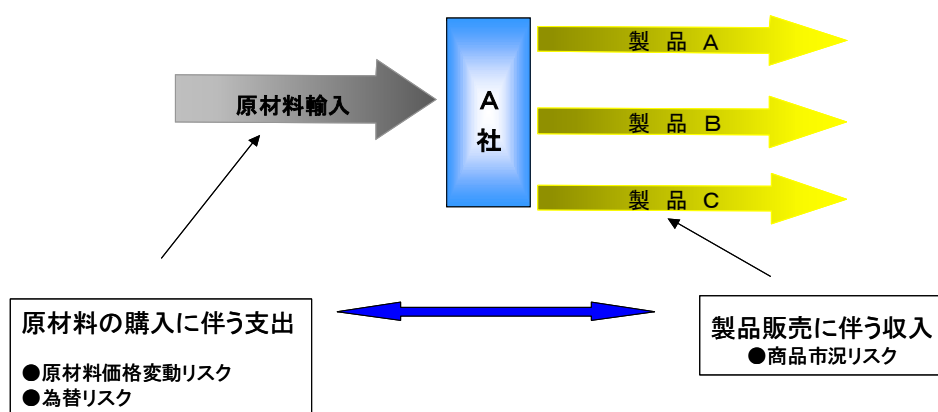


図 4-5 : 気温ガイダンスの確率分布

資料5 E a R (Earnings at Risk)

E a R (Earnings at Risk) とは、将来にわたる一定期間の損益が最大でいくら毀損するかといった金額を確率的に求めたものである。同様な概念である、V a R (Value at Risk) が保有する資産や契約の現在価値ベースの損益が毀損する金額を確率的に求めたものであるのに対して、一定期間の損益フローに焦点を当てたりリスク分析手法である点に特徴がある。以下、利用方法を説明する。

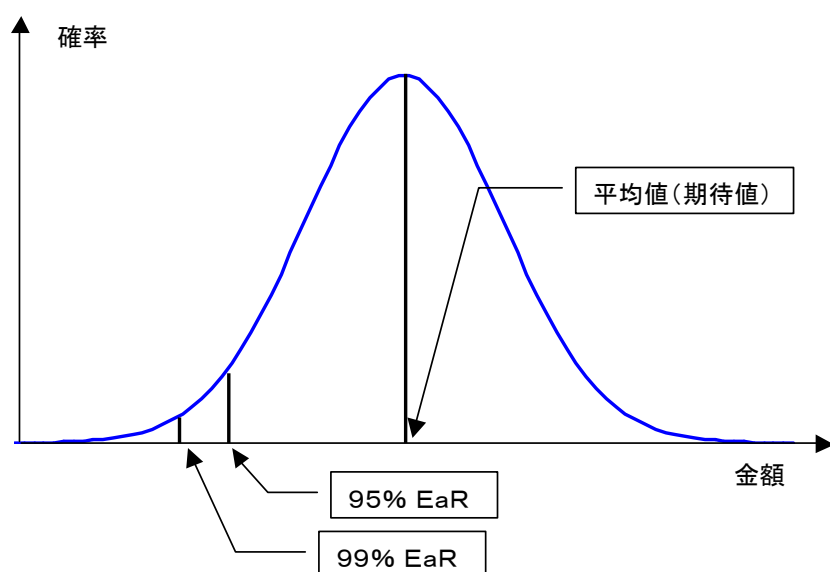
まず、A社という製造業（例えば、石油精製会社、下図参照）を考えてみよう。同社は原材料を購入し資金の支払いを行う（支出サイド）と同時に、製品A、B、及びC（例えば、ガソリン、灯油、ジェット燃料等）といった製品を販売し代金の受取り（収入サイド）が発生している。この場合、購入と販売の両サイドにキャッシュフローが発生することになり、この差額が期間損益として手元に残ることになる。そこで、両サイドのキャッシュフローの金額を左右する要因（リスク要因）を考えてみたい。原材料をドル建てで購入している場合には、原材料価格そのものや為替により支出が変動するリスクにさらされる。また、製品販売を行う際にも、商品市況により収入が変動するリスクや消費者の需要動向で販売量が変動するリスクが存在する。これらの結果として、A社の損益はどの程度期待され（リターン）、どの程度まで減少する可能性があるか（リスク）といった情報を把握・分析する手法がE a R (Earnings at Risk) となる。この手法を採用すると、例えば企業の営業計画策定時において、『あるシナリオにおける翌年度営業利益は×××億円と予想されるが、“最悪”（例えば、5%の確率）で 億円まで



落ち込む可能性がある』といった議論が可能になる。このときに、95%のE a Rは 億円であると表現する。

E a Rの水準を示す際には、95%や99%といった水準（信頼区間）を用いることが多い。95%のE a Rは、20回に一回発生するような確率をあらわしていることから、12か月のうち0.6か月、52週のうち2.6週の割合で生じる可能性がある現象を表して

いる。したがって、通常のオペレーション運営において、ある程度発生することを想定すべき損失金額といえる。一方で、99%のE a Rは、100回に一回発生するような確率をあらわしている。12か月のうち0.1か月、52週のうち0.5週（365日のうち3日）程度の割合になることから、発生頻度は少ないものの状況によっては想定しておかねばならない損失金額といえる。95%のE a Rが実際のオペレーション運営で意識される損失金額であるのに対し、99%のE a Rはリスク管理のモニタリングでよく利用される水準である。



E a Rの計算ステップの概略を示すと以下の通りになる。

収益源（製品売上等）やコスト源（原材料等）をリストアップし、その変動性をもたらす要因を特定する

各要因の変動をモデル化し、数式により関係を定義する

要因間の連動性を考慮しながら、収益源やコスト源の将来シナリオを複数作成(モンテカルロシミュレーション^注)する

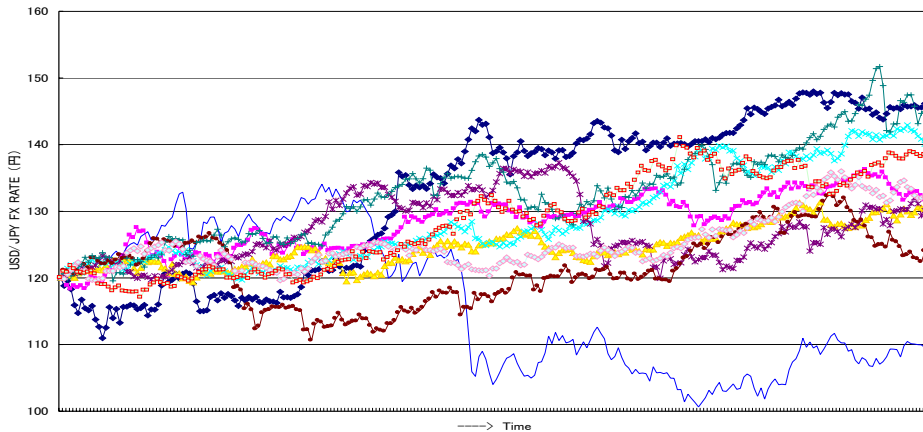
実行予定取引や新規取引、予定残高推移等を計画・策定し、将来シナリオへ反映させる

各シナリオ毎に期間損益が計算されることとなり、重ねて多数のシナリオを実行することから期間損益の分布を作成する

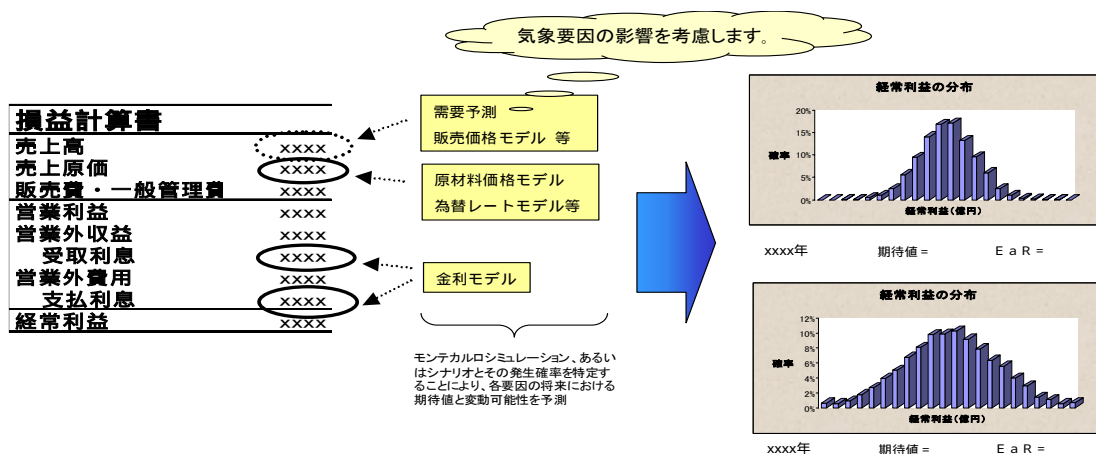
当該分布の期待値が期待損益に、また、期待損益と分布の95%点にあたるE a Rとの差が5%の確率で生じる最大損失額（あるいは、99%点にあたるE a Rとの差が1%の確率で生じる最大損失額）として求められる

注) 『モンテカルロシミュレーション』のイメージ

例えば、ドル・円為替レートが損益変動要因であった場合、ドル・円為替レートの過去データから将来の変動を予想するモデルを作成する。同モデルに従って乱数を発生させ、将来シナリオを複数（例えば、10,000個）作成する。（次図参照。ただし、図中の折れ線は、複数作成したシナリオのうち数例のみ記載。）



E a Rにおける期間損益の分布を作る際には、企業活動の中にリスク要因がどこにあるかを考える必要がある。以下の図は、損益計算書から損益を変動させるリスク要因を抽出し、E a Rの分布を作成するイメージを示したものである。この図にある通り、売上高が気象によって左右されると認識することから、E a R分析を展開することが可能



になる。

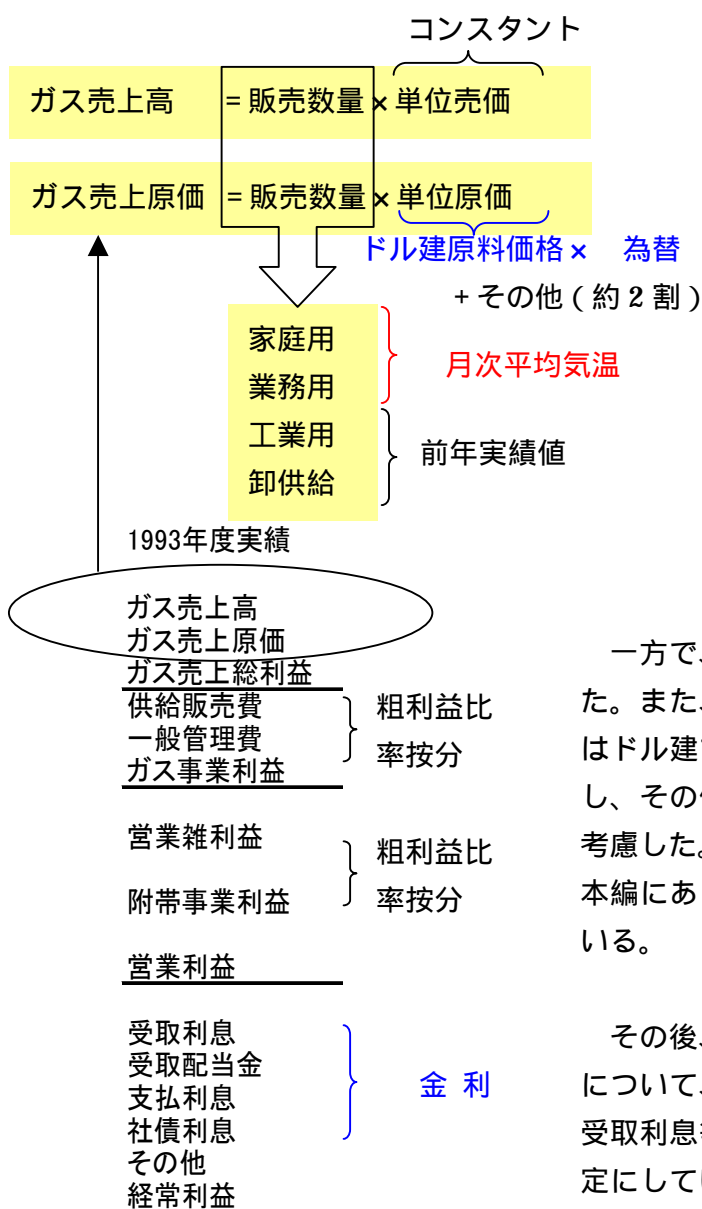
E a R手法を使ってリスク管理に応用する可能性については、企業の全社的な分析に始まり、事業ごとの分析や事業ポートフォリオと最適投資配分の分析、事業投資の評価分析、リスクヘッジ戦略の分析等に至るまでの一連の可能性について本文の中で示した。これ以外に、製品の販売価格を設定する際の事前分析やコストカットに関する事前分析、更にはヘッジ実行額やヘッジ実行タイミングについてのシミュレーションといったテーマについてもE a Rの活用が期待される。

【解説】 本編で採用したE a R計算の手順について

本編で採用したエネルギー会社の事例を参考に、E a Rを計算する際の手順を示す。

分析対象	エネルギー会社を事例とした3か月損益計算書（経常利益）
対象期間	1993年6月～8月
リスクファクター	<ul style="list-style-type: none"> ・月次平均気温 ・ドル建原料価格 ・ドル円為替レート ・金利

1) 損益計算書のモデル化



協力会社の場合リスクファクターを4つ選定してモデルを作成したが、主要な要因が気温であったことから、月次平均気温とガスの売上高及び売上原価との関係式を求めることにした。損益計算書に基づき、まずガス売上高と売上原価のモデル化を左記のように行った。その際に、販売数量は、本編にあるように家庭用、業務用、工業用、卸供給用といった分類に沿って適用することにし、家庭用と業務用が月次気温に感応すると想定する（本解説の参照）。

一方で、工業用と卸供給用は前年実績値を適用した。また、単位売価は変化しないものの、単位原価はドル建て原料価格の変動と為替の変動により変化し、その他両要因で説明できない要素による変動も考慮した。このように、企業モデルを設計した上で、本編にあるような販売量と気温の関係式を適用している。

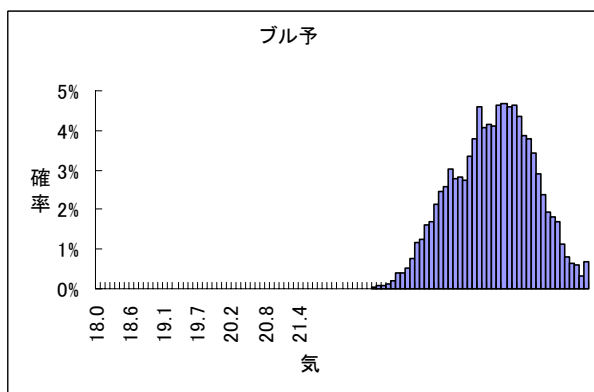
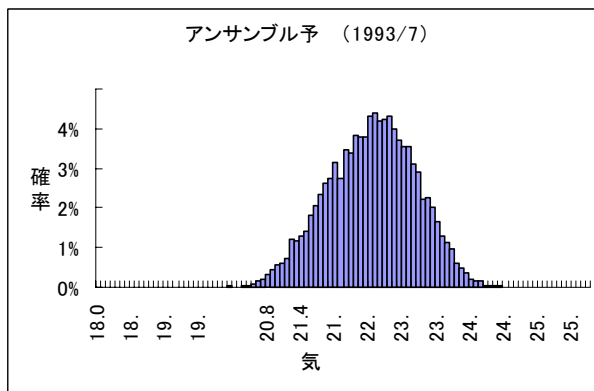
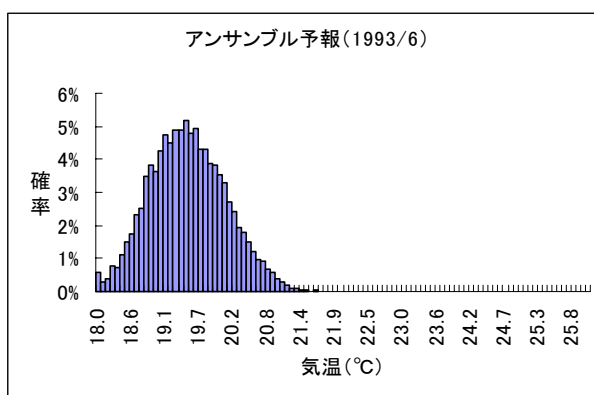
その後、供給販売費や一般管理費、営業雑利益等について、前年の粗利益比率に応じた按分を行い、受取利息等について金利要因で変動するといった設定にしている。これらを損益計算書に沿って計算することにより、経常利益を算出している。

2) アンサンブル予報のグラフ化

対象期間の各月 t 毎に混合正規分布を作成する。

具体的には、3か月アンサンブル予報の1か月ごとの予測値について、各メンバー i 毎に、パラメータの異なる正規分布 $N(\mu_i^{(t)}, \sigma_i^{(t)2})$ を作成し、これを、4) E a R 計算の手順に示す 、 、 に準じてモンテカルロシミュレーションする。その結果、以下のようなグラフが各月ごとに作成される。

なお、今回の調査では、各メンバーの平均 (μ) と分散 (σ^2) は、気象庁が算出したものを使用した。



3) 販売量予測への変換

次に、家庭用販売数量と業務用販売数量に対する前月・当月の平均気温の関係について回帰式を求める。回帰式は、以下のような一次回帰を採用した。

家庭用

t月家庭用使用量 [千 m³] = + × t月地域月平均気温 [] + 誤差項

	α	β	σ
夏(6～8月)	0.0538	- 0.00150	0.000819
冬(12～2月)	0.0602	- 0.00339	0.001321

注) は誤差項の標準偏差

t月家庭用販売数量 [千 m³] = (0.5 × 「 (t - 1) 月家庭用使用量 」
+ 0.5 × 「 t月家庭用使用量 」) × t月メータ数

業務用

t月業務用使用量 [千 m³]
= + × t月地域月平均気温 [] + トレンド項 + 誤差項

	α	β	σ
夏(6～8月)	- 1320	344	270
冬(12～2月)	9060	- 537	201

トレンド項：1993年2月以降 33.40 [千 m³] / 月

t月業務用販売数量 [千 m³] = 0.75 × 「 (t - 1) 月業務用使用量 」
+ 0.25 × 「 t月業務用使用量 」

4) E a R 計算の手順

次に、下記手順にて E a R を計算する。

アンサンブルメンバーの選択 (31 分の 1) メンバー i の選択

6月の月次平均気温を平均 $\mu_i^{(6)}$ 、標準偏差 $\sigma_i^{(6)}$ の正規乱数により作成

7月の月次平均気温を平均 $\mu_i^{(7)}$ 、標準偏差 $\sigma_i^{(7)}$ の正規乱数により作成

8月の月次平均気温を平均 $\mu_i^{(8)}$ 、標準偏差 $\sigma_i^{(8)}$ の正規乱数により作成

各月の正規乱数は独立 (メンバー選択が共通であることによる関連性のみ)

6月の家庭用販売数量、業務用販売数量を 3) の式に基づいて作成

7月の家庭用販売数量、業務用販売数量を 3) の式に基づいて作成

8月の家庭用販売数量、業務用販売数量を 3) の式に基づいて作成

モデル式の誤差項は互いに、および、アンサンブル予報とは独立

各販売数量より売上総利益を計算 (「 損益計算書のモデル化 」 参照)

売上総利益より経常利益を計算 (「 損益計算書のモデル化 」 参照)

～ を k 回 (本事例では 10,000 回) 繰り返し (モンテカルロシミュレーション)、経常利益等の分布を作成

経常利益の分布より 1 % 点、5 % 点を求め、E a R (推定値) を計算

資料6 気象庁の季節予報の精度評価

気象庁では、アンサンブル予報に基づいて作成・発表した1か月予報について、確率予報の評価を基本とした精度評価を行い、その一部を気象庁ホームページにて公開している。

確率的な予測情報の精度評価には、ブライアスコア²²など様々な指標が用いられる。ここでは、そのうちのひとつで視覚的に理解しやすい確率値別出現率を用いて、1か月予報の精度を示す。確率値別出現率は、予測した確率値ごとに、その確率が実際に出現した比率を図で示すものであり、確率の信頼度図（Reliability Diagram）とも呼ばれている。

次頁にある図6-1は、最近2年間(2001年3月から2003年2月)に発表した1か月平均気温の確率値別出現率である。予報した確率が適切であれば、出現率は確率値と同じ、すなわち図中に示した傾き45度の線に近づく。最近2年間に発表された1か月予報では、概ね適切な確率がつけられているといえるが、予報発表回数の少ない60%以上の確率では発表確率よりも実現確率の方が大きくなっている。

確率予報の精度評価には、多くの予報例が必要である。さらに、気候は数か月、数年といった自然変動をしているため、その時々々の気候の状態に季節予報の成績が左右される可能性があり、安定した十分な評価期間がなかなか得られないのが実情である。気象庁では、この先、数値予報モデルの改良、アンサンブル手法の改良により、より適切な確率情報の提供に努めることとしている。同時に、改良された数値予報モデルを用いた、可能な限り多くの予報実験を行うことで、アンサンブル予報の安定した精度評価を行い、その結果を公表することにより、適切な予報の利用を促進していく予定である。

²² ブライアスコア(Brier Score) = $(F_i - A_i)^2 / N$ (F_i : 予想した確率、 A_i : 予想した現象が起きれば1、起こらなければ0、 N : 予想回数。ブライアスコアが0に近いほど予報の精度がよい。)

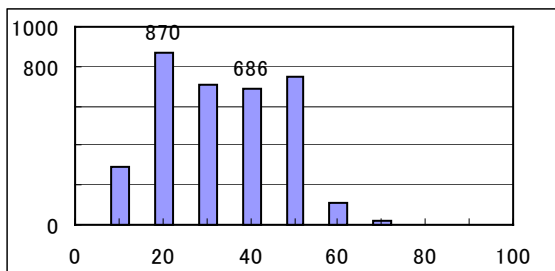
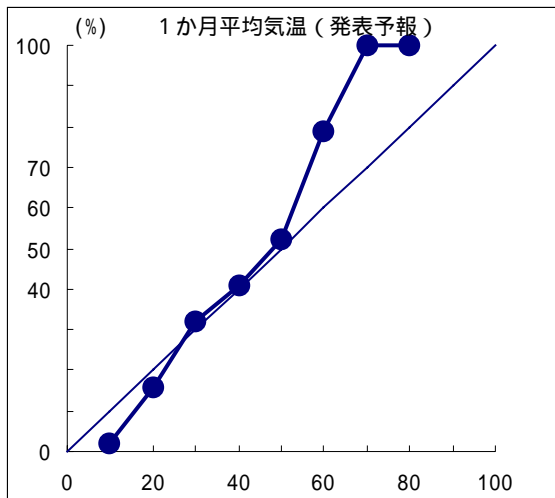


図 6-1 確率値別出現率（上）と予報発表回数(下)

上の図の横軸は発表確率、縦軸はその確率を出したカテゴリーの出現率。下の図は横軸が発表確率、縦軸が発表回数である。全国 11 予報区の発表予報について「平年より低い・平年並・平年より高い」の三つのカテゴリーを全てまとめて評価した。すなわち、11 予報区 × 3 カテゴリー × 104 週 = 3432 個の確率に対して図を作成している。ただし、地域細分して予報を行っている場合は 0.5 回あるいは 0.3 回の予報と数えており、その四捨五入の関係で図中の発表回数の合計は 3432 個ではない。