

LSTMを用いた金利リスク管理

研究背景と概要：

現在、国際的な保険会社の経済価値ベースの資本規制の検討が進んでおり、生命保険特有の長期の金利リスク管理の重要性が高まっている。特に超長期の保険負債の経済価値評価のためのイールドカーブの外挿は重要な論点であり、これまでフォワード一定法やUFRを用いるスミス・ウィルソン法などが提案されているが自然なイールドカーブ形状を与えるものとはなっていない。本研究では、高い非線形性の表現能力を持つニューラルネットワークの一種で長期の時系列データの学習に適したLSTM(Long Short Term Memory)を用いて、より自然な形状を与えるイールドカーブの外挿手法を提案し、金利リスク管理への活用を目指す。

明治大学大学院 先端数理科学研究科

現象数理学専攻 松山研究室

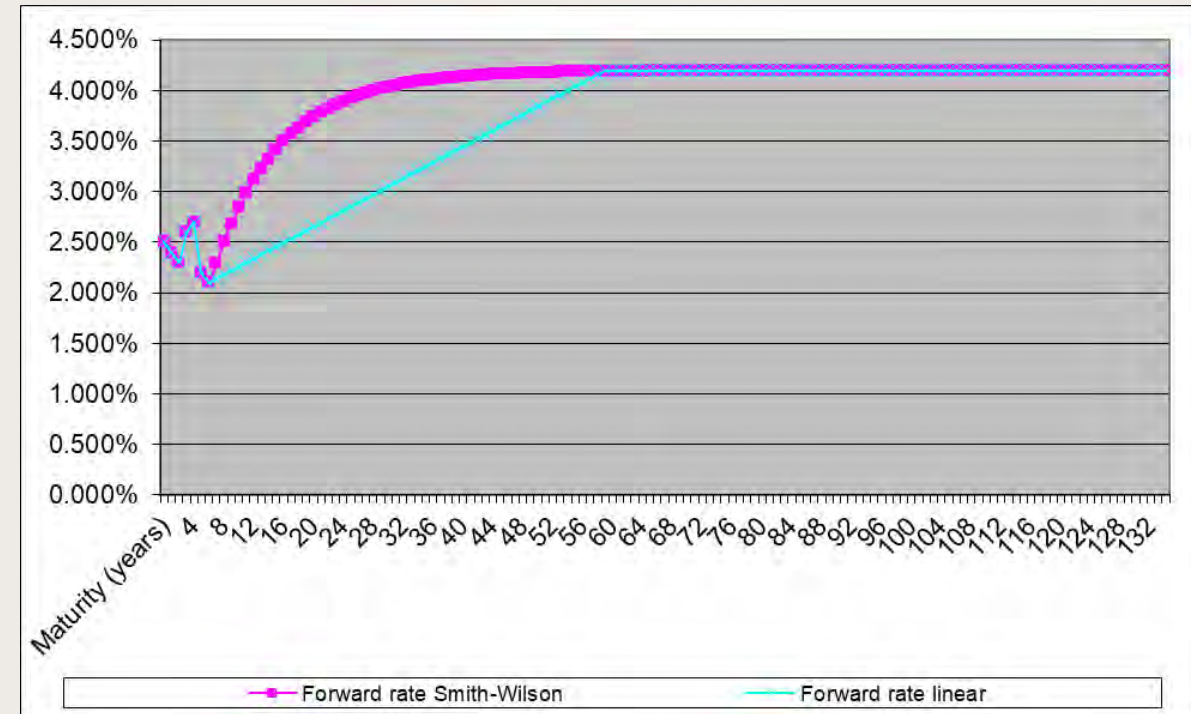
M1 楠迪

1. イールドカーブの超長期補外

超長期の金利を補外する場合、UFR (Ultimate Forward Rate)を使用したS-W (Smith-Wilson) 法はひとつの代表的な手法である。具体的には終局金利としてUFRを仮定し、欧州では流動性のある金利が存在する最後の時点としてLLP (Last Liquid Point) を20年と設定する。LLP以降のフォワードレートはUFRに向けて収束するよう、収束期間(40年)をS-W法により補外する。この方法はEUの保険規制であるソルベンシーIIで採用され、保険監督者国際機構(IAIS)が策定中の保険基本基準(ICS)でも採用予定である。

入力パラメーター：Ultimate Forward Rate

(UFR) が4.2%、UFRへの収束速度 α が0.1の場合のS-W法のフォワード・イールドカーブの例は右図のとおり。



Kemi Akinyemi, et al. Yield Curve Extrapolation Methods : Methodologies for Valuing Cash Flows That Extend Beyond the Maximum Yield Curve. 2019

2. 既存研究の問題点



UFR を使用したS-W法は、LLPに依存することとUFRが観測値より高く固定されているという問題点がある。前頁ではLLPを20年と設定しているが、ICSでは日本ではLLPを30年とすることが検討されているが、実際には40年債まで発行されているので、市場と不整合という欠点がある。



また、UFR は経済的な実態を伴ったものではなく、人為的に設定された水準であるので、規制として UFR を活用することは債務価値の軽減に役に立つが、それで保険会社の内部管理を行うことは必ずしも適切ではない。例えば、UFRによってイールドカーブが立ちすぎているため、時間経過によるロールダウン効果で、LLP超の年限の負債のキャッシュフロー価値が大きく増加し、収益管理が歪むことになる恐れがある。

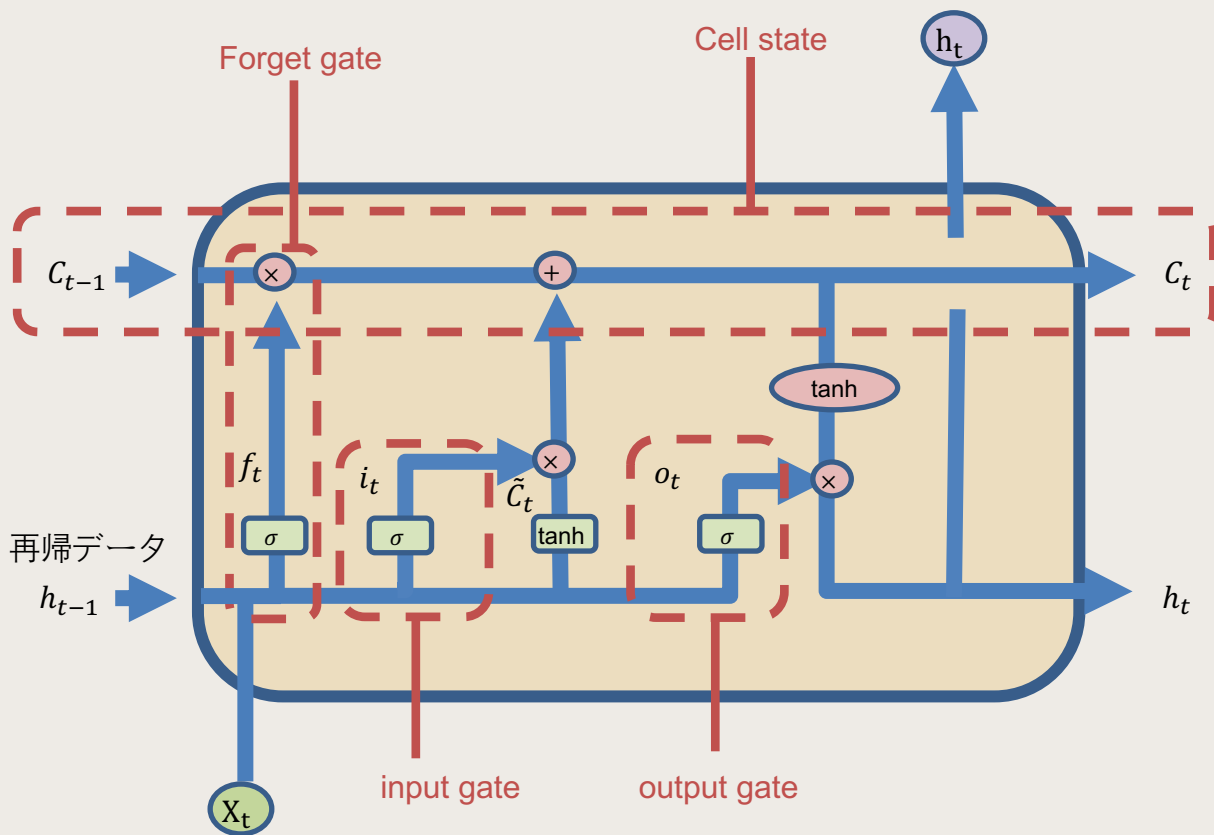


一方で単純な時系列モデルのあてはめではイールドカーブを表現することが難しいことが知られている。本研究では、高い非線形性の表現能力を持つニューラルネットワークを活用し、より自然な形状を与えるイールドカーブの外挿手法を提案し、金利リスク管理への活用を目指す。

3. LSTM(Long Short Term Memory)アルゴリズム

01

LSTMブロックの構造



$$\begin{aligned}\tilde{C}_t &= \tanh(W_c \cdot [x_t, h_{t-1}] + b_c) \\ C_t &= f_t * C_{t-1} + i_t * \tilde{C}_t \\ h_t &= o_t * \tanh(C_t)\end{aligned}$$

活性化関数：

$$\begin{aligned}i_t &= \sigma(W_i \cdot [x_t, h_{t-1}] + b_i) \\ f_t &= \sigma(W_f \cdot [x_t, h_{t-1}] + b_f) \\ o_t &= \sigma(W_o \cdot [x_t, h_{t-1}] + b_o)\end{aligned}$$

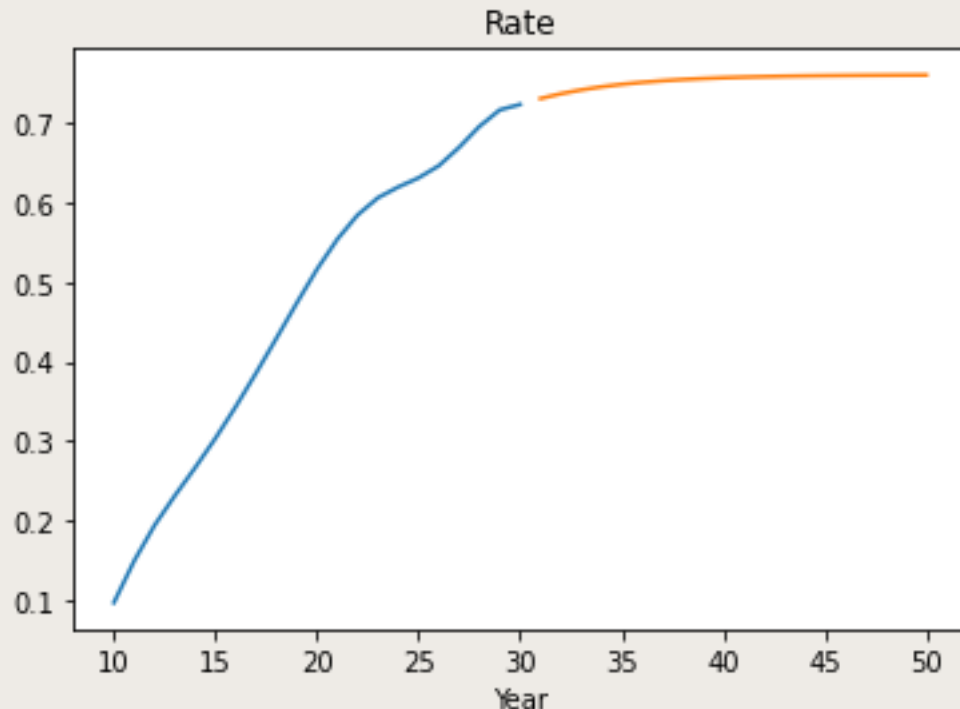
02

イールドカーブの補外に LSTMを活用する

LSTMは、短期と長期の記憶の反映を可能にした再帰型ニューラルネットワーク (RNN) の一つである。近年、深層学習を用いた機械学習手法が注目されている点を踏まえ、本研究ではイールドカーブ同様に形状安定性がみられる死亡率の分野における先行研究(Nigri et al.(2019))を参考にし、時系列データ解析において広く使用されているLSTMを用いた予測モデルの作成を行い、超長期のイールドカーブの補外にニューラルネットワークを活用することを提案する。

4. 計算結果と今後の課題

- ◆ 10年から30年までの国債スポットレートカーブ(10月22日)をLSTMで学習させ、LSTMで外挿した結果は次のとおり（10年超としたのは先物の受渡適格銘柄等によるテクニカルな影響を排除するため）。
- ◆ データソース：QUICKアストラマネージャー



- ◆ 今後の課題：
 - 現時点はLSTMの基本的なチューニングが完了した段階
 - 今後、データソースからとれない30年から40年のスポットレートを財務省データ（パーレート）と比較し精度評価を行う
 - 予測性能を向上するため次元削減手法や正則化アルゴリズム等の導入を検討する
 - データが得られれば海外の金利での計算も実施したい