AI を用いた全国の気象リスク予測モデルの構築に関する検討 Study on developing AI based prediction model to asess nationwide meteorological risk.

○横田彩加*, 政野百花**, 吉田貢士***, 信岡卓*
YOKOTA Ayaka*, YOSHIDA Koshi**, MASANO Momoka**
NOBUOKA Takashi*

1. はじめに

筆者ら(2020)¹⁾は,原子力施設の地震時リスクを確率論的に評価する手法(以下 PRA)で,農作物の気象リスクを評価する検討を行っている.政野ら(2021)²⁾は,全国約 1600 地点のアメダス観測データから PRA のハザード曲線を作成して,農業栽培適地を気象被害リスクの視点から評価した.本検討では,政野らが整理した気象リスクと地域特性の関係を AI の一手法であるサポートベクターマシン(以下 SVM)で機械学習して学習精度の評価を行い,地域特性から農業栽培適地を予測する AI モデルの有効性を考察した.

2. 機械学習の実施

本検討では、コメの高温障害リスクと地域特性について SVM で機械学習を行った.機械学習に必要な目的変数と説明変数を以下に示す.目的変数は、全国のアメダス地点で 20日積算平均気温の年超過確率が 3年に1回の確率(33.3%)で 26℃を超える場合は1,超えない場合 0 と設定した.設定値は、政野ら(2021)²⁾によるコメの高温障害リスク評価結果(1980~1999年)(Fig.1)を使用した.説明変数は、自然条件と都市化率を表す 2 種類の指標を設定した.自然条件は、アメダス観測地点の緯度・経度・標高の座標データとした.

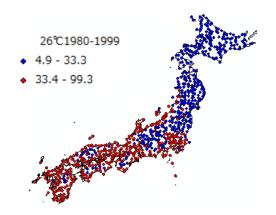


Fig.1 政野らによる 20 日積算日 平均気温の 26℃年超過確率(1980 ~1999年)

都市化率は、アメダス観測地点を中心とした直径 1 kmと 10 kmバッファ内における都市的土地利用の被覆率と人口密度とした.

SVM で機械学習する教師データはつぎのように設定した. 政野らによる検討は 20 年間の気温データに基づいて実施されており、十分な観測データが揃っている観測地点として、欠測データを除いた実質観測期間が 14 年以上の地点を教師データとした. 学習パターンを Table1 に示す. 説明変数の組合せを 3 パターン設定して機械学習を行い、説明変数から目的変数を分類する分類器が作成される. 教師データ数は、パターン 1 が 842 地点、パターン 2 が 776 地点、パタ

[[]所属] *東電設計㈱ Toden Sekkei Corporation,

^{**}茨城大学 Ibaraki University *** 東京大学 The University of Tokyo, [キーワード] 機械学習, 気象リスク, 農業被害, ハザード曲線

ーン 3 が 832 地点である.

作成した分類器を用いて学習対象地点の気象リスクを予測した. Fig.2 に学習データとした目的変数と分類器から出力された目的変数が異なっていた不正解地点を赤く示した. 正解率を併せて示す.

3. 学習精度の評価

4. まとめ

【参考文献】

1)横田ら(2020):農業生産物への確率論的リスク評価手法の適用研究,第68回農業農村工学会大会

2)政野ら(2021):確率論的リスク評価に基づく農業生産適地の検討,第69回農業農村工学会大会

Table1 学習パターン

学習 パターン	説明変数	目的変数
1	・自然条件のみ(緯度/経度/標高)	年超過確率33.3%時の 20日間平均気温
2	・自然条件(緯度/経度/標高) ・都市化率1kmパッファ内 (人口密度/都市利用率)	26℃以上→1 26℃未満→0
3	・自然条件(緯度/経度/標高) ・都市化率10kmバッファ内 (人口密度/都市利用率)	

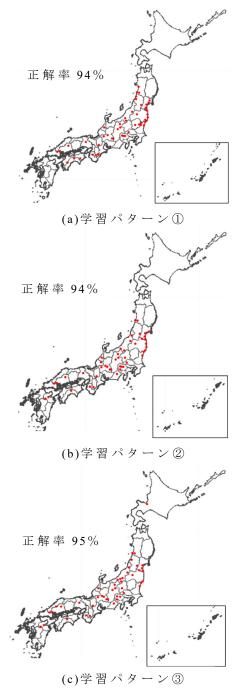


Fig.2 SVM 分類結果(1980~1999年) (赤:不正解地点)