

博士学位論文審査要旨

2019年7月23日

論文題目: Boundary Uncertainty-based Classifier Evaluation
(境界曖昧性に基づく分類器評価)

学位申請者: DAVID HA

審査委員:

主査:	理工学研究科	教授	片桐 滋
副査:	国立研究開発法人情報通信研究機構先進的音声翻訳研究 開発推進センター	主任研究員	廬 緒剛
副査:	理工学研究科	准教授	加藤 恒夫

要 旨:

既存のパターン分類器学習法のほとんどは、分類誤り確率の推定を経由して、誤り確率の最小状態、即ちベイズ誤り状態に対応する分類器の実現を試みてきた。しかし、誤り確率の推定には、実際上ほとんど知り得ないパターン標本分布情報が不可欠であり、多くの学習法が提案研究されているものの、本質的な解決を見るには至っていない。

本論文は、そうした長年の研究課題に対して、誤り確率の最小値（ベイズ誤り値）の推定を経由せずに、ベイズ誤りに伴う理想的な分類境界、即ちベイズ境界を直接的に見出す手法を提案し、その有効性を実証するものである。提案手法の特徴は、ベイズ境界における分類判断の曖昧性、言い換えれば事後確率の均衡に着目し、境界近傍標本に焦点を合わせて推定する事後確率から成る曖昧性尺度を用いてその均衡度を測定することにある。

論文ではまず、高次元パターン空間内において、一旦分類境界上のアンカー点を求めた上で、そのアンカー点を基にして境界近傍標本を選択し、その境界近傍標本を用いて曖昧性尺度値を計算する実装法を定式化し、その実験的評価を行った。実験は、真のベイズ境界が既知の人工標本からなる分類データセットと10種を超える困難な実世界分類データセットとの上において、交差検証法によって求めたベイズ境界推定値との比較を通して行った。交差検証法によるベイズ誤り値の推定は、高い信頼度を持つ一方で実行に長時間を要し、実用性に乏しい。本論文の実験では、実世界データセットに対する比較基準を得るために、長い実行時間を敢えて受け入れ、この交差検証法を採用している。実験の結果、いずれのデータに対しても、提案実装法による優れたベイズ境界推定が可能であることが示されている。また、数理的な解析を通して、提案法に特徴的な境界近傍標本のみを用いて計算する事後確率の推定法は、ベイズ境界付近においては、推定の偏りも分散も共に小さくできるという際立った特質を持つことも明らかにしている。

論文ではさらに、上記の第1の実装法の高速度とその信頼性の一層の向上を目指して、高次元空間における分類判断が写像された1次元の誤分類尺度空間においてパルツェン推定による事後確率推定を行い、自動的かつ自然に境界近傍に重みづけをする事後確率の推定とそれを用いた曖昧性尺度値の計算を行う、第2の実装法も定式化した。その結果の評価を、第1の実装法と同様に交差検証法による結果との比較を通して行い、第2の実装法が、第1のそれよりも圧倒的に高速に、かつ高い信頼性を持ってベイズ境界の選択を可能とすることを明らかにしている。

よって本論文は博士（工学）（同志社大学）の学位論文として十分な価値を有するものと認められる。

総合試験結果の要旨

2019年7月23日

論文題目: Boundary Uncertainty-based Classifier Evaluation
(境界曖昧性に基づく分類器評価)

学位申請者: DAVID HA

審査委員:

主査:	理工学研究科	教授	片桐 滋
副査:	国立研究開発法人情報通信研究機構先進的音声翻訳研究 開発推進センター	主任研究員	廬 緒剛
副査:	理工学研究科	准教授	加藤 恒夫

要 旨:

本論文提出者は、理工学研究科博士前期課程を修了している。本論文の主たる内容は、Journal of Signal Processing Systems や IEEE International Workshop on Machine Learning for Signal Processing 等の当該分野における中心的な論文誌・会議録に掲載され、十分な評価を受けている。2019年6月29日午前10時から約2時間にわたって学術講演会が開かれ、種々の質疑討論が行われたが、提出者の説明により、十分な理解が得られた。講演会終了後、審査委員により学位論文に関連した諸問題につき口頭試問を実施した結果、十分な学力を確認できた。

提出者は、International Science and Technology Course (ISTC) に在籍しており、学術講演会及び口頭試問も英語で行われており、十分な語学能力を有すると認められる。

よって、総合試験の結果は合格と認められる。

博士學位論文要旨

論文題目： Boundary Uncertainty-based Classifier Evaluation
(境界曖昧性に基づく分類器評価)

氏名： DAVID HA (デイビッド・ア)

要旨：

Classification, namely predicting a class label on a data, is a ubiquitous task in our daily lives. Common applications include classifying pictures, predicting whether a patient is positive, and assigning a topic label to a document. The tedious task of manually assigning a label to each data can be performed by computers if they can learn the data patterns that distinguish one class from another (training step), and then use the learned patterns to classify unseen data (classification step). This is the basic process of pattern classification, which is an active field of research since the development of computers.

Given a classification task, the ultimate goal of pattern classification is to classify all the unseen data with the highest possible accuracy. This ideal situation is difficult to achieve. Indeed, while there is an infinite amount of unseen data, only a finite amount of data is available during the training. This fundamental gap raises the issue of how to predict the classification accuracy of a classifier on unseen data only based on its classification results on finite data. This issue is addressed during the evaluation step, which is performed between the training and classification steps.

On the one hand, evaluation is traditionally performed by holding out some of the available data (called validation data) from the training phase, and then using it as unseen data to estimate the classification accuracy on unseen data. Although powerful and simple, this method can provide biased results depending on how the data was split between the training and validation steps. Repeating training and validation over different training-validation splits, and then averaging the results improves the reliability of the evaluation, however it can be prohibitively costly on huge classification tasks. On the other hand, to the best of our knowledge, traditional methods that do not require data splitting either provide quite loose evaluation results, or they are specific to some classifier model, or they hardly scale to large datasets.

Motivated by these fundamental issues, we investigate a novel way of evaluating the classifier that basically enables the same data to be simultaneously used for the training and for the evaluation steps. The key idea behind our proposal is to give up on the direct estimation of the classification accuracy on unseen data, because the above gap of information on the classification accuracy on the finite training data and infinite data is difficult to bridge. Instead, we define a score that measures the ideality of a classifier status. In this dissertation, we will show that measuring the ideality of a classifier status without the need to peek at unseen data is basically possible if one makes the most of the information

available during the training step. We propose a procedure to estimate this ideality measure. Our procedure is basically directly applicable to any classifier model, and does not require any repetition of the training step in contrast to the traditional approach.

Application of our classifier evaluation method on several benchmark real-life datasets and several classifier models show the potential of our new approach to reliably perform classifier evaluation.