

力学系学習木を用いた火災・非火災検出手法に関する研究*

内海熙大[†] 岡安克也[‡] 江幡弘道[‡] 野田裕介[‡] 伊藤孝徳[†] 金天海[†]
岩手大学[†] ホーチキ株式会社[‡]

1 はじめに

火災報知設備は、現在ほとんどの住宅や施設に設置されており、建物火災での死亡事故や損傷被害の低減に重要な役割を果たしている。しかしながら、湯気やタバコの煙などに火災感知器が反応して起こる非火災報は、ユーザーの不快感を招き、製品の信頼性を損ねる可能性がある。そのため火災感知器には、火災感知の早さに加えて、火災検出精度の高さも求められる。一般的な火災検出のアルゴリズムは、センサ値がある閾値を超えると火災と判断し発報するという機械的なアルゴリズムであるため、様々な条件によって発報のタイミングが遅れたり、非火災報を起こしたりすることがある。

そこで本研究では、従来の火災検出アルゴリズムと比較して、火災の検出時間を短縮すること、および非火災報要因に対する耐力向上を目的とし、力学系学習木(DLT:Dynamics Learning Tree)[1]を用いた火災・非火災検出アルゴリズムを提案する。特に、通常の状態では、煙や一酸化炭素(CO)の出力変化はほとんどないが、温度は設置された環境において季節や冷暖房器具の影響により、絶対温度が変化する。そこで、火災感知器の設置環境による影響を受けやすい温度変化に対応するため、絶対温度と相対温度の組を特徴量とし、その有効性についても述べる。

2 提案手法

火災を検出するための代表的な要素として、煙、温度、COが挙げられるが、火災の出火原因はさまざまであり、どの要素がどう変化するかは火源の種類や燃え方などによって異なってくる。また、湯気やタバコの煙に反応し、センサ出力値が大きく上昇することがあり、非火災報の要因となることが知られていて、従来の機械的な検出アルゴリズムではこのような細かい違いを捉えることが困難である。そのため、火災判断をDLTを用いて行

うことで、火災の早期検出や、非火災報の低減が期待される。

2.1 力学系学習木

本研究で用いるDLTは木構造を用いた階層型学習器であり、逐次学習において忘却を抑制できる、汎化能力が高い、学習・予測が高速に行えるといった特徴を持つ[1]。

2.2 学習させる要素

火災検出は煙、温度、COで行っているが、このうち温度は感知器を設置する環境や季節による影響を受けやすいため、絶対温度のみを学習させると、判別の精度が絶対温度によって左右されてしまう恐れがある。そこで相対温度として初期値からの温度変化量を学習させる要素に加える。また、相対温度のみを学習させると、温度があまり変わらない火災と非火災報要因の区別がつきづらいため、絶対温度と相対温度は同時に学習させた。

3 実験

3.1 実験内容

提案法の有効性を検証するため、未知の試験火災のデータに対して火災・非火災の判別を行った。火災データは火災感知器の火災検出性能を確認するための国際規格(ISO/TS 7240-9)で定められた方法に従い、図1に示されるような試験環境において測定した。非火災データについては火源の代わりにポットやシャワーから湯気を出してデータの測定を行った。本研究では試験火災42試行分、非火災実験5試行分、合わせて47試行分のデータを取得した。学習器には各センサ出力値と、火災度の対応を学習させる。検証では1試行分のデータを検証用の未知データとし残りの46試行分を学習して交差検証を行った。2種類の温度を同時に用いたときの効果を確かめるために、センサ出力値の組み合わせを

- 煙, CO, 絶対温度, 相対温度
- 煙, CO, 絶対温度
- 煙, CO, 相対温度

とし、この3つの条件での結果を比較した。

学習データにおける火災度については、監視状態(平常時)から、センサ出力値が上昇するタイミングで火災または非火災とラベル付けした。監視

*Research on the fire and non-fire detection method using Dynamics Learning Tree

[†]Hiroharu Utsumi, Takanori Ito and Chyon Hae Kim (tenkai@iwate-u.ac.jp) are with Iwate University

[‡]Katsuya Okayasu, Hiromichi Ebata, and Yusuke Noda are with HOCHIKI Corporation

状態から火災または非火災に移行する時の閾値は煙・COは初期30秒(センサ出力値上昇前)のデータ平均値から $+4\sigma$ 、絶対温度は初期30秒のデータ平均値から $+2^{\circ}\text{C}$ とした。煙、絶対温度、COのうち、いずれか1つの要素でも2回連続で閾値以上の値となった場合に、火災または非火災とした。

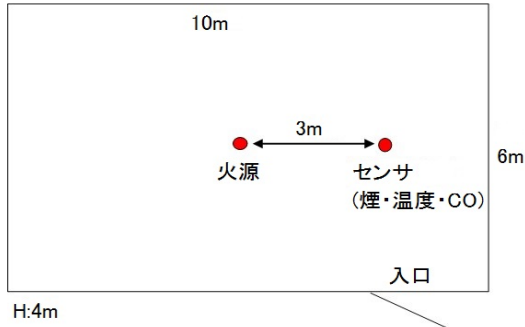


図 1: 試験火災のデータ取得環境

3.2 実験結果

図 2 から図 4 に試験火災と非火災データにおける火災判別結果のグラフを示す。実線が正解、破線が絶対温度と相対温度の両方を用いて判別した結果、鎖線が絶対温度のみ用いて判別した結果、点線が相対温度のみ用いて判別した結果を表す。縦軸は火災度を表し、横軸は時間を表している。ここでTFとは試験火災の種類を表す。各TFの具体的な種類は図中に示す。

絶対温度と相対温度を両方用いた結果に注目すると、非火災データではおおむね非火災と判別できた(図 2)。相対温度のみを用いたときと比べ火災と誤判別することが少なくなったが、これは火災と非火災で似たような相対温度を出力して判別が難しかったものが、絶対温度が加わったことによって火災・非火災の違いが明確になったからだと思う。試験火災データであるTF2とTF4では非火災と誤判別することなく、ほぼ正解のタイミングで火災と判別することができた(図 3,4)。2つの温度を学習させた結果と各温度のみ学習させた結果とを比較すると、TF2では火災判別のタイミングに大きな差は見られなかった。TF4では、2つの温度を学習させた結果の方が各温度のみ学習させた結果に比べて、より正解に近い火災判別のタイミングとなった。以上のことより、非火災報要因への耐性と、火災の素早い判断の両立が可能であるという点において、絶対温度と相対温度の二つをDLTに学習させる手法は有効であると考えられる。ただし、今回の実験では非火災データに対して火災と判別してしまう箇所があったため、学習用の非火災データを増やす、あるいは新たな特徴量を導入するなど、更なる精度向上のための工夫が必要であると思われる。

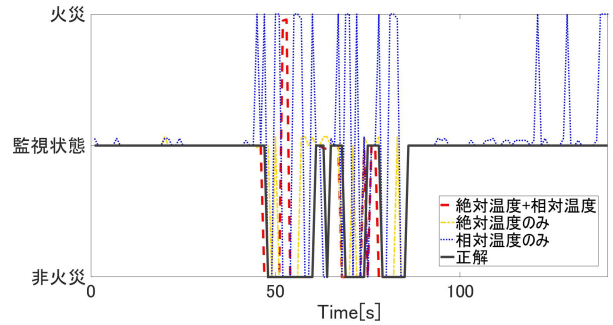


図 2: 非火災

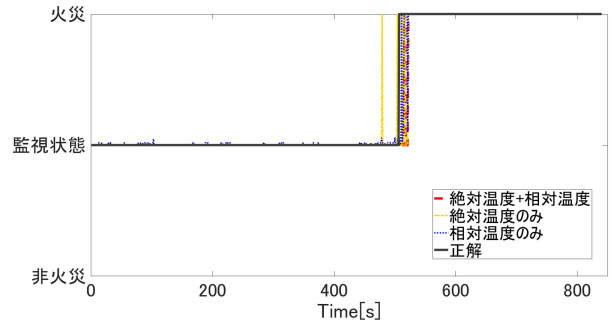


図 3: TF2(木材くん焼)

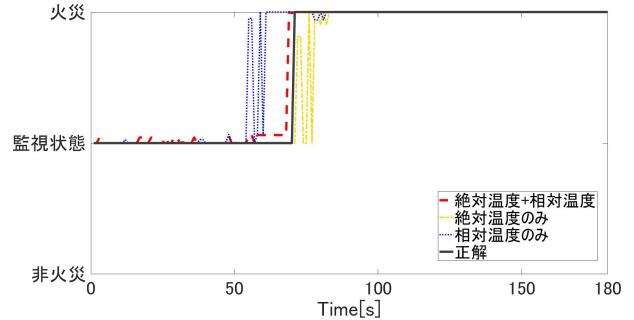


図 4: TF4(ポリウレタン燃焼)

4 結論及び今後の展望

DLTを用いた火災・非火災検出法において、絶対温度と相対温度の組を特徴量として学習させた結果、絶対温度、相対温度のどちらかのみ学習させたものに比べて、精度の高い火災・非火災判別が行えることが分かった。今後の展望としては特に非火災報の低減を目指し、非火災データに対しての判別精度をより高めるため、学習データを更に増やすとともに、特徴量や入力順序の見直しを行いたい。

参考文献

- [1] 沼倉彬雄, 加藤成将, 佐藤和幸, 富澤武弥, 三好扶, 明石卓也, 金天海: "力学系学習木 - 連続力学系の階層型学習-", 情報処理学会全国大会, (2015).