

火花点火ガソリンエンジンにおける
マイクロホンを用いたノッキング音検知と
ノッキング音分離技術の研究

2024 年 8 月

笠原 太郎

(千葉大学審査学位論文)

火花点火ガソリンエンジンにおける
マイクロホンを用いたノッキング音検知と
ノッキング音分離技術の研究

2024 年 8 月

笠原 太郎

目次

目次.....	1
図目次.....	4
表目次.....	7
略語表.....	8
第1章 緒論.....	9
1.1 本研究の背景.....	9
1.2 ノッキング音.....	10
1.3 ノッキング強度.....	11
1.4 本論文に関連する既往の研究.....	12
1.4.1 筒内圧を用いた手法.....	13
1.4.2 エンジン振動を用いた手法.....	14
1.4.3 エンジン放射音を用いた手法.....	14
1.4.4 筒内圧とエンジン放射音を用いた手法.....	15
1.5 本論文の目的と貢献.....	16
1.6 本論文の構成.....	17
第2章 バイスpekトル解析と確率モデルを用いたノッキング音検知手法.....	19
2.1 緒言.....	19
2.2 手法.....	20
2.2.1 音信号の切り出し.....	20
2.2.2 バイスpekトル解析.....	21
2.2.3 確率モデルを用いたノッキング検知手法.....	22
2.2.4 検知頻度を基にしたノッキング強度の定量化.....	25
2.3 検証.....	25
2.3.1 ノッキング検知システムの構成.....	25
2.3.2 検証方法.....	25
2.3.3 検証結果.....	26
2.4 本章の結論.....	30
第3章 更新型ノッキング音検知手法.....	31
3.1 緒言.....	31
3.2 手法.....	31
3.2.1 バッチ学習.....	31
3.2.2 オンライン学習.....	32
3.3 検証.....	35
3.3.1 検証方法.....	35
3.3.2 検証結果.....	37
3.4 本章の結論.....	41
第4章 DNNを用いたノッキング筒内圧の推定手法 (EKCP).....	42

4.1	緒言	42
4.2	手法	42
4.2.1	DNN を用いた音源分離手法	42
4.2.2	DNN を用いたノッキング筒内圧の推定	43
4.2.3	ノッキング筒内圧を推定する DNN の構造	44
4.2.4	学習に必要なデータと前処理	45
4.2.5	ノッキング筒内圧の推定方法	45
4.2.6	ノッキング筒内圧の時系列信号復元	48
4.2.7	ノッキング検知方法	48
4.3	検証	49
4.3.1	検証方法	50
4.3.2	検証結果	51
4.4	本章の結論	54
第 5 章	DNN を用いたノッキング音分離手法 (KSS)	55
5.1	緒言	55
5.2	EKCP の問題点	55
5.2.1	ノッキング音の分離度合の評価	55
5.2.2	位相変化の考慮	56
5.3	手法	57
5.3.1	分離度合の評価指標を加えた損失関数	58
5.3.2	位相を考慮したノッキング筒内圧の推定	58
5.3.3	訓練データの前処理	59
5.3.4	分離したノッキング音と推定雑音を用いた異常度	59
5.4	検証	59
5.4.1	KSS によるノッキング音の分離結果	59
5.4.2	分離したノッキング音と推定雑音を用いた異常度	63
5.5	本章の結論	64
第 6 章	ノッキング音分離 DNN の汎化性能向上 (IKSS)	65
6.1	緒言	65
6.2	KSS の問題点	65
6.3	手法	68
6.3.1	Improved Generalization KSS	68
6.3.2	データ拡張	69
6.4	検証	72
6.4.1	回転速度方向の汎化性能向上の検証	72
6.4.2	エンジン方向の汎化性能向上の検証	76
6.5	本章の結果	79
第 7 章	教師なし学習によるノッキング音分離手法 (U-IKSS)	80

7.1	緒言.....	80
7.2	手法.....	80
7.3	検証.....	84
7.3.1	検証方法.....	84
7.3.2	訓練条件.....	84
7.4	結果.....	85
7.5	本章の結論.....	87
第8章	結論.....	88
	参考文献.....	92
	研究業績.....	96
	謝辞.....	97
Appendix A	KSSによるノッキング音分離結果の考察.....	98

图目录

Fig. 1.1 Relationship between in-cylinder pressure, knocking vibration and knocking sound	10
Fig. 1.2 Amplitude spectrogram of cylinder pressure (High-pass filtered) and knocking sound	11
Fig. 1.3 Knock intensity evaluation on engine bench.....	12
Fig. 1.4 Diagram of knocking analysis.....	12
Fig. 1.5 Knocking in-cylinder pressure	13
Fig. 1.6 Summary chart of this paper	18
Fig. 2.1 Difference of sound spectrum between normal combustion and knocking as 1000 and 5000 r/min	19
Fig. 2.2 Correction of sound propagation delay	20
Fig. 2.3 Comparison between spectrum and bispectrum at normal combustion and knocking.....	21
Fig. 2.4 Calculation flow for statistical parameters.....	23
Fig. 2.5 Calculation flow for log loss (knocking feature values)	23
Fig. 2.6 Log loss of sound data and threshold at 5000 r/min	24
Fig. 2.7 Correspondence of log loss that calculated from sound.....	25
Fig. 2.8 Schematic diagram of the knocking detection system	26
Fig. 2.9 Correspondence of log loss that calculated from sound with cylinder pressure at 6000 r/min	27
Fig. 2.10 Detection rate for each cylinder at 1000, 3000, and 6000 r/min (Knocking intensity: Light, S: Sound, C: Cylinder pressure)	27
Fig. 2.11 Relationship between the knocking intensity and knocking index in the verification data....	28
Fig. 2.12 Comparison of knocking peak value for cylinder #2 between at 5000 and 6000 r/min (Knocking intensity: Light).....	29
Fig. 2.13 Ratios of sound pressure vibration modes of cylinder #2 at engine rotational speed 1000 – 6000 r/min (Knocking intensity: Light)	30
Fig. 3.1 Log loss that calculated from sound by batch algorithm and threshold, rotational speed.....	32
Fig. 3.2 Correspondence of log loss that calculated from sound with cylinder pressure from 1500 to 4500 r/min	32
Fig. 3.3 Abnormal score and thresholds	35
Fig. 3.4 Operation pattern of detection and following performance test.....	36
Fig. 3.5 Operation pattern of detection performance test during load transition.....	37
Fig. 3.6 Knock index trends of detection and following performance test at 1000 r/min	38
Fig. 3.7 Knock index trends of detection and following performance test at 3000 r/min	38
Fig. 3.8 Knock index trends of detection and following performance test at 5000 r/min	39
Fig. 3.9 Knock index trends of detection performance test during load transition at 1000 r/min	40
Fig. 3.10 Knock index trends of detection performance test during load transition at 3000 r/min	40
Fig. 3.11 Knock index trends of detection performance test during load transition at 5000 r/min	41
Fig. 4.1 Time series waveform and amplitude spectrogram of knocking in-cylinder pressure and engine	

radiation noise	43
Fig. 4.2 Structure of DNN using EKCP	44
Fig. 4.3 Observed and estimated knocking cylinder pressure	46
Fig. 4.4 Estimated frequency response.....	46
Fig. 4.5 Engine radiation noise and estimated knocking sound between knocking	47
Fig. 4.6 Engine radiation noise and estimated knocking sound	47
Fig. 4.7 Observed and Reconstruct knocking in-cylinder pressure	48
Fig. 4.8 Schematic diagram of the knocking detection system	49
Fig. 4.9 Operation pattern of detection test	50
Fig. 4.10 Knocking peak-to- peak threshold and AUC at 1000 r/min.....	50
Fig. 4.11 Observed and estimated knocking cylinder pressure at 1000 r/min.....	51
Fig. 4.12 Observed and estimated knocking cylinder pressure at 3000 r/min.....	51
Fig. 4.13 Observed and estimated knocking cylinder pressure at 5000 r/min.....	51
Fig. 4.14 Correspondence between mean of observed and predicted knocking in-cylinder pressure at 1000, 3000, 5000 r/min	52
Fig. 4.15 Comparison between Knocking peak-to-peak, Anomaly score and log loss at 1000 r/min...	52
Fig. 4.16 Comparison between Knocking peak-to-peak and Anomaly score at 3000 r/min	53
Fig. 4.17 Comparison between Knocking intensity and Anomaly score at 5000 r/min	53
Fig. 4.18 Knocking peak-to-peak threshold and AUC at 1000, 3000 and 5000 r/min	54
Fig. 5.1 Spectrograms and coherence between knocking in-cylinder pressure and sound by EKCP at 1000 r/min	56
Fig. 5.2 Structure of KSS	57
Fig. 5.3 Observed knocking in-cylinder pressure, engine radiation noise, extracted knocking sound and residual sound at 1000 r/min	61
Fig. 5.4 Observed knocking in-cylinder pressure, engine radiation noise, extracted knocking sound and residual sound at 3000 r/min	61
Fig. 5.5 Observed knocking in-cylinder pressure, engine radiation noise, extracted knocking sound and residual sound at 5000 r/min	62
Fig. 5.6 Correspondence between mean of observed knocking in-cylinder pressure and extracted knocking sound spectrogram.....	62
Fig. 5.7 Coherence between knocking in-cylinder pressure and sounds	63
Fig. 5.8 S/N anomaly score	64
Fig. 6.1 Example of separated result using KSS	66
Fig. 6.2 Example of inputting various data into each DNN trained by previous method.....	67
Fig. 6.3 Frequency response function amplitude (Sound pressure / In-cylinder pressure).....	67
Fig. 6.4 Training of IKSS	68
Fig. 6.5 Example of data augmentation at 1000 r/min	70
Fig. 6.6 Example of data augmentation.....	71

Fig. 6.7 Observed engine radiation noise, the previous method, and the proposed method (residual and extracted knocking sound) at 1000 r/min	74
Fig. 6.8 Observed engine radiation noise, the previous method, and the proposed method (residual and extracted knocking sound) at 3000 r/min	74
Fig. 6.9 Observed engine radiation noise, the previous method, and the proposed method (residual and extracted knocking sound) at 5000 r/min	75
Fig. 6.10 Comparison between the previous and the proposed methods.....	75
Fig. 6.11 Comparison between the previous method and the proposed method (uses only 1000 r/min and 5000 r/min data and with data augmentation)	76
Fig. 6.12 Comparison between the previous method and the proposed method (uses only 1000 r/min and 5000 r/min data and without data augmentation)	76
Fig. 6.13 Example of separated result using Supervised, Sup-proposed.....	78
Fig. 6.14 Comparison of knocking sound RMS [Pa] among KSS, IKSS.....	78
Fig. 7.1 Training of U-KSS (e.g. Engine A).....	81
Fig. 7.2 Separated result of anomaly sound separation DNN	82
Fig. 7.3 Separated result of U-KSS	83
Fig. 7.4 Example of separated results using KSS and U-KSS	83
Fig. 7.5 Comparison of knocking sound RMS [Pa] among KSS, IKSS, U-KSS, U-IKSS	86
Fig. 8.1 Method for evaluating knocking intensity considering its frequency and magnitude.....	90
Fig. 8.2 Example of automatic ignition timing calibration system.....	91

表目次

Table 1.1 Physical quantities and methods used in knocking analysis.....	12
Table 2.1 Specification of tested gasoline engine.....	26
Table 2.2 Test conditions for verification data	26
Table 3.1 Specification of tested gasoline engine.....	36
Table 3.2 Test conditions for verification data	36
Table 3.3 Analysis setting.....	36
Table 4.1 Analysis setting.....	45
Table 4.2 Specification of tested gasoline engine.....	49
Table 4.3 Test conditions for verification data	50
Table 5.1 STFT and ISTFT analysis setting	59
Table 6.1 Data augmentation for IKSS.....	70
Table 6.2 Data augmentation for proposed method.....	71
Table 6.3 Specification of tested gasoline engine.....	72
Table 6.4 STFT analysis setting for IKSS and KSS	72
Table 6.5 Test conditions for verification data for IKSS and KSS	72
Table 6.6 Specifications of gasoline engines for test.....	77
Table 6.7 Test conditions for training and verification data	77
Table 7.1 Training data required for each method.....	80
Table 7.2 Data augmentation for U-KSS.....	83
Table 7.3 Test conditions for training and verification data	85
Table 7.4 Analysis settings of STFT and ISTFT	85
Table 7.5 Comparison of separation performance by ΔSNR [dB]	86
Table 7.6 Comparison of correlation coefficient ($p \leq 0.05$).....	87

略語表

ATDC	After Top Dead Center
AUC	Area Under Curve
BEV	Battery Electric Vehicle
CN	Carbon Neutrality
CNN	Convolutional Neural Network
DNN	Deep Neural Network
DWT	Discrete Wavelet Transform
ECU	Engine Control Unit
EKCP	Estimation Method of Knocking Components Superimposed on Cylinder Pressure from Engine Radiated Noise Using Deep Neural Network
EMD	Empirical Mode Decomposition
FFT	Fast Fourier Transform
H.P.F	Hi-Pass Filter
ICE	Internal Combustion Engine
IKSS	Improved Generalization KSS
ISTFT	Inverse Short-Time Fourier Transform
KSS	Knocking Sound Separation Method from Engine Radiated Noise Using DNN
MAE	Mean Absolute Error
MBT	Minimum advance for the Best Torque
MFCC	Mel-Frequency Cepstrum Coefficients
NMF	Non-negative Matrix Factorization
NyTT	Noisy-target Training
OC-SVM	One-Class Support Vector Machine
PCA	Principal Component Analysis
PHEV	Plug-in Hybrid Electric Vehicle
RMS	Root Mean Square
ReLU	Rectified Liner Unit
S-IKSS	Supervised IKSS
SI	Spark Ignition
SN	Signal Noise
SNR	Signal-to-Noise Ratio
STFT	Short-Time Fourier Transform
SVD	Singular Value Decomposition
T-F	Time Frequency
TDC	Top Dead Center
U-IKSS	Unsupervised IKSS
U-KSS	Unsupervised KSS
VMD	Variational Mode Decomposition
WOT	Wide Open Throttle
WT	Wavelet Transform
ZEV	Zero Emission Vehicle

第1章 緒論

1.1 本研究の背景

近年、地球温暖化に代表される環境問題から、世界的なカーボンニュートラル（以下、CN と表記）に向けた機運が急速に高まっている。自動車技術年鑑^[1-3]によると、2022 年は世界の国々や地域で COP27（第 27 回気候変動枠組条約締約国会議）を意識した将来の ICE（Internal Combustion Engine）車新車販売禁止や BEV（Battery Electric Vehicle）、PHEV（Plug-in Hybrid Electric Vehicle）を含む ZEV（Zero Emission Vehicle）優遇政策の発表が相次いだ。日本国内においても 2020 年 10 月に日本政府が「2050 年カーボンニュートラル」を宣言、これに伴い経済産業省より“遅くとも 2030 年代半ばまでに、乗用車新車販売で電動車 100%を実現する”とした「グリーン成長戦略」が発表された。2021 年には第 6 次エネルギー基本計画を閣議決定し、2050 年に CN、2030 年温室効果ガス 46%削減（2013 年度比）、2035 年までに乗用車新車販売で電動車（ハイブリッド含む）の割合を 100%とする目標を掲げ、補助金を支給して普及に努めている^[4]。一方、AICE（自動車用内燃機関技術研究組合）は、2040 年にかけて世界の乗用車普及の地域性が先進国とその他途上国で二分されるとし、先進国では BEV 等が主流となる一方で、途上国では内燃機関搭載車が主流と分析している^[5]。このような社会的・政策的な動向を背景に、内燃機関搭載車にはハイブリッド化を含む一層の高効率化と低排出ガス化が強く求められている。また、自動車メーカは多方面にわたる技術開発に資源を投入する必要がある、内燃機関の開発期間の短縮とコスト削減が急務となっている。

SI（Spark Ignition）エンジンの開発においては、エンジンの制御パラメータを調整するためにエンジン適合が行われている。エンジン適合^[7]とは、エンジンの燃費、排気、出力などの制御目的に対し、可変吸気システムや筒内高圧直接噴射システムなどを制御対象として、バルブタイミングや燃料の噴射時期、圧力、量、回数、間隔などの制御パラメータを、トレードオフを考慮しながら、エンジンの回転速度や負荷に応じて最適化することである。

エンジンの性能を支配する最も基本的な制御パラメータの一つが点火時期であり、点火時期適合では、燃費を最適化する点火時期である MBT（Minimum advance for the Best Torque）を探索する。このプロセスで問題となるのがノッキングの存在である。

ノッキングは SI エンジンの効率に対する主要な制約要因のひとつであり、高負荷運転時に発生しやすい異常燃焼の一種である。その基礎現象は、未燃ガスの自着火およびそれに誘発される圧力振動であると考えられる^[6]。特に、点火時期を進角させて高いトルクを得ようとする際にノッキングが発生しやすく、過大なノッキングはピストンリングの破損やピストンの融解など、深刻なエンジン破損のリスクを伴うため、避ける必要がある。しかし、エンジンの効率を最大化するためには、小さなノッキングを許容することが重要であり、その強度の見極めが重要となる。

日本国内では、点火時期適合におけるノッキングの強度評価は、長らくエキスパートの聴感によって行われてきた。これは、エキスパートが強度を細やかに判断できることにくわえ、車室内の静粛性の観点からノッキング音の大きさを確認するためである。しかし近年、自動車メーカはエンジン開発期間の短縮と高効率化を推進しており、作業工数の削減、エキスパートの疲労や個人差による評価の変動、技術伝承の課題から、ノッキング強度の定量的評価および自動判定が求められている。

1.2 ノッキング音

ノッキング音は、ノッキングが発生した際に生じる金属的な突発音であり、燃焼騒音の一種である。これは他の燃焼騒音と同様に、エンジンの筒内で発生した圧力振動によりエンジンプロックが加振され、振動したエンジンプロック表面から音として放射されたものである (Fig. 1.1)。内燃機関から放射される音は、筒内の圧力変動に起因する燃焼騒音と、エンジンを構成する構造体の機械的な振動に起因するメカニカルノイズが混合したものである。したがって、ノッキング音を解析するためには、ノッキングの周波数または時間周波数的な特徴を用いて他の音と分別する必要がある。

ノッキング音の周波数は、加振源である気筒内のガスの振動周波数に依存すると考えられる。ここでは、Draper が提唱した振動モードのモデルを基にして、ノッキング音の周波数的特徴について述べる。Draper の式 (Eq. 1.1) によればノッキング発生時は気筒内のガスが複数のモードで振動する。

$$f_{m,n} = \frac{\rho_{m,n} \cdot a}{\pi \cdot B} \quad \text{Eq. 1.1}$$

$f_{m,n}$ はモード周波数[Hz]、 $\rho_{m,n}$ モード定数、 m は端面方向次数、 n は半径方向次数であり B はボア径[mm]を表す。 a は音速[m/sec]であり、比熱比 κ 、ガス定数 R [J/kg·K]、筒内ガス温度 T [K]を用いて $a = \sqrt{\kappa RT}$ と表せる。筒内のモード周波数はボア径に依存しており、TDC におけるシリンダー高さがエンジン内径に比べて小さいため軸方向のモードは無視される。また、モード周波数は膨張行程の進行に従いガス温度低下にともなう音速の減速によって低くなるとが報告されており^[8, 9]、ノッキングの解析において重要な手掛かりとなる。Fig. 1.2 はハイパスフィルタ処理した筒内圧とエンジン放射音の時系列信号を STFT (Short-Time Fourier Transform) して求めた振幅スペクトログラムである。筒内圧振動を起点にノッキング音が発生しているため、周波数的な特徴は概ね一致しているが、ノッキング音は反射と干渉の影響で複雑な時間変化をしていることが分かる。

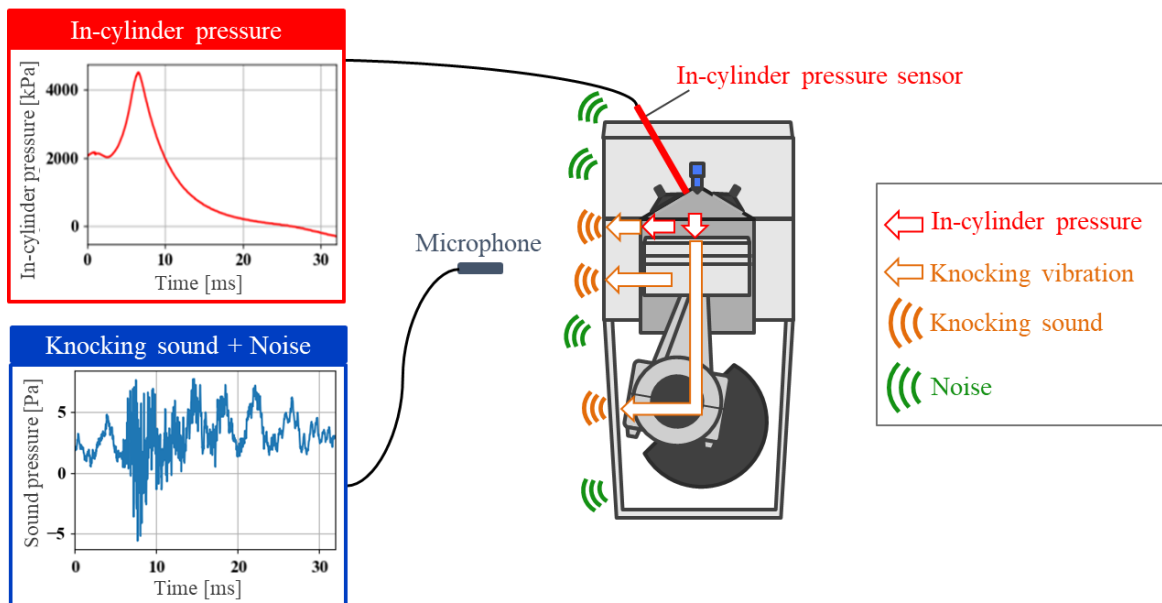


Fig. 1.1 Relationship between in-cylinder pressure, knocking vibration and knocking sound

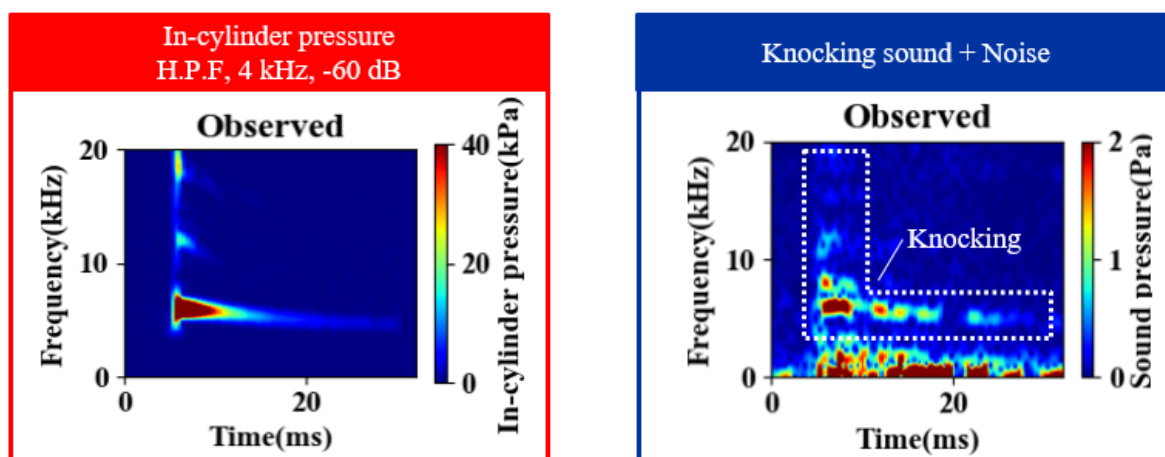


Fig. 1.2 Amplitude spectrogram of cylinder pressure (High-pass filtered) and knocking sound

1.3 ノッキング強度

本論文ではエキスパートが聴感による官能評価でノッキング音を評価する場合の指標をノッキング強度と呼ぶ。Fig. 1.3 はエンジンベンチにおけるノッキング強度評価の模式図である。エンジンベンチでエンジン近傍にマイクロホンを設置し、操作室にいるエキスパートがリアルタイムにノッキング強度を評価する。マイクロホンはアンプにつながっており、音量を自由に調整することができる。特に、回転速度によってエンジン放射音の大きさが大きく変化するため、運転条件を変えた際に音量を調整する。また、グラフィックイコライザを利用してノッキングの周波数以下の周波数帯を低減させた音を受聴する場合もある。エキスパートは聴感でエンジン放射音のなかからノッキング音を聴き分け、ノッキング強度の評価を行っている。

ノッキング強度は、ノッキング音の大きさと発生頻度からなる指標であり、ノッキングが発生しない状態を表す None から Trace, Light, Heavy の 4 段階で評価されることが多い（メーカーによってはさらに細分化されている場合もある）。点火時期適合では、“Trace 状態は許容し、それ以上は点火時期を遅角する”といった表現で用いられる。また、各評価段階の基準は「小さいノッキング音が○秒間で△回発生したら Trace」のように説明されることがあり、発生頻度は明示されているが、ノッキング音の大きさの評価についてはエキスパートの感覚に依存している。

以上のことから、ノッキング強度を定量的に評価するためには、ノッキングの発生頻度とノッキング音の大きさをそれぞれ評価する必要があると考える。ノッキングの発生頻度は、単位時間当たりのノッキング検知回数で定義でき、これはノッキング検知技術により評価可能である。一方、ノッキング音の大きさを評価するには、ノッキング音とその他のエンジン放射音とを分別し、ノッキング音の音圧を推定する必要がある。そのため、ノッキング音の大きさの評価には高度な信号処理技術が求められる。本論文では DNN（Deep Neural Network）音源分離技術を用いてノッキング音の大きさの評価を試みた。

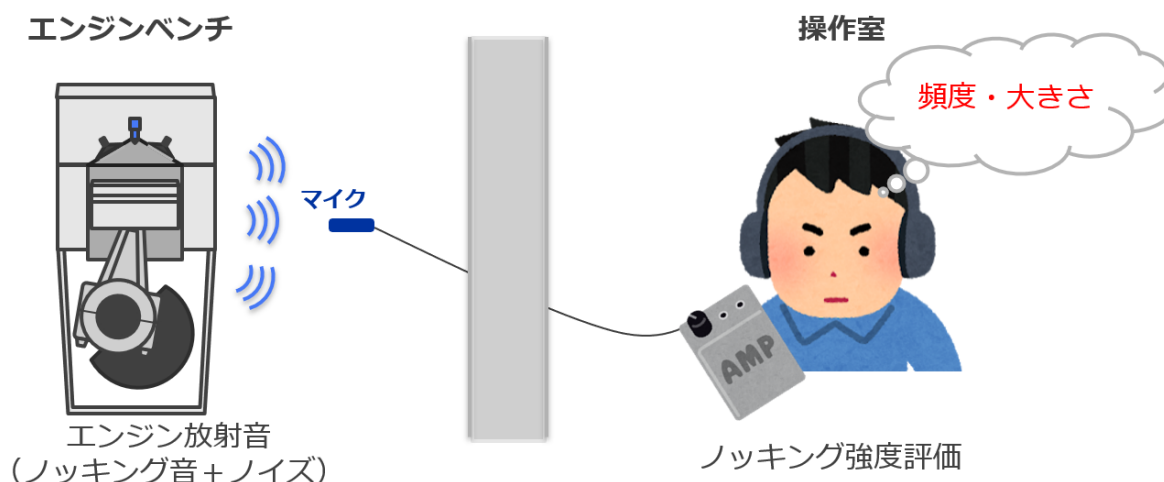


Fig. 1.3 Knock intensity evaluation on engine bench

1.4 本論文に関連する既往の研究

本節ではノッキング検知およびノッキング強度の評価手法について述べる．Fig. 1.4はノッキングの解析方法の概略図であり，前処理，ノイズ除去またはノッキング成分の抽出に加え，近年では機械学習が用いられている．Table 1.1 はノッキングの解析に用いられる物理量と手法をまとめた表である．前処理では主に周波数または時間周波数解析が用いられており，ノイズ除去またはノッキング成分の抽出ではフィルタや行列分解，モード分解が用いられる．また，機械学習手法にはクラス分類器や回帰モデル，異常検知手法が用いられている．

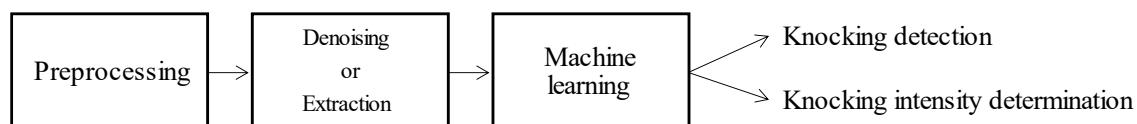


Fig. 1.4 Diagram of knocking analysis

Table 1.1 Physical quantities and methods used in knocking analysis

Physical quantity	Preprocessing	Denoising or Extraction	Machine learning
In-cylinder pressure	-	Hi-pass or Band-pass filter ^[10] PCA ^[11]	Logistic regression ^[11] Fully-connected DNN ^[12] CNN ^[13, 14]
Vibration acceleration	STFT ^[15, 16] WT, DWT ^[17-19]	SVD ^[20] EMD ^[18] VMD ^[19, 21, 22] wavelet-denoising ^[18]	OC-SVM ^[15] , CNN ^[15] ,
Sound pressure	MFCC ^[23, 24]	-	Gentle adaptive boosting ^[23] Ensemble learning ^[24]

1.4.1 筒内圧を用いた手法

ノッキングの検知に最も有効な手法はシリンダーヘッドに圧力センサを挿入して計測した筒内圧を解析する方法である。筒内圧を直接計測することから SN 比が高く、外乱の影響を受けにくい。筒内圧に重畳したノッキング成分の解析にはハイパスフィルタ処理を用いる。Fig. 1.5 はノッキングが発生したサイクルの筒内信号にハイパスフィルタ処理して筒内圧に重畳したノッキング成分（以下、ノッキング筒内圧と表記）を可視化した結果である。ノッキングノッキングが発生した時のシリンダー内で観測されるノッキング筒内圧は、急激な圧力上昇の後に減衰しながら振動する。ノッキングを検知するためには、燃焼行程区間のノッキング筒内圧の両振幅または片振幅や実効値を算出し、あらかじめ設定した閾値と比較する。同様に、ノッキングの強度評価についても上記の特徴量を用いることができる。

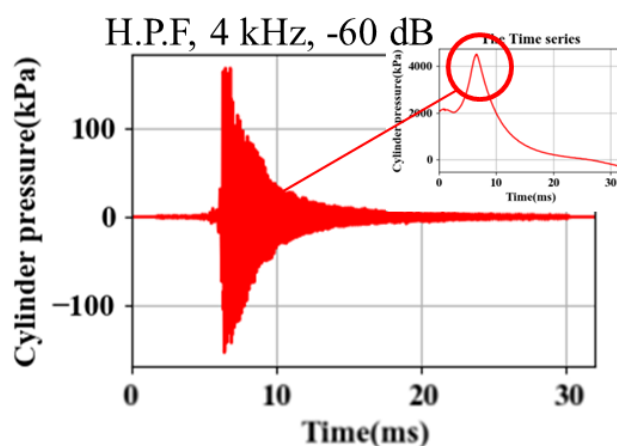


Fig. 1.5 Knocking in-cylinder pressure

森田ら^[10]は筒内圧にバンドパスフィルタを適用し、その最大値をノックインテンシティと定義し、ノッキングの定量化を試みている。ノックインテンシティに対して聴感と相関が取れるように、回転速度別にノッキングの判定レベルを設定することで、聴感に対応して判定結果が得られている。近年で更なる高精度化を目的とし、機械学習を用いたアプローチも検討されている。Panzani ら^[11]はバンドパスフィルタの代わりに、主成分分析を用いる方法を提案している。筒内圧の主成分から再構築した筒内圧信号が典型的な筒内圧の形状となることを利用し、元の筒内圧信号との差をとることでノッキング成分を分離する。最終的にはロジスティック回帰分類によってノッキングの有無を判定する。近年では DNN を用いたノッキングの解析手法が提案されている。Cho ら^[12]は、筒内圧データを入力としてノッキングの発生タイミング（クランク角度）を推定する DNN を提案しており、Par ら^[14]によって DNN の汎化性能を高める手法が提案されている。また、Andreas ら^[13]は 1 次元畳み込みニューラルネットワークを用いたクラス分類によってノッキングの有無や強度の推定を試みている。

しかしながら、筒内圧計測にはいくつかの懸念点が存在する。例えば、筒内圧センサの設置にはエンジンへの加工が必要であり、その加工精度によって筒内圧信号にノイズが重畳するリスクがある。加工が必要な点については、設置が容易な点火プラグ一体型の筒内圧センサを使用することである程度緩和できるが、センサの設置位置が観測されるノッキングの周波数成分に影響を

及ぼす可能性がある。特に燃焼室の中心にセンサを設置すると、主要なノッキング振動モードに対する感度が低下する可能性が示唆されている^[25]。さらに、ノッキング強度評価には気筒の数だけセンサが必要であり、筒内圧センサは高压にさらされるため消耗が激しいという問題もある。これらの理由から、他の計測方法と比較してコストが高くなる。

また、筒内圧によるノッキング強度の評価は、エキスパートによる官能評価との対応をとるのが難しいと考えられる。これは、筒内圧でノッキングの特徴が観測されたとしても、それが実際にノッキング音として聴こえるとは限らないためである。具体的には、エキスパートが聴いているノッキング音の大きさはその他エンジン放射音との相対評価になると想定される。聴覚のマスキング効果により、エンジン放射音が小さなノッキング音を覆い隠す可能性がある。そのため、特定のエンジンでノッキングの判定レベルを調整し、聴感との対応をとることは可能である^[10]が、異なるエンジンに適用する際には再調整が必要になる可能性がある。

1.4.2 エンジン振動を用いた手法

実車のエンジン制御システムでは、ノックセンサと呼ばれる加速度センサが用いて、エンジンブロック振動からノッキングを検知し、点火時期を制御する手法が実用化されている。ノックセンサは筒内圧センサと比べて安価で耐久性に優れている。しかし、この手法には、吸排気バルブの着座や他の稼働部品の振動、高回転速度領域におけるエンジン振動などによって SN 比が低下するという問題がある。そのため、振動加速度信号を直接ノッキング検知に使用することは難しく、ノッキングの信号を効果的に分離または抽出する信号処理技術が必要となる。

従来研究では、メカニカルノイズの影響を低減するために、筒内圧解析区間を狭範囲化して周波数解析を行い、特定の周波数に着目し、ノッキングがない場合との比較によってノッキングを検知する手法^[26]が提案されている。秋元ら^[16]は、時間周波数領域におけるノッキング振動の特徴に着目し、ノッキングとメカニカルノイズの時間周波数的特徴を学習し、エンジン振動からノッキング特徴を抽出することで検出精度を高める手法を提案している。Bi ら^[18, 22, 27]は、ウェーブレット変換を用いたノイズ除去と経験的モード分解（EMD : Empirical Mode Decomposition）法や、再帰的な変分的モード分解（VMD : Variational Mode Decomposition）によってノッキングの成分を抽出する手法を提案している。Aramburu ら^[15]は、振動加速度から STFT で算出した時間周波数特徴を入力とし、OC-SVM（One-Class Support Vector Machine）を用いた外れ値検知や、CNN（Convolutional Neural Networks）を用いた分類器によってノッキングを検知する方法を提案している。

エンジン振動の計測は筒内圧の計測にくらべコストが低いため、エンジン制御におけるノッキング検知手段としては最も広く用いられている。しかしながら、ノッキング強度評価の観点では、エキスパートが聴いているノッキング音と物理量がことなるため、官能評価との対応が取りにくいと考えられる。

1.4.3 エンジン放射音を用いた手法

マイクロホンで計測したエンジン放射音を用いる手法は、筒内圧センサと比較して安価であり、非接触計測（エンジン表面への固定や構造の変更が必要ない）が可能のため導入コストが低い。また、点火時期適合において、エキスパートが音でノッキング強度を評価していることから、同じ物理量を解析していることから、エキスパートの官能評価との対応が付けがしやすいと期待さ

れる．しかし、音は燃料噴射や吸排気バルブの開閉音、補器の動作音などの周辺環境の影響を受けやすく、評価が難しいとされている^[18]．

Mittal ら^[28]の研究によると、筒内圧とエンジン放射音を同時計測することにより、エンジン放射音の特定の周波数帯域にノッキングの特徴が観測され、ノッキングの開始時および大きなノッキング発生時には、筒内圧と音圧はよく相関していた．また、太古ら^[24]は、マイクロホンで計測したエンジン放射音から複数の特徴量を算出し、機械学習モデルによって直接ノッキング強度を推定する手法を提案している．Kim ら^[23]は、エンジン放射音から MFCC (Mel-Frequency Cepstrum Coefficients) を算出しジェントル適応ブースティング (Gentle adaptive boosting) を用いてノッキング音の有無を判定する方法を提案している．

ノッキング音の解析に関する従来研究は他の物理量に比べて非常に少なく、特に主要な問題であるノイズへの対処については十分な検討がなされていないと考える．もし、ノッキング音の検知および強度評価が可能な手法を開発することができれば、その手法は非常に高い耐ノイズ性能を有するため、他の物理量の解析にも有効なことが期待できる．

1.4.4 筒内圧とエンジン放射音を用いた手法

ここでは、筒内圧とエンジン放射音を用いた燃焼騒音の解析手法について述べる．1.2 節で述べた通り、ノッキング音は燃焼騒音の一種であるため、燃焼騒音の解析手法を応用できると考えられる．燃焼騒音は、同時計測した筒内圧とエンジン放射音から推定することが可能である^[29, 30]．筒内圧と燃焼騒音との間に線形時不変の関係を仮定すると、燃焼騒音とメカニカルノイズは下式で表せる．

$$spc = \sum_{k=1}^N h_k * cp_k \quad \text{Eq. 1.2}$$

$$spm = sp - spc \quad \text{Eq. 1.3}$$

ここで、 spc と cp_k は燃焼騒音と筒内圧の時系列信号であり、 h_k は k 番目の気筒から観測点までの伝達特性を表す． spm と sp はメカニカルノイズとエンジン放射音の時系列信号である．これらの式に基づき、マイクロホンと筒内圧センサを用いて、筒内圧信号とエンジン放射音を同時計測し、伝達特性 h_k を求めることにより、 k 番目の気筒に起因する燃焼騒音を推定できる．

同様に、ノッキング筒内圧とノッキング音との間に線形時不変の関係を仮定すると、点火時期適合中に全ての気筒の筒内圧を計測することで、筒内圧からノッキング音を推定し、ノッキング音の検知とその大きさの評価が可能になる．

1.5 本論文の目的と貢献

本論文の目的は、マイクロホンで観測したエンジン放射音を解析し、エキスパートに代わってノッキング強度を評価する手法を開発することである。エキスパートが聴いているのはノッキング音であり、ノッキング強度の対応付けと車室内の静粛性評価の観点から、評価に用いる物理量は音とする。また、ノッキング強度はノッキング音の発生頻度と大きさをもとに評価されていることから、それぞれの評価方法について検討した。本論文の貢献は下記の通りである。

- ① ノッキング音検知によるノッキング音の発生頻度を評価する方法の確立（2章および3章）
- ② ノッキング音分離によるノッキング音の大きさを評価する方法の確立（4章から7章）

これらの貢献は、エンジン放射音に含まれるノイズを考慮してノッキング音の検知およびその大きさを評価するものである。特にノッキング音の特徴を DNN で分離する手法は、これまで検討されていない新しいアプローチである（Table 1.1 参照）。

①の手法（バースペクトル解析と確率モデルを用いたノッキング音検知手法）は、ノッキングが発生していないデータのみで学習が可能で、幅広いエンジンに即時適用が可能である。②の手法（DNN を用いたエンジン放射音からのノッキング音分離手法）はノッキングの検知に加えて大きさの評価も可能である。しかし、この手法の学習にはノッキングを含むデータが必要であり、幅広いエンジンに適用可能な DNN を作成するためには、データ収集のコストが課題となる。そこで、限られた学習データを用いて新規エンジン等の学習データに含まれないエンジンに適用するための方法と、学習データの収集コストを下げるための教師なし学習法を確立した。

本論文では DNN をノッキング解析に用いる際、ノッキング強度を直接推定することは避けた。これは 1.3 節で述べたように、ノッキング強度がエキスパートの官能で評価される性質上、現場によって評価基準が変わるためである。したがって、物理現象として捉えられるノッキングの信号を DNN で分離し、ノッキング強度を表す指標を算出する方針とした。また、DNN でノッキング強度を直接推定する場合、その判断根拠を説明することは困難であると考ええる。一方で、本論文のように DNN がノッキング音の分離のみを担う場合、分離結果を参照することで分離に失敗したノッキング音の特徴を説明できる。さらに、その特徴を模擬したデータを学習データに加えて再訓練することで DNN を改善できると考える。

1.6 本論文の構成

本論文の構成は Fig. 1.6 と以下のとおりである。

第1章 緒論

第1章では、世界的なカーボンニュートラル推進を背景として、乗用車普及の地域性の観点から、依然としてガソリンエンジンの高効率化が要求されていることを述べた。エンジンの効率を向上させるためには、入念な点火時期適合が必要であり、点火時期適合を効率的に行うためにはエキスパートによるノッキング強度評価の自動化が必要であることを述べた。また、ガソリンエンジンにおけるノッキング強度評価に焦点を当て、筒内圧、エンジン振動、エンジン放射音における関連研究について説明し、本論文の目的を明確にした。

第2章 バイスpekトル解析と確率モデルを用いたノッキング音検知手法

第2章では、ノッキング音を検知することを目的とし、マイクロホンによって計測したエンジン放射音からノッキング音を検知する手法を提案する。また、ノッキング検知結果からノッキングの発生頻度を基としたノッキング強度を評価する指標を構築し、エキスパートが評価したノッキング強度と比較することで妥当性を検証する。

第3章 更新型ノッキング音検知手法

第3章では、運転条件の遷移に伴うエンジン放射音の変化に追従するため、第2章で提案した手法を基に確率モデルの逐次更新を導入する。検証では負荷遷移によるエンジン放射音の変化に焦点をあて、逐次更新によって誤検知が改善されることを確認する。

第4章 DNNを用いたノッキング筒内圧の推定手法 (EKCP)

第4章からはDNNを用いることによって、ノッキング検知に加え、ノッキングの大きさを評価する手法について述べる。本章ではDNNによりエンジン放射音からノッキング筒内圧を推定し、ノッキングを検知する方法であるEKCP (Estimation Method of Knocking Components Superimposed on Cylinder Pressure from Engine Radiated Noise Using Deep Neural Network) を提案する。EKCPは同時計測したエンジン放射音とノッキング筒内圧のペアデータを用いて訓練したDNNを用いて、エンジン放射音からノッキング音の一部を分離し、分離したノッキング音からノッキング筒内圧を推定するものである。EKCPはこれ以降の章で提案する手法の基となっている。検証では、ノッキング筒内圧の観測値と推定値を比較し、推定結果の妥当性とノッキング検知が可能かを検討する。

第5章 DNNを用いたノッキング音分離手法 (KSS)

第5章からはノッキング音の大きさを評価するためのノッキング音分離手法について検討する。はじめに、ノッキング音の分離度合いを評価するためにコヒーレンス関数を導入し、EKCPがノッキング音の一部しか分離できていないことを明らかにする。次に、EKCPを改良しノッキング音分離に特化させたKSS (Knocking Sound Separation Method from Engine Radiated Noise Using DNN)

を提案する．そして，その分離結果を用いてノッキング音の大きさを評価する指標を検討する．

第6章 ノッキング音分離 DNN の汎化性能向上 (IKSS)

第6章では，学習データの無い新規エンジンのノッキング音の大きさを評価することを目的とし，DNN の学習データに含まれないエンジンのノッキング音を分離する IKSS (Improved Generalization KSS) を提案する．IKSS では“KSS による複数エンジンの分離結果”を学習データとし，1つのDNNを訓練する．検証では，学習データにふくまれないエンジンについて分離結果を評価し，学習データの無い新規エンジンの点火時期適合に IKSS を適用できる可能性を示す．

第7章 教師なし学習によるノッキング音分離手法 (U-IKSS)

学習データに含まれないエンジンにおけるノッキング音分離 DNN の性能は，学習データが多いほど高まると推測される．そこで第7章では，筒内圧計測を省き学習データ収集を容易にすることを目的とし，訓練に筒内圧を用いない U-IKSS (Unsupervised IKSS) を提案する．1.4.1 で述べたとおり，筒内圧計測には高価な筒内圧センサと専門知識およびエンジンの加工が必要なため，データ収集のハードルが高い．一方，エンジン放射音はセンサが比較的安価であり設置も容易なためデータ収集のハードルが低い．U-IKSS はエンジン放射音のみでノッキング音分離 DNN を訓練する手法であり，データ収集コストが低いことから，将来的に多量の学習データを用いた DNN の訓練が可能となる．検証では，U-IKSS と（訓練に筒内圧を用いる）IKSS の分離結果を比較し，U-IKSS によって IKSS と概ね同じ結果を得られることを示す．

第8章 結論

第8章では，第2～7章で得られた結果および知見について述べる．

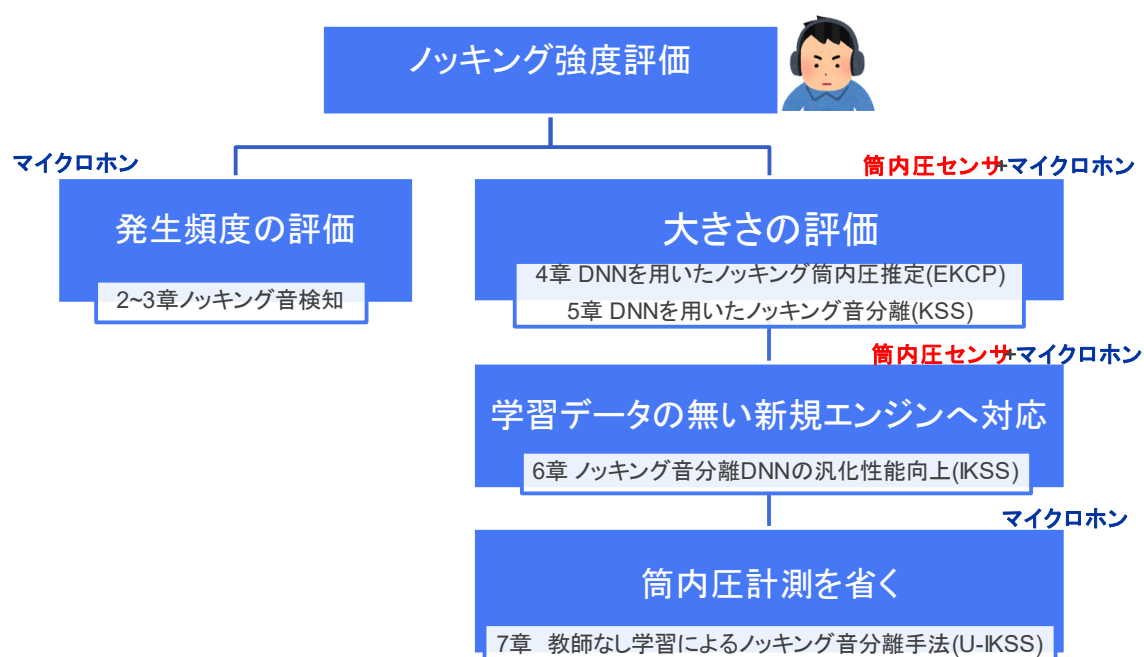


Fig. 1.6 Summary chart of this paper

第2章 バイスpekトル解析と確率モデルを用いたノッキング音検知手法

2.1 緒言

自動車用エンジンには、エンジンブロックの振動信号からノッキングを検知するセンサが搭載されている。従来研究では、筒内圧解析区間を狭範囲化して周波数解析を行い、特定の周波数に着目し、ノッキングが無い場合の強度との比較によりノッキングを判定する手法^[31]や、時間周波数解析で得られたノッキングの特徴を学習し検出精度を高める手法^[16]がある。しかし、音は

しかし、音は振動よりも燃料噴射や吸排気バルブの開閉音、補器の動作音等の周辺環境の影響を受けやすく手法が確立されていない。そこで本章では、マイクロホンで採取した音信号からノッキングを検知しノッキング強度を判定するシステムを検討した。

Fig. 2.1 は 1000 r/min と 5000 r/min におけるノッキングが発生していない正常なサイクルと、ノッキングが発生しているサイクルの TDC (Top Dead Center) 付近のエンジン放射音をウェーブレット解析した結果である。上段は 1000 r/min の結果であり、正常なサイクルとノッキングが発生しているサイクルを比較すると、約 20～40 ms の 6 kHz と 10～25 kHz 帯に音圧の上昇が確認でき、これがノッキング音と考える。一方、下段の 5000 r/min では、正常なサイクルとノッキングが発生しているサイクルで音圧の差がみられるが、その差がノッキング音かサイクル間のばらつきなのか判断が難しい。以上の比較から、ノッキング音を検知するためには、ノッキング音の特徴を上手くとらえることと、サイクル間のばらつきを考慮しながらノッキングが発生していないサイクルのエンジン放射音とノッキングが発生しているサイクルの比較をする必要がある。そこで本章では、バイスペクトル解析と、統計モデルを用いたノッキング音の検知手法を提案する。

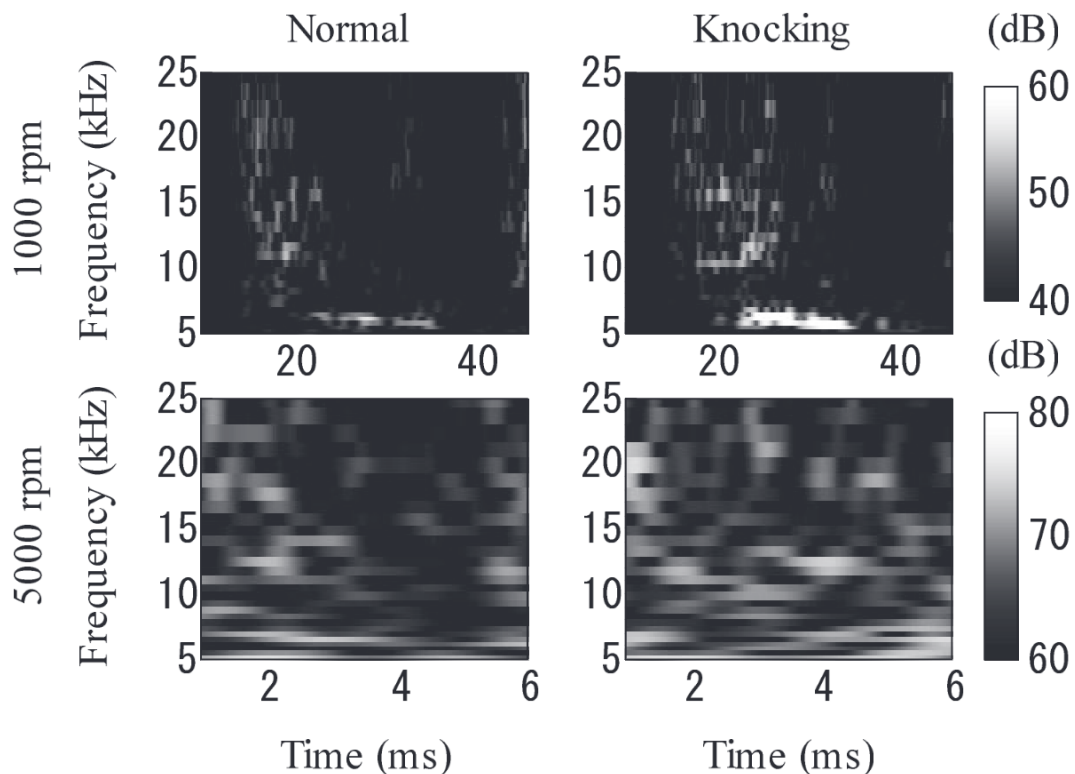


Fig. 2.1 Difference of sound spectrum between normal combustion and knocking as 1000 and 5000 r/min

2.2 手法

提案する手法は、音信号の切り出し、バースペクトルによる周波数成分の分析、統計モデルを用いたはずれ値検知の3つの要素からなる。

2.2.1 音信号の切り出し

ノッキングは圧縮行程の TDC 付近から膨張行程前半で発生しやすいことから、音信号を切り出すことで解析範囲を限定する。これは吸排気系の開閉音などのノイズの影響を抑制するためである。この時、エンジンブロックから音が放射音してからマイクロホンに到達するまでの伝播遅延を考慮して切り出しを行う。およその伝播遅延時間は音速と距離から求められる。厳密なノッキングの発生源を決めるのは難しいため、ここでは各気筒外殻のエンジンブロックからの距離を使用した。伝播遅延時間は以下の式で算出する。

$$d = \frac{l}{c} \quad \text{Eq. 2.1}$$

ここで d は遅延時間[s]、 l は距離[m]、 T は温度[K]である。 c は音速[m/s]であり、 $c = 331.5 + 0.61T$ とする。Fig. 2.2 は 5000 r/min でノッキングが発生したサイクルの TDC 付近を切り出した例であり、筒内圧とカットオフ周波数 5 kHz でハイパスフィルタ処理したエンジン放射音を重ね書きした。筒内圧のピークからノッキングは約 2.2 ms で発生しており、ハイパスフィルタ処理したエンジン放射音のピークが約 3 ms であることから、伝播遅延は 0.8 ms 程度と推定される。図中の破線の四角は補正前の切り出し範囲を表し、実線の四角は補正後の切り出し範囲である。補正前はノッキング音のピークが切り出し範囲の端になってしまい、ノッキングの一部しか切り出せてない可能性がある。補正後は切り出し範囲のほぼ中央にノッキング音のピークがあり適切に切り出せている。

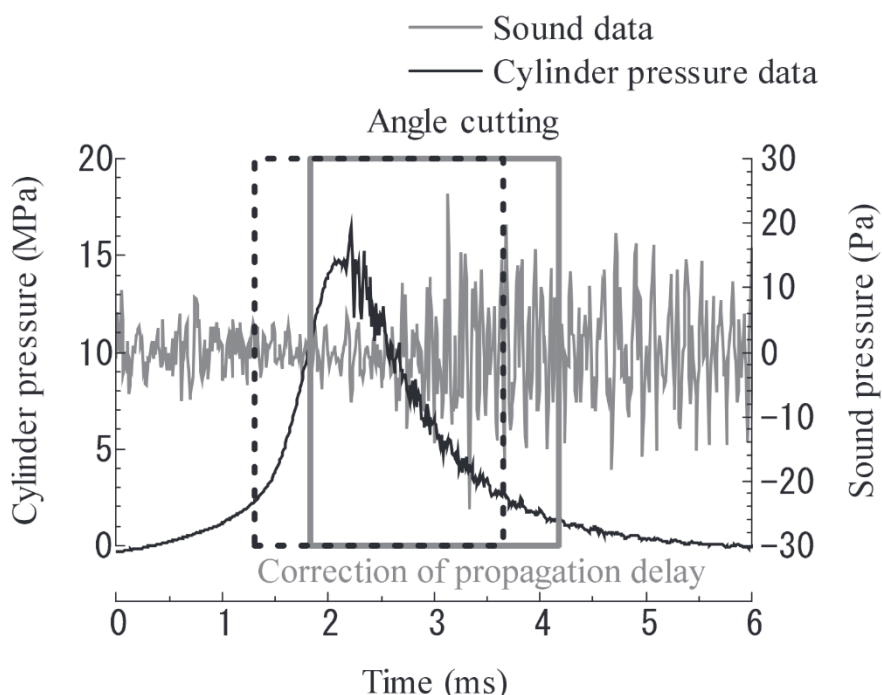


Fig. 2.2 Correction of sound propagation delay

2.2.2 バイスペクトル解析

バイスペクトル^[32]とは、フーリエスペクトルの三次積表現（三次相関関数の二重フーリエ変換）である。この解析方法は、基本周波数と二次・三次波の従属関係を把握することができる。周波数 f_1 と f_2 のバイスペクトルは下式で表される。

$$Bs(f_1, f_2) = X(f_1)X(f_2)X^*(f_1 + f_2) \quad \text{Eq. 2.2}$$

ここで、 $X(f)$ は周波数 f のフーリエスペクトルであり、 $X^*(f)$ は周波数 f のフーリエスペクトルの複素共役を表す。特に $f_1 = f_2$ となるバイスペクトルの周波数成分は、基本周波数と二次周波数の従属関係を表す。Fig. 2.3はノッキングが発生しているサイクルとノッキングが発生していないサイクルの振幅スペクトルとバイスペクトル($f_1 = f_2$)を比較した図である。上図の振幅スペクトルに着目すると、ノッキングが発生しているサイクルでは Draper の式^[33]における (2,0)モードの周波数に相当する 11 kHz 付近とその 2 倍の 22 kHz 付近にピークがある。ノッキングが発生していないサイクルの振幅スペクトルと比較すると振幅の差は 2 Pa 程度である。一方、下図のバイスペクトルでは、ノッキングが発生しているサイクルは 11 kHz 付近に大きなピークがあり、ノッキングがないサイクルと比べてレベルが非常に大きい。このように、ノッキング発生時には振動モードとその倍数の周波数の振幅が大きくなることから、二つの周波数に着目する $f_1 = f_2$ のバイスペクトルによってノッキングの特徴を強調できることが分かった。

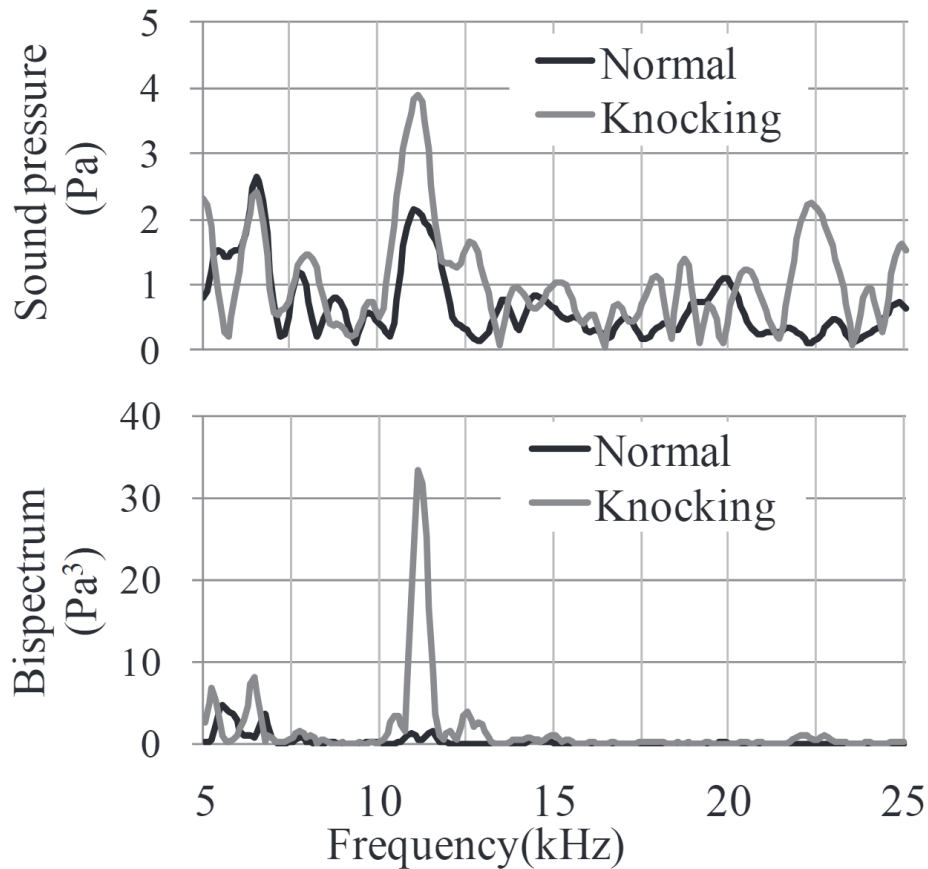


Fig. 2.3 Comparison between spectrum and bispectrum at normal combustion and knocking

2.2.3 確率モデルを用いたノッキング検知手法

本手法では、サイクル間のばらつきを考慮しながらノッキングが発生していないサイクルのエンジン放射音とノッキングが発生しているサイクルのエンジン放射音を比較する方法として、確率モデルを用いたはずれ値検知手法を用いる^[34]。確率モデルにはいくつか種類があるが、バイスペクトルは多次元データであることから多次元正規分布を用いる。下式は多次元正規分布の確率密度関数である。

$$f(\mathbf{x}|\boldsymbol{\mu}, \boldsymbol{\Sigma}) = \frac{1}{\sqrt{(2\pi)^k |\boldsymbol{\Sigma}|}} \exp \left[-\frac{1}{2} (\mathbf{x} - \boldsymbol{\mu})^T \boldsymbol{\Sigma}^{-1} (\mathbf{x} - \boldsymbol{\mu}) \right] \quad \text{Eq. 2.3}$$

ここで、 $\mathbf{x} \in \mathbb{R}^{k \times 1}$ はバイスペクトルの配列であり、 k は配列の次元を表す。 $\boldsymbol{\mu} \in \mathbb{R}^{k \times 1}$ と $\boldsymbol{\Sigma} \in \mathbb{R}^{k \times k}$ はノッキングが発生していないサイクルのバイスペクトルの平均値と分散共分散行列であり、 $|\boldsymbol{\Sigma}|$ は分散共分散行列 $\boldsymbol{\Sigma}$ の行列式を表す。分散共分散行列 $\boldsymbol{\Sigma}$ はバイスペクトルの周波数成分間の相関関係とサイクル間のばらつきと表現している。ノッキングが発生していないサイクルのバイスペクトルを $\mathbf{x}_n \in \mathbb{R}^{k \times 1}$ とすると、平均と分散共分散行列は下記の式で求められる。

$$\boldsymbol{\mu} = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N \mathbf{x}_n \quad \text{Eq. 2.4}$$

$$\boldsymbol{\Sigma} = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N (\mathbf{x}_n - \boldsymbol{\mu})(\mathbf{x}_n - \boldsymbol{\mu})^T \quad \text{Eq. 2.5}$$

多次元正規分布に対するデータのはずれ度合いは、確率密度関数の対数を取り正負反転させた対数損失で表す。

$$-\log f(\mathbf{x}|\boldsymbol{\mu}, \boldsymbol{\Sigma}) = -\frac{1}{2} [\log |\boldsymbol{\Sigma}| + (\mathbf{x} - \boldsymbol{\mu})^T \boldsymbol{\Sigma}^{-1} (\mathbf{x} - \boldsymbol{\mu}) + k \log(2\pi)] \quad \text{Eq. 2.6}$$

ここで、対数損失の定数倍と定数項 $k \log(2\pi)$ を省略して下記のように異常度 L を定義する。

$$L = \log |\boldsymbol{\Sigma}| + (\mathbf{x} - \boldsymbol{\mu})^T \boldsymbol{\Sigma}^{-1} (\mathbf{x} - \boldsymbol{\mu}) \quad \text{Eq. 2.7}$$

以上のように、異常度 L により多次元正規分布に対するデータのはずれ度合いを評価することにより、サイクル間のばらつきを考慮しながらノッキングが発生していないサイクルのエンジン放射音とノッキングが発生しているサイクルのエンジン放射音を比較できると考える。

点火時期以外の運転条件を固定した定常条件におけるノッキング検知手法は確率モデルの推定と対数損失の算出の2段階に分かれている。

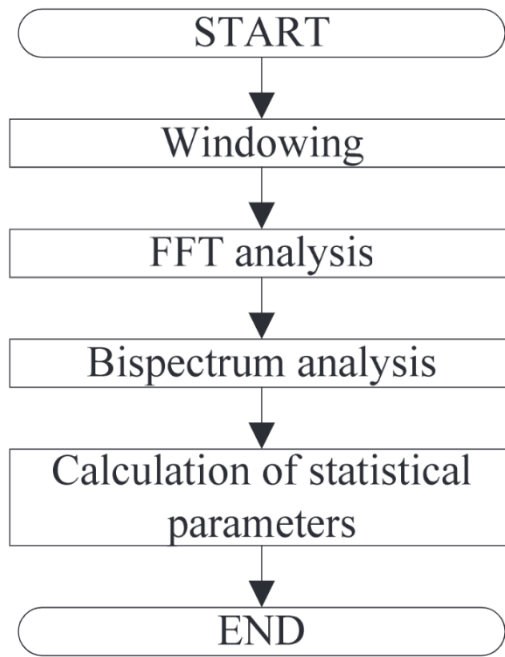


Fig. 2.4 Calculation flow for statistical parameters

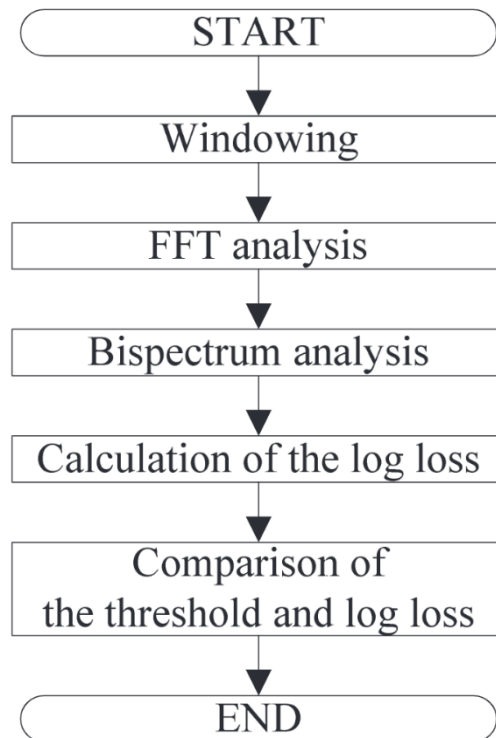


Fig. 2.5 Calculation flow for log loss (knocking feature values)

Fig. 2.4は確率モデルのパラメータ算出手順を表した図である。初めに、事前に採取したノッキングが発生していないサイクルの音信号に窓関数をかけフーリエ変換によりフーリエスペクトルを求める。次にフーリエスペクトルからバイスペクトルを求め、確率モデルのパラメータを推定する。多次元正規分布の場合、パラメータは平均値のベクトルと分散共分散行列である。Fig. 2.5は異常度の算出方法である。初めに確率モデルのパラメータ算出手順と同様の順で判定対象のサイクルの音信号からバイスペクトルを算出する。次に、バイスペクトルと確率モデルのパラメータからEq. 2.7によって異常度を求める。異常度はバイスペクトルが確率モデルから逸脱するほど大きな値をとる。最後に、異常度と事前に設定した閾値とを比較し、閾値を超えている場合はノッキングが発生しているとする。なお、使用するバイスペクトルの周波数帯は音速 1000 m/s として Draper の式 Eq. 1.1 から求めたモード周波数±1000 Hz とし、各モードで独立に確率モデルのパラメータ推定と異常度の計算を行い、いずれかのモードで事前に決定した閾値を超えた場合にノッキングと判定するか、各モードの異常度の総和(Eq. 2.8)を代表値として閾値と比較してノッキングの有無を判定する。

$$L_{\text{sum}} = \sum_{i=1}^m \log|\Sigma_i| + (x_i - \mu_i)^T \Sigma_i^{-1} (x_i - \mu_i) = \sum_{i=1}^m L_i \quad \text{Eq. 2.8}$$

Fig. 2.6はEq. 2.8を使い音信号から算出した異常度と閾値である。データは5000 r/minで定常運転をし、点火時期をノッキングなしの状態からノッキング強度 Light になるまで進めたものである。音信号の解析範囲は気筒側面に圧力センサを埋め込んだ気筒の約-10~80 ATDC とし、マイクロホンとシリンダーとの距離約 0.2 m 分の伝播遅延補正をして切り出した。点火時期が進むにつれて閾値よりも高い異常度を持つサイクルが増えており、ノッキングの検知ができていることが分かる。また、Eq. 2.7は音信号から求めた異常度と、同手法によってシリンダーヘッドに埋め込んだ圧力センサで採取した筒内圧信号から算出した異常度の散布図である。プロットが右上がりの傾向を示していることから、この手法を用いることで S/N が悪い音信号からでもノッキングの検知が可能であることが分かる。

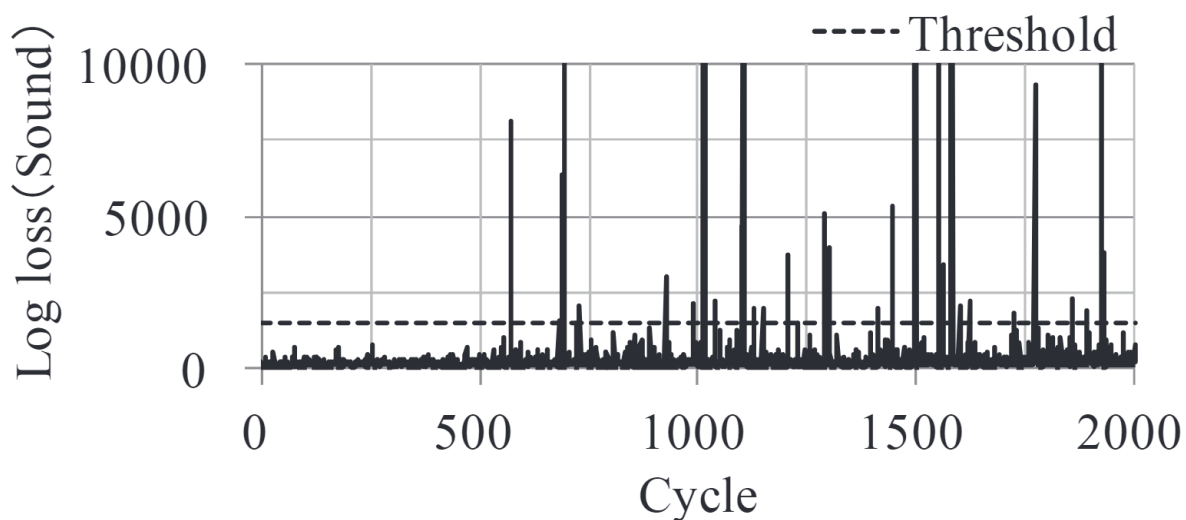


Fig. 2.6 Log loss of sound data and threshold at 5000 r/min

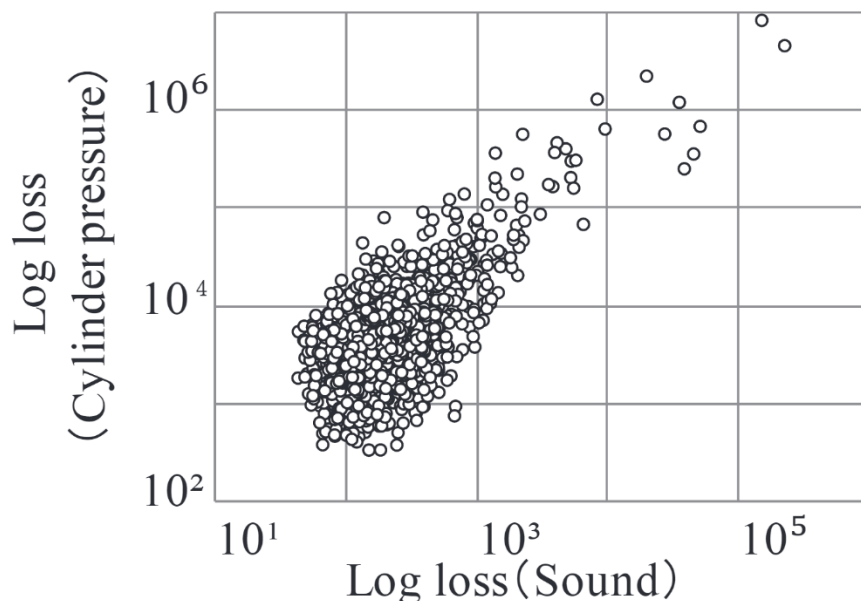


Fig. 2.7 Correspondence of log loss that calculated from sound
with cylinder pressure at 5000 r/min

2.2.4 検知頻度を基にしたノッキング強度の定量化

ノッキング強度を定量化するためにノッキングの検知結果を基にした指標を導入する。ノッキングの頻度を表す指標として、ノッキングの検知数を計測したサイクル数で除算したノッキング発生率が考えられる。しかし、回転速度によって一定時間に発生するノッキングの回数が異なるため人間の聴感と合わないと考えられる。そこで、ノッキング検知回数を計測時間で正規化することで聴感を模した指標を作成した。以降、この指標をノッキング指標と呼ぶ。

2.3 検証

定常運転での点火時期適合を想定し、マイクロホンを用いたノッキング検知手法とノッキング指標を用いて1つのマイクロホンで4つの気筒のノッキングの検知及び、ノッキング強度を判定するシステムを構築し検証を行った。

2.3.1 ノッキング検知システムの構成

Fig. 2.8 はシステム全体構成である。バイスペクトルを算出するために40 kHzまでの広い周波数帯域で感度を持つマイクロホンと、処理角度範囲切り出し用にクランク角度センサを取り付けた。また、リファレンスデータ採取用に点火プラグと一体型の筒内圧センサを設置した。

2.3.2 検証方法

エンジンベンチにて、ガソリンエンジンを用いてノッキング検知システムのノッキング検知システムのノッキング検知及びノッキング強度判定能力を評価した。収録時のベンチ操作とノッキング強度の判定は大手自動車メーカーに所属する熟練したエキスパートが行った。使用したガソリンエンジンの諸元と実験条件はTable 2.1とTable 2.2のとおりである。回転速度は1000 6000 r/minの1000 r/min刻みの6条件、負荷はWOTとした。ノッキング強度はNone, Trace, Light, Heavyの4パターンとした計24条件で、各300サイクルである。マイクロホンは2, 3番気筒中央の正面0.15 m付近に設置した。

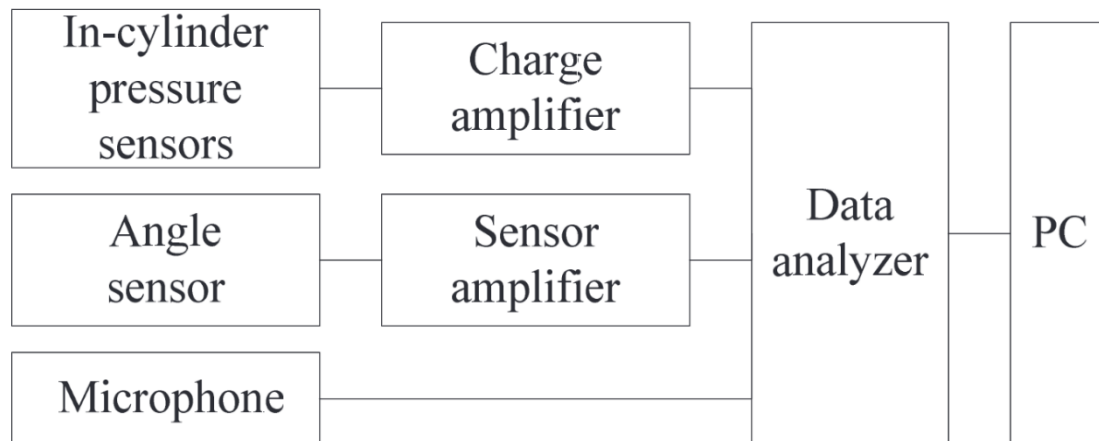


Fig. 2.8 Schematic diagram of the knocking detection system

Table 2.1 Specification of tested gasoline engine

Total displacement	2.4 L
Cylinder configuration	In-line 4-cylinder
Bore	87 mm
Fuel injection system	Direct injection

Table 2.2 Test conditions for verification data

Engine rotational speed	1000, 2000, 3000, 4000, 5000, 6000 r/min
Knocking intensity	None, Trace, Light, Heavy

2.3.3 検証結果

1 本のマイクロホンで計測した音信号から 4 つの気筒のノッキングが検知可能であるかを検証する。Fig. 2.9 は 6000 r/min の音信号から算出した異常度と、圧力信号から算出した異常度の散布図である。点の色はノッキング強度を表している。ノッキング強度が高いほど強いノッキングが起きているため異常度も高くなる傾向があり、圧力信号の異常度が高いほど音の異常度も大きな値をとることが確認できる。また、Fig. 2.10 は回転速度 1000, 3000, 6000 r/min のノッキング強度 **Light** における各気筒のノッキング検知割合を示した図である。ノッキング検知割合は各気筒のノッキング検知回数を全気筒分の検知総数回数で除算した値である。圧力と音の検知結果はどの回転速度でも概ね一致している。6000 r/min のノッキング指標は 2, 3 番気筒が多く、1, 4 番気筒が少ない傾向にある。これは直列 4 気筒ガソリンエンジンの構造特性が表れており、両端の 1 と 4 番気筒は冷却水がよくまわり、中間に位置する 2 と 3 番気筒は冷えにくく、温度上昇しやすいと推測する。以上の結果から 1 本のマイクだけで 4 つの気筒のノッキング検知が可能である。

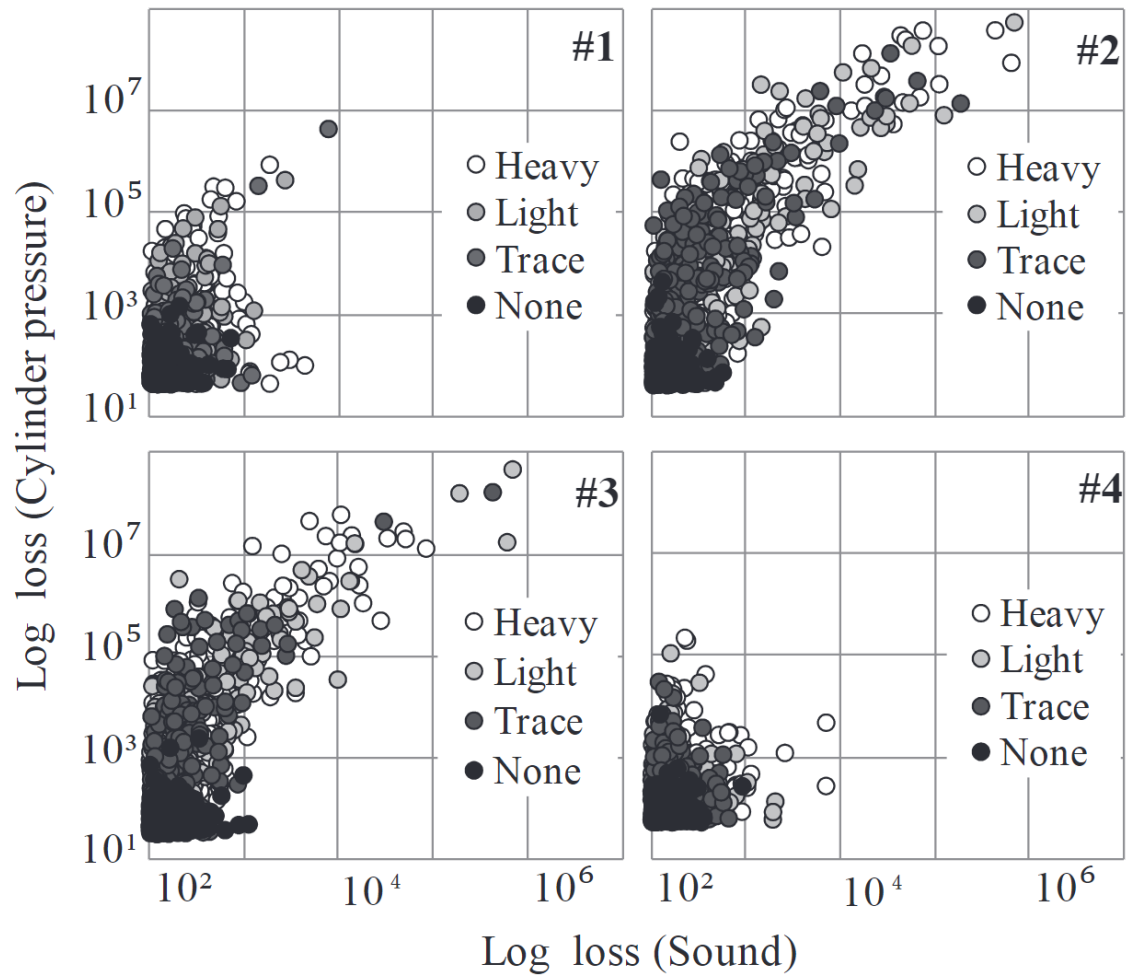


Fig. 2.9 Correspondence of log loss that calculated from sound with cylinder pressure at 6000 r/min

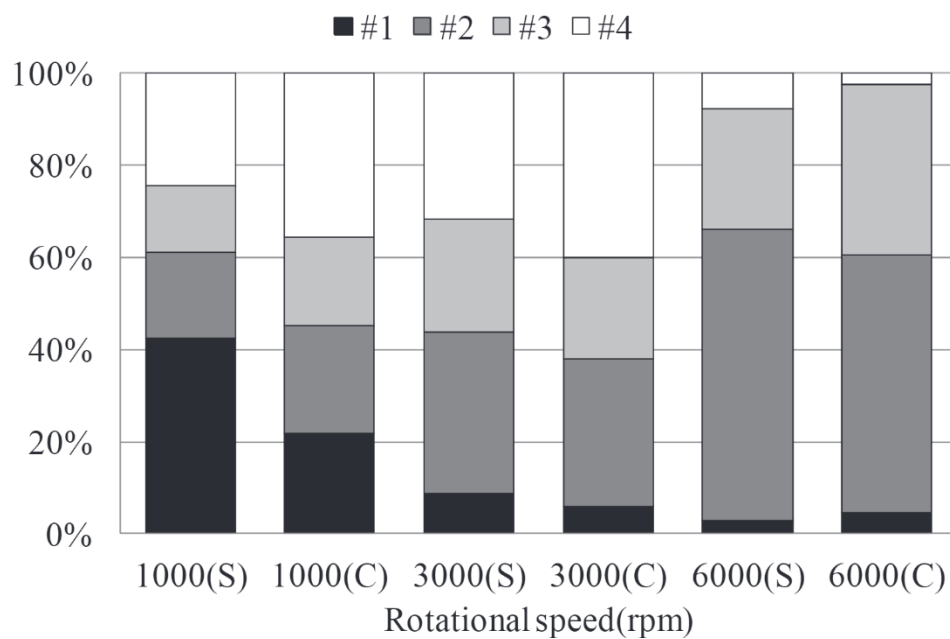


Fig. 2.10 Detection rate for each cylinder at 1000, 3000, and 6000 r/min (Knocking intensity: Light, S: Sound, C: Cylinder pressure)

ノッキング指標を用いてノッキング強度を判定できるかを検証する。Fig. 2.11 は検証データのノッキング強度とノッキング指標の関係を示した結果である。各回転速度条件でノッキング強度と共にノッキング指標が上昇していることから、各回転速度別に基準を設けることでノッキング指標を用いてノッキング強度を評価できる。また、6000 r/min 以外の条件では、ノッキング指標 1 以上 3 未満を Trace, 3 以上 12 未満を Light, 12 以上を Heavy とすれば概ねノッキング強度の評価が可能である。次に、6000 r/min と他の回転速度とでノッキング指標値が大きく乖離した原因を分析する。Fig. 2.12 はノッキング強度 Light の回転速度 5000, 6000 r/min での 2 番気筒の筒内圧から算出したノッキングピーク値である。ノッキングピーク値とは筒内圧にバンドパスフィルターをかけ TDC 付近で最大値をとった値である。両者を比較すると 6000 r/min のほうが 250 kPa を超えるノッキングピーク値が多く発生している事がわかる。以上の結果から、6000 r/min で高いノッキング指標が算出されたのは実際に多くのノッキングが発生していたためだと考えられる。

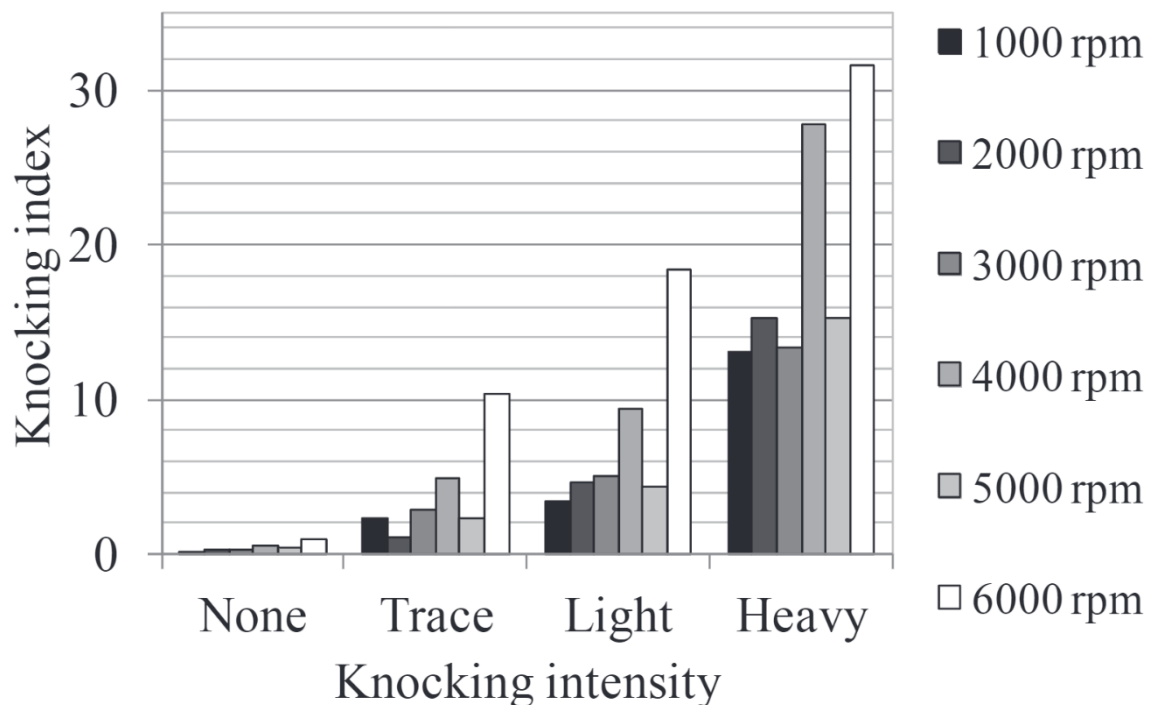


Fig. 2.11 Relationship between the knocking intensity and knocking index in the verification data

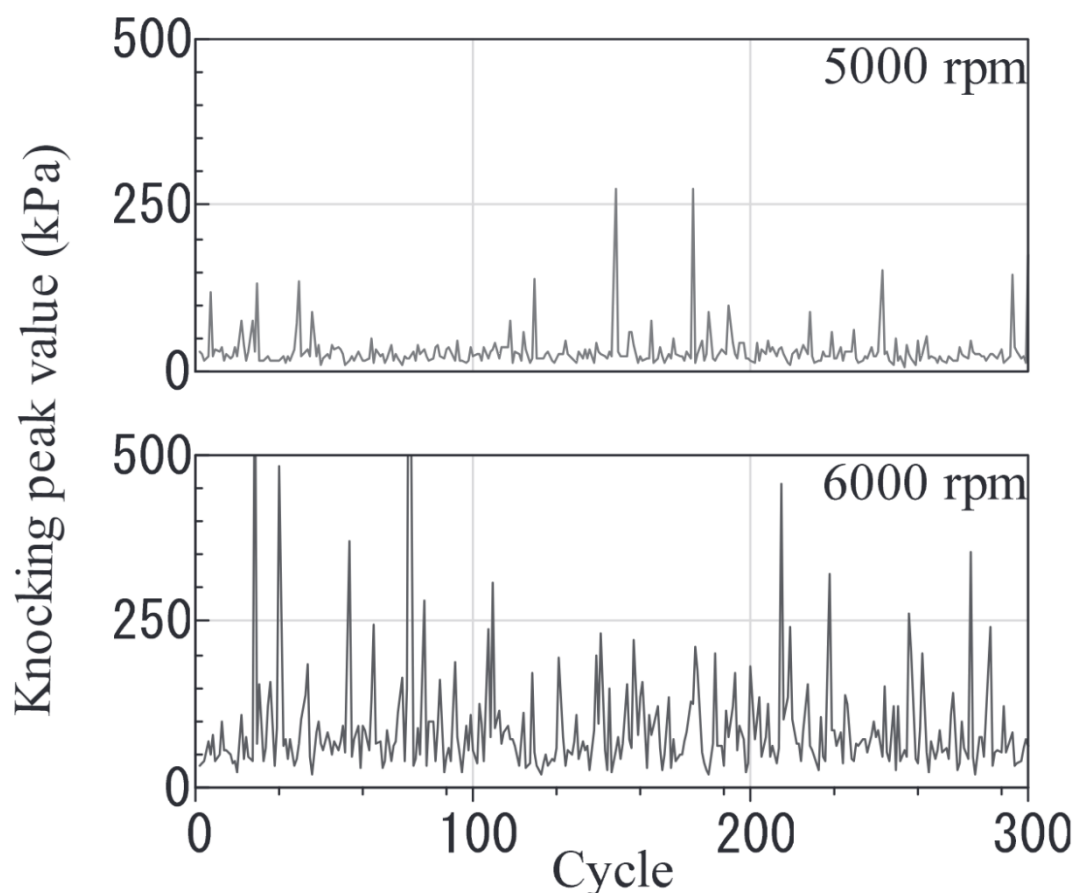


Fig. 2.12 Comparison of knocking peak value for cylinder #2 between at 5000 and 6000 r/min (Knocking intensity: Light)

最後に、各モードで算出した対数損失を用いてノッキング検知を行った結果について考察をする。Fig. 2.13 は音信号を用いた回転速度 1000, 6000 r/min のノッキング強度 Light における、2 番気筒の各モードのノッキング検知回数の比率である。比率は 2 番気筒の各モードのノッキング検知回数とそれらの合計値から算出した。その結果、1000r/min では周波数が低い (1,0) と (2,0) モードの比率が高いが、回転速度の上昇と共に周波数が高い (0,1) 以上のモードの比率が高くなることが分かった。高周波数モードの振動を伴うノッキングのほうが気筒に与えるダメージが大きいと考えることからこのようなモードに焦点を当てた解析からノッキング評価に関する新たな知見が得られる。

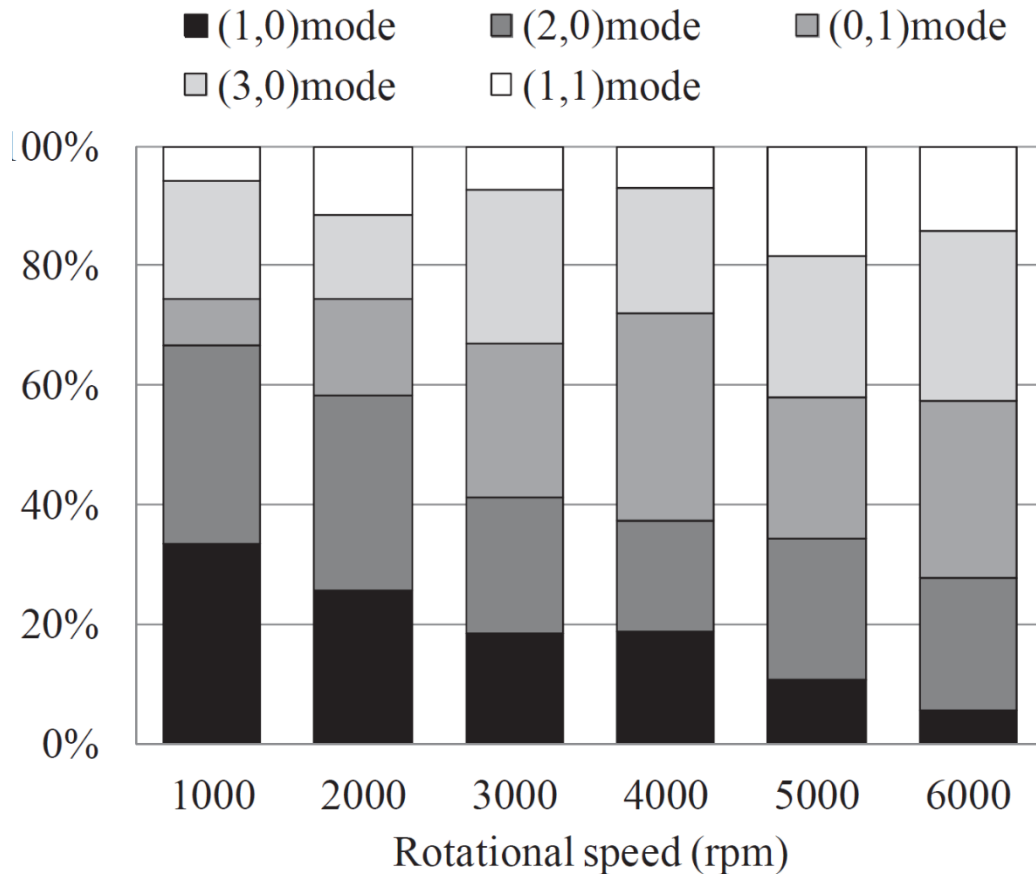


Fig. 2.13 Ratios of sound pressure vibration modes of cylinder #2 at engine rotational speed 1000 – 6000 r/min
(Knocking intensity: Light)

2.4 本章の結論

本章では、マイクロホンを用いて計測したエンジンの放射音を解析し、ノッキングを検知する手法について検討を行った。さらに、ノッキングの検知とノッキング強度の評価を行うシステムを構築し、その妥当性についても検証を実施した。その結果、以下の成果が得られた。

- ① 5000 r/min以上の高回転条件下でも音信号からノッキングを検知できる手法を構築した。また、検知結果から算出したノッキング指標を用いて、ノッキング強度を客観的かつ定量的に評価できることが明らかとなった。
- ② 1本のマイクロホンを使用して、直列4気筒エンジンの各気筒のノッキングを検知できるシステムを実現した。
- ③ ノッキングをモード別に解析することにより、回転速度の上昇に伴って高次の振動モードを持つノッキングの出現頻度が高くなるという新たな知見を得た。

これらの結果から、本ノッキング検知システムはエンジン開発において、客観的かつ定量的な評価、作業時間の短縮、そしてエンジン適合の自動化に貢献できると考えられる。ただし、本手法は事前に収録したデータから一度だけ確率モデルのパラメータを推定するため、過渡的な運転条件下では適用が困難である。次章では、過渡的な運転にも適用可能なノッキング検知手法を提案する。

第3章 更新型ノッキング音検知手法

3.1 緒言

前章ではバイスペクトルと確率モデルを用いた外れ値検知手法により定常運転でのノッキング検知を実現した。この手法はノッキングの判定に入る前に一度だけ確率モデルを推定し、それ以降は変更をしない。よって、運転条件が変わりエンジンから放射される音が変わると、正しくノッキングを検知できない。したがって、エンジン適合業務に適用する際はエンジンの運転条件が変わるたびにノッキングの無い条件で音を採取し、確率モデルのパラメータを再算出する必要がある。本章ではこれらの工程を省くため、確率モデルを逐次更新することで運転条件の変化に追従しながらノッキング検知を行うアルゴリズムを提案する。

3.2 手法

確率モデルを音の変化に追従させるには、確率モデルを時々刻々と更新する必要がある。確率モデルを更新する方法はバッチ学習とオンライン学習^[35]の2つがある。

3.2.1 バッチ学習

定常条件では事前に採取したデータから一度だけ確率モデルのパラメータを推定した。これに対して運転条件が変化する場合には、確率モデルのパラメータを時々刻々と更新し、運転条件の変化に追従させることではずれ値の検知が可能となる。確率モデルを更新する方法はバッチ学習とオンライン学習がある。本項ではバッチ学習について述べる。バッチ学習はいくつかのデータを保持しておき、古いモデルを破棄した後、それらのデータから確率モデルのパラメータを新たに推定する手法である。学習に使用するデータを任意に選択できることが強みであり、事前収録したデータを用いることで遷移先の運転条件のエンジン放射音を先読みできる。

Fig. 3.1 はバッチ学習を使い、回転速度を 1000～5000 r/min まで加速しながらノッキングを検知した結果である。約 2000, 3000, 4000 r/min でノッキングを起こしている。また、2500 r/min から可変バルブ機構が切り替わることにより、音が急激に変化する。バッチ学習によるモデル更新には直近の 500 サイクルと、事前に収録したノッキングが発生していない 1000～5000 r/min の回転速度スイープ運転データの中から回転速度に近い 200 サイクルの計 700 サイクルを使用した。ノッキングが発生していない加速開始時（～1500 r/min）と終了時（5000 r/min 付近）において異常度が上昇しているが、加速途中では定常条件と同様にノッキングの検知ができている。Fig. 3.2 は音信号から求めた異常度と、同手法を用いて筒内圧信号から算出した異常度の散布図である。点の色は回転速度を表している。なお、加速開始時と終了時を除いた 1500～4500 r/min をプロットしている。音の対数損失が約 200～3000 の範囲に注目すると、回転速度によらずデータが密集している。これは確率モデルが加速に伴う音の変化に追従している事を表している。しかしながら、バッチ学習はデータのモデルへの寄与はすべて等価になるため、後述するオンライン学習と比較して追従性が乏しい。また、パラメータを毎回算出しないことからリアルタイムでバッチ学習を行うのには性能の高いハードウェアが必要になる。

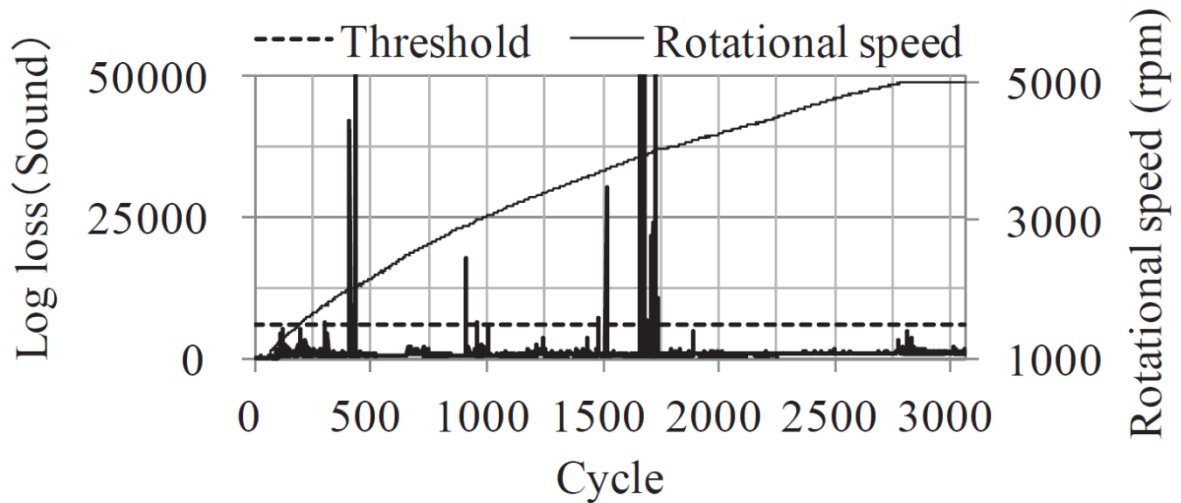


Fig. 3.1 Log loss that calculated from sound by batch algorithm and threshold, rotational speed

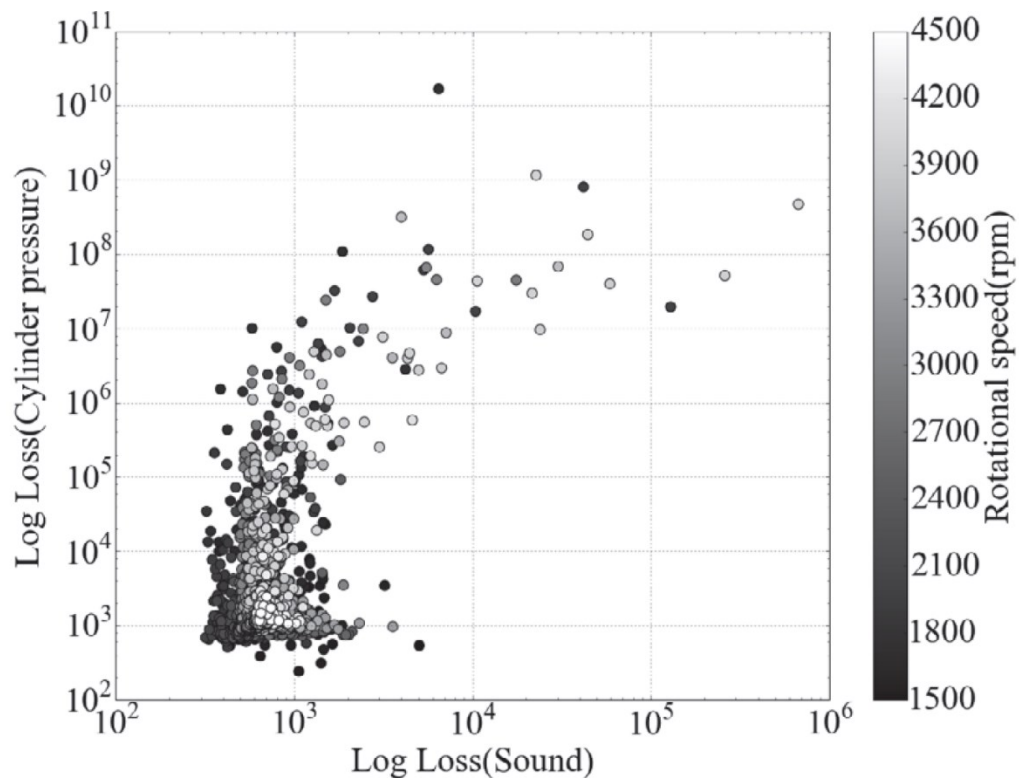


Fig. 3.2 Correspondence of log loss that calculated from sound with cylinder pressure from 1500 to 4500 r/min

3.2.2 オンライン学習

オンライン学習とは確率モデルに新たに採取したデータを加味して少しずつ修正する更新手法である。オンライン学習は新しいデータほど確率モデルに寄与するため追従性に優れる。また、これまでは確率モデルに多次元正規分布を用いていたが、計算の負荷を緩和するためナイーブベイズモデル^[36]を導入する。

ナイーブベイズの確率密度関数は下式で表せる。

$$f(\mathbf{x}|\boldsymbol{\mu}, \boldsymbol{\sigma}) = \prod_{i=1}^k \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma_i^2}} \exp\left(-\frac{(x_i - \mu_i)^2}{2\sigma_i^2}\right) \quad \text{Eq. 3.1}$$

ここで、 $\mathbf{x} \in \mathbb{R}^{k \times 1}$ はバイスペクトルの配列であり、 k は配列の次元を表す。 $\boldsymbol{\mu} \in \mathbb{R}^{k \times 1}$ と $\boldsymbol{\sigma} \in \mathbb{R}^{k \times 1}$ はノッキングが発生していないサイクルのバイスペクトルの平均値と標準偏差を表す。ナイーブベイズと多次元正規分布との違いは標準偏差と分散共分散行列であり、ナイーブベイズはバイスペクトルの周波数成分間は無相関を仮定している。ノッキングが発生していないサイクルのバイスペクトルを $\mathbf{x}_n \in \mathbb{R}^{k \times 1}$ とすると、平均 $\boldsymbol{\mu}$ は Eq. 2.4, 分散は下記の式で求める。

$$\sigma_i^2 = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N (x_{i,n} - \mu_i)^2 \quad \text{Eq. 3.2}$$

ある時刻 $t+1$ の平均値 $\boldsymbol{\mu}_{t+1}$ を時刻 t の平均値 $\boldsymbol{\mu}_t$ と時刻 t で観測された $\mathbf{x}_{t+1}$ で表現すると平均値の更新式が得られる。

$$\boldsymbol{\mu}_t = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \mathbf{x}_i \quad \text{Eq. 3.3}$$

$$\boldsymbol{\mu}_{t+1} = \frac{n\boldsymbol{\mu}_t + \mathbf{x}_{t+1}}{n+1} = \frac{n}{n+1}\boldsymbol{\mu}_t + \frac{1}{n+1}\mathbf{x}_{t+1} \quad \text{Eq. 3.4}$$

ここで、 $\alpha = \frac{n}{n+1}$, $1 - \alpha = \frac{1}{n+1}$ と置き、 $0 \leq \alpha \leq 1$ とすると指数移動平均となる。

$$\boldsymbol{\mu}_{t+1} = \alpha\boldsymbol{\mu}_t + (1 - \alpha)\mathbf{x}_{t+1} \quad \text{Eq. 3.5}$$

同様に、分散 σ_{t+1}^2 の更新式は、

$$\sigma_{t+1}^2 = \frac{1}{n+1} \sum_{i=1}^{n+1} (x_i - \mu_{t+1})^2 = \frac{1}{n+1} \left[\sum_{i=1}^n (x_i - \mu_{t+1})^2 + (x_{t+1} - \mu_{t+1})^2 \right] \quad \text{Eq. 3.6}$$

Eq. 3.6[] 内の第 1 項を σ_t^2 , $\boldsymbol{\mu}_t$, $\mathbf{x}_{t+1}$ で表現すると

$$\begin{aligned} \sum_{i=1}^n (x_i - \mu_{t+1})^2 &= \sum_{i=1}^n ((x_i - \mu_t) + (\mu_t - \mu_{t+1}))^2 \\ &= \sum_{i=1}^n (x_i - \mu_t)^2 + n(\mu_t - \mu_{t+1})^2 + 2 \left[\sum_{i=1}^n (x_i - \mu_t) \right] (\mu_t - \mu_{t+1}) \\ &= n\sigma_t^2 + n(\mu_t - \mu_{t+1})^2 = n\sigma_t^2 + \frac{n}{(n+1)^2} (x_{t+1} - \mu_t)^2 \end{aligned} \quad \text{Eq. 3.7}$$

となる。ここで式変形に

$$\boldsymbol{\mu}_t - \boldsymbol{\mu}_{t+1} = \boldsymbol{\mu}_t - \left(\frac{n}{n+1}\boldsymbol{\mu}_t + \frac{1}{n+1}\mathbf{x}_{t+1} \right) = \frac{1}{n+1}\boldsymbol{\mu}_t - \frac{1}{n+1}\mathbf{x}_{t+1} = -\frac{1}{n+1}(\mathbf{x}_{t+1} - \boldsymbol{\mu}_t)$$

を用いた。Eq. 3.6[] 内の第 2 項は、

$$(x_{t+1} - \mu_{t+1})^2 = \left(\frac{n}{n+1}\right)^2 (x_{t+1} - \mu_t)^2 \quad \text{Eq. 3.8}$$

$$\begin{aligned} x_{t+1} - \mu_{t+1} &= x_{t+1} - \left(\frac{n}{n+1}\mu_t + \frac{1}{n+1}x_{t+1}\right) = \frac{n}{n+1}x_{t+1} - \frac{n}{n+1}\mu_t \\ &= \frac{n}{n+1}(x_{t+1} - \mu_t) \end{aligned}$$

となる．Eq. 3.6 に Eq. 3.7 と Eq. 3.8 を代入すると，

$$\begin{aligned} \sigma_{t+1}^2 &= \frac{1}{n+1} \left[\sum_{i=1}^n (x_i - \mu_{t+1})^2 + (x_{t+1} - \mu_{t+1})^2 \right] \\ &= \frac{1}{n+1} \left[n\sigma_t^2 + \frac{n}{(n+1)^2} (x_{t+1} - \mu_t)^2 + \left(\frac{n}{n+1}\right)^2 (x_{t+1} - \mu_t)^2 \right] \\ &= \frac{n}{n+1} \sigma_t^2 + \frac{n}{n+1} \frac{1}{n+1} (x_{t+1} - \mu_t)^2 \end{aligned} \quad \text{Eq. 3.9}$$

となる，さらに，指数移動平均 Eq. 3.5 と同様に α を導入すると，分散の更新式が求まる．

$$\sigma_{t+1}^2 = \alpha \sigma_t^2 + \alpha(1 - \alpha)(x_{t+1} - \mu_t)^2 \quad \text{Eq. 3.10}$$

α は忘却係数と呼ばれ，新たなデータと過去のデータの寄与度を調整するパラメータである．ナイーブベイズの異常度は下式で求める．

$$L_{niv} = \sum_{i=1}^k \log \sigma_i + \frac{(x_i - \mu_i)^2}{2\sigma_i^2} \quad \text{Eq. 3.11}$$

オンライン学習は Eq. 3.5 と Eq. 3.10 によって平均と分散を逐次更新した後，Eq. 3.11 によって異常度を求める．閾値は下式で決定する．

$$T = \beta(p - m) + m \quad \text{Eq. 3.12}$$

ここで p と m はノッキングが出ない条件の複数サイクルの音信号から求めた異常度のパーセンタイルと中央値である．ノッキングが入ってしまった場合でも正しく閾値が引けるように外乱に強い統計量を使っている． β は判定の厳しさを人間の聴感と合わせるための係数である．また，逐次更新する際，学習するデータにノッキング音が入ると検知能力が著しく低下する恐れがある．そこで，ノッキングを学習しないように，ノッキング検知用の閾値よりも厳しい「学習するか否かを決める閾値（学習閾値）」を設ける．学習閾値はノッキング閾値よりも係数 β を低く設定する．

以上のことをまとめると，オンライン学習は事前学習，ノッキング判定，確率モデル更新の3つのステップがある．事前学習ステップでは，ノッキングが発生していないサイクルのTDC付近の音信号からバイスペクトルを求め，バイスペクトルと Eq. 3.2 および Eq. 3.3 からのナイーブベイズのパラメータを推定する．そして，ノッキングが発生していないサイクルの異常度を求め，Eq. 3.12 によりノッキング判定の閾値と学習閾値を決定する．ノッキング判定ステップでは，推定したナイーブベイズのパラメータと新たに採取した音信号のバイスペクトルから異常度を求め，ノッキング判定用の閾値を超えている場合はノッキングが発生していると判断する．確率モデル更新ステップでは，ノッキング判定で求めた異常度が学習閾値未満であれば Eq. 3.5 と Eq. 3.10 で

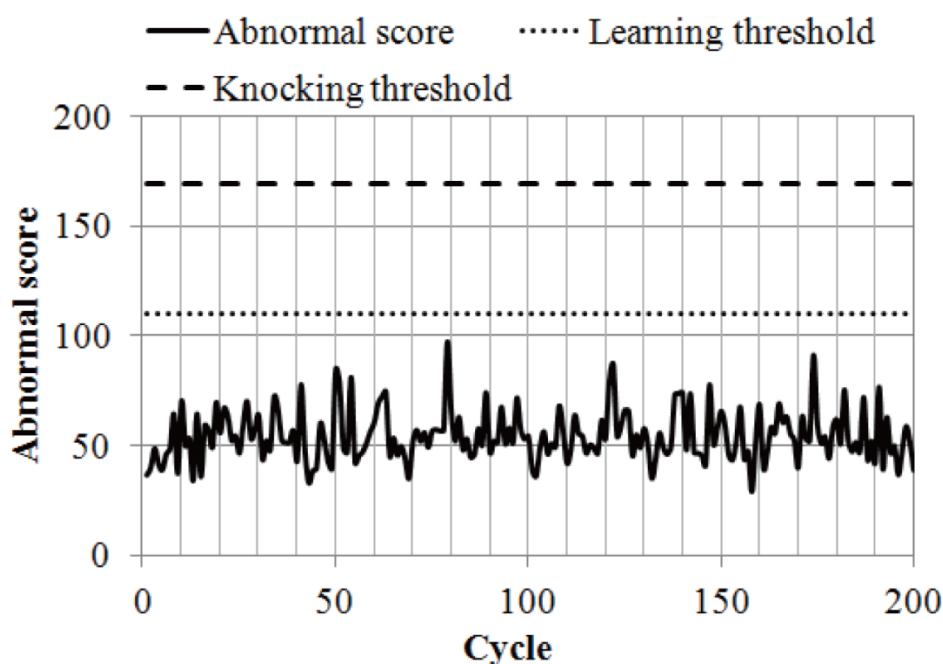


Fig. 3.3 Abnormal score and thresholds

パラメータを更新する。なお，採取した音信号は空気伝播分の遅延補正をする．使用する周波数スペクトルの帯域は音速 1000 m/s として Draper の式 Eq. 1.1 から求めたモード周波数± 1000 Hz とする．また，各モードは独立にナイーブベイズのパラメータを推定して異常度の計算を行い，いずれかのモードでノッキング判定用の閾値を超えた場合にノッキングと判定する．

前章ではノッキング強度を定量化するために，ノッキング検知回数を計測時間で正規化したノッキング指標を導入した．検証によりノッキング指標はエキスパートが判断したノッキング強度と対応することがわかった．逐次更新手法も同様に，検知結果から算出したノッキング指標でノッキング強度の評価をする．本章では運転条件を変化させるため，過去 100 サイクルの検知結果からノッキング指標を算出したノッキング指標トレンドを使う．

3.3 検証

エンジンベンチにて，ガソリンエンジンを使い，静的手法と逐次更新手法のノッキング検知能力の差と，逐次更新手法が負荷遷移に伴う音の変化に追従できるかを検証した．

3.3.1 検証方法

使用したガソリンエンジンの諸元と運転条件は，Table 3.1 と Table 3.2 の通りである．回転速度は 1000, 3000, 5000 r/min の 3 条件，負荷は中負荷と WOT，ノッキング強度は None, Trace, Light の 3 パターンとした計 18 条件である．解析パラメータは Table 3.3 の値に設定した．

運転パターンは 2 パターン用意した．1 つ目はノッキング強度の評価が可能かを検証する運転パターンである (Fig. 3.4)．はじめに回転速度を固定し，中負荷でノッキング強度が None になるように点火時期を調整して定常運転する．続いて，Trace, Light になるように点火時期を順に調整する．その後，点火時期を None に戻してから，負荷を WOT に遷移させる．負荷遷移中はノッキングを発生させないようにする．負荷遷移後は同じ要領で None, Trace, Light, None の順に点火時期を調整する．各ノッキング強度の点火時期は予備実験で決定した．この運転パターンによ

り、負荷遷移前と遷移後の定常運転におけるノッキング検知能力と、負荷遷移中に誤検知が無い
か確認する。なお、逐次更新手法の事前学習ステップは各回転速度の中負荷の None 条件でのみ
行った。一方、静的手法では中負荷に加え WOT に遷移した直後に再度事前学習をした。

2 つ目の運転パターンは負荷遷移における追従性を検証するための運転パターンである (Fig.
3.5)。この運転パターンは回転速度を固定し、負荷 WOT でノッキング強度が None の状態から始
まる。None で定常運転した後、ノッキング強度を Light にする。続いて、負荷を WOT からノッ
キング強度が None になるまで下げる。その後、負荷上昇させ WOT に戻す。このパターンにより
負荷下降・上昇中に必ずノッキングが発生する区間ができる。さらに、負荷遷移中には燃料がリ
ーンになる区間があり、Light 相当かそれを超えるノッキングが発生する。回転速度は 1000, 3000,
5000 r/min の 3 パターンで実施した。なお、逐次更新手法と静的手法の事前学習ステップは各回
転速度の WOT の None 条件で行った。

Table 3.1 Specification of tested gasoline engine

Total displacement	2.4 L
Cylinder configuration	In-line 4-cylinder
Bore	87 mm
Fuel injection system	Port injection

Table 3.2 Test conditions for verification data

Engine rotational speed	1000, 3000, 5000 r/min
Load	Medium, WOT
Knocking intensity	None, Trace, Light

Table 3.3 Analysis setting

Sampling rate	64000 Hz
Target Angle	ATDC -10~80°
Forgetting factor	0.9
Percentile	90 %

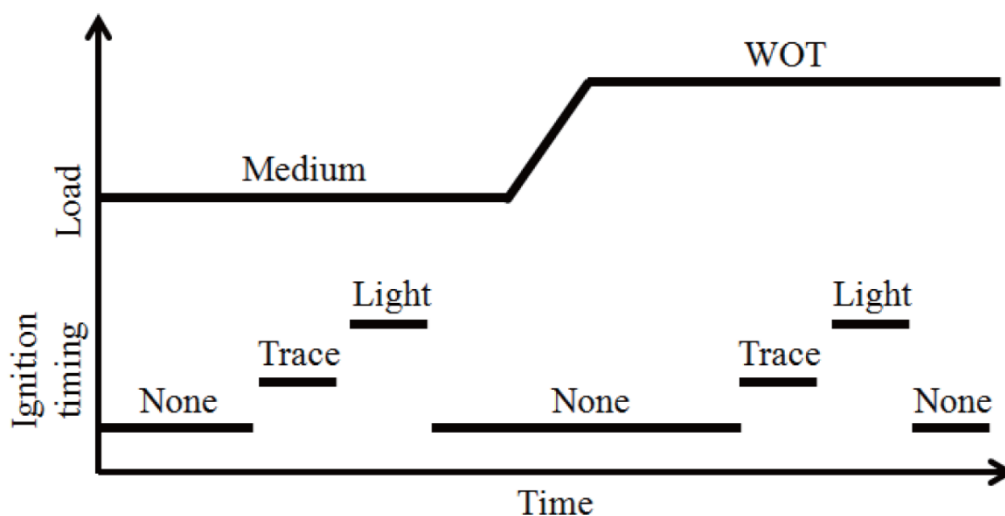


Fig. 3.4 Operation pattern of detection and following performance test

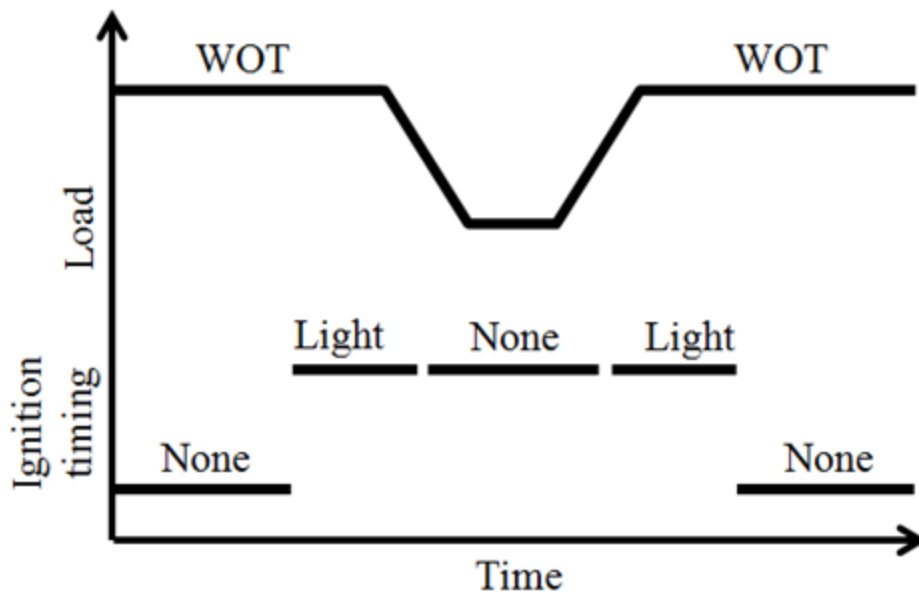


Fig. 3.5 Operation pattern of detection performance test during load transition

3.3.2 検証結果

Fig. 3.6～Fig. 3.8 は Fig. 3.4 の運転パターンを 1000, 3000, 5000 r/min で運転した時のノッキング指標トレンドである．図中の N, T, L はノッキング強度の None, Trace, Light の頭文字で，アルファベット下のバーはその範囲を示している．また，グラフ上の太線は中負荷から WOT への遷移を表現している．実線は逐次更新手法で破線が静的手法の結果である．

逐次更新手法の負荷遷移中のノッキング指標は，どの回転速度でも概ね 0 に近い値を取っており，逐次更新手法が負荷遷移に伴う音の変化に強いことが伺える．特に 1000 r/min では静的手法が誤検知しているのに対し，逐次更新手法ではノッキング指標がほぼ 0 である．3000, 5000 r/min では静的手法と逐次更新手法共に誤検知が少ない．中・高回転では「定常運転時の音の分散」に対して「負荷遷移による音の変化」が小さく，静的手法でも許容できるレベルであったためと推察する．次に Fig. 3.6～Fig. 3.8 の点火時期遷移に注目すると，1000 r/min の WOT 以外ではノッキング強度が上昇するに従いノッキング指標も上昇しており，各々の条件でノッキングを検知できている．1000 r/min の WOT では静的手法と逐次更新手法共に低い値を取った．そこで，狙ったノッキング強度が出ていたかを聴感で再確認したところ，WOT の Light が中負荷の Trace と比べてノッキング強度が低い事がわかった．なりゆきのエンジン制御パラメータや吸入空気温などの要因によって，予備実験よりもノッキング強度が低かったと考える．

逐次更新手法と静的手法のノッキング指標トレンドを比較すると，1000 r/min の中負荷と 5000 r/min の中負荷では，静的手法に比べて逐次更新手法のノッキング指標が低い傾向があった．この結果は，条件によって逐次更新手法の検知能力が静的手法より劣ることを示唆している．しかしながら，各ノッキング強度間の差はみられる事から，ノッキング強度の評価に必要なノッキング検知能力は有していると判断する．

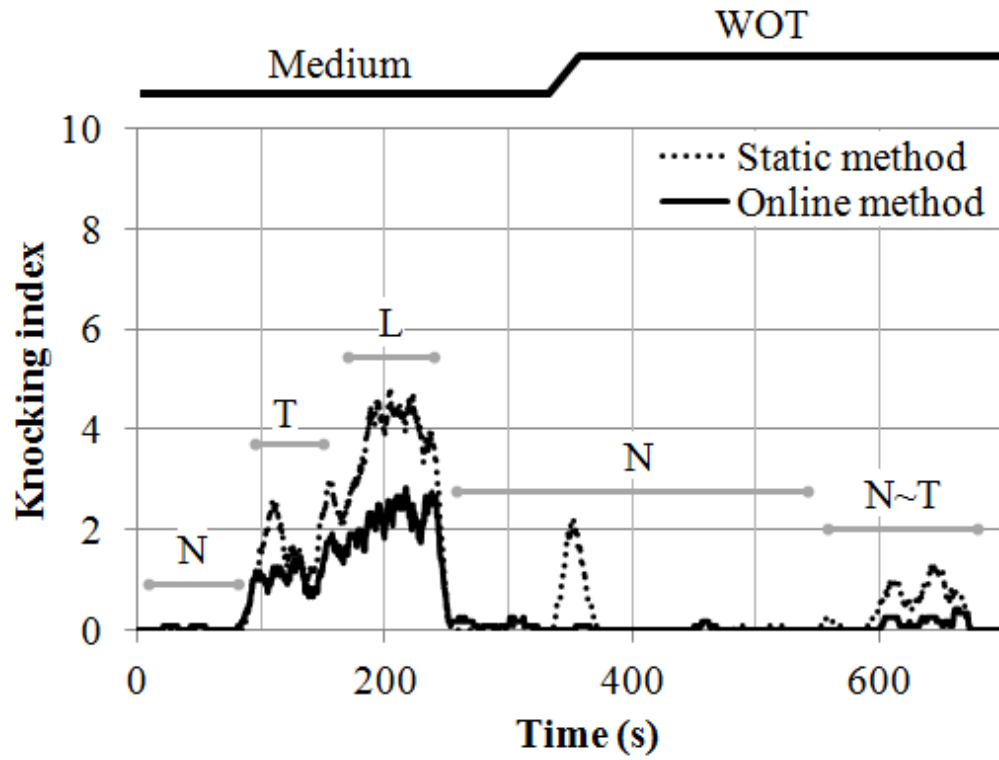


Fig. 3.6 Knock index trends of detection and following performance test at 1000 r/min

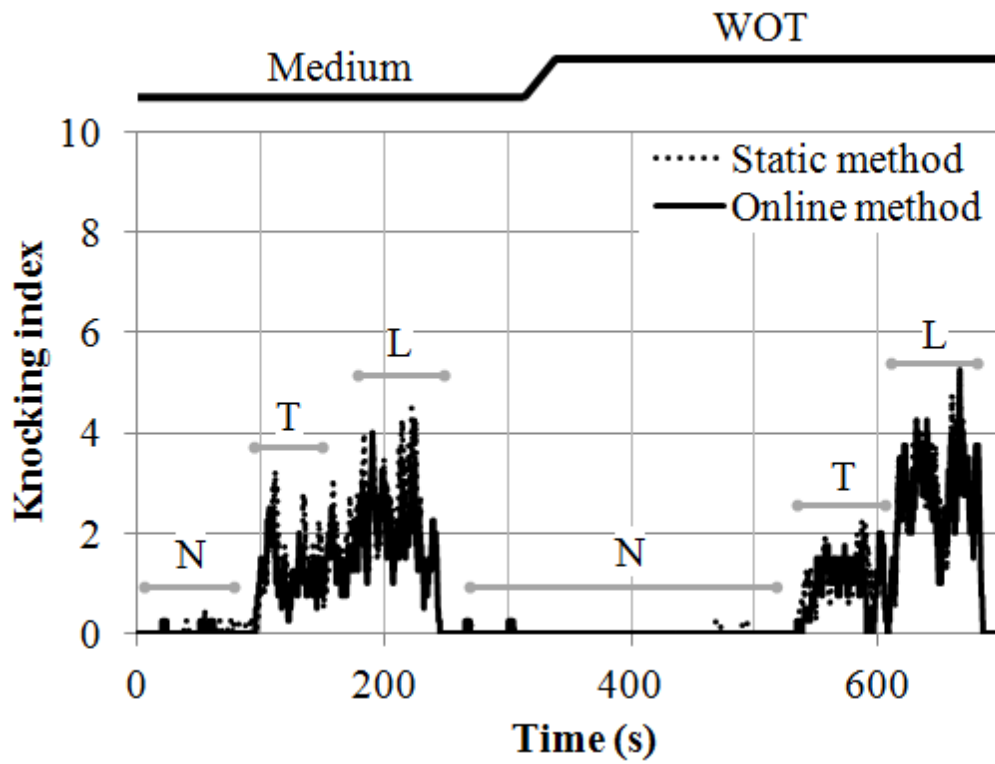


Fig. 3.7 Knock index trends of detection and following performance test at 3000 r/min

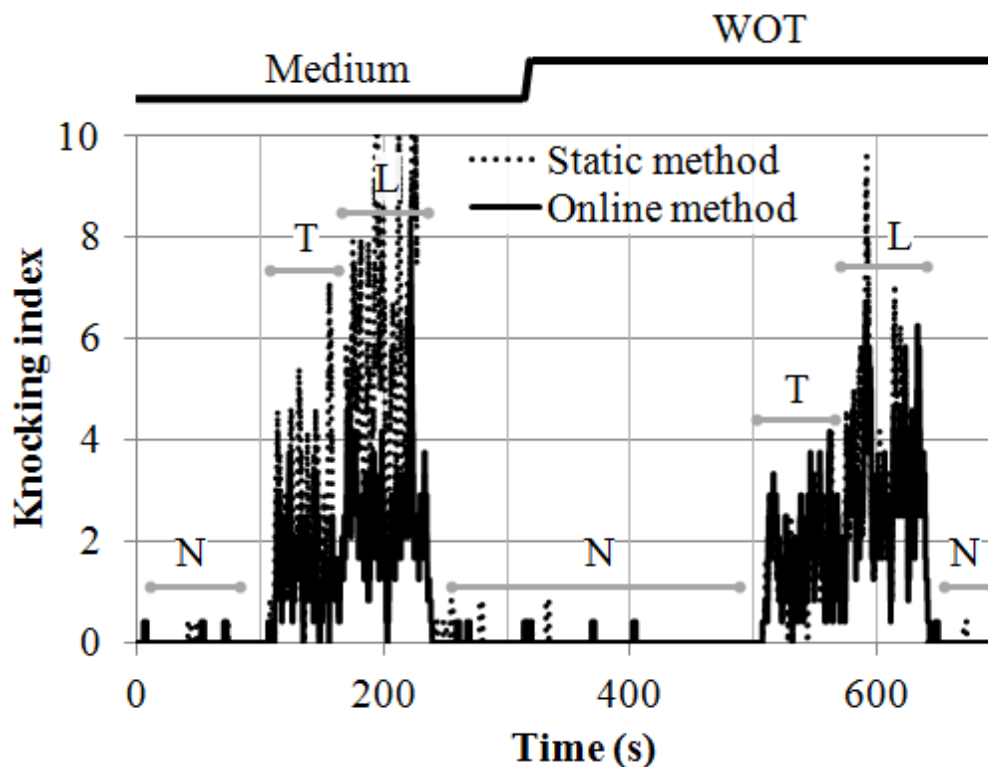


Fig. 3.8 Knock index trends of detection and following performance test at 5000 r/min

Fig. 3.9～Fig. 3.11 は 1000, 3000, 5000 r/min のノッキング指標トレンドである．全ての回転速度で負荷遷移中も逐次更新手法のノッキング指標が上昇しており，ノッキングを検知できている．

しかしながら，3000 r/min の負荷降下後 250～300 s 付近には誤検知が見られた．この結果から，定常運転中でも音がいくらか変化することが伺える．静的手法はノッキング指標が 2 まで上昇するが，逐次更新手法は 0.5 程度に抑えられており音の変化に強いことがわかる．

また，1000 r/min では負荷上昇遷移中にモデル更新が止まっており，以降ノッキング判定が上手くできなくなった．この原因は，負荷上昇中に高頻度でノッキングが発生し，確率モデルの更新が止まったことに加え，更新が止まった時点と WOT での音が大きく異なっていたためと考える．これを回避するには，学習閾値によってはじかれたデータを保持しておき，ある一定期間更新が行われなかった場合は保持したデータのうち異常度スコアが低いデータで確率モデルを更新する．この方法で検知能力を出来るだけ担保しながら確率モデルの更新ができると考える．

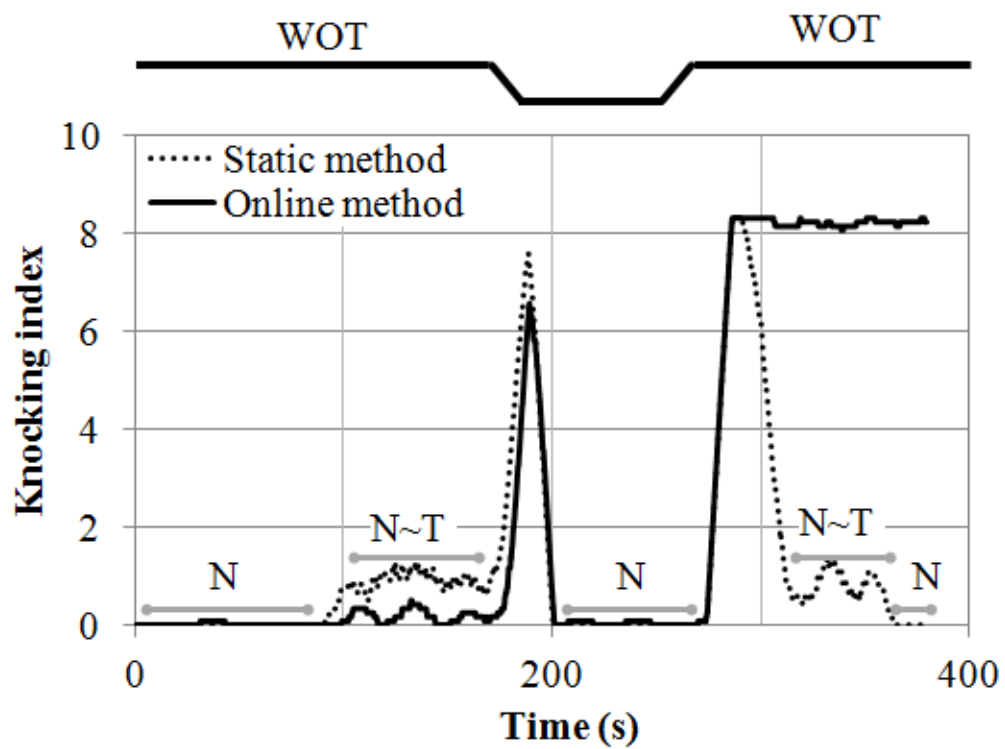


Fig. 3.9 Knock index trends of detection performance test during load transition at 1000 r/min

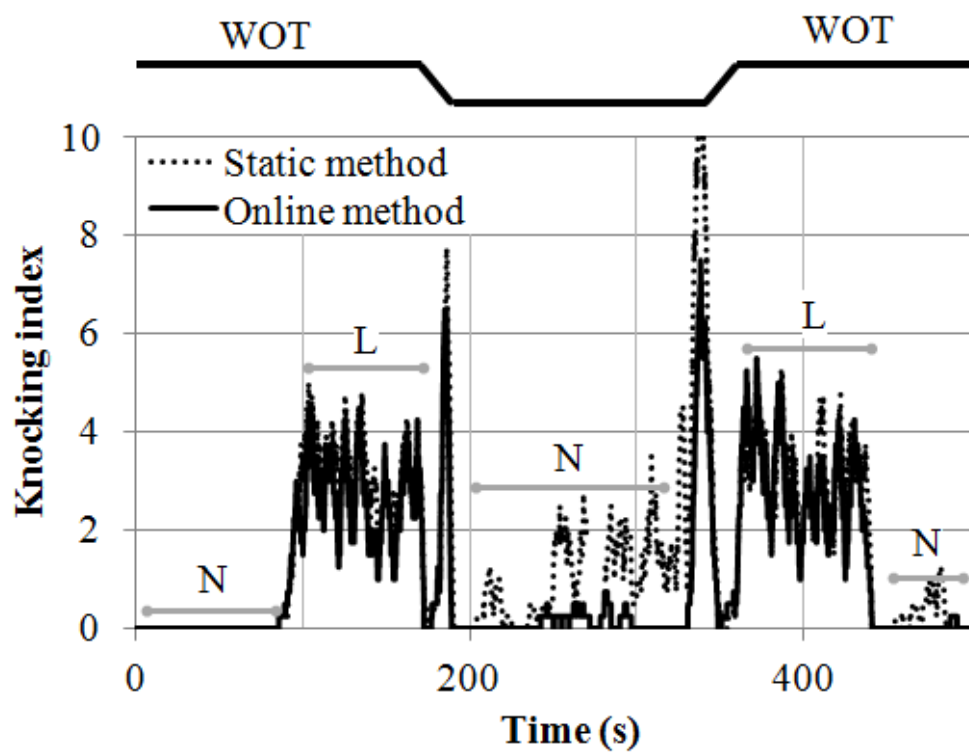


Fig. 3.10 Knock index trends of detection performance test during load transition at 3000 r/min

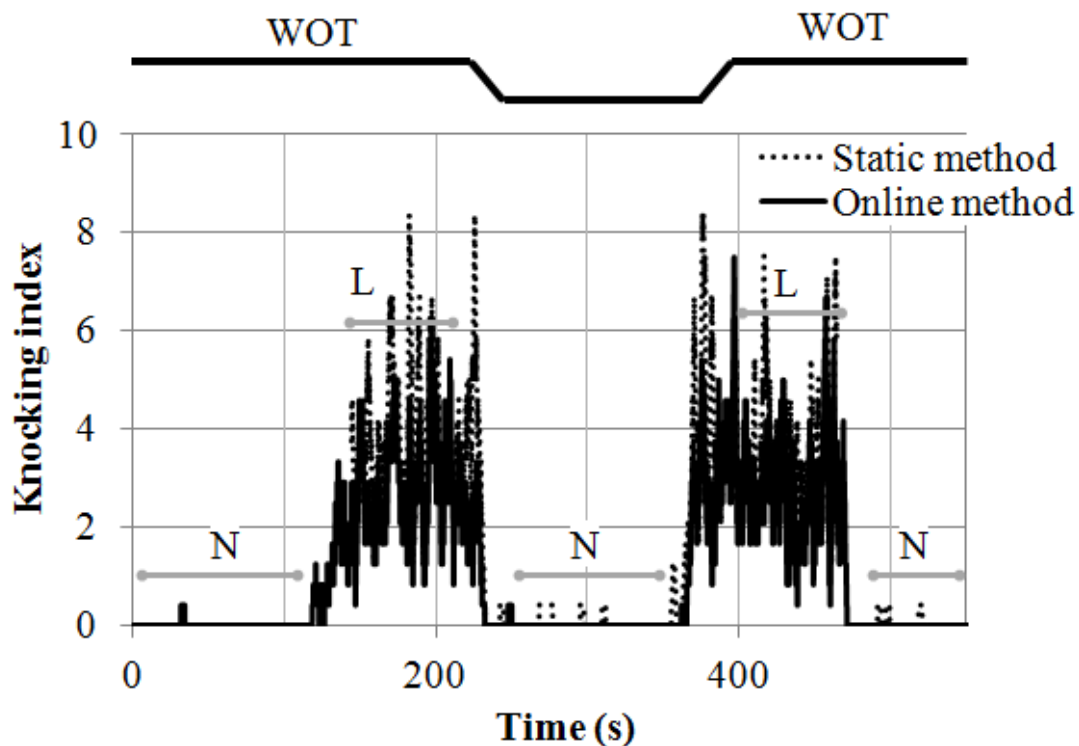


Fig. 3.11 Knock index trends of detection performance test during load transition at 5000 r/min

3.4 本章の結論

本章では、エンジンの運転条件の遷移に伴う放射音の変化を考慮した逐次更新型のノッキング検知手法を構築し、特に負荷条件の遷移に着目して、その妥当性について検証を行った。その結果、以下の成果が得られた。

- ① 低～高回転の条件においてノッキング強度の評価が可能であることが確認された
- ② 負荷遷移に伴う音の変化に追従できることが示された
- ④ 負荷遷移中に発生したノッキングの検知が可能であることが明らかになった

これらの結果から、逐次更新手法を採用したノッキング検知システムは、エンジン開発においてエンジン適合の更なる高効率化に貢献できると考えられる。今後の方針としては、ノッキング指標にノッキング音の大きさを加味することで、ノッキング強度との対応をさらに向上させることを目指す。

第4章 DNN を用いたノッキング筒内圧の推定手法 (EKCP)

4.1 緒言

前章ではエンジン放射音からノッキングを検知し、ノッキングの発生頻度から算出したノッキング指標を用いてノッキング強度を判定するシステムを構築した。ノッキング指標はエキスパートのノッキング強度の判定と相関があることを確認しているが、発生頻度だけではなくノッキング音の大きさも重要な判断基準である。統計モデルで算出する異常度 (Eq. 2.7 や Eq. 3.11) はノッキング音の音圧を直接表すものではなく、たとえノッキング音の音圧が一定であってもエンジン (放射音の音圧や周波数間の相互関係) によって値が変わる。もし、ノッキングの音圧を直接推定できれば、ノッキング音の大きさの定量的評価が可能となり、エキスパートの評価に迫る新たな指標が提案できると考えられる。

そこで本章では、ノッキング音の分離手法確立に向けて、エンジン放射音から筒内圧に重畳したノッキングの成分 (以下、ノッキング筒内圧と表記) を推定する EKCP (Estimation Method of Knocking Components Superimposed on Cylinder Pressure from Engine Radiated Noise Using Deep Neural Network) を提案する。EKCP は DNN (Deep Neural Network) によりエンジン放射音からノッキング音を分離し、ノッキング筒内圧を推定する。そして、推定したノッキング筒内圧の大きさからノッキングを判定する。この手法は、ノッキング筒内圧の大きさを直接評価できることが最大の特徴であり、次章で提案するノッキング音分離 DNN の訓練手法の基になっている。

4.2 手法

EKCP ではノッキングの大きさを推定するために、ノッキングの時間周波数的な性質を学習しエンジン放射音からノッキング筒内圧を推定する DNN を訓練する。この DNN は内部で エンジン放射音からノッキング音を分離し、分離したノッキング音からノッキング筒内圧を推定している。本節では音源分離、ノッキング筒内圧推定、ノッキングの検知方法について述べる。

4.2.1 DNN を用いた音源分離手法

はじめに音源分離の先行技術について述べる。音源分離手法は観測する音の数でマルチチャンネルとモノラルの手法に分けられる。マルチチャンネルではビームフォーミングに代表される音の到来方向によって生じる複数のマイクロホン間の位相差を基に音源を分離する手法が幅広く用いられている。一方、モノラルでは位相差が使えないため NMF^[37] (非負値行列因子分解, Non-negative Matrix Factorization) や DNN を用いてスペクトログラムの特徴を学習し、音を分離する手法がある。本稿では DNN を用いた手法^[38-40]を用いる。DNN を用いたモノラル音の分離手法では、時間周波数領域において音源信号と雑音を分離する時間周波数マスク (T-F マスク) を推定する。T-F マスクによる音源分離は次式で表せる。

$$\mathbf{Y} \approx \hat{\mathbf{Y}} = \mathbf{M} \odot \mathbf{X} \quad \text{Eq. 4.1}$$

$$\mathbf{M} = \varphi(\mathbf{X}) = \{m | 0 \leq m \leq 1\}$$

$\mathbf{X}$ はマイクロホンで観測された音の振幅スペクトログラム、 $\mathbf{Y}$ と $\hat{\mathbf{Y}}$ は音源信号の振幅スペクトログラムとその推定値を表す。 $\mathbf{M}$ は音源信号と雑音を分離する T-F マスクであり、0 から 1 の値の要素を持つ実数行列である。 $\mathbf{M}$ は $\mathbf{X}$ の時間周波数成分が $\mathbf{Y}$ に起因する場合は 1 に近く、そうでないならば 0 に近い値をとり、 $\mathbf{X}$ と $\mathbf{M}$ の要素積をとることで $\hat{\mathbf{Y}}$ を得る。 φ は $\mathbf{X}$ から $\mathbf{M}$ を推定する DNN で

あり、近年ではセマンティックセグメンテーションに用いられる U-Net が用いられている．音源分離における DNN の学習手順は以下のとおりである．はじめに学習データとしてクリーンな音源信号(教師信号)と，その音源信号に対してノイズを付加したものを用意する．U-Net にノイズを付加した音源信号を入力し T-F マスク(出力)を得る．つぎに，ノイズ付加した音源信号に T-F マスクを乗じ，クリーンな音源信号との誤差を最小化する．

音声や楽音の分野では，クリーンな音源信号を用意しやすいため，DNN を用いた音源分離手法が非常に高い分離性能を発揮する．しかし，クリーンな音源信号を用意できない場合は，この手法をそのまま適用できない．ノッキング音の場合は，エンジン放射音と混合されて観測されるため，クリーンなノッキング音を取得することができない．そこで，EKCP ではノッキング筒内圧を教師信号として，ノッキングの振幅スペクトログラムの特徴を DNN で学習する．

4.2.2 DNN を用いたノッキング筒内圧の推定

Fig. 4.1 は同サイクルのノッキング筒内圧とエンジン放射音である．上段は時系列信号，下段は短時間フーリエ変換でもとめた振幅スペクトログラムである．ノッキング筒内圧は筒内圧を直接計測しているため，エンジン放射音よりもクリーンな信号と見なせる．ノッキング音はノッキング筒内圧の振動がエンジンブロックを伝わって空気中に放射されたものであり，その周波数特性はノッキング筒内圧の周波数特性に対してエンジンブロックからマイクロホンまでの周波数応答がかかっていると考えられる．そこで，EKCP ではノッキング筒内圧をクリーンな信号として DNN の教師信号とし，DNN を用いてエンジン放射音をからノッキング音を分離し，分離したノッキング音に周波数応答の逆数を乗じてノッキング筒内圧を推定する．DNN の学習では，ノッキング筒内圧の観測値と推定値との誤差を最小化する．推定時には，筒内圧に重畳するノッキング成分の推定値を最終出力とし，ノッキング音の推定値を中間出力として得る．

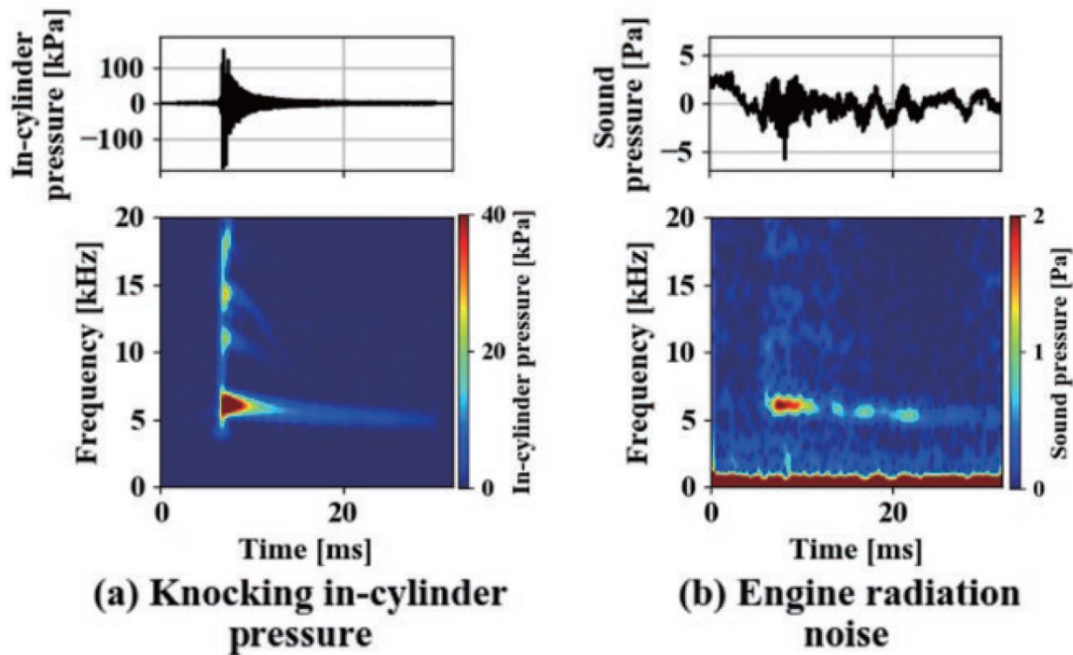


Fig. 4.1 Time series waveform and amplitude spectrogram of knocking in-cylinder pressure and engine radiation noise

4.2.3 ノッキング筒内圧を推定する DNN の構造

Fig. 4.2 は EKCP の DNN の構造を示したものである．

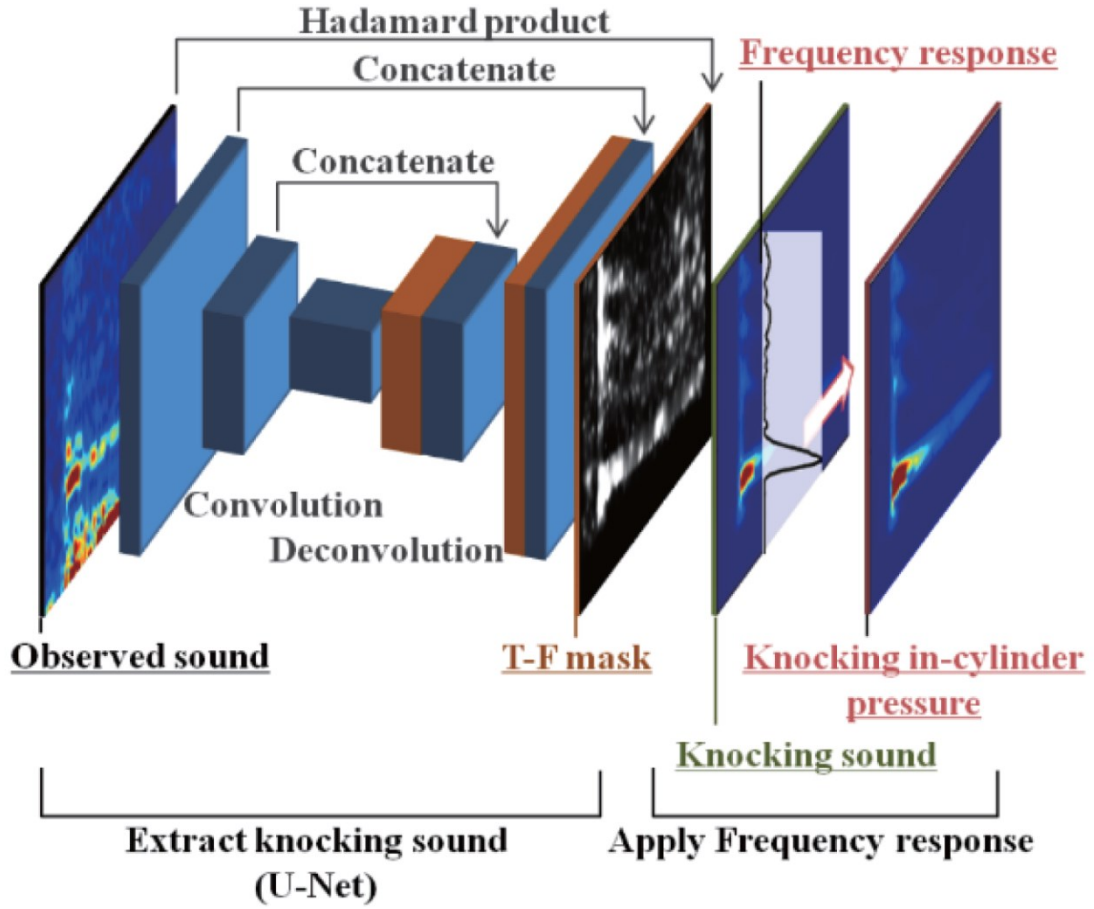


Fig. 4.2 Structure of DNN using EKCP

前段は，エンジン放射音からノッキング音を分離するための U-Net である．U-Net の構成は参考文献^[39]を参考にしている．エンコーダ部は 2D 畳み込み層の重ね合わせで構成され，カーネルサイズは 7×7 でストライドを 2 とした．活性化関数は Leaky rectified liner unit (Leaky ReLU) とし，後には Batch Normalization を入れた．デコーダ部は 2D 逆畳み込み層の重ね合わせで構成され，カーネルサイズは 7×7 でストライドを 2 とした．最終段以外の活性化関数は ReLU とし，後に Batch Normalization を入れた．最終段の活性化関数はシグモイド関数とした．

後段は，ノッキング音に周波数応答の逆数をかけて，ノッキング筒内圧を推定するための層である．エンジンブロックからマイクロホンまでの周波数応答は時不変を仮定し，周波数応答の逆数は誤差逆伝播法によって最適化される重みの配列とする．振幅スペクトログラムの各時間周波数成分に対する操作は次式で表せる．

$$\hat{y}_{f,t} = u_f m_{f,t} x_{f,t} \quad \text{Eq. 4.2}$$

ここで， $\hat{y}_{f,t}$ はノッキング筒内圧の振幅スペクトログラムの推定値であり， f は周波数のインデックス， t は時間のインデックスである． $x_{f,t}$ は観測されたエンジン放射音の振幅スペクトログラム， $m_{f,t}$ は時間周波数マスク， u_f はノッキング筒内圧とエンジン放射音へ変換するための重みで

あり $1 \leq u_f$ とする。 u_f に下限を設けたのは、ノッキングに関係ない周波数帯域が T-F マスクによって遮断されるようにするためである。エンジン放射音の内ノッキング音の含まれない周波数帯域は、エンジン放射音からノッキング音を分離する役割を担う T-F マスクにより遮断されるべきだが、ある帯域の u_f が 0 となってもノッキング筒内圧の観測値と推定値の誤差が最小化できてしまう。もし、ノッキングに関係のない周波数帯の u_f が 0 で T-F マスクが任意の値をとった場合、ノッキング筒内圧の推定値は観測値に近いが、ノッキング音の推定値にノッキングとは関係ない音が混入してしまう。下限により u_f が 1 以上となり、T-F マスクが 0 になることによって、ノッキング音に関係のない周波数帯域は T-F マスクが遮断ようになる。

EKCP はノッキング筒内圧とノッキング音の間に線形関係を仮定しており、振幅スペクトログラムに周波数応答の逆数をかけることから、位相遅れや音の反射・干渉が考慮されていないという問題がある。そのため、エンジン放射音からノッキング音を正確に分離することができない可能性がある。これを改善するための手法については次章で述べる。

4.2.4 学習に必要なデータと前処理

DNN の学習に必要なデータは、同時収録されたエンジン放射音と筒内圧の時系列信号である。運転条件は回転速度を固定し、点火時期を進角してノッキングを発生させる。EKCP はエンジン放射音からノッキング筒内圧を推定するため、ノッキングを含むデータが必須である。筒内圧は SN 比が大きいほど好ましい。事前検討により、シリンダーヘッドを加工して筒内に挿入した筒内圧センサと、点火プラグ一体型の筒内圧センサから取得した信号のどちらも利用可能であることが確認されている。エンジン放射音と筒内圧の前処理は以下の手順で行う。

まず、エンジン放射音に対して筒内圧との時間遅れを補正するための時間シフトをする。筒内圧には、ノッキングの成分に注目するためのハイパスフィルタを適用する。ハイパスフィルタのカットオフ周波数は、Draper の式^[33]から求められる(1,0)モードの周波数以下に設定する。次に、TDC 付近（約 ATDC -10~80 度）のエンジン放射音と、ハイパスフィルタで処理した筒内圧を抜き出す。最後に、短時間フーリエ変換を用いて、これらの信号から振幅スペクトログラムを求める。短時間フーリエ変換の解析パラメータは Table 4.1 の通りである。

Table 4.1 Analysis setting

Sampling rate	64 kHz
Target Angle	About ATDC -10~80 deg
Window	Blackman
Length of segment	128 points
Overlap	7/8
Length of FFT	1024 points

4.2.5 ノッキング筒内圧の推定方法

エンジン放射音を学習済みの DNN に入力することで、ノッキング筒内圧の振幅スペクトログラムを取得することができる。Fig. 4.3 は、ノッキング筒内圧の観測値とその推定値の一例である。差異はあるものの、5 kHz（Draper の式で示される (1,0) モード）における大まかな形状が推定されている。Fig. 4.4 には学習によって推定された周波数応答の逆数に相当する重みである。

ノッキング音の推定には、DNNのU-Netのみを使用する。ノッキング筒内圧を推定する際と同様に、エンジン放射音をU-Netへ入力し、T-Fマスクを取得する。次に、エンジン放射音の振幅スペクトログラムとT-Fマスクの要素積を計算し、ノッキング音を推定する。Fig. 4.5は1000 r/minでTDC付近で観測されたエンジン放射音、ノッキング音の推定値、ノッキング音以外のエンジン放射音、そしてT-Fマスクである。Fig. 4.6は1000 r/minでの正常燃焼時の推定例を示しており、ノッキングが存在しない場合、T-Fマスク全体が低い値を示す。Fig. 4.5とFig. 4.6のノッキング音以外のエンジン放射音を比較すると、Fig. 4.5では5 kHz以上の帯域にノッキング音の一部が残留している。これはEKCPで訓練するDNNが、教師データであるノッキング筒内圧の特徴を学習しているだけで、ノッキング音を分離するように学習していないためと考えられる。以上の結果から、本章ではノッキング筒内圧の推定値によってノッキングの検知と評価を行うこととし、ノッキングの分離については次章で改善手法を提案することとする。

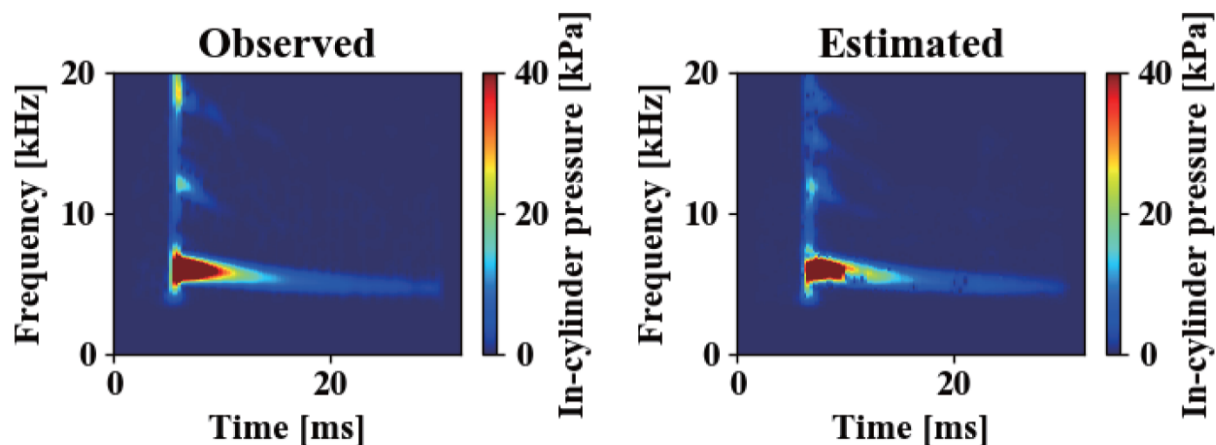


Fig. 4.3 Observed and estimated knocking cylinder pressure

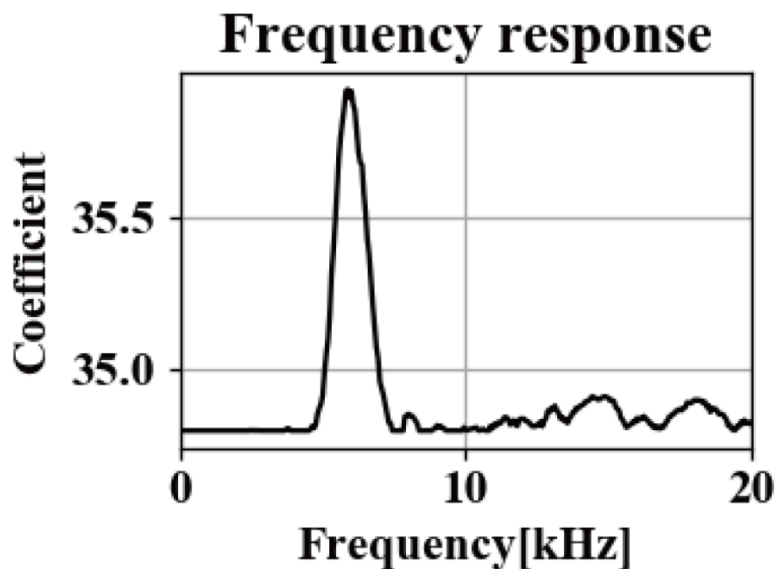


Fig. 4.4 Estimated frequency response

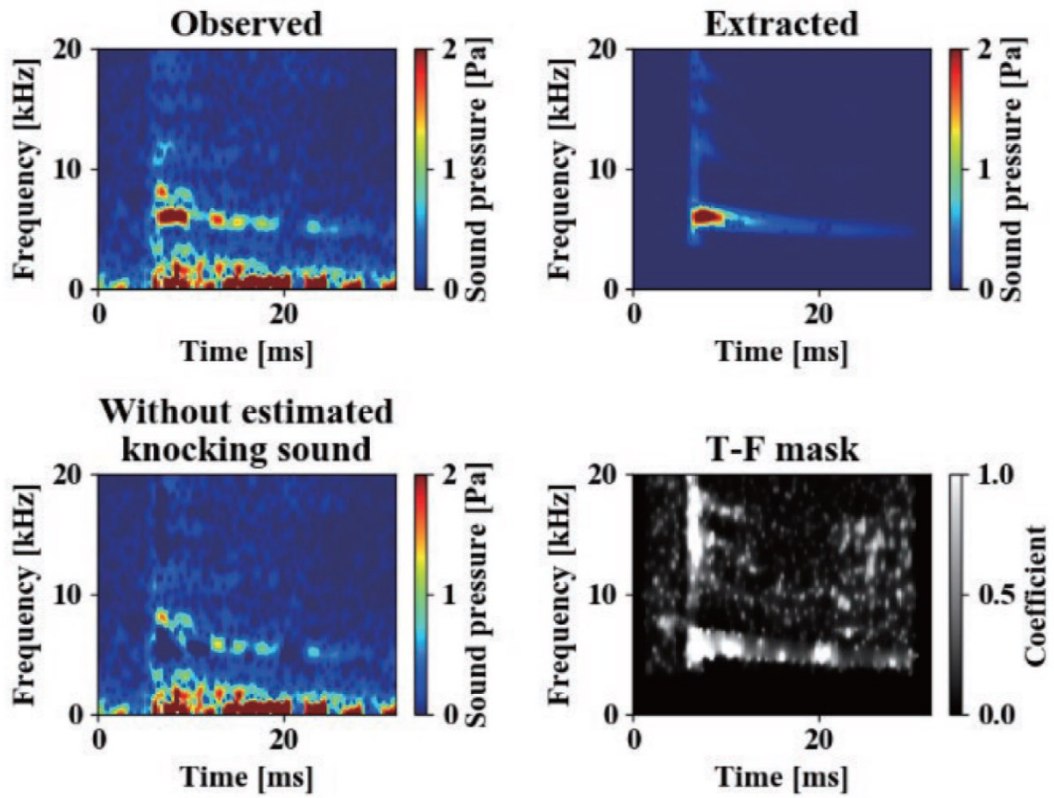


Fig. 4.5 Engine radiation noise and estimated knocking sound between knocking

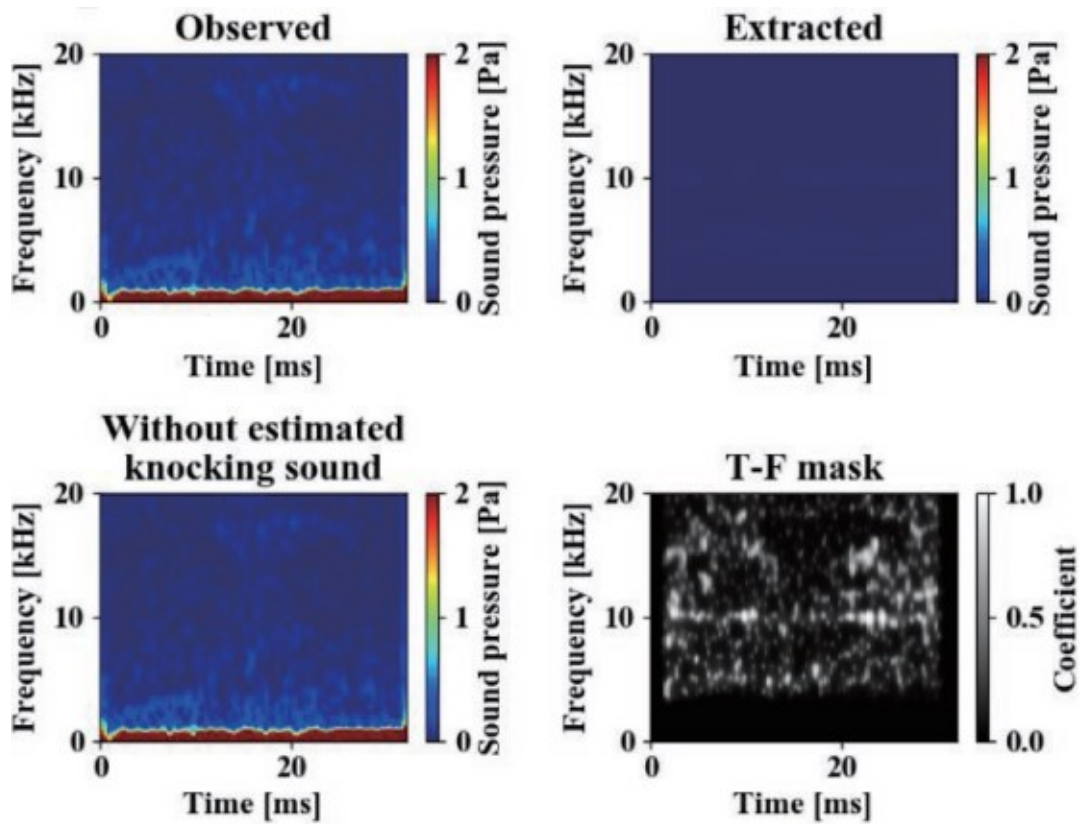


Fig. 4.6 Engine radiation noise and estimated knocking sound

4.2.6 ノッキング筒内圧の時系列信号復元

ノッキング筒内圧の時系列信号の復元を検討する．振幅スペクトログラムから時系列信号を復元するには逆短時間フーリエ変換が一般的に用いられる．しかし，DNN で分離した振幅スペクトログラムには位相情報（位相スペクトログラム）が含まれていない．このため，位相スペクトログラムを推定または復元する必要がある．ここでは，振幅スペクトログラムから矛盾な位相スペクトログラムを復元するための Griffin-Lim アルゴリズム^[41]を採用した．Griffin-Lim アルゴリズムは振幅スペクトログラムだけを用いて，失われた位相情報を反復的に推定する方法である．まず，ランダムな位相で初期化されたスペクトログラムを逆短時間フーリエ変換して時系列信号を得る．次に，この時系列信号を再度短時間フーリエ変換することで新しいスペクトログラムを得る．この際に元の振幅スペクトログラムを維持しつつ，位相情報だけを更新する．このプロセスを反復的に行うことで，位相情報が徐々に収束し，振幅スペクトログラムに対して無矛盾な位相スペクトログラムが得られる．解析に際して，位相スペクトログラムの初期値はエンジン放射音の位相スペクトログラムとし，反復処理は 50 回とした．Fig. 4.7 はノッキング筒内圧の観測値と推定値の時系列信号である．ノッキングの強さを評価する上で重要となるピーク値の推定精度には改善の余地がある．ピーク値の推定精度向上のためには，振幅スペクトログラムを介さずに，時系列信号自体を直接推定する DNN の導入が必要と考えられる．

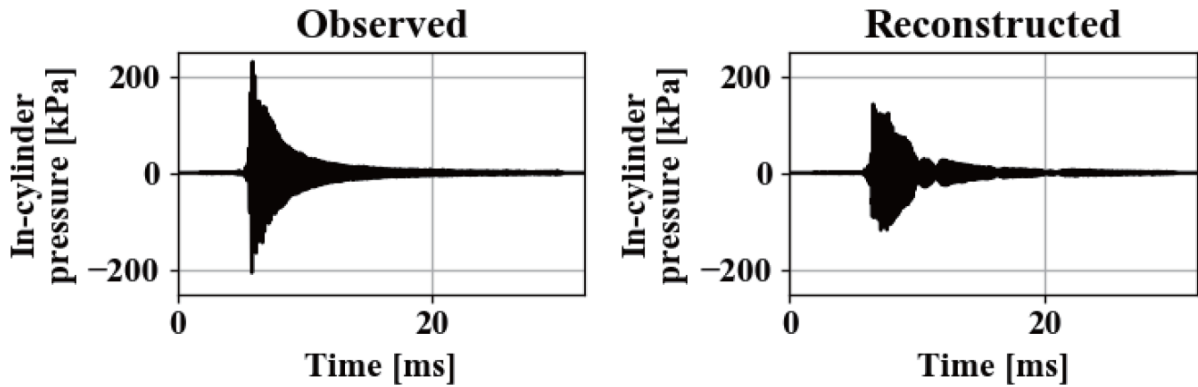


Fig. 4.7 Observed and Reconstruct knocking in-cylinder pressure

4.2.7 ノッキング検知方法

本節ではノッキング筒内圧の推定値を用いてノッキングを検知する手法について述べる．筒内圧信号を使ったノッキング検知手法では，ハイパスまたはバンドパスフィルタ処理をした時系列信号の TDC 付近の最大値や，最大値と最小値の差（peak-to-peak）を特徴量とする方法がある．しかし，前項のとおり重畳したノッキング成分のピーク値の推定は改善の余地がある．よってここでは，推定したノッキング筒内圧の振幅スペクトログラムを用いてノッキングの強さを評価して異常度とする（Eq. 4.3）．

$$\ell_{ano} = \max_t \sum_{f=0}^F \hat{y}_{f,t} \quad \text{Eq. 4.3}$$

ここで $\hat{y}_{f,t}$ は推定値したノッキング筒内圧のスペクトログラムであり、 f と t は周波数と時間のインデックスを表す。

異常度を用いたノッキング検知の手順は下記のとおりである。

- ① 任意の閾値を設定する
- ② マイクロホンでエンジン放射音を取得する
- ③ エンジン放射音の振幅スペクトログラムを求める
- ④ ③を学習済みの DNN に入力してノッキング筒内圧を推定する。
- ⑤ ④と式 3 により異常度を求める
- ⑥ ⑤が①で設定した閾値を上回ればノッキングが発生したとする

4.3 検証

本節では複数の回転速度のデータを用いて、EKCP によってエンジン放射音からノッキング筒内圧の振幅スペクトログラムを推定できるか検証する。さらに、ノッキング筒内圧の推定結果を用いたノッキングの検知性能を評価し、異なる回転速度での検知性能の変化について検証する。

Fig. 4.8 は検証システムの構成図である。検証には Table 4.2 の 4 気筒エンジンを用い、検証用の筒内圧センサを 4 番気筒に取り付けた。また、マイクロホンは吸気側の 2・3 番気筒中央の正面 0.15m の位置に設置した。

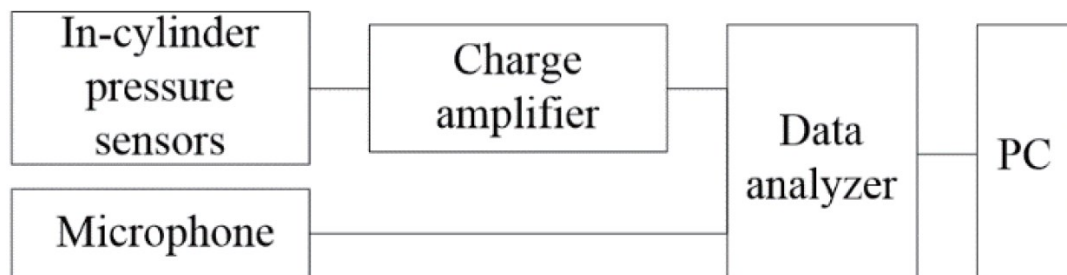


Fig. 4.8 Schematic diagram of the knocking detection system

Table 4.2 Specification of tested gasoline engine

Total displacement	2.4 L
Cylinder configuration	In-line 4-cylinder
Bore	87 mm
Fuel injection system	Port injection

運転条件を Table 4.3 に、運転パターンは Fig. 4.9 に示す。回転速度は一定とし、負荷と点火時期を変えて運転した。まず、中負荷（表では Medium と表記）でノッキング強度が None になるように点火時期を調整して定常運転する。続いて、Trace, Light になるよう点火時期を順に調整する。その後、点火時期を None に戻して、負荷を WOT に遷移させる。負荷遷移後は同じ要領で None, Trace, Light, None の順に点火時期を調整する。点火時期は 4 番気筒のみ調整し、他の気筒ではノッキングが寄せしないようにした。なお、DNN の学習には別の運転パターンで収録したデータを用いており、学習データと検証データの重複はない。また、回転速度ごとに専用の DNN を作成した。

Table 4.3 Test conditions for verification data

Engine rotational speed	1000, 3000, 5000 r/min
Load	Medium WOT
Knocking intensity	None, Trace, Light

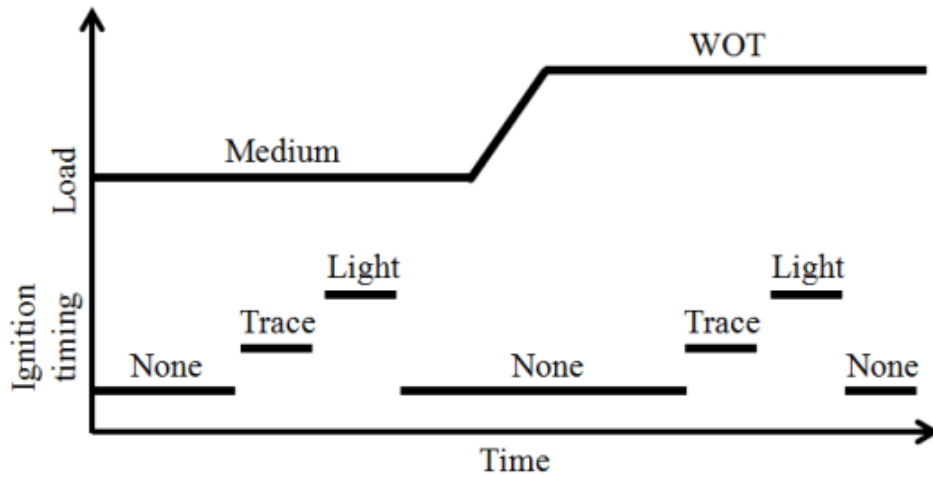


Fig. 4.9 Operation pattern of detection test

4.3.1 検証方法

ノッキング検知性能の評価には「Knocking peak-to-peak threshold-AUC」線図を用いた。ここで用いる AUC(Area Under Curve)は Precision-Recall Curve の下部の面積であり [36, 42], 異常検知性能の指標である。AUC を求めるためには正常／異常のラベル付きデータが必要となるが、大量の燃焼行程間のデータに対して人が聴感でラベルを付けるのは困難なため、ノッキング筒内圧の peak-to-peak (以下, Knocking peak-to-peak) によるノッキング検知の判定結果を真値とする。しかしながら、ノッキング筒内圧に対する閾値は一意に決まらないため、閾値を可変させた「Knocking peak-to-peak threshold-AUC」線図を用いる。Fig. 4.10 は 1000 r/min において、第 2 章で提案した確率モデルを用いた手法 (図中は Previous method と評価) と, EKCP (図中は Proposed method と評価) の結果を比較した例である。EKCP の AUC は確率モデルを用いた手法の AUC を広い閾値の範囲で上回っていることから、EKCP の方が検知性能が高いと判断できる。

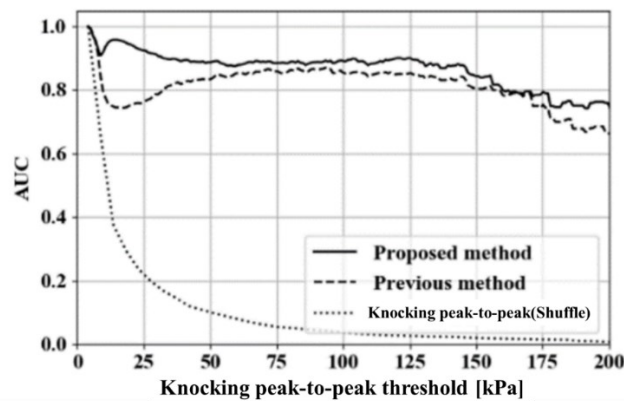


Fig. 4.10 Knocking peak-to-peak threshold and AUC at 1000 r/min

4.3.2 検証結果

Fig. 4.11 から Fig. 4.13 は 1000, 3000, 5000 r/min における推定したノッキング筒内圧の振幅スペクトログラムである。細部は異なるが, Draper の(1,0)モードに相当する 6 kHz 帯の概形が推定できている。Fig. 4.14 は各回転速度における観測したノッキング筒内圧と, その推定値の振幅スペクトログラム(平均値)の関係を表す散布図である。5000 r/min のデータでは, 高い平均値のデータが過小評価される傾向はあるが, 全体的に観測値と推定値はよく対応している。

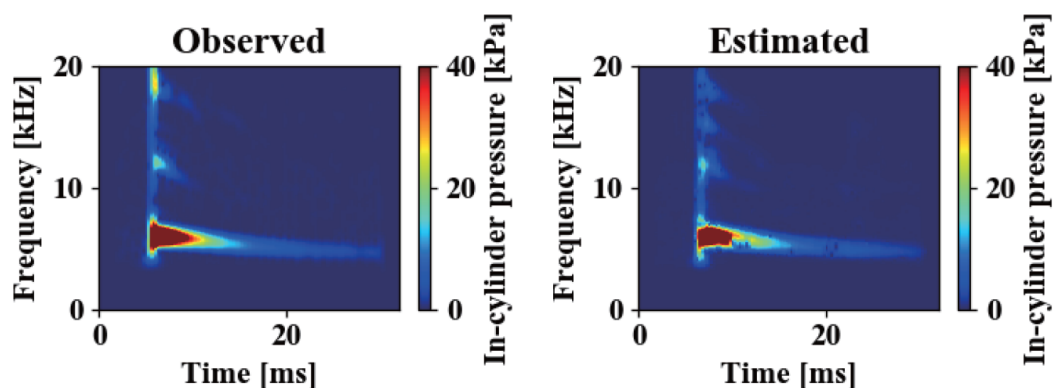


Fig. 4.11 Observed and estimated knocking cylinder pressure at 1000 r/min

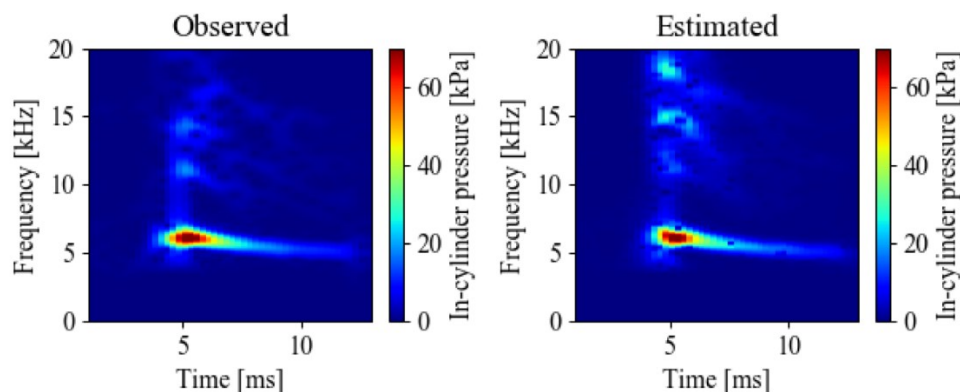


Fig. 4.12 Observed and estimated knocking cylinder pressure at 3000 r/min

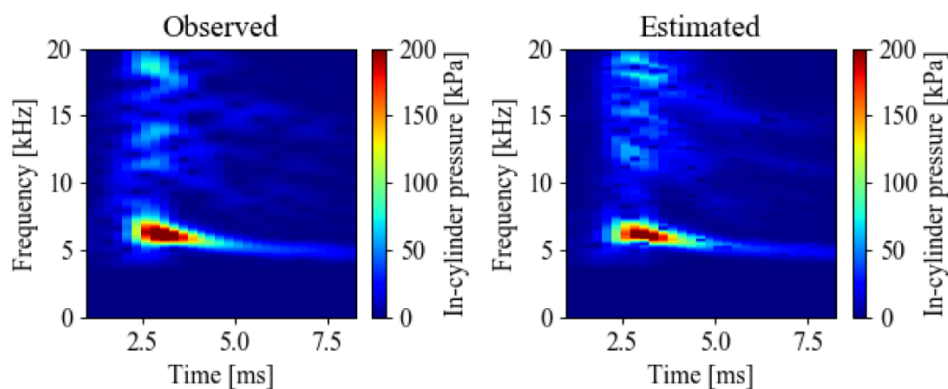


Fig. 4.13 Observed and estimated knocking cylinder pressure at 5000 r/min

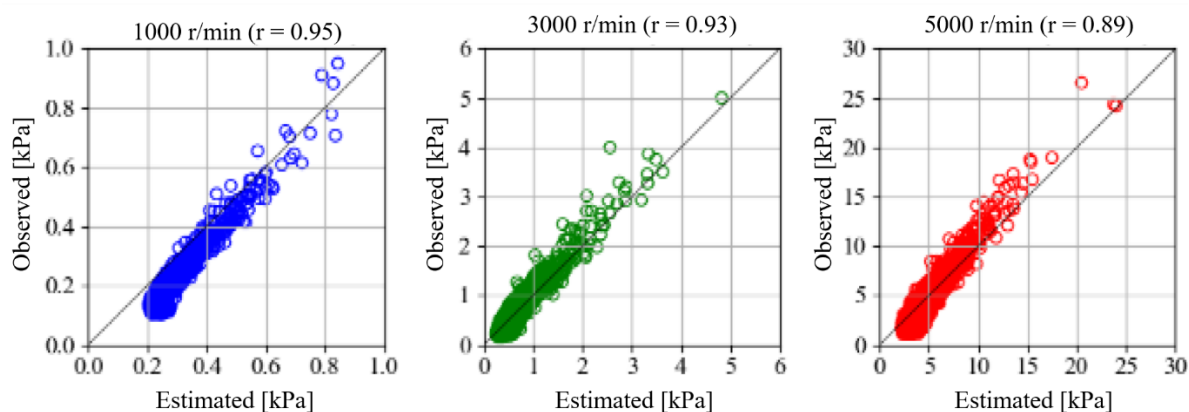


Fig. 4.14 Correspondence between mean of observed and predicted knocking in-cylinder pressure at 1000, 3000, 5000 r/min

また、Fig. 4.15～Fig. 4.17はFig. 4.9の運転パターンの解析結果である．上段は観測した筒内圧信号から求めた Knocking peak-to-peak（ハイパスフィルタ 4 kHz -60 dB），下段はEKCPの異常度（Eq. 4.3）である．なお、データ収録後にノッキング強度を再確認したところ、1000 r/min の負荷 WOT では所定のノッキング強度に達していなかったため、Fig. 4.15 の該当箇所を Unknown と記載している．異常度はノッキング強度の遷移に従って増減している．負荷遷移中でも異常度はノッキング強度 None と同等の値を維持していることから、負荷遷移に伴う音の変化に影響されにくいと考えられる．以上の結果から、EKCP は幅広い回転速度下でエンジン放射音からノッキング筒内圧を推定でき、その大きさを評価できると考えられる．

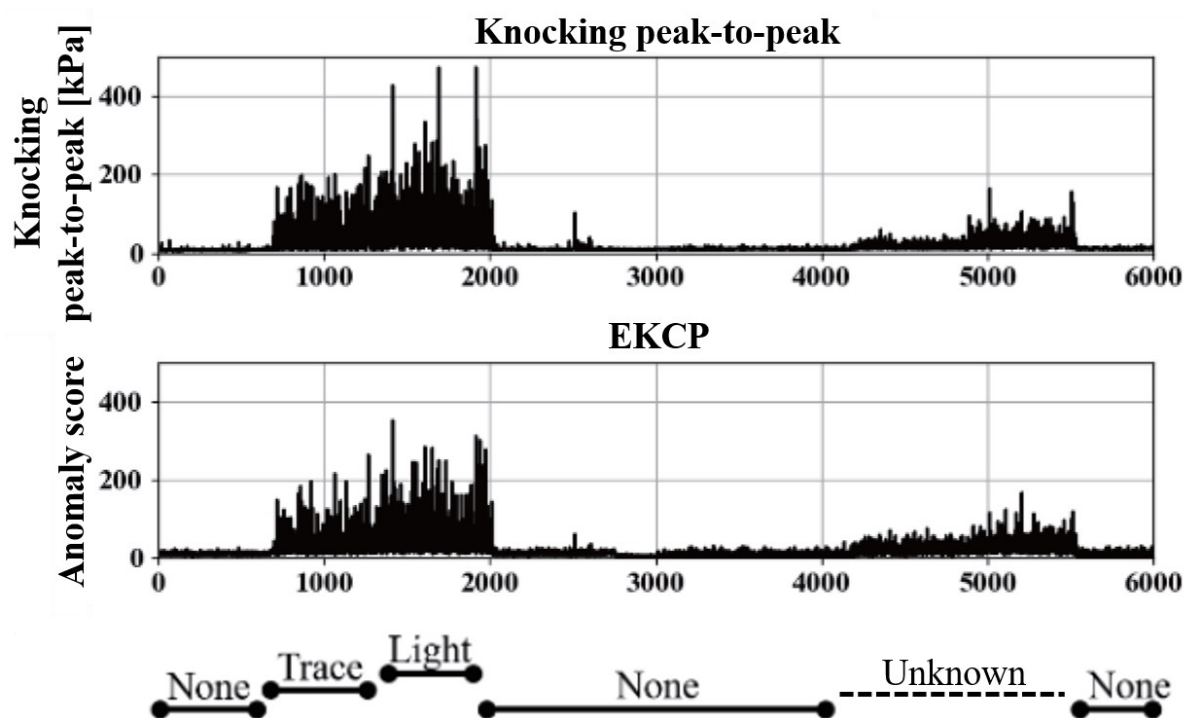


Fig. 4.15 Comparison between Knocking peak-to-peak, Anomaly score and log loss at 1000 r/min

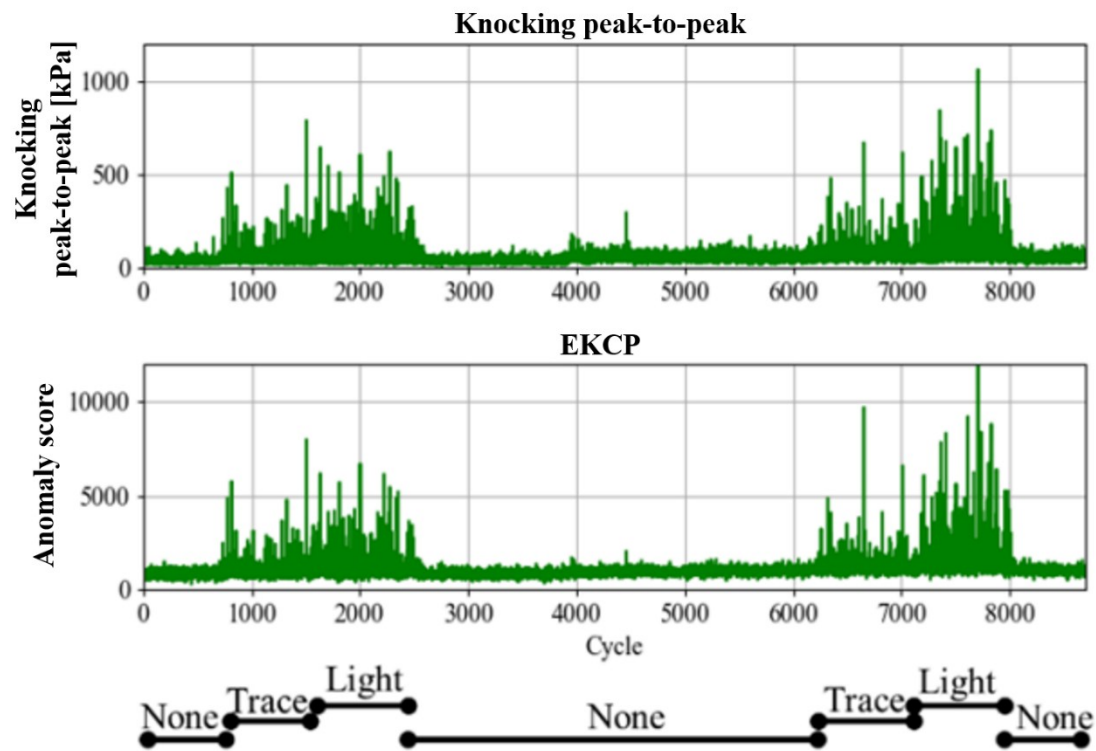


Fig. 4.16 Comparison between Knocking peak-to-peak and Anomaly score at 3000 r/min

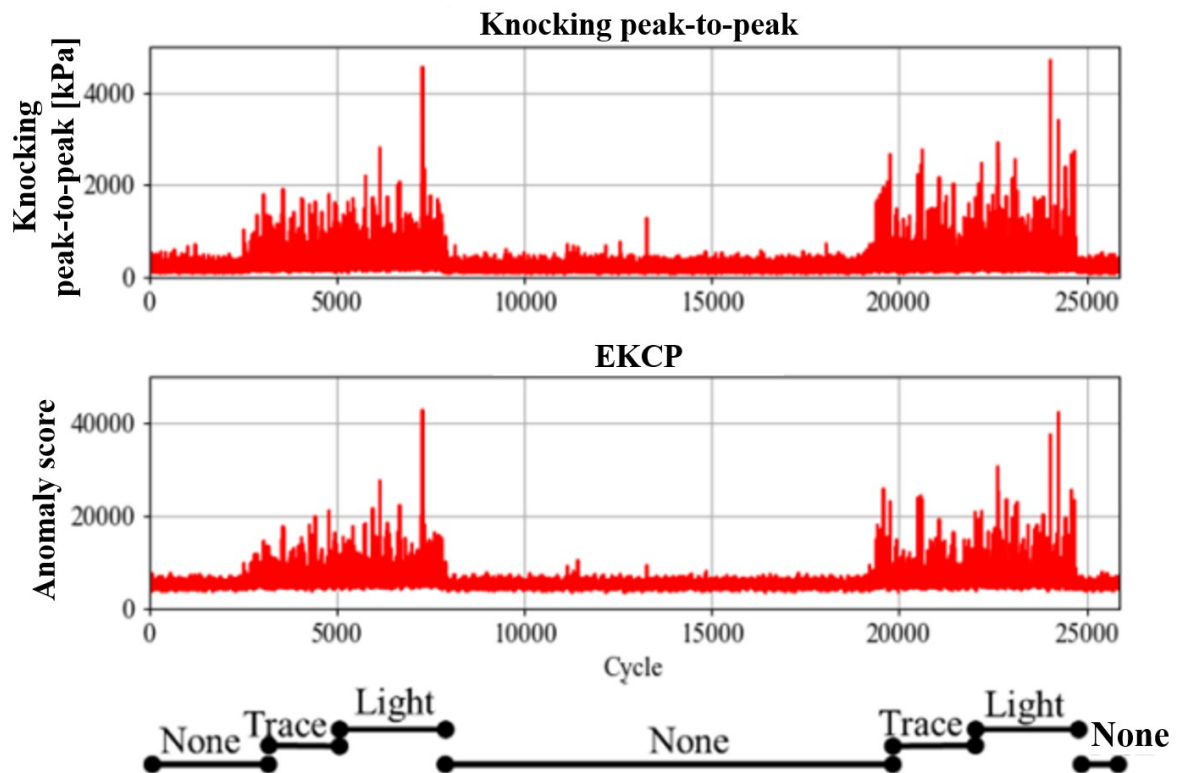


Fig. 4.17 Comparison between Knocking intensity and Anomaly score at 5000 r/min

次に検知性能を評価する．Fig. 4.18 は Fig. 4.9 の運転パターンにおける「Knocking peak-to-peak の閾値-AUC」線図である．図中の各回転速度の結果は Fig. 4.15～Fig. 4.17 に対応している．背景を塗りつぶした部分は実際の点火時期適合で想定される Knocking peak-to-peak の閾値範囲である．5000r/min では AUC がやや低下するが，どの回転速度でも一貫した検知性能維持されている．以上の結果から，EKCP は高回転速度の条件においても検知性能を保持できることがわかった．

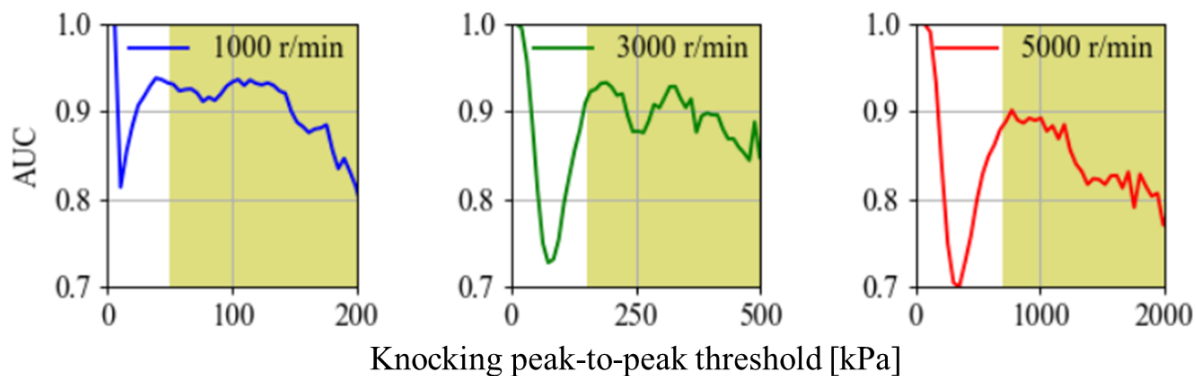


Fig. 4.18 Knocking peak-to-peak threshold and AUC at 1000, 3000 and 5000 r/min

4.4 本章の結論

本章では，DNNによってエンジン放射音からノッキング筒内圧を推定するEKCPを提案した．また，推定したノッキング筒内圧を用いたノッキング検知方法を提案した．検証結果から，EKCP は幅広い回転速度範囲でエンジン放射音からノッキング筒内圧を推定でき，ノッキング筒内圧の大きさの評価とノッキング検知に有効であることがわかった．

しかしながら，エキスパートはノッキング音を含むエンジン放射音を聞いてノッキング強度を評価していることから，筒内圧上でノッキングの特徴が観測されたとしても，それが実際にノッキング音として聴こえるとは限らない．よって，エキスパートと同等の評価を実現するためには音の大きさが重要と考え，次章以降はノッキング音の分離手法について検討する．

第5章 DNN を用いたノッキング音分離手法 (KSS)

5.1 緒言

エキスパートはノッキング音を含むエンジン放射音を聴きノッキング強度を評価していることから、ノッキング音の大きさはノッキング強度の判定に重要な情報と考えられる。前章では DNN を用いることでエンジン放射音からノッキング筒内圧を推定する EKCP (Estimation Method of Knocking Components Superimposed on Cylinder Pressure from Engine Radiated Noise Using DNN) を提案した。検証結果から、EKCP は幅広い回転速度範囲でエンジン放射音からノッキング筒内圧を推定でき、ノッキング筒内圧の大きさの評価とノッキング検知に有効であることがわかった。一方で、EKCP の中間出力として得られるノッキング音の推定結果を確認したところ、ノッキング音分離後のエンジン放射音にノッキング音の一部が残留しており、ノッキング音の分離性能が低いと考えられる (Fig. 4.5)。そこで本章では、分離性能を高めた KSS (Knocking Sound Separation Method from Engine Radiated Noise Using DNN) を提案する。そして、ノッキング音の大きさに着目し、ノッキング強度を定量的に評価するための指標値 (異常検知の文脈から以下、異常度と呼ぶ) を検討する。

5.2 EKCP の問題点

EKCP のノッキング音分離性能が低い原因として次の 2 つが考えられる。第一に、EKCP はノッキング筒内圧の観測値と推定値との誤差を最小化しているだけで、ノッキング音を分離するように訓練されていない。第二に、EKCP は分離したノッキング音からノッキング筒内圧を推定する過程で位相変化 (音の遅れや反射) が考慮されない (4.2.3)。本節ではこれらの問題点について検討する。

5.2.1 ノッキング音の分離度合の評価

EKCP の DNN は、観測されたノッキング筒内圧とその推定値の誤差を最小化することで、ノッキング筒内圧を推定できるように訓練された。ノッキング音を適切に分離するためには、分離度合の評価指標を設け、DNN の訓練時に最適化する必要がある。本章では分離度合の評価指標としてコヒーレンス関数^[43] (Eq. 5.1) を用いる。コヒーレンス関数は出力信号中の入力信号と線形な関係にある成分のパワー比率を表しており、0~1 の値をとる。値が 1 であれば出力が完全に入力に基づいており、0 であれば両者の線形関係がないことを示す。

$$\gamma_{xy}^2(f) = \frac{|\overline{P_{xy}(f)}|^2}{\overline{P_{xx}(f)}\overline{P_{yy}(f)}} \quad \text{Eq. 5.1}$$

ここで、 $\overline{P_{xy}(f)}$ はエンジン放射音とノッキング筒内圧のクロススペクトルの平均値であり、 $\overline{P_{xx}(f)}$ と $\overline{P_{yy}(f)}$ はエンジン放射音とノッキング筒内圧のパワースペクトルの平均値であり、 f は周波数である。EKCP で推定した推定雑音 (エンジン放射音から分離したノッキング音を引いた音) にノッキングと線形関係のある音が含まれていないかをコヒーレンス関数で評価する。Fig. 5.1 は 1000 r/min における各音の振幅スペクトログラムの一例と、観測したノッキング筒内圧と各音とのコヒーレンス関数である。上段から、観測したエンジン放射音、分離したノッキング音、推定雑音 (図中は Residual と表記) となっており、コヒーレンス関数はノッキングが発生している 50 サイクル分のデータから算出した。なお、分離したノッキング音ならびに推定雑音のコヒーレンス

関数の算出に際し、時間信号を求めるために観測したエンジン放射音の位相スペクトログラムを用いた。観測したノッキング筒内圧と観測したエンジン放射音とのコヒーレンス関数(上段右)に着目すると、6 kHz 付近と 10~20 kHz 帯においてのコヒーレンスが比較的高いことから、エンジン放射音のうち、これらの帯域にはノッキング音が含まれていると解釈できる。また、観測したノッキング筒内圧と分離したノッキング音とのコヒーレンス関数(中段右)は 6 kHz 付近と 10~20 kHz 帯において比較的高く、ノッキング音が分離されていると考えられる。しかしながら、観測したノッキング筒内圧と推定雑音とのコヒーレンス関数(下段右)においても 6 kHz 付近と 10 kHz 付近のコヒーレンス関数が比較的高いことから、推定雑音にノッキング音が残留していると解釈できる。以上のとおり、コヒーレンス関数を用いることによってノッキング音の分離度合を評価できる。

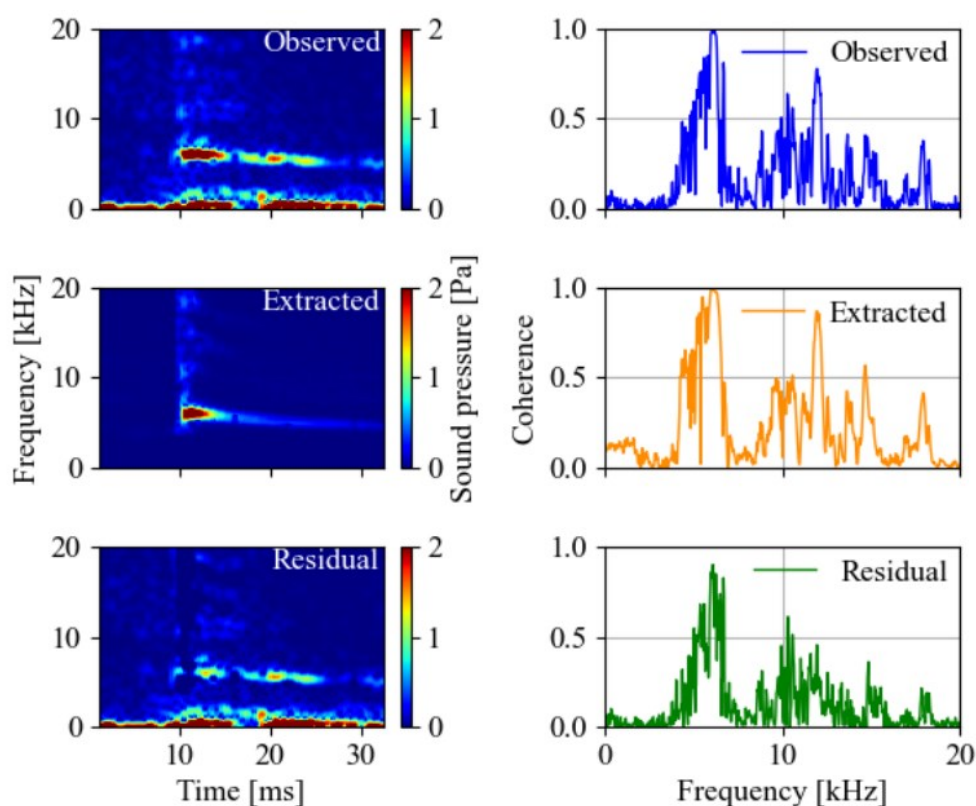


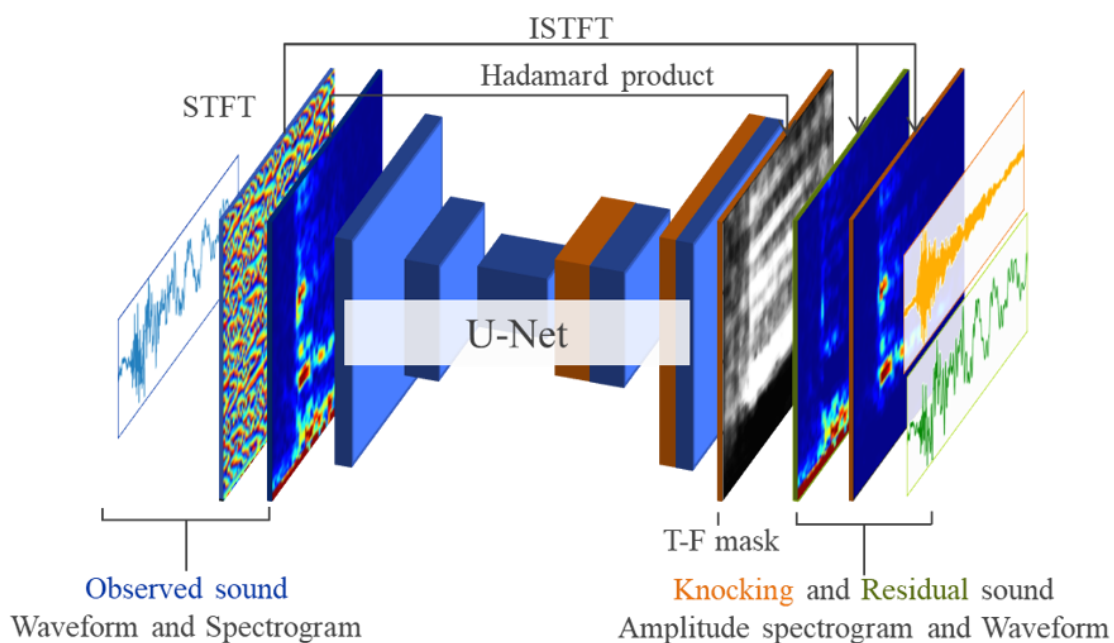
Fig. 5.1 Spectrograms and coherence between knocking in-cylinder pressure and sound by EKCP at 1000 r/min

5.2.2 位相変化の考慮

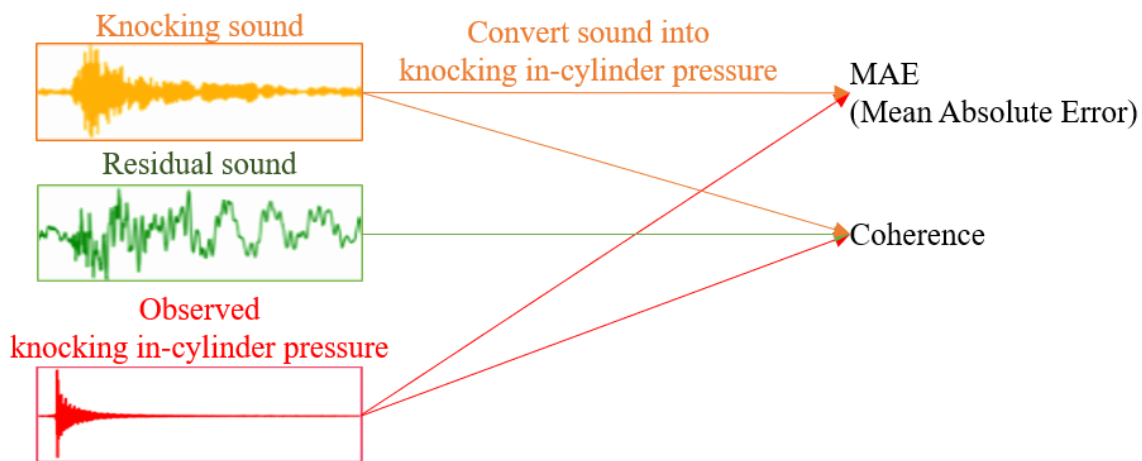
EKCP では、分離したノッキング音の振幅スペクトログラムに重みを乗じてノッキング筒内圧のスペクトログラムを推定した。しかし、この方法では信号の位相変化が考慮されないため、時間信号の遅れや反射が無視されている。すなわち、観測したノッキング筒内圧とその推定値との誤差を小さくするだけでは、観測したノッキング筒内圧に対して遅れているノッキング音の一部や反射音が推定雑音に残留してしまう。よって、エンジン放射音からノッキング音を分離するためには、前項のコヒーレンス関数で分離度合の評価をすると共に、位相変化を考慮した推定を行った上で振幅スペクトログラムの誤差を最小化する必要がある。

5.3 手法

KSS は EKCP に対して、損失関数にコヒーレンス関数を加え、分離したノッキング音からノッキング筒内圧を推定する際に位相を考慮したものである。Fig. 5.2 の(a)はノッキング音を分離する U-Net である。EKCP の DNN (Fig. 4.2) との違いは逆フーリエ変換によりノッキング音と推定雑音の時系列信号を取得している点である。Fig. 5.2 の(b)は損失関数の算出方法を表しており、MAE (Mean Absolute Error) に加えてコヒーレンスを最適化する。また、位相を考慮したノッキング筒内圧の推定 (図中は Convert sound into knocking in-cylinder pressure) は MAE 算出前に行われている。



(a) Separate knocking sound by U-Net



(b) Calculation of the loss function

Fig. 5.2 Structure of KSS

5.3.1 分離度合の評価指標を加えた損失関数

Eq. 5.2はKSSの損失関数である。KSSの損失関数は観測したノッキング筒内圧とその推定値との振幅スペクトログラムの誤差と、音の分離度合を評価するためのコヒーレンス関数 (Eq. 5.1) を含んでいる。なお、分離したノッキング音ならびに推定雑音（エンジン放射音から分離したノッキング音を引いた音）の時系列信号を求める際は、各々の振幅スペクトログラムと観測したエンジン放射音の位相スペクトログラムを用いる。

$$L = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N \|\mathbf{Y}_n - \hat{\mathbf{Y}}_n\|_1 + \frac{1}{F} \sum_{f=1}^F (\gamma_{ry}^2(f) - \gamma_{ky}^2(f)) \quad \text{Eq. 5.2}$$

ここで、 $\mathbf{Y}_n$ と $\hat{\mathbf{Y}}_n$ はノッキング筒内圧の観測値と推定値であり、 γ_{ry}^2 は推定雑音とノッキング筒内圧の観測値とのコヒーレンス関数であり、 γ_{ky}^2 は分離したノッキング音とノッキング筒内圧の観測値とのコヒーレンス関数である。Eq. 5.2の右辺第1項は振幅スペクトログラムの平均絶対誤差であり、ノッキングの時間周波数情報をDNNに与える。第2項の γ_{ry}^2 は推定雑音内にノッキング音が含まれていないかを評価し、 γ_{ky}^2 は分離された音がノッキング筒内圧と線形関係のある音かを評価する。KSSのDNNはこの損失関数を最小化することでノッキング音を分離できるように訓練される。

5.3.2 位相を考慮したノッキング筒内圧の推定

分離したノッキング音から、位相を考慮してノッキング筒内圧を推定する方法について述べる。信号処理の観点では入出力間が線形関係の場合、入力信号全体から求めたスペクトルに対して伝達関数を乗じることで出力信号を求めることができる。逆に出力信号のスペクトルに伝達関数の逆数を乗じることで入力信号を求めることができる。改良手法はこれに基づき、分離したエンジン放射音からEq. 5.3を用いてノッキング筒内圧の振幅スペクトログラムを推定する。

$$\mathbf{Y} \approx \hat{\mathbf{Y}} = \text{STFT}(\mathcal{F}^{-1}(\mathbf{H}\mathbf{F}(\mathbf{k}))) \quad \text{Eq. 5.3}$$

$$\mathbf{k} = \text{ISTFT}(\mathbf{M} \odot \mathbf{X}) \quad \text{Eq. 5.4}$$

ここで、 $\mathbf{Y}$ と $\hat{\mathbf{Y}}$ はノッキング筒内圧の観測値とノッキング筒内圧の推定値のスペクトログラムであり、 $\mathbf{X}$ はエンジン放射音の観測値のスペクトログラムである。 $\mathbf{M}$ は時間周波数マスクであり、 $\mathbf{k}$ は分離したノッキング音であり、 $\mathbf{H}$ は伝達関数の逆数に相当するDNN上で最適化される重みである。STFTとISTFTは短時間フーリエ変換と逆短時間フーリエ変換、 $\mathcal{F}$ はフーリエ変換であり、 $\odot$ はアダマール積である。変換手順は次の通りである。はじめに、時間周波数マスクによりエンジン放射音からノッキング音を分離する。次に、逆短時間フーリエ変換により分離したノッキング音の時間信号を求め、フーリエ変換により時間信号を周波数スペクトルに変換する。ここで、分離したノッキング音の周波数スペクトルに伝達関数の逆数に相当する重みを乗じ、ノッキング筒内圧の周波数スペクトルを推定する。最後に、推定したノッキング筒内圧の周波数スペクトルに対して逆フーリエ変換と短時間フーリエ変換をすることで、ノッキング筒内圧の振幅スペクトログラムを求める。以上の信号処理により、位相を考慮して分離したノッキング音からノッキング筒内圧を推定できる。

5.3.3 訓練データの前処理

EKCP と同様に KSS に必要なデータは同時収録された筒内圧とエンジン放射音の時間信号である。KSS はノッキング音の特徴を学習するものであるから、訓練用のデータにはノッキングが含まれていなければならない。筒内圧とエンジン放射音は以下の手順で前処理を行う。はじめに、筒内圧にノッキング成分に注目するためのハイパスフィルタをかける。ハイパスフィルタのカットオフ周波数は Draper の式から求めた(1,0)モードの周波数以下に設定する。そして、ハイパスフィルタ処理した筒内圧とエンジン放射音のうち約 ATDC-10~180 度の範囲を抜き出す。なお、EKCP で行っていたエンジン放射音と筒内圧との時間遅れを補正するための時間シフトについては、位相を考慮してノッキング筒内圧を推定することにより不要となった。

5.3.4 分離したノッキング音と推定雑音を用いた異常度

前章では推定したノッキング筒内圧を用いた異常度を提案してきた。本報ではエキスパートがノッキング音とその他のエンジン放射音との対比によってノッキング強度を評価しているという仮定に基づき、ノッキング検知とノッキング強度を定量的に評価するための新たな異常度を提案する (Eq. 5.5)。右辺の分子はノッキング音の最大値、分母は推定雑音の平均値であり、分離したノッキング音と推定雑音との比である。

$$\ell_{s/n} = \frac{\max_t \sum_{f=1}^F k_{f,t}}{\frac{1}{T} \sum_{t=1}^T r_{f,t}} \quad \text{Eq. 5.5}$$

ここで、 $k_{f,t}$ は分離したノッキング音の振幅スペクトログラム、 $r_{f,t}$ は推定雑音の振幅スペクトログラムであり、 f と t は周波数と時間のインデックスである。なお、人間の聴覚を加味するため、予め振幅スペクトログラムに対して A 特性をかける。

5.4 検証

本節では複数の回転速度のデータを用いて、KSS によってエンジン放射音からノッキング音を分離できるか検証する。検証条件は前章と同様であり、詳細は 4.3 節を参照されたい。

5.4.1 KSS によるノッキング音の分離結果

ノッキング音の分離には U-Net を使用する。エンジン放射音を U-Net に入力し出力として T-F マスクを得る。そして、エンジン放射音の振幅スペクトログラムと T-F マスクの要素積によりノッキング音を分離する。STFT の解析パラメータは Table 5.1 の通りである。

Table 5.1 STFT and ISTFT analysis setting

Sampling rate	64 kHz
Target Angle	About ATDC -10~180 deg
Window	Hann
Length of segment	128 points
Overlap	3/4
Length of FFT	256 points

はじめに、振幅スペクトログラムの観点から分離結果を検証する。Fig. 5.3～Fig. 5.5 は 1000, 3000, 5000 r/min における観測したノッキング筒内圧とエンジン放射音、KSS を用いたノッキング音の分離結果である。1000 r/min における EKCP の分離結果である Fig. 5.1 と Fig. 5.3 を比較すると、EKCP では推定雑音 (Fig. 5.1 の左列下段) の 6 kHz にノッキング音の一部が残留しているのに対して、KSS の推定雑音 (Fig. 5.3 の右列下段) では概ね残留はなく、ノッキング音の分離性能が改善されていることがわかった。3000 r/min と 5000 r/min では、観測されたエンジン放射音に含まれるノッキング音の振幅スペクトログラム上の特徴は、ノッキング筒内圧の振幅スペクトログラムとは異なる形状で観測されている。このような場合、ノッキング筒内圧の振幅スペクトログラムの特徴を学習していただけた EKCP ではノッキング音を適切に分離できないと考えられるが、KSS ではエンジン放射音の 6 kHz 付近と 10~20 kHz 帯に散在するノッキング音が分離されている。この結果から、KSS によって幅広い回転速度において、ノッキング筒内圧に対応したノッキング音を分離できることがわかった。

また、Fig. 5.6 は 1000, 3000, 5000 r/min で観測したノッキング筒内圧と、分離したノッキング音の振幅スペクトログラム (平均値) の散布図である。散布図はノッキングが発生していない正常燃焼時のサイクルとノッキングが発生したサイクルを含んでいる。各々の回転速度において分離したノッキング音の大きさがノッキング筒内圧の大きさと対応していることから、いずれの回転速度においてもノッキング音を分離できていると考える。以上通り、振幅スペクトログラムの観点から KSS はノッキング音の分離に有効である。

次に、ノッキング音が分離できているかをコヒーレンス関数により評価する。Fig. 5.7 は 1000, 3000, 5000 r/min におけるノッキング筒内圧と KSS で分離したノッキング音とのコヒーレンス関数である。コヒーレンス関数の算出にはノッキングが発生している 50 サイクル分のデータを用いた。特に、1000 r/min における KSS のコヒーレンス関数 (Fig. 5.7 の左列) は EKCP のコヒーレンス関数 (Fig. 5.1 の右列) と同じサイクルのデータから求めている。両者のノッキング筒内圧と推定雑音とのコヒーレンス関数を比較すると、KSS は EKCP に比べコヒーレンス関数の値が低下しており、推定雑音内に残留しているノッキング音が小さく分離性能が高い。これは KSS で損失関数に追加したコヒーレンス関数の効果である。同様に 3000, 5000 r/min においてもノッキング筒内圧と推定雑音とのコヒーレンス関数が低い値であることから、いずれの回転速度においても KSS はノッキング筒内圧に対応したノッキング音を分離できていると結論する。

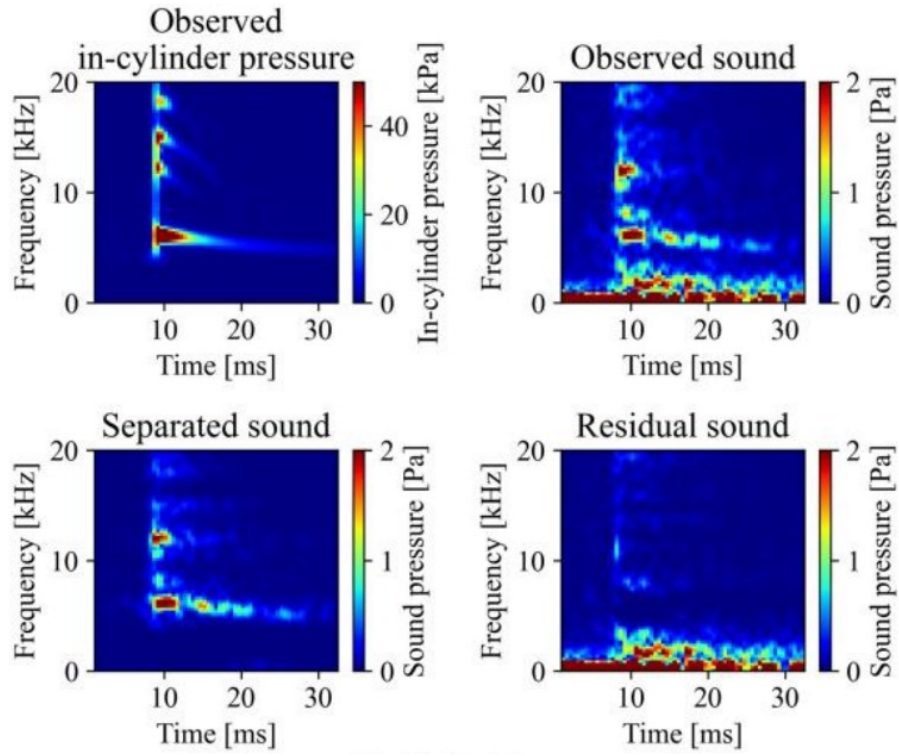


Fig. 5.3 Observed knocking in-cylinder pressure, engine radiation noise, extracted knocking sound and residual sound at 1000 r/min

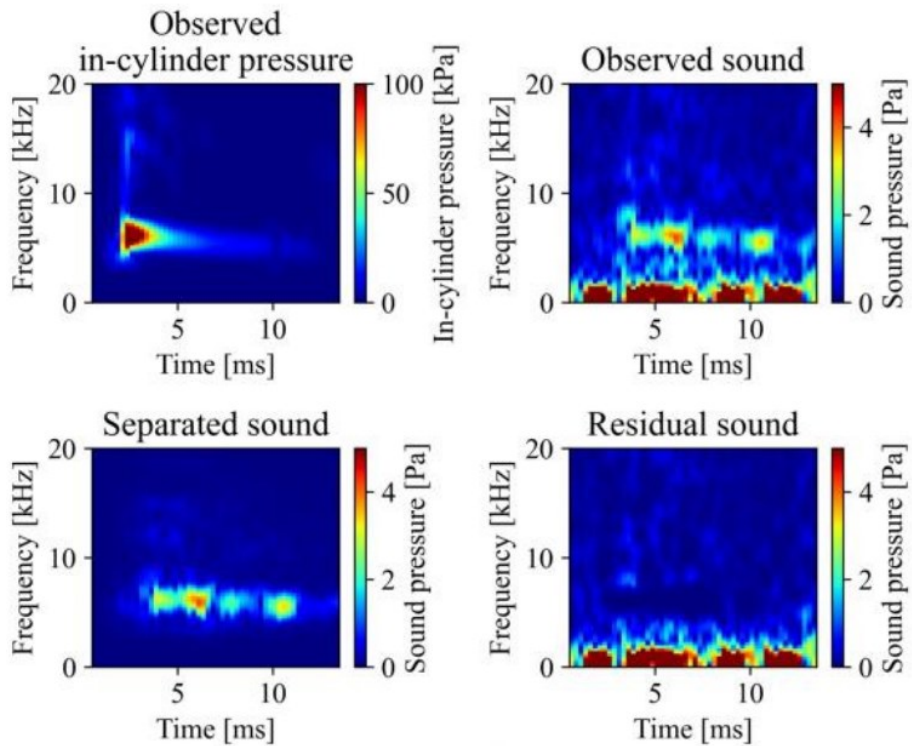


Fig. 5.4 Observed knocking in-cylinder pressure, engine radiation noise, extracted knocking sound and residual sound at 3000 r/min

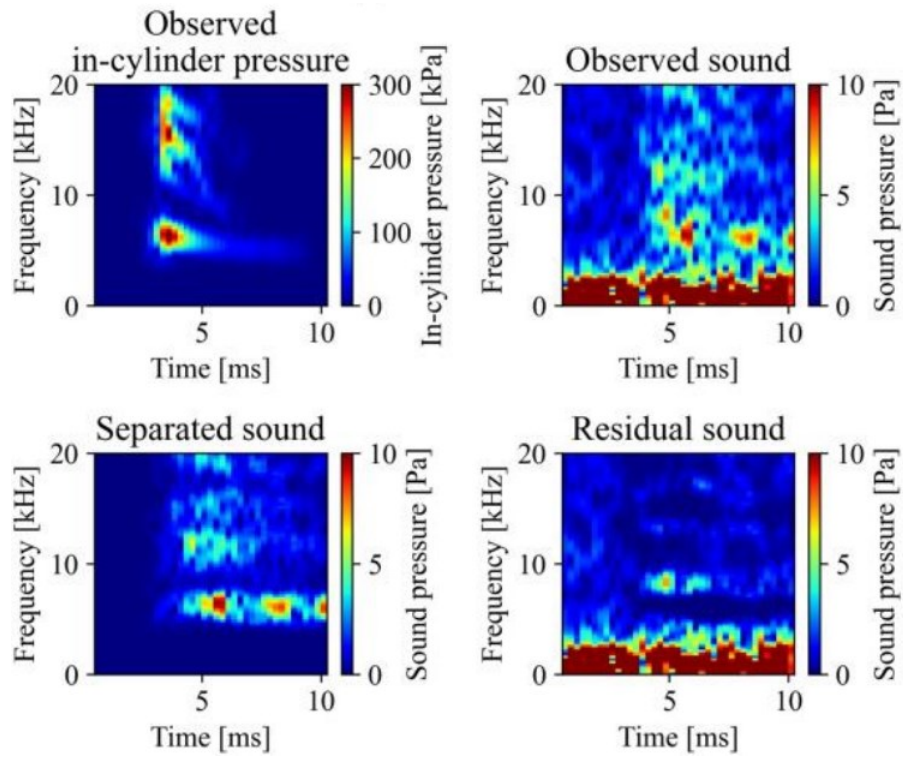


Fig. 5.5 Observed knocking in-cylinder pressure, engine radiation noise, extracted knocking sound and residual sound at 5000 r/min

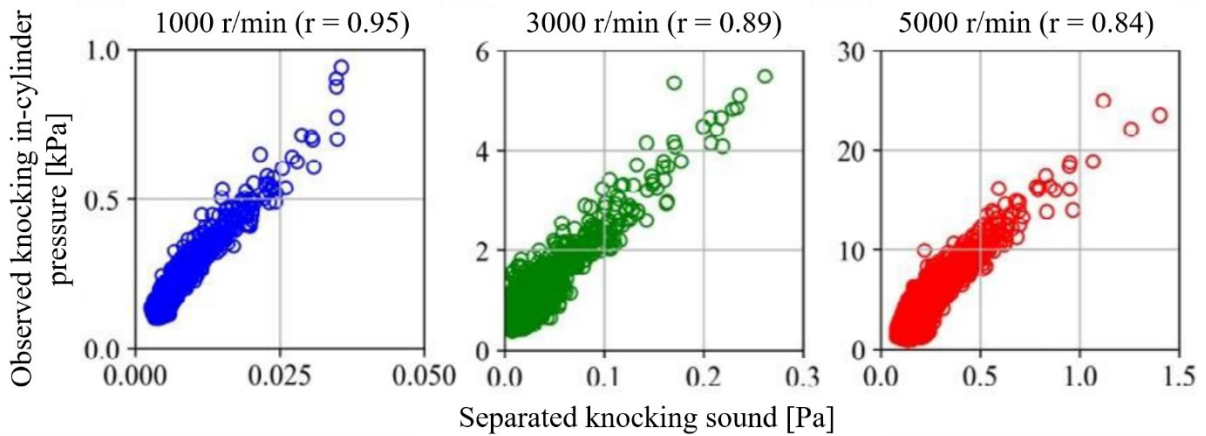


Fig. 5.6 Correspondence between mean of observed knocking in-cylinder pressure and extracted knocking sound spectrogram

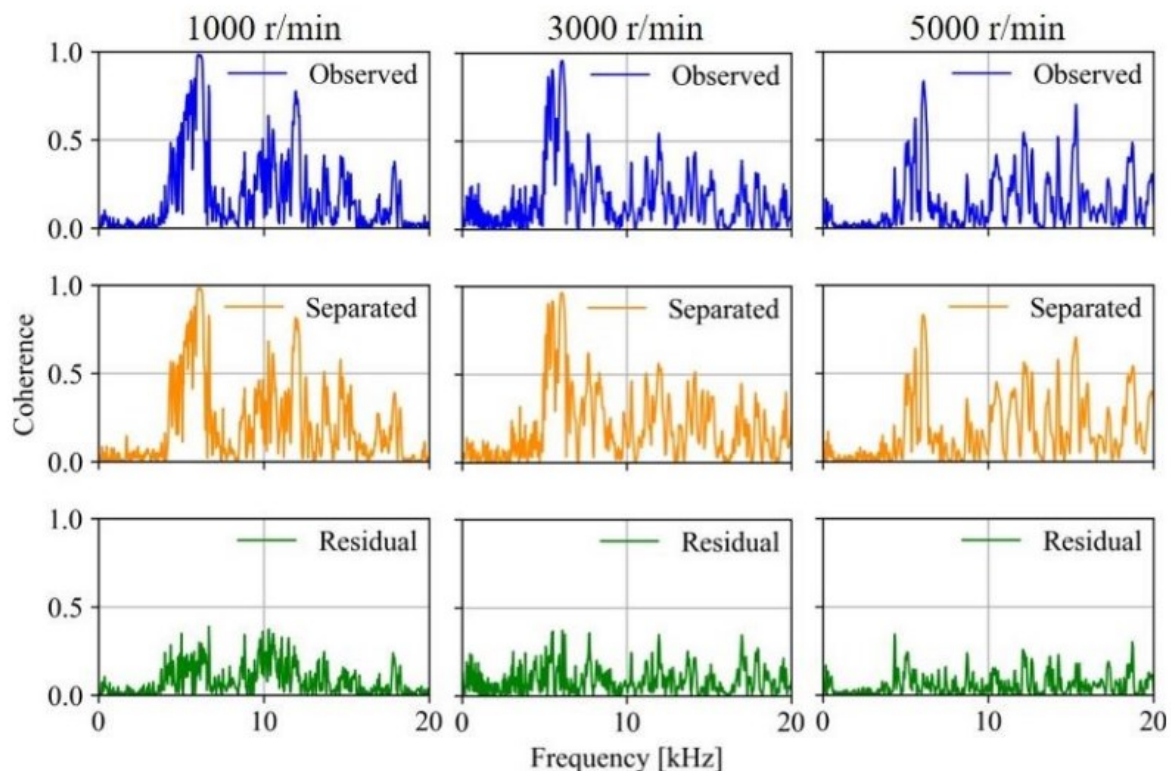


Fig. 5.7 Coherence between knocking in-cylinder pressure and sounds

5.4.2 分離したノッキング音と推定雑音を用いた異常度

Fig. 5.8 は 1000, 3000, 5000 r/min における異常度とエキスパートが判定したノッキング強度である。エンジンの運転パターンは Fig. 4.9 の通りである。なお、データ収録後にノッキング強度を再確認したところ、1000 r/min の負荷 WOT では所定のノッキング強度に達していなかったため、Fig. 5.8 の該当箇所に Unknown と記載している。1000 r/min (Fig. 5.8 上段) の中負荷では他の条件に比べて異常度が大きい傾向があり、5000 r/min (Fig. 5.8 下段) では他の回転度に比べ異常度がややオフセットしている傾向があるものの、どの回転速度においても異常度が概ね 0~1.5 の範囲に収まっている。観測したノッキング筒内圧から求める Knocking peak-to-peak や、EKCP の推定したノッキング筒内圧を基にした異常度は回転速度によって値のスケールが異なっており、異常度の大きさをもってノッキング強度(ここでは主にノッキングの大きさ)を評価するためには、回転速度によって個別の基準値を定める必要があった (Fig. 4.15~Fig. 4.17)。これに対して、提案する KSS の分離結果を用いた異常度は共通の基準値でノッキング強度を評価できる可能性がある。

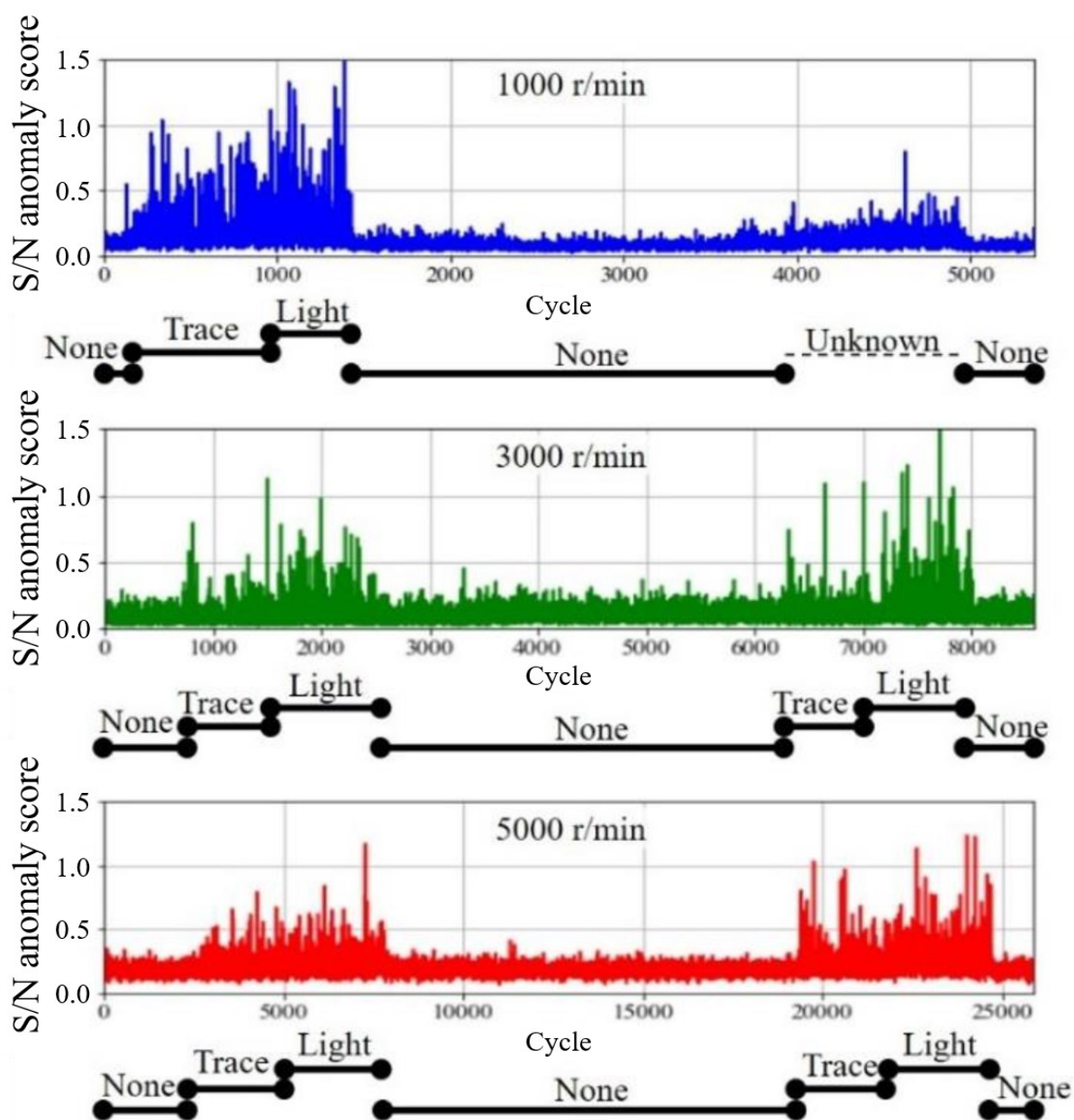


Fig. 5.8 S/N anomaly score

5.5 本章の結論

本章では、エンジン放射音からノッキング筒内圧を推定する EKCP を改良し、ノッキング音を分離する KSS を提案した。1000, 3000, 5000 r/min における検証結果から、幅広い回転速度条件下で、ノッキング筒内圧に対応したノッキング音の分離が可能であると結論した。さらに、ノッキング強度の定量的な評価に向け、分離したノッキング音の大きさに着目した新しい指標（異常度）を提案した。次章では学習データの無い新規エンジンのノッキング音分離するための手法について検討する。

第6章 ノッキング音分離 DNN の汎化性能向上 (IKSS)

6.1 緒言

第4章では、EKCP (Estimation Method of Knocking Components Superimposed on Cylinder Pressure from Engine Radiated Noise Using DNN) によりエンジン放射音からノッキング筒内圧を推定し、その大きさからノッキングを判定する手法を提案した。第5章では、エキスパートはノッキング音を含むエンジン放射音を聴いてノッキング強度を評価していることから、自動でエキスパートと同等の評価をするためにはノッキング音とその他のエンジン放射音の大きさの関係が重要であると考え、ノッキング筒内圧と対応したノッキング音と、それ以外のエンジン放射音を分離する KSS (Knocking Sound Separation Method from Engine Radiated Noise Using DNN) を提案した。

これまで提案してきた EKCP と KSS は特定のエンジンと回転速度に特化した DNN を訓練するため、学習データがない新規エンジンや、学習に含まれない回転速度に適用する際には新たな学習データ (エンジン放射音とノッキング筒内圧のペアデータ) の収集が必要となる。そこで本章では、複数のエンジンや運転条件のデータを学習データとし、データ拡張 (Data augmentation) [44, 45] を適用することで汎化性能 (学習データに含まれない未知の条件下におけるノッキング音の分離性能) を向上した IKSS (Improved Generalization KSS) を提案する。

6.2 KSS の問題点

KSS は特定のエンジンのある回転速度に特化した DNN を訓練しているため、未知のエンジンや回転速度のノッキング音を分離するためには新たな学習データの収集が必要である。

Fig. 6.1 は 1000 r/min の ATDC-10~180 度付近における、KSS で訓練した DNN を用いて、訓練データに含まれない未知エンジンのノッキング音を分離した結果である。(a)-3 と (b)-3 が訓練データに含まれるエンジンのノッキング音を分離した結果であり、概ねノッキング音を分離できていることが確認できる。一方、訓練データとは異なる未知エンジンのノッキング音を分離した結果が (a)-4 と (b)-4 であり、ノッキング音を分離できるとは言いえない。これは単一のエンジンで訓練された DNN が、ボア径に起因するノッキングのモード周波数^[33]の違いや、エンジン機構に起因するメカニカルノイズの違いに対応できないためと考える。

Fig. 6.2 は 1000, 3000, 5000 r/min の ATDC-10~180 度付近における、KSS で訓練した DNN を用いて、訓練データに含まれない未知の回転速度のノッキング音を分離した結果である。上段から、観測したエンジン放射音 (ノッキング音を含む) と 1000, 3000, 5000 r/min で訓練した DNN による分離結果である。また、左列からそれぞれ 1000, 3000, 5000 r/min のデータを DNN に入力しノッキング音を分離した結果となっている。なお、時間スケールを合わせるため、3000 r/min と 5000 r/min は始端と終端に 0 を挿入していることに注意されたい。DNN を訓練したデータと同じ回転速度のデータを入力した時の分離結果が真値に一番近いと仮定すると、訓練していない回転速度のデータを入力した場合においても概ね良好に分離できている組み合わせがある一方で、分離漏れやノッキング音以外の音の混入が見られる。例えば、5000 r/min で訓練した DNN に 3000 r/min のデータを入力した場合 (Fig. 6.2 の (d) 中央) は 10 kHz 以上の周波数帯の成分が分離できていない。また、1000 r/min で訓練した DNN に 5000 r/min のデータを入力した場合 (Fig. 6.2 の (b) 右)、ノッキング音以外の音が混入している。以上の結果から、KSS では訓練データと入力データの組み合わせによって分離性能が大きく低下する可能性があり、未知の回転速度条件

における運用は難しいと考える。

KSS ではノッキング音とノッキング筒内圧との間に線形時不変の関係を仮定しているが、エンジンや回転数ごとにノッキング音とノッキング筒内圧の関係（算出される伝達関数の値）が変わってしまい、その仮定が成り立たない。Fig. 6.3 は 1000, 3000, 5000 r/min で観測された周波数応答であり、同じエンジンであっても回転速度の違いによって周波数応答がことなることがわかる。よって、KSS は特定のエンジンのある回転速度に特化した DNN しか訓練できない。

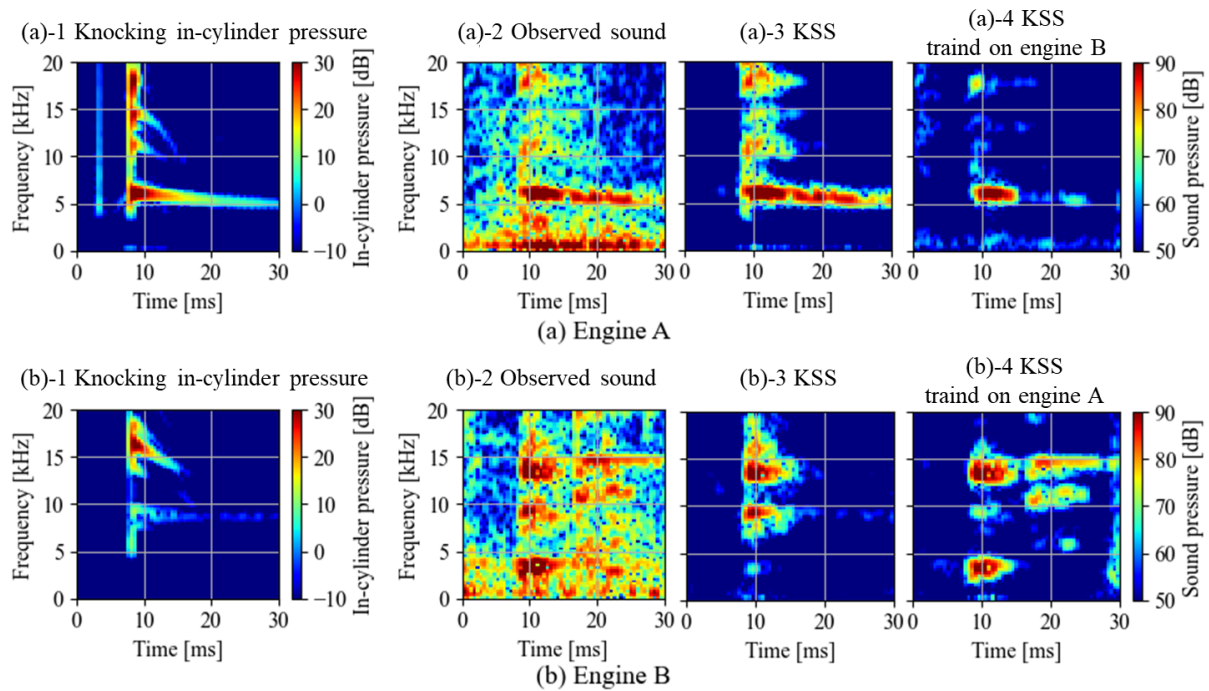


Fig. 6.1 Example of separated result using KSS

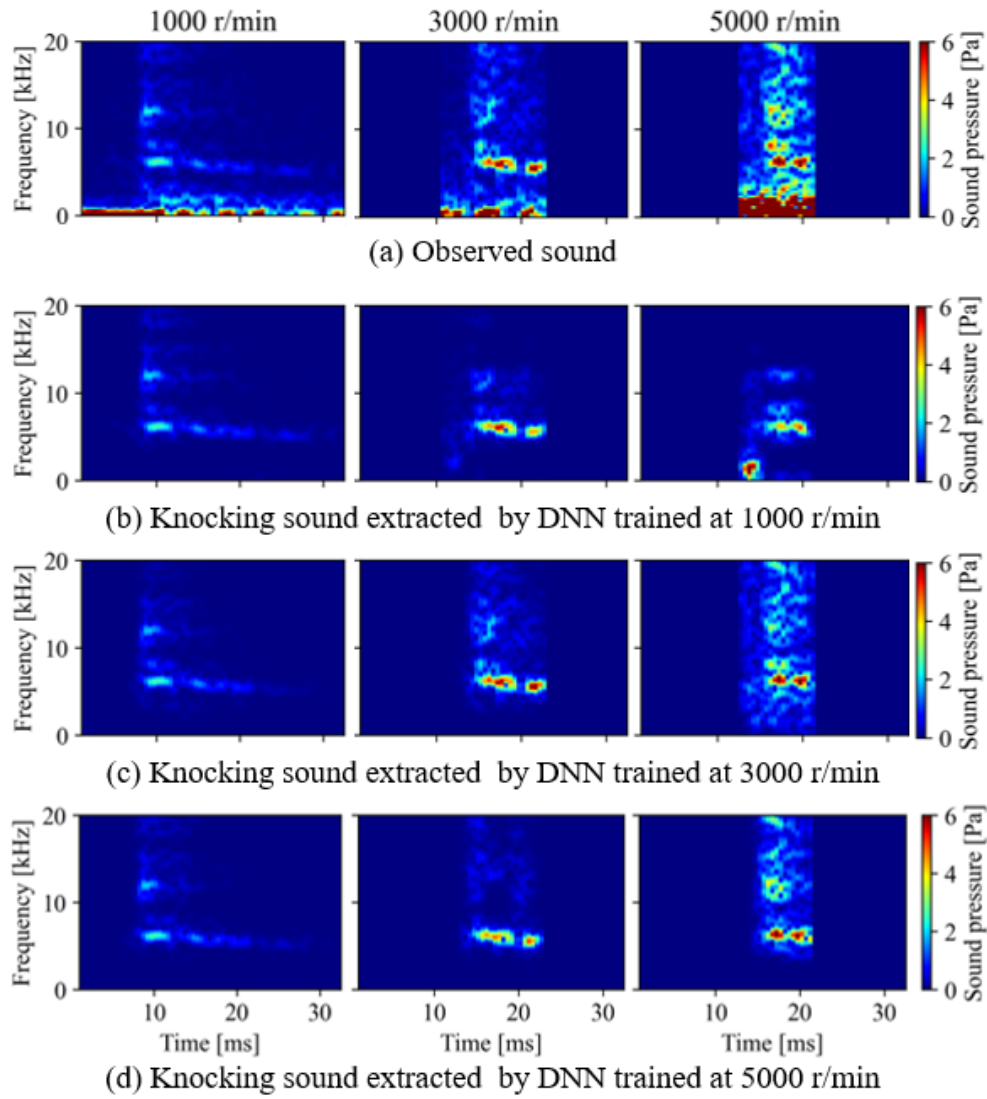


Fig. 6.2 Example of inputting various data into each DNN trained by previous method

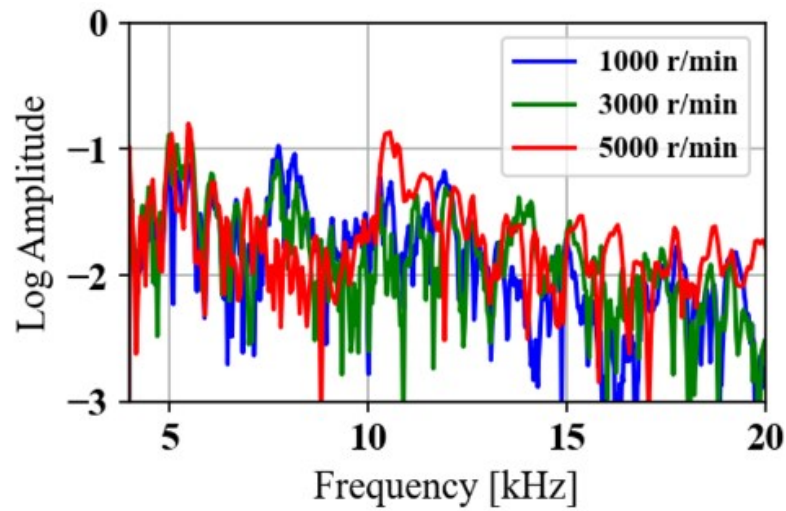


Fig. 6.3 Frequency response function amplitude (Sound pressure / In-cylinder pressure)

6.3 手法

提案する IKSS は汎化性能を担保するために複数条件のデータを用いて 1 つの DNN を訓練する。また、訓練データに含まれない未知の条件においてもノッキング音が分離できるように訓練データにデータ拡張を適用する。

6.3.1 Improved Generalization KSS

IKSS は訓練データとして KSS で分離したノッキング音と推定雑音を使用する。分離済みのデータを用いることで、4.2.1 で説明したクリーンな音源信号を用いた教師あり学習の枠組みで DNN を訓練できる。すなわち、KSS のようにノッキング音とノッキング筒内圧との間に線形時不変の仮定を置く必要がなくなり、複数のエンジンまたは運転条件のデータを用いて 1 つの DNN を訓練できる。

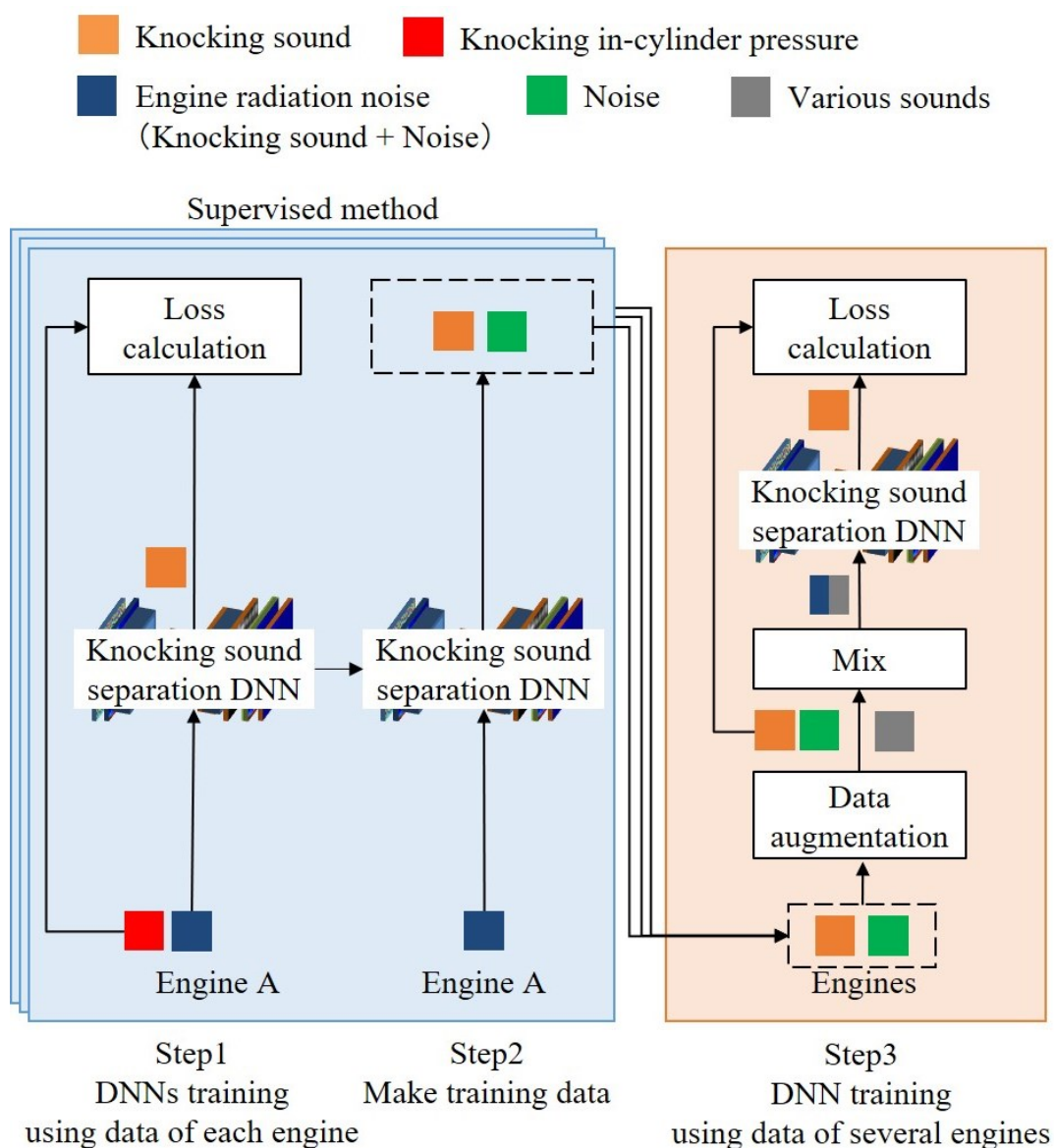


Fig. 6.4 Training of IKSS

Fig. 6.4 は複数のエンジンのデータを用いた IKSS の概略図で、訓練は 3 つの Step に分かれている。Step 1 では、KSS を用いて各エンジンに特化した DNN を訓練する。Step 2 では、訓練した DNN を用いて各エンジン放射音からノッキング音を分離し、ノッキング音と推定雑音からなる学習データセットを作成する。Step 3 では、学習データのノッキング音と推定雑音またはノッキングが発生していないサイクルのエンジン放射音を足し合わせた混合信号から、元のノッキング音を分離する DNN を訓練する。損失関数は Eq. 6.1 で表される。

$$\mathcal{L}_{\text{pro}} = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N \left\| \hat{\mathbf{k}}_n - \text{ISTFT} \left(\mathbf{M}_n \odot (\hat{\mathbf{R}}_n + \hat{\mathbf{R}}_n) \right) \right\|_1 \quad \text{Eq. 6.1}$$

$$\mathbf{M}_n = \varphi_{\text{IKKS}}(\hat{\mathbf{R}}_n + \hat{\mathbf{R}}_n) \quad \text{Eq. 6.2}$$

$\hat{\mathbf{k}}_n$ と $\hat{\mathbf{R}}_n$ は KSS で分離したノッキング音の時系列信号とスペクトログラムで、 $\hat{\mathbf{R}}_n$ は推定雑音またはノッキングが発生していないサイクルのエンジン放射音のスペクトログラムであり、 $\odot$ はアダマール積、 $\|\cdot\|_1$ は L1-ノルムである。 φ_{IKKS} は IKSS で訓練する DNN であり、単独で観測できないノッキング音の真値の代わりに KSS の分離結果を用いて訓練する。

以上の通り、IKSS は予めノッキング音を分離する手順が増えているが、複数のエンジンのデータを用いることにより、汎化性能の高い DNN を訓練することができる。IKSS は回転速度の異なるデータに対しても有効であり、エンジンの例と同様に回転速度別に KSS で分離済みのデータを用いて DNN を訓練する。

6.3.2 データ拡張

IKSS では分離済みのデータを用いることにより、ノッキング音と推定雑音に対してそれぞれ別々のデータ拡張が可能となり、様々なバリエーションを作成することができる。本章では回転速度方向とエンジン方向の汎化性能向上を狙ったデータ拡張について述べる。

回転速度方向の汎化性能を向上させるために行ったデータ拡張は Table 6.1 の通りである。また、Fig. 6.5 はデータ拡張を行ったエンジン放射音の一例である。ここでは主に音圧の増減 (Table 6.1 及び Fig. 6.5 では Volume change と記載) とタイムストレッチについて説明する。

音圧の増減 (Fig. 6.5 (b)) はノッキング音とその他の推定雑音に対して所定の範囲のランダムな実数を掛ける。Fig. 6.2 のように回転速度が高いほどノッキング音及び雑音の音圧が高い傾向があることから、タイムストレッチとの相乗効果により訓練データに含まれない回転速度におけるデータを模擬していると期待できる。また、通常任意の大きさのノッキングのデータを収集することは難しく、特に過大なノッキングはエンジンを破損させる可能性があるため極少量しか採取できないが、分離したノッキング音の音圧を調整することで過大なノッキングの音を模擬することができ、データを補填する効果があると考えられる。

タイムストレッチ (Fig. 6.5 (e)) は音の高さを維持したまま持続時間を変更する。本稿ではフェーズボコーダ^[46]を用いてタイムストレッチを行った。Fig. 6.2 のように回転速度が高いほどノッキング音の持続時間は短い傾向があることから、ノッキング音をタイムストレッチで伸縮させることは訓練データに含まれない回転速度におけるノッキング音を模擬していると解釈できる。

Table 6.1 Data augmentation for IKSS

Volume change	75 % ~ 125 %
Knocking sound	75 % ~ 125 %
Noise	75 % ~ 125 %
Horizontal shift	± 9 ms
Noise swap	Random
Time stretch	80 % ~ 120 %
Add noise (Gaussian Noise)	Signal-noise ratio 18 dB

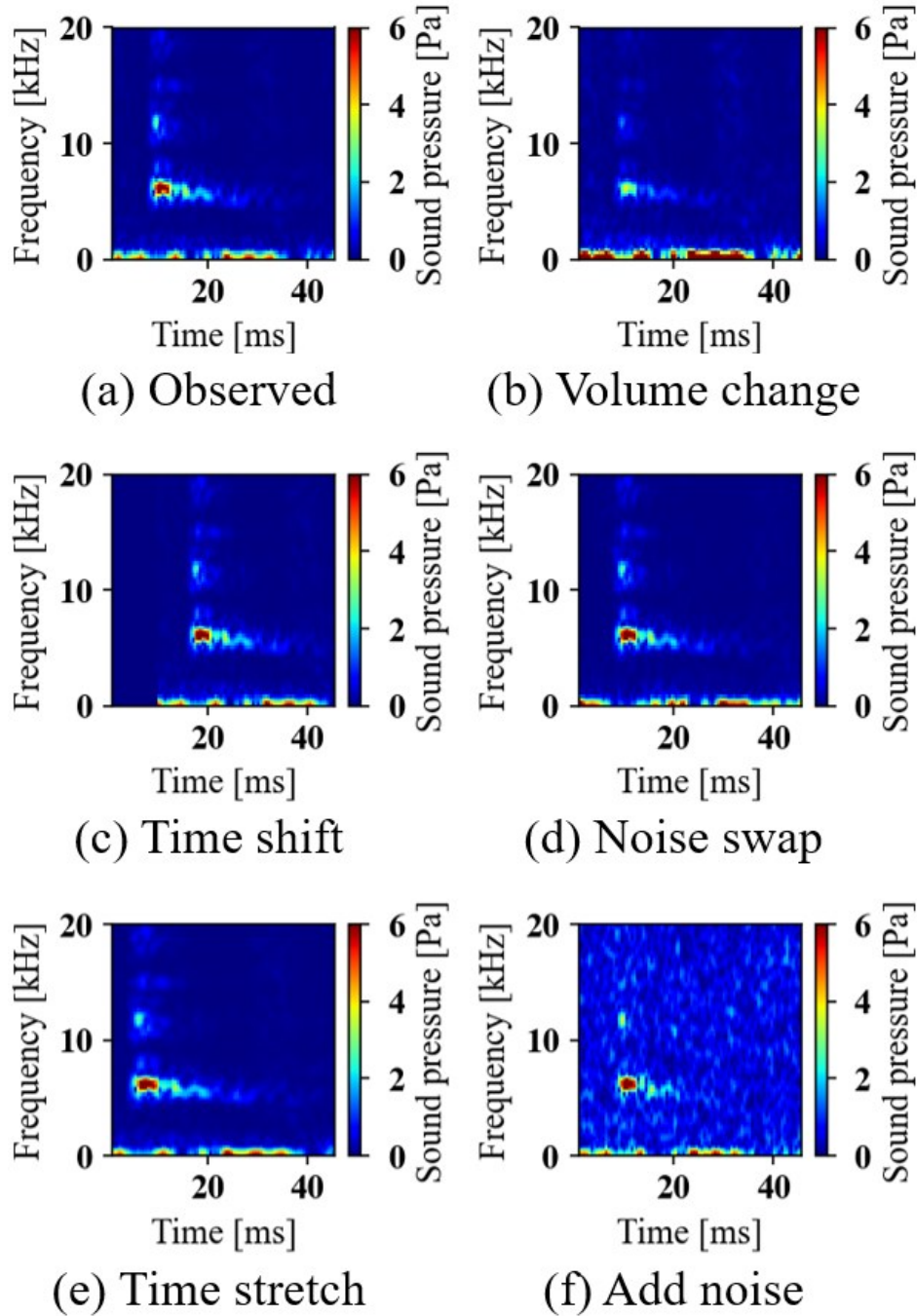


Fig. 6.5 Example of data augmentation at 1000 r/min

エンジン方向の汎化性能を向上させるために行ったデータ拡張は Table 6.2 の通りである。Fig. 6.6は周波数シフトとタイムストレッチ、Room Impulse Response and Noise Database^[47]に含まれるノイズデータ（以下、外部データ）を用いたノイズ重畳の一例である。周波数シフトは様々なボア径のエンジンのノッキング音を模擬するために実施した。Draper の式のモード周波数を模擬するには、周波数シフトに加えて周波数軸方向の伸縮が必要だが、シフトのみで効果が見られたため、ここでは Draper の式の (0,1) モード^[33]が 5~10 kHz の間になるようにシフトした。なお、シフトの上下限は、評価対象エンジンのボア径からモード周波数を求めて決定した。また、ノイズ重畳は未知のメカニカルノイズへの耐性をつけるために行った。

Table 6.2 Data augmentation for proposed method

Volume change	-10 ~ 10 dB
Time shift	-7.5 ~ 3 ms
Time stretch	50 ~ 150 %
Frequency shift (0,1) mode	5 ~ 10 kHz
Residual noise swap	Random
Add noise	SNR -1 ~ 18 dB

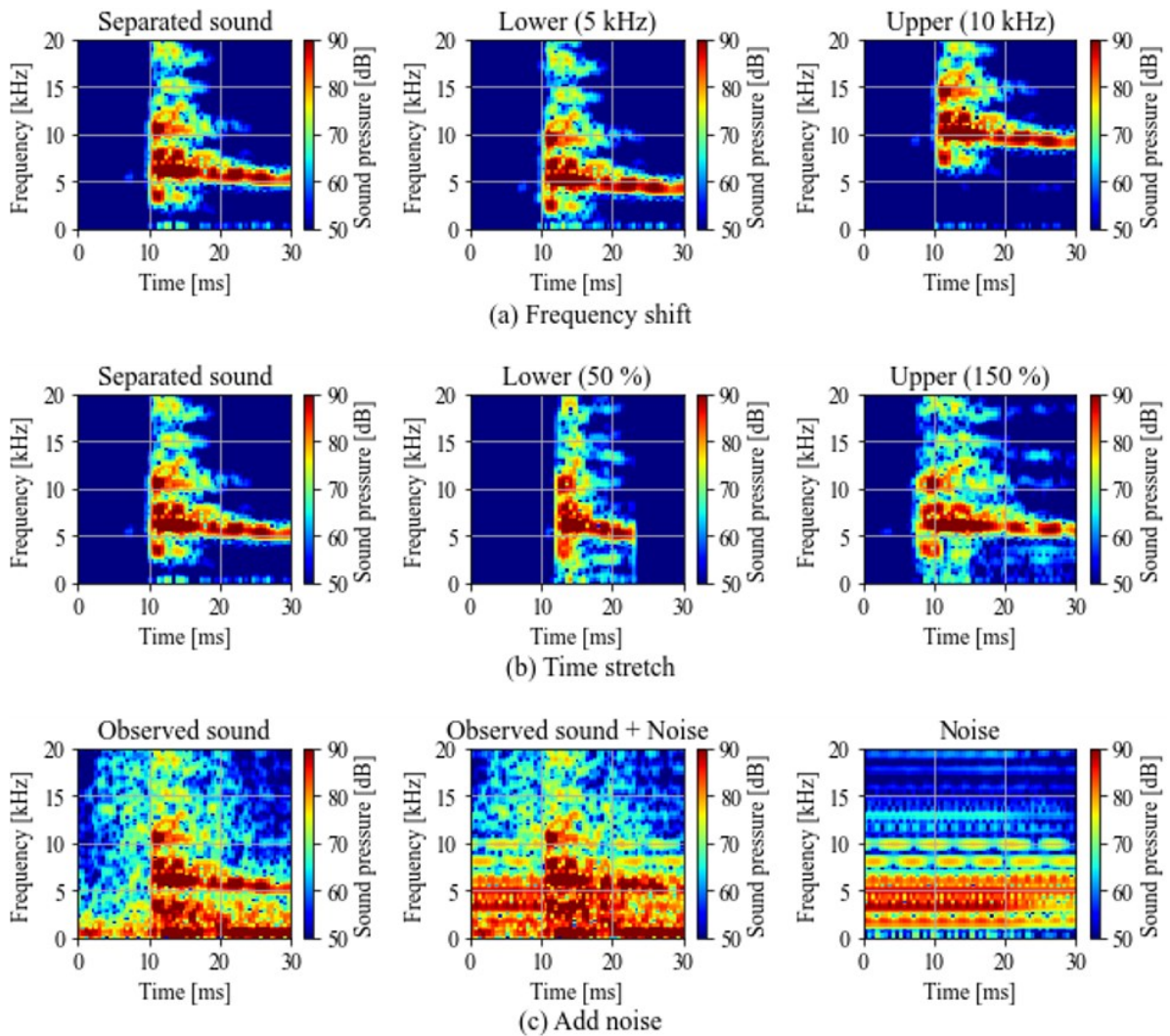


Fig. 6.6 Example of data augmentation

本稿では用いていないが、更なる応用として実走行時に発生するノッキング音を模擬することも考えられる。例えば、実車のエンジンルームから車室内までの周波数応答（インパルス応答）を、エンジンベンチで計測されたエンジン放射音から分離したノッキング音に畳み込むことで、車室内におけるノッキング音を模擬できる可能性がある。模擬したノッキング音に実走行で収録した走行音を足し合わせることで実走行時にノッキングが発生している状況を再現できる。この模擬したノッキング音入りの実走行音から、ノッキング音を分離する DNN を訓練することで、実走行時に適用可能なノッキング検知システムを構築できる可能性がある。以上の通り、分離したノッキング音を用いたデータ拡張は IKSS の応用範囲を広げる重要な技術と考える。

6.4 検証

本節では IKSS の汎化性能について検証する。本稿では基礎検討として回転速度方向とエンジン方向の汎化性能は、それぞれ別々に検証する。

6.4.1 回転速度方向の汎化性能向上の検証

回転速度方向の汎化性能の検証には Table 6.3 の 4 気筒エンジンを用い、学習と検証に用いる筒内圧センサを 4 番気筒に取り付けた。また、マイクロホンは吸気側の 2, 3 番気筒中央、エンジンブロック正面の約 150 mm の位置に設置した。STFT の解析パラメータは Table 6.4 とした。運転条件は回転速度と負荷を一定とし、点火時期を変化させた (Table 6.5)。学習データと検証データは別の試行で収録しており重複はなく、ノッキング強度（表中は Knocking intensity と表記）は聴感で評価を行い、筒内圧解析でノッキングが発生していることを確認した。

Table 6.3 Specification of tested gasoline engine

Total displacement	2.4 L
Cylinder configuration	In-line 4-cylinder
Bore	87 mm
Fuel injection system	Port injection

Table 6.4 STFT analysis setting for IKSS and KSS

Sampling rate	64 kHz
Target angle	About -30 ~ 150 deg. ATDC
Window	Hann
Length of segment	128 points
Overlap	3/4
Length of FFT	256 points

Table 6.5 Test conditions for verification data for IKSS and KSS

Engine rotational speed	1000, 3000, 5000 r/min
Load	Medium
Knocking intensity	None, Light

初めに、IKSS を用いて 1000, 3000, 5000 r/min のデータ訓練した 1 つの DNN と、KSS を用いて各々の回転速度で訓練した 3 つの DNN の分離結果を比較し、同等の結果が得られるかを検証する。Fig. 6.7~Fig. 6.9 は 1000, 3000, 5000 r/min で観測されたエンジン放射音、KSS で分離した

ノッキング音、IKSS で分離したノッキング音と推定雑音である（図中はそれぞれ Observed, KSS, IKSS, IKSS (Residual sound) と記載）。全ての回転速度で IKSS は KSS と近い分離結果を得られている。Fig. 6.10 は 1000, 3000, 5000 r/min における KSS と IKSS で訓練した DNN を用いて分離したノッキング音の振幅スペクトログラム（平均値）の散布図である。この散布図はノッキングの発生していない正常燃焼時のサイクルとノッキングが発生したサイクルを含んでいる。いずれの回転速度においても KSS と IKSS の結果は概ね近い値をとっており、IKSS は KSS と同等にノッキング音を分離できていると考える。

次に、1000 r/min と 5000 r/min のデータを用いて IKSS で訓練した DNN に、訓練データには含まれない 3000 r/min のデータを入力し、未知の回転速度のノッキング音を分離できるか確認する。Fig. 6.11 は KSS により 1000, 3000, 5000 r/min のデータを用いて訓練した DNN と、IKSS により 1000, 5000 r/min とそれらにデータ拡張を適用したデータを用いて訓練した場合の散布図である。3000 r/min の結果（Fig. 6.10 と Fig. 6.11 の中央列）に着目すると 3000 r/min で訓練していない Fig. 6.11 では、ノッキング音の大きさを過小評価する傾向があり、相関係数は 0.03 低下した。ノッキング強度の評価においてこの分離結果の差を許容できるかは主観評価実験を行い検証する必要がある。

最後に、データ拡張の効果を確認する。Fig. 6.12 KSS により 1000, 3000, 5000 r/min のデータを用いて訓練した DNN と、データ拡張を省いた IKSS により 1000 r/min と 5000 r/min のデータを用いて訓練した場合の散布図である。3000 r/min の結果（Fig. 6.11 と Fig. 6.12 の中央列）に着目すると、データ拡張を省いたことによりばらつきが大きくなり、相関係数は 0.08 低下した。以上の結果から、回転速度の方向の汎化性能の向上にデータ拡張が寄与していることが確認できた。

以上の結果から、IKSS により 1000 r/min と 5000 r/min のデータを用いて DNN を訓練することで、その間の回転速度においてもノッキング音の分離ができる可能性が示唆された。

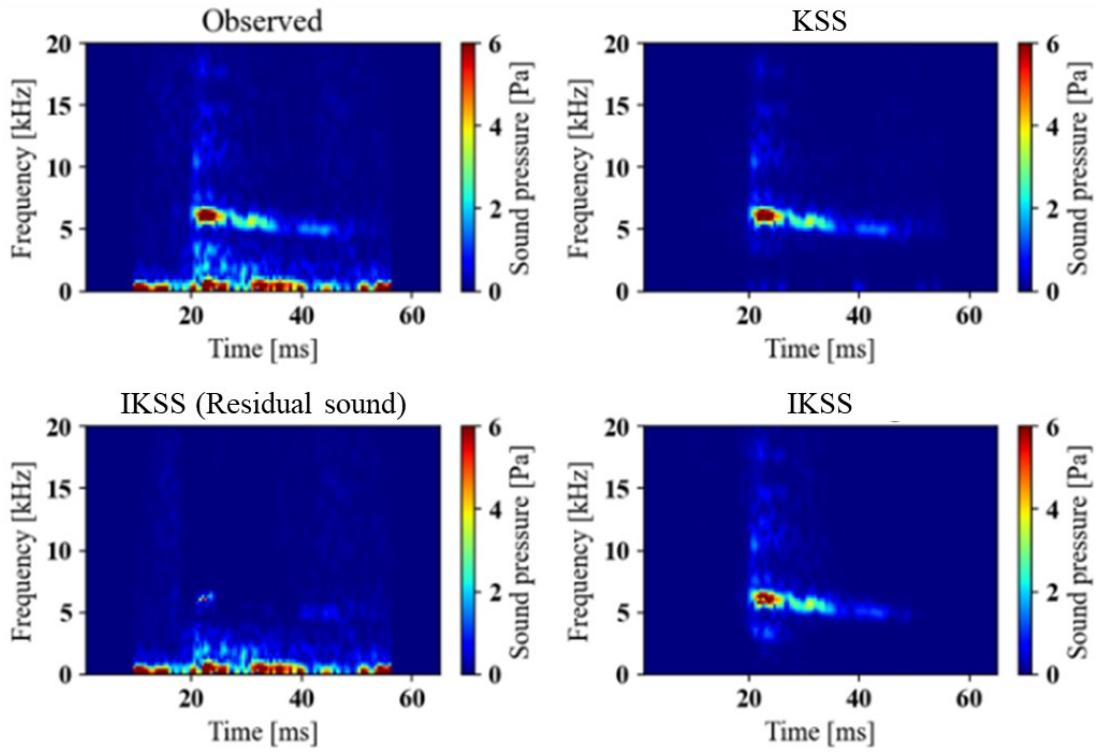


Fig. 6.7 Observed engine radiation noise, the previous method, and the proposed method (residual and extracted knocking sound) at 1000 r/min

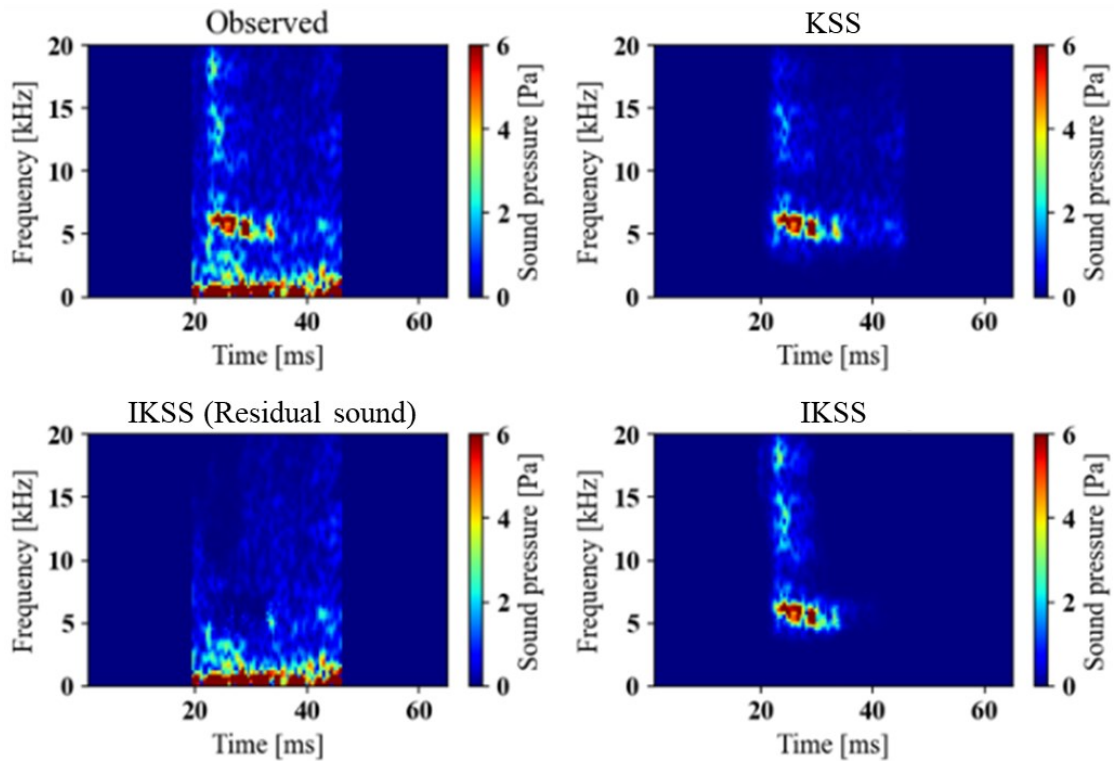


Fig. 6.8 Observed engine radiation noise, the previous method, and the proposed method (residual and extracted knocking sound) at 3000 r/min

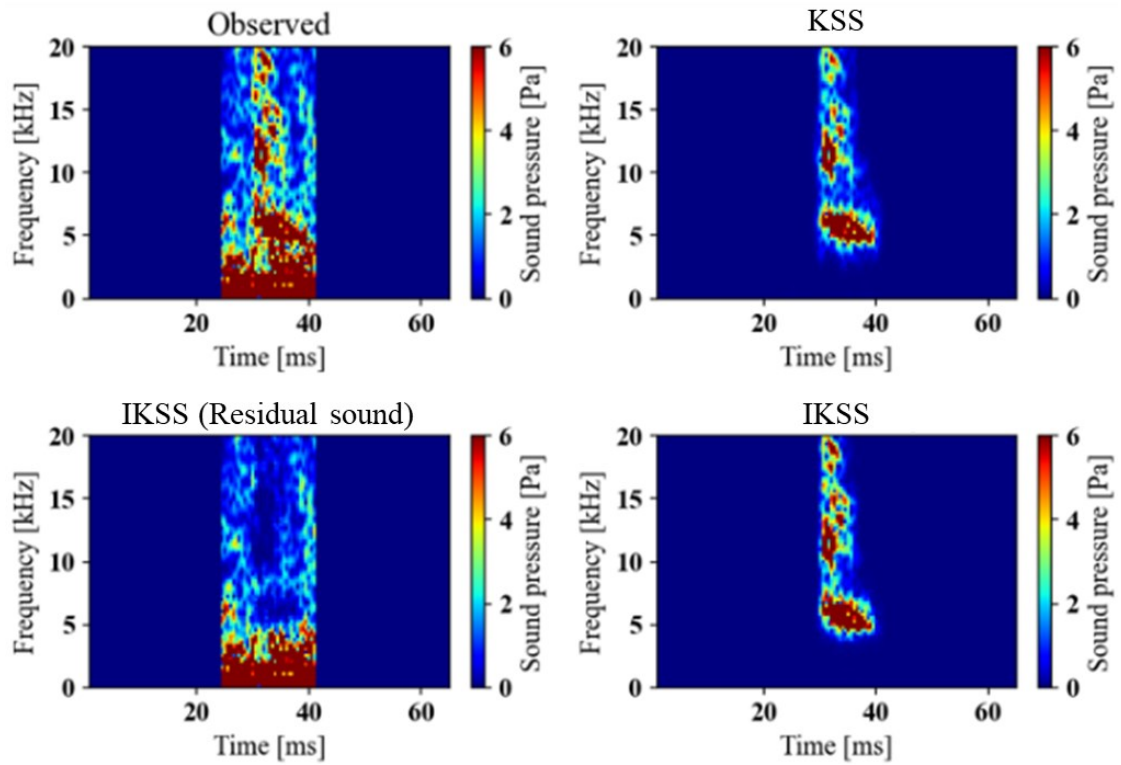


Fig. 6.9 Observed engine radiation noise, the previous method, and the proposed method (residual and extracted knocking sound) at 5000 r/min

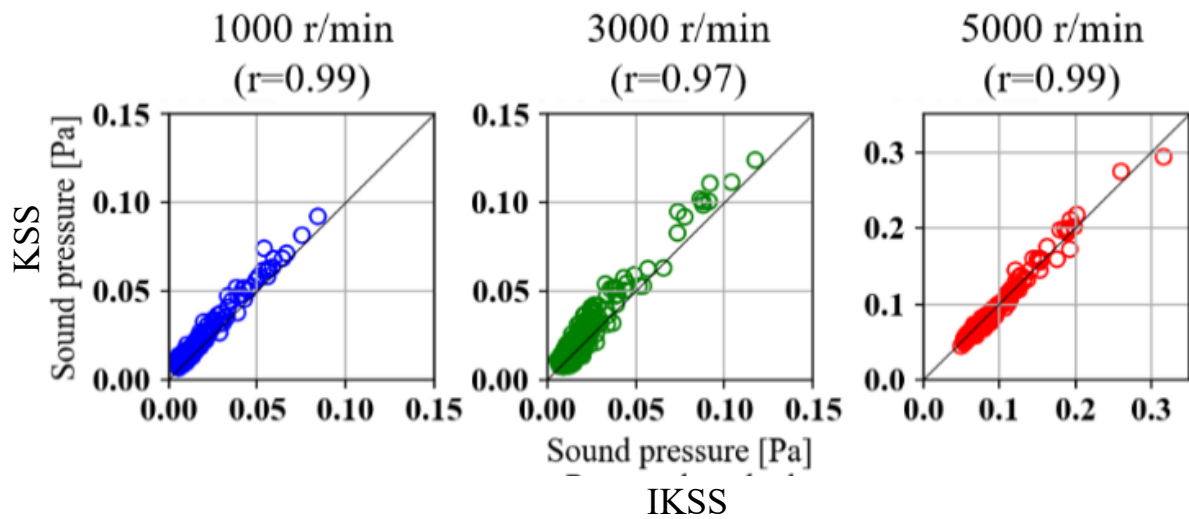


Fig. 6.10 Comparison between the previous and the proposed methods

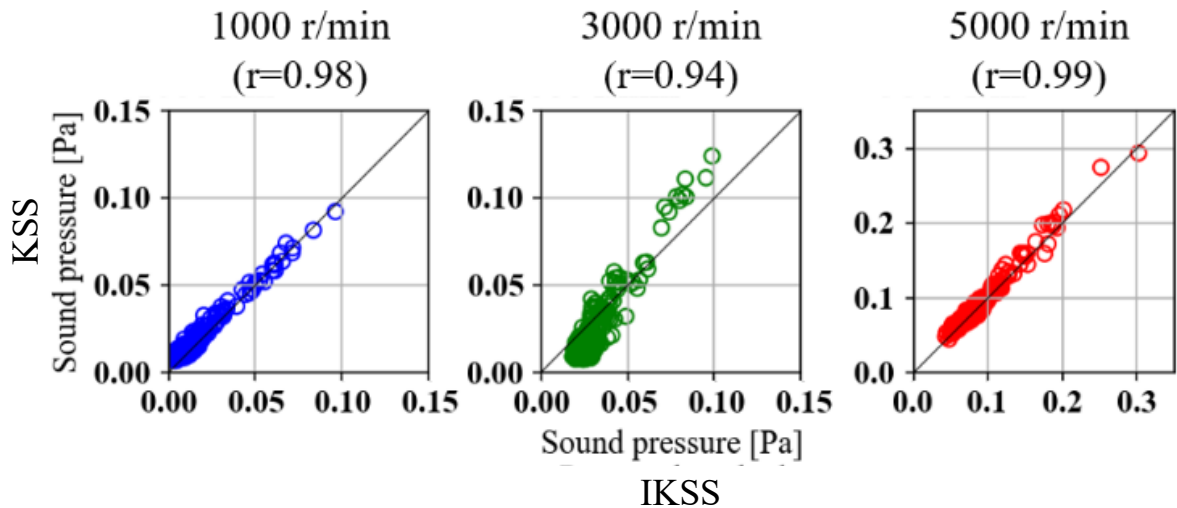


Fig. 6.11 Comparison between the previous method and the proposed method (uses only 1000 r/min and 5000 r/min data and with data augmentation)

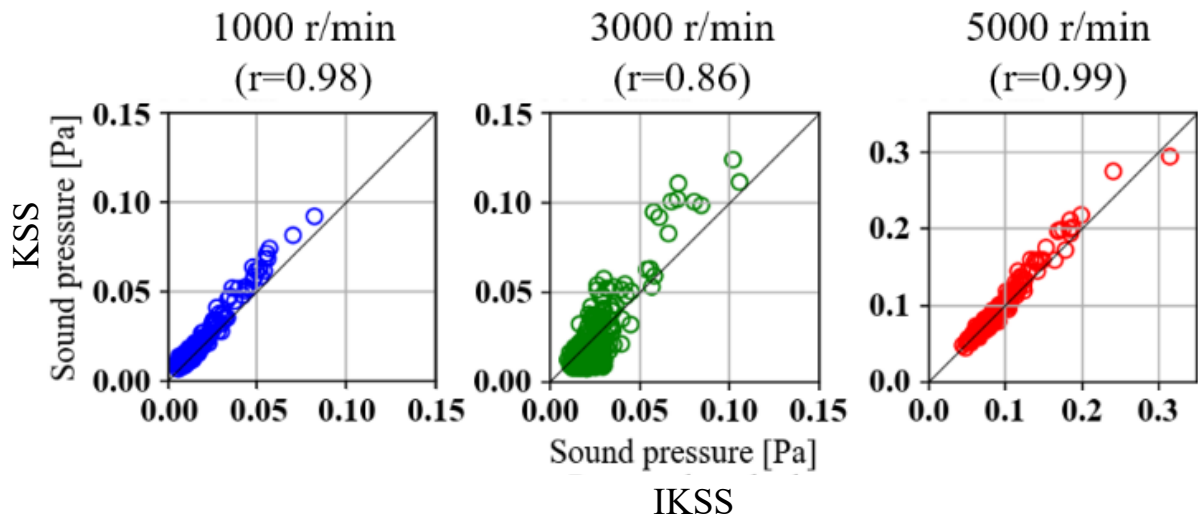


Fig. 6.12 Comparison between the previous method and the proposed method (uses only 1000 r/min and 5000 r/min data and without data augmentation)

6.4.2 エンジン方向の汎化性能向上の検証

エンジン方向の汎化性能の検証には Table 6.6 を含む計 4 台のエンジンを用い、解析対象の気筒は 1 つとし解析範囲は約 $-30 \sim 150$ deg. ATDC とした。マイクロホンは回転速度方向の検証と同様に吸気側の 2, 3 番気筒中央、エンジンプロック正面の約 150 mm の位置に設置した。また、KSS の訓練用に解析対象の気筒に筒内圧センサを設置した。本稿は基礎検討として回転速度を 1000 r/min 一定とし、負荷と点火時期を変化させて運転した。Table 6.7 は学習データと検証データの運転条件であり、別試行で収録したため重複はない。なお、ノッキング強度（表中では Knocking intensity と表記）は聴感で評価しており、所望の強度になるよう点火時期を調整し、筒内圧解析で実際にノッキングが発生していることを確認した。検証には交差検証を用いて未知エンジンに適用できるかを確認した。例えば、エンジン A について検証する際は、他の 3 台のエンジンを学

習データとし、エンジン A を検証データとした。学習データ数はエンジン 1 台あたり 350 Cycle で計 1050 Cycle、検証データは 500 Cycle である。訓練は、検証データの SNR が 20 エポック改善しなかった時点で中断し、SNR が最も高かったエポックの重みを用いて評価した。本来は訓練で参照する検証データとは別のテストデータ（エンジン）で評価するべきだが、エンジンの台数が少ないため、これは今後の課題とする。

Table 6.6 Specifications of gasoline engines for test

	Engine A	Engine B
Cylinder configuration	In-line 4-cylinder	
Total displacement	2.4 L	1.5 L
Bore	87 mm	73 mm
Fuel injection system	Port	Direct

Table 6.7 Test conditions for training and verification data

	Training	Verification
Rotational speed	1000 r/min	
Load	WOT	Medium, WOT
Knocking intensity	None, Light	None, Trace, Light

Fig. 6.13 は Table 6.6 のエンジン A と B のエンジン放射音からノッキング音を分離した例で、左から KSS、評価対象とは異なるエンジンのデータを訓練に用いた KSS、IKSS の分離結果である。訓練データに評価対象のエンジンを用いることにより KSS は(a)-1 と(b)-1 のようにノッキング音を分離できる。しかし、評価対象とは異なるエンジンのデータを用いた KSS で訓練した DNN で分離した結果は(a)-2 と(b)-2 であり、ノッキング音を分離できるとは言いえない。(a)-3 と(b)-3 のスペクトログラムは、IKSS を用いてエンジン 3 台のデータで訓練した DNN の分離結果である。IKSS により未知エンジンでも教師あり手法に近い分離結果が得られている。Fig. 6.14 は分離したノッキング音の実効値の散布図で、縦軸は KSS、横軸は IKSS の実効値である。なお、検証データにはノッキングが発生していないサイクルも含まれるため、散布図の、左下に近いプロットは燃焼騒音を分離したものと考えられる。散布図のプロットは対角線付近に集中しており、相関係数の平均値は 0.96 であった。

以上の結果から、教師あり提案手法で訓練した DNN はノッキング強度の評価に有効な汎化性能を有しており、KSS に相当するノッキング音の大きさの評価が可能と考えられる。

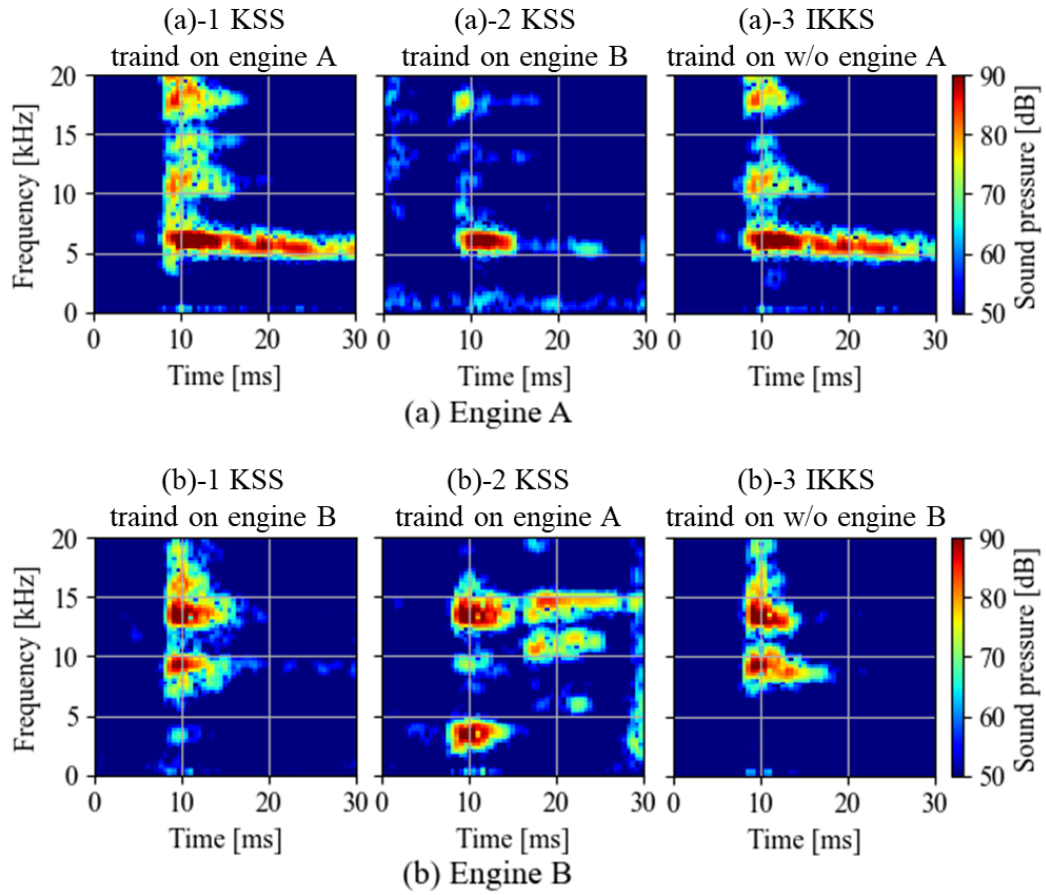


Fig. 6.13 Example of separated result using Supervised, Sup-proposed

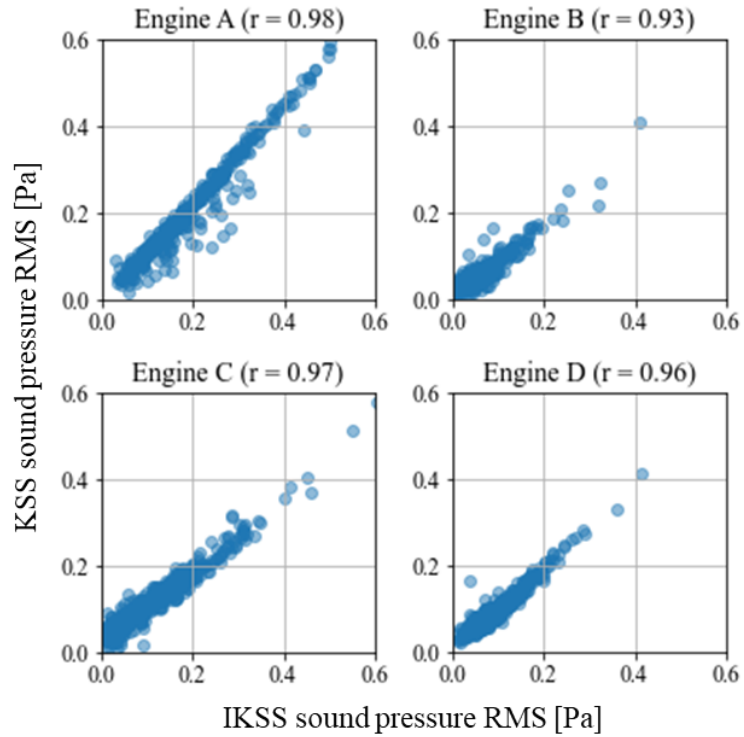


Fig. 6.14 Comparison of knocking sound RMS [Pa] among KSS, IKSS

6.5 本章の結果

本章ではKSSの分離結果を学習データとして汎化性能（学習データに含まれない未知の条件下におけるノッキング音の分離性能）の高いDNNを訓練するIKSSを提案し、エンジン方向と回転速度方向との汎化性能について評価した。

エンジン方向の汎化性能の検証では、KSSによって“分離対象のエンジンのデータ”を用いて訓練したDNNと、IKSSによって“分離対象のエンジンを除く複数のエンジンのデータ”を用いて訓練したDNNの分離結果を比較した。その結果、IKSSで訓練したDNNは学習データに含まれないエンジンにおいても一定の分離性を持っていることが確認された。

回転速度方向の汎化性能の検証では、KSSによって“3000 r/min のデータ”を用いて訓練したDNNと、IKSSによって“1000 r/min と 5000 r/min のデータ”を用いて訓練したDNNとで、3000 r/minのノッキング音の分離結果を比較した。検証の結果、IKSSで訓練したDNNは訓練データに含まれない回転速度においても一定の分離性を持っていることが確認された。また、データ拡張の有無による分離結果の比較から、データ拡張がDNNの汎化性能に寄与していることがわかった。

以上の結果から、IKSSはKSSに比べて汎化性能の高いDNNを訓練することができると結論する。特に学習データに含まれないエンジンにおいても一定の分離性を持っていることが確認されたことから、IKSSを学習データの無い新規エンジンの点火時期適合に適用できる可能性が示唆された。本章では4台のエンジンのデータを用いて検証を行ったが、DNNの汎化性能は学習データが多いほど高くなると推測される。そこで次章では、学習データ収集のハードルを下げるため、筒内圧を用いることなくエンジン放射音のみを用いてノッキング音分離DNNを訓練する手法を提案する。

第7章 教師なし学習によるノッキング音分離手法 (U-IKSS)

7.1 緒言

前章では、KSS (Knocking Sound Separation Method from Engine Radiated Noise Using DNN) の汎化性能 (学習データに含まれない未知の条件下におけるノッキング音の分離性能) を向上した IKSS (Improved Generalization KSS) を提案した。IKSS の更なる汎化性能向上には学習データを増やすことが有効と考えられる。しかしながら、1.4.1 で述べたとおり、筒内圧計測には高価な筒内圧センサと専門知識およびエンジンの加工が必要なため、多量のデータ収集は困難である。一方、エンジン放射音はセンサが比較的安価であり設置も容易なため、データ収集のハードルは低い。もし、筒内圧を用いずにエンジン放射音だけでノッキング音分離 DNN を訓練できれば、より大量の学習データを用いた訓練により更なる汎化性能の向上が期待できる。そこで本章では、筒内圧を用いずに DNN を訓練する U-IKSS (Unsupervised IKSS) を提案する。

7.2 手法

IKSS は KSS の分離結果を使って DNN を訓練することから、間接的にノッキング筒内圧を用いて訓練をしていることになる。そこでまず、KSS に代わる筒内圧を用いない訓練手法である U-KSS (Unsupervised KSS) を提案する。そして、学習データに U-KSS の分離結果を用いた IKSS、すなわち U-IKSS (Unsupervised IKSS) を提案する。Table 7.1 は各手法が評価対象のエンジン (表中では Target engine と表記) のノッキング音を分離するために必要な学習データを比較したものである。U-IKSS は学習データに U-KSS の分離結果を用いることから、筒内圧を用いずにエンジン放射音だけで汎化性能の高い DNN を訓練する手法である。

Table 7.1 Training data required for each method

Method	Target engine		Other engines	
	In-cylinder pressure	Radiation noise	Separated knocking sound	Residual noise
KSS (Supervised)	✓	✓	-	-
IKSS	-	-	✓ (KSS separation results)	✓
U-KSS (Unsupervised)	-	✓	-	-
U-IKSS	-	-	✓ (U-KSS separation results)	✓

U-KSS はノッキングが含まれていないエンジン放射音とノッキングを含むエンジン放射音を用いる。U-KSS は、異音分離 DNN の訓練、異音データセット作成、ノッキング音分離 DNN の訓練の 3 ステップに分かれている (Fig. 7.1)。

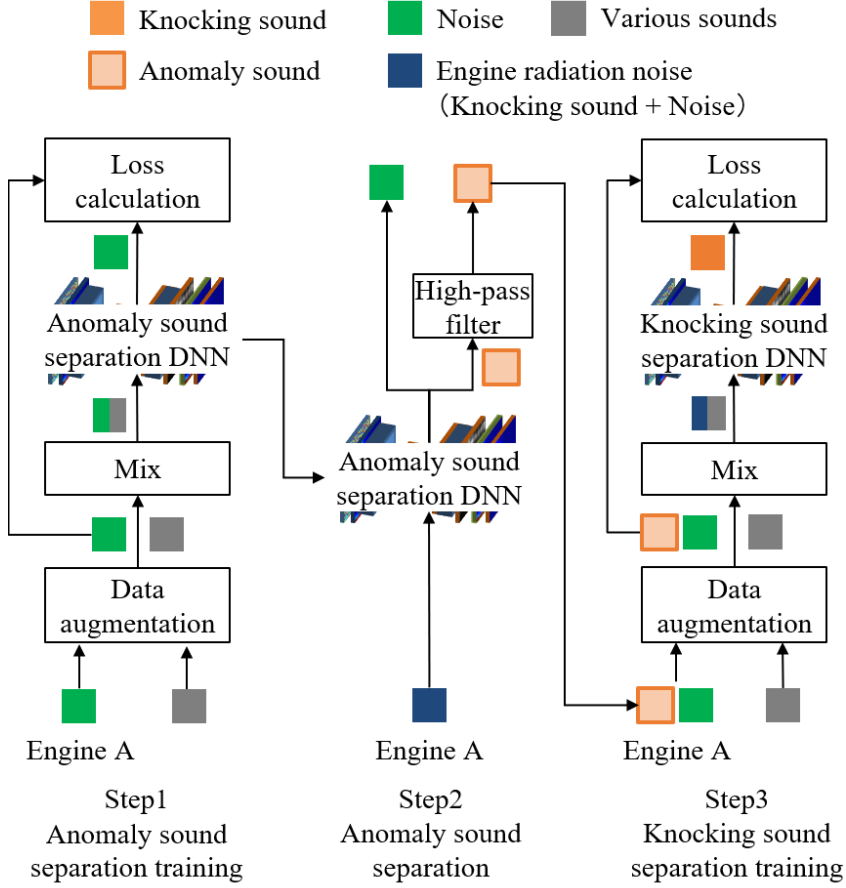


Fig. 7.1 Training of U-KSS (e.g. Engine A)

ステップ 1 では、ノッキングが含まれないエンジン放射音と様々な音を混ぜ合わせた信号から、元のエンジン放射音を分離する異音分離 DNN を訓練する。損失関数は以下の Eq. 7.1 によって表される。

$$\mathcal{L}_{\text{ano}} = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N \|\mathbf{n}_n - \text{ISTFT}(\mathbf{M}_n \odot (\mathbf{N}_n + \mathbf{V}_n))\|_1 \quad \text{Eq. 7.1}$$

ここで、 $\mathbf{M}_n = \varphi_{\text{ano}}(\mathbf{N}_n + \mathbf{V}_n)$ であり、 $\mathbf{n}_n$ 、 $\mathbf{N}_n$ はそれぞれノッキングが含まれない正常なエンジン放射音の時系列信号とスペクトログラム、 $\mathbf{V}_n$ は外部データ（ここでは Room Impulse Response and Noise Database^[47]に含まれるノイズデータを利用）に含まれる様々な音のスペクトログラムであり、 φ_{ano} は異音分離 DNN である。 φ_{ano} はこの損失関数 $\mathcal{L}_{\text{ano}}$ を最小化する方策として、様々な音 $\mathbf{V}_n$ のパターンを学習するよりも、正常なエンジン放射音 $\mathbf{N}_n$ の特徴を積極的に学習すると期待される。その結果、 φ_{ano} は正常なエンジン放射音とそれ以外の音（異音）を分離するようになる。

ステップ 2 では、異音分離 DNN を用いてノッキングを含む可能性があるエンジン放射音から異音を分離する。異音の分離は以下の Eq. 7.2 によって表される。

$$\hat{\mathbf{y}}_n = \text{ISTFT}((\mathbf{1} - \mathbf{M}_n) \odot \mathbf{X}_n) \quad \text{Eq. 7.2}$$

ここで、 $\mathbf{M}_n = \varphi_{\text{ano}}(\mathbf{X}_n)$ であり、 $\hat{\mathbf{y}}_n$ は分離された異音の時系列信号、 $\mathbf{x}_n$ と $\mathbf{X}_n$ はノッキングを含む可能性のあるエンジン放射音の時系列信号とスペクトログラムである。異音にはノッキング音と

サイクル毎に変動する音が含まれているため、ハイパスフィルタ処理（遮断周波数4 kHz, -60 dB）を行い、ノッキング音が含まれる周波数帯域以下の成分を除外する．その後、これらの実効値を計算し、ノッキングが発生していると考えられる高い実効値を持つサイクルを次ステップの学習データとして選択する．ただし、異音にはノッキング音以外にもハイパスフィルタ処理で除去できなかった高周波数成分の雑音が残っていることに注意されたい．Fig. 7.2はノッキングが発生したサイクルの異音分離結果である．ノッキング音は異音として分離されていることが確認できる．このエンジンの Draper の式 Eq. 1.1 における(0,1)モードは約 7~8 kHz 帯であり、約 4 kHz にある高いレベルの領域はノッキングによってエンジンブロックが励起された結果生じた音と推測される．この音はノッキング音の一部としてエキスパートに認識されると考えられ、聴感上非常に重要な要素である．しかし、本章では手法比較のため Draper の式における(0,1)モード以上の周波数成分に限定して検証を進める．

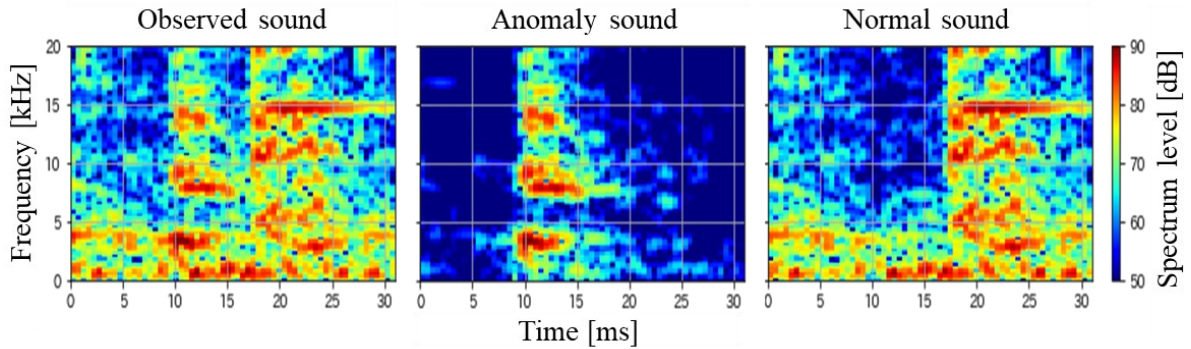


Fig. 7.2 Separated result of anomaly sound separation DNN

ステップ 3 では NyTT (Noisy-target Training)^[49, 50] と呼ばれる音声強調に用いられる手法を応用し、ノッキング音を分離する DNN を訓練する．一般的な音声強調手法は訓練にクリーンな音声データが必要だが、NyTTは雑音が混入した音声を用いることができる訓練手法である．NyTTでは雑音混入音声に更に雑音を加えた混合音から、元の雑音混入音声を推定するように DNN を訓練する．特に、元から音声に重畳している雑音と追加された雑音が似た特徴を持つ場合、DNN は雑音を推定することが難しくなり、その結果として主に音声を強調するように訓練される．ノッキング音の分離では、ステップ 2 で選定した異音に対して正常なエンジン放射音と様々な音を加えた混合音から、元の異音を分離する DNN を訓練する．損失関数は以下の Eq. 7.3 によって表される．

$$\mathcal{L}_{\text{NyTT}} = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N \left\| \hat{\mathbf{y}}_n - \text{ISTFT} \left(\mathbf{M}_n \odot (\hat{\mathbf{Y}}_n + \mathbf{N}_n + \mathbf{V}_n) \right) \right\|_2 \quad \text{Eq. 7.3}$$

ここで、 $\mathbf{M}_n = \varphi_{\text{unsup}}(\hat{\mathbf{Y}}_n + \mathbf{N}_n + \mathbf{V}_n)$ であり、 $\hat{\mathbf{y}}_n$ と $\hat{\mathbf{Y}}_n$ はステップ 2 で選定した異音の時系列信号とスペクトログラムであり、Table 7.2 のデータ拡張を行った．また、 $\mathbf{N}_n$ はノッキングが含まれないエンジン放射音のスペクトログラム、 $\mathbf{V}_n$ は外部データに含まれる様々な音のスペクトログラムを示し、 φ_{unsup} はノッキング音分離 DNN である．ここで、異音に含まれるノッキング音以外の雑音成分はエンジン放射音の一部がランダムに分離されたものであり、その時間周波数的な特徴

は一意に定まらなると仮定する．DNN はランダムな雑音を予測しにくいとため，結果としてノッキング音を分離（強調）するよう訓練されると期待する．Fig. 7.3 は Fig. 7.2 と同じノッキングが発生したサイクルのノッキング音分離結果である．ノッキング発生以前と，約 17 ms 以降に散在していた成分が除去されており，よりノッキング音だけを分離していることがわかる．また，Fig. 7.4 は KSS と U-KSS の分離結果を比較したものである．U-KSS によって KSS に近い分離結果が得られる．

Table 7.2 Data augmentation for U-KSS

Volume change	-6 ~ 10 dB
Time shift	-7.5 ~ 3 ms
Add various sound	SNR 3 ~ 10 dB

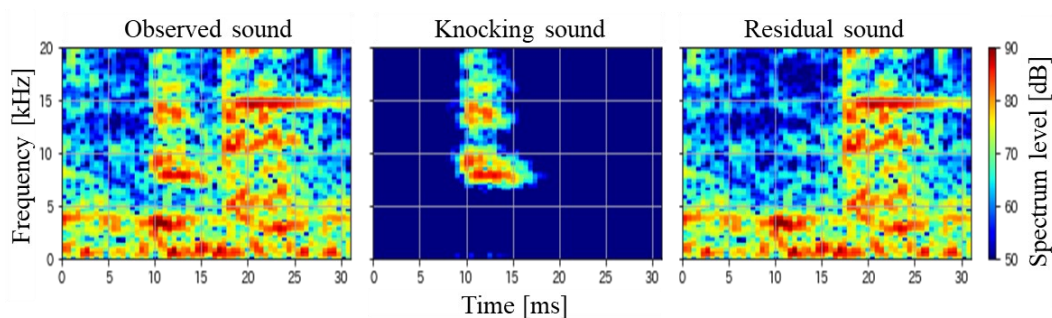


Fig. 7.3 Separated result of U-KSS

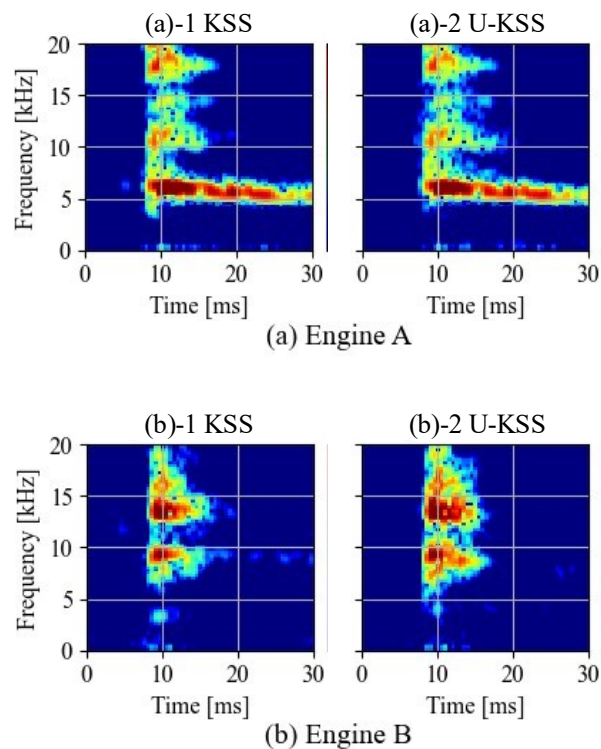


Fig. 7.4 Example of separated results using KSS and U-KSS

7.3 検証

本章では、KSS の分離結果が真値に一番近いと仮定し、IKSS、U-KSS および U-IKSS の分離性能の比較とノッキング音の大きさの評価が可能かを検証する。

7.3.1 検証方法

検証には、Table 6.6 を含む計 4 台のエンジンを用い、解析対象の気筒は 1 つとし解析範囲は約 30 ～ 150 deg. ATDC とした。マイクロホンは吸気側の 2, 3 番気筒中央、エンジンブロック正面の約 150 mm の位置に設置した。また、KSS の訓練用に解析対象の気筒に筒内圧センサを設置した。本報は基礎検討として回転速度を 1000 r/min 一定とし、負荷と点火時期を変化させて運転した。Table 7.3 は学習データと検証データの運転条件であり、別試行で収録したため重複はない。なお、ノッキング強度（表中では Knocking intensity と表記）は聴感で評価しており、所望の強度になるよう点火時期を調整し、筒内圧解析で実際にノッキングが発生していることを確認した。

分離性能の評価には SNR（Signal-to-Noise Ratio）改善量^[51]を用いた。これは音源分離によって SNR がどの程度向上したかを示す指標で、以下の Eq. 7.4 で表せる。

$$\Delta SNR = SNR_{\text{post}} - SNR_{\text{pre}} \quad \text{Eq. 7.4}$$

$$SNR_{\text{post}} = 10 \log_{10} \left(\frac{\|\hat{\mathbf{k}}_{\text{ref}}\|_2}{\|\hat{\mathbf{k}}_{\text{est}} - \hat{\mathbf{k}}_{\text{ref}}\|_2} \right)$$

$$SNR_{\text{pre}} = 10 \log_{10} \left(\frac{\|\hat{\mathbf{k}}_{\text{ref}}\|_2}{\|\mathbf{x} - \hat{\mathbf{k}}_{\text{ref}}\|_2} \right)$$

ここで、 $\hat{\mathbf{k}}_{\text{ref}}$ は KSS で分離したノッキング音（真値に一番近いと仮定）、 $\hat{\mathbf{k}}_{\text{est}}$ は IKSS または U-KSS、U-IKSS によって分離したノッキング音、 $\mathbf{x}$ は処理していない観測されたエンジン放射音である。また、ノッキング音の大きさを評価できるかどうかは、分離されたノッキング音の実効値の散布図と相関係数を用いて評価した。

7.3.2 訓練条件

U-KSS の異音分離 DNN はノッキングが発生していない正常なサイクル 1000 Cycle を学習データとした。訓練は Eq. 7.1 の損失関数が 50 エポック改善しなかった時点で中断し、誤差が最も小さいエポックの重みを採用した。また、ノッキング音分離 DNN では、ノッキングが発生しているサイクルと正常なサイクルが混在した 3000 ～ 6000 Cycle を使用し、異音分離とハイパス処理した後に実効値を求め、実効値が高い 100 Cycle を学習データとした。訓練は Eq. 7.3 の損失関数が 100 エポック改善しなかった時点で中断し、誤差が最も小さいエポックの重みを用いて評価した。

IKSS と U-IKSS では交差検証を用い、学習データに含まれない未知エンジンにおけるノッキング音の分離結果を検証した。例えば、エンジン A について検証する際は、他の 3 台のエンジンを学習データとし、エンジン A を検証データとした。学習データ数はエンジン 1 台あたり 350 Cycle で計 1050 Cycle、検証データは 500 Cycle である。訓練は、検証データの SNR が 20 エポック改善しなかった時点で中断し、SNR が最も高かったエポックの重みを用いて評価した。本来は訓練で参照する検証データとは別のテストデータ（エンジン）で評価するべきだが、エンジンの台数が

少ないため、これは今後の課題とする。

なお、訓練した DNN は全て Deep Complex U-Net^[52, 53]であり、短時間フーリエ変換および逆短時間フーリエ変換のパラメータは Table 7.4 のとおりである。

Table 7.3 Test conditions for training and verification data

	Training	Verification
Rotational speed	1000 r/min	
Load	WOT	Medium, WOT
Knocking intensity	None, Light	None, Trace, Light

Table 7.4 Analysis settings of STFT and ISTFT

Sampling rate	64 kHz
Target angle	About -30 ~ 150 deg. ATDC
Window	Hann
Length of segment	128 points
Overlap	3/4
Length of FFT	256 points

7.4 結果

Table 7.5 は IKSS, U-KSS, U-IKSS の SNR 改善量である。参考のため、エンジン放射音にハイパスフィルタ処理（遮断周波数 4 kHz, -60 dB）を施し、低周波成分を除去した場合の値（表中, H.P.F. 4 kHz）を表記した。Fig. 7.5 は分離したノッキング音の実効値の散布図で、縦軸は KSS, 横軸は左列から IKSS, U-KSS, U-IKSS の実効値である。なお、検証データにはノッキングが発生していないサイクルも含まれるため、散布図の、左下に近いプロットは燃焼騒音を分離したものと考えられる。表 8 は KSS と各手法との相関係数である。

初めに、IKSS の汎化性能について述べる。IKSS の SNR 改善量の平均値は 28.5 dB であり、未知エンジンに対して一定の分離性能を有することを改めて確認した。前章で検証した通り、散布図（Fig. 7.5 左列）はプロットが対角線付近に集中しており、相関係数の平均値は 0.96 であることから、KSS に相当するノッキング音の大きさの評価が可能である。

次に U-KSS について述べる。U-KSS の SNR 改善量の平均値は約 30 dB であり、KSS に最も近い分離結果が得られた。また、散布図（Fig. 7.5 中央列）はプロットが対角線付近に集中しており、相関係数の平均値は最も高い 0.98 であった。以上の結果から、U-KSS は筒内圧を用いずとも KSS 相当のノッキング音の分離が可能であることが分かった。

最後に、IKSS と U-IKSS の結果を比較する。Table 7.5 より両手法の SNR 改善量の平均値の差は 0.1 dB と小さかった。さらに、散布図（Fig. 7.5 右列と左列）の様相は似通っており、相関係数の平均値の差は 0.01 と小さかった。以上の結果から、U-IKSS は IKSS と近い分離結果を得られることがわかった。

Table 7.5 Comparison of separation performance by Δ SNR [dB]

Method	Engine				Avg.
	A	B	C	D	
H.P.F. 4 kHz	19.7	9.66	12.5	13.9	13.9
U-KSS (Unsupervised)	29.2	32.5	28.5	28.4	29.7
IKSS (KSS results as training data)	28.1	31.4	26.7	27.7	28.5
U-IKSS (U-KSS results as training data)	28.1	31.6	26.6	27.3	28.4

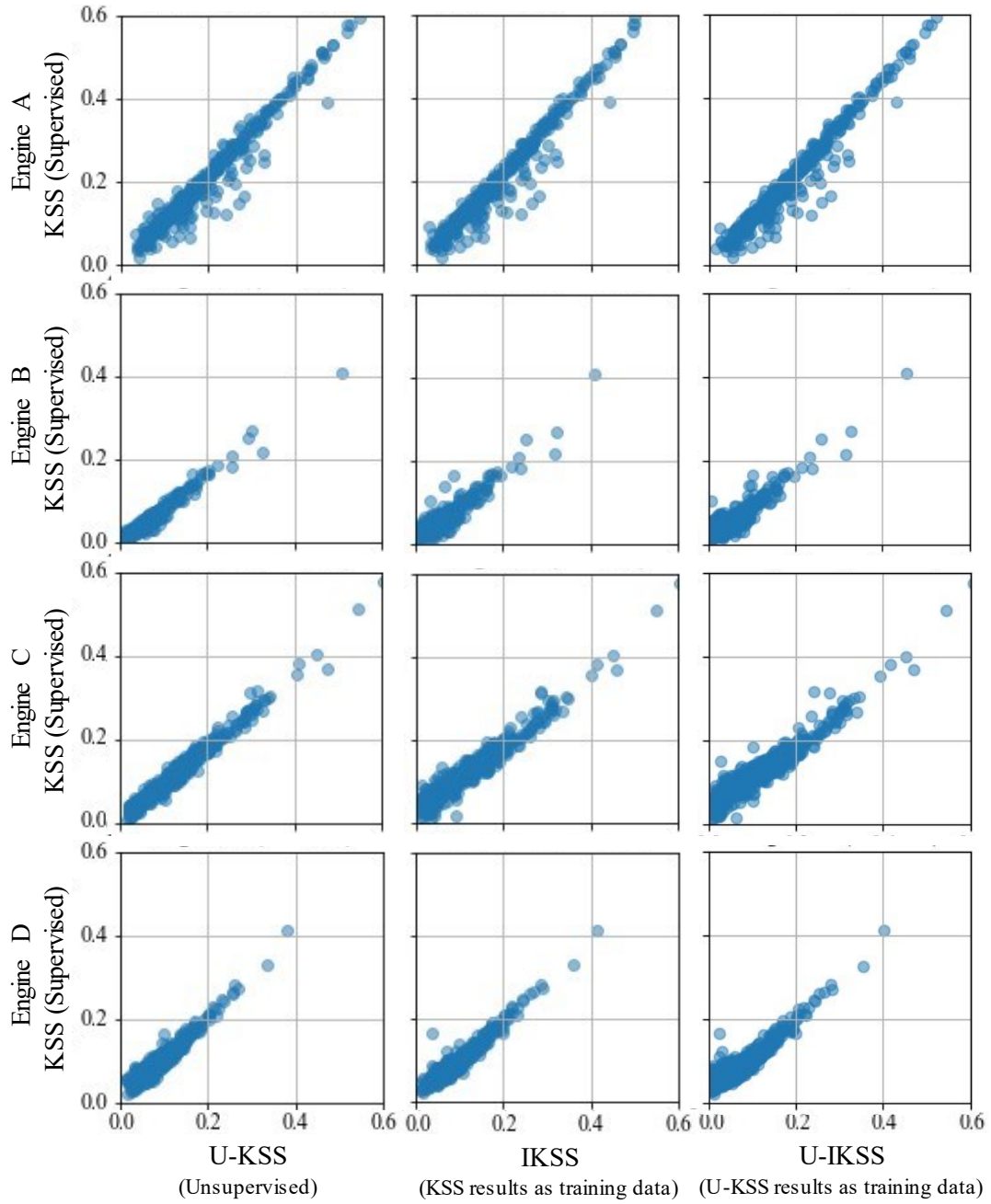


Fig. 7.5 Comparison of knocking sound RMS [Pa] among KSS, IKSS, U-KSS, U-IKSS

Table 7.6 Comparison of correlation coefficient ($p \leq 0.05$)

Method	Engine				Avg.
	A	B	C	D	
U-KSS (Unsupervised)	0.98	0.98	0.99	0.96	0.98
IKKS (KSS results as training data)	0.98	0.93	0.97	0.96	0.96
U-IKKS (U-KSS results as training data)	0.98	0.92	0.96	0.93	0.95

7.5 本章の結論

本章では筒内圧を必要とせずにエンジン放射音のみを学習データとして用いる U-IKSS を提案した。KSS の分離結果が真値に最も近いと仮定し、分離性能を検証した結果、U-IKSS は筒内圧を用いる IKSS とほぼ同等の分離結果を得られることが分かった。

以上の結果から、U-IKSS を用いることで、高価な筒内圧センサや専門知識およびエンジンの加工を要することなく、比較的安価で設置の容易なマイクロホンで収集したエンジン放射音のみで DNN を訓練できるようになった。学習データの収集コストが下がったことで、将来的に多量の学習データを収集し、より汎化性能の高いノッキング音分離 DNN の実現が期待される。また、U-KSS は U-IKSS で訓練した DNN を実運用する際、追加の学習データ収集に役立つことに言及しておく。具体的には、U-IKSS で訓練した DNN を用いてリアルタイムでノッキング音分離とノック強度評価を行った後、U-KSS を用いた後解析によってノッキング音の分離を行う。U-IKSS と U-KSS の分離結果を比較し乖離が見られた際には、U-KSS で分離したノッキング音を追加の学習データとしてデータセットに加えて DNN を再訓練する。このように U-IKSS と U-KSS を組み合わせることで、運用を通じて汎化性能を継続的に向上させることが可能になると考える。

第8章 結論

本論文では、エンジン放射音を解析してエキスパートの代わりにノッキング強度を評価するシステムの開発を目的とし、マイクロホンで観測したエンジン放射音からノッキング音の発生頻度および、大きさを評価する新たな手法を提案した。2, 3 章ではノッキング音の発生頻度を評価するための手法、4 章以降はノッキングの大きさを評価する手法について検討した。

第2章 バイスpekトル解析と確率モデルを用いたノッキング音検知手法

第2章では、マイクロホンを用いて計測したエンジンの放射音からノッキング音を検知するため、バイスペkトル解析と確率モデルを用いたノッキング音検知手法を提案した。検証の結果、5000 r/min 以上の高回転条件下でもノッキング音を検知できることがわかった。また、ノッキング検知結果に基づいてノッキング強度を評価するノッキング指標を構築し、その妥当性をエキスパートの評価と比較することで検証した。検証の結果、算出したノッキング指標を用いてノッキング強度を概ね評価できることが明らかになった。

第3章 更新型ノッキング音検知手法

第3章では、第2章で提案した手法を基に、運転条件の遷移に伴うエンジン放射音の変化に追従するための確率モデルの逐次更新を導入した。負荷遷移によるエンジン放射音の変化に焦点を当て、逐次更新によって誤検知が改善されることを確認し、本手法の利便性が向上した。以上の結果から、ノッキング音の発生頻度を用いてノッキング強度の評価方法を確立することができた。

第4章 DNN を用いたノッキング筒内圧の推定手法 (EKCP)

ノッキング音の大きさを評価するためのノッキング音の分離技術の確立に先立ち、第4章ではDNN を用いてエンジン放射音からノッキング音を抽出し、ノッキング筒内圧を推定する手法 (EKCP: Estimation Method of Knocking Components Superimposed on Cylinder Pressure from Engine Radiated Noise Using Deep Neural Network) を提案した。同時計測したエンジン放射音と筒内圧のペアデータを用いて DNN を訓練することで、ノッキング筒内圧の推定とノッキング検知が可能であることを確認した。しかしながら、ノッキング音についてはその一部を抽出するにとどまり、ノッキング音抽出後のノイズ成分にノッキング音が残留することが課題となった。

第5章 DNN を用いたノッキング音分離手法 (KSS)

第5章では、ノッキング音分離度合いを評価するためのコヒーレンス関数を導入し、EKCP をノッキング音の分離に特化させた方法として KSS (Knocking Sound Separation Method from Engine Radiated Noise Using DNN) を提案した。検証により、低～高回転速度条件下でのノッキング音分離が可能であり、新しい指標 (異常度) を用いたノッキング強度の定量評価が実現した。しかしながら、KSS は新規エンジンへ適用する際に新たな学習データ収集が必要なことと、DNN の訓練に筒内圧が必要なことが運用上の課題となっていた。

第6章 ノッキング音分離 DNN の汎化性能向上 (IKSS)

第6章では、学習データに含まれない新規エンジンのノッキング音分離性能を向上させるための手法である IKSS (Improved Generalization KSS) を提案した。複数エンジンのデータを用いた DNN 訓練により、学習データにふくまれないエンジンに対して一定の分離性能を確認し、学習データの無い新規エンジンの点火時期適合に IKSS を適用できる可能性を示した。また、複数の回転速度のデータを用いて DNN を訓練することで、学習データに含まれない回転速度条件においても一定の分離性能が得られることを確認した。

第7章 教師なし学習によるノッキング音分離手法 (U-IKSS)

第7章では、新規エンジンにおけるノッキング音分離 DNN の性能の更なる向上のため、筒内圧計測を省き、マイクロホンで計測したエンジン放射音のみを訓練に用いる教師なし訓練手法 U-IKSS (Unsupervised IKSS) を提案した。筒内圧計測には高価な筒内圧センサと専門知識およびエンジンの加工が必要なため、データ収集のハードルが高い。一方、エンジン放射音はセンサが比較的安価であり設置も容易なためデータ収集のハードルが低い。U-IKSS はエンジン放射音のみでノッキング音分離 DNN を訓練する手法であり、データ収集コストが低いことから、将来的に多量の学習データを用いた DNN の訓練が可能となる。検証により、U-IKSS は筒内圧を用いて DNN を訓練する IKSS とほぼ同等のノッキング音分離結果が得られることが確認された。これにより、データ収集コストを削減することができ、運用を通じたデータ収集と DNN の再学習によって、継続的な性能向上が可能であると考えられる。

本論文では、最終的に U-IKSS を用いることで、エンジン放射音に含まれるノイズを考慮した上で、ノッキング音の発生頻度とその大きさを評価することが可能となった。この成果により、ノッキング音の解析手法とその検知および強度評価技術が進展し、エキスパートの代わりにノッキング強度を評価するシステム実現に必要な要素技術が確立されたと結論する。現時点では、限られた台数のエンジンデータでのみ訓練されているため、エキスパートのノッキング強度評価と比較した場合の優劣については更なる検討が必要である。今後、実運用を通じてデータを蓄積し、汎化性能を向上させることが求められる。しかしながら、本論文で提案した手法は、エキスパートによる評価のデメリットである工数増加、疲労や個人差による評価の揺らぎ、および技術伝承の問題を解消できると考えられる。

以下に今後の展望について述べる。

- ・複数のエンジン、複数の回転速度に対応したノッキング音分離 DNN の訓練および評価

第6章において、IKSS の汎化性能をエンジン方向と回転速度方向独立に検証したが、複数のエンジンと回転速度のデータ訓練した場合の検証は未着手である。学習データの量とバリエーションが増えることから、汎化性能の高い DNN が訓練できると期待されることと、どのエンジン・回転速度でも1つの DNN で対応できるほうが運用上好ましいため、追加の検証の価値があると考えられる。

- ・ノッキング音の発生頻度と大きさの両方を加味したノッキング強度評価指標の検討

第2章ではノッキング音の発生頻度を、第5章ではノッキング音の大きさを用いてノッキング

強度を評価する方法を検討した。しかしながら、発生頻度と大きさの両方を用いてノッキング強度を評価する方法については検討ができていない。直感的に考えられる方法として、Fig. 8.1 ノッキングの発生頻度と大きさの 2 次元マップを用いた評価が考えられる。まず、ノッキングが含まれないエンジン放射音に対し、DNN で分離したノッキング音を大きさと頻度をコントロールして合成する。そして、エキスパートが合成した音を聴いてノッキング強度を決める。これを様々な発生頻度と大きさで行うことで、Fig. 8.1 右のようなノッキング強度マップが作成できると考える。運用する際は DNN の分離結果からノッキングの発生頻度と大きさを求めノッキング強度マップのどこに位置するかでノッキング強度を評価できると期待される。

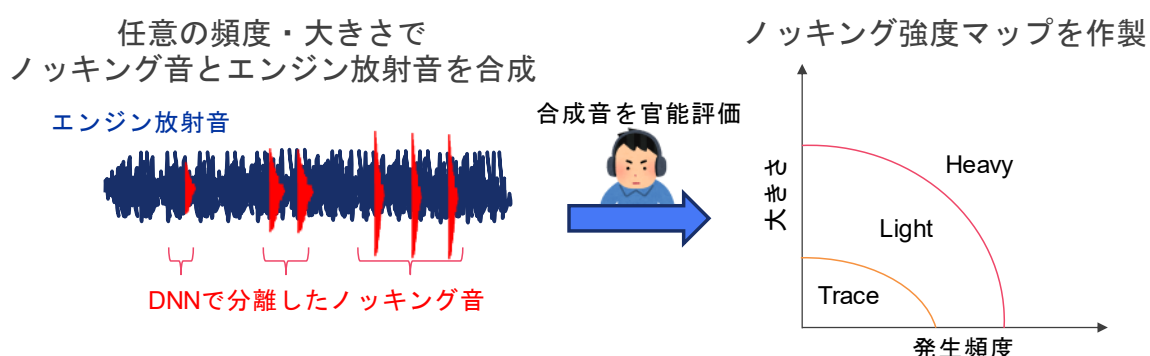


Fig. 8.1 Method for evaluating knocking intensity considering its frequency and magnitude

・ノッキング音分離 DNN の運用と追加学習データ収集のためのシステム構築

第 6 章と第 7 章では、4 台のエンジンで学習した DNN を用いて評価を行った。学習データが増えることにより、DNN の汎化性能が向上することが期待される。現時点でも一定の汎化性能は確認されているが、運用時に新たなデータを収集しながら、DNN の性能を継続的に向上させる取り組みが重要と考える。このためには、DNN によるリアルタイムのノッキング強度評価、運用時におけるエンジン放射音の収集、U-KSS を用いた追加のノッキング音データセット作成、U-UKSS を用いた DNN の再学習を内包したシステムを構築することが求められる。このようなシステムを構築することで、現場でのデータ収集とモデルの再学習を通じて、ノッキング音分離 DNN の性能を継続的に向上させることが可能となり、より高精度で汎用性の高いノッキング強度評価システムの実現が期待できる。

最後に、ノッキング音分離およびノッキング強度評価を搭載した点火時期の自動適合システムの例を提示する (Fig. 8.2)。まず、エンジンベンチ内にエンジンとエンジン制御・適合システムを設置し、エンジンの自動運転を行う環境を構築する。エンジン近傍に配置したマイクロホンで計測したエンジン放射音からノッキング音を分離し、分離したノッキング音とノイズを用いて大きさの指標値 (Eq. 5.5) を算出する。また、大きさの指標値に対して閾値を設定することでノッキング検知を行い、発生頻度の指標値 (2.2.4 項) を算出する。次に、大きさと発生頻度の指標値を 2 軸にとったノッキング強度マップを用いてノッキング強度を評価し、エンジン制御・適合システムに通知する。エンジン制御・適合システムはノッキング強度に基づき、点火時期を進角ま

たは遅角するかを決定し、エンジンに指令を送る。この手順を繰り返えし、より高いトルクが得られる最適な点火時期を探索することで、点火時期適合を自動化できると考える。以上の通り、本論文の成果はエンジン開発期間の短縮と高効率化に貢献するものである。

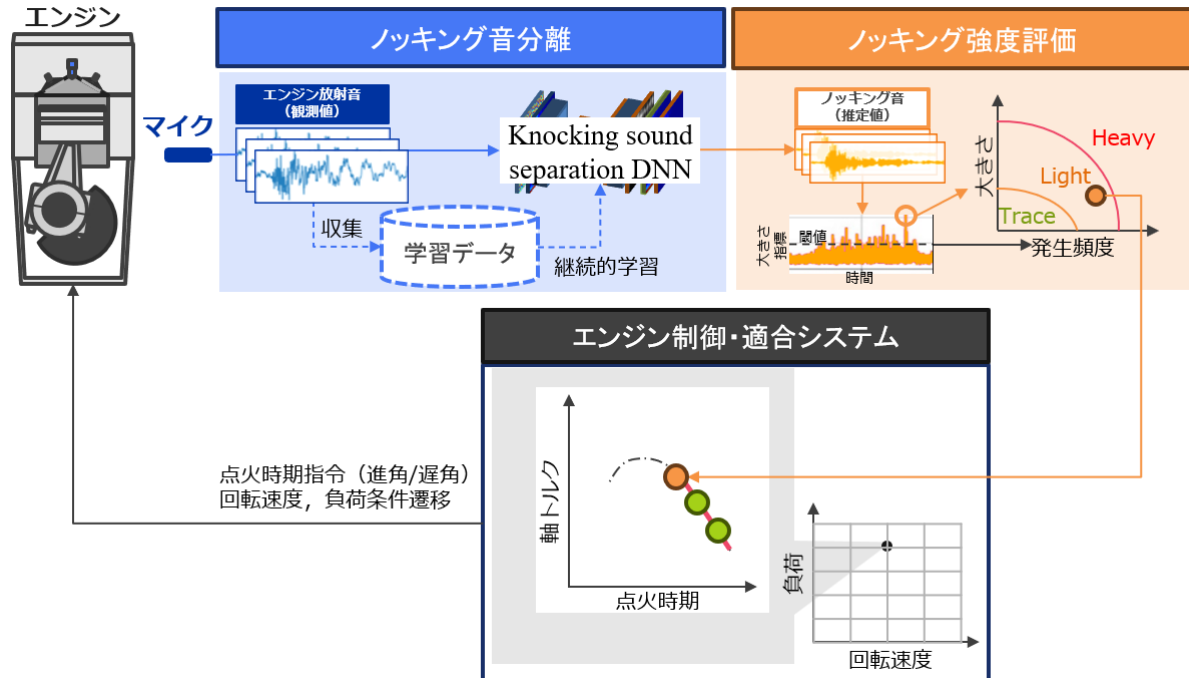


Fig. 8.2 Example of automatic ignition timing calibration system

参考文献

- [1] 自動車技術. 8, 東京, 自動車技術会, 2021, 116–123p.
- [2] 自動車技術. 8, 東京, 自動車技術会, 2022, 108–116p.
- [3] 自動車技術. 8, 東京, 自動車技術会, 2023, 112–120p.
- [4] https://www.meti.go.jp/policy/mono_info_service/mono/automobile/cev/cleanenergyvehicle.html. “クリーンエネルギー自動車の導入補助金”. 経済産業省.
- [5] <https://www.aice.or.jp/role/>. “カーボンニュートラル実現に向けたAICEの役割”. 自動車用内燃機関技術研究組合.
- [6] 窪山達也, 森吉泰生. ガソリンエンジンにおける異常燃焼の計測技術. 計測と制御. 2018, vol. 57, no. 5, p. 333–338.
- [7] 龍田浩, 本多聡, 出口雅義, 坂田純一. エンジンの適合技術. 計測と制御. 2014, vol. 53, no. 8, p. 710–715.
- [8] Kurihara, Nobuo, Suzuki, Junichi, Shirayama, Yuuya, Borg, Jonathan, Oho, Shigeru. “An accurate method of knock detection using wavelet transform for Spark-Ignition (SI) engine”. 14th International Congress on Sound and Vibration 2007, ICSV 2007. 2007.
- [9] Scholl, David, Davis, Craig, Russ, Stephen, Barash, Terry. The Volume Acoustic Modes of Spark-Ignited Internal Combustion Chambers. 1998.
- [10] 森田照義, 佐藤正浩. ノッキングの定量化とノックインテンシティメータの開発. Honda R&D Technical Review Vol.12 No.1. 2000, vol. 12, no. 1, p. 55–62.
- [11] Panzani, Giulio, Pozzato, Gabriele, Savaresi, Sergio M., Rösgren, Jonatan, Onder, Christopher H. Engine knock detection: an eigenpressure approach. IFAC-PapersOnLine. 2019, vol. 52, no. 5, p. 267–272.
- [12] Cho, Seokwon, Park, Jihwan, Song, Chiheon, Oh, Sechul, Lee, Sangyul, Kim, Minjae, Min, Kyoungdoug. Prediction Modeling and Analysis of Knocking Combustion using an Improved 0D RGF Model and Supervised Deep Learning. Energies. 2019, vol. 12, no. 5, p. 844.
- [13] Ofner, Andreas Benjamin, Kefalas, Achilles, Posch, Stefan, Geiger, Bernhard Claus. Knock Detection in Combustion Engine Time Series Using a Theory-Guided 1-D Convolutional Neural Network Approach. IEEE/ASME Transactions on Mechatronics. 2022, vol. 27, no. 5, p. 4101–4111.
- [14] Park, Jihwan, Shin, Seunghyup, Oh, Sechul, Lee, Sangyul, Shin, Woojae, Min, Kyoungdoug. Knock Onset Determination with 1D CNN Using Random Search Hyperparameter Optimization and Data Augmentation in SI Engine. International Journal of Automotive Technology. 2023, vol. 24, no. 5, p. 1395–1410.
- [15] Aramburu, A., Guido, C., Bares, P., Pla, B., Napolitano, P., Beatrice, C. Knock detection in spark ignited heavy duty engines: An application of machine learning techniques with various knock sensor locations. Measurement. 2024, vol. 224, p. 113860.
- [16] Akimoto, Kenji, Komatsu, Hirotaka, Kurauchi, Atsushi. Development of Pattern Recognition Knock Detection System using Short-time Fourier Transform. IFAC Proceedings Volumes. 2013, vol. 46, no. 21, p. 366–371.

- [17] Siano, D., D'Agostino, D. "Knock detection in SI engines by using the Discrete Wavelet Transform of the engine block vibrational signals". *Energy Procedia*. 2015.
- [18] Bi, Fengrong, Ma, Teng, Wang, Xu. Development of a novel knock characteristic detection method for gasoline engines based on wavelet-denoising and EMD decomposition. *Mechanical Systems and Signal Processing*. 2019, vol. 117, p. 517–536.
- [19] Sun, Jiuling, Zhang, Xin, Tang, Qinglong, Wang, Yue, Li, Yanfei. Knock recognition of knock sensor signal based on wavelet transform and variational mode decomposition algorithm. *Energy Conversion and Management*. 2023, vol. 287.
- [20] Pla, Benjamín, De la Morena, Joaquín, Bares, Pau, Aramburu, Alexandra. An unsupervised machine learning technique to identify knock from a knock signal time-frequency analysis. *Measurement: Journal of the International Measurement Confederation*. 2023, vol. 211.
- [21] Bi, Fengrong, Li, Xin, Liu, Chunchao, Tian, Congfeng, Ma, Teng, Yang, Xiao. Knock detection based on the optimized variational mode decomposition. *Measurement: Journal of the International Measurement Confederation*. 2019, vol. 140.
- [22] Bi, Fengrong, Li, Xin, Lin, Jiewei, Bi, Xiaobo, Ma, Teng, Yang, Xiao, Tang, Daijie, Shen, Pengfei. Knock Detection Based on Recursive Variational Mode Decomposition and Multilevel Semi-Supervised Local Fisher Discriminant Analysis. *IEEE Access*. 2019, vol. 7, p. 122028–122040.
- [23] Kim, Seongsu, Kim, Junghwan. Sound-Based Abnormal Combustion Classification Model for High Compression Ratio, Spark-Ignition Engines Using Mel-Frequency Cepstrum Coefficients and Ensemble Learning Algorithms. *International Journal of Automotive Technology*. 2023, vol. 24, no. 3.
- [24] 無限太古, 敏光太古. エンジンノッキングのレベル判定自動化システムの開発. *自動車技術*. 2021, vol. 75, no. 9, p. 84–89.
- [25] Brunt, Michael F. J., Pond, Christopher R., Biundo, John. Gasoline engine knock analysis using cylinder pressure data. *SAE transactions*. 1998, p. 1399–1412.
- [26] Kaneyasu, Masayoshi, Kurihara, Nobuo, Katogi, Kozo, Tokuda, Hiroatsu. Engine knock detection using multi-spectrum method. *SAE transactions*. 1992, p. 1475–1480.
- [27] Bi, Fengrong, Li, Xin, Liu, Chunchao, Tian, Congfeng, Ma, Teng, Yang, Xiao. Knock detection based on the optimized variational mode decomposition. *Measurement*. 2019, vol. 140, p. 1–13.
- [28] Mittal, Vikram, Revier, Bridget M., Heywood, John B. Phenomena that Determine Knock Onset in Spark-Ignition Engines. 2007.
- [29] 鳥居建史. 重回帰分析を用いた時系列エンジン放射音寄与分離法. *自動車技術会論文集*. 2013, vol. 44, no. 4, p. 1051–1057.
- [30] 鳥居建史. 車室内騒音における筒内圧の同時計測による時系列燃焼寄与分離法. *自動車技術会論文集*. 2017, vol. 48, no. 2, p. 377–384.
- [31] Kaneyasu, Masayoshi, Kurihara, Nobuo, Katogi, Kozo, Tokuda, Hiroatsu. Engine knock detection using multi-spectrum method. *SAE transactions*. 1992, p. 1475–1480.
- [32] Fackrell, Justin W. A. Bispectral analysis of speech signals. 1997.
- [33] Draper, Charles Stark. The physical effects of detonation in a closed cylindrical chamber. 1935.

- [34] Aggarwal, Charu C. Outlier analysis. 2013.
- [35] 山西健司. データマイニングによる異常検知. 東京, 共立出版, 2009, 118–123p.
- [36] 井手剛; 杉山, 将. 異常検知と変化検知 (機械学習プロフェッショナルシリーズ) . 東京, 講談社, 2015, 27–28p.
- [37] Lee, Daniel D., Seung, H. Sebastian. Learning the parts of objects by non-negative matrix factorization. Nature. 1999, vol. 401, no. 6755.
- [38] Wang, Deliang, Chen, Jitong. “Supervised speech separation based on deep learning: An overview”. IEEE/ACM Transactions on Audio Speech and Language Processing. 2018.
- [39] Jansson, Andreas, Humphrey, Eric, Montecchio, Nicola, Bittner, Rachel, Kumar, Aparna, Weyde, Tillman. “Singing voice separation with deep U-Net convolutional networks”. Proceedings of the 18th International Society for Music Information Retrieval Conference, ISMIR 2017. 2017.
- [40] Chandna, Pritish, Miron, Marius, Janer, Jordi, Gómez, Emilia. “Monoaural audio source separation using deep convolutional neural networks”. Lecture Notes in Computer Science (including subseries Lecture Notes in Artificial Intelligence and Lecture Notes in Bioinformatics). 2017.
- [41] Griffin, Daniel W., Lim, Jae S. Signal Estimation from Modified Short-Time Fourier Transform. IEEE Transactions on Acoustics, Speech, and Signal Processing. 1984, vol. 32, no. 2.
- [42] Davis, Jesse, Goadrich, Mark. “The relationship between precision-recall and ROC curves”. ACM International Conference Proceeding Series. 2006.
- [43] 城戸健一. デジタルフーリエ解析(II)-上級編-. 東京, コロナ社, 2007, 95–102p.
- [44] Schlüter, Jan, Grill, Thomas. “Exploring data augmentation for improved singing voice detection with neural networks”. Proceedings of the 16th International Society for Music Information Retrieval Conference, ISMIR 2015. 2015.
- [45] McFee, Brian, Humphrey, Eric J., Bello, Juan P. “A software framework for musical data augmentation”. Proceedings of the 16th International Society for Music Information Retrieval Conference, ISMIR 2015. 2015.
- [46] Laroche, Jean, Dolson, Mark. Improved phase vocoder time-scale modification of audio. IEEE Transactions on Speech and Audio Processing. 1999, vol. 7, no. 3.
- [47] Ko, Tom, Peddinti, Vijayaditya, Povey, Daniel, Seltzer, Michael L., Khudanpur, Sanjeev. “A study on data augmentation of reverberant speech for robust speech recognition”. ICASSP, IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing - Proceedings. 2017.
- [48] 澁井雄介. AIエンジニアのための機械学習システムデザインパターン. 東京, 翔泳社, 2021, 79–82p.
- [49] Fujimura, Takuya, Koizumi, Yuma, Yatabe, Kohei, Miyazaki, Ryoichi. “Noisy-target Training: A Training Strategy for DNN-based Speech Enhancement without Clean Speech”. European Signal Processing Conference. 2021.
- [50] Fujimura, Takuya, Toda, Tomoki. Analysis Of Noisy-Target Training For Dnn-Based Speech Enhancement. 2023.
- [51] 戸上真人. Pythonで学ぶ音源分離. 東京, インプレス, 2020, 203p.

- [52] Choi, Hyeong Seok, Kim, Jang Hyun, Huh, Jaesung, Kim, Adrian, Ha, Jung Woo, Lee, Kyogu. “Phase-aware speech enhancement with deep complex U-Net”. 7th International Conference on Learning Representations, ICLR 2019. 2019.
- [53] Pariente, Manuel, Cornell, Samuele, Cosentino, Joris, Sivasankaran, Sunit, Tzinis, Efthymios, Heitkaemper, Jens, Olvera, Michel, Stöter, Fabian Robert, Hu, Mathieu, Martín-Doñas, Juan M., Ditter, David, Frank, Ariel, Deleforge, Antoine, Vincent, Emmanuel. “Asteroid: The PyTorch-based audio source separation toolkit for researchers”. Proceedings of the Annual Conference of the International Speech Communication Association, INTERSPEECH. 2020.

研究業績

1. 学術論文

- (1) 笠原 太郎, 大高 政祥, 駒場 健一, マイクロホンを用いたノッキング検知システムの開発, 自動車技術会論文集, 47 巻 6 号 p. 1279-1284, 2016 年 11 月掲載
- (2) 笠原 太郎, 大高 政祥, 駒場 健一, マイクロホンを用いたノッキング検知システムの開発 (第 2 報), 自動車技術会論文集, 49 巻 4 号 p. 708-713, 2018 年 7 月掲載
- (3) 笠原 太郎, 渡部 光, 池田 太一, 吉越 洋志, 深層学習によるエンジン放射音からのノッキング音と筒内圧の推定手法, 自動車技術会論文集, 51 巻 2 号 p. 286-291, 2020 年 3 月掲載
- (4) 笠原 太郎, 渡部 光, 池田 太一, 吉越 洋志, 深層学習によるエンジン放射音からのノッキング音と筒内圧の推定手法 (第 2 報), 自動車技術会論文集, 52 巻 1 号 p. 131-136, 2021 年 1 月掲載
- (5) 笠原 太郎, 渡部 光, 池田 太一, 吉越 洋志, 深層学習によるエンジン放射音からのノッキング音と筒内圧の推定手法 (第 3 報), 自動車技術会論文集, 52 巻 2 号 p. 263-268, 2021 年 3 月掲載
- (6) 笠原 太郎, 渡部 光, 池田 太一, 吉越 洋志, 深層学習を用いたエンジン放射音からのノッキング音分離手法, 自動車技術会論文集, 53 巻 4 号 p. 717-722, 2022 年 7 月掲載
- (7) 笠原 太郎, 渡部 光, 池田 太一, 村瀬 道夫, 窪山 達也, 深層学習を用いたエンジン放射音からのノッキング音分離手法 (第 2 報), 自動車技術会論文集, 54 巻 2 号 p. 1098-1103, 2023 年 11 月掲載

2. その他

- (1) 笠原 太郎, 渡部 光, 池田 太一, 吉越 洋志, 自動車技術会賞 論文賞, 深層学習によるエンジン放射音からのノッキング音と筒内圧の推定方法 (第 1 報～第 3 報), 2022 年 4 月受賞

謝辞

本研究は、筆者が株式会社小野測器に在籍中に行ったものであり、千葉大学工学研究院の窪山達也 准教授の指導のもと、一編の論文としてまとめたものである。窪山 准教授には、丁寧なご指導とご教示を賜りましたこと、ここに深く感謝申し上げます。また、本論文を執筆するにあたり、千葉大学工学研究院の森吉泰生 教授、森川弘二 特任教授、田中学 教授、劉康志 教授からご指導、ご助言を頂きましたことに、謹んで感謝の意を表します。

第2章と第3章で扱ったバイスペクトル解析および確率モデルを用いたノッキング音検知手法については、株式会社小野測器の大高政祥 氏に主に信号解析技術のご指導をいただきました。第4章から第7章で扱ったDNNを用いた一連の手法については、同社の渡部 光 氏、吉越 洋志 氏に主にDNNの訓練アルゴリズムに関してご指導をいただきました。全章を通して、同社の村瀬道夫 氏には主にエンジンベンチにおける実験のご協力と機械学習アルゴリズムに関するご指導をいただきました。同社の池田太一 氏、駒場健一 氏には主にエンジンベンチにおける実験のご協力と燃焼解析・ノッキング解析技術についてご指導をいただきました。皆様に心より深く感謝の意を表します。さらに、ここで言及しきれない多くの方々から温かいご支援と励ましをいただいたことに対し、深く感謝申し上げます。

最後に、工学の道を勧めてくれた両親、そして博士論文執筆中に家庭を支えてくれた妻に、心より感謝します。

2024年8月 笠原 太郎

Appendix A KSS によるノッキング音分離結果の考察

A.1 はじめに

第5章で提案した KSS (Knocking Sound Separation Method from Engine Radiated Noise Using DNN) は、ノッキング筒内圧を教師信号として使用する手法であり、ノッキング筒内圧の計測結果によってノッキング音の分離に影響がでると考えられる。そこで、本付録では、筒内圧センサの設置位置と筒内ガスの振動モード形状の影響、およびノッキングによってエンジンが励起され発生する音に着目し、KSS の分離結果を考察する。

A.2 筒内圧センサの設置位置と筒内ガス振動モードの影響

ノッキング筒内圧は筒内圧センサの取り付け位置によって、観測される周波数的特徴が変わることが知られている^[25]。例えば、筒内圧センサが筒内ガス振動モードの節に位置する場合、その振動モードの振幅は 0 に近い値が観測されると考えられる。Table A.1 は振動モード形状の模式図である。ここで、 m は端面方向時数、 n は半径方向時数を表している。(0,1)モード以外はシリンダー中央が振動モードの節になっており、この位置に筒内圧センサを設置した場合、振幅が小さく観測される可能性がある。その結果、ノッキング筒内圧とノッキング音の間で振幅に相違が生じ、特定の周波数帯域においてノッキング音の分離が難しくなると考えられる。

Table A.1 Mode shape

m,n	(1,0)	(2,0)	(0,1)	(3,0)	(1,1)
Mode shape					

しかしながら、実際には、筒内圧センサが完全に節に当たることは稀であり、振幅が小さく観測されるに留まると考える。Fig. A.1 は 1000 r/min におけるエンジン B のノッキング筒内圧とエンジン放射音、および KSS で分離したノッキング音である。また、Table A.2 はエンジン B の諸元と、音速を 1000 m/s として Draper の式 (Eq. 1.1) から求めた振動モード周波数である。図中(a)のノッキング筒内圧の解析結果では、筒内圧センサをシリンダー中央近くに設置したため、(0,1)モードに該当する 17 kHz 帯は大きい圧力が観測されているが、他のモードでは相対的に圧力が小さく観測されていると考えられる。一方、KSS のノッキング音分離結果 (図中(c)) では、(1,0)モードと(2,0)モードに相当する周波数帯のノッキング音の成分が分離されていることが分かる。これは、KSS がコヒーレンス関数 Eq. 5.1 と Eq. 5.3 で導入した周波数重み (伝達関数の逆数に相当) によって、筒内圧センサの設置位置と筒内ガス振動モードの影響を軽減しつつ、ノッキング音の分離が可能であることを示している。

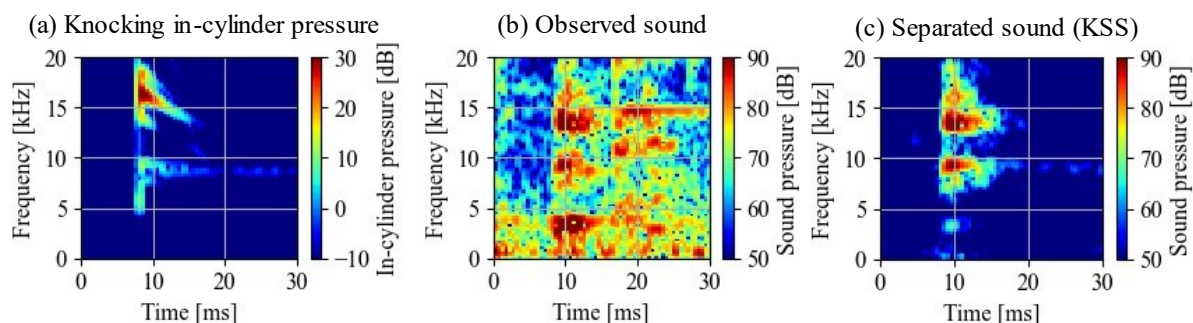


Fig. A.1 Observed signal and Separated results at 1000 r/min (Engine B)

Table A.2 Specification of Engine B

Cylinder configuration	In-line 4-cylinder
Total displacement	1.5 L
Bore	73 mm
Fuel injection system	Direct
Mode Frequency (1,0)	8.0 kHz
(2,0)	13.3 kHz
(0,1)	16.7 kHz
(3,0)	18.3 kHz
(1,1)	23.2 kHz

A.3 ノッキングによってエンジンが励起され発生した音

ノッキング発生初期段階ではインパルス的な圧力変化によって、広い周波数帯域でエンジンが励起されると考えられる。この時、筒内ガスの振動モード周波数に加え、エンジンプロックやその他の部品の固有振動の周波数成分の音（以下、機関部騒音）が放射される。本論文では、ノッキング音の定義は主に Draper の式を中心に考えたが、その他の周波数帯の成分も人の耳ではノッキング音として知覚されると考えられるため、機関部騒音はノッキング強度評価に寄与すると考えられる。

筒内ガスの振動モード成分と比べ、筒内圧のインパルス的な圧力変化は周波数解析結果に表れにくいため、ノッキング筒内圧を教師信号として用いる KSS では、機関部騒音の分離が難しい。Fig. A.2 と Fig. A.3 は 1000 r/min と 5000 r/min におけるエンジン A のノッキング音分離結果であり、Table A.3 はエンジンの諸元と、音速を 1000 m/s として求めた振動モード周波数である。1000 r/min のノッキング筒内圧（Fig. A.2 の Observed in-cylinder pressure）では、約 10 ms でノッキングが発生しており、各振動モードに加えて(1,0)モードと(2,0)モードとの間の約 8 ～ 11 kHz 帯においても瞬間的な圧力上昇がみられる。エンジン放射音（図中 Observed sound）においても、同帯域でノッキング発生と同時に音圧の上昇がみられる。これは、筒内圧のインパルス的な圧力変化によって励起された機関部騒音と考えられる。分離後のノイズ（図中 Residual sound）の同帯域に着目すると、若干の機関部騒音が残留していることが確認できる。また、5000 r/min（Fig. A.3）のノッキング筒内圧（図中 Observed in-cylinder pressure）では、約 8 ～ 11 kHz 帯の瞬間的な圧力上昇は見えにくく、分離後のノイズ（図中 Residual sound）には機関部騒音の大部分が残留している。以上の結果から、KSS では機関部騒音の分離が難しい場合があることが示唆された。

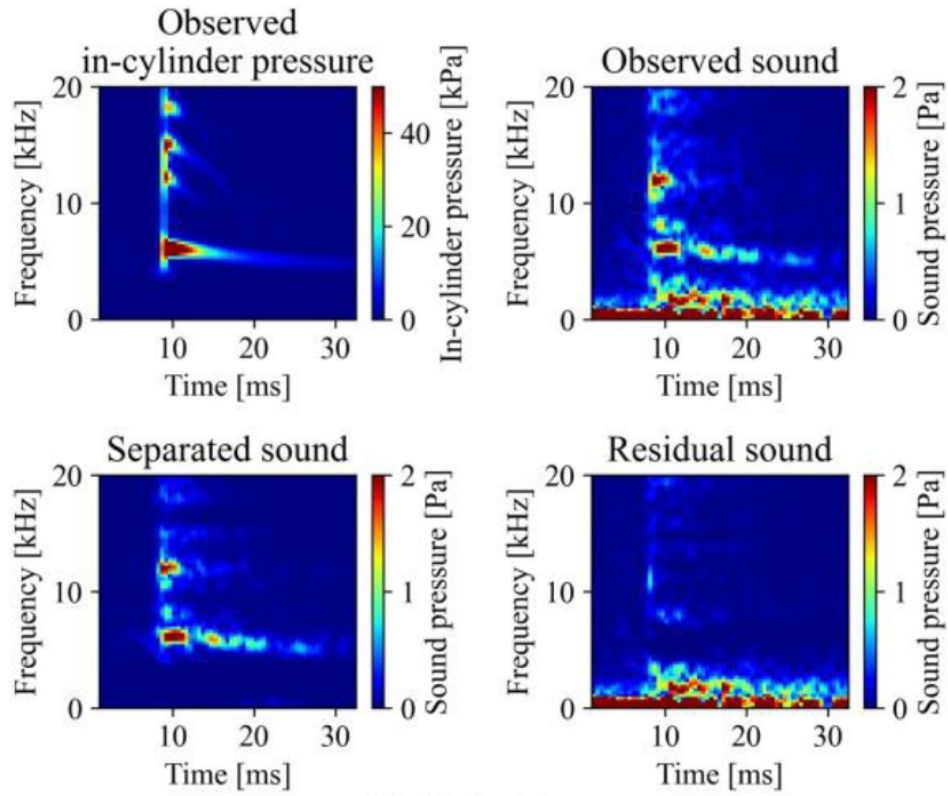


Fig. A.2 Observed signal and Separated results at 1000 r/min (Engine A)

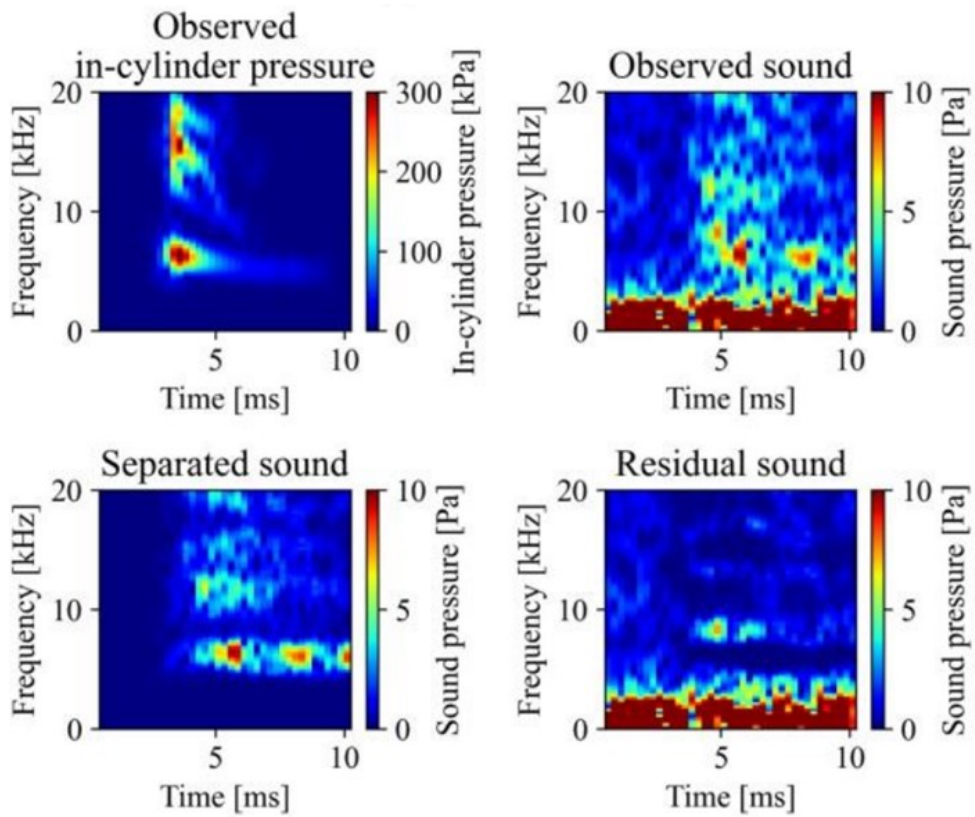


Fig. A.3 Observed signal and Separated results at 5000 r/min (Engine A)

Table A.3 Specification of Engine A

Cylinder configuration	In-line 4-cylinder
Total displacement	2.4 L
Bore	87 mm
Fuel injection system	Port
Mode Frequency (1,0)	6.7 kHz
(2,0)	11.2 kHz
(0,1)	14.0 kHz
(3,0)	15.4 kHz
(1,1)	19.5 kHz

A.4 結論

以上の考察により，KSS におけるセンサ設置位置と振動モード形状の影響は，実運用上では限定的であることが示唆された．一方で，ノッキング発生初期のインパルス的な圧力変化で励起された機関部騒音は，筒内圧との対応がとりにくいため，KSS では分離が難しい場合があることがわかった．機関部騒音に対しては，訓練に筒内圧信号を使用しないU-KSSで分離できる可能性が高い．今後，これらの手法の分離結果の違いを詳細に分析し，ノッキング音の分離性能の課題とその解決策について明らかにしていく必要がある．