

Nd:YAGレーザートムソン散乱計測の機械学習による電子温度・電子密度の解析

Machine learning analysis of electron temperature and density for Nd:YAG laser Thomson scattering measurement

戸羽佑輔¹、南貴司²、安原亮³、釦持尚輝³、邱徳川¹、松谷遼¹、寺田凱¹、高橋千尋²、
金史良²、門信一郎²、大島慎介²、小林進二²、木島滋²、稲垣滋²、長崎百伸²
TOBA Yusuke¹, MINAMI Takashi², YASUHARA Ryo³, KENMOCHI Naoki³, et al.

京大院エネ科¹、京大エネ理工研²、核融合研³
GSES, Kyoto Univ.¹, IAE, Kyoto Univ.², NIFS³

トラスプラズマでは電子内部輸送障壁の形成により閉じ込め性能が向上することが知られている。このようなプラズマでは電子密度が小さいためNd:YAGレーザートムソン散乱計測により得られる散乱光量が小さく、S/N比の低下による測定精度の劣化が問題となっている。本研究ではニューラルネットワークと機械学習を用いることでS/N比が低い場合でも電子温度・電子密度が高精度に導出できることを見いだした。

まず図1に示すように全3層、中間層のノード数20のニューラルネットワークを構築した。ヘリオトロンJ装置では散乱光の透過波長帯域が異なる5チャンネル干渉フィルターポリクロメータを用いている。測定散乱光量は電子密度に比例するため、電子密度に依存しない散乱光比をニューラルネットワークの入力とした。

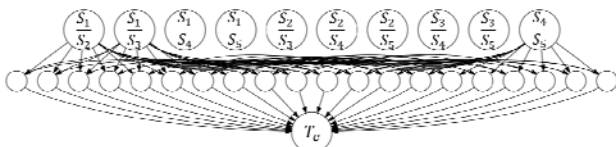


図1：ニューラルネットワークの構成図

このニューラルネットワークの重みを機械学習により求めた。予め測定したポリクロメータの波長応答特性を用い10 eV-10 keVの範囲で電子温度に対する10通りの散乱光比を5,000セット計算し教師データとした。

次に作成したニューラルネットワークを用いてヘリオトロンJのプラズマの電子温度解析を行った。解析には電子密度が $0.5-2 \times 10^{19} \text{ m}^{-3}$ の範囲のNBIおよびECHで加熱されたプラズマに対する20ショット、各ショット11時間点のトムソン散乱測定データを用いた。ヘリオトロンJの通常の解析手法では10個の散乱光比それぞれに対して電子温度を計算し、測定誤差から重みを評価して加重平均により電子温度を求めている。同一の測定データに対して、この加重平均法で計算した電子温度とニューラルネットワーク法で計算した電子温度を比較した結果を図2に示す。両者は概ね一致したが計算された値に約15%程度の違いがみられた。主として散乱光のS/N比が劣化している領域で違いが

大きくなる傾向があった。

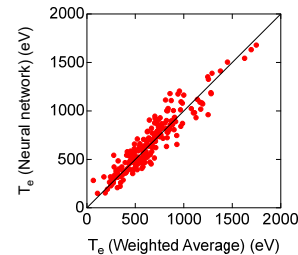


図2：加重平均法とニューラルネットワーク法で計算した電子温度の比較

そこで同一の加熱条件で生成された電子密度が $\sim 0.6 \times 10^{19} \text{ m}^{-3}$ 程度の28ショットのECHプラズマにおいて、蓄積エネルギー線平均密度比が1.2-1.8の範囲の複数の測定時間点からほぼ同一プラズマパラメータの散乱光の測定データを選択し解析を行った。この領域では散乱光信号が小さいためS/N比が1以下で散乱光信号のノイズ成分が大きい。加重平均法およびニューラルネットワーク法で解析し得られた電子温度の値に対してヒストグラムを作成した(図3)。図3(右)には加重平均法において散乱光量のS/N比が低いために解析不可能の場合に出力される0付近の値を含んでいる。加重平均法では計算値が広範囲に分散し精度の劣化がみられるがニューラルネットワーク法ではよりピークしたガウシアン型の分布となっており、精度の高い値を求められることを示している。

電子密度に対しても同様の結果を得られており詳細は本講演にて報告する。

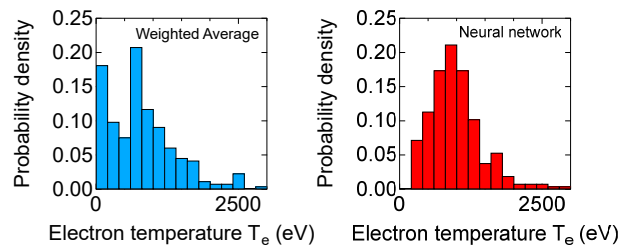


図3：加重平均法およびニューラルネットワーク法で解析し得られた電子温度の計算値のヒストグラム