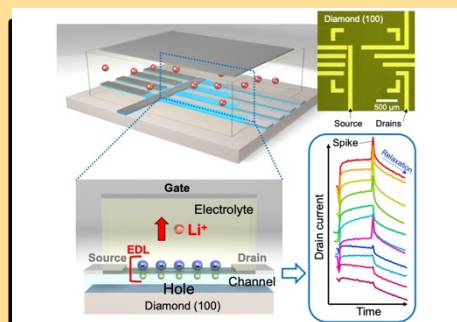


特集：○○○○○○○○○○○○○○

固体電解質の界面機能を利用する物理リザーバーコンピューティング

土屋敬志, ^{a, §} 西岡大貴, ^{a, §} 並木航, ^{a, §} 樋口透, ^{b, §} 寺部一弥, ^{a, §}



本稿では、固体電解質界面におけるイオンと電子のダイナミクスを利用したイオンゲーティングリザーバー (IGR) について概説する。IGR は、電気二重層の充放電、酸化還元、界面吸着などの時間発展を物理リザーバーとして用い、入力信号を高次元状態へ変換する。従来の電気化学系ニューロモルフィック (神経模倣) デバイスが静的な状態 (例えば抵抗値) を情報として扱うのに対し、IGR は時空間ダイナミクスを計算資源とする点に新規性がある。カオスの縁学習、超広帯域応答、振動センサ信号処理の実例を通じて、前処理や計算負荷を低減する高効率エッジ AI に向けた展望を示す。

キーワード：イオンゲーティングリザーバー、物理リザーバーコンピューティング、ニューロモルフィックデバイス、電気二重層、エッジ AI

1. はじめに

深層学習をはじめとする現在の AI は、高い認識・予測性能を示す一方で、大規模なニューラルネットワーク中の多数の重みを記憶し、逐次更新し、膨大な行列演算を行う必要があるため、計算機資源と消費電力の増大が大きな課題となっている。特に、センサが取得した情報をクラウドに送って処理する従来型の AI システムでは、通信遅延や電力消費、プライバシーの問題も生じる。そのため、センサの近傍で情報を処理するエッジ AI には、小型かつ低消費電力で動作する新しい計算ハードウェアが求められている。物理リザーバーコンピューティング (physical reservoir computing: PRC) は、この課題に対する有力なアプローチである。PRC では、材料やデバイスが本来持つ非線形な時間応答をリザーバーとして利用し、入力信号を高次元の状態空間へ物理的に写像する。そのため、計算機上で大規模な非線形変換を逐次実行する必要がなく、学習すべきパラメータは主に出力層の線形重みに限られる。すなわち、リザーバー内部の複雑な計算を「物理現象そのもの」に担わせることで、AI の計算負荷を大幅に低減できる [Fig. 1(a)]¹⁻³。

Figure 1(b) に一般的な PRC プロセスを示す³。PRC における物理リザーバーには、いくつかの重要な性質が求められる。第一に、過去の入力情報を一定時間保持する短期記憶性である。時系列処理では、現在の出力が直前の入力だけでなく、過去の入力履歴にも依存するため、リ

ザーバーは入力履歴を一時的に保持する必要がある。第二に、入力を線形分離しやすい高次元状態へ変換する非線形性と高次元性である。単純な線形応答だけでは複雑な分類や予測は困難であり、入力のわずかな違いを多様な内部状態として表現する能力が重要である。第三に、エコーステート性、すなわち初期状態の影響が時間とともに消失し、同じ入力系列に対して再現性のある状態を与える安定性である。さらに、実用的なセンサ信号処理では、入力信号の時間スケールにリザーバーの応答時間が適合していることも不可欠である。短期記憶が強すぎると過去の情報が残りすぎて現在の入力を識別しにくくなり、非線形性が強すぎると入力履歴が失われやすい。したがって、優れた物理リザーバーには、記憶性、非線形性、高次元性、安定性、および応答速度のバランスが求められる。

これまでに、ソフトボディ、光学系、スピントルク発振器、メモリスト、ナノワイヤネットワークなど、多様な物理リザーバーが報告されてきた。しかし、それらにはいくつかの問題が残されている。光学系やソフトボディを用いるリザーバーは高い性能を示す場合があるものの、装置が大きく、集積化が難しい。一方、メモリストなどの固体素子は小型化・集積化に適しているが、得られるリザーバー状態の多様性や表現力が十分でない場合が多い。また、多くの物理リザーバーは単一の特徴的な緩和時間に依存するため、入力信号の時間スケールが最適条件から外れると性能が低下する。実際のセンサ信号には、低周波から高周波

まで幅広い時間成分が含まれるため、限られた時間スケールでしか応答できないリザバーでは、重要な特徴を十分に抽出できない可能性がある。したがって、実用的な PRC の実現には、小型・集積可能であると同時に、高い表現力と広い時間応答性を併せ持つ物理リザバーの開発が重要である。

このような観点から、我々は電解質界面が示すイオンと電子の時空間ダイナミクスに注目している。例えば電解質／半導体界面では、電圧印加によってナノメートル～サブナノメートル厚の電気二重層が形成され、イオン分布の変化が半導体中の電子・正孔伝導を大きく変調する。この過程では、イオンの移動、電気二重層の充放電、界面吸着、電子伝導が互いに影響するため、入力履歴に依

存した複雑な緩和応答やスパイク応答が自発的に現れる。この界面機能を物理リザバーとして利用するデバイスを、我々はイオンゲーティングリザバー (ion-gating reservoir: IGR) と名付けた⁴。IGR は、単純なトランジスタ型の小型素子でありながら、短期記憶、非線形性、高次元性を電解質界面の物理化学過程から引き出せる点に特徴がある。以下ではまず、リチウムイオン固体電解質／水素終端ダイヤモンド界面におけるイオンと電子のダイナミクスが、秩序とカオスの境界であるカオスの縁状態を生み⁴、高い時系列処理性能につながることを述べる。続いて、イオンゲル／グラフェン界面を用いることで応答帯域を大きく拡張し⁵、センサ信号を高精度・低計算負荷で処理できることを示す⁶。

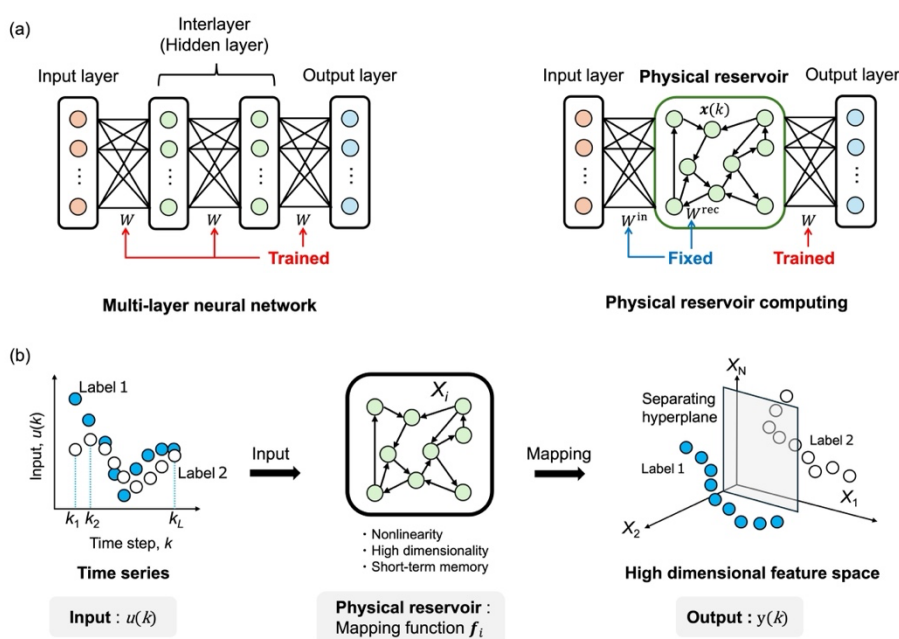


図 1. (a)深層学習と物理リザバーコンピューティング(PRC)の比較. (b)一般的な PRC プロセスの模式図³.

2. イオンゲーティングリザバーにおけるカオスの縁学習

PRC の性能を支配する重要な要素は、物理リザバーが入力の履歴を短時間記憶しながら、非線形かつ高次元な状態へ変換できることである。従来の物理リザバーでは、高性能化と小型化の両立が難しかった。そこで我々は、リチウムイオン固体電解質／ダイヤモンド界面で生じるイオン-電子結合ダイナミクスに注目し、これを物理リザバーとして用いるイオンゲーティングリザバー (IGR) を開発した⁴。Figure 2(a)に示すように、IGR トランジスタ (IGRT) は、Li-Si-Zr-O (LSZO) 固体電解質、水素終端ダイヤモンドチャンネル、および LiCoO₂/Pt ゲート電極からなる全固体電気二重層トランジスタである。負のゲート電圧では Li⁺が界面から離脱して正孔が蓄積し、チャンネルは低抵抗状態になる。一方、正のゲート電圧では Li⁺が界面

に蓄積して正孔が枯渇し、高抵抗状態になる。この抵抗変化を通して、Li⁺の輸送と正孔伝導が互いに影響し合うため、入力履歴に応じて非対称な緩和応答やスパイクを含む多様な電流応答が現れる。

本研究では、チャンネル長が 20–1000 μm の 8 つのドレインを持つ IGRT を作製し、共通ゲートに情報をパルス列として入力することで、1次元の時系列を 8 種類のドレイン電流に変換した。さらに、各電流応答から 10 個の仮想ノードを取り出し、合計 80 次元のリザバー状態を得た[Fig. 2(b)]. 時系列予測性能は、短期記憶と非線形変換の両方を要求する二次非線形変換タスクで評価した。乱数入力を 0–0.5 V のゲートパルス列として IGRT に入力し、80 次元のリザバー状態からターゲットを再現するように線形リードアウトのみを学習したところ、パルス周期 20 ms, デューティ比 50%の条件で NMSE = 0.208×10^{-3} (Test) という十分低い予測誤差を示し、ターゲット波形と予測波形がよく一致した[Fig. 2(c)]. これは、IGR が入力系列を

安定に高次元写像へ変換し、リザーバーに必要なエコーステート性を満たしていることを示唆する。また、スピントルク振動子やメモリスタといった既報の物理リザーバーと比較しても、良好な性能を示した[Fig. 2(d)].

IGR の応答は、ナノメートル厚の電気二重層中に形成される過渡的な電荷密度パターンに由来し、過去の入力で変化した Li^+ 分布と正孔分布が次の電流応答を決めるため、非対称緩和とスパイクが同時に現れる。さらに、カオス解析により系の安定性を特徴づける最大リャプノフ指

数は $\lambda_{\max} = -6.3 \times 10^{-3}$ と見積もられ、IGR は秩序状態とカオス状態の境界であるカオスの縁で動作していることが明らかになった(カオスの縁学習)[Fig. 2(e)]. この状態では、入力小さな違いを十分に増幅しながら情報の散逸を抑えられるため、高い計算能力が得られると考えられる。以上の結果は、固体電解質/半導体界面におけるイオン・電子ダイナミクスを利用することで、小型・集積可能な物理リザーバーに高い時系列処理性能を付与できることを示している。

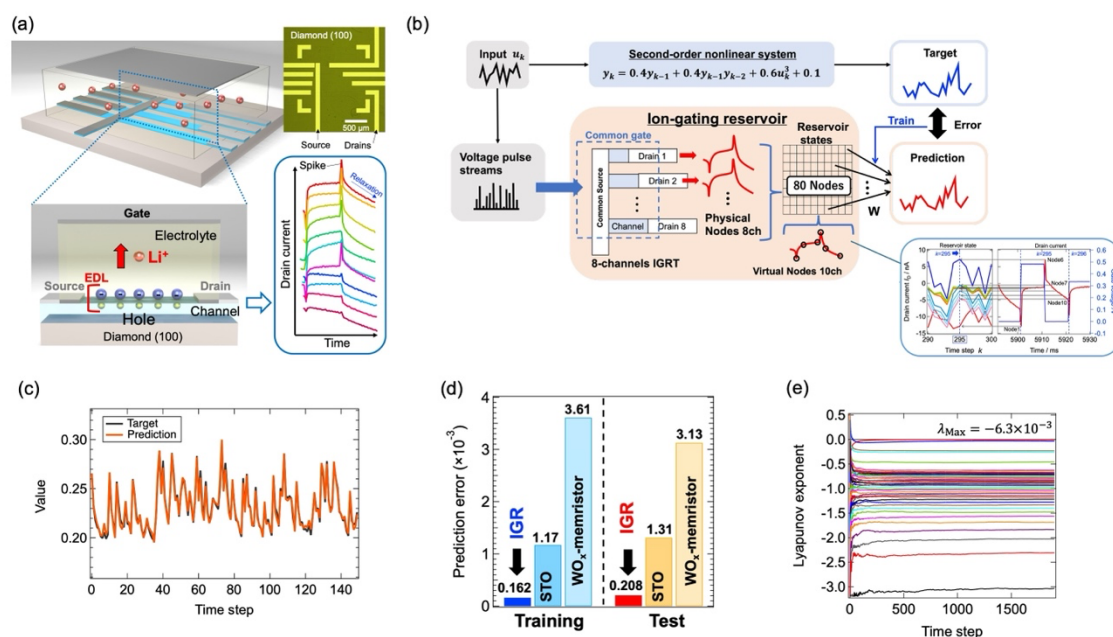


図 2. (a)LSZO と水素終端ダイヤモンドで作成した IGRT. (b)二次非線形変換タスクのフローチャート. (c)二次非線形変換タスクの予測波形と正解波形の比較. (d)他の物理リザーバーとの性能比較. (e)IGR のリャプノフスペクトラム⁴.

3. 超広帯域イオンゲーティングリザーバーによる低負荷時系列処理

PRC をエッジ AI に応用するには、入力信号の時間スケールに合わせて応答できる物理リザーバーが不可欠である。しかし、従来の電気二重層トランジスタ型 IGR は、主に 10~100 Hz 付近に集中した遅いイオン緩和を利用するため動作速度範囲が狭く、最適な入力周期から外れると性能が大きく低下した。そこで我々は、イオンゲル/単層グラフェン界面に形成される電気二重層 (EDL) の速い緩和と、グラフェン表面での分子吸着に由来する遅い緩和を組み合わせた EDL トランジスタを作製し、超広帯域応答を示す IGR を開発した⁵。Figure 3(a)に示すように、デバイスは共通ゲートをもつ 6 チャンネル構造であり、チャンネルには化学気相成長単層グラフェン、電解質には EMIm-TFSI 系イオンゲルを用いた⁵。ゲート電圧を印加すると、イオンゲル中の陽イオン・陰イオンがグラフェン界面に集まり、電子または正孔が誘起される。グラフェンはディラック点を挟んで電子伝導と正孔伝導が切り替わる

両極性を示すため、V 字型の伝達特性に基づく強い非線形応答が得られる。

本 IGR の特徴は、入力条件に応じて幅広い時定数の応答が得られる点にある。ゲート電圧パルスを入力条件に依存して、最短 99 ns から低速側では ms 程度以上の緩和時間が得られ、4 桁以上変化した[Fig. 3(b)]⁵。界面近傍の高速な EDL 形成にグラフェン表面へのイオン分子の吸着・脱離などの遅い過程が加わり、その寄与が電圧依存性を持つことで、1 MHz から 20 Hz にわたる幅広い時間スケールの信号を処理できる。また、チャンネル長やディラック点の違いにより 6 つのドレイン電流は互いに異なる波形となり、ゲート電流、ソース電流を含む 8 つの物理ノードから、時間多重化によって 10 個ずつの仮想ノードを取り出した。さらに反転入力も用いることで、合計 160 次元のリザーバー状態を得た。

性能評価では、NARMA2 および NARMA10 に加え、Mackey-Glass 方程式で生成されるカオス時系列予測を用いた。NARMA2 では $\text{NMSE} = 7.35 \times 10^{-3}$ (Test), NARMA10 では $\text{NMSE} = 0.124$ (Test) を示した。特に Mackey-Glass の 1 ステップ先予測では $\text{NMSE} = 4.63 \times 10^{-5}$ という低誤差を達成し、より難易度が高い 10 ステップ先予測でも深層学

習モデルと同程度の精度を示した[Fig. 3(c)]. IGR では非線形・高次元写像を物理デバイス自身が担うため、推論時に計算機上で必要となる処理は主に線形リードアウトに限られる。その結果、深層学習と同等の予測精度を保ちながら、計算負荷(FLOPs)を約 1/100 に低減できた[Fig. 3(d)]⁵。この高性能の起源を情報処理容量 (IPC) と主成分分析から調べると、最適なパルス周期($\sim 50 \mu\text{s}$)では総容量 C_{tot} と有効リザーバサイズ N_{eff} がともに増大することがわ

かった。すなわち、速い EDL 応答、遅い分子吸着応答、グラフェンの両極性に由来する非線形性が重なり、多様な時空間状態が形成されることが計算能力を高めている。本成果は、イオンゲーティングを単なる低速なメモリ現象としてではなく、広帯域な動的計算資源として利用できることを示しており、センサ信号を現場で低消費電力に処理するエッジ AI デバイスの実現に向けた重要な指針を与える。

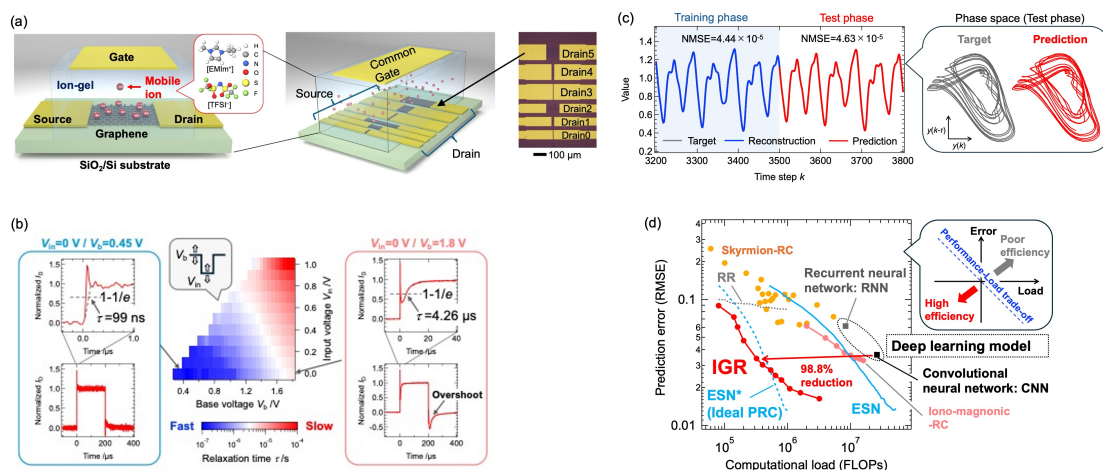


図 3. (a) グラフェンとイオンゲルを用いる EDL トランジスタ. (b) 様々な条件でゲート電圧パルスを入力した際のドレイン応答の変化. (c) IGR で実行したカオス時系列予測. (d) カオス時系列予測における予測誤差と計算負荷の関係⁵.

4. 振動センサの発話認識精度の高性能化

PRC に期待される応用の一つは、エッジ AI やフィジカル AI において重要な役割を果たすセンサ信号の高性能・高効率な処理である。我々は、スマートスピーカーやスマートフォン、ロボット、IoT 機器など幅広く利用される発話認識に注目し、IGR によるセンサ信号処理を試みた。

Figure 4(a) に示すように、 π -ゲルエレクトレット式メカノエレクトリック発電型振動センサ (MEG) と、前章で示した多チャンネル型イオンゲル/グラフェン IGR を統合することで、一般的な発話認識で用いられる高コストな前処理 (pre-processing) を必要としないリアルタイムの発話数字認識を実現した⁶。 π -ゲルエレクトレットは、NIMS 中西博士らによって考案された、分岐アルキル鎖が置換された π 共役分子をゲル化させ、コロナ放電によってエレクトレット化することで作られる粘弾性ゲルであり、MEG は、 π -ゲルエレクトレットの特徴を活かした自由変形可能な振動センサである⁷。喉に貼り付けることによって、喉頭表面の振動をエレクトレットの変形による電位変化を通じて高感度で検出する[Fig. 4(b)]。音声を用いないことで、先述の前処理を省略できることに加え、周囲の騒音やマスク着用などによる音声妨害に対して頑健 (ロバスト) な認識が期待できるとともに、明瞭な音声を発することが難しい発話困難者の意思疎通を支援することも

できる。本研究では、0 から 9 までの英数字を発話した際の MEG の出力を用いて、発話認識精度の評価を行った。

MEG から得られた一次元の電圧時系列は、パルス電圧列として IGR のゲート電極に入力した。IGR は、前章で述べた複雑な非線形 EDL ダイナミクスを通じて、この入力を 8 つの多様な電流応答に変換し、これらはさらに高次元のリザーバ状態に展開され、線形リードアウトによって復元される。この仕組みによる発話認識の精度を評価した。なお、比較のために、MEG の出力そのものの線形回帰によって発話認識精度の評価も行った。これらによって得られた混同行列を Fig. 4(c,d) に示す⁶。MEG 単体での認識精度はわずか 18.2% (Test) であるにもかかわらず[Fig. 4(c)]⁶、IGR を用いることで、84.2%(Test)に劇的に向上することがわかった[Fig. 4(d)]⁶。なお、ネットワークサイズを増すことで、リアルタイム音声数字認識精度が 96.8%(Test)に達することも確認した。Figure 4(e,f)に、線形判別分析の結果を示す⁶。MEG 単体では複数の数字が互いに重なっているものの、IGR を用いることでよく分離し、線形境界による判別が容易になっていることがわかる。これは、喉頭表面の機械的振動に埋め込まれた識別可能な時空間的特徴を、IGR が効果的に抽出できることを示している。一般的な音声認識には、スペクトル解析や手作業による特徴抽出、あるいは深層学習に基づく様々な前処理を要するが、本手法の発展によって完全に物理的

かつ前処理不要な、リアルタイム音声認識ハードウェアの可能性を示唆する。

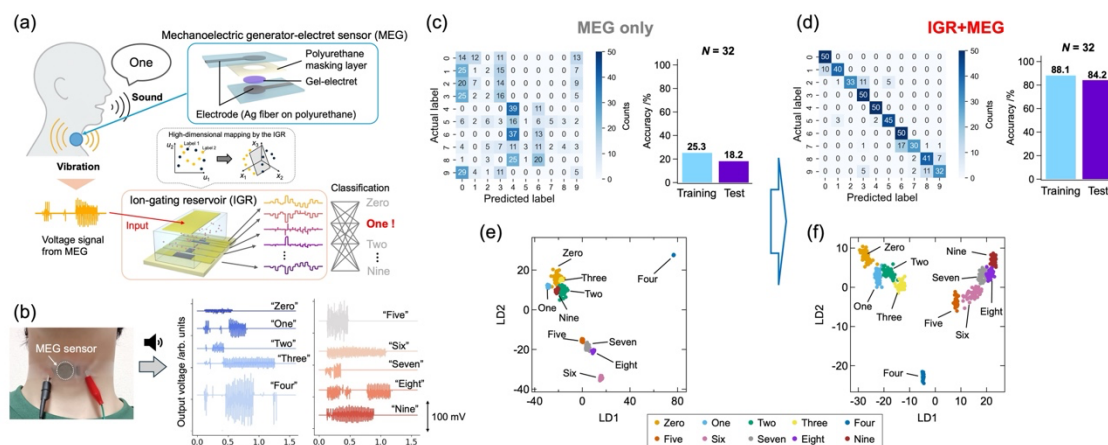


図 4. (a) IGR と MEG を用いるリアルタイム発話数字認識. (b) MEG で測定した喉頭表面の振動. (c) MEG 単体で行った発話数字認識. (d) IGR と MEG で行った発話数字認識. (e, f) それぞれの条件での線形判別分析の結果⁶.

5. おわりに

本稿では、電解質界面におけるイオンと電子の時空間ダイナミクスを利用し、材料・デバイスそのものを時系列情報処理に用いる IGR について概説した。電解質界面では、電圧印加に伴って電気二重層の充放電、イオンの再配置、界面吸着、チャンネル中の電子・正孔伝導が互いに影響し合う。その結果、入力履歴を反映した緩和応答やスパイク応答が現れ、入力信号は多様な時空間状態へ変換される。IGR は、この界面ダイナミクスを物理リザーバーとして利用することで、短期記憶、非線形性、高次元性を小型トランジスタ構造の中に実装するものである。

電気化学系を用いたニューロモルフィックデバイスでは、これまで、イオン移動や酸化還元反応によって生じる抵抗変化を記憶状態として用い、書き込み後に時間領域でほぼ固定された電気抵抗値をシナプス荷重や状態変数として読み出すことが主流であった。これに対して IGR では、単に抵抗値の ON/OFF や固定された多値状態を利用するのではなく、入力中および入力後に変化し続ける電流応答の時間発展そのものを計算資源として用いる。したがって、界面におけるイオン分布、電気二重層の充放電、吸着・脱離、電子伝導の相互作用といった特徴が、過渡波形の形状、緩和時間、スパイク、履歴依存性としてリザーバー状態に反映される。静的な抵抗値だけでは表現しにくい界面の動的情報を豊富に取り込める点が、IGR の長所であり、高い情報処理性能の起源である。

実際に、IGR では、カオスの縁近傍のダイナミクスを利用した高精度な時系列予測や、広帯域応答による深層学習並みのカオス時系列予測と計算負荷低減が示された。また、振動センサと組み合わせることで、喉頭表面の微弱

な機械振動に含まれる特徴を物理的に抽出し、前処理を大幅に簡略化した発話認識も実証された。これらは、センサ出力をそのまま高次元特徴空間へ写像し、線形リードアウトだけで認識・予測を行うエッジ AI の有効性を示している。

今後は、長期安定性、温湿度など環境影響への耐性、および多数素子を駆動する入出力回路の設計が課題となる。一方、電解質、チャンネル材料、界面構造、幾何学形状を精緻に設計することで、応答速度、記憶時間、非線形性を目的に応じて調整できる余地は大きい。電解質界面は極薄の物理化学デバイスであり、IGR は、電解質界面に内在する物理化学的ダイナミクスを「計算する界面」として利用する試みである。低負荷・高効率なエッジ AI や、センサと情報処理が一体化したフィジカル AI に向けた重要な基盤になると期待される。

文献

1. H. Jaeger, and H. Haas, *Science*, **304**, 78 (2004).
2. T. G. Tanaka, T. Yamane, J. B. H. roux, R. Nakane, N. Kanazawa, S. Takeda, H. Numata, D. Nakano, and A. Hirose, *Neural Netw.* **115**, 100 (2019).
3. T. Tsuchiya, D. Nishioka, W. Namiki, and K. Terabe, *Adv. Electron. Mater.* **10**, 2400625 (2024).
4. D. Nishioka, T. Tsuchiya, W. Namiki, M. Takayanagi, M. Imura, Y. Koide, T. Higuchi, and K. Terabe, *Sci. Adv.* **8**, eade1156 (2022).
5. D. Nishioka, H. Kitano, W. Namiki, S. Souma, K. Terabe, and T. Tsuchiya, *ACS Nano*, **19**, 42, 36896-36914 (2025).
6. D. Nishioka, A. Tateyama, H. Kitano, T. Nakanishi, K. Terabe, and T. Tsuchiya, *Adv. Electron. Mater.* (2026) <https://doi.org/10.1002/aelm.202600006>
7. A. Tateyama, K. Nagura, M. Yamanaka, and T. Nakanishi, *Angew. Chem., Int.* **63**, 202402874 (2024).

土屋 敬志 (国立研究開発法人物質・材料研究機構ナノアーキテクトニクス材料研究センター・グループリーダー)



1978 年生, 2009 年 3 月東京大学大学院工学系研究科博士課程修了, 博士(工学). 2009-2015 年東京大学, 物質・材料研究機構, 東京理科大学にて博士研究員としてナノイオニクスデバイスの開発等に従事. 2016 年より物質・材料研究機構主任研究員, 主幹研究員を経て, 2024 年 4 月より現職. 2015 年電気化学会田川固体電気化学奨励賞受賞. 専門分野: 固体イオニクス, ニューロモルフィックデバイス, イオントロニクス. 趣味: 間食.

寺部 一弥 (物質・材料研究機構ナノアーキテクトニクス材料研究センター・特命研究員&グループリーダー)



1962 年生, 1992 年 3 月名古屋工業大学大学院工学研究科博士課程修了, 博士(工学). 名古屋大学助手, 理化学研究所基礎科学特別研究員, 物質・材料研究機構主任研究員, 主幹研究員, 主席研究員を経て現職. 2017 年つくば賞受賞. 専門分野: 電気化学・固体イオニクス. 趣味: ゴルフ.

西岡 大貴 (国立研究開発法人物質・材料研究機構・ICYS リサーチフェロー/JSPS 特別研究員(PD))



1995 年生, 2024 年 3 月東京理科大学大学院理学研究科博士課程修了, 博士(理学). 2021-24 年 JSPS 特別研究員(DC1)として電気二重層トランジスタに基づく人工シナプス素子及び物理リザパー素子等の開発等に従事. 2024 年 4 月より現職. 2024 年電気化学会優秀学生講演賞受賞. 専門分野: 電気化学・ニューロモルフィック素子. 趣味: 映画鑑賞, スキー.

並木 航 (国立研究開発法人物質・材料研究機構ナノアーキテクトニクス材料研究センター・研究員)



1994 年生, 2021 年 3 月東京理科大学大学院理学研究科博士課程修了, 博士(理学). 学位取得後, NIMS ポスドク研究員としてイオニクスやスピントロニクスを利用したニューロモルフィック計算素子の研究に従事. 2024 年 10 月より現職. 2020 年電気化学会優秀学生発表賞受賞. 専門分野: ナノイオニクス, スピントロニクス, ニューロモルフィック計算素子. 趣味: ギター, 車, 時々ジム.

樋口 透 (東京理科大学先進工学部物理工学科・教授)



1971 年生, 2000 年 3 月東京理科大学大学院理学研究科博士課程修了, 博士(理学). 2000 年 4 月から, 酸化物誘電体およびイオン伝導体の研究に従事. 2000 年より東京理科大学助手. 2007 年ローレンスバークレー国立研究所在外研究員, 2009 年より東京理科大学専任講師・准教授を経て, 2024 年 4 月より現職. 2026 年 Vebleo fellow の称号を授与. 専門分野: 固体化学・軟 X 線分光. 趣味: Netflix 鑑賞.

※頂いた原稿は J-stage においても掲載させていただきます. J-stage 用に「タイトル」「著者氏名」の英語情報をいただきたく, 以下ご協力をお願いいたします. 本文に関しては英語化の必要はございません.

Title in English : Neuromorphic Devices Utilizing Interface Functionso of Solid Electrolytes

Author(s) : Takashi Tsuchiya, Daiki Nishioka, Wataru Namiki, Tohru Higuchi, Kazuya Terabe

※他の著作物より転載して掲載している図や表の有無と、「有」の場合は番号をお知らせください.

転載図表の有無:有

転載図表番号 (ある場合) : 1、2、3、4

※人物が写っている写真を掲載する場合、肖像権に問題がないことをご確認ください。個人を特定し得る程度に写っている方について、全員が写真掲載を承諾している必要があります。

肖像権の確認 (いずれかを残してください) :
承諾済