

STDP による方向選択性の自己組織化を実現する 5x5 イベント駆動型 SNN の設計

青山学院大学大学院 佐藤大樹

1. 研究背景

近年、エッジ AI や自律移動ロボットの分野では、低消費電力かつ低遅延なりリアルタイム動作検知が重要な課題となっている。従来のフレームベースの画像処理は、変化のない背景を含む全画素を常時スキャンするため、冗長なデータ移動と膨大な演算リソースを消費する。これを解決する手法として、輝度変化のみをイベントとして捉えるイベント駆動型センサとスパイクングニューラルネットワーク (SNN) の組み合わせが注目されている。SNN は、人間の神経発火を再現した AI モデルである。図 1 に示すように、情報はスパイク密度、タイミングによって表される。これにより、人工ニューラルネットワーク (ANN) の数値的保管に取って代わり、プロセッサ、メモリへのアクセスを無くし、省電力で小面積なセンサへの組み込み AI として期待されている。

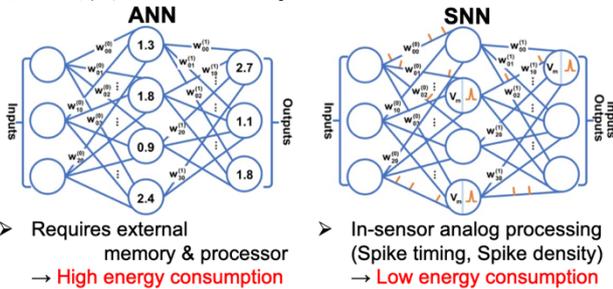


図 1 ANN と SNN の違い

2. 研究目的

本研究では、5x5 のピクセル列での SNN を用いた動作検知回路の作成を目標とした。従来モデルでは、メモリスタ等の特殊デバイスが必要で標準 CMOS プロセスでの作成が困難であった。さらに、従来の構成は各画素から得られる膨大なスパイク情報を処理するため、複雑な隠れ層や外部 FPGA 等の演算資源を必要としていた。これに対し本研究では、スパイク時刻依存性シナプス可塑性 (STDP) 学習則をアナログ回路へ実装し、センサと同一チップ上のフロントエンド回路のみで、外部プロセッサを介さない方向検知の学習・判定を目指した。

3. 提案モデルの構成

図 2 に 5x5 ピクセル内のカーネルの配置を示す。

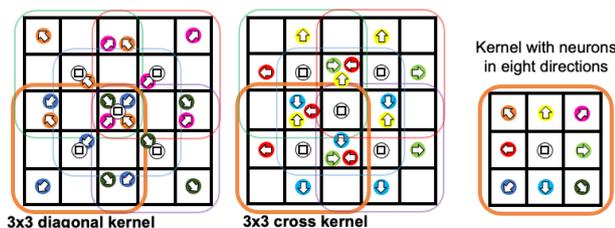


図 2 ピクセル内のカーネルの配置

カーネルとは、5x5 ピクセルの中から、特定の動きを捉えるために切り出した最小単位の処理ピクセル群を表す。ここでは 3x3 を最小単位カーネルと

し、方向検知の基準にし、5x5 ピクセル内に千鳥状に設置した。8 方向にニューロン(方向選択ユニット)を持たせることで、少ないピクセル数での動作検知の自在性の向上や、検出遅延の軽減を図った。

次に、図 3 に動作検知における単純 2 層自己学習モデルを示す。

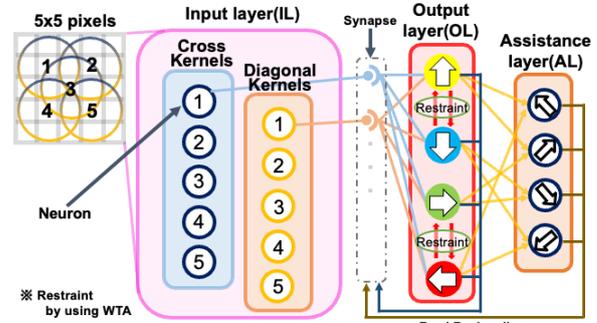


図 3 動作検知の為の単純 2 層自己学習モデル

各カーネルから出力された方向スパイクは、シナプスを介して出力層 (OL) へと統合される。OL では、入力スパイクの密度およびシナプス重みに依存した積算電流に基づき、最終的な移動方向を検知する。この際、物体が相反する方向へ同時に移動し得ないという物理的制約に基づき、対向する方向ユニット間で相互抑制 (WTA) を採用した。これにより、ノイズ等の誤検知を排除しつつ、情報処理に必要な最小限の部分だけを時間的・空間的に活性化させ、低消費電力化を図った。検知された出力スパイクはポストスパイクとして入力層 (IL) へフィードバックされ、STDP 学習則に基づき、スパイク間の因果に応じたシナプス重みの連続時間更新を行う。このシンプルな構造は、外部プロセッサを介さない局所演算を可能にし、高速な動作判定を可能にする。

4. 提案モデルの回路構成

図 4 に図 3 の学習モデルをブロック図にしたものを示す。

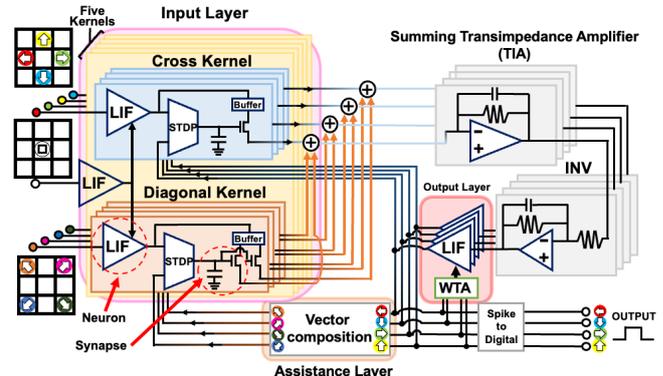


図 4 単純 2 層自己学習モデルのブロック図

入力信号はピクセルの光量に反比例した電圧として、図 5 に示す Leaky Integrate-and-Fire (LIF) 回路へ入力される。本回路は、入力電圧を電流に変換して等価膜電位コンデンサ (C_{mem}) へ蓄電し、閾値を超えた際にシュミットトリガ・インバータによ

って発火（スパイク生成）を行う構成である。図5の下部に示す通り、入力電圧に応じて発火レートが 23.3 kHz から 147 kHz まで動的に変化し、この頻度がシナプス重みおよび最終的な方向検知結果に影響を与える。また、オペアンプの電力と速度のトレードオフを考慮し、インパルス幅は 0.7 μ s 程度に設計した。図4のそれぞれの LIF 回路は、役割に応じ図5のブロックを選択的に実装している。入力層 LIF は、カーネル活性制御のため Kernel Activator (紫枠) を実装し、Constant Leak (黄枠) を削除した。一方、出力層 LIF は、STDP 学習の初期収束加速を目的に Constant Leak を実装した。

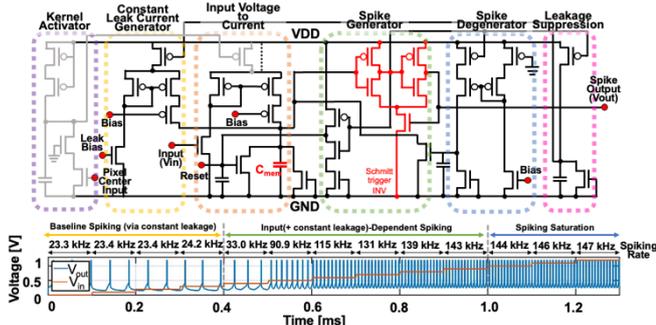


図5 LIF の回路図とスパイク生成動作波形

LIF 出力は重み電位（コンデンサ蓄積電圧）でバイアスされた MOS シナプスを介して電流へ変換される。各カーネルの電流は、加算型 TIA および反転増幅器 (INV) により合算・電圧変換され、出力 LIF を通じて方向検知の結果に応じたスパイクレートとして出力される。このとき、活性化方向に対しては、高密度なスパイクが出力される(今回は視覚化のため、高密度なスパイク箇所を High とするデジタル変換を採用)。この出力スパイクは、入力層へ帰還し、次に述べる STDP 回路が活動電位の相対的なタイミングに基づきシナプスの重みを連続的に更新する (図6)。

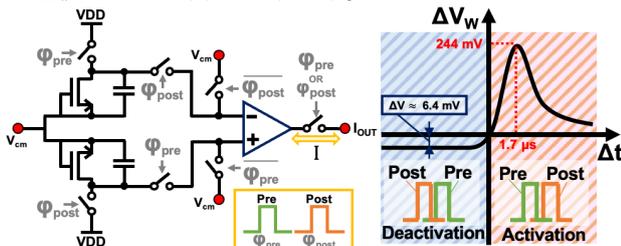


図6 STDP の回路図と時間差に対する学習強度

STDP 学習回路は、 ϕ_{pre} および ϕ_{post} の時間相関を指数関数法則に基づきアナログ電位(重み)に変換する学習則を持つ回路である。 Δt を $\phi_{pre} - \phi_{post}$ と定義したとき、 $\Delta t > 0$ の場合、入力の発火が出力の発火に強く影響を与えたととして、学習の重みが増強される。一方で $\Delta t < 0$ の場合、入出力に因果がないとし、学習の重みが抑制される。本モデルの学習則では、抑制性は一定量減少するモデルを構築した。これにより、自己発火の影響で通常時は増強と抑制が相殺し重みは平均 0 で平衡する。一方で入力電圧が閾値を超えスパイク間隔が短縮されると増強領域へ遷移し、重みが増加していく。

5. シミュレーション結果

入力する電圧は図7に示す、ピクセル間の光量変化に伴う電圧変化を線形的にモデル化したものを用いた。遷移時間は 10 ms である。これは人間が意識して高速に動かしたときの動作速度である。

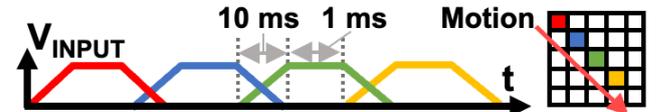


図7 入力電圧理想モデル

図8に正方形動作の入力、図9に菱形動作の入力における出力結果を示す。 $\langle C_w \rangle$ は方向重みを表す。

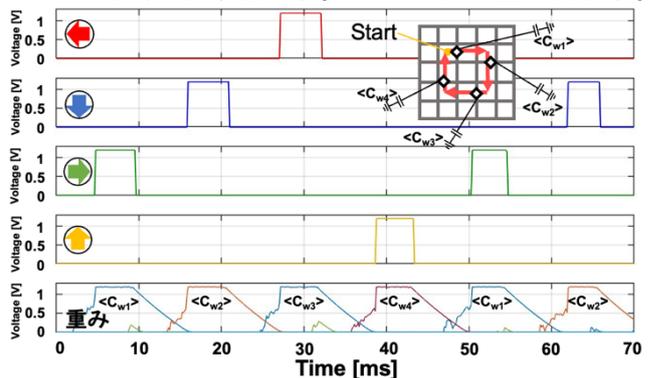


図8 正方形の動作入力時の出力

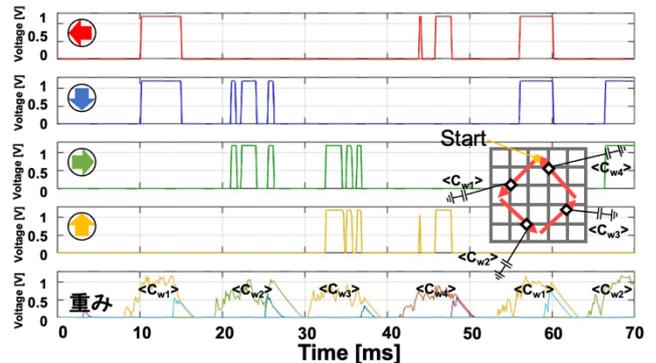


図9 ひし形の動作入力時の出力

図8, 9 からわかるように各方向ベクトルが出力されていることが確認できた。このとき、斜め入力の場合はベクトルの分解方向が出力として得られることが確認できた。

6. 今後の課題・展望

本シミュレーションでは画素入力を線形モデルとしたが、実環境では入力の非線形性や振幅の不完全性が想定される。今後は、Python (OpenCV) を用いて実写動画からエッジ抽出・電圧変換を行い、環境光の遮蔽による TIA 出力上昇を模した、より現実的な入力条件を用いて検証を行う。さらに、3次元空間認識への拡張に向け、物体の近接度を判定するためのベクトル絶対値検出用の隠れ層構築を目指す。最終的には、ピクセル数を 11×11 に増やし、部屋の四方に配置した各センサの情報を統合・合成することで、プライバシー保護と高度な行動検知を両立したヘルスケア向け見守り監視システムへの応用を図る。