



学習型ニューロデバイスの実現

—石原・徳光研究室～精密工学研究所—



(右) 石原 宏 教授

(左) 徳光 永輔 助教授

人間は何か物事をやるごとに学習していく。コンピュータは、同じことを繰り返すだけで、学習をしない。これが従来のコンピュータであった。そこで現在では、そのようなものから脱した自ら学ぶコンピュータが開発されている。学習するコンピュータというと、身近なものでは、ワープロの変換などが思いつく。これは、一度行った変換を覚えていくというプログラムである。では、そのようなプログラムによって学習するのではなく、人間の脳細胞をまねた「自ら学習する素子」を作れないものだろうか。今回は、強誘電体という材料を使ってそのような素子の研究をされている石原・徳光研究室に伺った。



ニューロコンピュータ

私たちは知人に会うと、それが誰だかすぐわかる。後ろから話しかけられても、声によって判断することができる。このようなことは、人間には簡単でも、コンピュータにとっては非常に難しいことである。顔の輪郭がこうで、鼻の色と形はこう、目はこんな形で、何センチ離れている。そんな分析をして判断してはきりがなからである。しかし、人間の脳はこのような判断を一瞬にして行ってしまう。では、コンピュータにこのような人間の脳が行っている画像認識や音声認識を行わせるためには、どうすればよいのだろうか。

ひとつのヒントは、ニューロンである。ニューロンとはいわゆる脳の神経細胞で、シナプス結合によって情報の入出力を行っている。人間の脳はこのニューロンの3次元のつながりにより記憶や学習が行われているのであるが、この働きを模して、コンピュータに行わせようというのである。このようなコンピュータをニューロコンピュータというが、これは、プログラムによって命令を与える従来のコンピュータと異なり、プログラムを

持たず、シナプス結合の「重みづけ」によって動くという特徴がある。

では、シナプス結合の重みづけとはいったいどんな働きなのだろうか。ニューロンは図1のように、いくつかのシナプス結合による入力と出力を持っている。これらの入力には情報が信号として入ってくるのだが、学習により、同じ所からの入力を2度、3度と繰り返していくと結合が強くなり、信号の通りやすさが変わるのである。この信号の通りやすさを重みといい、入力の繰り返しにより信号が通りやすくなることを重みが増す、大きくなるという。私たちが知人の声や顔を見てすぐ思い出せるというのは、脳の中のこうした記憶に関係した結合の重みが大きいといえる。このような脳の仕組みは、Hebbの学習規則として知られている。

このようなニューロンの機能をコンピュータとして実現するためには、まず入力信号と重みを数値化してその積をニューロンに与え、複数の入力端子からの値を合計する（積和演算機能）。図1

では、ニューロンへの入力を $X_1, X_2 \dots$ 重みを $W_1, W_2 \dots$ と定めている。ここで、入力 X_1 と X_2 に同じ 1 という強さの信号が入り、それぞれ重み W_1 と W_2 が 1, 2 だったとすると、 $X_1 \times W_1 = 1$, $X_2 \times W_2 = 2$ が信号として入り、ニューロンには合計 3 が入るという仕組みになっている。つまり、ニューロンへの入力は、 $\sum X_j W_j$ ということになる。これが積和演算機能である。そして、この合計値がある決まった値以上になったときに初めて、出力に信号が出るという仕組みになっている。この積和演算機能は入出力信号や重みを数値化できるので、コンピュータとしてニューロンのはたらきを実現できるという利点がある。

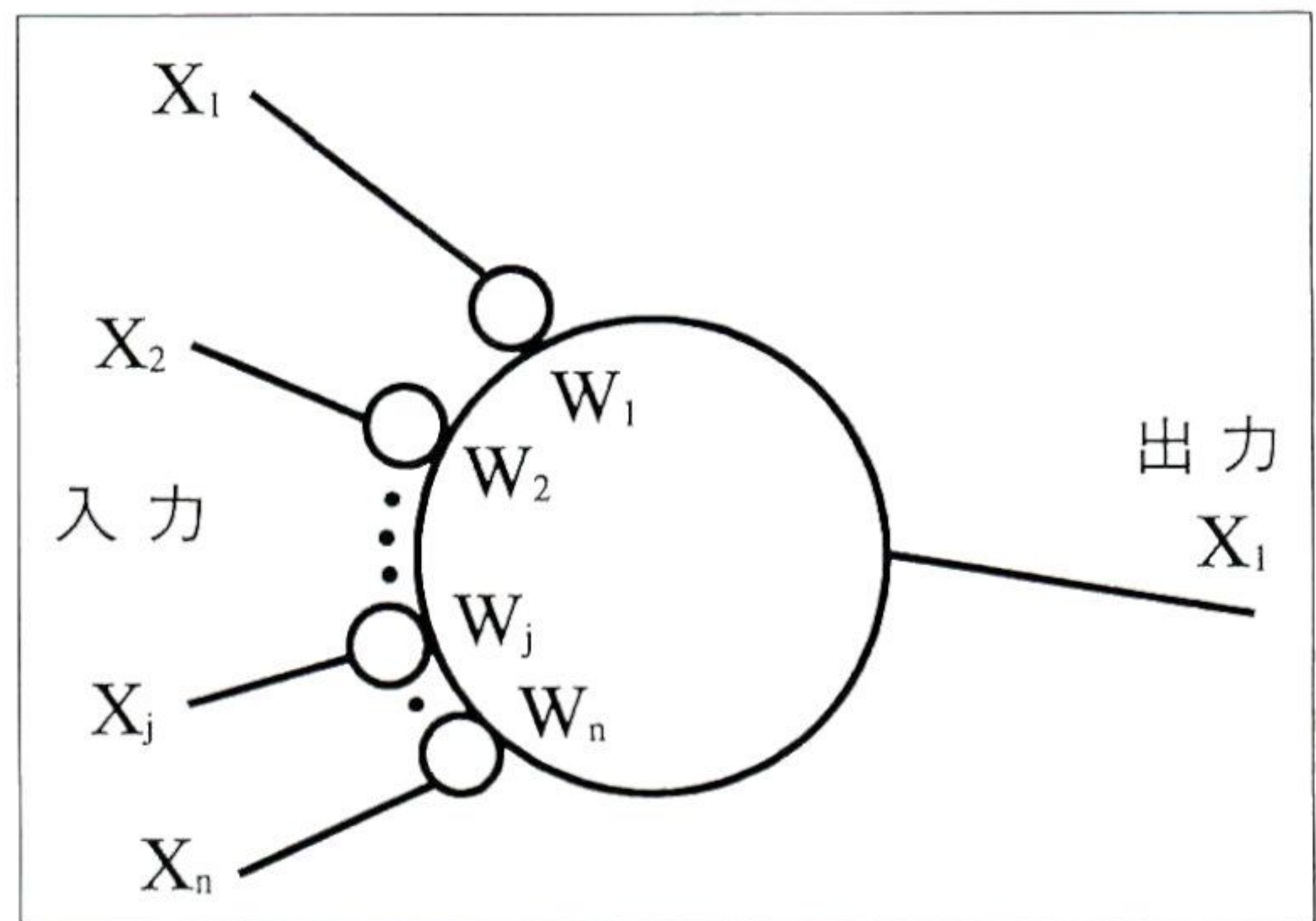


図1 ニューロンモデル



ソフトウェアではなくハードウェアで

積和演算機能が提案されてから、ソフトウェアにより、ニューロンに対するそれぞれの重みなどを計算していく方法が盛んに研究された。しかし、この方法には大きな問題がある。それは処理速度である。ニューロンひとつあたりの積和演算自体は非常に簡単な計算だが、ニューロン数の増加と共に、シナプス結合は自乗で増えるため、これら全ての積和演算を処理すると膨大な計算量になってしまう。現在のコンピュータの処理速度は以前に比べてかなり早くなってきてはいるが、それでも今まで通りに重みを計算させていたのでは、多少人間らしい機能を持たせようとする、学習に 10 年かかるといったことも起こってしまう。また、

将来的な処理速度の向上にも限界があるとされており、ソフトウェアによる大規模なニューロコンピュータの実現が難しくなってきたのである。

それでは、コンピュータの素子自体をニューロンのように変化させる、すなわち、ソフトウェアでなくハードウェアでニューロンを実現できないだろうかという考え方が持ち上がってきた。ハードウェアでニューロンを実現できれば、コンピュータの処理速度による限界といった問題もさほど問題にならない可能性がある。石原先生はそのような立場から、ハードウェアによるニューロンの実現についての研究をされるようになった。



アナログメモリと強誘電体MISFET

学習型ニューロンを実現する素子、それには、はたしてどのような性質が必要だろうか。先生は 2 つの機能を考えられた。ひとつは、信号の入力を繰り返し処理するうちに、電流の流れやすさなど、それ自身の特性を自ら変更していく機能で、これを先生は適応学習 (Adaptive Learning) と呼んでいる。そしてもう一つは、その特性を初期化する機能である。

さて、それではどうすればそのような特徴を持った素子を実際に作ることができるだろうか。石原先生は強誘電体材料を用いて MISFET というトランジスタを作ればそのような素子ができるので



はないかと考えられた。

MISFET とは、MIS 型電界効果トランジスタ
といって、図2のような構造をしているトランジ
スタである。MIS というのは、Metal-Insulator
-Semi-Conductor の略で、図のゲート電極のと
ころが上から順に、金属-誘電体-半導体となっ
ているためにそう呼ばれている。そして、ゲート
と基板の間に電圧をかけると強い電界がかかり、
この電界により、ソース・ドレイン間に電流の通
り道である伝導チャネルが発生し、電流が流れる。

ここで、ソース・ドレイン間の電流が誘電体の
分極の度合いによって制御されていることに注意
してもらいたい。もし、誘電体の分極がゲート電
圧を0にしたあともそのまま残っていたとしたら
どうだろうか。当然、ソース・ドレイン間の電流
の流れやすさはそのまま変わらず、「流れやすさ
の程度」がその MISFET に記憶されているこ
とになる。そしてここでいう、分極が残ったまま
になる材料が強誘電体なのである。

強誘電体を使うと、今までのトランジスタのよ

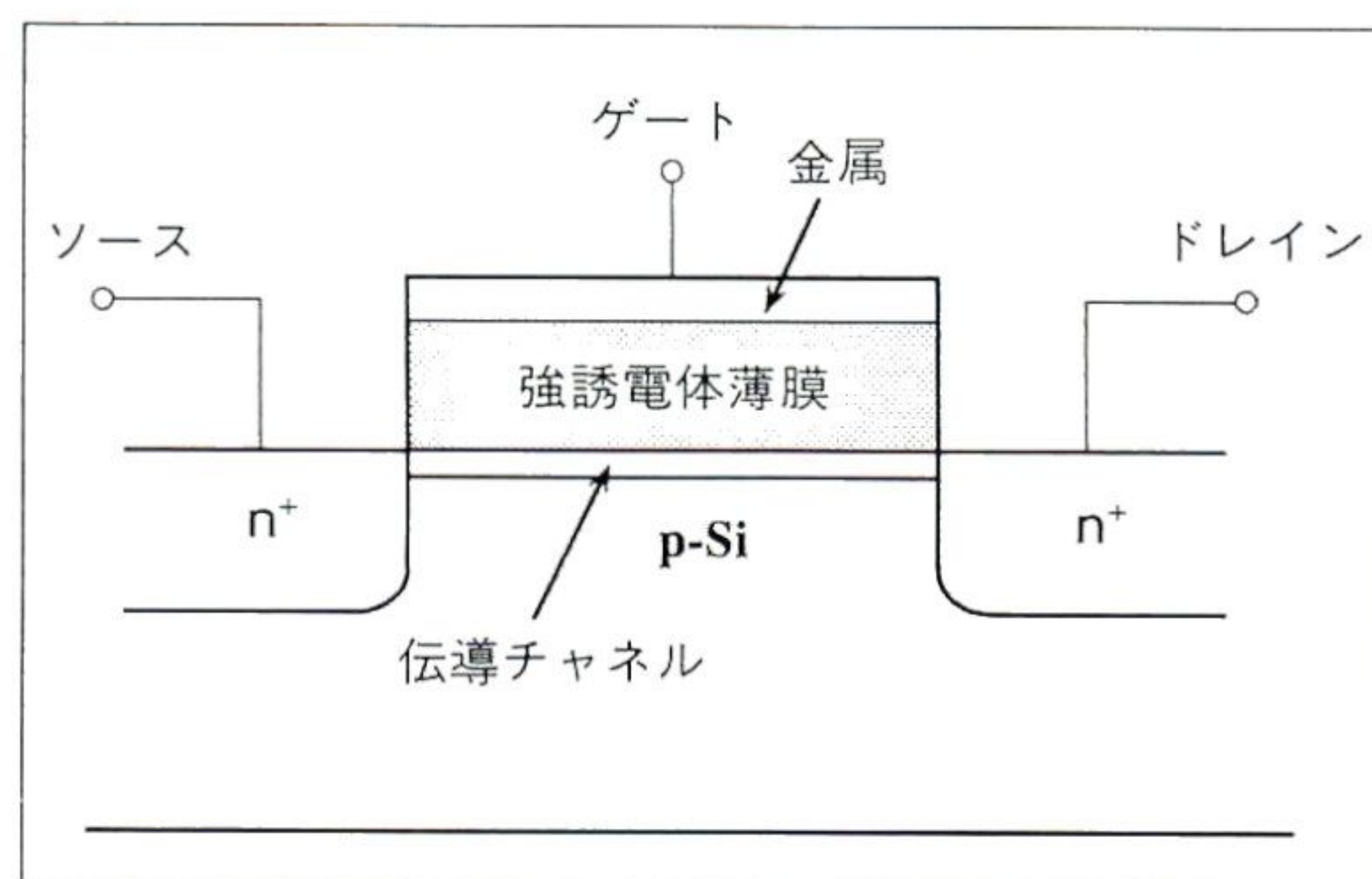


図2 適応学習トランジスタの構造

うな0と1のみデジタル記憶と違って、何%が分
極しているというアナログ的な記憶ができる。こ
れは、各シナプスの動作にそれぞれに3～4 bit
のメモリが必要であることから、デジタル記憶よ
り素子の数が少なくてすむという利点がある。ま
た、強い電圧をかけることで、強誘電体の分極状
態を0%または100%にして初期化することもで
きる。このように、強誘電体を用いた MISFET
には既存の素子にはない特徴がある。



ニューラルネットを格子状にする

入力素子が出来たところで、その入力の処理と
出力はどうしたらいいのだろうか。複数の入力信
号を合計し、ある値を超えたら出力を行うという
ニューロンの性質を考えて、先生は図3のような
回路を考えられた。この回路を説明すると、まず、
ある素子のゲート電極に電圧をかけると強誘電体

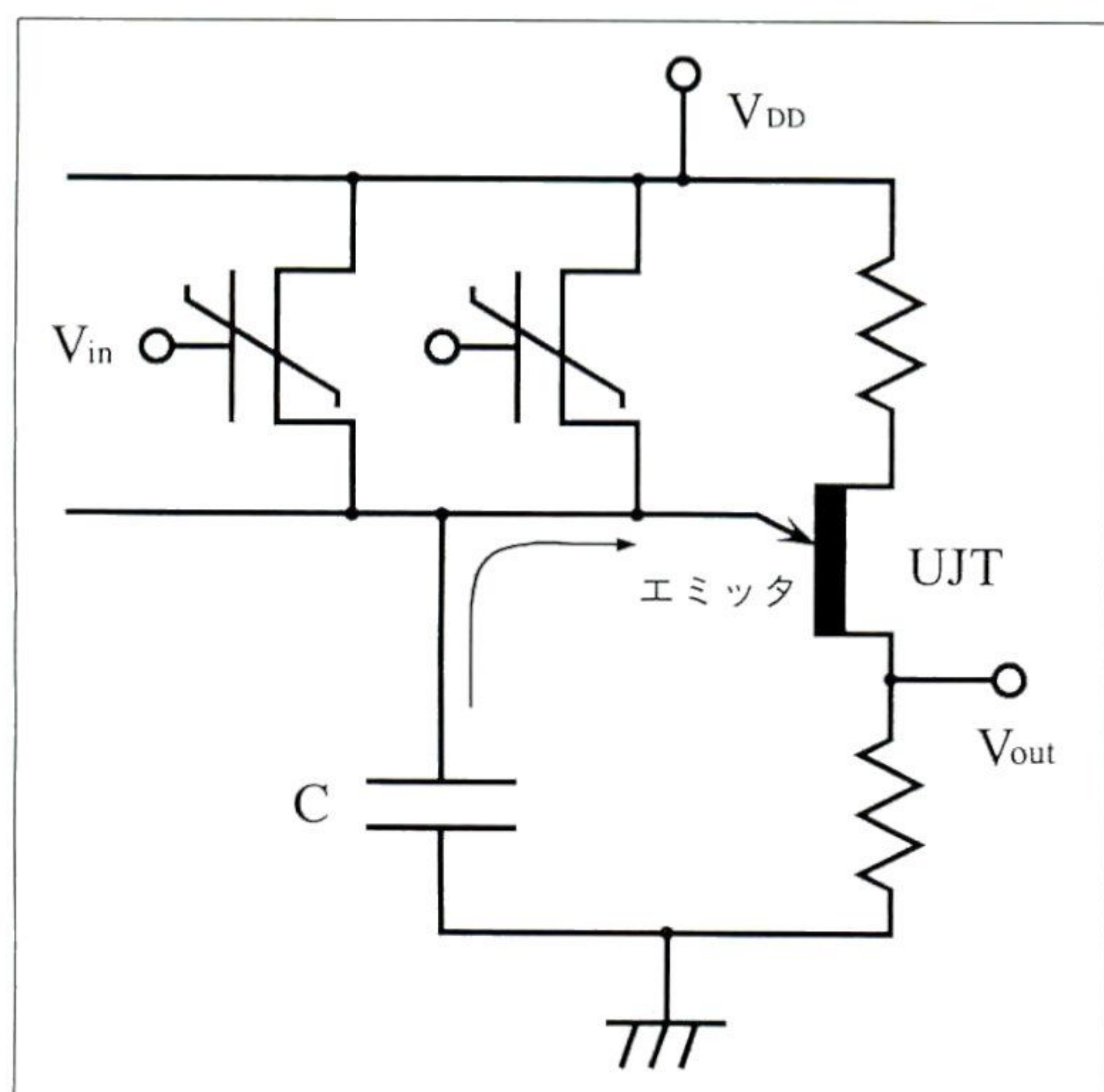


図3 ニューロン回路

が分極し、その素子に電流が流れやすくなり回路
に電流が流れる。そして、それらの電流はコンデ
ンサへと入り、電荷として充電される。コンデン
サには UJT（単接合トランジスタ）と呼ばれる
スイッチ素子が並列に接続されているので、コン
デンサの充電と共にエミッタにかかる電圧が増加
していく。この電圧が一定値を越えると、図の矢
印の方向に電流が流れ、コンデンサの電荷が放電
される。このコンデンサの放電によりニューロン
の出力が与えられるのである。このとき
MISFET の強誘電体は通りやすくなった分極の
状態をそのまま保持するので、次に電流が通る時
には、以前より通りやすくなっているわけである。
これが、シナプス結合の重みの変化になる。

さて、図3の回路ができたとしても、次に、た
くさんの素子を実際のニューロンのネットワーク
のようにつなげていく。それを2次元回路として
作ったのが、図4の回路である。そして、その回
路を絶縁物の基板上に実現すると、図5のよう
になる。平面図を見ると、縦方向に npn 構造が走っ
ていて、横方向には電極が走っている。また、縦

横の構造の間には全面に強誘電体薄膜が挟まっている。すると、縦と横の交点がゲート電極になり、断面図と図2とを比較すると、それぞれの交点一つひとつが MISFET になっていることがわかる。

このような格子状の構造の利点は、素子の初期化をするのに便利だということである。素子の初期化は、ニューラルネットワークを働かすために必要であり、具体的には一つひとつのゲートに大きい電圧を加えて強誘電体膜の分極状態を決める作業を行う。その場合、縦方向だけに大きい電圧をかけるとすると、その並びの素子全てが同じ値に初期化されてしまう。しかし、格子構造にしておけば、交点のみに大きい電圧をかけることができるのである。例えば、目的とする素子のある縦の列に正の電圧を、横の列に負の電圧をかけてやることで、その素子だけに周りより大きな電位差を生じさせることができる。こうすることで、素子に直接電極をつながなくても、目的の素子だけに大きな電圧をかけ、必要な分極をさせることが容易に出来るのである。この構造を用いると、初めに述べた Hebb の学習規則に倣った適応学習も可能とのことである。

このような回路ができると、ハードウェアによるニューロンの実現に向けた土台ができてくる。とはいえ、まだまだ問題がないわけではない。強誘電体と半導体とを組み合わせた MISFET を実現するためには、多くの研究が必要で、現在世の中で試作されているものは記憶保持時間が数分間しかないとのことである。さらに、実際の脳のネットワークは3次元の複雑なものであり、2次元の回路を何層にも積み重ねて3次元の回路を作っていくことが最終的な目標であると、先生は語られていた。

先生は取材中何度か、「私のやっている研究がもしかしたら役に立つかもしれない」とおっしゃっていた。初めは、「もしかしたら」などという程度でいいのだろうかと思った。しかし、お話を伺い、先生の研究を理解するに従い、それでいいのではないかと思うようになった。大学で研究するのは、たった今必要なものではない。大学での研究というものは、そのようなものにとらわれない、独創的な研究であるのだと思う。先生の「研

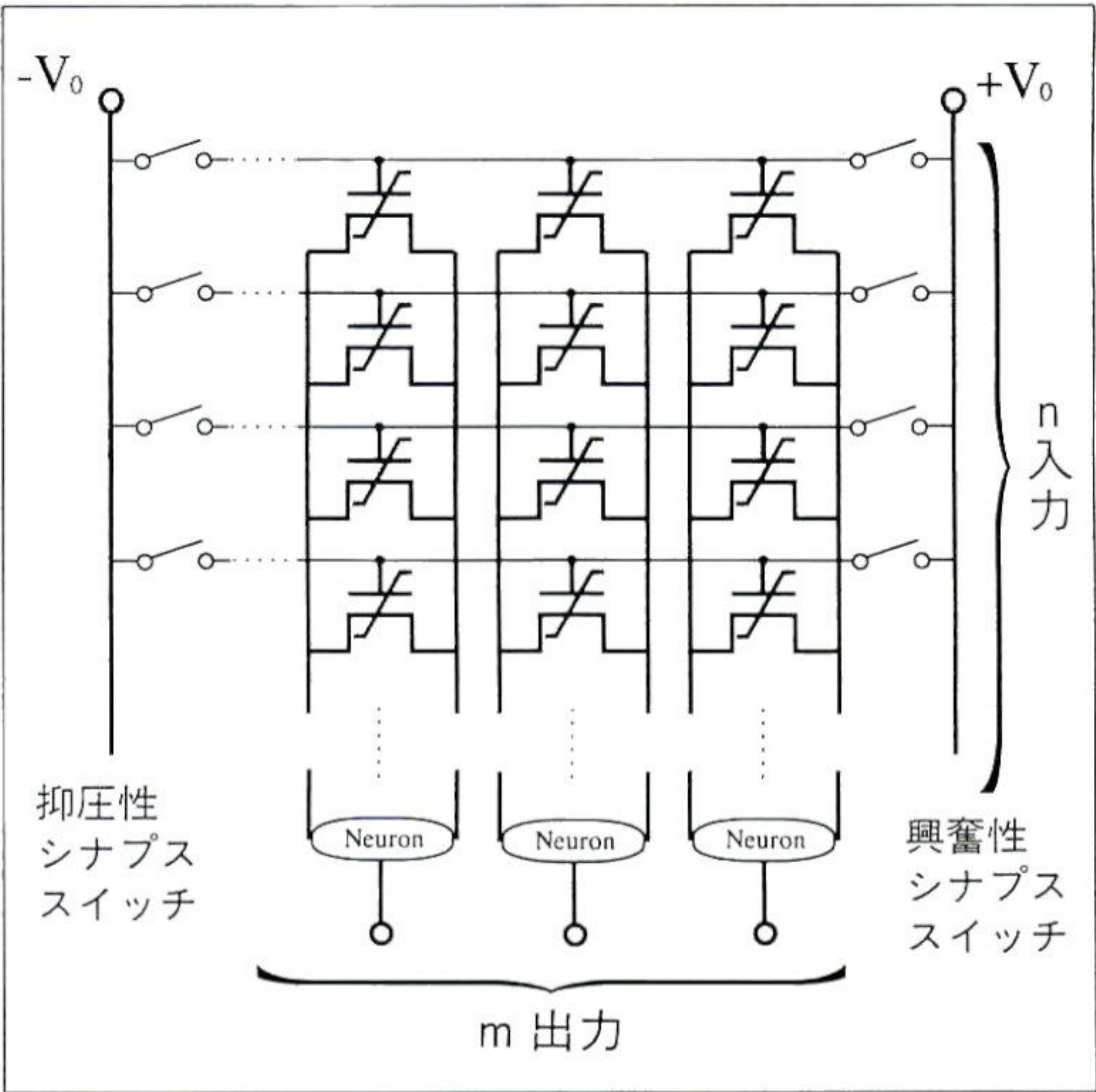


図4 n入力 m出力ニューラルネットの回路構成

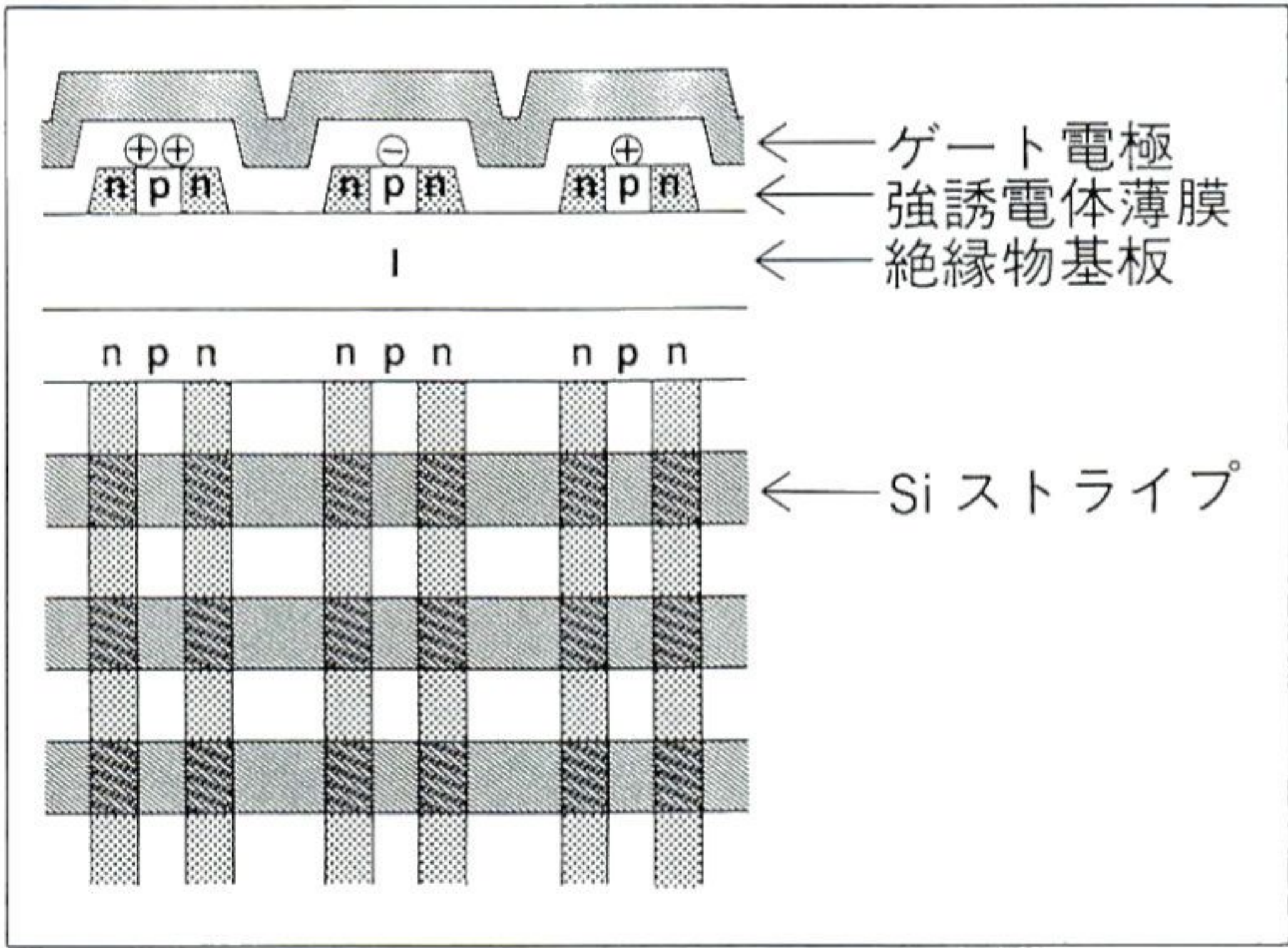


図5 図4の回路の実装図

今後、生物学的な脳の働きの解明につれて、電子・情報工学分野でも、ニューロコンピュータの実現に向けて研究が盛んに行われることになるだろう。

究はおもしろい」という言葉は、未知なるものを明らかにし、試行錯誤によって新しいものを作り上げていくことの快感が表れているのではないだろうか。

お忙しい中、取材をさせていただいた石原先生と徳光先生、研究室の方々に感謝し、今後の発展をお祈りしたい。
(佐藤 健)