畳み込みネットワーク

1 畳み込み処理

1.1 畳み込み処理の定義

実数を引数にとる実関数 I(t) と重みの関数 K(t) を用いて

$$S(t) = \int I(\tau)K(t-\tau) d\tau$$

という関数 S(t) を生成する。この処理を畳み込み(convolution)とよび、S(t)=(I*K)(t) のように表記する。これらの関数の引数が離散値であるならば、離散畳み込みを

$$S(t) = (I * K)(t) = \sum_{\tau} I(\tau)K(t - \tau)$$

と定義する。畳み込みネットワークの文脈では I を入力(input)、K をカーネル(kernel)またはフィルター(filter)、S を特徴マップ(feature map)とよばれることが多い。

2変数に対する離散畳み込みは

$$S(i,j) = \sum_{m} \sum_{n} I(i-m, j-n)K(m, n)$$

となる。ただし畳み込みの可換性 (I*K)(i,j)=(K*I)(i,j) が用いられている。一方で、ニューラルネットワークの実装においては相互相関(cross-correlation)とよばれる次の量も畳み込みとよび、よく用いられている。

$$S(i,j) = \sum_{m} \sum_{n} I(i+m,j+n)K(m,n).$$

1.2 2次元畳み込み処理の例

2次元のデータに畳み込み処理を行う例を図 1 に示す。簡単のため入力 I はサイズが 6×6 の行列であるとし、その成分の値をグレースケールで視覚化してある。 2次元のフィルター K は 3×3 の行列である。 フィルターはその中心を決められるように、行数と列数ともに奇数であると便利である。まず図 1 中の青色の四角形で示したように、入力 I の左上の位置にフィルター K の成分が全て含まれるように重ねる。同じ位置にある成分同士を掛け合わせ、総和をとると 4 になるので、その値が特徴マップ S の左上の成分になる。次に図 1 中のオレンジ色の四角形で示したように、重ね合わせていたフィルター K を右に 1 つずらして同様の計算をする。入力 I の右端までこの操作を繰り返したら 1 行下がる。この操作を入力 I の右下に達するまで繰り返す。より一般に、2次元の入力 I のサイズが $N\times M$,2次元のフィルター K のサイズが $(2k+l)\times(2l+1)$ で

より一般に、2 次元の入力 I のサイズが $N\times M$, 2 次元のフィルター K のサイズが $(2k+l)\times(2l+1)$ であるとする。ただし N,M,k,l は 0 を含まない自然数である。(i,j) 成分の値をそれぞれ I(i,j),K(i,j) としたとき、2 次元畳み込み処理によって得られる値 S(i,j) は

$$S(i,j) = \sum_{n=0}^{2l} \sum_{m=0}^{2k} I(i+m,j+n)K(1+m,1+n)$$

となる。i と j の範囲は $i=1,\ldots,M-2k,\ j=1,\ldots,N-2l$ で、特徴マップ S のサイズは (M-2k) × (N-2l) となる。ただし Python では配列の要素番号は 0 から始まるので、その形式に合わせるには総和の下端を n=0 から n=-1 のように書き換えればよい。

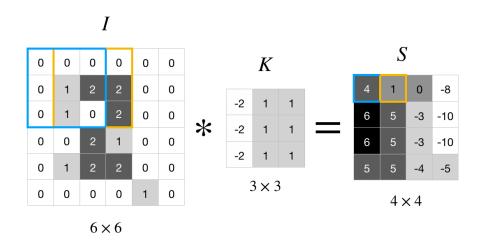


図1 2次元畳み込み処理の例

1.3 パディングとストライド