

第5章 サトウキビ培養苗の画像処理 による形状認識

第1節 本章の目的

第4章で説明したシステムでは、特別なエンドエフェクタを用いることで、77%の苗を個別に分離することができた(Kaizu et al., 2001)(図1). このシステムでは次の工程として、新しいトレイやポットに苗を移植することを想定している. 我々は分離した苗を平ベルトに載せて、移植ロボットまで搬送することを計画している. 移植ロボットが必要とする情報は、ロボットが把持すべき位置と、苗の大きさによるグレードである.

本章の目的は、将来開発する移植ロボットのために、平面におかれた苗の茎や葉、根の検出、ならびに生長度の測定を行うことである. その手段として、画像処理を用いた.

Rigney and Kranzler(1988, 1989)は、マツの苗を平ベルトに載せ、その途中で、画像処理による選別を行うことを試みた. しかし、本研究のように、ロボットでハンドリングをすることを想定しないため、この研究では、茎の太さや、苗の高さなどの特徴量を抽出するにとどまっている.

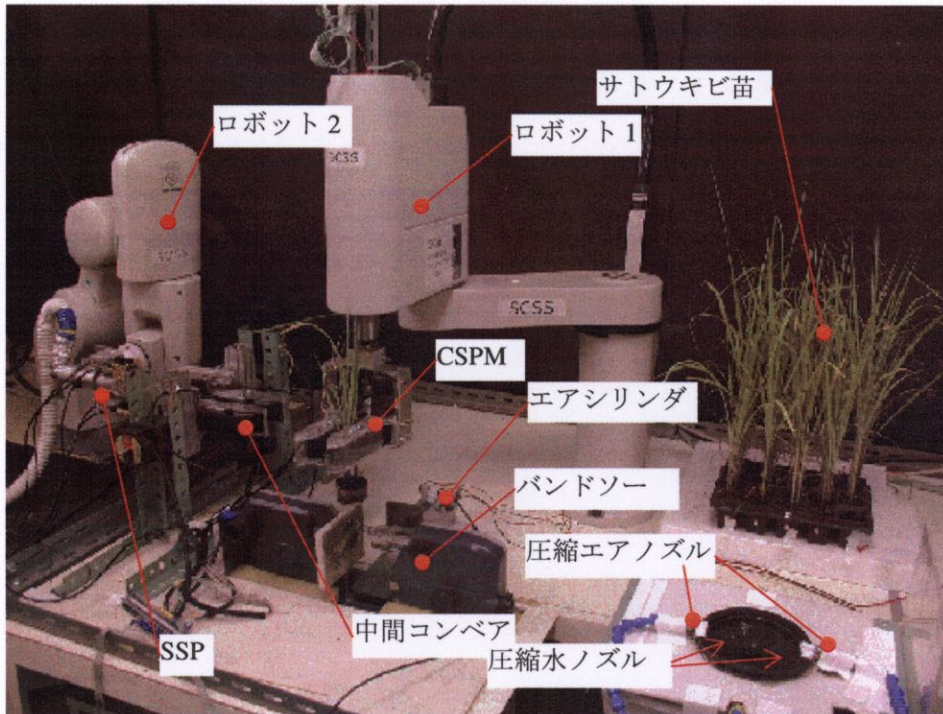


図 1 サトウキビ株分けシステム

第2節 実験材料および装置

第1項 サトウキビ培養苗

図 2に分離されたサトウキビの組織培養苗を示す。その葉は左右交互に規則正しく出現する。葉は葉身と葉鞘からなる。肥厚帯は、葉節または三角節とも呼ばれ、葉身と葉鞘とのちょうつがいの役割を果たしている(宮里, 1984b)。葉の数え方は、外部から肥厚帯の見える最上位の葉を+1 とし、下に向かって順番に+2, +3, +4と数える。また、+1 葉から上の未展開葉は0, -1, -2と数える。サトウキビの生長の標準的な測定方法は、+1 葉の肥厚帯から地表面までの高さを測るものである。この方法は全生育期間の初めと終わりに近い期間には適用できないと言われている(宮里, 1984c)。生長の初期段階においては、葉鞘の長さが急速に増大するため、見かけの生長は、実際の生長+葉鞘の伸長量になる。すなわち、実際の生長は見かけの生長よりも小さい。だが、組織培養苗の株分けおよび移植を行う場合は、その選別は非破壊で行わなければならない。そのため、外部から見える特徴によって植物体の大きさを決定する

必要がある. 単にグループに分けるだけなら, この測定方法は十分実用的であると考えられる. そのため, 本研究では, 茎の最下部から+1 葉の肥厚帯までの長さを生長のパラメータとして採用することとした.

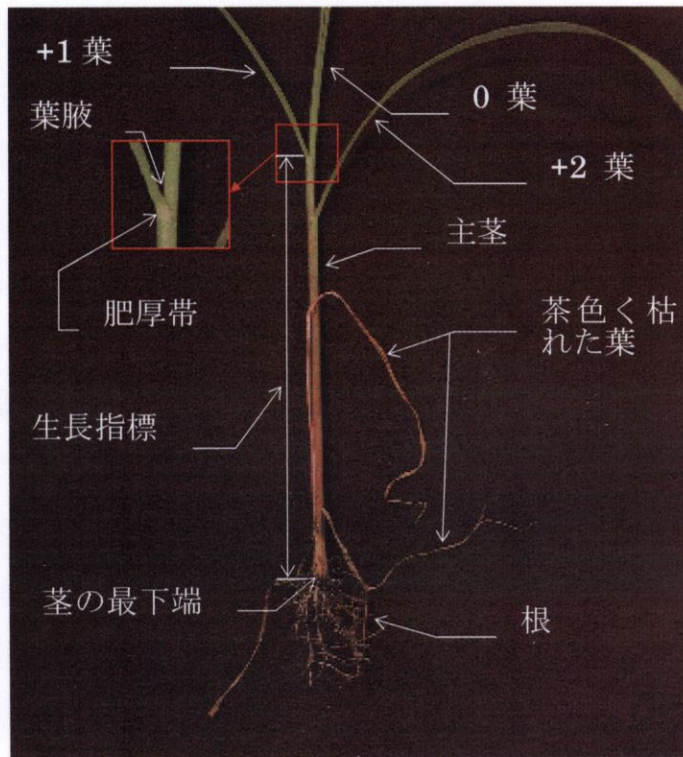


図 2 サトウキビ組織培養苗の各部名称

第2項 画像処理装置

図 3に実験装置の概略を示す. カメラはオリンパス社製 C-3030 である. カメラはコピースタンドに垂直下方を向けて設置した. スマートメディアを介してパーソナルコンピュータに画像を取り込んだ. デジタルカメラに保存される形式は JPEG 形式なので, 画像処理ボードで処理できるように BMP ファイルに変換した. 画像処理ボードには, 日立製作所株式会社製 IP5000 を使用した. この画像処理ボードには, 180 種類以上の基本的な画像処理アルゴリズムのライブラリが付属しており, リアルタイムアプリケーションの作成を容易にしている(日立製作所, 1998). この画像処理ボードをパーソナルコンピュータ(Intel Pentium II 450 MHz, 128MB)の PCI スロットに装着し, マイクロソフト(株)製 Visual C++ 6.0 を用いて画像処理を行った(平林, 1995). プログラミングはコンソー

ル形式で作成した。苗は図 3のように、コピースタンドの台の上に黒いベルベット紙をおき、その上に苗を置いた。前述の通り苗の葉は互生しているため、茎の軸を中心に回転することはなかった。照明は、500W、色温度 5900Kのデイトライトタイプを用いた。シャッタースピードは 1/10 秒、開口度f11.0 に固定して撮影を行った。

使用したデジタルカメラは 2048×1536 ピクセルの解像度を有しているが、今回の実験では、図 4のように、全体が入る領域と根を中心とした領域を切り出した。全体が入る領域については、Adobe 社製 Photoshop 5.0.2J を用いて 4 分の1に縮小し、 512×384 ピクセルとした。根が入る領域については、まず図 4の赤い枠で示された部分を切り出しそれをさらに 2 分の1に縮小し、 512×384 ピクセルとした。詳細な形状を認識するためには、解像度が高いに越したことはない。しかし、通常のNTSCの走査線数が 525 本であること(テレビジョン学会, 1990)今後リアルタイムでの画像処理を行うことを想定し、画像の解像度をこのように設定した。今後根を中心とした画像を Close 画像、全体が入る画像を Far 画像と呼ぶ。Close 画像は、茎の下端部、つまり茎と根の境界の検出に用いた。また、Far 画像は、肥厚帯の位置検出に用いた。これは、Far 画像中では、茎の太さが画像の解像度に対して細くなり、茎の下端部の検出に誤差が生じること防ぐためである。将来的にはカメラを 2 台用いて、それぞれが、Close 画像と、Far 画像を撮影する予定である。Rigney and Kranzler (1988)は、同様に、2 つのカメラを使って2つの視野で撮影を行うことで、茎の太さの測定分解能を高めた。

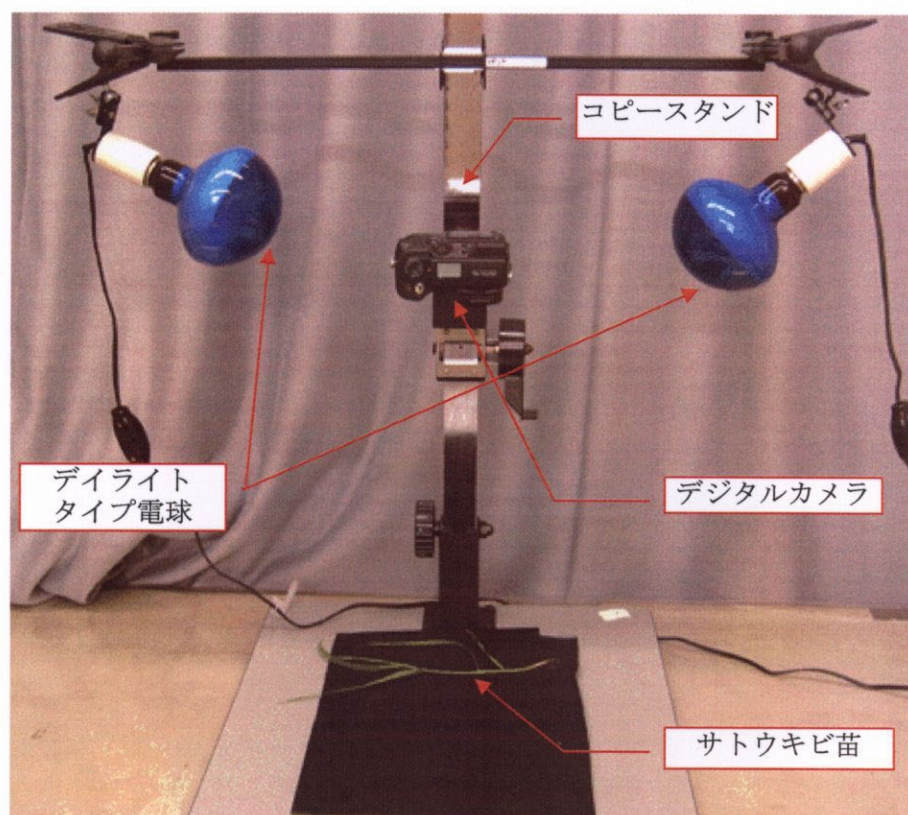


図 3 実験装置の外観



図 4 2 種類の画像領域 : Far 画像と Close 画像

第3節 画像認識アルゴリズム

第1項 画像処理の流れ

画像処理の流れは大きく3つに分けられる。(1)Close 画像による主茎の最下端点の検出, (2)Far 画像による+1 葉の肥厚帯検出, (3)主茎の下端点から+1 葉の肥厚帯までの長さ, すなわち生長指標の算出である。以下に, それぞれのアルゴリズムについて述べる。

第2項 茎の最下端点の検出

1. ハフ変換による主茎の傾きの検出

画像中における主茎の位置と、Y 軸に対する傾きは、画像によって異なることが予想される。ロボットで移植を行うためには、主茎の傾きと位置を知る必要がある。そこでまず、Duda and Hart (1972)が考案したハフ変換によりそれらを計算した。また、傾きが異なると主茎の下端点の検出に誤差を生じるため、主茎を画像のY 軸と平行にする処理を行った。苗の輪郭に注目すると、ほとんどの苗で、主茎部分でまっすぐになっている(図 5(a))。この特徴を利用して、苗の傾きを求めた。まず、画像を二値化し、苗の部分だけを抽出する(図 5(b))。本実験は室内で行われたため、二値化における閾値は固定とした。次に、苗の右側のエッジ点群を抽出する(図 5(c))。注目したピクセルの輝度が 255 でその右隣のピクセルの輝度が 0 のピクセルだけを抽出した。この境界線をハフ変換し、もっとも多くのエッジ点を通る直線の傾きとその直線の原点からの距離を求める。ハフ変換することで、まっすぐな主茎部分のエッジだけを抽出することが出来る。苗の左側については、右側と逆のエッジ検出を行い、同様の処理を行い、直線の検出を行う(図 5(d))。左右の境界線の傾きと画像原点からの距離を平均して、主茎の中心線を通る直線の傾きならびに画像原点からの距離とする。その後、画像全体を、回転、移動させて、苗が、画像の中心にY 軸と平行になるようにした(図 5(e)(f))。

Wang et al. (1998) が行った研究では、複数のサトウキビの苗が写っている画像を、細線化してその骨格をハフ変換した。本研究においては、画像中に存在する苗が 1 本であること、細線化は、複数回行わなければならないために処理時間を要することから、上記のようにエッジを求めた後ハフ変換する方法を採用した。Rigney and Kranzler (1988) は、画像のモーメントを用いて、茎の方向を計算した。画像中に真直ぐな主茎のみが存在すれば、モーメントによる方法も正確であるが、根や枯れた葉などの主茎以外の部分が混在すると、誤差を生じる可能性がある。

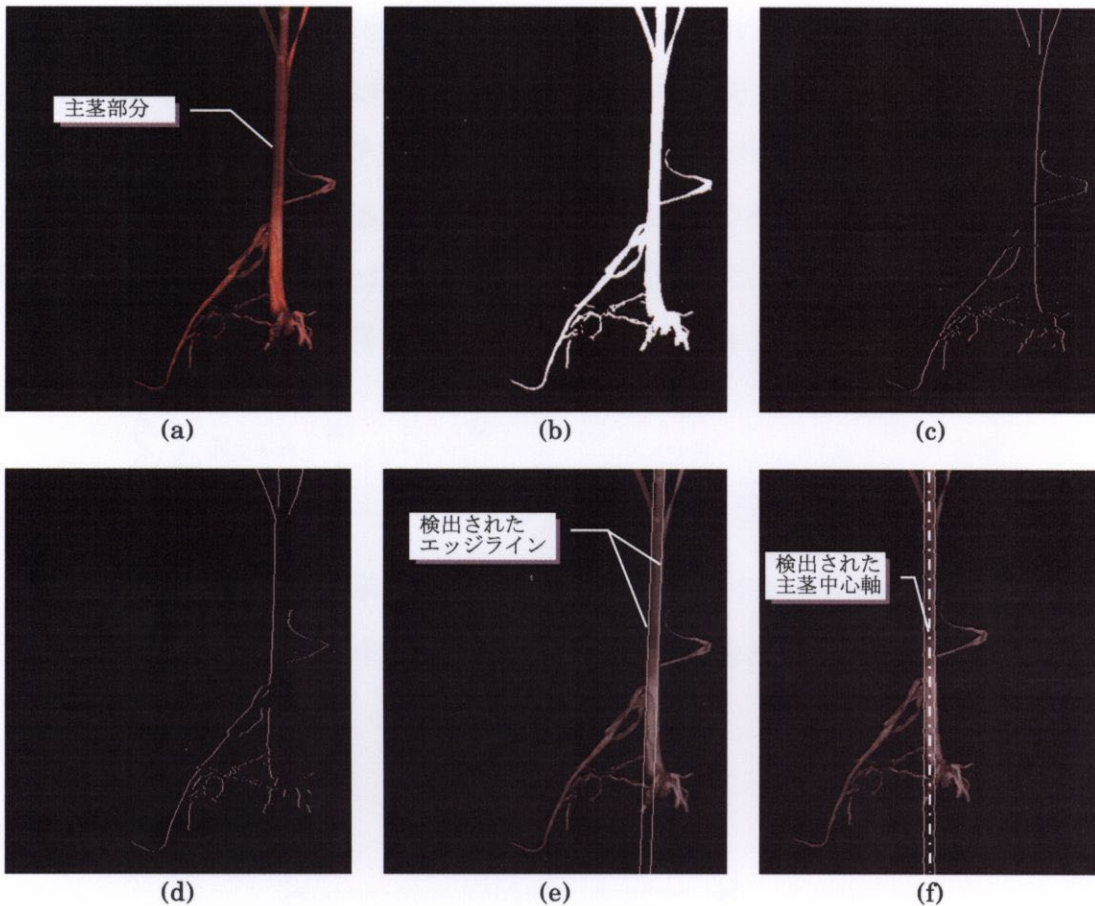


図 5 主茎の傾きと位置の検出 (本文参照)

2. テンプレートマッチングによる茎の最下端点の検出

主茎の下端点は、主茎と根部の境界に存在する。主茎の下端点を検出するためには、主茎のみを検出し、根部を消去するアルゴリズムが必要となる。人間は、その境界を容易に識別することができる。人間は以下のような判断基準を持って主茎と根を区別していると考えられる。

主茎: まっすぐで太く、連続している、Y軸に平行、主茎の中心軸付近に存在している。

根: 曲がっていて細く、不連続である、さまざまな方向に伸張している、主茎の中心から離れた場所に存在することもある。

これらの特徴は、それぞれの苗の中での相対的な指標である。ある苗にとっては太いといえる幅も、他の苗にとっては細いといえる可能性が十分にある。そのため、苗に

よって基準を動的に変化させてやる必要がある. この違いを見分けるために, 二値化画像に対して, 図 6のような幅が変化するテンプレートを重ねて, 図 7のように, すべての場所における, 画像とテンプレートの残差の平均を計算する(画像処理標準テキストブック編集委員会, 1998b). このテンプレートは, 縦の高さ Ht が 20 ピクセル, 横の幅 Wt は, 主茎の幅を Ws とおけば, その 3 分の 2 とする. マスクパターンの左側半分の輝度は 0, 右側半分の輝度は 255 である. 残差平均 $Ar(x, y)$ の計算式を(1)に示す.

$$Ar(x, y) = \frac{\sum_{n=0}^{Ht} \sum_{m=0}^{\frac{Wt}{2}-1} I(x+m-\frac{Wt}{2}, y+n-\frac{Ht}{2}) + \sum_{n=0}^{Ht} \sum_{m=\frac{Wt}{2}}^{Wt} \left| I(x+m-\frac{Wt}{2}, y+n-\frac{Ht}{2}) - 255 \right|}{HtWt} \quad (1)$$

ここで Ws は, 図 8(b)で示される, 苗の領域の Y 軸の中間点における苗の幅を採用した. $I(p, q)$ は, 二値化画像中の座標 (p, q) における輝度を表しており, 0 もしくは 255 の何れかの値をとる.

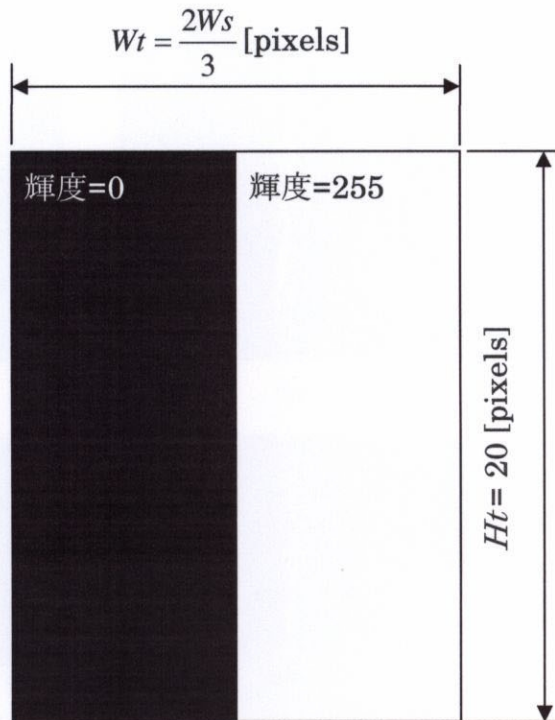


図 6 主茎検出テンプレート

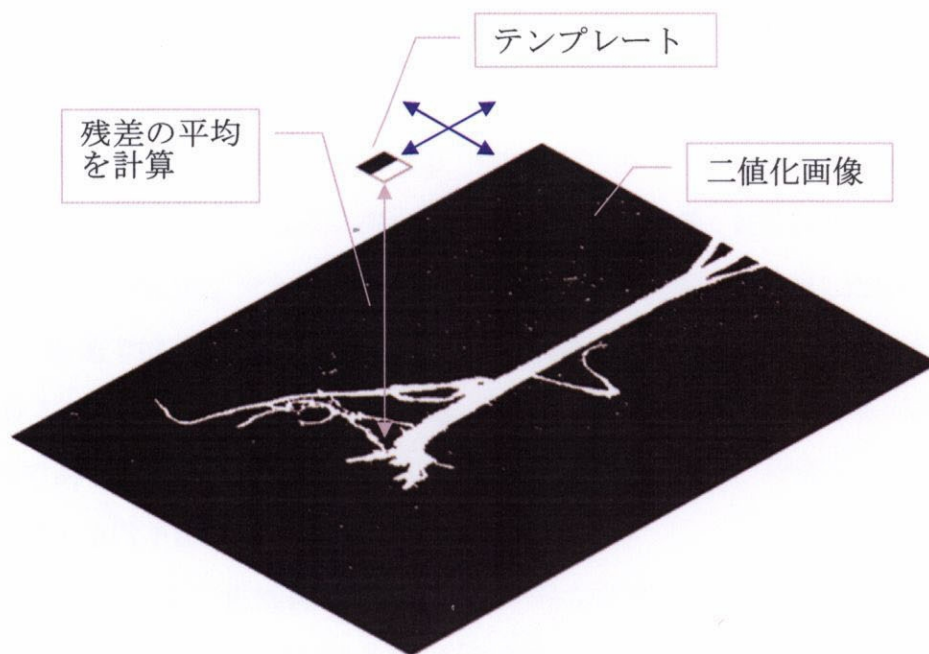


図 7 二値化画像へのテンプレートの適用

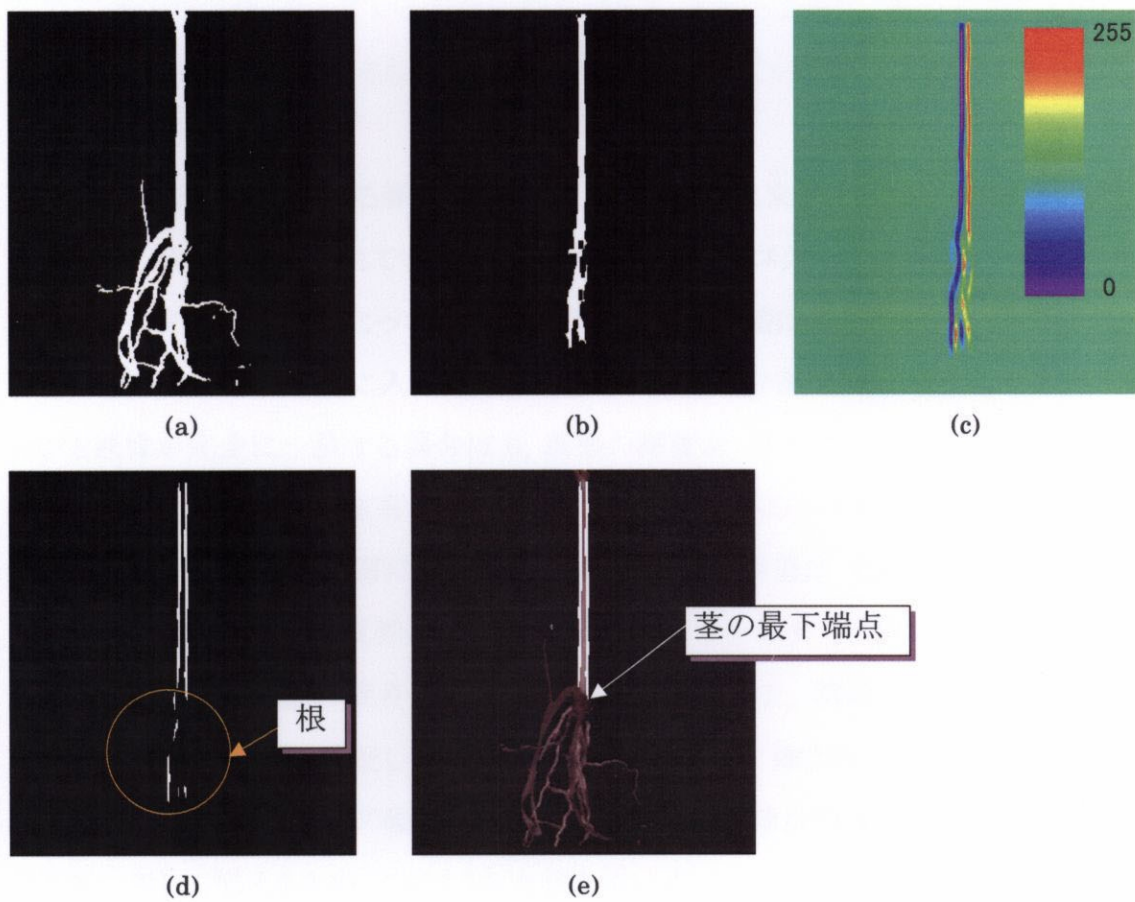


図 8 茎の最下端点の検出（本文参照）

図 8(b)は、二値化画像図 8(a)に前処理として、縦方向の縮退化処理(日立製作所, 1998)を複数回行い、最も大きな領域のみを抽出した画像である。この前処理によって、根や枯れた葉の大部分を取り去る。この処理によって根の部分が完全に除去できる苗もあるが、図 8(b)のように根が残ってしまうものも多く見られた(岡本, 2002)(林, 2001)。図 8(c)は、マスクパターンと原画像との残差平均を計算したものを示している。この画像では、残差平均を輝度で表している。輝度の変化をわかりやすくするため、擬似スペクトルカラーに変換している。この図を見ると、残差平均は苗の左側で低く、右側で高くなっていることがわかる。また、背景の部分では、中間の値を取っている。その理由を以下に述べる。

このテンプレートを二値画像に適用し残差平均を計算することで、まず、境界線がまっすぐか曲がっているかを識別することが出来る。境界線がまっすぐな場合、テンプレートの境界線と画像中の境界線が一致した所で、残差は小さくなることが予想される。苗の左側の値が低くなっているのはその為である。それとは逆に、苗の右側のように、境界線の位置は合っているものの、その輝度が逆転している箇所では、残差平均は高い値を示す。

次に、画像中に存在する線の太さを検出することが出来る。マスクの横幅は、主茎の 3 分の 2 の幅に設定されているため、物体の一部がマスクの片側が完全に入っている場合、つまり、主茎と重なっているような場合には、残差は小さくなるが、根の様に、細い物体がマスクの片側に入っていると、残差は大きくなる。残差の値は、マスクパターンと画像が完全に一致する場合は 0、画像の輝度が、すべて 0 もしくは 255 の場合は 128、画像が、マスクと左右対称の場合には、255 である。つまり、マスク全体が、画像中の背景や、主茎の内部に完全に入っている場合、残差は 128、主茎の左側の境界線上では 0、右側での境界線上では 255 に近い値を示す。そこで、式(2)の条件を満たすピクセルを主茎の境界線の候補点として、抽出した。閾値はテンプレートの幅に反比例させて動的に決定している。閾値を固定すると、抽出される境界候補点領域の横幅が、マスクパターンの幅に比例する。主茎境界候補点領域の横幅を大きさの異なる苗に対して揃えるため、このような方法を用いる。

$$O(x, y) = \begin{cases} 255, & Ar(x, y) < Kt / Wt \\ 255, & 255 - Kt / Wt < Ar(x, y) \\ 0, & \text{other} \end{cases} \quad (2)$$

$O(x, y)$ は、主茎と背景の境界領域の候補を示す画像である。 Kt は定数で、本実験では300とした。図8(d)に、主茎境界候補領域の抽出例を示す。

ここまでの処理によって、根部が完全に除去され、主茎の抽出が完了する場合もあるが、図8(d)のように根や枯れた葉が残ってしまう場合も多く見られた。このような余計な領域を取り除くため、以下のような方法を用いた。まず、ラベリング処理により連結している領域に番号を振った。続いてそれぞれの領域の、面積、Y軸に対する傾き、重心のY座標と主茎中心軸のY座標との距離を計算した。面積は、その領域の連続性を示しているため、主茎部分では大きく、それ以外の根の部分などでは小さいことが予想される。適当な閾値を定め、それよりも小さい領域は除去した。Y軸に対する傾きは、境界部分の傾きを表している。主茎部分の境界では、傾きは小さく、斜めになっている根や枯れた葉では大きくなることが予想されるので、ある角度よりも大きいものは除去した。また、中心軸からの距離が、主茎の太さよりも離れているものは除去した。

こうして、得られた領域は主茎部分の境界だけであると考えられる。そこで、これらの領域の最も低い点を茎の最下端点とした。図8(e)は、最終的に抽出された領域に、元の濃淡画像を重ねたものである。図中、矢印で指し示した所が茎と根の境界であることがわかる。

第3項 +1 葉の肥厚帯検出

人の目で苗全体を見ると、二値化画像であっても肥厚帯の位置を発見することは決して困難ではない。これは、一つには人間の目が、苗の形を境界線の形状で把握しているためである。苗の各部分における境界線の形状の特長は以下の通りである。

- (1) 茎： 直線に近い形状をしている。
- (2) 葉身： なだらかに湾曲している。
- (3) 葉身の先： 急な凸形状をしている。
- (4) 葉腋： 急な凹形状をしている。
- (5) 肥厚帯： 直線的な茎と葉身の境界に存在しており、鈍角である。

(6)根： 急激な凸形状と凹形状を繰り返す.

この角度の変化から、肥厚帯を見つけることが可能である.

もう一つの判断基準として、苗の各部位における色彩情報が挙げられる. 苗の各部位を色で表すと、

(1)茎： 赤, 白, 緑

(2)葉身： 緑

(3)肥厚帯： 白

(4)根： 茶色, 白

である. 本実験では、この境界線の角度の変化と色の違いに注目し、以下のようなアルゴリズムにより肥厚帯の位置検出を行った.

1. 肥厚帯探索領域の抽出

苗の画像には、活力のある葉身、主茎、根の他に、枯れて褐変した葉が含まれる. この葉は、時として折れ曲がり、主茎や、活力のある葉身と交差する. 肥厚帯の検出は、苗が、葉序に従っていることを前提としているため、このような葉が存在すると、苗の輪郭形状を正しくトレースすることが出来ない. その結果、肥厚帯の位置を誤ってしまう可能性がある. そこで、まず以下の方法により枯れて褐変した葉を除去する.

まず、Far 画像に対して、YUV 空間から Hue 空間への変換を行う(日立製作所, 1998). 図 9(a)は、色相 Hue を輝度で表現したものである. 色相は、対象物の色合いをあらわすパラメータである. 本来は $0\sim 360^\circ$ の値で表現されるが、画像中では8ビット255階調で表現されている. 苗の赤い部分は低く、緑の部分は高い値をとるため、このパラメータを使ってまず、苗の中で、緑の部分を抽出する(図 9(b)). 緑の部分は、葉身、および茎の一部を示していると考えられる. 次に、色相変換を行う前にY画像での二値化処理を行った画像に対して、縦方向に、複数回の縮退化処理を行う. これによって、主に横方向に展開している褐変した葉を分断する. 分断されなかった部分の形状を復元するために、縮退化処理と同回数、縦方向への膨張処理も行う. この分断された画像にラベリング処理を施し、最も大きな領域だけを選ぶ(図 9(c)). 活力のある緑の葉もこの縮退化処理によって分断されるが、この領域と先ほど抽出した緑色の領

域の論理和により、元の苗から、茶色で尚且つ、苗を交差している葉を除去することが可能となる(図 9(d)). この領域を肥厚帯探索領域とし、以下の処理を行う。

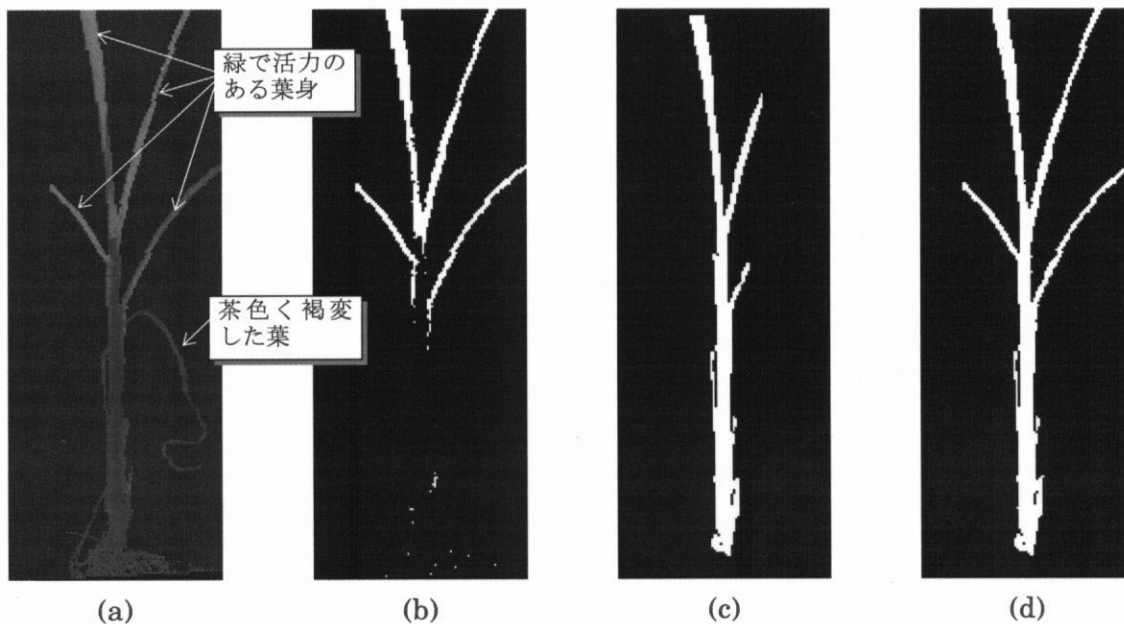


図 9 肥厚帯探索領域の抽出 (本文参照)

2. 境界線の追跡

まず、肥厚帯探索領域に対して、右回りに境界線の追跡を行う。追跡は、主茎の最下端点の Y 座標における、左端の境界点を開始点とした。そのスタートからの番号と、その座標($Xp(n), Yp(n)$)を記録する(図 10)。一般に境界線上で、隣接したピクセルの移動方向を順に記録したものをチェーンコードと呼ぶ(高木と下田, 1991)。チェーンコードは単なる境界線の符号化として用いられる場合もあるが、チェーンコードの変化が用いられる場合もある。これは、境界線における角度の変化のパターンを記録することが、物体の境界の形状を特徴を表す一つの有力な手段だからである。近藤ら(1998)は、8 種類のチェーンコードが変化する角度の出現頻度からキクの挿し穂の葉柄を検出することに成功した。しかしながら、一般的な 8 近傍のチェーンコードでは隣接するピクセルの角度変化を見ているため、角度が-135 度-90 度-45 度 0 度 45 度 90 度 135 度 180 度と 45 度刻みに制限される(図 10)。そのため、微妙な角度の変化を見ることができない。また、本来真直ぐな境界線の一部分にわずか 1 ピクセルのへこみがあつ

ただで、45 度もの変化を引き起こしてしまう。この問題を解決するために、注目するピクセルとそこから前後に複数ピクセル離れたピクセルによって作られる角度(曲率)を計算する方法を用いる(安居院と長尾, 1996b)。これによって、角度変化の解像度を細かくし、ノイズへの耐性を増し、大局的に角度変化を表現することが可能となる。

実際には前後に20 ピクセル分離れた位置にあるピクセルを用いて曲率 $\theta p(n)$ の算出を行う。境界線の追跡で求めた $(Xp(n), Yp(n))$ に対して、前に20 ピクセル離れた境界線の座標を $(Xb(n), Yb(n))$ 、後に離れた座標を $(Xf(n), Yf(n))$ とし、境界線上の最初と最後の30 ピクセルを除く全ての点について $\theta p(n)$ を計算する。 $\theta p(n)$ は余弦定理とベクトルの外積の符号を用いて求める。

図 11は、肥厚帯や葉の先、葉腋における曲率を示している。葉先では曲率は -174° と小さな値を示している。また、葉腋にあたる部分では、 145° と大きな値を示す。肥厚帯では、その周辺に比べて低い角度となっている。肥厚帯では、 30° と、その周辺と比較して若干大きいがそれほど極端な曲率の変化は起こらない。

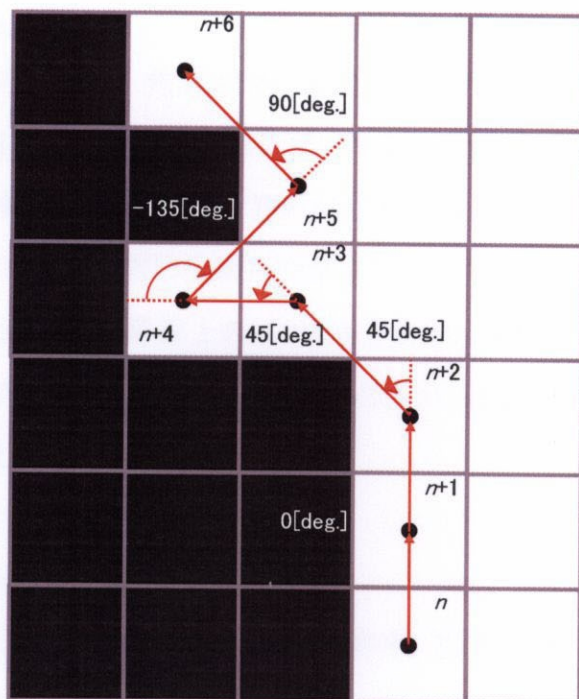


図 10 境界の追跡

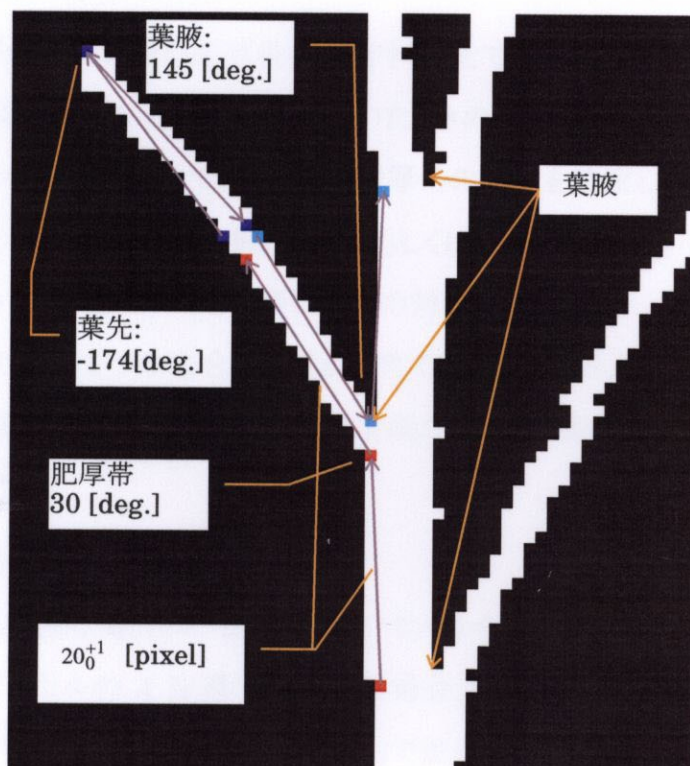


図 11 特徴点における曲率

3. +1 葉の肥厚帯検出

葉の先端や葉腋の部分は、角度が急に变化するため、その検出は容易である。しかし、葉腋の反対側にある肥厚帯の部分は、角度の変化がはっきりとしないため、直接見つけることは困難である。そこで、初めに葉腋を検出した後、その位置情報を元に、その葉腋に対応した肥厚帯の位置を探索する。

まず、式(3)、(4)を満たす境界線上のピクセルを葉腋の候補点とする。同じ葉腋の近傍で複数の候補点が検出されることが予想されるため、ある区域内の最も低い位置にある点を葉腋と決定した。

$$\theta p(n) \geq 115^\circ \quad (3)$$

$$Xc - Ws < Xp(n) < Xc + Ws \quad (4)$$

$\theta p(n)$ は境界線上のピクセルの番号 n における曲率, Xc は主茎中心軸の X 座標, Ws は主茎の幅, $Xp(n)$ は n 番目の X 座標である。

検出された葉腋を、茎の最下端点からの距離で並べ替えた。 (Xa_i, Ya_i) は i 番目に高い位置にある葉腋の座標である。

本研究の目的は、+1 葉の肥厚帯を検出することである。しかしながら、それぞれの苗の形状は生長の度合いと、撮影台に置いたときの向きで異なっている。そこで、以下のような7つの場合分けをして、+1 葉の肥厚帯の位置を特定した。

ケース 1: 葉腋の数が 0 の場合、葉が一枚、もしくは苗全体がとても小さく細いと考えられるので、未熟であると判断し移植の対象とはしない。

ケース 2: 葉腋の数が1つの場合、葉腋から見て、図 12(a)のように左の葉の傾きが、右の葉の傾きに比べて以下の式を満たすように緩やかであれば、以下の処理を行う。

$$|Xb(n) - Xa_1| \geq |Xa_1 - Xf(n)| \quad (5)$$

但し、 $Xb(n)$ と $Xf(n)$ は、注目したピクセルから、前と後ろに 20 ピクセルずつ離れたピクセルの X 座標である。この場合、葉腋に対して左側の葉が+1 葉であると考えられる。そこで、図 12(a)で肥厚帯探索領域と書かれている区域で以下の計算を行う。

$$\theta d(o) = \theta s(o) - \theta p(o) \quad (6)$$

但し, $\theta_s(o)$ は, 図 13(a)に示すように境界ベクトルと, 主茎との角度を表している. 探索する範囲は, 葉腋から 30ピクセルの範囲内である. そして $\theta_d(o)$ を最大にする o における $(Xp(o), Yp(o))$ を肥厚帯の座標とする. 前述の通り, 肥厚帯は葉身と葉鞘(茎)の接合部である. 境界ベクトルの相対的な角度変化である $\theta_p(o)$ から主茎との角度 $\theta_s(o)$ を引くことで, より確実に肥厚帯の位置を推定できる. 図 14(a)はある苗の肥厚帯を示している. また, 図 14(b)は肥厚帯周辺での角度変化を示している. $\theta_p(o)$ の最大値だけを用いて肥厚帯の位置を推定すると, 図 14(a)に示すように葉身の途中という間違っただけを指し示してしまうが, $\theta_p(o)$ から $\theta_s(o)$ を引いたものの最大値を採用することで, より正しい肥厚帯の位置を指し示すことが出来る.

ケース 3: 葉腋の数が1つの場合でも, 不等式(5)を満たさない場合, 苗は, 図 12(b)のような構造だと推測できる. そこで, 図 12(b)の青い矢印で示される区域を探索する. ケース 2 に対して左右対称の処理を行う(図 12(b)). $\theta_s(o)$ は, 図 13(b)で示す角度を用いる.

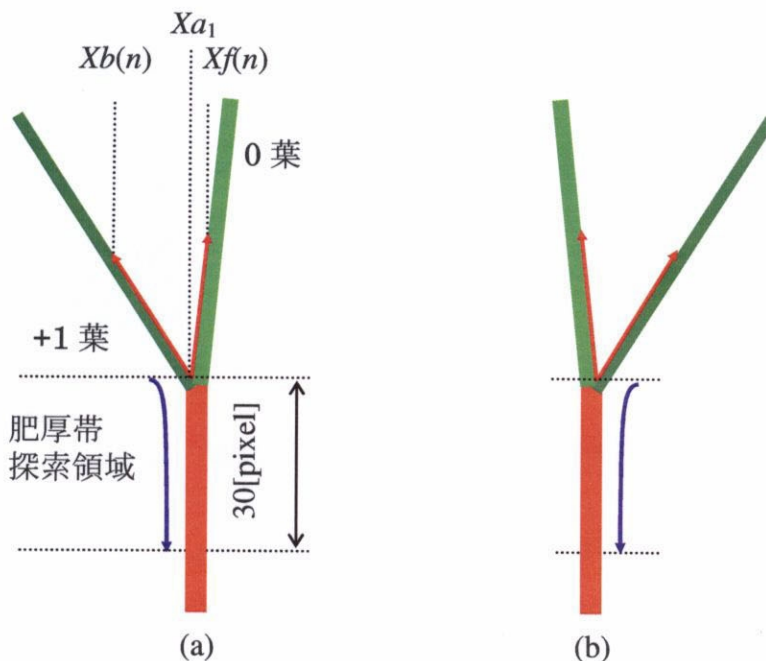


図 12 葉腋の数が1の場合(a)ケース 2, (b)ケース 3

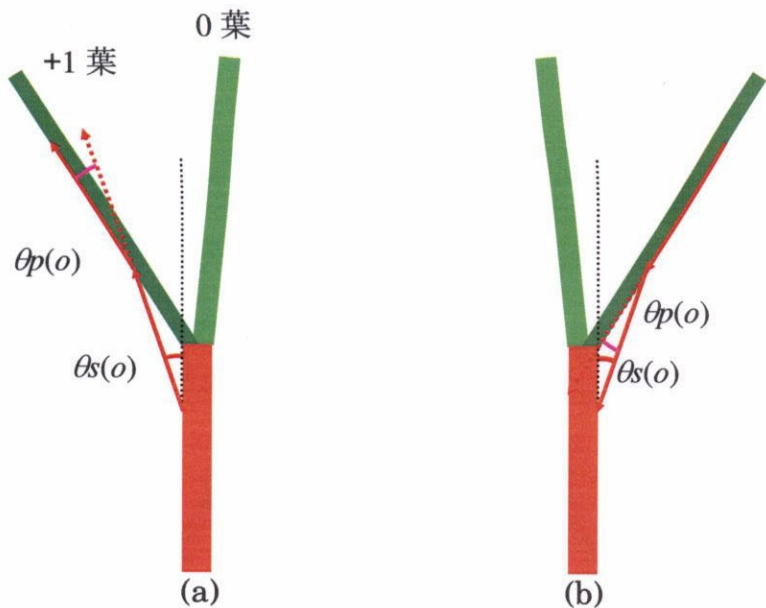


図 13 境界ベクトルと Y 軸との角度

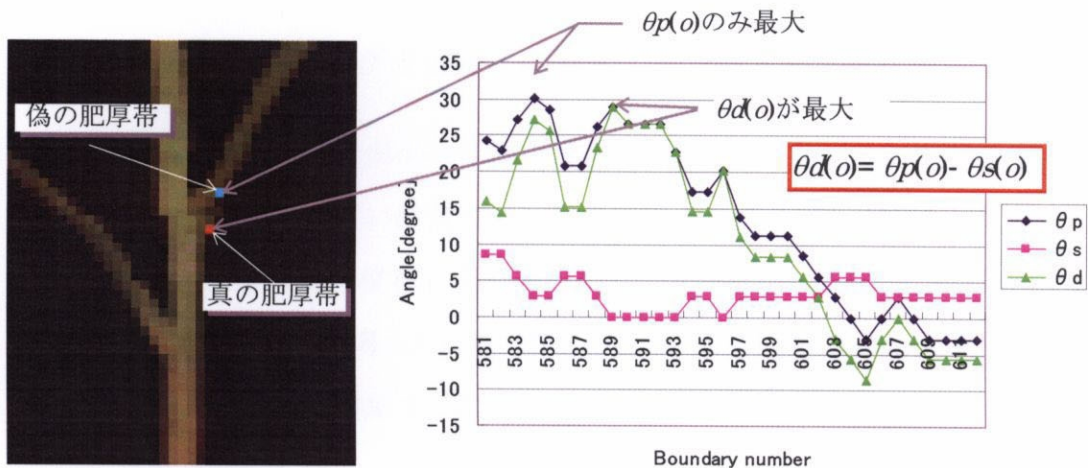


図 14 $\theta_p(o)$ と $\theta_s(o)$ による肥厚帯の検出

ケース 4: 葉腋の数が2つ以上の場合, 最も高い位置にある葉腋の境界番号 p と, 二番目に高い位置にある葉腋の境界番号 q を比較する. p が q よりも小さい場合, 図 15(a)で示す範囲を探索し, $\theta_d(o)$ が最大になる場所を決定する.

ケース5:葉腋の数が2つ以上であるが、葉腋の高さの順番がケース4に対して、左右対称の場合、図15(b)に示す苗の右側を探索し、 $\theta d(o)$ が最大になる場所を決定する。 $\theta s(o)$ は、図13(b)で示す角度を用いる。

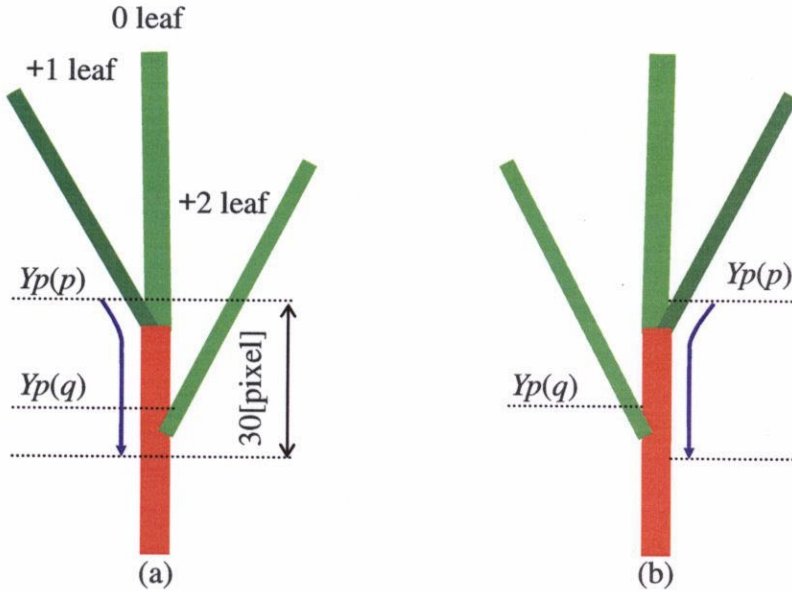


図15 葉腋の数が2個以上の場合 (a)ケース4, (b)ケース5

ケース6:葉腋の高さの順番がケース4と同様だが、以下の何れかの条件を満たした場合、2番目に高い位置にある葉腋に対する肥厚帯の探索を行う。このような場合、最も高い位置にある葉腋は図16(a)のように-1葉と0葉に挟まれた、偽の葉腋だと考えられる。肥厚帯は完全に展開した葉に見られるため、この偽の葉腋に対応する肥厚帯は存在しない。探索区間は、図16(a)で示す範囲となる。

$$(a) \quad Wl > 2Wr \quad (7)$$

Wl と Wr は最も高い位置にある葉腋の左右の葉の幅である(図16(a)). これは、-1葉が、0葉と比較して細いという性質を利用している。

$$(b) \quad \theta d(o) < 8.5^\circ \quad (8)$$

葉腋に対する肥厚帯が肥厚帯探索領域に存在しない場合、境界線はほぼ直線であり、 $\theta d(o)$ は式(8)を満たす。

$$(c) \quad Red(Xp(n), Yp(n)) < 0.95 Green(Xp(n), Yp(n)) \quad (n \in S) \quad (9)$$

$$Red(Xp(n), Yp(n)) < 100 \quad (n \in S) \quad (10)$$

$Red(Xp(n),Yp(n))$ と $Green(Xp(n),Yp(n))$ は、境界線上のピクセルの座標における赤と緑の輝度である。 S は、肥厚帯探索領域に含まれるピクセルの境界番号の集合を表している。 前述の通り、肥厚帯は葉が緑であるのに対して白っぽい色をしている。そこで、赤と緑の輝度の比を取ることで、探索領域に緑色つまり葉しかないときは、肥厚帯は存在しないと判断する。

ケース 7: 葉腋の高さの順番がケース5と同様だが、以下の式(11)と、式(9)(10)を満たす場合、2 番目に高い位置にある葉腋に対する肥厚帯を+1 葉の肥厚帯とし、図 16(b)で示す区域を探索する。

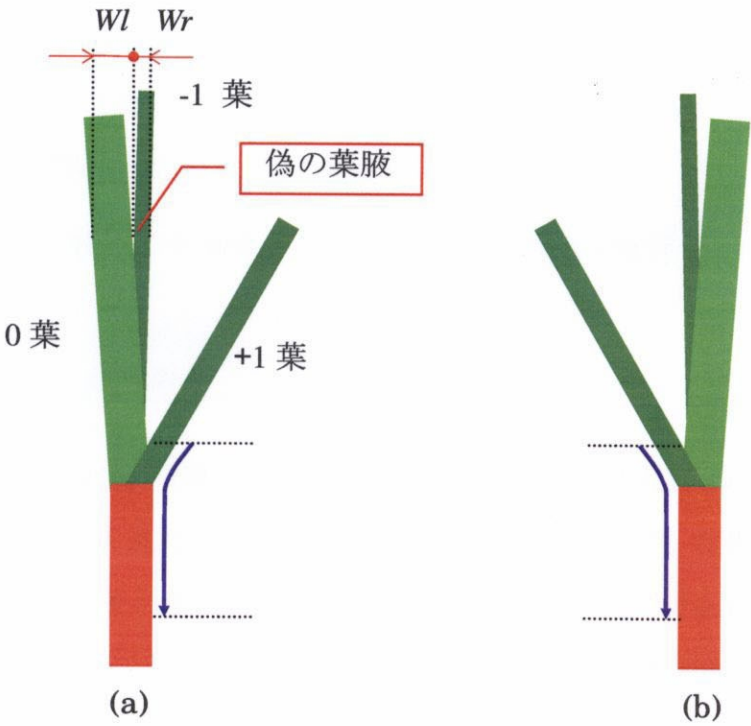


図 16 最も高い位置の葉腋が偽の葉腋だった場合 (a)ケース 6, (b)ケース 7